



**José Silvestre
Serra da Silva**

**Segmentação Pulmonar em Estudos de Tomografia
Axial Computorizada**



**José Silvestre
Serra da Silva**

**Segmentação Pulmonar em Estudos de Tomografia
Axial Computorizada**

Dissertação apresentada à Universidade de Aveiro para cumprimento dos requisitos necessários à obtenção do grau de Doutor em Engenharia Electrotécnica, realizada sob a orientação científica de: Doutora Maria Beatriz Alves de Sousa Santos, Professora Associada do Departamento de Electrónica e Telecomunicações da Universidade de Aveiro; Doutor Augusto Marques Ferreira da Silva, Professor Auxiliar do Departamento de Electrónica e Telecomunicações da Universidade de Aveiro.

O júri

presidente

Prof. Doutor José Joaquim de Almeida Grácio
Professor Catedrático da Universidade de Aveiro

Prof. Doutor Aurélio Joaquim de Castro Campilho
Professor Catedrático da Faculdade de Engenharia da Universidade do Porto

Prof^ª. Doutora Maria Filomena Rabaça Roque Botelho
Professora Associada com Agregação da Faculdade de Medicina da Universidade de Coimbra

Prof. Doutor Jorge dos Santos Salvador Marques
Professor Associado do Instituto Superior Técnico da Universidade Técnica de Lisboa

Prof^ª. Doutora Maria Beatriz Alves de Sousa Santos
Professora Associada da Universidade de Aveiro

Prof. Doutor Augusto Marques Ferreira da Silva
Professor Auxiliar da Universidade de Aveiro

Prof. Doutor Joaquim João Estrela Ribeiro Silvestre Madeira
Professor Auxiliar da Universidade de Aveiro

Dedicatória

à memória de Genoveva Costa,
pelos 14 anos que partilhámos...

Agradecimentos

Pretendo agradecer aos meus orientadores científicos, Prof^a. Doutora Beatriz Sousa Santos e Prof. Doutor Augusto Silva, do Departamento de Electrónica e Telecomunicações da Universidade de Aveiro, pelas sugestões, troca de ideias e conselhos que permitiram a realização desta dissertação.

Ao Prof. Doutor Carlos Ferreira, do Departamento Economia, Gestão e Engenharia Industrial da Universidade de Aveiro, pelo aconselhamento e colaboração na análise estatística.

À Dr^a. Luísa Teixeira, do Departamento de Imagiologia dos Hospitais da Universidade de Coimbra, por ter disponibilizado imagens de TAC da região torácica, por ter manualmente desenhado contornos de referência e ainda pelos esclarecimentos prestados.

Ao Prof. Doutor Joaquim Madeira, do Departamento de Electrónica e Telecomunicações da Universidade de Aveiro pela disponibilidade e troca de ideias.

Ao Dr. Pedro Agostinho, do Departamento de Imagiologia dos Hospitais da Universidade de Coimbra, ao Dr. Fernando Figueiredo e à Dr^a. Anabela Fidalgo, do Hospital Infante D. Pedro, em Aveiro, ao Dr. Jorge Pinho e Melo e ao Dr. Rui Pinho e Melo, do CENTAC - Centro de Tomografia Computorizada de Aveiro, por terem manualmente desenhado os contornos de referência.

À Eng^a. Silvia de Francesco, do Instituto de Engenharia Electrónica e Telemática de Aveiro, pelo apoio na elaboração do fantoma torácico.

Ao José Carlos Fernandes, técnico do Departamento de Imagiologia dos Hospitais da Universidade de Coimbra, e ao Eng. Victor Cruz, da Siemens, pelo apoio prestado na exportação dos exames TAC para formato compatível com o sistema operativo Microsoft Windows.

Ao Prof. Doutor Luís Requicha Ferreira, do Departamento de Física da Faculdade de Ciências e Tecnologia da Universidade de Coimbra, pela minha orientação pedagógica, enquanto Assistente da FCTUC.

Finalmente, é devido um reconhecimento a instituições e organismos que contribuíram para a realização deste trabalho. O Departamento de Electrónica e Telecomunicações da Universidade de Aveiro e o Instituto de Engenharia Electrónica e Telemática de Aveiro, pelo acolhimento e disponibilidade dos recursos necessários. O Departamento de Física da Faculdade de Ciências e Tecnologia da Universidade de Coimbra, pela dispensa do serviço docente. Ao Ministério da Educação e ao Fundo Social Europeu, pela bolsa concedida ao abrigo do programa PRODEP III. À Fundação Calouste Gulbenkian e à Fundação Luso-Americana para o Desenvolvimento pelo apoio financeiro em algumas deslocações a conferências internacionais.

Resumo

A Tomografia Axial Computorizada (TAC) é um dos meios complementares de diagnóstico médico mais eficiente no estudo das regiões pulmonares. Os métodos de segmentação pulmonar em imagens produzidas por esta modalidade são necessários sempre que se pretenda determinar áreas ou volumes, ou obter informação densitométria; podem ainda ser integrados no pré-processamento de uma aplicação que envolva a visualização dos pulmões. No âmbito deste trabalho foram desenvolvidos três métodos de segmentação pulmonar, baseados na análise da distribuição dos níveis de cinzento da imagem de TAC da região torácica e na utilização de técnicas morfológicas, bem como no conceito de contornos activos. O método que produziu melhores resultados demonstrou ser capaz de localizar a zona de separação dos pulmões quando estes se encontram visualmente sobrepostos. Foi ainda desenvolvido um método com uma abordagem tridimensional, que processa em simultâneo a informação relativa a todas as secções do exame, e apresenta como principais vantagens a facilidade de identificação da traqueia e brônquios, bem como de múltiplas zonas de contacto entre pulmões.

O desempenho como detector de contornos pulmonares, do melhor dos três primeiros métodos de segmentação desenvolvidos, e na ausência de *ground truth*, foi comparado com o desempenho de seis radiologistas. Também o método de segmentação tridimensional foi avaliado.

Além da segmentação dos pulmões, também a segmentação de estruturas pulmonares se torna necessária quando se pretende quantificar áreas e volumes ou ainda proceder a medições densitométrias dessas estruturas; o que pode ser utilizado no diagnóstico e seguimento de várias patologias como o enfisema bolhoso, que se caracteriza pela presença de bolhas de ar nos pulmões. Sendo assim, foram desenvolvidos três métodos de segmentação para detectar estas bolhas: o primeiro método processa os dados secção a secção e avalia a coerência longitudinal, o segundo utiliza um *threshold* global e operações morfológicas em 3D e o terceiro utiliza uma versão modificada do modelo deformável *level-set* tridimensional.

Na segmentação de bolhas de ar pulmonares, que apresentam níveis de cinzento muito baixos, o ruído torna-se um problema relevante, sobretudo se as imagens corresponderem a exames de TAC de alta resolução. Assim, para atenuar o ruído das imagens, foi utilizado um conjunto de filtros e estudada a sua influência nos resultados produzidos pelos métodos de segmentação desenvolvidos. Este estudo foi realizado sobre imagens sintetizadas e imagens reais contendo bolhas naturais e artificiais a que se adicionou ruído.

Finalmente, e no sentido de ilustrar a utilidade dos métodos propostos, descreve-se um exemplo de uma aplicação que permite discriminar e quantificar as zonas enfisematosas dos pulmões, bem como visualizá-las secção a secção e tridimensionalmente.

Abstract

X-ray Computed Tomography (CT) is one of the most efficient medical diagnosis tools and has currently a widespread usage in the study of the pulmonary region. Lung segmentation methods are necessary to compute areas or volumes or to perform densitometry; they can also be used as a pre-processing task in pulmonary visualization. In this work, three segmentation methods based on the gray level distribution analysis of CT thoracic images, morphologic techniques and active contours were developed. The method that produced best results proved to be able to locate lung boundaries even when lungs are visually superimposed on the images. Another pulmonary segmentation method using a tridimensional approach was developed; this method processes simultaneously information concerning all sections of the CT exam and has the main advantages of an easy identification of trachea and bronchi, as well as detection of multiple contact zones between lungs.

Due to the lack of a ground truth, the performance of the best of the first three segmentation methods was compared with the performance of six radiologists. The tridimensional method was also evaluated.

Not only the lung segmentation, but also the segmentation of pulmonary structures is needed for diagnosis and follow-up of a variety of diseases, as it is the case of the bulbous emphysema, characterized by the presence of air bubbles inside the lungs. Thus, three segmentation methods were developed to detect these bubbles, the first method processes the exam section by section and analysis longitudinal coherence, the second method uses a 3D approach with a global threshold and morphologic operations, and the third method uses a modified version of the 3D level-set deformable model.

Since air bubbles have very low gray levels, noise becomes a relevant problem in their segmentation, especially in high resolution CT exams. Therefore, to reduce noise, several filters were used and their influence on the results produced by the segmentation methods was analyzed. This study was performed using synthesized and real images with natural and artificial air bubbles, to which noise was added.

Finally, and to illustrate the usefulness of the proposed methods, an application was developed that allows discriminating and quantifying pulmonary emphysematous regions, as well as visualizing those regions section by section and tridimensionally.

Índice

AGRADECIMENTOS	ix
RESUMO	xi
ABSTRACT.....	xiii
ÍNDICE.....	xv
1. INTRODUÇÃO.....	1
1.1. MOTIVAÇÃO E OBJECTIVOS	1
1.2. CONTRIBUIÇÕES INOVADORAS.....	2
1.3. ESTRUTURA DA TESE.....	3
2. CONCEITOS DE FORMAÇÃO DA IMAGEM EM TOMOGRAFIA AXIAL COMPUTORIZADA 5	
2.1. RAIOS X.....	5
2.1.1. <i>Produção de raios X</i>	5
2.1.2. <i>Interacção com a matéria</i>	7
2.2. RADIOLOGIA PROJECTIVA	9
2.3. MODELO DE FORMAÇÃO DA IMAGEM EM TAC	9
2.3.1. <i>Os coeficientes de atenuação linear</i>	9
2.3.2. <i>As unidades de Hounsfield</i>	10
2.3.3. <i>Raios-soma e projecções</i>	11
2.4. AQUISIÇÃO DE DADOS.....	13
2.4.1. <i>Gerações de Tomógrafos</i>	13
2.4.2. <i>Modos de aquisição</i>	15
2.4.3. <i>Arquitectura dos sistemas de TAC</i>	17
2.4.4. <i>TAC em espiral e multi-secção</i>	18
2.5. FUNDAMENTOS DA RECONSTRUÇÃO TOMOGRÁFICA	19
2.5.1. <i>Convolução e retro projecção</i>	19
2.5.2. <i>Interpolação longitudinal</i>	21
2.6. QUALIDADE DA IMAGEM.....	22
2.7. AQUISIÇÃO PULMONAR.....	28
3. ESTRATÉGIAS DE SEGMENTAÇÃO EM IMAGENS MÉDICAS.....	31
3.1. PROCESSAMENTO DE BAIXO NÍVEL.....	31
3.1.1. <i>Segmentação por threshold</i>	32
3.1.2. <i>Segmentação baseada em arestas</i>	34

3.1.3.	<i>Segmentação baseada em regiões</i>	37
3.2.	MODELOS DEFORMÁVEIS	39
3.2.1.	<i>Contornos Activos ou Snakes</i>	43
3.2.2.	<i>Superfícies Activas Paramétricas (3D)</i>	44
3.2.3.	<i>Modelos Geométricos ou Level-Set</i>	45
3.2.4.	<i>Active Shape Models</i>	47
3.2.5.	<i>Active Appearance Models</i>	49
3.2.6.	<i>Deformable Templates</i>	51
3.2.7.	<i>Modelos Probabilísticos</i>	52
3.3.	COMENTÁRIOS FINAIS	53
4.	SEGMENTAÇÃO PULMONAR	55
4.1.	MÉTODO RÁPIDO	57
4.2.	MÉTODO COM SEPARAÇÃO DE PULMÕES	60
4.2.1.	<i>Separação local dos pulmões</i>	62
4.2.2.	<i>Identificação e exclusão da traqueia</i>	65
4.3.	MÉTODO DE CONTORNOS ACTIVOS	67
4.3.1.	<i>A evolução do modelo</i>	67
4.3.2.	<i>As forças externas</i>	67
4.3.3.	<i>Aspectos relevantes da implementação</i>	68
4.4.	COMPARAÇÃO QUALITATIVA ENTRE MÉTODOS	69
4.4.1.	<i>Comentários ao Método Rápido</i>	71
4.4.2.	<i>Comentários ao Método com Separação de Pulmões</i>	71
4.4.3.	<i>Comentários ao Método de Contornos Activos</i>	72
4.4.4.	<i>Desempenho geral</i>	72
4.5.	RESUMO.....	73
5.	SEGMENTAÇÃO PULMONAR 3D	75
5.1.	MÉTODO	76
5.1.1.	<i>Identificação da traqueia</i>	77
5.1.2.	<i>Identificação das regiões pulmonares</i>	78
5.1.2.1.	<i>Threshold</i>	78
5.1.2.2.	<i>Localização pulmonar e suavização da fronteira</i>	81
5.1.2.3.	<i>Separação dos pulmões</i>	81
5.2.	RESULTADOS	83
5.3.	EFICIÊNCIA COMPUTACIONAL	84
5.4.	EXEMPLO DE APLICAÇÃO: IDENTIFICAÇÃO, QUANTIFICAÇÃO E CLASSIFICAÇÃO AUTOMÁTICA DE ENFISEMAS.....	86
5.4.1.	<i>Descrição do Método</i>	87
5.4.2.	<i>Resultados</i>	88
5.4.3.	<i>Discussão</i>	90

5.5.	RESUMO.....	90
6.	AVALIAÇÃO QUANTITATIVA.....	93
6.1.	METODOLOGIA	94
6.1.1.	<i>Conjunto de contornos pulmonares de teste</i>	<i>94</i>
6.1.2.	<i>Emparelhamento dos pontos correspondentes.....</i>	<i>95</i>
6.1.3.	<i>Visualização das diferenças entre contornos.....</i>	<i>96</i>
6.1.4.	<i>Índices de mérito.....</i>	<i>97</i>
6.1.5.	<i>Tratamento estatístico.....</i>	<i>99</i>
6.2.	COMPARAÇÃO ENTRE MÉTODOS DE SEGMENTAÇÃO PULMONAR	99
6.3.	AVALIAÇÃO COM 2 RADIOLOGISTAS INCLUINDO VARIABILIDADES INTER-OBSERVADOR E INTRA-OBSERVADOR.....	104
6.4.	AVALIAÇÃO COM 6 RADIOLOGISTAS INCLUINDO VARIABILIDADE INTER-OBSERVADOR.....	107
6.5.	AVALIAÇÃO COM 6 RADIOLOGISTAS USANDO UM CONTORNO DE REFERÊNCIA	108
6.5.1.	<i>Contorno de referência</i>	<i>108</i>
6.5.2.	<i>Resultados.....</i>	<i>111</i>
6.6.	AVALIAÇÃO DA SEGMENTAÇÃO PULMONAR 3D.....	113
6.6.1.	<i>Desempenho do método</i>	<i>114</i>
6.6.2.	<i>Variação longitudinal</i>	<i>116</i>
6.7.	RESUMO.....	118
7.	BOLHAS PULMONARES.....	121
7.1.	RUÍDO EM IMAGENS DE TAC.....	121
7.1.1.	<i>Ruído de Poisson.....</i>	<i>122</i>
7.1.2.	<i>Métodos para a atenuação do ruído</i>	<i>124</i>
7.1.2.1.	<i>Estratégia para atenuação do ruído</i>	<i>124</i>
7.1.3.	<i>Metodologia para comparação de imagens.....</i>	<i>126</i>
7.1.4.	<i>Imagens em estudo.....</i>	<i>127</i>
7.1.5.	<i>Resultados.....</i>	<i>129</i>
7.2.	SEGMENTAÇÃO DE BOLHAS DE AR PULMONARES	135
7.2.1.	<i>Pré-processamento.....</i>	<i>136</i>
7.2.2.	<i>Segmentação sequencial 2D.....</i>	<i>137</i>
7.2.2.1.	<i>Localização de candidatos a bolha.....</i>	<i>137</i>
7.2.2.2.	<i>Classificação por características físicas.....</i>	<i>139</i>
7.2.2.3.	<i>Interpolação de imagens binárias.....</i>	<i>140</i>
7.2.2.4.	<i>Validação por coerência longitudinal</i>	<i>141</i>
7.2.3.	<i>Segmentação morfológica 3D</i>	<i>142</i>
7.2.4.	<i>Segmentação com Level-Set 3D</i>	<i>143</i>
7.2.5.	<i>Resultados.....</i>	<i>144</i>
7.3.	RESUMO.....	148

8. CONCLUSÕES E TRABALHOS FUTUROS.....	151
8.1. CONCLUSÕES	151
8.2. TRABALHOS FUTUROS.....	152
REFERÊNCIAS.....	155
APÊNDICE A: BOLHAS PULMONARES E OUTRAS PATOLOGIAS	173
APÊNDICE B: CONTORNOS ACTIVOS OU SNAKES	179
<i>a) A função energia.....</i>	<i>179</i>
<i>b) Minimização da energia</i>	<i>179</i>
<i>c) Discretização da energia interna.....</i>	<i>180</i>
<i>d) Forma matricial.....</i>	<i>181</i>
<i>e) Evolução temporal do contorno.....</i>	<i>181</i>

1. Introdução

O papel da Imagiologia, como meio auxiliar de diagnóstico, tem-se expandido para além das tarefas de visualização e inspecção das estruturas anatómicas. Tornou-se uma ferramenta útil na planificação e simulação cirúrgica, navegação intra-operativa e localização de patologias [Montagnat'99] [Robb'03].

A Tomografia Axial Computorizada (TAC) é uma modalidade imagiológica que permite obter imagens de secções do corpo humano, com uma quase nula sobreposição parcial de órgãos ou estruturas; permitindo actualmente a aquisição de exames com grande número de secções de uma forma rápida e com elevada resolução espacial, quase isotrópica. A necessidade de efectuar análises quantitativas em exames com muitas secções tem servido de estímulo para o desenvolvimento de métodos computacionais para a detecção, identificação e delimitação de estruturas anatómicas.

1.1. Motivação e objectivos

Presentemente existe um interesse considerável no desenvolvimento de métodos de análise pulmonar, para identificar na sua fase inicial e acompanhar a evolução de patologias ou avaliar os resultados de intervenções cirúrgicas. A necessidade de melhorar a capacidade de detecção e quantificação das patologias pulmonares, através do processamento de imagens de TAC, tem-se reflectido num crescente número de publicações, com especial incidência no estudo de estruturas e lesões do parênquima pulmonar (como as apresentadas no Apêndice A).

A segmentação dos pulmões a partir de exames de TAC é um passo importante antes da subsequente análise pulmonar. Pode ser realizada por um médico ou um técnico que, usando um dispositivo apontador, contorna manualmente a região de interesse em cada uma das secções do exame. No entanto, em exames com elevado número de secções, esta identificação manual das regiões de interesse torna-se uma tarefa monótona e demorada, sendo também sujeita a variabilidade intra- e inter-observador, o que torna desejável a existência de métodos automáticos. Contudo, se por um lado a segmentação manual tem os problemas referidos, a identificação automática de estruturas a partir das imagens é uma tarefa difícil devido não só ao volume de dados associado aos estudos imagiológicos, mas sobretudo devido à complexidade e variabilidade das formas anatómicas de interesse, bem como à

presença de ruído e artefactos de reconstrução nas imagens de TAC da região pulmonar.

Neste contexto, os principais objectivos deste trabalho consistiram no desenvolvimento de métodos automáticos de segmentação, rápidos e precisos, que possam ser incluídos na fase de pré-processamento de uma aplicação mais abrangente, devendo efectuar:

- segmentação pulmonar,
- segmentação de bolhas de ar pulmonares.

A segmentação deveria ser realizada utilizando métodos clássicos (ou genéricos), assim como métodos específicos, orientados exclusivamente para a segmentação dos pulmões e de formações com conteúdo aéreo. Pretendia-se também desenvolver metodologias de avaliação que permitissem avaliar o desempenho dos métodos propostos, tendo em vista a sua possível disponibilização para utilização clínica, integrados em aplicações de quantificação, manipulação e visualização de imagens bidimensionais e tridimensionais, como auxiliares de diagnóstico, planificação de tratamento e cirurgia, ou seguimento de patologias.

1.2. Contribuições inovadoras

De entre as contribuições inovadoras deste trabalho, destaca-se o facto de ser uma das primeiras propostas para a segmentação de bolhas de ar pulmonares, não tendo sido encontradas na literatura quaisquer referências a métodos de segmentação aplicados a este tipo de lesão pulmonar.

O melhor método de segmentação pulmonar desenvolvido tem a capacidade de identificar a traqueia e brônquios, bem como efectuar a separação pulmonar mesmo quando ocorrem múltiplas regiões de contacto, na mesma secção ou em secções diferentes, o que é uma vantagem quando comparado com outros métodos de segmentação pulmonar.

É inovadora a metodologia desenvolvida para avaliação do desempenho dos métodos de segmentação pulmonar que, na ausência de *ground truth*, compara os contornos obtidos pelo método de segmentação com os desenhados manualmente por radiologistas. Esta metodologia, apesar de ter sido desenvolvida num contexto específico, é suficientemente geral para ser usada em outros cenários de segmentação de imagens médicas.

Finalmente, apresenta-se como exemplo de aplicação, um método inovador de classificação e visualização de regiões enfisematosas. Combinam-se as representações 2D e 3D permitindo aos radiologistas ter uma percepção global e abrangente, mas também de zonas particulares da região torácica, da distribuição espacial da

patologia. A aplicação pode ainda estender-se a outro tipo de patologias cuja classificação decorra da análise de medidas de coeficientes de atenuação linear.

1.3. Estrutura da tese

O presente capítulo faz o enquadramento dos temas abordados nesta tese, mencionando a motivação, os objectivos propostos, as contribuições inovadoras e apresentando a estrutura da tese, sintetizando os assuntos abordados nos vários capítulos.

No capítulo dois descrevem-se os principais aspectos da formação de imagem em Tomografia Axial Computorizada. Introduce-se o modelo de formação da imagem, com referência aos coeficientes de atenuação linear e sua relação com as projecções, proporcionais à intensidade dos feixes de raios X. As várias gerações dos sistemas de aquisição de dados (tomógrafos) de TAC são descritas. São ainda apresentados os fundamentos da reconstrução tomográfica. Em seguida aborda-se a qualidade de imagem, comparando a TAC sequencial com a TAC em espiral.

No capítulo três, são descritas estratégias para a segmentação de imagens médicas. Numa primeira fase, é abordado o processamento de baixo nível que considera somente informação local. Depois são mencionados os modelos deformáveis mais usados em segmentação de imagens médicas, sendo descritos, entre outros, os contornos e superfícies activos deformáveis, e ainda os *level-set*.

O capítulo quatro é dedicado à segmentação pulmonar em imagens de TAC da região torácica. Neste capítulo descrevem-se três métodos desenvolvidos para a segmentação pulmonar numa imagem. Dois destes métodos exploram a correspondência entre determinados segmentos do histograma da imagem e subgrupos de órgãos localizados na região torácica. O terceiro método é baseado no conceito de contornos activos. Para obter uma avaliação preliminar, os resultados dos três métodos são visualmente comparados com contornos elaborados por radiologistas.

O capítulo cinco descreve um método de segmentação pulmonar tridimensional, que localiza as estruturas aéreas principais (traqueia e brônquios) e, utilizando um *threshold* em conjunto com operações morfológicas, identifica a região pulmonar. Este método é capaz de efectuar a separação dos pulmões, mesmo quando estes estão em contacto em múltiplas regiões. Ainda neste capítulo é descrita uma aplicação que permite a identificação, discriminação, quantificação e visualização de zonas potencialmente enfisematosas.

A avaliação quantitativa do desempenho dos métodos de segmentação é abordada no capítulo seis. Uma comparação entre os três primeiros métodos de

segmentação pulmonar permitiu concluir qual o método que apresenta o melhor desempenho. Tendo em conta a possibilidade de utilização na prática clínica deste método, foi feita a sua avaliação utilizando uma metodologia que, na ausência de *ground truth*, entra em consideração com as variabilidades inter- e intra-observador dos radiologistas, comparando o desempenho deste método como detector de contornos pulmonares com o desempenho de seis radiologistas.

O capítulo sete é dedicado à segmentação de bolhas pulmonares, sendo apresentados três métodos de segmentação. O primeiro e o segundo métodos são baseados na análise de histograma e operações morfológicas, seguindo uma abordagem bidimensional e tridimensional, respectivamente. O terceiro método utiliza uma versão modificada do modelo deformável *level-set* 3D, que inclui uma inicialização automática e ainda a definição de uma nova função de paragem. Como o ruído pode influenciar negativamente a detecção das bolhas de ar pulmonares, foram estudados diversos filtros para a atenuação de ruído, tendo o seu desempenho sido avaliado por inspeção visual e através de índices de mérito, em imagens de fantasmas, bem como em imagens reais de TAC com bolhas naturais e artificiais.

Por fim, o capítulo oito descreve sucintamente os principais resultados obtidos através da realização deste trabalho e apresenta conclusões, sendo ainda dadas sugestões para trabalho futuro.

2. Conceitos de Formação da Imagem em Tomografia Axial Computorizada

Neste capítulo são abordados os aspectos relevantes associados à formação da imagem em sistemas da Tomografia Axial Computorizada, desde a produção de raios X até à aquisição de dados e reconstrução tomográfica.

2.1. Raios X

Os raios X são uma forma de radiação electromagnética possuindo um comportamento ondulatório, com campos eléctrico e magnético variando sinusoidalmente, com comprimento de onda no intervalo de 10^{-9}m até 10^{-12}m . A radiação electromagnética pode igualmente ser estudada como conjuntos de pacotes / *quanta* de energia chamados fotões em que a energia é proporcional à sua frequência e, consequentemente, inversamente proporcional ao seu comprimento de onda.

2.1.1. Produção de raios X

Os raios X usados em diagnóstico médico são produzidos pela colisão de electrões, possuindo uma energia cinética elevada, com um material-alvo numa ampola de raios X [Silva'98]. Os electrões são emitidos a partir de um filamento aquecido até ficar incandescente; para temperaturas elevadas os electrões atingem uma energia cinética tal que a probabilidade de abandonarem a superfície do filamento é significativa. Depois, os electrões são acelerados sob a influência de uma diferença de potencial indo colidir com o material-alvo.

A unidade de energia no sistema internacional é o Joule, no entanto quando se está na presença de raios X é frequente usar a unidade electrão-volt (eV), que corresponde à energia cinética adquirida por um electrão quando sujeito a uma diferença de potencial de 1V. Na maioria dos sistemas imagiológicos, que utilizam raios X, a diferença de potencial aplicada na ampola de raios X para acelerar os electrões varia entre 20kV e 150kV. Note-se que existe uma distinção entre kV (unidade de diferença de potencial) e keV (unidade de energia).

Os electrões perdem quase toda (aproximadamente 99%) a sua energia em colisões com os átomos do material-alvo, resultando num aquecimento substancial deste material-alvo. A restante energia dos electrões (aproximadamente 1%) transforma-se em raios X [Farr'01].

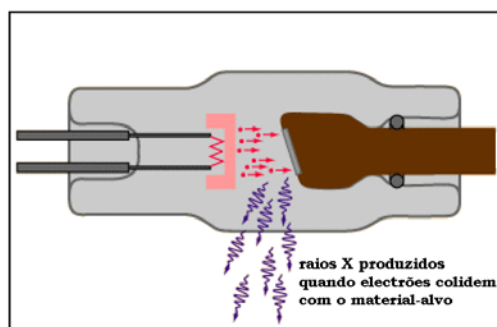


Figura 2.1 – Uma ampola de raios X.

Quando os electrões acelerados incidem no material-alvo (como ocorre numa ampola de raios X, ver figura 2.1), são influenciados pelo campo eléctrico do núcleo do átomo-alvo e sofrem uma variação na sua velocidade, sofrendo uma desaceleração, sendo produzidos raios X, ou seja, a radiação de Bremsstrahlung (ou radiação de travagem). A intensidade da radiação de Bremsstrahlung é proporcional a Z^2 (sendo Z o número atómico), aumentando rapidamente com o número atómico do material-alvo, o que sugere que deva ser usado um material-alvo com Z elevado. Os raios X gerados podem ter uma energia relativamente baixa e, neste caso, o electrão possui ainda energia cinética considerável, continuando a interagir com outros átomos no material-alvo.

Os raios X produzidos são caracterizados por um intervalo de energias. A distribuição dessas energias, ou espectro dos raios X, que corresponde à radiação de Bremsstrahlung, possui uma distribuição contínua [Lima'95].

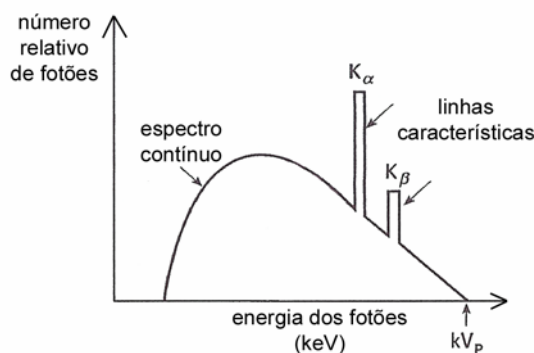


Figura 2.2 – Espectro de raios X (figura adaptada de [Farr'01]).

De acordo com o modelo de Bohr, os electrões ocupam orbitais com níveis de energia específicos. Quando um electrão livre interage com um dos electrões das orbitais mais internas de um átomo, repelindo este electrão da sua orbital, outro electrão das orbitais mais externas irá ocupar o lugar livre da orbital mais interna, emitindo raios X durante este processo. Por outro lado, o electrão livre e o electrão que saiu do átomo irão interagir com outros átomos até ficarem sem energia cinética. Os

raios X resultantes de transições electrónicas entre orbitais atómicas são chamados raios X característicos; cada elemento na tabela periódica possui a sua própria energia de ligação para cada orbital, pelo que as energias dos raios X característicos são uma característica de cada átomo. No espectro dos raios X, estes raios X característicos correspondem a máximos, ou linhas características (ver figura 2.2) [Lima'95].

Exemplos de materiais-alvo são o tungsténio ($Z=74$) e o molibdénio ($Z=42$). O material-alvo usado mais frequentemente é o tungsténio não só por possuir um ponto de fusão de aproximadamente 3400°C , mais elevado que o do molibdénio, mas também por possuir um número atómico elevado produzindo uma intensidade de raios X superior. Trocando o material-alvo para outro com menor número atómico, reduz-se a radiação de Bremsstrahlung, sendo a energia associada às linhas características também reduzida.

2.1.2. *Interacção com a matéria*

Os raios X interagem com a matéria de várias formas. As interacções podem resultar na transferência de energia e, em alguns casos, os raios X poderão existir após a interacção. Exemplos de interacção são: o efeito fotoeléctrico, a dispersão de Compton, a dispersão de Rayleigh, a produção de pares e de tripletos [Beutel'00].

Na interacção fotoeléctrica, um fóton interage com um electrão de um átomo. Quando um fóton possui uma energia igual ou superior à energia de ligação do electrão, ao colidir com o electrão, o fóton transfere para o electrão toda a sua energia, libertando-o do átomo. O efeito fotoeléctrico resulta na ionização do átomo, sendo formado um ião e um electrão livre que, ao longo do seu trajecto, pode ionizar outros átomos até que a sua energia cinética seja dissipada.

O espaço ocupado pelo electrão no átomo é preenchido por um electrão de uma das camadas externas do átomo que, ao deslocar-se para uma região mais próxima do núcleo do átomo (região de menor energia), liberta energia com comprimento de onda específico, radiação característica, de uma forma idêntica à descrita na secção anterior (recorda-se que os electrões dos átomos são libertos do átomo pela interacção com electrões livres; aqui os electrões são libertos do átomo pela interacção fotoeléctrica com um fóton).

Os raios X usados em radiologia interagem primeiro com o paciente e só depois com o detector de raios X. O paciente é composto principalmente por elementos leves, como por exemplo, o hidrogénio, o carbono, o oxigénio e outros elementos com número atómico baixo. A energia de ligação do oxigénio é 0.5keV e mesmo a do cálcio ($Z=20$, um elemento constituinte do osso) é 4keV . Na sequência do efeito fotoeléctrico, os raios X emitidos com estas energias reduzidas são atenuados e reabsorvidos localmente pelos tecidos vizinhos [Hsieh'03].

A dispersão de Compton ocorre quando um fóton, com energia superior à energia de ligação de um electrão, colide com um electrão libertando-o do átomo, sendo este fóton deflectido e perdendo alguma da sua energia inicial. Este fóton pode sofrer colisões adicionais antes de sair do paciente. Esta radiação dispersa contribui para o ruído. Para minimizar este efeito, os sistemas de TAC utilizam colimadores nos detectores ou algoritmos de correcção [Beutel'00].

A dispersão ou deflexão de Rayleigh envolve uma dispersão de fótons pelos electrões do átomo. Nesta interacção não ocorre ionização do átomo e a energia do fóton disperso (deflectido) é idêntica à energia do fóton incidente. Os fótons dispersos sofrem uma mudança na sua trajectória, em relação à direcção de incidência. Nos fótons de energia elevada, por exemplo para 60keV, ocorre uma dispersão com um ângulo (em relação à direcção inicial) muito reduzido, quando comparado com fótons de energia baixa (por exemplo para 5keV). Consequentemente, a dispersão de Rayleigh é mais provável de ocorrer em fótons de energia baixa e em materiais com número atómico elevado [Hsieh'03].

A produção de pares envolve a interacção de um fóton com o campo eléctrico do núcleo do átomo, sendo um exemplo da conversão entre massa e energia, que ocorre para energias superiores a 1MeV. Um fóton incidente é absorvido pelo núcleo, sendo produzido um positrão (e^+) e um electrão (e^-), com energias cinéticas que corresponde ao excesso de energia em relação a 1MeV.

A produção de tripletos é similar à produção de pares, excepto que o fóton interage com o campo eléctrico dos electrões do átomo, em vez do núcleo, sendo emitido um electrão do átomo, que corresponde à terceira partícula. A produção de tripletos é possível somente para energias superiores a 2MeV. Assim que a energia do positrão seja dissipada, ele combina-se com um electrão qualquer, dando origem a uma radiação de aniquilação. A produção de pares e tripletos ocorre para energias consideravelmente superiores às usadas em raios X de diagnóstico, pelo que nenhum destes processos deverá ocorrer quando são usados raios X para diagnóstico médico.

A forma como os raios X são atenuados no meio depende principalmente da energia dos fótons (E) e da constituição da substância ou meio (da sua densidade e do seu coeficiente de atenuação por unidade de massa μ_m) com número atómico Z . Na gama de energias da TAC, o efeito fotoeléctrico ($\mu_m \propto Z^3$ e $\mu_m \propto 1/E^3$) é o mais relevante, quando comparado com outros modos de interacção: a dispersão de Rayleigh ($\mu_m \propto Z^2$ e $\mu_m \propto 1/E^3$) e a dispersão de Compton (μ_m é independente de Z e μ_m é aproximadamente constante com E) [Farr'01] [Hsieh'03].

Para justificar a predominância do efeito fotoeléctrico, considere-se o seguinte exemplo. No efeito fotoeléctrico, μ_m é proporcional ao cubo do número atómico do meio (substância). Os valores médios de Z para a gordura, músculo e osso são 5.9, 7.4 e

13.9, respectivamente, (calculando os valores de Z^3 obtêm-se 205, 405, 2686). Assim, a atenuação associada ao efeito fotoelétrico no osso é 11 vezes superior à atenuação nos tecidos vizinhos, ou seja, o efeito fotoelétrico contribui com o melhor contraste para se distinguir (ou diferenciar) os vários tecidos do corpo. A energia dos fótons que maximiza este efeito é de aproximadamente 30keV [Pope'98], fazendo com que a absorção devida ao efeito fotoelétrico seja predominante quando comparada com outros mecanismos de interação. Para produzir um feixe em que os fótons de 30keV sejam os mais prováveis, é mais apropriado [Pope'98] uma ampola de raios X de 80kV a 100kV.

2.2. Radiologia projectiva

Desde a descoberta dos raios X, em 1895, até aos dias de hoje, as radiografias são projecções bidimensionais em filme de objectos tridimensionais. Através da radiologia é fácil encontrar ossos fracturados e com a injeção de uma substância de contraste é possível observar vasos sanguíneos. No entanto, é quase impossível encontrar ou analisar tumores, uma vez que os tumores e os tecidos saudáveis possuem propriedades semelhantes de dispersão/absorção de raios X.

O princípio da radiografia é a detecção de radiação emitida por uma ampola de raios X e atenuada pelo objecto a ser examinado num detector que, tradicionalmente, é uma combinação de uma película com camadas intensificadoras. Assim, a radiografia apresenta uma distribuição da intensidade da radiação e possui sempre silhuetas sobrepostas: todos os elementos de volume que são percorridos por qualquer feixe contribuem para a atenuação da intensidade da radiação. Cada elemento na película exhibe a soma de todas as contribuições das atenuações do feixe incidente [Ginneken'01] [Robb'03].

2.3. Modelo de Formação da Imagem em TAC

O princípio da Tomografia Axial Computorizada (TAC) consiste em obter a distribuição espacial duma grandeza física a partir de dados de projecções medidos exteriormente ao objecto. Para se compreender a TAC, é útil imaginar o corpo humano como um conjunto de um número finito de secções discretizadas em elementos volumétricos, voxels (ver figura 2.3).

2.3.1. *Os coeficientes de atenuação linear*

Na TAC, a intensidade do feixe incidente I_0 no objecto e a intensidade I emergente atenuada pelo objecto, são medidas para calcular os valores de atenuação

ao longo de cada feixe. O feixe de intensidade I_0 ao percorrer um objecto é parcialmente atenuado, sendo o feixe de intensidade I emergente do objecto proporcional a I_0 , de acordo com a lei de Lambert-Beer [Hsieh'03] [Silva'99]:

$$I = I_0 e^{-\mu d} \quad (2.1)$$

em que μ é o coeficiente de atenuação linear do objecto e d a distância percorrida.

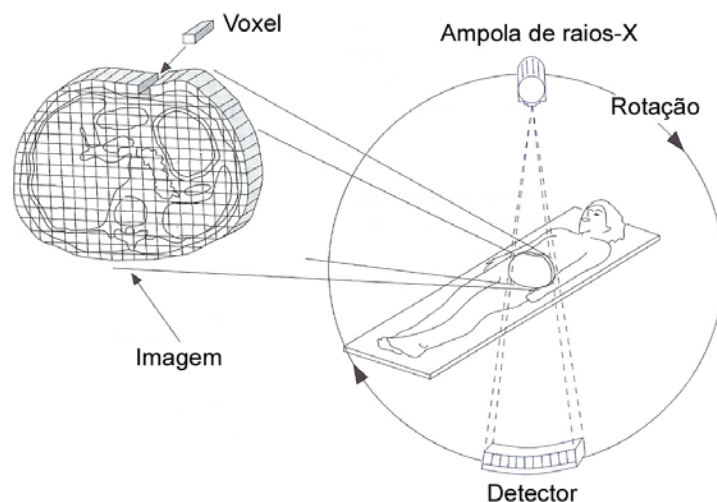


Figura 2.3 - Diagrama da Tomografia Axial Computorizada (figura adaptada de [Hofer'00]).

2.3.2. As unidades de Hounsfield

Os órgãos do corpo humano podem ser caracterizados directamente pelos coeficientes de atenuação linear ou indirectamente pelos valores de TAC, em unidades de Hounsfield, determinados a partir dos coeficientes de atenuação linear $\mu(x,y)$. Para um tecido genérico T , com coeficiente de atenuação μ_T , o valor da TAC é definido por:

$$\text{Valor TAC} = \frac{\mu_T - \mu_{\text{água}}}{\mu_{\text{água}}} \times 1000 \text{ UH} \quad (2.2)$$

Os valores de TAC ou valores de Hounsfield, são definidos como -1000 para o ar e 0 para a água. Apesar dos valores dos coeficientes de atenuação linear dependerem da energia do feixe de raios X, os valores de TAC são quase independentes da energia do feixe de raios X [Farr'01].

Tecidos pulmonares e gordura exibem valores negativos de TAC devido à sua baixa densidade. Os restantes órgãos do corpo humano correspondem a valores positivos, por exemplo, os músculos, tecidos de ligação e a maioria dos órgãos moles (ver figura 2.4).

Os sistemas de aquisição da TAC geralmente trabalham no intervalo de -1024UH até +3071UH, conseqüentemente, estão disponíveis 4096 ($=2^{12}$) valores distintos, sendo necessários 12 bits por pixel para representar adequadamente toda a gama de valores relevantes [Lima'95] [Pisco'99] [Hofer'00].

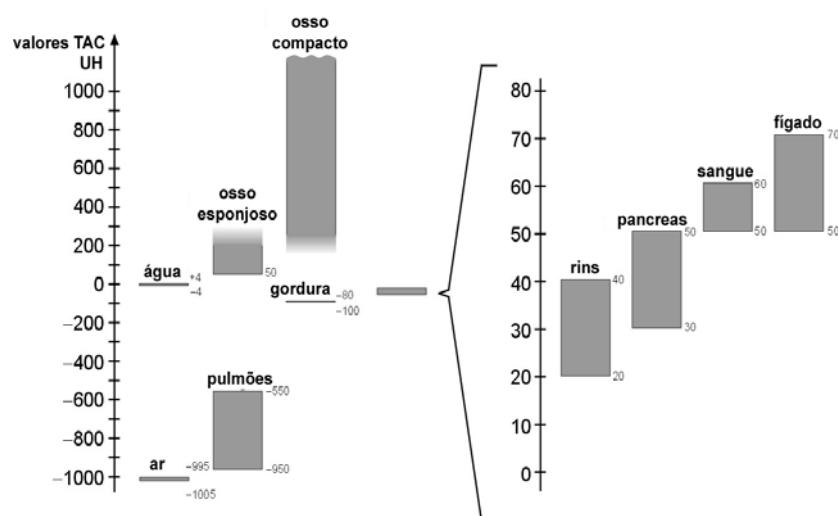


Figura 2.4 – A escala de Hounsfield. Os valores de TAC de órgãos e tecidos (figura adaptada de [Kalender'00]).

2.3.3. Raios-soma e projecções

O raio-soma é determinado pelo logaritmo natural do inverso da fracção da intensidade inicial do feixe que é transmitida segundo uma determinada direcção:

$$\text{raio-soma} = \ln \frac{I_0}{I} \quad (2.3)$$

O conjunto dos raios-soma que possuem direcções paralelas é usualmente designado por projecção [Lima'95] [Silva'99].

A situação mais simples, a medição do coeficiente de atenuação de um objecto homogéneo com radiação monoenergética, encontra-se exemplificada no caso 1 da figura 2.5. A intensidade decai exponencialmente com a espessura do objecto. Se a espessura do objecto for conhecida, então μ pode ser determinado directamente pela equação (2.1).

O segundo caso da figura 2.5 representa um objecto não homogéneo, composto por três regiões homogéneas. A contribuição para a atenuação total resultante de cada intervalo do percurso do feixe depende do valor local do coeficiente de atenuação μ_i . A soma sobre os intervalos do percurso, mesmo para objectos com estruturas simples, tem de ser efectuada em pequenos incrementos d_i e consequentemente pode ser expressa como um integral de μ em relação ao espaço percorrido pelo feixe. Radon [Deans'96] demonstrou que a forma de um objecto pode ser determinada a partir de um conjunto infinito de integrais de linha abrangendo todas as direcções.

Um objecto não homogéneo e mais complexo como, por exemplo, o cérebro, e usando radiação policromática, corresponde à terceira situação indicada na figura 2.5. A intensidade da radiação emergente do objecto é determinada pela integração sobre

todos os intervalos da energia, conforme ilustrado no terceiro caso da figura 2.5 [Kalender'00].

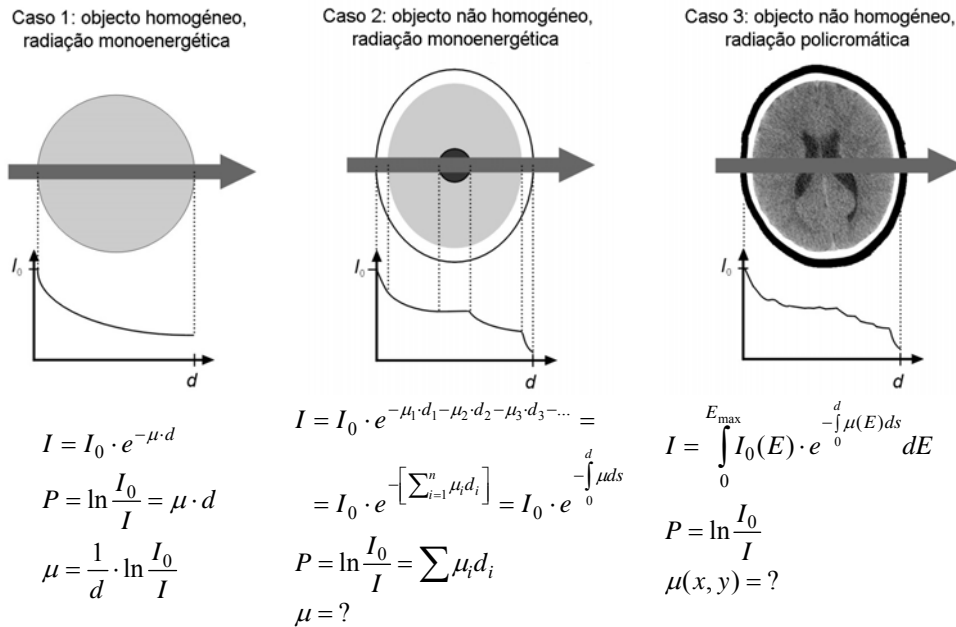


Figura 2.5 – A determinação do valor da projecção P e o coeficiente de atenuação μ . Para objectos não homogéneos, é necessário determinar a distribuição $\mu(x,y)$ (figura adaptada de [Kalender'00]).

Para se determinar uma imagem de boa qualidade é imprescindível amostrar o espaço de Radon, quer a nível de direcções, quer a nível dos raios-soma.

Considerando um conjunto de projecções adquiridas em geometria paralela, numa região angular de 360° , a forma mais frequente de apresentar as projecções, corresponde ao sinograma, cujo nome deriva do facto da projecção de um único ponto produzir uma curva sinusoidal no domínio do sinograma (ver figura 2.6).

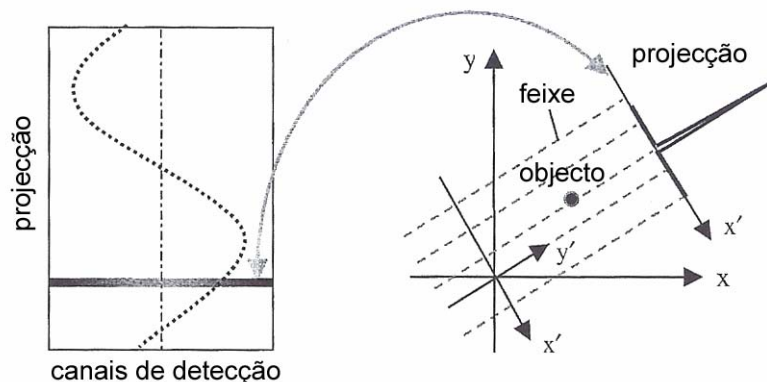


Figura 2.6 – Mapeamento entre o espaço do objecto e o espaço do sinograma. O sinograma é formado pelo empilhamento de todas as projecções dos diferentes ângulos. A projecção de um único ponto produz uma curva sinusoidal no espaço do sinograma.

No espaço do sinograma, ou espaço de Radon, os eixos horizontal e vertical representam os canais do detector e o ângulo das projecções [Barrett'92] [Kak'88] [Hsieh'03].

Para se obter a imagem de TAC é necessário determinar a distribuição bidimensional dos coeficientes de atenuação linear a partir do conjunto de medidas projectivas. Alguns destes detalhes serão focados na secção 2.5 – “Fundamentos da Reconstrução Tomográfica”.

2.4. Aquisição de dados

Os sistemas de Tomografia Axial Computorizada, no início os anos 70, efectuavam aquisições com duração superior a 24 horas. Com a evolução tecnológica, os sistemas mais recentes são capazes de efectuar aquisições extremamente rápidas (em apenas alguns segundos), evidenciar variações temporais das características dos órgãos em estudo e ainda monitorizar intervenções em tempo real.

2.4.1. Gerações de Tomógrafos

O desenvolvimento dos tomógrafos, ou seja, os *scanners* de Tomografia Axial Computorizada, começou com as experiências de Hounsfield no início dos anos 70, que corresponde à primeira geração da TAC. O primeiro *scanner* comercial, de segunda geração, difere muito pouco do sistema de aquisição de Hounsfield. Para aumentar a velocidade, foram acrescentados detectores, o que implicou passar de um feixe tipo lápis para um feixe cónico. Ambos os métodos de aquisição funcionavam de acordo com os princípios de translação – rotação, no qual o feixe de radiação percorria o objecto num movimento linear de translação e repetia este procedimento após um pequeno incremento da rotação (ver figura 2.7) [Kalender'00].

Para permitir aquisições de órgãos do corpo humano durante a suspensão da respiração (apneia), a meio dos anos 70, foi atingido o objectivo de reduzir o tempo de aquisição para 20 segundos por secção, com a introdução de sistemas com feixe cónico. Em vez de se adquirir uma projecção por um feixe tipo lápis com movimento de translação, foi usado um feixe cónico e um conjunto de detectores em arco (figura 2.7), para medir múltiplas projecções em simultâneo (terceira geração da TAC).

O movimento de translação ficou obsoleto e os sistemas passaram a efectuar somente movimento de rotação. O primeiro sistema de aquisição com feixe cónico foi colocado no mercado em 1976. Um pouco mais tarde, os sistemas de aquisição passaram a usar um conjunto de detectores estacionários distribuídos ao longo de um anel envolvendo por completo o paciente, com uma fonte rotativa de raios X (quarta geração da TAC).

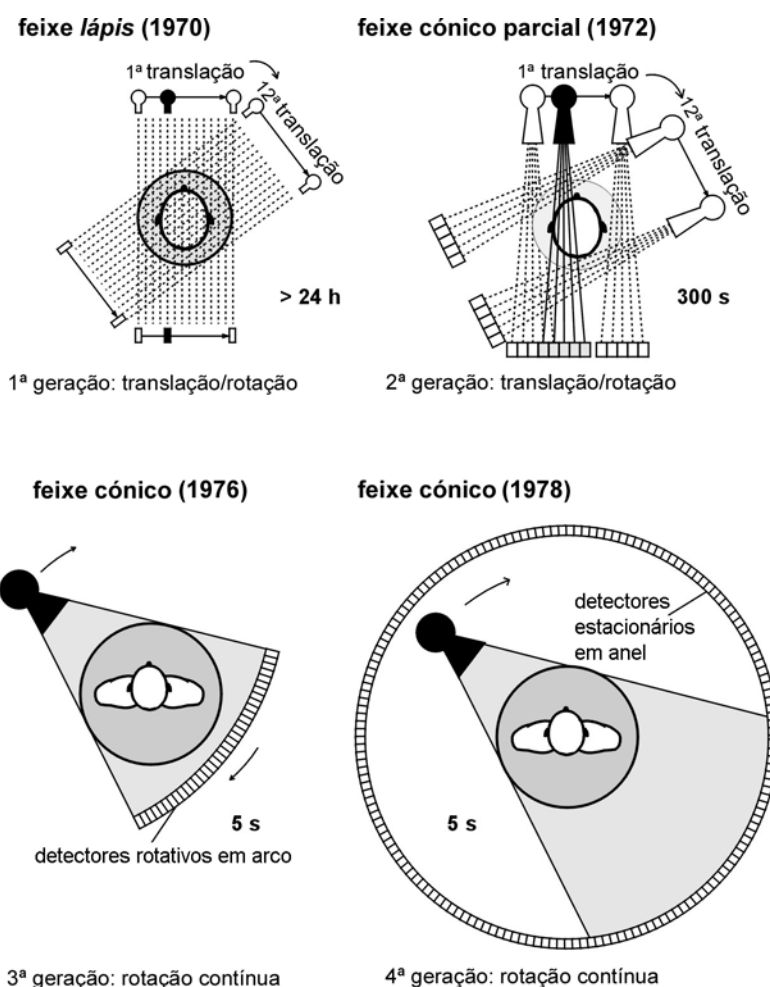


Figura 2.7 – As primeiras quatro gerações da TAC. Aquisição por translação e rotação usando um feixe tipo lápis (a) ou um feixe cônico (b); sistema de TAC com feixe cônico em que todo o corpo é adquirido numa rotação contínua de 360°, com a rotação do detector (c) e com detector estacionário (d) (figura adaptada de [Kalender'00]).

Sistemas de TAC com rotação contínua, introduzidos em 1987 pela Siemens Medical System (Somatom Plus) e pela Toshiba Medical Systems (TCT 900S), são baseados na tecnologia do anel deslizante¹. A energia eléctrica necessária para a ampola de raios X é transferida através de anéis deslizantes, em vez de se usarem cabos. Esta inovação, não só permitiu a redução do tempo de aquisição para aproximadamente 1s, mas também serviu de base para exames de TAC dinâmica e para a TAC em espiral.

A introdução da TAC em espiral multi-secção de quatro secções com tempos de aquisição inferiores a 500ms, no ano de 1998, correspondeu a uma redução do tempo de aquisição de um factor de 8, quando comparado com o sistema típico de 1s com uma só linha de detectores. A TAC em espiral, inicialmente com uma linha de detectores e posteriormente com várias linhas de detectores (sistemas TAC

¹ *slip ring* traduzido como *anel deslizante*.

multi-secção), definem as 5ª e 6ª gerações da TAC, respectivamente [Silva'99] [Hsieh'03] [Robb'03].

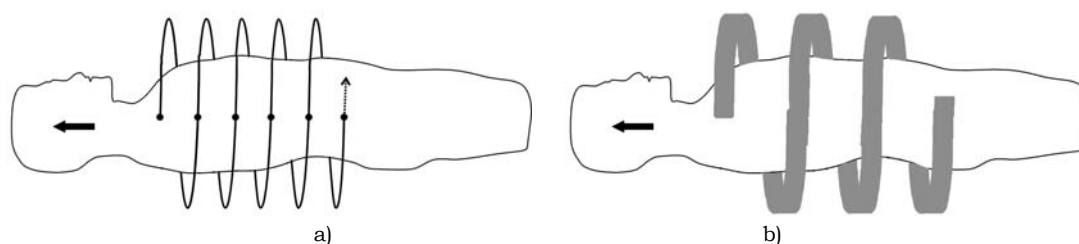


Figura 2.8 – As 5ª e 6ª gerações da TAC, (a) TAC em espiral com uma linha de detectores, (b) TAC em espiral com múltiplas linhas de detectores.

2.4.2. Modos de aquisição

Um exame normal de TAC necessita que se adquira uma “radiografia” para orientação (topograma) em relação à anatomia em questão, para seleccionar as secções a adquirir. O topograma também é usado para documentar as secções adquiridas.



Figura 2.9 – A imagem de um topograma com indicação dos limites, definidos pelo radiologista, para aquisição da região torácica.

Há mais de duas décadas que os exames de TAC sequencial consistiam em adquirir secções individuais sequencialmente. Após a aquisição de uma secção, o paciente era deslocado uma determinada distância. Depois, a próxima aquisição seria efectuada, sendo este procedimento repetido. Este modo de aquisição, que entretanto foi substituído pela TAC em espiral, era relativamente demorado devido ao tempo de arrefecimento entre aquisições. Um exame de um órgão completo demoraria tipicamente entre 5min e 20min, uma vez que era necessário não só tempo para deslocar o paciente, mas também uma pausa entre aquisições para evitar sobreaquecimento.

Para necessidades específicas, foram desenvolvidas variantes de sistemas de TAC que, de uma forma sumária, são descritas de seguida.

A TAC de dupla energia serve para obter informação da composição dos tecidos. Para este efeito, é adquirida uma secção com dois espectros de radiação diferentes, isto é, com diferentes valores de tensão e eventualmente com diferente filtragem. Para este efeito, são executadas duas aquisições consecutivas ou comutando rapidamente a tensão de projecção em projecção. Este sistema de TAC já não é disponibilizado comercialmente uma vez que não possui vantagens consideráveis sob o ponto de vista de diagnóstico. No entanto, existe ainda algum interesse neste sistema, como por exemplo, na planificação de terapia por radiação, em especial para terapia por prótons, em que a precisão é fundamental.

A TAC dinâmica é usada para evidenciar variações temporais das características de atenuação do objecto. Estas alterações podem, por exemplo, decorrer de processos fisiológicos como a respiração ou o batimento cardíaco. No sentido de se garantir um nível mínimo de contraste entre as estruturas alvo e os tecidos circundantes, é usual recorrer-se à administração prévia duma substância radio-opaca. As secções alvo são então adquiridas repetidamente ao longo dum intervalo de tempo, para a análise de determinado processo fisiológico.

Na tomografia de intervenção, são adquiridas imagens aproximadamente em tempo real, a menos da resolução temporal. É possível monitorizar intervenções em TAC com aquisições efectuadas em determinados intervalos de tempo. É efectuada uma aquisição contínua de uma secção, como na TAC dinâmica, mas com uma mais rápida reconstrução e representação da imagem, sendo possível adquirir cinco ou mais imagens por segundo, observando as imagens quase em tempo real, num monitor.

A TAC em espiral corresponde à aquisição volumétrica rápida e contínua; substitui a TAC sequencial, que corresponde a uma aquisição discreta ao longo do eixo longitudinal. Os pré-requisitos técnicos para a sua implementação foram tornados possíveis pela introdução da tecnologia do anel deslizante. Sistemas modernos, com detectores multi-linhas e tempos de rotação abaixo do segundo, permitem a aquisição de um órgão completo, ou de uma região anatómica em alguns segundos [Silva'99] [Kalender'00].

A Tomografia por Feixe de Electrões (TFE), foi concebida no início da década de 80 [Silva'99] para o estudo do coração, com tempos de aquisição extremamente curtos. O conceito revolucionário deste sistema envolvia a aquisição de dados sem movimento mecânico. Para este efeito, um feixe de electrões era gerado, acelerado e focado electromagneticamente no ânodo com uma estrutura em anel que envolve o paciente (figura 2.10). A TFE, que introduz o conceito de aquisição multi-secção, não teve uma utilização generalizada devido ao elevado custo e a interesses comerciais, tendo sido

instalados em todo o mundo apenas algumas dezenas de sistemas [Lima'95] [Silva'99] [Kalender'00].

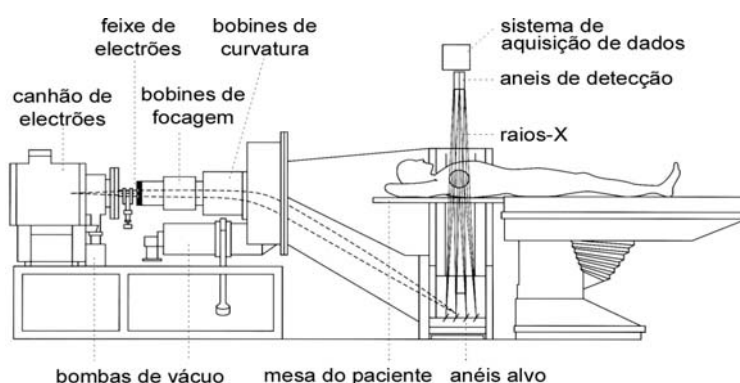


Figura 2.10 – A Tomografia por Feixe de Electrões.

2.4.3. Arquitectura dos sistemas de TAC

Os dois maiores componentes de um sistema de TAC são a unidade de aquisição (a *gantry*) e a cama do paciente. Em regra, a *gantry* pode ser inclinada em relação ao sistema de rotação, permitindo a selecção de planos de aquisição não perpendiculares ao eixo longitudinal, como acontece em regiões críticas como a base do crânio ou região lombar da coluna.



Figura 2.11 – Fotografia de uma sala de exame com Somatom Volume Zoom, com a cama do paciente e a *gantry* que geralmente pode ser inclinada $\pm 30^\circ$ e contém o sistema de produção de raios X e o sistema de aquisição (figura adaptada de [Kalender'00]).

O sistema de rotação da *gantry* representa uma massa entre 400Kg e 1000Kg. Para acelerar esta massa para duas rotações por segundo são usados motores que garantem um movimento uniforme. A transferência de energia eléctrica para a ampola de raios X e para outros componentes da parte rotativa da *gantry* é conseguida por anéis rotativos.

A produção de raios X envolve um subsistema eléctrico que funciona em regimes de potência relativamente elevados. Os requisitos de potência aumentaram dramaticamente com o aumento das velocidades de aquisição e com a introdução da TAC em espiral, devido à dose de radiação associada ao crescente número de secções que são adquiridas. Valores típicos para a potência vão desde 20kW até 60kW, com tensão no intervalo de 80kV a 140kV.

Os sistemas de TAC possuem vários colimadores e filtros que permitem uma filtragem do espectro da radiação gerada na ampola de raios X, definição das dimensões focais do feixe, protecção do detector contra radiação dispersa e protecção geral contra radiação.

O sistema de aquisição transforma a radiação X incidente num sinal eléctrico correspondente, amplifica esse sinal e converte-o de analógico para digital. Os detectores são dos componentes mais críticos e tecnologicamente mais importantes de todo o sistema de TAC. Têm sido usados dois tipos de detectores:

- câmaras de ionização, principalmente preenchidas com gás raro Xénon em alta pressão,
- detectores de cintilação na forma de cristais e materiais cerâmicos.

As câmaras de ionização de Xénon possuem várias vantagens: a sua construção é relativamente simples e a sensibilidade dos canais individuais do detector é exactamente a mesma uma vez que a pressão do gás é a mesma para todo o detector. Por este motivo, foram durante muito tempo considerados os detectores de eleição. No entanto, para as elevadas velocidades de aquisição que se atinge nos dias de hoje, os detectores de Xenon já não são considerados os melhores detectores por não serem suficientemente rápidos.

Os detectores cerâmicos ultra-rápidos são outro tipo de detectores, constituídos por um material cerâmico (Gd_2O_2S) com resultados superiores em termos de qualidade de imagem e em termos de tempo de resposta, quando comparados com os detectores de Xenon.

Outra desvantagem dos detectores de Xenon (e esta poderá ser a desvantagem decisiva em relação a futuros desenvolvimentos) é o facto de poder ser facilmente construído um conjunto linear de detectores para a TAC mono-secção, mas matrizes bidimensionais de detectores, para a TAC multi-secção, são extremamente difíceis de construir [Lima'95] [Kak'88] [Kalender'00].

2.4.4. *TAC em espiral e multi-secção*

Na TAC em espiral e na TAC multi-secção, as projecções são adquiridas continuamente enquanto a cama do paciente se desloca através da *gantry*. A ampola de raios X descreve um movimento em espiral, em volta do paciente (ver figura 2.12).

O conjunto de dados adquiridos pode ser usado para reconstruir secções com diferentes espessuras ou diferentes distâncias entre secções.

Uma das vantagens da TAC em espiral (e TAC multi-secção) é de permitir a detecção de pequenas lesões que poderiam ficar ocultas usando a TAC sequencial (ver figura 2.20).

Actualmente a TAC em espiral (e TAC multi-secção, com múltiplas linhas de detectores) permitem aquisições extremamente rápidas, com tempos de rotação inferiores a 0.5 segundos. Estes *scanners* combinam a capacidade de aquisição de secções muito finas (inferiores a 1mm) e grandes volumes anatómicos em menos de 20 segundos. A principal diferença de *hardware* ocorre no *design* do detector. Em vez de usar matrizes de detectores fixos com tamanho uniforme, as novas malhas de detecção possuem detectores com diversos tamanhos ao longo do eixo longitudinal, com detectores maiores próximos das extremidades do cone do feixe e mais pequenos no centro do feixe [Hofer'00] [Kalender'00] [Hsieh'03].

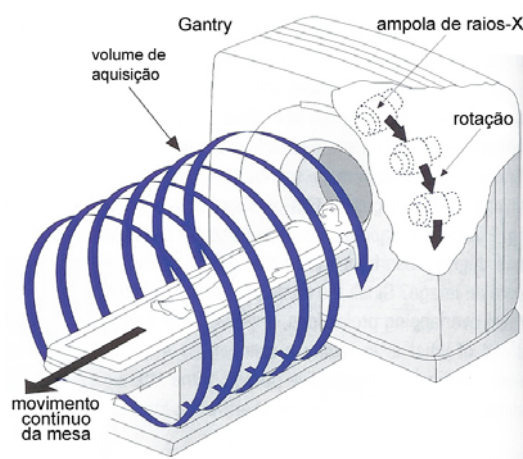


Figura 2.12 – TAC em espiral: princípios de aquisição (figura adaptada de [Hofer'00]).

2.5. Fundamentos da Reconstrução Tomográfica

Os dados adquiridos pelos detectores do sistema de TAC são processados para ser reconstruída uma imagem que represente o objecto em estudo. Os aspectos principais deste procedimento são descritos de seguida.

2.5.1. Convolução e retro projecção

O conjunto de medidas cujo modelo matemático é a equação (2.1) constitui um universo de amostras do espaço de Radon. O grande desafio computacional da TAC consiste em proceder à inversão da transformação de Radon a partir desse conjunto de medidas projectivas.

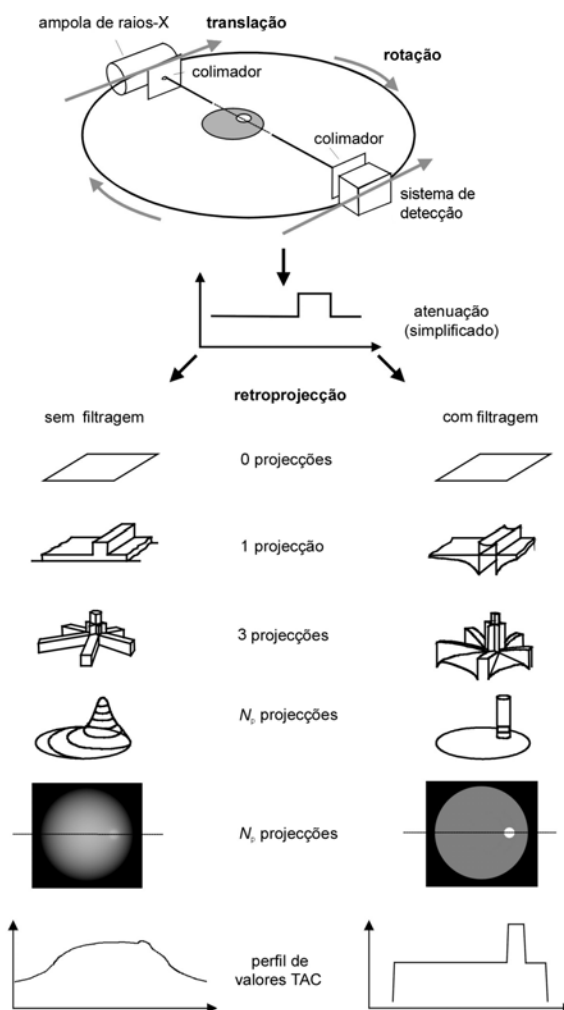


Figura 2.13 – Reconstrução da imagem por retroprojeção sem e com filtragem. A retroprojeção de projecções resulta em imagens difusas e demasiado suavizadas. A filtragem das projecções contrabalança o efeito da suavização (figura adaptada de [Kalender'00]).

O método usado pelos sistemas de TAC dos dias de hoje utiliza procedimentos de convolução e retroprojeção². O ponto de partida é sempre uma matriz (imagem) vazia. Para a retroprojeção, cada valor da projecção é adicionado a todos os pixels ao longo do trajecto percorrido pelo respectivo raio-soma. Utilizando como exemplo um objecto simples, um cilindro (ver figura 2.13), os seus detalhes são facilmente reconhecidos uma vez que a intensidade da imagem é elevada nessa região. No entanto, a imagem fica esbatida, como se pode observar na parte inferior esquerda da figura 2.13, devido ao processo de retroprojeção. Para evitar este esbatimento, deve ser efectuada a convolução com um filtro passa-alto, que realce os detalhes do objecto. A utilização da convolução oferece ainda a possibilidade de influenciar as características da imagem, pela escolha do filtro apropriado, podendo suavizar ou

² Tradução de *backprojection*.

realçar regiões da imagem que correspondem a estruturas ou fronteiras de estruturas [Kak'88] [Kalender'00] [Hsieh'03].

Demonstra-se [Natterer'01] [Barrett'92] que o modelo analítico para a reconstrução tomográfica corresponde a:

$$f(x, y)_R = Q\left(f(x, y) ** \frac{1}{r^2}\right) \quad (2.4)$$

onde $f(x, y)_R$ é a imagem reconstruída, $f(x, y)$ é a imagem original, r é a distância até ao centro do campo de reconstrução, $**$ corresponde à operação de convolução e Q é um operador de regularização (ou filtro) passa-alto truncado.

Em termos formais, a função reconstruída decorre dum processo de inversão:

$$f_R = Q(B(f)) \text{ ou } f_R = B(Q(f)) \quad (2.5)$$

já que os operadores de filtragem Q e de retroprojecção B são comutativos.

Note-se que a degradação decorrente apenas da retroprojecção resulta desta operação ser equivalente à convolução 2D da imagem original com uma função $1/r^2$ com $r^2 = x^2 + y^2$, rotacionalmente invariante e intrinsecamente com um comportamento do tipo filtro passa-baixo. O filtro Q surge como um operador de regularização deste tipo de distorção imposto por $1/r^2$.

2.5.2. Interpolação longitudinal

O princípio da reconstrução da imagem de TAC em espiral é o mesmo da TAC sequencial. No entanto, é necessário um pré-processamento adicional, a interpolação longitudinal, para gerar um conjunto de dados planares e consistentes a partir dos dados da espiral para uma imagem arbitrária em z_R (no eixo longitudinal ou eixo z).

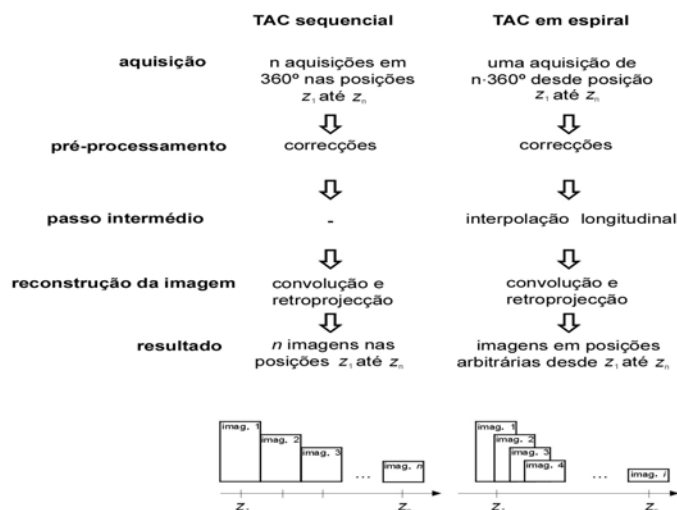


Figura 2.14 – Processamentos de imagens de TAC sequencial (à esquerda) e da TAC em espiral (à direita) (figura adaptada de [Kalender'00]).

A forma mais simples e directa para a interpolação longitudinal consiste em fazer uma interpolação linear (IL 360°) entre os dados adquiridos para uma determinada posição angular, antes e depois da posição em estudo z_R , ou seja, a uma distância d ao longo do eixo z ou a uma distância de 360° ao longo da trajectória da espiral (ver figura 2.15a). Este foi o algoritmo utilizado nas primeiras experiências da TAC em espiral.

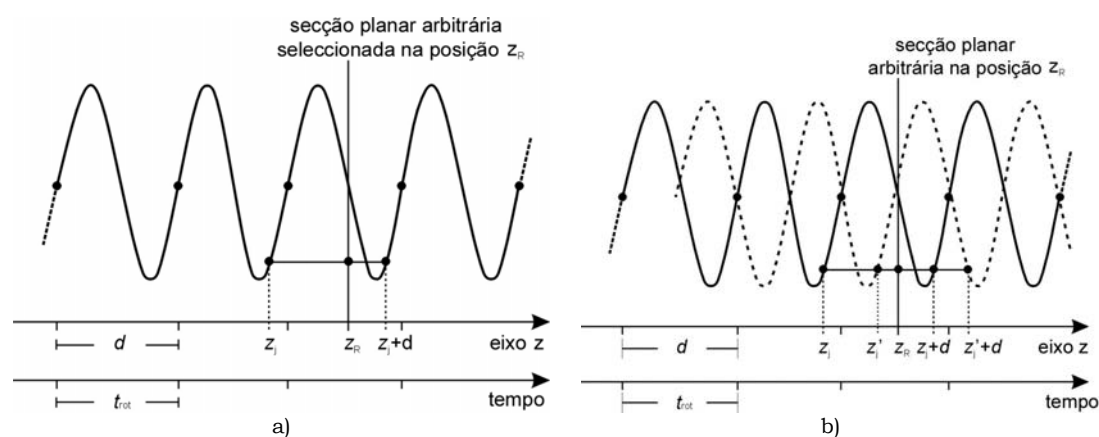


Figura 2.15 - Pré-processamento de dados da TAC em espiral: a) a interpolação linear entre os pontos z_j e z_j+d , numa posição arbitrária z_R (IL360°); b) usando a espiral sintetizada, os dados disponíveis para interpolação linear encontram-se mais próximos da posição pretendida (IL180°) (figura adaptada de [Kalender'00]).

Frequentemente, a interpolação longitudinal utiliza dados sintetizados, determinados da seguinte forma: em qualquer rotação de 360° da ampola de raios X, cada raio-soma é medido duas vezes usando dois feixes opostos, sendo determinada uma segunda espiral sintetizada a partir de ambas as medições da espiral, com um *offset* de 180°. A espiral sintetizada serve de base aos algoritmos para efectuarem interpolação com $d/2$ ou 180° (IL180°) (figura 2.15b) [Kalender'00] [Hsieh'03].

2.6. Qualidade da imagem

A qualidade da imagem é um conceito de grande importância para a avaliação de qualquer sistema imagiológico, e está relacionada com o grau de exactidão com que um sistema reproduz a imagem de um objecto. A qualidade da imagem de um sistema de TAC depende, entre outros factores, do contraste entre regiões vizinhas, da homogeneidade, do ruído, da resolução espacial e da existência, ou não, de artefactos.

O contraste é definido a partir das diferenças dos coeficientes de atenuação das estruturas vizinhas na imagem. Em radiografias, o contraste é dominado por estruturas com elevada atenuação, como o osso, ou por diferenças de espessuras no objecto; contribuições de estruturas com baixa atenuação, tipicamente estruturas moles, ficam ocultas na maioria das imagens. O contraste em secções obtidas pela

TAC é determinado a partir dos valores de atenuação correspondentes aos voxels vizinhos; podem ser observadas pequenas diferenças na composição dos tecidos, devido à reduzida sobreposição parcial de estruturas, ao contrário do que ocorre nas radiografias. Os valores de TAC e conseqüentemente o contraste de estruturas com número atômico bastante diferente da água podem variar consideravelmente com o diâmetro do paciente [Herman'80] [Lima'95] [Kalender'00].

Considera-se um sistema de TAC capaz de manter a homogeneidade quando, usando um fantoma constituído exclusivamente por água, se obtém um valor em toda a secção do objecto, com uma tolerância de $\pm 4UH$ [Kalender'00].

As flutuações de natureza estatística que ocorrem nas medições das projecções acabam naturalmente por influenciar os valores calculados para os coeficientes de atenuação linear que vão definir a imagem. O próprio algoritmo de reconstrução da imagem acaba por propagar essas flutuações espúrias que surgem na imagem sob a forma de ruído [Kak'88]. A incerteza associada aos coeficientes de atenuação linear num sistema ideal é principalmente atribuída a este tipo de ruído estatístico, ou seja, causado por flutuações do número de *quanta* de raios X registados pelo detector. A figura 2.16 mostra um exemplo da influência do ruído quântico na detecção de detalhes de baixo contraste, para duas aquisições com parâmetros diferentes. Este exemplo demonstra que o nível do ruído e conseqüentemente o contraste dependem fortemente da dose de radiação e dos parâmetros de aquisição e que podem colocar em perigo o diagnóstico, neste caso, a detecção de estruturas de baixo contraste.

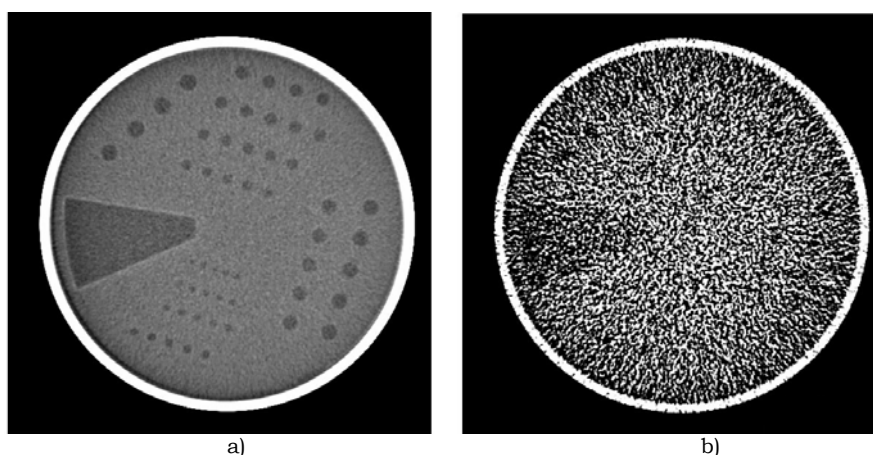


Figura 2.16 – A detecção de detalhes de baixo contraste depende dos níveis do ruído. Aquisição com a) dose de radiação elevada, como se fosse um exame ao cérebro; b) dose de radiação reduzida, como se fosse um exame de densitometria óssea [Kalender'00].

A resolução espacial está associada à capacidade de um sistema imagiológico exibir pequenos detalhes. A resolução espacial transaxial depende de vários parâmetros dos quais são de destacar: i) abertura do foco e dos colimadores; ii) filtro que integra o algoritmo de reconstrução; iii) configuração do esquema de amostragem,

isto é, organização espacial dos canais de detecção e das direcções de amostragem. A resolução espacial pode ser medida com recurso a fantasmas especiais compostos por materiais de elevada atenuação, nos quais são implantados padrões com orifícios e/ou linhas (ver figura 2.16a).

Uma outra forma de quantificar a relação da resolução espacial com o contraste consiste na determinação da respectiva Função de Transferência de Modulação (FTM). Trata-se de uma medida da capacidade do sistema em transferir o contraste do objecto para o contraste da imagem. Esta capacidade de transferência de contraste depende do nível de detalhe que o objecto apresenta, ou seja, há uma dependência directa da FTM em relação às frequências espaciais da imagem do objecto. Na verdade, existe uma relação directa da FTM quer com a resposta pontual $h(x)$ quer com a resposta a uma linha $h_L(x)$. Mais concretamente, tem-se que [Lima'95]:

$$FTM(u) = \frac{|H(u)|}{|H(0)|} = H_L(u) \quad (2.6)$$

em que $H(u)$ e $H_L(u)$ são as transformadas de Fourier das respostas pontual e a uma linha, respectivamente, $H(0)$ é o valor da transformada de Fourier para $u=0$, ou seja, valor médio da imagem. Note-se que, como é usual, admite-se que $h(x)$ e $H(u)$ sejam rotacionalmente invariantes e como tal, basta uma análise unidimensional. Na prática, a FTM pode ser determinada recorrendo a fantasmas pontuais ou com linhas e efectuando as correspondentes transformações de Fourier das imagens resultantes. Em TAC, a FTM é frequentemente referida como diagrama de contraste-detalhe. As curvas FTM são tipicamente semelhantes às da figura 2.17c) e demonstram que a capacidade de reproduzir contraste a frequências espaciais elevadas é reduzida [Lima'95] [Kalender'00] [Hsieh'03].

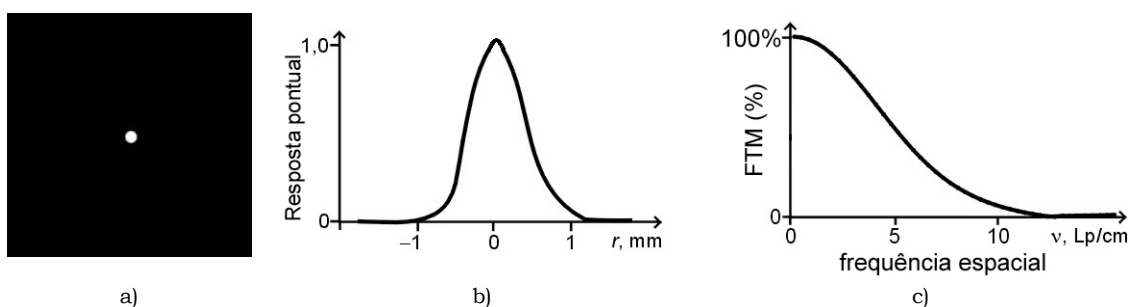


Figura 2.17 – a) Imagem do fantoma com um ponto central, b) resposta pontual radial, c) Função de Transferência de Modulação ou diagrama de contraste-detalhe (figura adaptada de [Kalender'00]).

O sistema imagiológico pode produzir sistematicamente estruturas artificiais (artefactos), que se desviam da realidade. Uma decisão sobre o que é correcto, não é uma questão fácil e requer uma experiência considerável por parte do imagiologista,

assim como um conhecimento apropriado dos mecanismos responsáveis pelos artefactos. As principais causas que geram artefactos são: movimento do paciente, endurecimento do feixe³, radiação dispersa, efeito de volume parcial (regiões que ficam mascaradas pelos tecidos vizinhos), implantes metálicos, detectores deficientes e ultrapassagem dos limites do campo de medida. Na TAC, o movimento do paciente leva não só a esbatimento dos contornos, mas também perturba toda a imagem (figura 2.18b).

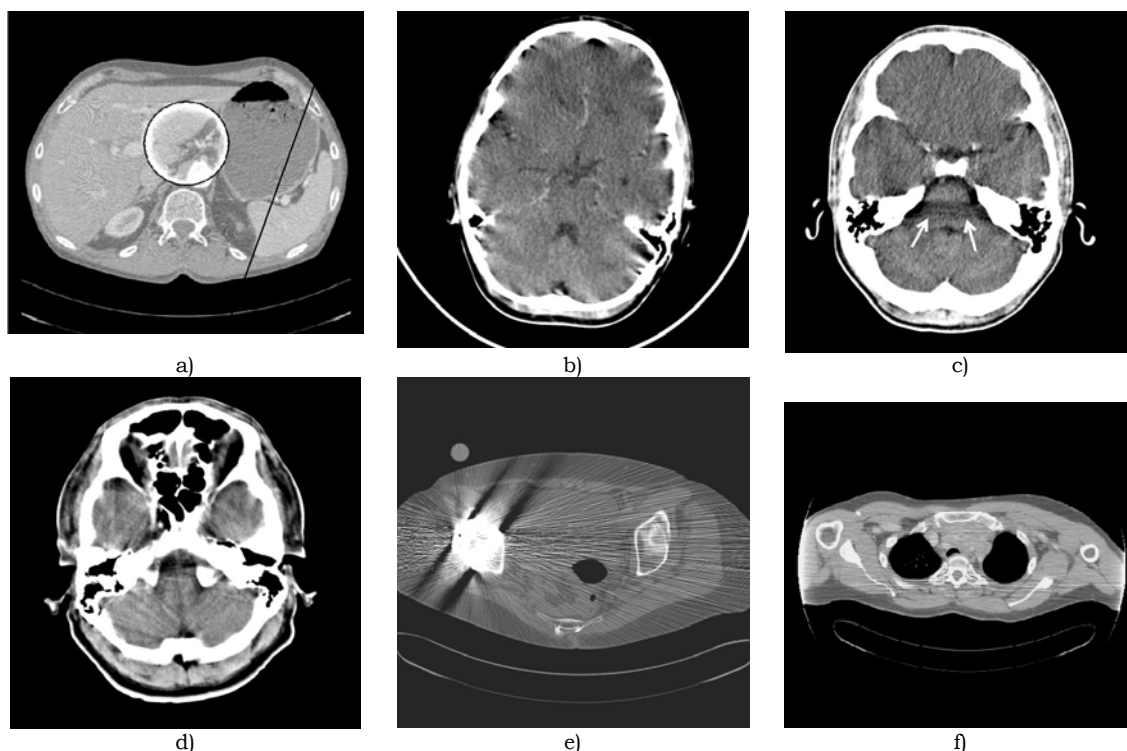


Figura 2.18 – Exemplos de artefactos em imagens de TAC, que resultam de: a) falha do detector, b) movimento do paciente, c) endurecimento do feixe, d) efeito de volume parcial, e) implantes metálicos, f) paciente excede o campo de medida (figura adaptada de [Kalender'00]).

Os actuais sistemas de TAC, com tecnologia recente e com tomógrafos extremamente rápidos, têm capacidade para adquirir imagens com secções finas, minimizando estes artefactos [Kalender'00] [Hsieh'03].

A qualidade da imagem de TAC em espiral deverá ser comparável com a TAC sequencial, quando forem usados os mesmos parâmetros de aquisição, uma vez que a geometria do tomógrafo, o número e a separação dos elementos detectores, o número de projecções processadas por imagem, etc., permanecem os mesmos. No entanto,

³ O endurecimento do feixe ocorre quando este é policromático e os fótons de menor energia são absorvidos pelos primeiros tecidos, não chegando aos tecidos que se encontram na região oposta, ou seja, por onde o feixe irá sair, pelo que, tecidos iguais em regiões opostas são atenuados de forma diferente e, em média, o feixe é mais penetrante, pelo que se fala em endurecimento do feixe.

podem ocorrer diferenças na qualidade da imagem resultantes do processamento adicional de interpolação longitudinal, devido aos seguintes factores:

- ruído
- perfil da sensibilidade longitudinal
- artefactos específicos da aquisição em espiral

Com a utilização de algoritmos IL180°, os dados são adquiridos num intervalo angular inferior ao da interpolação de 360° e os valores do ruído deverão ser superiores. Para um pixel localizado no centro da rotação, os dados são processados sobre 2×180°, ocorrendo um aumento no ruído de um factor de $\sqrt{2}$ comparado com o algoritmo IL360° [Kalender'00] [Hsieh'03].

Para a TAC em espiral, o perfil da sensibilidade longitudinal (PSL) pode modelar-se pela convolução do perfil original com a função associada ao deslocamento relativo da mesa (figura 2.19). Para uma interpolação linear, esta função tem uma evolução triangular, com um comprimento da base igual ao deslocamento da mesa d (IL180°) ou $2d$ (IL360°), respectivamente.

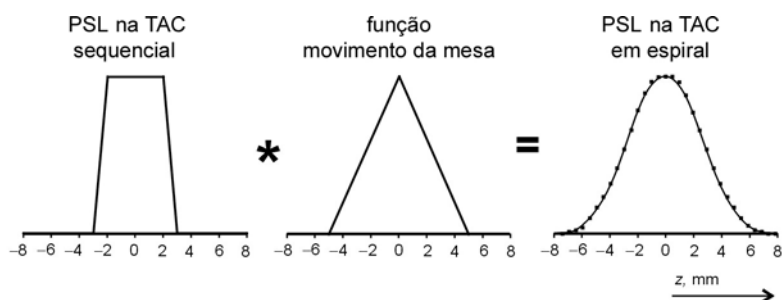


Figura 2.19 – O perfil da sensibilidade longitudinal na TAC em espiral resulta da convolução do perfil original com uma função triangular correspondente ao movimento da mesa.

A razão entre o deslocamento da mesa d e o produto da espessura da secção S pelo número M de secções adquiridas em simultâneo, é chamado *pitch* ou *factor de pitch*:

$$p = \frac{d}{M \cdot S} \quad (2.7)$$

Para um tomógrafo de quatro secções, isto é, $M=4$, com uma espessura nominal de $S=1\text{mm}$ e um deslocamento da mesa $d=6\text{mm}$ por rotação, obtém-se um *pitch* de $p=1.5$. *Pitch* é uma quantidade adimensional, sendo relevante para considerações sobre qualidade da imagem.

Geralmente são seleccionados valores de 1 ou 2 para o *pitch* [Kalender'00]. Alguns fabricantes preferem definir *pitch* como $p = d/S$, não incluindo referência ao número de secções adquiridas em simultâneo [Hsieh'03], no entanto o *pitch* mais consensual corresponde à definição indicada na expressão (2.7). Para valores de *pitch*

elevados, a aquisição é mais rápida, mas também implica a existência de menos dados adquiridos por unidade de volume. Quando o *pitch* é muito grande, ocorrem regiões não amostradas (*gaps*).

A resolução espacial longitudinal depende não só da colimação, mas também do incremento (intervalo) da reconstrução entre as imagens das secções individuais e a forma do perfil da sensibilidade longitudinal.

Um exemplo que ocorre com frequência em Imagiologia é a procura de lesões, por exemplo, um nódulo solitário nos pulmões. Por uma questão de simplicidade, admita-se que o nódulo é esférico, com um diâmetro igual à espessura da secção, de 5mm, e o contraste é 100% relativamente à região vizinha. Os nódulos podem ser observados em dois casos extremos: o melhor caso – máximo contraste, com o nódulo no centro da secção – e o pior caso – o contraste caiu para metade do valor máximo, por o sinal ser distribuído exactamente entre duas secções (ver na figura 2.20, em cima à esquerda).

O resultado do exame dependerá sempre da escolha do ponto de partida do conjunto de aquisições em relação à posição do nódulo. No entanto, na TAC em espiral obtém-se sempre o máximo contraste possível do nódulo em qualquer posição do volume a adquirir, independentemente da posição de início do volume, uma vez que as imagens podem ser reconstruídas de forma sobreposta com incrementos de reconstrução pequenos, para qualquer posição (ver na figura 2.20 em baixo à esquerda).

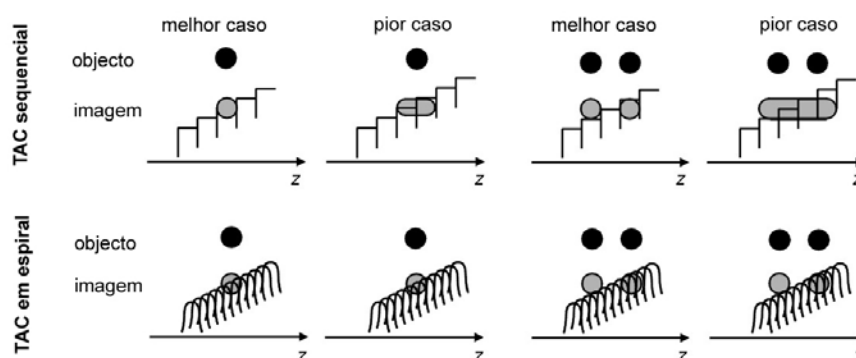


Figura 2.20 – Considerações sobre o contraste e resolução espacial longitudinal em TAC sequencial e TAC em espiral: a TAC em espiral fornece sempre o maior contraste (figura adaptada de [Kalender'00]).

Continuando com o exemplo anterior, admitam-se agora dois objectos esféricos idênticos com diâmetros de 5mm, separados por uma distância de 5mm (ver na figura 2.20 à direita), então a certeza na separação dos objectos numa série de secções sequenciais de 5mm, depende novamente da posição relativa do início do conjunto de aquisições. No caso mais favorável, as esferas estarão perfeitamente separadas, mas no caso menos favorável, os dois objectos corresponderão a um objecto contínuo na

imagem, sendo distribuído como metade do contraste e uma esfera deformada sobre as quatro secções vizinhas. No entanto, no modo espiral a separação das esferas é assegurada, independentemente da posição de início da aquisição, desde que o incremento da reconstrução seja suficientemente pequeno.

O efeito do movimento do paciente nos volumes da maioria dos órgãos e regiões do corpo sujeitas ao movimento, é reduzido na TAC em espiral, uma vez que essas regiões são adquiridas continuamente, de uma forma mais rápida do que na TAC sequencial. No entanto, existem artefactos que ocorrem somente na TAC em espiral e dependem do tipo de interpolação longitudinal que for aplicada, podendo ser relevantes em aquisições de alta resolução (ver figura 2.21).

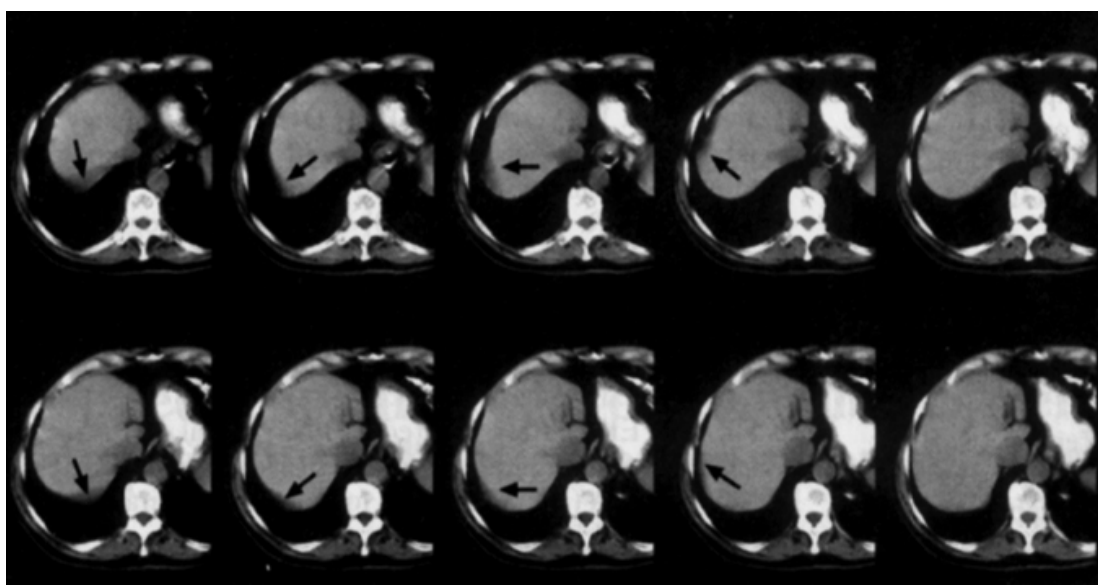


Figura 2.21 – Artefactos da TAC em espiral num exame da região do abdómen.

Para a TAC em espiral multi-secção, não existem mudanças fundamentais na qualidade da imagem, quando comparada com a TAC em espiral mono-secção. As diferenças que são observadas dependem da escolha e implementação da interpolação longitudinal pelo construtor. Com a utilização da interpolação longitudinal numa região angular de 180° , o ruído e a sensibilidade deverão comportar-se da mesma forma como para $IL180^\circ$ [Kalender'00] [Hsieh'03].

2.7. Aquisição pulmonar

A parametrização geralmente usada na TAC sequencial na região torácica engloba a escolha de secções perpendiculares ao eixo longitudinal, com passo e espessura de 8mm ou 10mm, sendo previamente efectuado um topograma, onde é definida a posição das secções a adquirir.

Na aquisição sequencial torácica, geralmente é definido o *pitch* com o valor de 1, enquanto na aquisição espiral torácica, geralmente é usado o *pitch* de 0.8 [Hofer'00].

As aquisições de alta resolução podem ser efectuadas em tomógrafos sequenciais ou em tomógrafos de espiral; a espessura da secção é, em regra, entre 1mm e 2mm. Na TAC sequencial, é rara a reconstrução de secções com menos de 1mm de espessura devido à baixa relação sinal-ruído, que reduz a qualidade da imagem. Neste contexto, as aquisições volumétricas de alta resolução em exames da região torácica, devido à elevada dose de radiação a que o paciente fica sujeito, ficam também inviabilizadas.

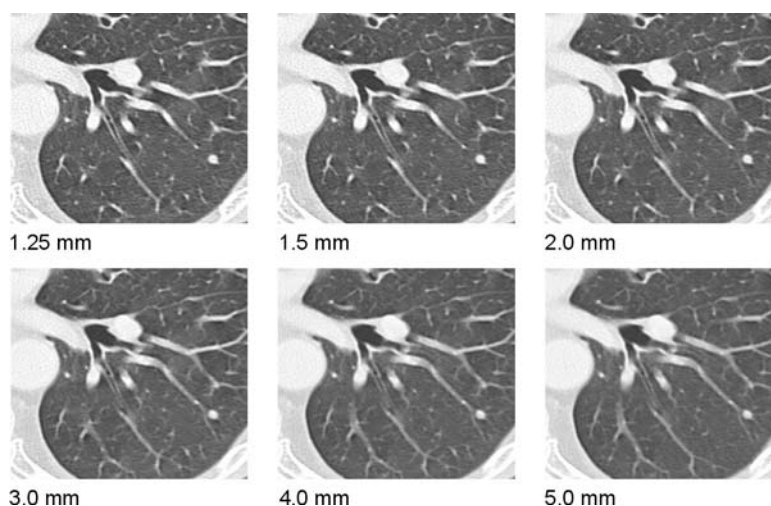


Figura 2.22 - Imagens de TAC em espiral para várias espessuras (de reconstrução) da secção (figura adaptada de [Kalender'00]).

Na figura 2.22, encontram-se representadas imagens, da mesma estrutura anatómica (parte do pulmão), para secções com espessura entre 1.25mm e 5.0mm. À medida que a espessura aumenta, os detalhes pontuais do pulmão tendem a ficar mascarados pelos tecidos vizinhos (sobreposição parcial do volume) [Kalender'00].

Na figura 2.23 estão representadas imagens de pulmões que contêm bolhas de ar. As imagens a) e c) foram adquiridas usando a TAC em espiral com espessura e passo de 5mm e as imagens b) e d) foram adquiridas usando a TAC em espiral e em alta resolução, com espessura de 1.25mm e passo de 10mm.

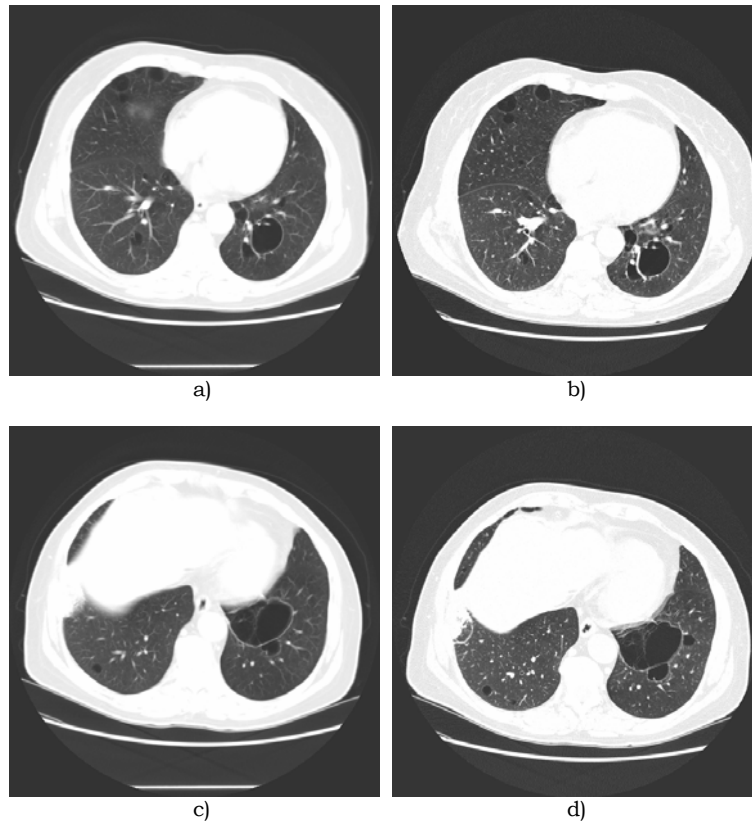


Figura 2.23 – Imagens de TAC em espiral volumétrico (a) e (c) e de alta resolução (b) e (d), da região torácica com bolhas de ar (imagens cedidas pelos Hospitais da Universidade de Coimbra).

As imagens da figura 2.23 mostram a existência de regiões no interior dos pulmões com conteúdo aéreo, circunscritas por uma parede muito fina, chamadas bolhas de ar pulmonares (ver apêndice A). A identificação e caracterização geométrica destas bolhas de ar são alguns dos assuntos a serem abordados nas secções seguintes.

3. Estratégias de Segmentação em Imagens Médicas

A segmentação de uma imagem é uma das tarefas mais importantes para a análise de objectos em imagens. O seu principal objectivo consiste em identificar as regiões da imagem que possuam uma correlação forte com objectos ou regiões do mundo real. Para se conseguir uma segmentação completa, isto é, obter um conjunto de regiões disjuntas que correspondem a objectos representados na imagem, é frequentemente necessário um processamento de alto nível que contenha informação específica do problema; caso contrário poder-se-á obter uma segmentação parcial, em que as regiões não correspondam directamente a objectos na imagem [Sonka'98] [Gonzalez'02].

As técnicas de processamento de imagem de baixo nível, que consideram somente informação local, poderão tomar decisões incorrectas durante o processo de integração e geração das fronteiras dos objectos. Como resultado, estas técnicas sem modelos de suporte, podem necessitar de uma considerável intervenção humana. Para ultrapassar estas dificuldades, os modelos deformáveis têm sido exaustivamente desenvolvidos e aplicados na segmentação de imagens, obtendo-se resultados muito promissores. Um tipo de modelos deformáveis frequentemente usado em imagens 3D são as superfícies deformáveis, que se adaptam aos objectos devido à influência, por exemplo, de forças que dependem das propriedades da superfície e das características da imagem [McInerney'96] [Xu'99].

3.1. Processamento de baixo nível

Existem várias situações de segmentação que podem ser resolvidas usando processamento de baixo nível, ou seja, técnicas elementares de segmentação. Nestes casos, as imagens frequentemente contêm objectos com contraste, localizados sob um fundo uniforme, como por exemplo, caracteres impressos, células, etc. Nesta situação, pode ser usado um critério global, como um *threshold*, obtendo-se uma segmentação completa da imagem em objectos e fundo da imagem.

Os métodos de segmentação de baixo nível podem ser divididos em três categorias, de acordo com as suas características principais [Sonka'98]. O primeiro grupo depende do conhecimento global das propriedades da imagem sendo, em regra, baseado no histograma da imagem. O segundo grupo corresponde à segmentação baseada em contornos determinados por mudanças bruscas de intensidade. A

segmentação baseada em regiões corresponde ao terceiro grupo; usando uma metodologia de subdivisão da imagem em regiões de acordo com um critério pré-definido. Devido às diferentes características dos métodos de segmentação baseados em contornos e baseados em regiões, os resultados destes métodos podem ser combinados para melhorar a detecção da estrutura a segmentar [Sonka'98] [Gonzalez'02].

3.1.1. Segmentação por *threshold*

O critério de segmentação mais simples consiste na aplicação de um *threshold* a uma imagem. Muitos objectos ou regiões em imagens são caracterizados pela sua capacidade de reflexão ou absorção de luz nas suas superfícies, correspondendo a cores ou a níveis de cinzento na imagem. Pode ser determinada uma constante associada a estes níveis, ou seja, um *threshold*, para segmentar objectos e o seu fundo. Aplicar um *threshold* é computacionalmente simples e rápido; é um dos métodos de segmentação mais antigos e ainda globalmente mais usado em segmentações elementares.

A aplicação de um *threshold* corresponde à transformação de uma imagem f , numa imagem binária g (segmentada):

$$g(i, j) = \begin{cases} 1 & \Leftarrow f(i, j) \geq T \\ 0 & \Leftarrow f(i, j) < T \end{cases} \quad (3.1)$$

onde T é o *threshold*, $g(i, j) = 1$ para elementos da imagem que correspondem a objectos ou estruturas, $g(i, j) = 0$ para elementos da imagem que pertencem ao fundo (ou vice-versa).

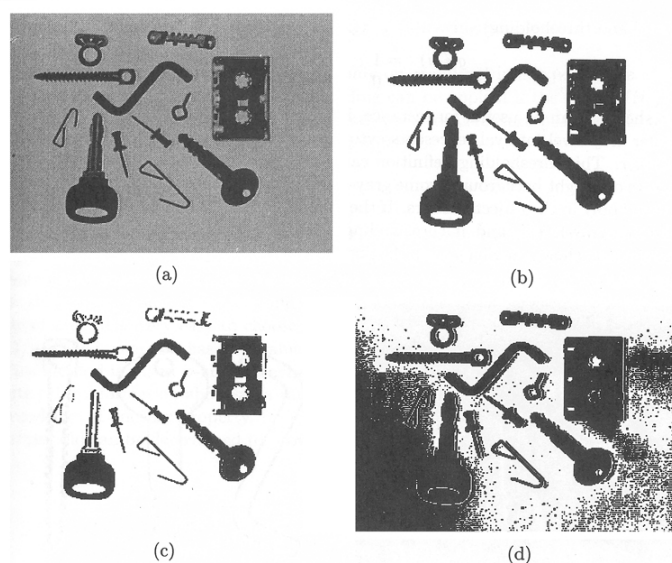


Figura 3.1 – Aplicação de um *threshold* a uma imagem: a) imagem original, b) segmentação por *threshold*, c) *threshold* muito baixo, d) *threshold* muito elevado (imagens adaptadas de [Sonka'98]).

O valor do *threshold* é crucial para o sucesso de uma segmentação por *threshold*. Este valor pode ser determinado interactivamente ou ser o resultado de um critério de detecção de *threshold*.

Somente em circunstâncias muito especiais, a aplicação de um único *threshold* produz uma segmentação correcta em toda a imagem (*threshold* global) uma vez que, mesmo as imagens mais simples podem conter variações na intensidade dos objectos e do fundo. Estas variações podem ser devidas a incidência (no objecto) de luz não uniforme, parâmetros do sistema de aquisição não uniformes, etc. A solução para este caso corresponde a efectuar a segmentação usando um *threshold* local e adaptativo, no qual o valor do *threshold* depende de características locais da imagem.

Um *threshold* global é determinado para toda a imagem f :

$$T = T(f) \quad (3.2)$$

por outro lado, um *threshold* local é dependente da posição:

$$T = T(f, f_c) \quad (3.3)$$

onde f_c é parte da imagem onde o *threshold* é determinado. Uma hipótese corresponde a dividir a imagem f em f_c sub-imagens e determinar o *threshold* independentemente em cada sub-imagem. Depois, cada sub-imagem é processada de acordo com o *threshold* local.

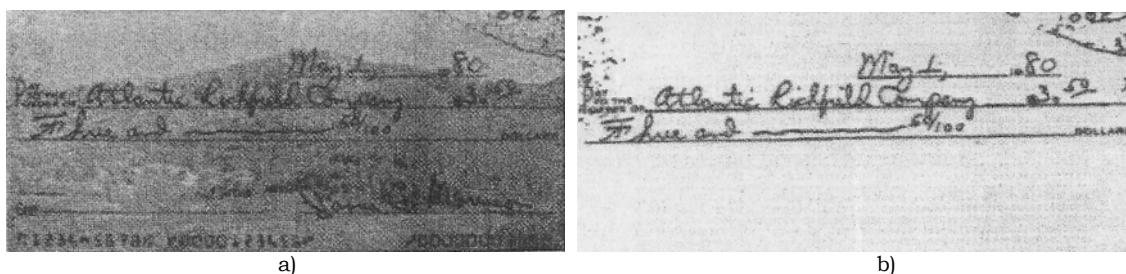


Figura 3.2 – Segmentação por *threshold* local: a) imagem original, b) imagem segmentada (imagens adaptadas de [Gonzalez'02])

O *threshold* conforme definido na equação (3.1) possui múltiplas variantes. Uma variante usa múltiplos *thresholds* após os quais, a imagem resultante já não é uma imagem binária, mas uma imagem com valores específicos:

$$g(i, j) = \begin{cases} 1 & \Leftarrow f(i, j) \in D_1 \\ 2 & \Leftarrow f(i, j) \in D_2 \\ 3 & \Leftarrow f(i, j) \in D_3 \\ \dots & \\ n & \Leftarrow f(i, j) \in D_n \\ 0 & \Leftarrow \text{caso contrário} \end{cases} \quad (3.4)$$

onde D_i são intervalos de intensidade.

Outro caso especial, em que a imagem resultante possui valores específicos, é o *semi-thresholding*, que permite tornar a análise por observadores humanos mais simples:

$$g(i, j) = \begin{cases} f(i, j) & \Leftarrow f(i, j) \geq T \\ 0 & \Leftarrow f(i, j) < T \end{cases} \quad (3.5)$$

Este processo permite identificar o fundo da imagem, deixando intacta a informação da intensidade dos objectos.

A maioria dos métodos por *threshold* baseia-se na intensidade dos pixels da imagem. Mas esta característica da imagem é apenas uma das muitas possibilidades; o *threshold* pode ser aplicado mesmo que $f(i, j)$ não represente valores da intensidade mas, por exemplo, o gradiente da imagem, ou um parâmetro associado à textura da imagem, ou ainda um valor de qualquer outro critério de decomposição da imagem [Sonka'98].

3.1.2. Segmentação baseada em arestas

A segmentação baseada em arestas foi um dos primeiros critérios usados em segmentação, utiliza as arestas extraídas de uma imagem, por um processo de detecção de arestas, que correspondam a discontinuidades em níveis de cinzento, cor, textura, etc. Pode ser usada uma grande variedade de operadores de detecção de arestas, como o gradiente, operador de Roberts, operador de Sobel, operador de Prewitt, operador de Canny, etc [Gonzalez'02] [Nixon'02]. O objectivo final é agrupar arestas locais numa imagem onde existam somente conjuntos de arestas que possuam uma correspondência para objectos ou partes de imagem.

O problema mais frequente da segmentação baseada em arestas, causado pelo ruído ou por regiões com fronteira difusa na imagem, é a presença de arestas (pixels) onde não existe fronteira do objecto (falsas arestas), ou a ausência de arestas onde existe uma fronteira real do objecto. Os pixels correspondentes a um objecto numa imagem não possuem valores uniformes, uma vez que são afectados por ruído, irregularidades da luz incidente, etc., é portanto necessário que o operador de detecção de arestas seja suficientemente flexível para não classificar como arestas as fronteiras das áreas de fundo, quando estas estão influenciadas pelo ruído. Assim, os algoritmos de detecção de arestas são tipicamente seguidos por procedimentos de ligação de arestas.

Um dos procedimentos para a ligação de arestas consiste em analisar as características dos pixels numa pequena vizinhança (por exemplo, 3×3 ou 5×5) centrada em cada ponto da imagem que foi classificado como aresta. Todos os pontos que são similares, de acordo com um conjunto de critérios pré-definido (como a

intensidade do operador gradiente, ou a direcção do vector gradiente), são ligados, formando uma aresta de pixels que partilham esse critério.

Considerando agora a relação global das arestas, ao contrário da análise local referida no parágrafo anterior, as arestas podem ser ligadas desde que correspondam a objectos com forma e dimensões conhecidas. A segmentação pode ser considerada como um problema de localizar estes objectos na imagem. Um método eficiente para resolver este problema é a transformada de Hough, capaz de detectar rectas e circunferências (ver figura 3.3). Uma grande vantagem deste método é a sua robustez, ou seja, não é muito sensível ao ruído ou imperfeições da imagem. A desvantagem é que nem sempre é possível saber as expressões analíticas que descrevem as fronteiras dos objectos a segmentar [Sonka'98].

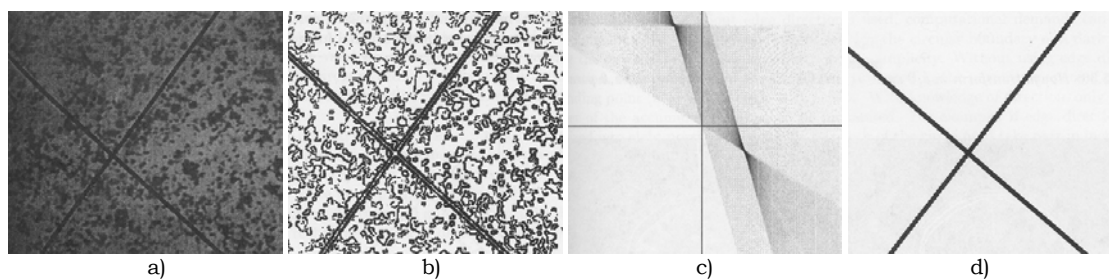


Figura 3.3 – Transformada de Hough na detecção de rectas: a) imagem original, b) detecção de contornos (observam-se vários pontos que não pertencem às rectas), c) espaço paramétrico das rectas, d) rectas detectadas (imagens adaptadas de [Sonka'98]).

Uma forma alternativa de melhorar o resultado da segmentação consiste no recurso a técnicas de optimização como, a programação dinâmica [Sonka'98], que corresponde, por exemplo, a uma forma de simultaneamente procurar o caminho óptimo a partir de múltiplos pontos de partida e de chegada, desde que seja possível definir o custo entre cada ponto. Considere-se o seguinte exemplo de detecção da fronteira [Sonka'98], representado na figura 3.4. O objectivo é determinar o melhor caminho (mínimo custo) entre um dos possíveis pontos de partida A, B, C e um dos possíveis pontos de chegada G, H e I, sendo a fronteira detectada numa vizinhança de 8 pontos. O diagrama da figura 3.4b representa este exemplo, com indicação dos custos parciais de cada caminho parcial. Existem 3 caminhos para chegar ao ponto E (figura 3.4c); o caminho A→E possui um custo $g(A,E)$ de 2, o caminho B→E tem um custo de 6 e o caminho C→E possui um custo de 3.

De acordo com este princípio (“Princípio da Optimalidade” [Sonka'98]), se o caminho óptimo, desde o ponto de partida até ao ponto final passa por E, então ambos os caminhos, ponto de partida até E e E até ponto de chegada são também óptimos. No presente caso, o caminho óptimo entre o ponto de partida e E é o caminho parcial A→E (ver figura 3.4c). Somente esta informação necessita de ser guardada para

utilização futura; para chegar a E, o caminho óptimo é A→E, com custo C(E)=2. Usando o mesmo raciocínio, para chegar a D, o caminho óptimo é B→D, com custo C(D)=2; o melhor caminho até F, é B→F com custo C(F)=1 (ver figura 3.4d). O caminho pode chegar ao ponto G, de D ou de E. O custo do caminho através do ponto D é a soma do custo acumulado C(D) do ponto D e o custo do caminho parcial g(D,G). Este custo C(G_D)=7 representa o caminho B→D→G porque o melhor caminho para D é através de B. O custo para chegar a G a partir de E é C(G_E)=5, representando o caminho A→E→G. É óbvio que o caminho que passa através de E é melhor, o caminho óptimo até G é o caminho A→E→G com custo C(G)=5 (ver figura 3.4e). De um modo similar, o custo C(H)=3 (B→F→H) e o custo C(I)=7 (A→E→I), o custo do caminho mínimo está associado ao caminho óptimo; o ponto H é portanto o ponto de chegada óptimo da fronteira e a fronteira óptima é B→F→H (ver figura 3.4f). O caminho óptimo final resulta de inversão do sentido do caminho otimizado (figura 3.4f).

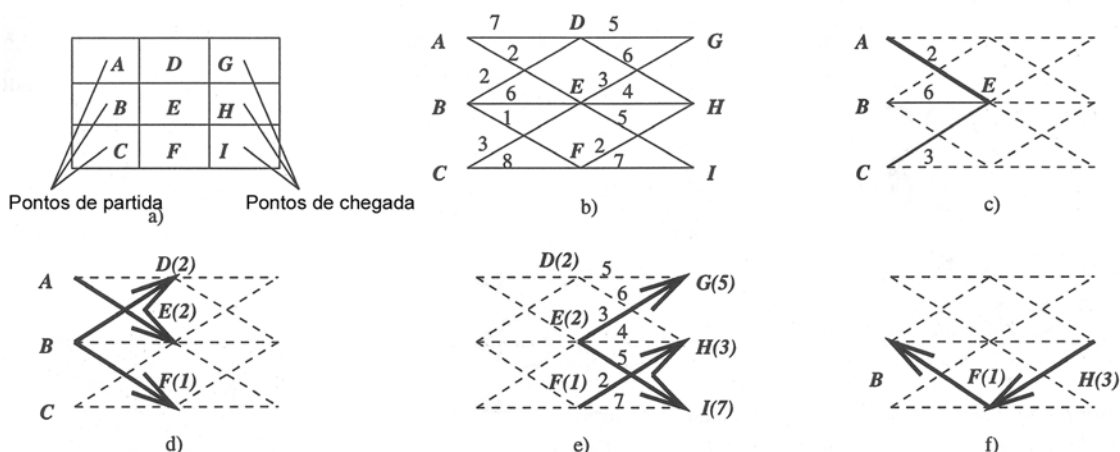


Figura 3.4 – Seguimento de arestas usando programação dinâmica: a) imagem com arestas, b) diagrama correspondente, com os custos parciais de cada caminho parcial, c) possíveis caminhos, de qualquer ponto de partida, até ponto E; o caminho A→E é óptimo, d) caminhos parciais óptimos para os pontos D, E e F, e) caminhos parciais óptimos para os pontos G, H e I, f) caminho inverso a partir de H, que define a fronteira óptima (imagens adaptadas de [Sonka'98]).

Se o grafo possuísse mais níveis (na figura 3.4 são indicadas apenas 3 níveis), o processo seria repetido até que fosse atingido um dos pontos de chegada. Cada iteração consiste numa optimização de acordo com:

$$C(x_k^{m+1}) = \min_i [C(x_k^m) + g^m(i, k)] \quad (3.6)$$

onde $C(x_k^{m+1})$ é novo custo atribuído ao ponto x_k^{m+1} e $g^m(i, k)$ é o custo parcial entre os pontos x_k^m e x_k^{m+1} .

3.1.3. Segmentação baseada em regiões

Enquanto o objectivo dos métodos de segmentação baseados em arestas consiste em encontrar as fronteiras entre regiões, os métodos baseados em regiões identificam directamente essas regiões. É fácil construir regiões a partir das fronteiras sendo igualmente fácil detectar fronteiras a partir das regiões, no entanto o resultado da segmentação de métodos baseados em arestas e métodos baseados em regiões não é, em geral, o mesmo [Sonka'98], sendo uma boa estratégia a combinação dos dois resultados. Os métodos de segmentação baseados em regiões podem usar técnicas de crescimento de regiões, anexação de regiões, separação de regiões ou ainda uma combinação de várias técnicas. Os critérios associados a cada uma destas técnicas são idênticos, pelo que se descreve apenas uma destas metodologias.

Em imagens com ruído, onde as fronteiras são difíceis de detectar, a técnica de crescimento de regiões geralmente produz melhores resultados do que as restantes técnicas.

A homogeneidade é uma propriedade importante das regiões, usada como o critério principal de segmentação no crescimento de regiões, na qual a ideia base consiste em dividir a imagem em zonas de máxima homogeneidade. O critério da homogeneidade pode ser baseado em níveis de cinzento, cor, textura, etc. Apesar do método de crescimento de regiões ser frequentemente aplicado em 2D, também é possível efectuar implementações em 3D.

Para ser efectuada a segmentação baseada em regiões, estas devem satisfazer as seguintes condições:

$$H(R_i) = \text{verdadeiro} \iff i = 1, 2, \dots, S \quad (3.7)$$

$$H(R_i \cup R_j) = \text{falso} \iff i \neq j, R_i \text{ adjacente } R_j \quad (3.8)$$

onde S é o número total de regiões numa imagem e $H(R_i)$ é a avaliação binária da homogeneidade da região R_i . As regiões resultantes da segmentação da imagem devem ser homogéneas e "máximas", onde "máximas" significa que o critério da homogeneidade deixa de ser verdadeiro depois de esta região anexar qualquer outra região adjacente, ou seja, já não existe qualquer outra região vizinha com a mesma homogeneidade que possa ser anexada à região resultante do crescimento.

O método natural de crescimento de regiões corresponde a iniciar o crescimento a partir de um dos pixels ou um grupo de pixels que define uma região de uma imagem. As regiões são anexadas desde que satisfaçam o critério de homogeneidade. O método mais simples de anexação de regiões começa por segmentar usando regiões com 2×2 ou 4×4 ou 8×8 pixels. Se uma região não puder ser agrupada com qualquer outra região vizinha, é classificada como *final*; o processo de agrupamento termina quando todas as regiões possuírem esta classificação.

O método de separação de regiões é o oposto ao de anexação de regiões e inicia-se com toda a imagem representando uma única região, que não satisfaz a expressão (3.7). A região inicial é sequencialmente repartida até satisfazer as expressões (3.7) e (3.8). Apesar de estes procedimentos parecerem idênticos, os métodos de anexação de regiões e separação de regiões podem não resultar na mesma segmentação, mesmo que seja usado o mesmo critério de homogeneidade.

Um método alternativo, a segmentação por *Watershed* [Gonzalez'02] baseia-se no conceito de *Watershed* da topografia, ou seja, na representação da imagem usando as suas duas dimensões (coordenadas espaciais) e ainda a sua intensidade. Nesta interpretação topográfica, consideram-se 3 tipos de pontos: a) pontos pertencentes a um mínimo regional (local); b) pontos em que se for colocada uma gota de água, esta irá de certeza deslocar-se para o mesmo mínimo; c) pontos (exemplo, os picos das montanhas) nos quais a água irá deslocar-se para mais de um destes mínimos. Os conjuntos de pontos que satisfazem a condição b) de um mínimo regional (local) específico são chamados mínimos desses *Watershed*. Os conjuntos de pontos que satisfazem a condição c), ou seja os picos ou vértices da superfície topográfica, são chamados linhas de divisão ou linhas de *Watershed*.

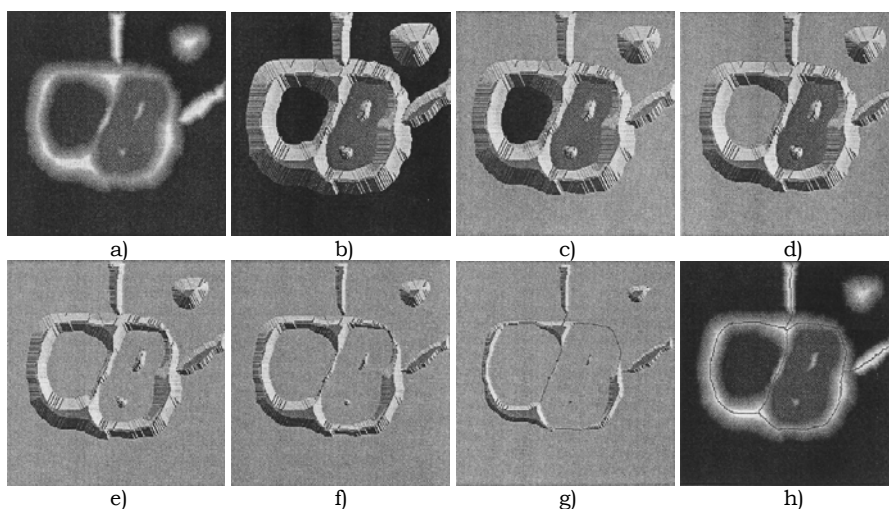


Figura 3.5 – Segmentação por *Watershed*: a) imagem original, b) vista topográfica, c) e d) duas etapas do enchimento, e) resultado de enchimento adicional, f) início do preenchimento completo de dois vales (foi construído entre estes vales, uma pequena barragem), g) barragens maiores, h) *Watershed* final (imagens adaptadas de [Gonzalez'02]).

O objectivo principal de este tipo de segmentação é encontrar as linhas de fronteira de *Watershed*. A ideia básica é simples e usando a seguinte analogia: admitindo-se que é efectuado um orifício em cada mínimo regional (local) e toda a superfície topográfica é colocada sobre a água, permite-se que a água entre pelos orifícios e com velocidade constante. Quando a água que preenche vales distintos começa a transbordar, na margem desse vale é construída uma barragem com o

objectivo de impedir que a água de um vale vá inundar outro vale. O enchimento dos vales irá eventualmente chegar a uma situação em que somente os topos (vértices) das barragens estão visíveis, acima da linha de água. Estas fronteiras das barragens correspondem às linhas de divisão de *Watershed*. Portanto, são as fronteiras contínuas extraídas por este método de segmentação.

3.2. Modelos deformáveis

Os modelos deformáveis foram introduzidos por Kass [Kass'88] como um contorno deformável em 2D e generalizado para 3D por Terzopoulos [Terzopoulos'91]. Posteriormente foram desenvolvidos modelos deformáveis com a capacidade de adaptação topológica. Os modelos deformáveis abrangem um grande conjunto de aplicações; são usados em reconhecimento de padrões, animação por computador, modelação geométrica, simulação cirúrgica, segmentação de imagem, etc. Para satisfazer as diferentes necessidades dos modelos 3D são usadas representações variadas, desde linhas 3D deformáveis até volumes deformáveis [Montagnat'99] [Montagnat'01] [Niessen'98].

Os *contornos activos paramétricos* [Kass'88], também conhecidos por *snakes*, foram um dos primeiros modelos deformáveis utilizados na análise de imagens médicas. O conceito principal associado ao contorno deformável é a sua energia. Semelhante a um processo físico, a energia do contorno é composta por dois termos: energia interna que depende da elasticidade e rigidez do modelo, e a energia externa associada às características da imagem a segmentar. O contorno final é obtido a partir de um critério de minimização da energia, correspondendo a uma situação de equilíbrio entre as forças internas intrínsecas ao modelo e as forças externas associadas à imagem a segmentar, com recurso à equação de Euler-Lagrange. As *snakes* foram usadas na segmentação de estruturas em imagens médicas bidimensionais, como o cérebro e os ventrículos cardíacos, entre outras estruturas [Cohen'91] [Cohen'93] [Blake'98] [Middleton'04]. No entanto, as *snakes* também possuem as suas limitações. Em aplicações não-interactivas, elas devem ser inicializadas perto da estrutura de interesse para garantir um bom desempenho. Por outro lado, a forma da estrutura de interesse tem de ser conhecida de início, uma vez que os modelos de contornos deformáveis clássicos são paramétricos e incapazes de transformações topológicas sem algoritmos adicionais [Niessen'98] [McInerney'96].

As *superfícies activas paramétricas* definidas em 3D seguem uma formulação semelhante às *snakes* em 2D, com a definição de uma superfície e respectiva energia interna. Associada à imagem do objecto tridimensional, é definida uma energia externa, também chamada potencial. O critério frequentemente usado para a

determinação da superfície corresponde à minimização da energia total da superfície, com a utilização da equação de Euler-Lagrange. As superfícies activas paramétricas, inicialmente definidas por Terzopoulos, tem sido muito usadas em visão por computador e em segmentação de imagens médicas [Terzopoulos'91] [McInerney'93] [Cohen'93] [Liang'99].

Os *modelos geométricos deformáveis* foram introduzidos independentemente, por Caselles [Caselles'93] e Malladi [Malladi'95] com base no trabalho de Osher [Osher'88]. Os modelos geométricos deformáveis, também conhecidos por *level-set* e por superfícies activas geodésicas, são capazes de se adaptar automaticamente à topologia do objecto, permitindo modelar rapidamente a sua forma. Estes modelos baseiam-se numa evolução que depende somente de características geométricas (como o gradiente e a divergência, que são independentes da parametrização), em oposição aos modelos paramétricos em que a evolução depende somente de alguns pontos do objecto. As superfícies são representadas implicitamente por uma função de curvas de nível ϕ (*level-set*); consistindo a evolução em ajustar essa função ϕ ao objecto [Sethian'97] [Xu'99]. Vários autores aplicaram este método em imagens médicas para identificar regiões com densidade aproximadamente uniforme, como por exemplo o estômago [Malladi'95], estruturas sanguíneas [Malladi'95], fígado [Sethian'97], baço [Sethian'97], massa cinzenta do cérebro [Siddiqi'98] [Zeng'99] [Wang'00] [Ho'02], ventrículos [Siddiqi'98] [Wang'00] e nódulos pulmonares [Kawata'98].

Cootes [Cootes'94] propôs os *Active Shape Models* (ASM), uma técnica estatística para construir um conjunto de formas deformáveis, tendo usado este método para segmentar órgãos em imagens médicas a 2D e a 3D. A parametrização estatística fornece restrições globais da forma e permite que o modelo se deforme somente de acordo com modos definidos pelo conjunto de treino. As formas representam objectos através de conjuntos de pontos de referência que são colocados do mesmo modo em cada imagem do conjunto de treino. Os pontos podem ser ligados para formar um contorno deformável. Analisando a estatística do conjunto de treino das imagens com pontos de referência manualmente definidos e usando a Análise em Componentes Principais, obtém-se um modelo das formas que descreve as posições médias e os maiores modos de variação dos pontos do objecto. Depois de se definir este modelo, pode-se então aplicá-lo na segmentação. Usando este modelo de distribuição de pontos, cada região em torno de cada ponto do modelo é examinada para calcular o deslocamento necessário para movê-lo para a fronteira da imagem. Este modelo tem sido usado em aplicações de imagem médica, por exemplo em imagens de ecografia, em imagens de Ressonância Magnética, para localizar a próstata e para identificar o primeiro e o segundo ventrículos do cérebro [Cootes'94] [McInerney'96] [Hamarnah'98] [Frangi'02] [Ginneken'02].

Os *Active Appearance Models* (AAM) são uma extensão dos *Active Shape Models*. Além da informação da forma, também é incluída informação dos níveis de cinzento. Enquanto os ASM procuram estabelecer uma correspondência entre um conjunto de pontos de um modelo, numa imagem, restringida por um modelo estatístico da forma; os AAM procuram estabelecer uma correspondência entre as posições do modelo e da imagem, e ainda entre a representação dos níveis de cinzento do modelo e da imagem [Cootes'98] [Cootes'99] [Cootes'01] [Cootes'02]. A aplicação mais frequente dos AAM tem sido a modelação de faces humanas [Cootes'01]; no entanto, Stegmann [Stegmann'00] [Stegmann'01] demonstrou que os AAM podem ser usados para segmentar estruturas ósseas em radiografias e estruturas cardíacas em imagens 2D.

Os *deformable templates* permitem a modelação de formas complexas, através da utilização de um modelo de forma paramétrico com poucos graus de liberdade. Este tipo de modelo ajusta-se à forma dos objectos na imagem, determinando um vector de parâmetros que minimiza a energia total (definida de uma forma similar à energia total dos contornos activos paramétricos); a energia interna pode ser definida tal que favoreça determinadas formas. Um exemplo muito citado [Blake'98] [Watt'98] [Montagnat'01] [Nixon'02] e que foi uma das primeiras abordagens deste tipo de modelo, corresponde ao trabalho de Yuille [Nixon'02] de extracção de características de faces humanas. Esta técnica foi aplicada com sucesso na segmentação de regiões intra-vasculares [Escolano'97] e ventrículos cardíacos [Rueckert'97].

Vários investigadores desenvolveram modelos deformáveis de acordo com procedimentos probabilísticos, tendo incluído informações *a priori* da forma do objecto pela incorporação de distribuições de probabilidade. Neste modelo, a informação *a priori* da forma é incluída como uma probabilidade espacial expressa pela probabilidade de cada parâmetro do modelo. As distribuições de probabilidade dos parâmetros do modelo são obtidas a partir de um conjunto de exemplos de fronteiras e servem para conduzir os contornos do modelo para as formas mais semelhantes [MacKay'91] [McInerney'96] [Werman'01]. Staib [Staib'92] usa um *modelo probabilístico* de contornos deformáveis para segmentar o ventrículo esquerdo do coração e identificar a região cerebral, em Ecografias e em imagens de Ressonância Magnética, respectivamente.

Os modelos deformáveis são caracterizados por uma representação que define os elementos da superfície (ou, para o caso bi-dimensional, os elementos do contorno) do modelo e por um critério de optimização responsável pela procura e identificação do objecto, e ainda adaptação do modelo ao objecto. Quando são conhecidos os pontos ou parâmetros da superfície do modelo, podem-se usar funções de representação, como as superquádricas, hiperquádricas, *splines*, harmónicos esféricos, etc., para se

representar o modelo. Apesar de estas funções de representação (ou modelos de forma global) não serem modelos deformáveis de acordo com a definição indicada, as superfícies por eles representadas podem ser usadas conjuntamente com um critério de otimização, criando-se assim um modelo deformável com funções de representação, aplicado na segmentação de estruturas em imagens médicas, tal como os modelos descritos em [Szekely'96] [Bardinet'96] [Meegama'03].

Tabela 3.1 – Modelos deformáveis aplicados em órgãos ou estruturas.

Modelo	Autor	Ano	Órgãos ou estruturas segmentadas
Contornos activos paramétricos ou Superfícies activas paramétricas	Amini	1990	Células [Amini'90]
	Cohen	1992	Ventriculos cardíacos [Cohen'92] [Cohen'93]
	Leymarie	1993	Células isoladas [Leymarie'93]
	McInerney	1995	Ventriculos cardíacos [McInerney'95]
	Lobregt	1995	Estruturas vasculares, tumores no cérebro [Lobregt'95]
	Yezzi	1997	Ventriculos cardíacos [Yezzi'97]
	Atkins	1998	Estruturas cerebrais [Atkins'98]
	Xu	1998	Ventriculos cardíacos [Xu'98]
	Honea	1999	Nódulos linfáticos [Honea'99]
Geométrico	Xu	1999	Ventriculos cardíacos, cérebro [Xu'99]
	McInerney	1999	Estruturas cerebrais, vértebras [McInerney'99]
	McInerney	2000	Fantoma de vértebras, ventriculos cardíacos [McInerney'00]
	Malladi	1995	Estômago, estruturas vasculares [Malladi'95]
	Caselles	1997	Tumores no cérebro [Caselles'97b]
	Sethian	1997	Fígado, baço, ventriculos cardíacos [Sethian'97]
	Siddiqi	1998	Estruturas cerebrais, ventriculos cardíacos [Siddiqi'98]
	Kawata	1998	Nódulos pulmonares [Kawata'98]
	Xu	1999	Quistos no peito, cérebro [Xu'99]
<i>Active Shape Models / Active Appearance Models</i>	Kovacevic	1999	Estruturas vasculares [Kovacevic'99]
	Zeng	1999	Estruturas cerebrais [Zeng'99]
	Wang	2000	Estruturas cerebrais, ventriculos cardíacos [Wang'00]
	Ye	2001	Fantoma cerebral [Ye'02]
	Suri	2002	Estruturas cerebrais [Suri'02]
	Cootes	1994	Ventriculos cerebrais, ventriculos cardíacos [Cootes'94]
	Smyth	1997	Coluna (vértebras) [Smyth'97]
	Cootes	1998	Joelho (em imagens de raios X) [Cootes'98]
<i>Deformable Templates</i>	Cootes	1999	Ventriculos cardíacos [Cootes'99]
	Kelemen	1999	Estruturas cerebrais [Kelemen'99]
	Stegmann	2000	Mão em imagens de raios X, ventriculos cardíacos [Stegmann'00]
	Frangi	2002	Ventriculos cardíacos [Frangi'02]
	Ginneken	2002	Cerebelo (cérebro) [Ginneken'02]
Probabilísticos	Mitchell	2002	Ventriculos cardíacos [Mitchell'02]
	Martonen	1995	Ventriculos cardíacos [Martonen'95]
	Escolano	1997	Estruturas vasculares [Escolano'97]
	Rueckert	1997	Ventriculos cardíacos [Rueckert'97]
	Wang	1998	Ventriculos cerebrais [Wang'98]
	Staib	1992	Coração, ventriculos cerebrais [Staib'92]
	Lundervold	1995	Ventriculos cerebrais, [Lundervold'95]
	Vincken	1995	Ventriculos cerebrais, [Vincken'95]
	Vincken	1997	Estruturas cerebrais [Vincken'97]
	Wang	1998	Ventriculos cerebrais, coração [Wang'98]

Apresenta-se nas subsecções seguintes uma descrição, com maior detalhe, de cada um dos modelos deformáveis. Os mais usados em segmentação de imagens médicas, têm sido os modelos deformáveis paramétricos, geométricos e ainda os *Active Shape Models / Active Appearance Models*, conforme se pode observar na tabela 3.1.

3.2.1. Contornos Activos ou Snakes

Um contorno activo ou *snake* é uma curva $v(s) = (x(s), y(s))$, em que $x(s)$ e $y(s)$ são as coordenadas dos pontos da curva definidos em função do parâmetro s . A energia da *snake* é definida por [Cohen'91] [Blake'98]:

$$E_{total} = E_{int} + E_{ext} = \int w_1 \left| \frac{\partial v}{\partial s} \right|^2 + w_2 \left| \frac{\partial^2 v}{\partial s^2} \right|^2 ds + E_{Ext} \quad (3.9)$$

em que o primeiro termo da energia interna corresponde à elasticidade e o segundo termo da energia interna corresponde à rigidez, w_1 e w_2 são constantes positivas. A energia externa, em regra, é determinada por $E_{ext} = -\|\nabla I\|^2$, sendo I a imagem em estudo [Cohen'91], podendo, no entanto, ser associada a outras propriedades da imagem.

A *snake* coincide com a fronteira do objecto quando a energia total for mínima. Como a energia externa é constante, numa primeira fase é calculado $v(s)$ que minimize a energia interna. A solução correspondente à minimização da energia interna é obtida a partir da equação diferencial de Euler-Lagrange [Courant'55] [Arfken'70] [Cohen'91].

Como a equação (3.9) corresponde a um contorno estático e pretende-se um modelo que evolua no tempo para se ajustar ao objecto, é necessário adicionar à equação (3.9) a evolução temporal, obtendo-se:

$$\frac{\partial v}{\partial t} + \nabla E_{int} + \nabla E_{ext} = 0 \quad (3.10)$$

Usando a aproximação das diferenças ascendentes para substituir as derivadas temporais [Pozrikidis'98] [Fausett'99] e escrevendo o resultado na forma matricial (ver apêndice B, página 179), obtêm-se:

$$\mathbf{V}_{n+1} = (\mathbf{I} - \tau \mathbf{A}) \mathbf{V}_n + \tau \mathbf{F} \quad (3.11)$$

em que \mathbf{V} são as coordenadas dos pontos da *snake*, \mathbf{A} é uma matriz onde estão representadas de forma implícita as forças internas da *snake*, \mathbf{I} é a matriz identidade, \mathbf{F} é o conjunto de forças externas associadas à imagem e τ é uma constante que controla a evolução do modelo.

A equação (3.11) é resolvida iterativamente até ser atingida uma condição de paragem, que poderá ser a diferença das coordenadas entre dois instantes consecutivos inferior a um determinado erro, ou um número máximo de iterações.

As *snakes* têm como desvantagem a incapacidade de se adaptar a mais do que uma região em simultâneo, assim como a sua natureza iterativa que poderá ser sinónimo de maior tempo computacional, quando comparadas com outros métodos de segmentação não iterativos.

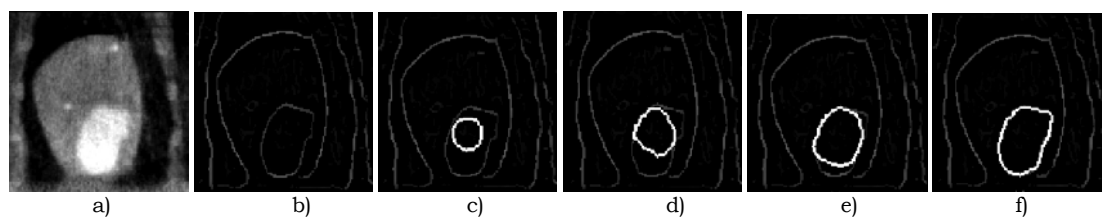


Figura 3.6 – Detecção de contornos do ventrículo esquerdo numa imagem de TAC: a) imagem com níveis de cinzento, b) imagem com arestas detectadas, c) contorno inicial, d) até f) evolução do contorno, ajustando-se ao ventrículo esquerdo (imagens adaptadas de [McInerney'96]).

Com o objectivo de ultrapassar as limitações topológicas das *snakes*, alguns autores propuseram uma variante, as *T-snakes* (de *topology adaptative snakes*), que incluem a capacidade de reparametrização, permitindo modificar a sua topologia. À medida que uma *T-snake* se deforma de acordo com a influência das forças externas e internas, é periodicamente reparametrizada; quando colide com ela própria ou com outra, divide-se em duas ou mais partes, alterando assim a sua topologia [McInerney'99].

3.2.2. Superfícies Activas Paramétricas (3D)

Generalizando o modelo bidimensional dos contornos activos para um modelo tridimensional, obtêm-se as superfícies activas paramétricas. Uma superfície S definida por $v(r,s)$ em que r,s são parâmetros do domínio da superfície.

A energia total da superfície S é composta pelas energias interna e externa:

$$E(r,s) = E_{\text{int}}(r,s) + E_{\text{ext}}(r,s) \quad (3.12)$$

Sendo a energia interna [Cohen'92] [McInerney'95] determinada por:

$$E_{\text{int}}(v) = \int w_{10} \left| \frac{\partial v}{\partial s} \right|^2 + w_{01} \left| \frac{\partial v}{\partial r} \right|^2 + 2w_{11} \left| \frac{\partial^2 v}{\partial s \partial r} \right|^2 + w_{20} \left| \frac{\partial^2 v}{\partial s^2} \right|^2 + w_{02} \left| \frac{\partial^2 v}{\partial r^2} \right|^2 dsdr \quad (3.13)$$

A força externa associada à energia externa ou potencial, definida como $F_{\text{ext}} = -\nabla P$ deverá atrair a superfície para determinadas características da imagem. Frequentemente o potencial é definido por $P = -\|G_\sigma * I\|^2$ em que G_σ é um filtro gaussiano para atenuar o ruído e I corresponde à imagem. Uma forma alternativa para definir o potencial corresponde a usar a distância d , em pixels, entre a superfície S e o objecto, $P = -\exp(-d^2)$, que produz uma convergência lenta. Para uma convergência mais rápida, define-se $P = -1/d$ se $d \neq 0$ (e $P = 1$ se $d = 0$) em que a menor distância entre dois pixels distintos é 1 [Cohen'92].

A resolução da equação (3.13) corresponde a minimizar a energia interna, com recurso à equação de Euler-Lagrange [Courant'55] [Arfken'70] e tendo presente as condições fronteira da superfície [Cohen'92].

Usando o método das diferenças finitas, é frequente substituir as derivadas em ordem a grandezas espaciais pela aproximação das diferenças centrais e as derivadas em ordem ao tempo pela aproximação das diferenças ascendentes ou descendentes [Thomas'95] [Braess'01].

Seguindo passos idênticos aos passos descritos nos contornos activos paramétricos, obtém-se a expressão final, idêntica a (3.11):

$$\mathbf{V}_{n+1} = (\mathbf{I} - \tau \mathbf{A}) \mathbf{V}_n + \tau \mathbf{F} \quad (3.14)$$

em que \mathbf{A} é uma matriz esparsa, τ é uma constante que controla a evolução do modelo e \mathbf{I} é a matriz identidade.

3.2.3. Modelos Geométricos ou Level-Set

Os modelos geométricos deformáveis, também conhecidos por *level-sets*, são capazes de se adaptar à topologia do objecto, permitindo modelar rapidamente a sua forma. Estes modelos baseiam-se numa evolução que depende de características geométricas (como a forma), em oposição aos modelos paramétricos em que a evolução está associada a determinados pontos para reconstruir a fronteira do objecto. O modelo é representado implicitamente como uma função de curvas de nível [Sethian'97] [Xu'99].

O modelo original, proposto por [Osher'88], é baseado na equação:

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = (K + k_0) P \|\nabla \phi\| \quad (3.15)$$

em que ϕ é a função *level-set*, k_0 é uma constante, K é a curvatura de ϕ definida por

$$K = \nabla \cdot \frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} = \text{div} \left(\frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right) \quad (3.16)$$

e P é uma função de paragem, responsável pelo deslocamento do modelo na direcção da fronteira do objecto:

$$P = \frac{1}{1 + |\nabla(G_\sigma * I)|} \quad (3.17)$$

sendo I a imagem e G_σ um filtro Gaussiano de suavização.

O termo de paragem P somente reduz, não pára a expansão, sendo possível que o *level-set* não páre na fronteira e continue o seu movimento; para ultrapassar este problema, alguns autores adicionaram um termo [Suri'02]:

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = (K + k_0) P \|\nabla \phi\| + \beta \nabla P \cdot \nabla \phi \quad (3.18)$$

em que β é uma constante, geralmente igual a 1 [Suri'02].

Para melhorar o ajuste do modelo à imagem, um terceiro termo foi adicionado à expressão anterior [Suri'02] [Kawata'98] [Caselles'97a]:

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = (K + k_0)P\|\nabla \phi\| + \nabla P \cdot \nabla \phi + \frac{k_0}{2} \mathbf{X} \nabla P \|\nabla \phi\| \quad (3.19)$$

em que \mathbf{X} é um contorno obtido por $\phi(\mathbf{X}) = 0$. O terceiro termo adiciona uma força de atracção adicional quando a frente (definida como $\phi = 0$) está na vizinhança da fronteira. Com este termo, o modelo comporta-se melhor em imagens sintéticas, mas em imagens médicas o modelo com os três termos não é suficientemente robusto, pelo que nesta situação somente os dois primeiros termos devem ser usados [Suri'02].

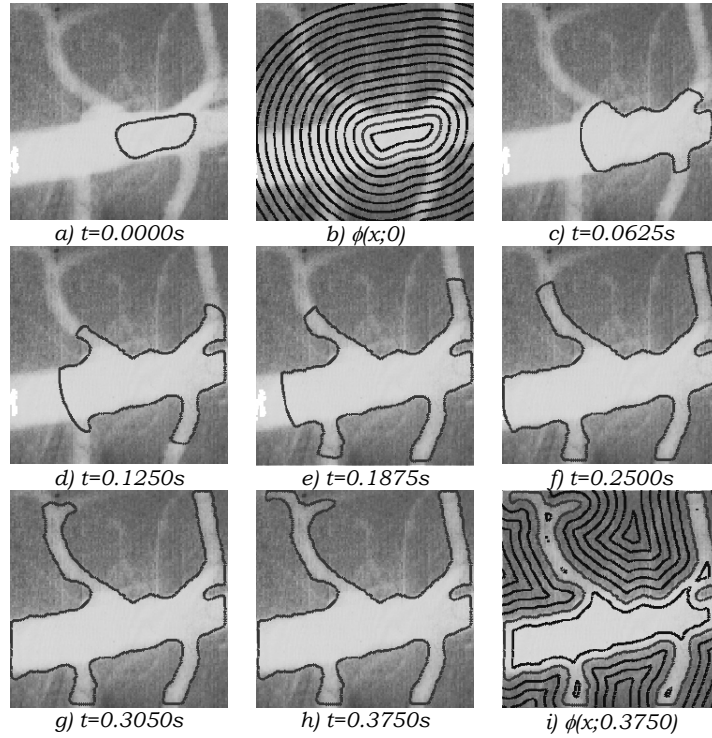


Figura 3.7 – Segmentação de uma estrutura sanguínea usando o modelo *level-set*; os cálculos foram efectuados numa imagem de 128×128, com $\Delta t=0.00025s$ (imagens adaptadas de [Malladi'95]).

A primeira implementação do modelo *level-set* usou a expressão (3.15), com a função de paragem indicada pela expressão (3.17) e $k_0=1$. Alguns autores substituiriam K por $-K$, ajustando o valor de k_0 , quando necessário; esta alteração influencia o sentido da evolução do modelo, passando este principalmente a expandir-se ou contrair-se dependendo dos sinais de $(\pm K \pm 1)$ [Osher'88] [Malladi'95]. As funções de paragem mais comuns são:

$$P_{\text{exp}} = e^{-\|\nabla(G_\sigma * I)\|} \quad (3.20)$$

e

$$P_m = \frac{1}{1 + \|\nabla(G_\sigma * I)\|^m} \quad (3.21)$$

em que m é um número inteiro positivo. Um dos factores de controlo da função de paragem é o gradiente da imagem. Na expressão (3.21), a relação entre a função de paragem e o gradiente é inversa e depende de m . Alguns autores [Kovacevic'99] usaram a expressão (3.20) enquanto outros [Siddiqi'98] [Wang'00] [Caselles'97a] utilizaram a expressão (3.21) com $m=1$ ou $m=2$. Por outro lado [Malladi'95] refere ambas as expressões e usou $m=1$.

Suri [Suri'02] descreve várias extensões para os modelos geométricos, que incluem: a dedução dos modelos geométricos a partir de modelos deformáveis paramétricos, usando energias/forças interna e externa, dois modelos geométricos acoplados, entre outras variantes. Os modelos geométricos podem necessitar de grandes recursos computacionais com o aumento da dimensão do *level-set*. Vários autores propuseram métodos, como o *Fast Marching Method* ou o *Narrow Band Method* para melhorar a velocidade de evolução do modelo [Malladi'95] [Adalsteinsson'99] [Wang'00] [Baerentzen'01] [Suri'02].

3.2.4. *Active Shape Models*

Os *Active Shape Models* (ASM) permitem a construção de modelos compactos com formas semelhantes aos contornos observados em imagens médicas, imagens com faces humanas e imagens de objectos sintéticos. Cada modelo é determinado a partir de um conjunto de formas e modos de variação, permitindo que seja capaz de se adaptar ao objecto. Este método apresenta semelhanças com as *snakes* [Blake'98] no que respeita à utilização de pontos para definir o modelo, mas utiliza uma forma global idêntica à forma do objecto, sendo o modelo adaptado ao objecto pelo ajuste de cada par de pontos correspondentes, um do modelo e outro do objecto [Cootes'94].

Para se construir um modelo suficientemente flexível, numa primeira fase deve ser construído um conjunto de treino relativamente grande, composto pela maioria das formas possíveis do objecto a segmentar. O contorno (forma) de um objecto é representado por um conjunto de pontos de referência. Existem três tipos de pontos de referência: dependentes (por exemplo, o centro dos olhos numa imagem de uma cara), independentes (por exemplo, os pontos extremos mais em cima e em baixo, de um objecto com uma determinada orientação) e interpolados (pontos equidistantes segundo um trajecto, entre dois pontos de referência dos tipos já referidos). Geralmente, os pontos interpolados predominam e descrevem a maioria do contorno. Todas as formas devem conter o mesmo número de pontos de referência, para que seja possível estabelecer uma relação entre pontos de referência das várias formas. Além disso, as formas devem ser alinhadas umas com as outras, pela aplicação de operações de translação, rotação e mudança de escala [Hamarneh'98].

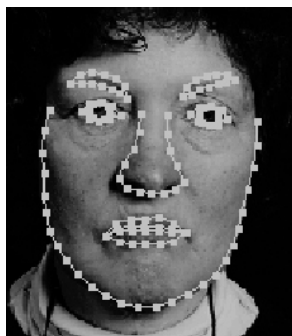


Figura 3.8 – Exemplo de uma face com 122 pontos de referência (imagem adaptada de [Cootes'98]).

Sendo S o número de formas previamente alinhadas, no que respeita à rotação, translação e factor de escala, tal que as formas entre si sejam o mais semelhantes possível, define-se \mathbf{x}_i como um vector que descreve n pontos de referência da i -ésima forma do conjunto:

$$\mathbf{x}_i = (x_{i,1}, y_{i,1}, \dots, x_{i,k}, y_{i,k}, \dots, x_{i,n}, y_{i,n})^T \quad (3.22)$$

onde $(x_{i,j}, y_{i,j})$ é o j -ésimo ponto na i -ésima forma, e $1 \leq i \leq S$. Para efectuar a Análise em Componentes Principais no conjunto de treino, é calculada a forma média:

$$\bar{\mathbf{x}} = \frac{1}{S} \sum_{i=1}^S \mathbf{x}_i \quad (3.23)$$

e de seguida é determinada a matriz de covariância \mathbf{C} [Cootes'94]:

$$\mathbf{C} = \frac{1}{S} \sum_{i=1}^S (\mathbf{x}_i - \bar{\mathbf{x}})(\mathbf{x}_i - \bar{\mathbf{x}})^T \quad (3.24)$$

Os modos de variação são descritos por \mathbf{p}_k (vectores próprios de \mathbf{C}), sendo λ_k os valores próprios:

$$\mathbf{C}\mathbf{p}_k = \lambda_k \mathbf{p}_k \quad (3.25)$$

Os vectores próprios da matriz de covariância que correspondem aos maiores valores próprios descrevem os modos de variação mais significativos; a variância associada a cada vector próprio é proporcional ao valor próprio correspondente. Em regra, a maioria da variação está associada a um número reduzido de modos de variação. O número de valores próprios a reter é escolhido tal que inclua os modos de variação mais relevantes do conjunto de treino. Qualquer forma alvo pode ser aproximada usando a forma média e a soma pesada dos desvios obtidos pelos primeiros modos:

$$\mathbf{x} = \bar{\mathbf{x}} + \mathbf{P}\mathbf{b} \quad (3.26)$$

onde $\mathbf{P} = (\mathbf{p}_1 \ \mathbf{p}_2 \ \dots \ \mathbf{p}_t)$ é a matriz dos vectores próprios mais significativos e $\mathbf{b} = (b_1 \ b_2 \ \dots \ b_t)^T$ é um vector de pesos para cada vector próprio [Cootes'94] [Coelho'04].

Estes modelos podem ser aplicados na localização de objectos em imagens com níveis de cinzento tendo em consideração não só com a forma, mas também com os valores dos níveis de cinzento. Para este efeito, os níveis de cinzento da região

envolvente de cada ponto da forma, são estatisticamente analisados, sendo elaborados perfis unidimensionais perpendiculares à curva que passa pelos pontos da forma.

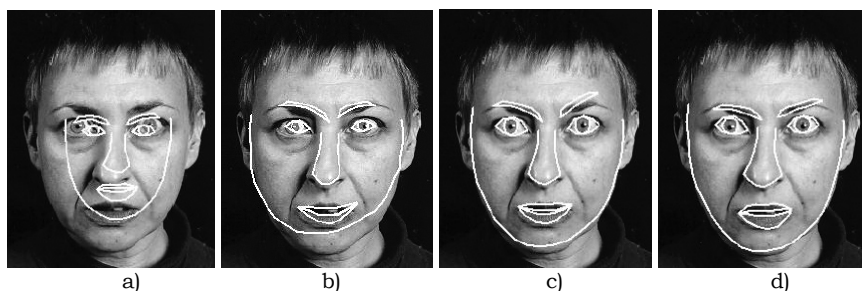


Figura 3.9 – Evolução de um ASM na imagem de uma face: a) imagem inicial, b) após 2 iterações, c) após 6 iterações, d) após 18 iterações (imagens adaptadas de [Cootes'01]).

A figura 3.9 mostra um ASM na localização de características de uma face. O modelo foi colocado próximo do centro da imagem. A convergência final foi atingida após 18 iterações [Cootes'01].

3.2.5. *Active Appearance Models*

Os *Active Appearance Models* (AAM) são uma extensão dos *Active Shape Models* (ASM). Além da informação da forma, também é incluída informação dos níveis de cinzento [Cootes'98] [Cootes'01].

Enquanto o ASM procura estabelecer uma correspondência entre os pontos do modelo com os pontos de uma imagem; o AAM procura estabelecer esta mesma correspondência das posições do modelo com a imagem e ainda da intensidade (níveis de cinzento) na imagem.

As características principais que distinguem os dois métodos [Cootes'99], são:

a) o ASM contém informação dos pontos de referência, não possui informação dos níveis de cinzento; o AAM possui informação dos pontos de referência e ainda dos níveis de cinzento dos pontos de referência e pontos vizinhos;

b) o ASM apenas utiliza os níveis de cinzento de cada ponto de referência da imagem para ajustar o modelo a essa imagem (esta informação dos níveis de cinzento não faz parte do ASM), enquanto o AAM usa um modelo de aparência que inclui informação dos níveis de cinzento, geralmente de uma região convexa em redor de cada ponto;

c) ao analisar um determinado ponto, o ASM procura em redor desse ponto, tipicamente ao longo de um perfil normal à fronteira, enquanto o AAM só analisa no ponto em estudo.

Os AAM são frequentemente usados na modelação de faces humanas [Cootes'98] [Cootes'01], no entanto Stegmann [Stegmann'00] [Stegmann'01]

demonstrou que os AAM podem ser usados para segmentar estruturas ósseas de mãos humanas em radiografias, assim como estruturas cardíacas em imagens de ecografias.

O modelo é gerado pela combinação de um modelo de variação de forma com um modelo de variação de aparência. É necessário um conjunto de treino de imagens, onde são colocados pontos de referência em cada imagem. Admitindo que as S formas estão alinhadas no que respeita à posição, escala e rotação, a forma média é

$$\bar{\mathbf{x}} = \frac{1}{S} \sum_{i=1}^S \mathbf{x}_i \text{ e a matriz de covariância é determinada por } \mathbf{C} = \frac{1}{S} \sum_{i=1}^S (\mathbf{x}_i - \bar{\mathbf{x}})(\mathbf{x}_i - \bar{\mathbf{x}})^T .$$

Os vectores próprios \mathbf{P}_k (também chamados parâmetros da deformação) da matriz de covariância, são calculados por $\mathbf{C}\mathbf{P}_k = \lambda_k \mathbf{p}_k$ sendo λ_k os valores próprios associados aos vectores próprios \mathbf{P}_k [Stegmann'00].

Cada forma do conjunto de treino pode ser aproximada por

$$\mathbf{x} = \bar{\mathbf{x}} + \mathbf{P}_k \mathbf{b}_k \quad (3.27)$$

onde $\bar{\mathbf{x}}$ é a forma média e \mathbf{b}_k é o conjunto de pesos.

Para criar um modelo estatístico de aparência com níveis de cinzento, cada forma é associada à imagem média, tal que os pontos de referência de cada forma correspondam aos pontos de referência da imagem média, conforme definidos nos ASM.

Efectuando a Análise em Componentes Principais dos dados normalizados,

$$\mathbf{g} = \bar{\mathbf{g}} + \mathbf{P}_g \mathbf{b}_g \quad (3.28)$$

onde $\bar{\mathbf{g}}$ (forma média de níveis de cinzento) é o vector normalizado de níveis de cinzento, \mathbf{P}_g é um conjunto de modos de variação ortogonais e \mathbf{b}_g é um conjunto de parâmetros de níveis de cinzento.

A forma e os níveis de cinzento podem ser expressos como:

$$\mathbf{x} = \bar{\mathbf{x}} + \mathbf{Q}_k \mathbf{c} , \quad \mathbf{g} = \bar{\mathbf{g}} + \mathbf{Q}_g \mathbf{c} \quad (3.29)$$

onde \mathbf{Q}_k e \mathbf{Q}_g são matrizes que descrevem os modos de variação e \mathbf{c} é um vector de parâmetros que controla a forma e os níveis de cinzento do modelo, obtidos a partir do conjunto de treino [Cootes'98] [Stegmann'00] [Cootes'02].

Quando se aplica o modelo, pretende-se minimizar a diferença entre a nova imagem e uma imagem sintetizada pelo AAM, sendo o vector das diferenças definido por:

$$\delta \mathbf{I} = \mathbf{I}_i - \mathbf{I}_m \quad (3.30)$$

em que \mathbf{I}_i é um vector com os valores dos níveis de cinzento na imagem e \mathbf{I}_m é um vector com os valores dos níveis de cinzento associado ao modelo. A minimização da

magnitude do vector das diferenças, $|\delta\mathbf{I}|$, é conseguida variando os parâmetros \mathbf{c} do modelo.

3.2.6. *Deformable Templates*

Os *deformable templates* permitem a utilização de formas complexas, através de um modelo de forma paramétrico com poucos graus de liberdade. Este modelo é ajustado à imagem de forma semelhante às *snakes*, procurando o valor do vector de parâmetros que minimiza a energia.

Uma das primeiras aplicações dos *templates* deformáveis [Nixon'02] foi a detecção de características faciais. Esta aplicação considera que o olho (constituído pela íris e córnea envolvida pela esclera, a região branca do olho) pode ser modelado por uma circunferência que se encontra entre duas parábolas. Naturalmente a circunferência e cada uma das parábolas podem ser extraídas usando a transformada de Hough, mas não em simultâneo. Combinando as duas formas e permitindo que elas possam alterar o seu tamanho e orientação, mas mantendo a sua relação espacial (a circunferência deve estar entre as parábolas), obtém-se um *deformable template*.

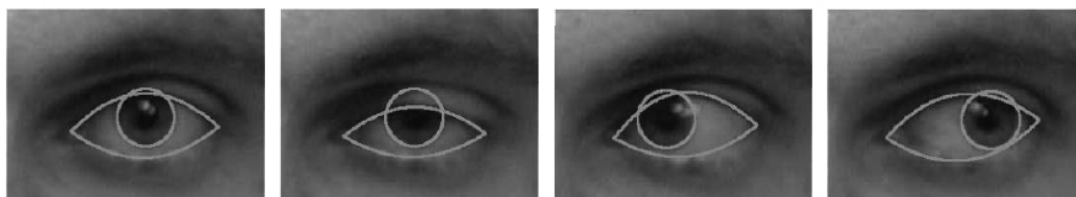


Figura 3.10 - Extração dos contornos dos olhos usando um *deformable template*, numa sequência de imagens (imagens adaptadas de [Yin'01]).

Uma parábola é uma curva descrita pela equação:

$$y = a - \frac{a}{b^2}x^2 \quad (3.31)$$

em que a e b são parâmetros da parábola. Uma equação análoga descreve a outra parábola.

Existindo informação *a priori*, esta pode ser incluída no processo de determinação dos melhores parâmetros. Neste exemplo, como a esclera é geralmente branca e a íris e pupila são mais escuras, pode-se incluir esta informação, definindo uma função de energia para a íris e pupila, que calcula a intensidade média da circunferência, e outra função de energia para a esclera que contabiliza a intensidade desta região.

Definindo um conjunto de parâmetros que maximiza a combinação das energias, adicionando a cada termo da energia um peso, temos:

$$E = c_A E_A + c_B E_B + c_C E_C \quad (3.32)$$

onde c_A , c_B e c_C correspondem aos coeficientes (pesos) dos termos de energia, sendo E_A , E_B e E_C , os termos da energia associados aos parâmetros das parábolas e da circunferência, ou seja, a intensidade da íris e pupila e intensidade da esclera.

Desta forma, pretende-se determinar os valores dos parâmetros e dos coeficientes que maximizam o ajuste das parábolas, circunferências e textura do olho à imagem. Os parâmetros e coeficientes podem ser determinados iterativamente. Tendo presente as restrições das dimensões do olho (valores máximos e mínimos) e ainda a posição do olho no resto da imagem, o processo iterativo converge mais rapidamente.

Os métodos deste tipo têm a desvantagem de serem demasiado dependentes da aplicação e de nada garantir que o modelo (definido por alguém) e a função de custo utilizados correspondam à melhor alternativa para a estrutura a segmentar. Muitos autores preferem utilizar um modelo deformável mais popular, como as *snakes*, em vez de *deformable templates*, ou seja, preferem fazer o ajuste com um conjunto de pontos (um contorno) em vez ajustar uma forma [Nixon'02].

3.2.7. Modelos Probabilísticos

Uma forma alternativa para ajustar uma superfície S a um conjunto de dados D corresponde a usar um método probabilístico. Seja $P(S|D)$ a probabilidade *a posteriori*, que quantifica como a superfície S se adapta aos dados D .

A probabilidade *a posteriori* é estimada de acordo com o teorema de Bayes:

$$P(S|D) = \frac{P(D|S)P(S)}{P(D)} \quad (3.33)$$

onde $P(D) = \sum_S P(D|S)$ é uma constante de normalização. A probabilidade *a priori* $P(S)$ indica a probabilidade de ocorrer a superfície S sem entrar em consideração com os dados e $P(D|S)$ é a probabilidade da superfície S gerar os dados D [MacKay'91] [Staib'92] [Werman'01] [Tavares'03].

Seja a energia definida pela expressão (3.9). Exprimindo a energia interna em termos de uma distribuição de Boltzmann (ou de Gibbs), tem-se:

$$p(S) = \frac{1}{Z_s} e^{-E_{\text{int}}(S)} \quad (3.34)$$

onde E_{int} é uma versão discretizada da energia interna, indicada na expressão (3.9), e Z_s é uma constante de normalização.

Uma distribuição de Gibbs pode ser usada para modelar os dados, supondo um modelo baseado em medidas lineares perturbadas por ruído Gaussiano [Tavares'03], têm-se que:

$$p(D|S) = \frac{1}{Z_{Pot}} e^{-E_{Pot}(S)} \quad (3.35)$$

onde E_{Pot} é uma versão discretizada da energia potencial (ou energia externa), indicada na expressão (3.9), que por sua vez é função da imagem e Z_{Pot} é uma constante de normalização.

O ajuste do modelo é efectuado determinando uma solução para S que maximiza $p(S|D)$ na expressão (3.33) [McInerney'96] [Lakare'00] [Montagnat'01] [Tavares'03].

3.3. Comentários finais

Apesar do sucesso que os modelos deformáveis têm obtido, não existe um modelo suficientemente abrangente capaz de segmentar a maioria das estruturas e órgãos do corpo humano. Atendendo a que muitos dos modelos deformáveis são interactivos no que respeita à sua inicialização, ou são dependentes do tipo de órgãos a segmentar, é previsível que num futuro próximo ainda não seja possível efectuar uma segmentação de todos os órgãos do corpo humano de uma forma totalmente automática, sendo necessário informação *a priori* ou intervenção do utilizador para se obter um resultado mais realista.

Nos capítulos seguintes utilizam-se alguns métodos de segmentação descritos, com o objectivo de segmentar pulmões e ainda bolhas de ar pulmonares. Não foram usados métodos como os ASM, AAM uma vez que obrigavam à utilização de uma base de dados composta por centenas de formas, cada uma composta por dezenas de pontos marcados por radiologistas; nem os *deformable templates* uma vez que os pulmões não possuem formas regulares, em especial na região do mediastino e as bolhas por vezes possuem formas muito irregulares. Foram usados os contornos activos paramétricos e os *level-set*, entre outros, uma vez que são suficientemente flexíveis para segmentar os órgãos ou regiões com características específicas que ocorrem na região torácica (como por exemplo, grandes irregularidades da fronteira pulmonar na região do mediastino, múltiplas bolhas de ar pulmonar, algumas com formas irregulares, fortemente influenciadas pelo ruído).

4. Segmentação Pulmonar

Tradicionalmente, no estudo pulmonar feito a partir de imagens de TAC, um radiologista experiente delimita a região pulmonar numa imagem da região torácica. Mais recentemente, são usados métodos assistidos por computador para executar esta tarefa. É necessário efectuar a segmentação dos pulmões quando se pretende estudar toda a área pulmonar (excluindo os órgãos adjacentes), ou quando se pretende extrair informação densitométrica [Brink'94] [Bland'96] [Sonka'96] [Park'98] [Hoffman'04]. Os métodos de visualização 3D também poderão necessitar de uma segmentação prévia, estando esta tarefa geralmente incluída nos procedimentos de pré-processamento [Barillot'93] [Wang'94] [Soyer'96] [Johnson'97] [Wang'97].

O método mais usado na segmentação pulmonar em imagens de TAC da região torácica, corresponde à aplicação de um *threshold* baseado no respectivo histograma, e/ou em informação conhecida *a priori* (resultando numa imagem binária) seguido da aplicação de operações morfológicas e de detecção de arestas para localizar os contornos pulmonares [Hedlung'82] [Sonka'96] [Lou'99] [Silva'00a] [Ko'01]. Alguns autores melhoraram esta técnica efectuando uma suavização do contorno pulmonar; por exemplo Armato [Armato'98] [Armato'99] usa a *rolling ball*, Fiebish [Fiebish'99] suaviza localmente o contorno sempre que o gradiente local (numa vizinhança de +/- 2 pontos no contorno) é superior a um determinado valor, Tozaki [Tozaki'98] usa operações morfológicas adicionais, como a dilatação e a erosão, e Taguchi [Taguchi'99] usa segmentos de recta para suavizar algumas irregularidades do contorno pulmonar.

Outros autores desenvolveram métodos mais sofisticados, usando um *threshold* variável, detectando a traqueia e separando os pulmões com intervenção do utilizador [Kalender'91] ou usando programação dinâmica, com suavização semi-automática dos contornos [Hu'01]. Uma variante do método anterior, testada somente em imagens simuladas de TAC, corresponde a dividir a imagem em 4 *sub-imagens*, explorando a correspondência entre os picos do histograma e os órgãos respectivos, e aplicando processamento morfológico análogo ao descrito no parágrafo anterior, separadamente para cada *sub-imagem* [Yi'99].

Uma abordagem diferente para detectar os contornos pulmonares, resulta da aplicação de contornos activos, em que o utilizador define manualmente alguns pontos próximos do contorno pulmonar (*seed points*). O contorno definido inicialmente por esses pontos tende a convergir para a fronteira do pulmão, procurando um equilíbrio entre as forças internas (relacionadas com as propriedades elásticas do contorno) e as forças externas (associadas às características físicas da imagem) [Cagnoni'99].

Um método inovador foi desenvolvido por Brown [Brown'97] para a segmentação automática dos pulmões. Partindo de informação conhecida *a priori*, como a forma, as dimensões, a posição e o volume dos órgãos da região torácica, são definidas relações de topológicas (por exemplo: os pulmões estão dentro das paredes da região torácica e possuem, entre outras, estruturas aéreas). Os resultados da segmentação são classificados com um grau de confiança proporcional à semelhança com a informação conhecida *a priori*. Quando existem vários candidatos para o mesmo órgão, é escolhido aquele que possui o melhor valor para o grau de confiança. A segmentação é definida usando um *threshold* baseado em níveis de cinzento, operações morfológicas, e informação *a priori*. Este método identifica a traqueia, entre outras estruturas e órgãos, num exame de TAC. Quando ocorre sobreposição visual das regiões pulmonares, a separação dos pulmões é realizada usando programação dinâmica (ver secção 3.1.2), em que a função de custo é proporcional à intensidade dos pixels da região de sobreposição. Este método é muito sensível à informação definida previamente pelo utilizador sobre os órgãos a serem segmentados.

Outros autores [Lielieveldt'99] desenvolveram um método idêntico, no qual o modelo teórico da região torácica corresponde a um grupo de órgãos interligados (pulmões, coração, fígado) definidos por superfícies implícitas com recurso a hiperquádricas; estas superfícies são ajustadas até que seja atingido um mínimo de energia.

O objectivo inicial do trabalho descrito neste capítulo foi o desenvolvimento de um método rápido e preciso para a detecção dos contornos pulmonares em todas as secções de um exame de TAC da região torácica, baseado numa análise em 2D. Deveria ser suficientemente robusto e eficiente para ser incluído numa futura aplicação de visualização 3D. Também deveria ser optimizado para ser computacionalmente eficiente.

Neste capítulo são descritos três métodos para a segmentação pulmonar, capazes de produzir resultados aceitáveis. O primeiro e o segundo métodos baseiam-se na análise da distribuição dos níveis de cinzento da imagem de TAC da região torácica. O segundo método utiliza ainda operações morfológicas adicionais. Estes dois métodos exploram a correspondência entre determinados segmentos do histograma da imagem de TAC e subgrupos de órgãos ou estruturas localizados na região torácica. Relacionando esses segmentos com os órgãos ou estruturas correspondentes, são rejeitadas as regiões que envolvem os pulmões, permitindo assim extrair os contornos das regiões pulmonares.

O terceiro método é baseado no conceito de contornos activos ou *snakes*. Começa por definir um contorno inicial no interior da região pulmonar, sujeito a um processo de expansão que, em princípio, pára quando o contorno atinge a região

envolvente ao órgão em estudo. A condição de paragem corresponde a um processo de minimização de energia, associado às forças internas e externas que controlam a evolução do contorno [Gunn'97] [Davatzikos'99] [Morris'99] [Schnabel'99].

4.1. Método Rápido

O histograma de uma imagem de TAC da região torácica possui vários picos (ver figura 4.2), correspondendo cada pico a um grupo de órgãos ou estruturas. Explorando esta correspondência é possível identificar um ou vários órgãos (ou estruturas) e excluir órgãos (ou estruturas) desnecessários, para atingir o objectivo inicial: identificação das áreas pulmonares [Loncaric'95].

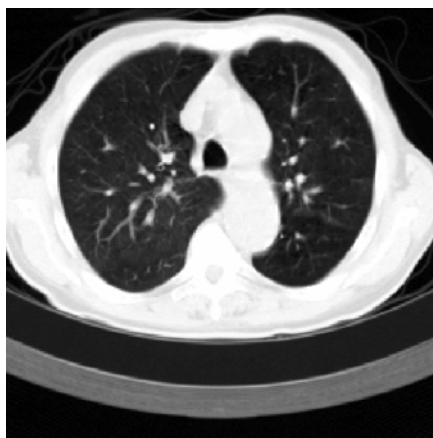


Figura 4.1 – Imagem de TAC da região torácica.

Uma imagem de uma secção de um exame de TAC é apresentada na figura 4.1, sendo a figura 4.2 o respectivo histograma. Nestas figuras pode observar-se uma correspondência entre as regiões mais claras que envolvem os pulmões e o conjunto de valores que se agrupam no pico mais à direita no histograma (com valores de intensidade próximos de 1000, na escala dos níveis de cinzento).

Após várias experiências num conjunto representativo de imagens de TAC da região torácica, composto por uma dezena de imagens seleccionadas aleatoriamente, o valor do nível de cinzento máximo e relevante, P , foi determinado conforme indicado na figura 4.2, como correspondendo ao ponto mais à direita com um valor de 5% do pico mais elevado. Os pixels com níveis de cinzento superiores a P , são substituídos pelo valor de P [Legault'97].

Uma versão suavizada do histograma é determinada ajustando uma *spline* ao histograma da imagem. Foram testadas várias *splines* (*spline* cúbica, *spline* de mínimos quadrados, *B-spline* suavizada) e seleccionada a que melhor se adaptava à envolvente do histograma. Uma *B-spline* suavizada [Obadia'99] [Matlab'00] de baixa

eficiência (pouco sensível) foi escolhida uma vez que não é influenciada por pequenas oscilações que possam ocorrer no histograma (ver figura 4.3).

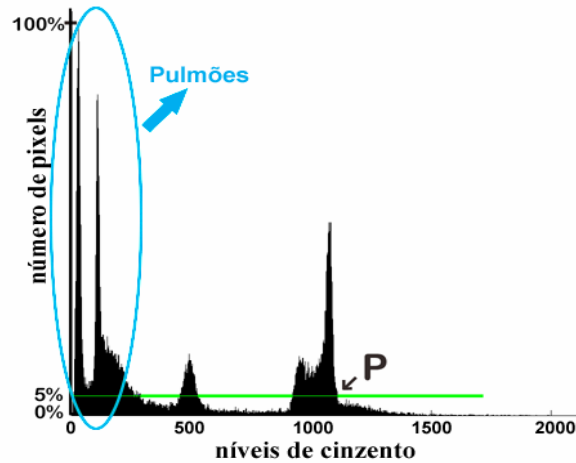


Figura 4.2 – Histograma de uma imagem de TAC da região torácica. P é o ponto mais à direita correspondendo a 5% do pico mais elevado.

Verificou-se no mesmo conjunto representativo de imagens de TAC da região torácica que a maioria dos níveis de cinzento associados aos tecidos pulmonares ocorre até ao nível de cinzento correspondente à posição de 25% do intervalo de valores definido até ao ponto P do histograma da imagem de TAC [Parker'80]. Partindo deste nível, é percorrida a *B-Spline* suavizada e localizado o mínimo local, sendo o nível de cinzento deste novo ponto usado como *threshold*. Aplicando este *threshold* à imagem, obtém-se uma imagem binária (como a apresentada na figura 4.4) à qual se aplicam operações morfológicas, como a erosão e a dilatação, com o objectivo de suavizar os contornos das regiões binárias.

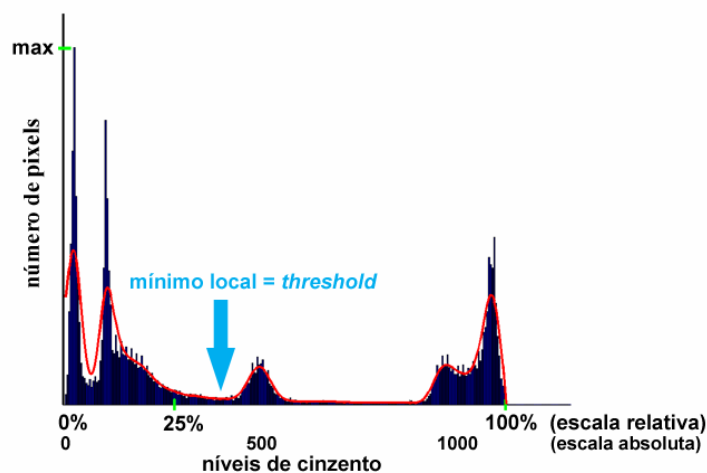


Figura 4.3 – Curva *B-spline* sobreposta ao histograma.

Na perspectiva de segmentação pulmonar, as pequenas regiões brancas no interior dos pulmões (ver figura 4.4a), são consideradas estruturas aéreas ou ruído e

devem ser removidas. Para este efeito é usada uma operação morfológica de *cleaning* [Watt'98] [MathWorks'01] que remove estas áreas reduzidas. O processamento morfológico é concluído com a remoção das regiões exteriores à região torácica, usando uma operação de preenchimento com origem nos quatro vértices da imagem. O resultado, apresentado na figura 4.4b, corresponde uma imagem binária em que as áreas a preto representam as regiões pulmonares e a traqueia.



Figura 4.4 – Imagens binárias: a) resultante da aplicação do *threshold*; b) após operações morfológicas de *cleaning* e de remoção das regiões exteriores.

As áreas de cada uma das regiões a preto (figura 4.4b) são calculadas, sendo seleccionadas as regiões com maiores áreas, que correspondem às regiões pulmonares (desta forma a traqueia e outras áreas de dimensões similares ou inferiores à traqueia, são excluídas); as fronteiras dessas regiões correspondem aos contornos pulmonares que se pretendem determinar.



Figura 4.5 – Contornos pulmonares sobrepostos à imagem de TAC.

O resultado final pode ser visualizado na figura 4.5, em que os contornos estão sobrepostos à imagem. Outros exemplos da aplicação deste método encontram-se representados nas figuras da secção 4.4 - “Comparação qualitativa entre métodos”.

Pseudo-código 4.1 – Método Rápido

Localizar no histograma o ponto P, ou seja, o nível cinzento mais à direita correspondente a um nº pixels não inferior a 5% do maior pico
 Pixels com níveis de cinzento superiores a P são modificados para P
 Ajustar *B-Spline* suavizada ao histograma da imagem
 Localizar na *B-Spline*, mínimo local próximo de 25% na escala de níveis de cinzentos
 Obter imagem binária com *threshold* usando mínimo local
 Suavizar (erosão e dilatação) contornos das regiões pulmonares
 Remover regiões com áreas muito pequenas
 Seleccionar duas maiores regiões com áreas com mesma grandeza
 Determinar a fronteira dessas regiões

Apesar de este método (descrito no pseudo-código 4.1) ser bastante rápido na segmentação pulmonar, possui como desvantagem a incapacidade de separar os pulmões esquerdo e direito, quando a fronteira que os separa não é suficientemente explícita, ou seja, é determinada uma só região que engloba os pulmões esquerdo e direito, como ocorre em algumas imagens (ver figura 4.14a, na página 69).

4.2. Método com Separação de Pulmões

Para ultrapassar a incapacidade do método anterior, de separação dos pulmões quando estes se encontram parcialmente sobrepostos na imagem, foi desenvolvido um novo método. Inicialmente são analisados os valores dos níveis de cinzento da imagem, em termos de Unidades de Hounsfield (UH), definida uma janela de valores com uma largura de 1500 UH e centrada em -600 UH (intervalo de valores usado em análise de imagens de TAC da região torácica), colocados a zero todos os pixels com valores inferiores ao mínimo desta janela e colocados com o valor máximo desta janela todos os pixels com valor superior ao máximo desta janela [Parker'80] [Girod'00].

São depois executados os mesmos passos descritos no método anterior, no que respeita à suavização do histograma através do ajuste de uma curva *B-Spline*, à localização do mínimo local próximo da posição de 25% dos níveis de cinzento e à discriminação (*threshold*) com este mínimo local, obtendo-se uma imagem binária.

A determinação do centro de massa de cada pulmão é conseguida através da aplicação da transformada de Radon [Deans'96] à imagem binária, segundo as direcções vertical e horizontal. A escolha da transformada de Radon, em vez de outros procedimentos mais directos, resulta do facto de se conseguir uma grande independência em relação a factores como deslocações das regiões pulmonares e rigidez das estruturas vasculares e mediastínicas.

As coordenadas de cada centro de massa pulmonar (C_{ESQ} e C_{DIR}) correspondem aos máximos das curvas suavizadas associadas à transformada de Radon nas duas direcções, conforme indicado na figura 4.6.

A região pulmonar esquerda é determinada pela aplicação do operador morfológico de preenchimento com origem no ponto C_{DIR} . Por um processo similar, é determinada a região pulmonar direita. Quando as regiões pulmonares esquerda e direita são coincidentes, é executado o procedimento de separação dos pulmões, descrito na secção seguinte (4.2.1 – “Separação local dos pulmões”).

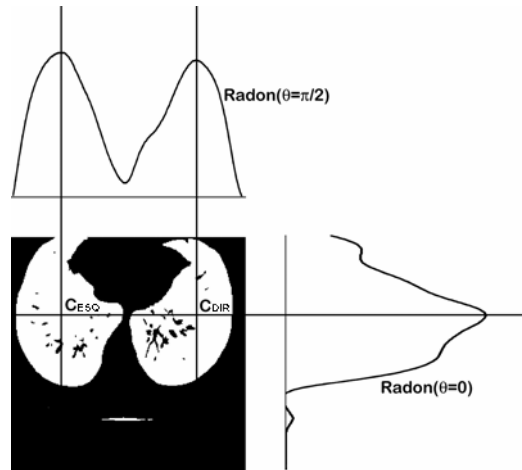


Figura 4.6 – Determinação do centro de massa dos pulmões esquerdo e direito, com base nas coordenadas dos picos das envolventes às transformadas de Radon.

Para suavizar possíveis irregularidades nos contornos das áreas que correspondem às regiões pulmonares, são realizadas operações morfológicas de dilatação e erosão.

O passo seguinte corresponde à execução de um procedimento que identifica a traqueia na primeira secção e localiza-a nas secções seguintes, permitindo rejeitá-la sempre que erradamente esteja incluída nas regiões binárias pulmonares (na secção 4.2.2 – “Identificação e exclusão da traqueia” descrevem-se os detalhes deste procedimento). Por último, os contornos pulmonares são obtidos a partir das fronteiras das regiões que correspondem aos pulmões esquerdo e direito (conforme descrito no pseudo-código 4.2).

Pseudo-código 4.2 – Método com Separação de Pulmões

Aplicar janela torácica centrada em -600UH com largura 1500UH

Ajustar *B-Spline* suavizada ao histograma da imagem

Localizar na *B-Spline*, mínimo local próximo de 25% na escala de cinzentos

Obter imagem binária através do *threshold* usando o mínimo local

Calcular centro massa (CM) de cada pulmão, pelas transformadas de Radon de 0° e 90°

Identificar regiões pulmonares esquerda e direita, preenchimento morfológico no CM

Se as regiões pulmonares esquerda e direita forem coincidentes então:

 Procedimento de separação local dos pulmões

 Suavizar contornos das regiões pulmonares com operações morfológicas (erosão e dilatação)

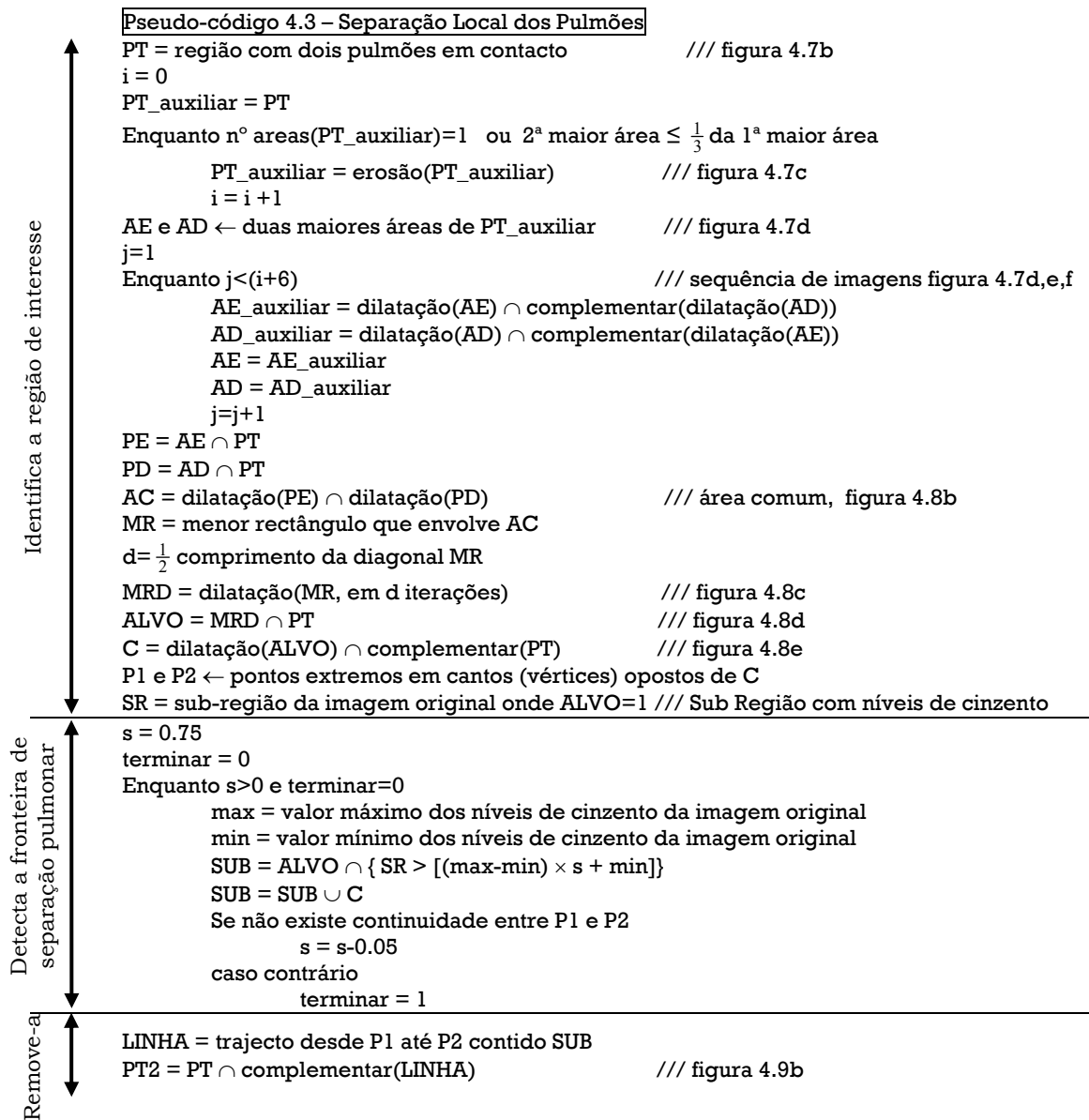
 Detectar e excluir a traqueia

 Determinar as fronteiras das duas regiões

4.2.1. Separação local dos pulmões

Sempre que ocorre contacto das regiões pulmonares (ver figura 4.7a) e consequentemente os dois pulmões são identificadas como uma região pulmonar (PT) (ver figura 4.7b), é executado este procedimento (indicado no pseudo-código 4.3).

A grande região que corresponde aos pulmões (PT), é sujeita a erosões morfológicas sucessivas até corresponder a duas ou mais regiões (ver figura 4.7c e figura 4.7d), mais pequenas e não ligadas entre si, sendo área da segunda maior região superior a 1/3 da área maior região. O valor de 1/3, escolhido experimentalmente, teve como suporte não só o número de lobos que cada pulmão possui, mas também a proporção entre as áreas dos pulmões, as áreas da traqueia e de outras estruturas aéreas que podem ocorrer em imagens de TAC.



Tal como no caso anterior, utilizam-se os máximos dos perfis da transformada de Radon para identificar as várias áreas, sendo contabilizado o número de pixels que constitui cada área. São seleccionadas as duas maiores áreas (uma área esquerda, AE, e outra área direita, AD) que correspondem a versões reduzidas dos pulmões esquerdo e direito, respectivamente (ver figura 4.7d).

O passo seguinte consiste em efectuar uma dilatação de cada uma das áreas reduzidas AE e AD, até se atingir “i+6” iterações impedindo, em cada iteração, que cada área (AE e AD) se sobreponha à outra (ver figura 4.7d e figura 4.7e). O valor 6 corresponde a um compromisso entre um valor suficientemente pequeno para que os cálculos fossem rápidos, e um valor suficientemente elevado que garantisse a sobreposição das duas áreas reduzidas depois de dilatadas (AE e AD). Poder-se-ia usar um valor de 5 ou 7; no entanto para valores inferiores a 4 poderá não ocorrer sobreposição das áreas AE e AD.

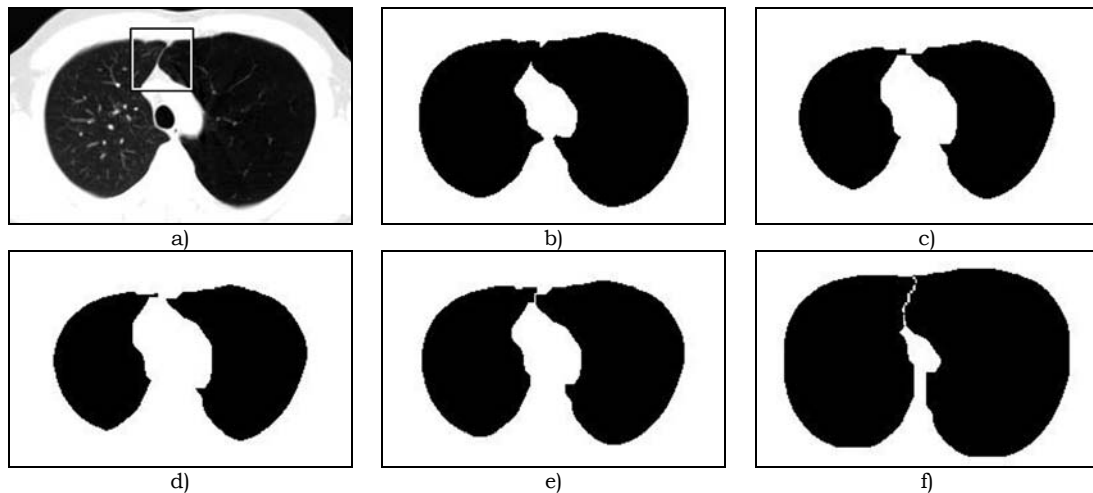


Figura 4.7 – As várias etapas do processamento morfológico em toda a região pulmonar. Conforme se observa na imagem (f) a separação preliminar encontrada não é coincidente com a separação da imagem (a), sendo necessário processamento adicional.

Para identificar a região de separação (região enquadrada na figura 4.7a e também representada na figura 4.8a), é determinada a área comum (AC) que se encontra na região de união entre os dois pulmões (ver detalhes no pseudo-código 4.3), localizado o menor rectângulo (MR) que envolve a área comum (AC).

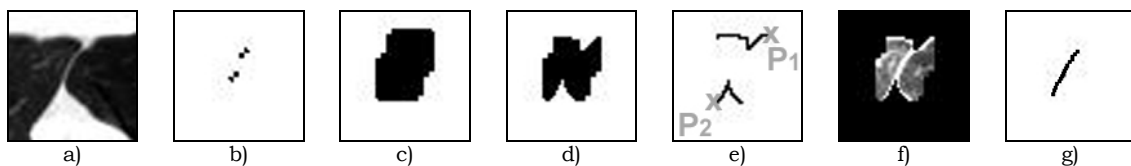


Figura 4.8 – Processamento morfológico específico para a zona de separação dos pulmões.

A área (ALVO) (representada na figura 4.8d), onde será pesquisada a fronteira de separação entre pulmões, é determinada a partir de MR, após múltiplas dilatações (ver pseudo-código 4.3).

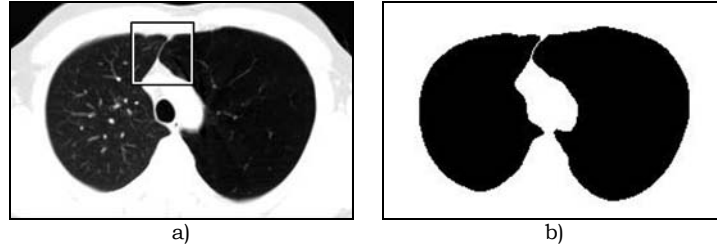


Figura 4.9 – a) Imagem com pulmões visualmente sobrepostos; b) imagem binária das duas áreas pulmonares, após separação.

Os pontos (P1 e P2) são os extremos opostos, na região superior e inferior (ver figura 4.8e), correspondentes às fronteiras superior e inferior da região que contém a zona de separação pulmonar (C).

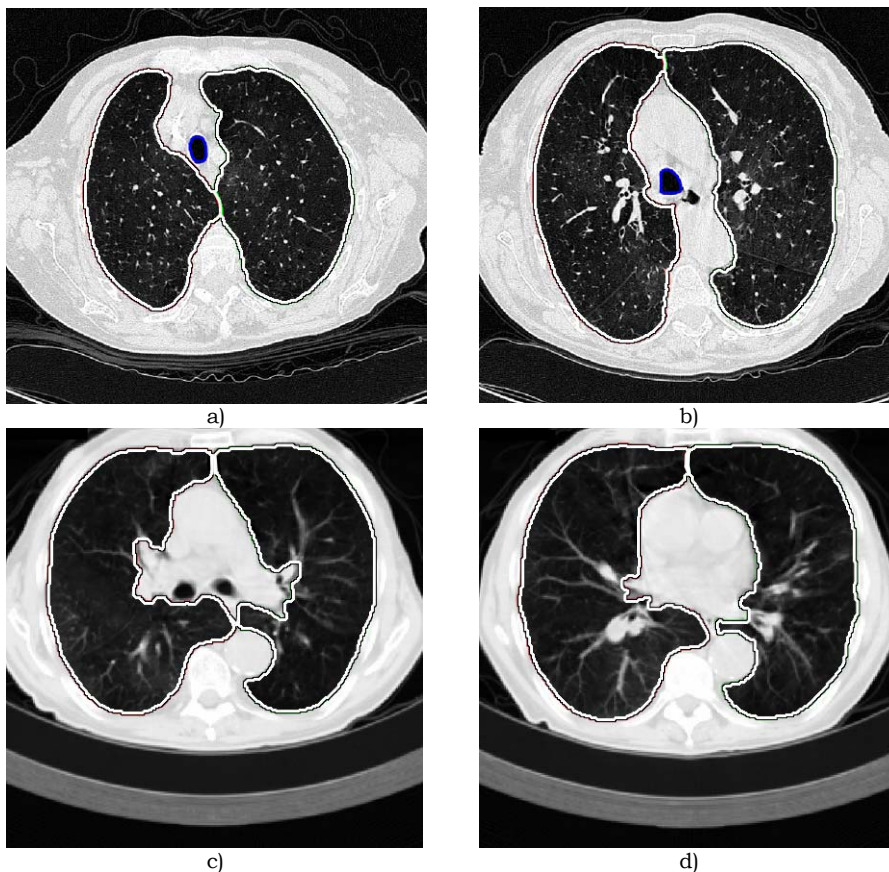


Figura 4.10 – Imagens de um paciente onde ocorre sobreposição visual das regiões pulmonares: a) na parte inferior da imagem; b) e d) na parte superior da imagem; c) sobreposição dupla, nas partes superior e inferior da imagem.

Sabe-se que na região de separação pulmonar os pixels possuem níveis de cinzento mais elevados do que os pixels vizinhos (ver figura 4.8f). Para testar a

continuidade entre os pontos P1 e P2, aplica-se um *threshold* com um nível de cinzento elevado verificando-se se existe continuidade entre P1 e P2 na zona ALVO. Quando tal não acontecer, o valor do *threshold* é ligeiramente reduzido e novo teste realizado até que seja localizado um trajecto (LINHA) desde P1 até P2 (ver figura 4.8g).

A operação final consiste na remoção de LINHA (ver figura 4.8g) da grande região inicial (PT), resultando em duas regiões pulmonares não ligadas entre si (ver figura 4.9a e figura 4.9b).

4.2.2. Identificação e exclusão da traqueia

Em algumas imagens, a traqueia encontra-se muito próxima da região pulmonar, pelo que um método de segmentação poderá classificar erradamente a traqueia como pertencente aos pulmões. Para ultrapassar este obstáculo, o Método com Separação de Pulmões foi complementado com instruções de forma que a traqueia não seja incluída na região pulmonar (indicado no pseudo-código 4.4).

Pseudo-código 4.4 – Identificação e Exclusão da Traqueia

```
// Input: imagem (RAW) (figura 4.11a) e as áreas binárias pulmonares (ALP) /// figura 4.12a
Atenuar ruído com filtro de média aritmética com janela [5x5]
Determinar imagem IM_AUX aplicando threshold de -800UH /// figura 4.11b e figura 4.12c
Imagem PM = preenchimento desde 4 vértices de IM_AUX /// figura 4.11c e figura 4.12d
Se RAW for 1ª imagem do exame TAC
    TRAQUEIA = maior área de PM e que não está contida em ALP
caso contrário /// é usada informação da traqueia da imagem da secção anterior
    ZC = Zona Comum, todas áreas PM com continuidade p/traqueia da secção anterior
    Se ZC = {}
        TRAQUEIA = {} /// traqueia: não existente ou não detectada
    caso contrário
        TRAQUEIA = maior área de ZC
ZI = zona interpulmonar /// conhecida a priori, /// figura 4.11d e figura 4.12e
Se TRAQUEIA não está contida ZI
    traqueia = {} /// traqueia não existente
Se TRAQUEIA ≠ {} e TRAQUEIA contida ALP
    área = área da TRAQUEIA
    raio = raio médio da TRAQUEIA
    Se área ou raio ∉ [valores típicos para a traqueia]
        TRAQUEIA = {} /// traqueia não existente
    Se área TRAQUEIA ≤ ½ soma todas áreas de ZC
        TRAQUEIA = {} /// imagem na posição longitudinal da carina
```

O primeiro passo consiste em atenuar fortemente o ruído com um filtro de média aritmética, uma vez que o ar corresponde ao limite inferior da escala de Hounsfield existindo uma grande susceptibilidade à influência do ruído. Para identificar as regiões de ar no interior da caixa torácica, é aplicado um *threshold* de -800UH (figura 4.11b e figura 4.12c), após o qual é efectuado um preenchimento morfológico usando como pontos de partida os vértices da imagem, tendo-se obtido uma imagem binária com áreas a “1” que correspondem às regiões originais com

níveis de cinzento inferior a -800UH e que se encontram no interior da região torácica, sendo estas regiões candidatas a traqueia (figura 4.11c e figura 4.12d).

Se a imagem torácica em estudo corresponder à primeira secção usada em diagnóstico na região do *apex* do exame de TAC (figura 4.11), a traqueia é definida como a maior das regiões candidatas e que não se encontra no interior dos pulmões. Note-se que na primeira secção usada em diagnóstico do exame de TAC, a região pulmonar é relativamente pequena e a traqueia encontra-se bastante afastada dos pulmões.

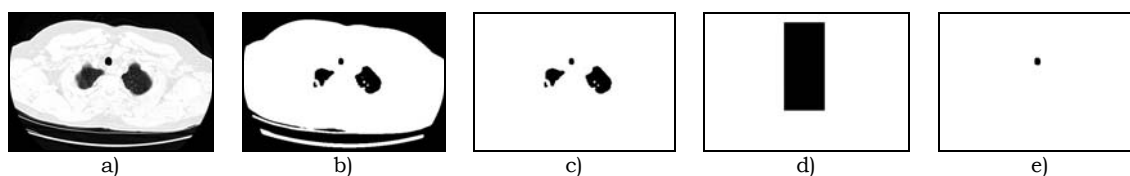


Figura 4.11 – Identificação da traqueia na primeira secção (imagem do apex) de um exame de TAC da região torácica: a) imagem original, b) após *threshold* -800UH, c) depois do preenchimento morfológico, d) zona interpulmonar conhecida *a priori*, e) imagem final da traqueia.

Quando a imagem torácica não corresponde à primeira secção, é usada a informação da traqueia da secção anterior. Define-se a imagem da zona comum (ZC) como todas as áreas candidatas e que possuem continuidade para a traqueia da secção anterior. Existindo mais de uma área em ZC, é seleccionada a maior área.

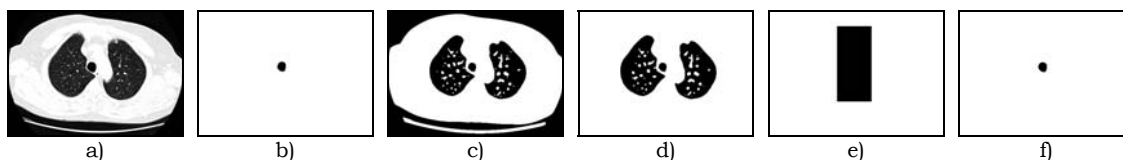


Figura 4.12 – Identificação da traqueia numa secção intermédia de um exame de TAC da região torácica: a) imagem original, b) imagem da traqueia da secção anterior do exame de TAC, c) após *threshold* -800UH, d) depois do preenchimento morfológico, e) zona interpulmonar conhecida *a priori*, f) imagem final da traqueia.

Depois verifica-se se a região candidata a traqueia se encontra na região alvo (zona interpulmonar conhecida *a priori*, que inclui o mediastino, figura 4.12e). O passo seguinte corresponde à determinação da área e do raio da região candidata a traqueia e à verificação se estes se encontram entre os valores mínimos e máximos da traqueia. Impõe-se ainda que a área da região candidata a traqueia seja maior que metade de todas as restantes áreas das regiões candidatas a traqueia, de forma a evitar a selecção da traqueia nas imagens que correspondem ao nível da carina (região onde a traqueia se divide em dois brônquios, seguindo cada um para o seu pulmão). Após a região candidata a traqueia ter sido validada por estes critérios de filtragem, é finalmente classificada como traqueia.

4.3. Método de Contornos Activos

O método de contornos activos define inicialmente uma curva fechada que, sob a influência de forças internas (que dependem das características do contorno) e ainda de forças externas associadas às características da imagem (que contém o objecto a segmentar), evolui para a fronteira do objecto.

4.3.1. A evolução do modelo

As forças internas são proporcionais aos termos da energia interna que caracterizam a elasticidade e a rigidez do contorno, conforme descrito no apêndice B, onde se deduz a equação de evolução deste modelo:

$$\mathbf{V}_{n+1} = (\mathbf{I} - \tau \mathbf{A}) \mathbf{V}_n + \tau \mathbf{F} \quad (4.1)$$

onde \mathbf{A} é uma matriz onde estão representadas de forma implícita as forças internas, \mathbf{I} é a matriz identidade, \mathbf{V}_n e \mathbf{V}_{n+1} são os contornos na iteração n e $n+1$, respectivamente, \mathbf{F} corresponde ao conjunto das forças externas e τ é uma constante que controla a evolução do modelo.

A equação (4.1) é resolvida iterativamente até se atingir uma de duas condições de paragem: a diferença das coordenadas entre dois instantes consecutivos ser inferior a um determinado erro, ou um número máximo de iterações.

4.3.2. As forças externas

As forças externas estão relacionadas com as características locais da imagem na vizinhança do contorno, como a intensidade e o gradiente da imagem [Lobregt'95], tal que:

$$F_{externa} = k_1 F_{enchimento} + k_2 F_{intensidade} + k_3 F_{gradiente} \quad (4.2)$$

Se um contorno estiver sujeito unicamente às suas forças internas, a sua elasticidade irá fazer com que ele se contraia e, na situação limite, se reduza a um ponto. Se o contorno estiver sujeito, não só às suas forças internas, como também às forças externas associadas à intensidade e ao gradiente, a contracção poder-se-á ainda verificar, desde que o contorno se situa em regiões com níveis de cinzento constante e de baixo valor. A utilização de uma força de enchimento permite ultrapassar este problema. Esta força faz com que o contorno se comporte como um balão que é insuflado, aumentando a insensibilidade do contorno e diminuindo a probabilidade do contorno ser travado por pontos isolados com elevado gradiente e que são falsas arestas [Cohen'91] [Cohen'93] [Xu'99].

A força de enchimento é representada como um vector que, para cada ponto do contorno, é perpendicular a esse ponto.

São definidos dois pontos P e Q, para cada ponto v_i do contorno, que servem de base ao cálculo da recta u , perpendicular ao segmento de recta \overline{PQ} :

$$P = \frac{1}{5} \sum_{n=i-1}^{i-5} v_n, \quad Q = \frac{1}{5} \sum_{m=i+1}^{i+5} v_m, \quad r = \overline{PQ} = Q - P, \quad u : u \perp r \quad (4.3)$$

A força de enchimento é determinada por:

$$F_{enchimento}(v_i) = \frac{u_i}{\|u_i\|} \quad (4.4)$$

em que a direcção de u corresponde à direcção da expansão do contorno, determinada numa vizinhança 10 pontos. Esta força pode ser compreendida como proporcional à pressão interna do contorno, que o obriga a expandir-se.

A força da intensidade da imagem é determinada por:

$$F_{intensidade}(v_i) = G(I(v_i)) \quad (4.5)$$

onde $G(I(v_i))$ corresponde ao valor da intensidade da imagem na posição v_i , depois de ser efectuada uma suavização da imagem, por aplicação de um filtro de média aritmética numa janela de 3×3 . Esta força actua sobre o contorno, deslocando-o para as regiões ou mais escuras ou mais claras da imagem, de acordo com a informação conhecida *a priori* do objecto a segmentar.

O objectivo da força do gradiente é atrair o contorno para as zonas da imagem onde existem maiores variações no nível de cinzento dos pixels. Esta força é definida como:

$$F_{gradiente}(v_i) = 1 - \frac{\nabla I(v_i)}{\max(\nabla I)} \quad (4.6)$$

onde ∇I corresponde ao gradiente da imagem I .

As constantes k_1, k_2, k_3 são pesos para cada uma das forças, tal que as parcelas $k_i F_i$ possuam a mesma grandeza, de forma que a soma das forças externas não seja sistematicamente e predominantemente dominada por uma única forma externa, ou seja, funcionam como um factor de escala colocando todas as forças com valores comparáveis.

4.3.3. Aspectos relevantes da implementação

Inicialmente define-se um contorno circular composto por pontos equidistantes, no interior de cada pulmão, cujo centro é determinado pelas transformadas de Radon, conforme descrito na secção anterior. Para cada ponto são calculadas todas as forças e determinada a sua nova posição. Depois de repetir este cálculo para todos os pontos do contorno, obtém-se um novo contorno. Este procedimento é repetido iterativamente até ser atingido o número máximo de iterações

ou até ser atingida a condição de paragem que poderá ser o deslocamento de qualquer ponto entre duas iterações consecutivas inferior a um valor pré-definido.

O método implementado é adaptativo, durante o processo de expansão e sempre que a distância média entre pontos vizinhos o justifique, o contorno é re-amostrado inserindo novos pontos entre os pontos existentes [Lobregt'95].

4.4. Comparação qualitativa entre métodos

Para obter uma validação preliminar dos resultados obtidos por estes métodos, solicitou-se a dois radiologistas experientes, que desenhassem manualmente os contornos em 11 imagens de TAC, seleccionadas para incluir secções das três regiões pulmonares: superior, intermédia, inferior (figura 4.13 até figura 4.17). Estes contornos foram considerados como contornos de referência [Cagnoni'99].

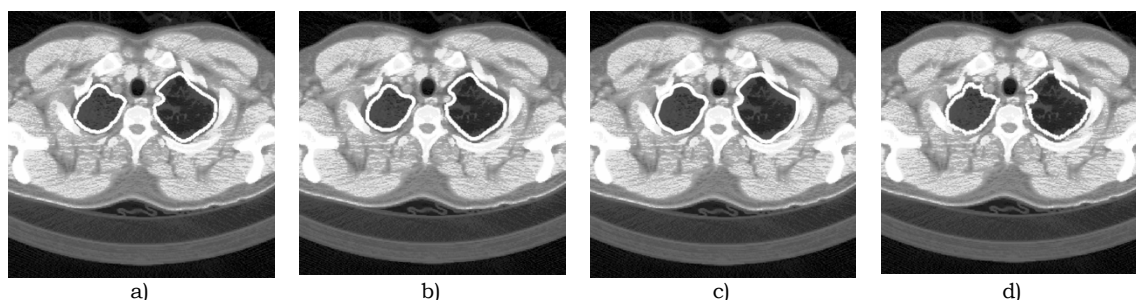


Figura 4.13 – Imagem equalizada de TAC da região pulmonar superior (apex), com os contornos: a) b) e c) obtidos pelos Métodos Rápido, com Separação de Pulmões e Contornos Activos, respectivamente; d) de referência.

Na região pulmonar superior (apex), os três métodos produzem resultados similares, quando comparados entre si, ou quando comparados com a referência.

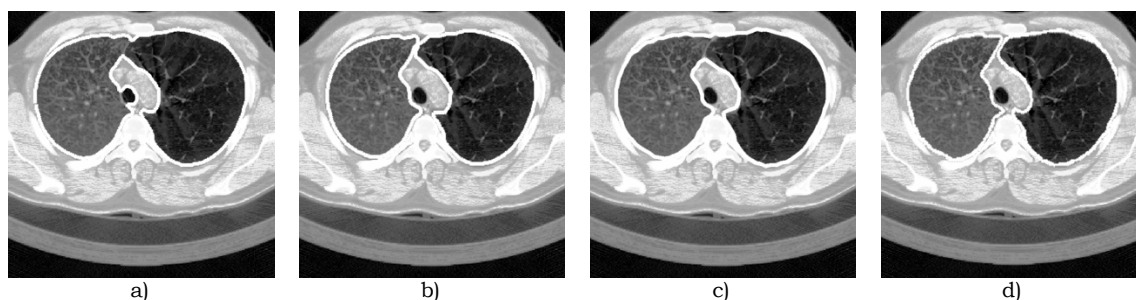


Figura 4.14 – Imagem equalizada de TAC da região pulmonar intermédia com sobreposição visual das regiões pulmonares, com os contornos: a) b) e c) obtidos pelos Métodos Rápido, com Separação de Pulmões e Contornos Activos, respectivamente; d) de referência.

Na região pulmonar intermédia com sobreposição visual dos pulmões, a segmentação foi efectuada com sucesso relativo; por vezes, quando a traqueia está próxima dos pulmões, o Método Rápido inclui-a na área pulmonar (figura 4.14a).

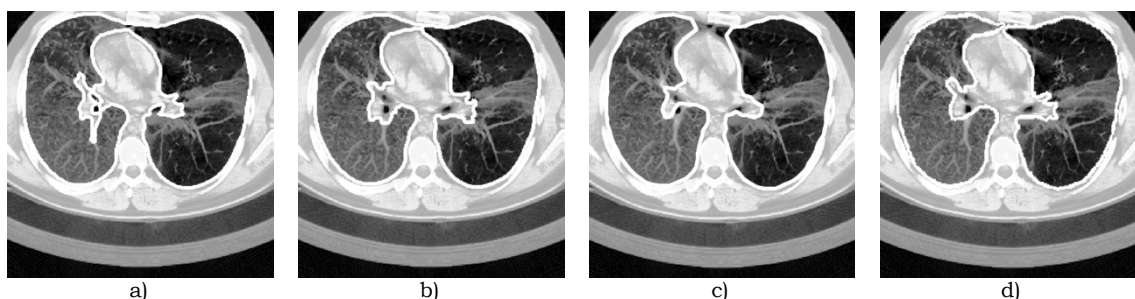


Figura 4.15 – Imagem equalizada de TAC da região pulmonar intermédia sem sobreposição visual das regiões pulmonares, com os contornos: a), b) e c) obtidos pelos Métodos Rápido, com Separação de Pulmões e Contornos Activos, respectivamente; d) de referência.

Nas imagens de TAC da região intermédia sem sobreposição visual dos pulmões, observa-se que o Método Rápido é muito sensível às estruturas vasculares, conforme se pode observar na figura 4.15a). O Método de Contornos Activos não foi capaz de segmentar correctamente a região pulmonar direita (existe uma pequena área na parte superior deste pulmão que deveria ser incluída na área pulmonar), após ser atingido o limite de 25 iterações. Se este número de iterações fosse aumentado, os resultados melhorariam ligeiramente, no entanto o tempo de processamento aumentaria consideravelmente.

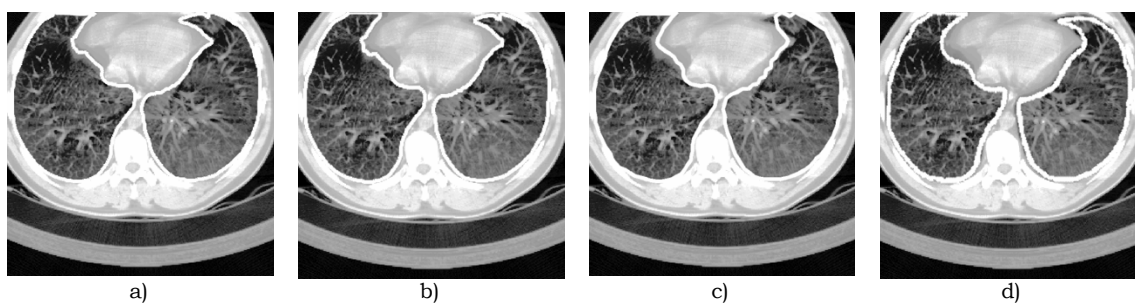


Figura 4.16 – Imagem equalizada de TAC da região pulmonar inferior (basal), com os contornos: a), b) e c) obtidos pelos Métodos Rápido, com Separação de Pulmões e Contornos Activos, respectivamente; d) de referência.

Na região pulmonar inferior (basal), todos os métodos produziram bons resultados, no entanto o Método de Contornos Activos segmentou ligeiramente para o exterior da região pulmonar, conforme se pode observar na figura 4.16c).

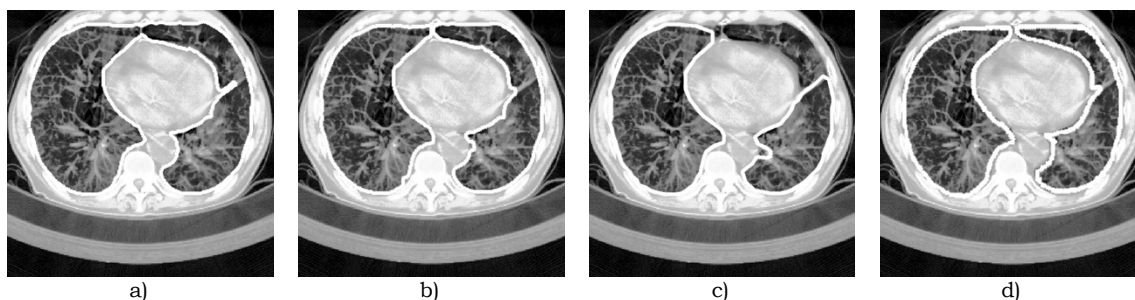


Figura 4.17 – Imagem equalizada de TAC da região pulmonar inferior (basal) com sobreposição visual das áreas pulmonares, os contornos: a), b) e c) foram obtidos pelos Métodos Rápido, com Separação de Pulmões e Contornos Activos, respectivamente; d) de referência.

Ainda na região pulmonar inferior (basal), em secções onde ocorre a sobreposição visual das áreas dos pulmões esquerdo e direito, os primeiros dois métodos produziram bons resultados; o Método de Contornos Activos terminou incorrectamente a sua expansão próximo do meio do pulmão (figura 4.17c), uma vez que encontrou uma região que obedecia ao critério de paragem. Este caso demonstra a dificuldade do contorno em se ajustar a regiões muito estreitas, sendo esta a justificação para o observado na figura 4.15c).

4.4.1. Comentários ao Método Rápido

O método rápido, em regra, segmenta com sucesso as áreas pulmonares em imagens desde a região do apex até à região basal. Em imagens da região superior, a segmentação resulta na separação dos dois pulmões e os contornos obtidos são idênticos aos contornos de referência.

No entanto, em imagens da região intermédia, onde ocorra a sobreposição visual das áreas pulmonares, este método não distingue os dois pulmões, obtendo-se um contorno global. Também nesta região, quando a traqueia se encontra muito próxima da fronteira de um dos pulmões, poderá ser incluída na área pulmonar. Nos restantes casos, são obtidos contornos visualmente semelhantes aos contornos de referência.

Na região inferior, atendendo a que os pulmões já se encontram consideravelmente afastados entre si, a segmentação produz dois contornos separados, no entanto, em algumas imagens, as estruturas vasculares contribuem fortemente para as irregularidades nos contornos.

Em síntese, este método é muito rápido, quando comparado com os outros dois métodos, e efectua uma segmentação correcta na maioria das imagens. As suas desvantagens são a incapacidade para separar os pulmões e, em algumas imagens com características muito específicas, a inclusão da traqueia na região pulmonar.

4.4.2. Comentários ao Método com Separação de Pulmões

Este método produz contornos similares aos obtidos com o método anterior, gerando sempre dois contornos separados, mesmo em imagens onde ocorre sobreposição visual das áreas pulmonares.

O Método com Separação de Pulmões identifica a traqueia e exclui-a da região a segmentar, inclusive em situações onde a traqueia se encontra muito próxima da fronteira pulmonar.

Nas regiões onde ocorrem irregularidades associadas às estruturas vasculares, o contorno pulmonar é suavizado pelo processamento morfológico aplicado, resultando num contorno final visualmente semelhante ao contorno de referência.

Este método possui um desempenho melhor que o Método Rápido devido à sua menor sensibilidade à traqueia e às estruturas vasculares.

4.4.3. *Comentários ao Método de Contornos Activos*

Este método efectua a segmentação das áreas pulmonares, no entanto é mais lento que os restantes métodos. Nas imagens da região superior e da região intermédia, são produzidos contornos que, por inspecção visual, são semelhantes aos contornos de referência, com excepção das situações onde a traqueia está próxima de um dos pulmões ou quando ocorre sobreposição visual das áreas pulmonares. Nas imagens da região inferior, em regra, este método é capaz de ultrapassar os obstáculos das estruturas vasculares, devido à força elástica entre os vários pontos do contorno, resultando num contorno visualmente idêntico ao contorno de referência.

Em síntese, a grande vantagem deste método é a sua capacidade para ultrapassar as estruturas vasculares; as suas desvantagens são o número elevado de iterações (o que o torna lento), a sua incapacidade para se adaptar à fronteira pulmonar (nas regiões estreitas e compridas) e para separar os pulmões quando ocorre sobreposição visual das áreas pulmonares.

4.4.4. *Desempenho geral*

Os três métodos de segmentação pulmonar, desenvolvidos e implementados em Matlab [Matlab'00] [MathWorks'01] com sistema operativo Windows XP, foram aplicados num conjunto de 260 imagens usadas em diagnóstico médico seleccionadas aleatoriamente de seis pacientes. A tabela 4.1 corresponde à comparação do desempenho dos métodos descritos e às anomalias encontradas, ou seja, às imagens segmentadas com sucesso parcial pelos vários métodos, devido à não separação dos dois pulmões quando estes se encontram visualmente sobrepostos, ou à não exclusão da traqueia quando esta se encontra na região pulmonar, ou ainda à não inclusão de algumas estruturas vasculares nos pulmões. O tempo de processamento foi determinado num PC com CPU 1.6GHz e 256Mbyte de RAM.

As imagens sem anomalias foram calculadas pela diferença entre o universo das imagens usadas e o número de imagens com pelo menos uma anomalia. Note-se que, para o Método Rápido, a segmentação produziu anomalias na separação de pulmões, na traqueia, e nas estruturas vasculares, em 15.0%, 24.2%, e 36.9% das imagens, respectivamente. Algumas imagens possuem mais do que uma anomalia,

pelo que a percentagem de imagens sem anomalias não corresponde a uma soma do número de imagens de cada uma das anomalias separadamente (uma vez que 100% - 3.8% - 13.8% - 66.9% é diferente de 23.5%, que corresponde à percentagem de imagens sem anomalias, que ocorre para o Método com Contornos Activos).

Tabela 4.1 – Comparação do desempenho de três métodos. O tempo médio corresponde ao tempo de processamento de uma imagem de TAC.

Métodos:	Percentagem de imagens com anomalias			Imagens sem anomalias	Tempo médio (segundos)	Desvio padrão (segundos)
	Separação de pulmões	Traqueia	Estruturas vasculares			
Rápido	15.0%	24.2%	36.9%	39.2%	0.44	0.01
Separação de Pulmões	0.0%	1.5%	27.3%	71.2%	1.46	0.20
Contornos Activos	3.8%	13.8%	66.9%	23.5%	81.92	16.58

Ainda por análise da tabela 4.1, observa-se que as anomalias associadas aos contornos pulmonares gerados pelos três métodos de segmentação, devidas às estruturas vasculares, traqueia e brônquios, afectam consideravelmente de forma negativa o desempenho dos três métodos de segmentação pulmonar.

4.5. Resumo

Foram propostos três métodos para a segmentação das áreas pulmonares em imagens de TAC da região torácica. Qualquer destes três métodos é capaz de efectuar a segmentação da maioria das imagens.

O Método Rápido efectua uma análise ao histograma para rejeitar todos os órgãos excepto os pulmões, efectuando em seguida operações morfológicas; a sua maior virtude é a velocidade.

O Método com Separação de Pulmões usa como ponto de partida uma análise do histograma, após a qual determina as transformadas de Radon para obter uma estimativa do centro de massa dos pulmões, por fim aplica operações morfológicas para identificar os pulmões esquerdo e direito. Mesmo quando estes se encontram visualmente sobrepostos, é capaz de localizar a sua separação. Outra virtude deste método é a exclusão automática da traqueia.

O Método de Contornos Activos obtém bons resultados na maioria das imagens, no entanto, devido à sua natureza iterativa tem uma forte limitação, que corresponde um elevado tempo computacional.

De acordo com a análise visual, o método que produz melhores resultados é o Método com Separação de Pulmões, não só pelas várias operações morfológicas que utiliza resultando num melhor ajuste à fronteira pulmonar, mas também pela sua capacidade de uma forma totalmente automática localizar a separação dos pulmões

quando estes se encontram visualmente sobrepostos. Corresponde à melhor relação entre velocidade e precisão.

O melhor método de segmentação pulmonar possui, em comum com outros métodos de segmentação de outros autores, a localização do mínimo no histograma e a subsequente aplicação de um *threshold*. Por outro lado, distingue-se dos métodos de segmentação de outros autores por segmentar com sucesso imagens de casos difíceis, em que os pulmões estão visualmente sobrepostos na região anterior ou posterior (figura 4.10a e b), sendo inclusive capaz de detectar a separação dos pulmões quando estes estão em contacto em mais de uma região (figura 4.10c).

5. Segmentação pulmonar 3D

Na sequência da segmentação pulmonar em 2D, o objectivo seguinte é o desenvolvimento e implementação de um método de segmentação pulmonar tridimensional, tirando partido da informação das secções adjacentes, identificando as regiões de interesse e efectuando a segmentação em simultâneo em todo o volume do exame de TAC.

Uma vantagem é a existência, num único volume, de toda a informação relativa às várias secções de TAC, que pode ser usada para identificar a separação dos pulmões esquerdo e direito quando estes estão em contacto, bem como para remover estruturas vasculares. Outra vantagem é a facilidade na identificação de estruturas com continuidade ao longo das secções adjacentes, como a traqueia e os brônquios.

Ao nível da segmentação pulmonar tridimensional, são muito poucos os trabalhos publicados. Brown [Brown'97] define um modelo anatómico a partir de uma base de dados com informação *a priori* dos órgãos a segmentar, como o volume previsto, forma, posição e intervalo de valores de Hounsfield; de seguida extrai regiões de voxels do exame de TAC, identificando o órgão ou estrutura através da comparação com o modelo e utilizando um índice de mérito proporcional à probabilidade de uma determinada região pertencer a um órgão. A separação dos pulmões consiste na identificação da região 3D onde ocorre a junção dos pulmões, a que se segue a aplicação de um método de segmentação 2D de detecção do melhor trajecto baseado nos níveis de cinzento.

Num outro trabalho, Hu [Hu'01] começa por segmentar o volume pulmonar através de um *threshold*, proporcional ao valor médio da média dos níveis de cinzentos dos voxels que pertencem à região torácica e da média dos níveis de cinzento dos voxels que se encontram no exterior da região torácica. Identifica automaticamente a traqueia, localizando a região com ar nas primeiras secções do exame de TAC e usa esta informação para detectar a traqueia nas secções seguintes. A separação dos pulmões é efectuada em 2D, por aplicação de operações morfológicas de erosão e dilatação, a que se segue a identificação do contorno de separação pulmonar pela localização dos níveis de cinzento mais elevados na região de interesse. Por fim, é efectuada uma suavização opcional da região do mediastino, com recurso a operações morfológicas de erosão e dilatação.

Alguns dos aspectos inovadores do método de segmentação pulmonar 3D desenvolvido são a utilização de um *threshold* fixo, contribuindo para um menor número de operações e ainda para a obtenção de contornos pulmonares mais

realistas, permitindo minorar as dificuldades criadas pelo efeito do volume parcial; outro aspecto é a maior facilidade de segmentação da traqueia e brônquios, bem como da separação dos pulmões, quando estes estão visualmente sobrepostos. Este método de segmentação pulmonar é capaz de detectar todas as zonas de contacto, mesmo que ocorram múltiplas regiões de contacto entre os pulmões esquerdo e direito, na mesma secção ou em secções distintas.

5.1. Método

O método de segmentação pulmonar 3D, conforme indicado na figura 5.1, localiza, numa primeira fase, a traqueia na primeira secção do exame e identifica a sua continuação ao longo das secções adjacentes, obtendo assim o volume correspondente à estrutura aérea da traqueia e brônquios.

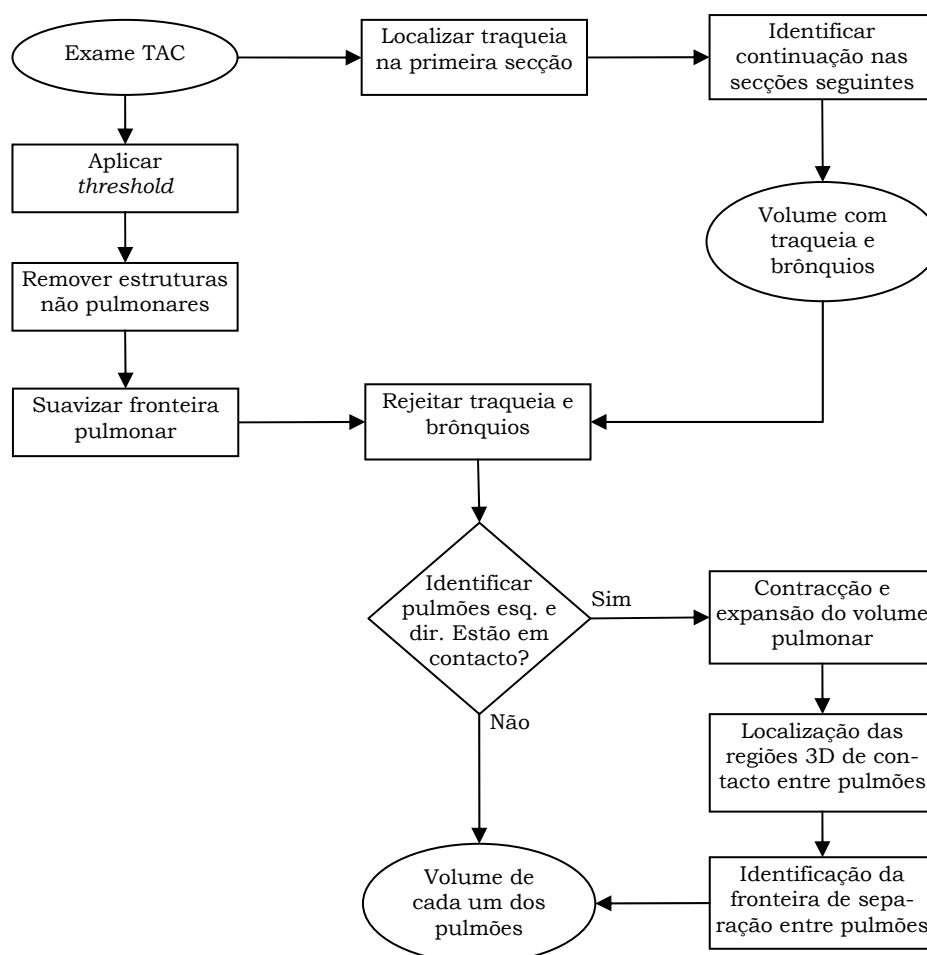


Figura 5.1 – Diagrama de fluxo do método de segmentação pulmonar 3D.

Numa segunda fase é identificada a região pulmonar por aplicação de um *threshold* apropriado, operações morfológicas e exclusão da estrutura aérea

identificada na primeira fase. Quando o conjunto de procedimentos da fase anterior não é suficiente para isolar cada um dos pulmões, é efectuado um terceiro conjunto de procedimentos para separar os pulmões, obtendo-se sempre dois volumes pulmonares: os pulmões esquerdo e direito separados.

5.1.1. Identificação da traqueia

Num exame de TAC da região torácica, a traqueia encontra-se nas primeiras secções, dividindo-se em brônquios no nível da carina. O processo mais expedito de localizar a traqueia consiste em analisar uma secção (por exemplo, a primeira secção) onde exista a traqueia e de seguida identificar a sua continuação ao longo das secções adjacentes.

Para identificar a região da traqueia (que contém ar) na primeira secção, é aplicado um *threshold* de -900UH resultando numa imagem binária. Para atenuar o efeito do ruído nessa imagem binária, é efectuada uma operação morfológica de dilatação, que serve também para incluir na área da traqueia a sua fronteira (ver figura 5.2).

De seguida é determinada a maior região que se encontra na zona central da imagem (numa zona pré-definida). Sempre que existem duas ou mais regiões na zona central e possuem áreas com a mesma grandeza (poderá ser a traqueia e parte da região pulmonar, uma vez que as áreas pulmonares nas primeiras secções podem ser comparáveis à área da traqueia), é seleccionada a área cuja coordenada horizontal do centro de massa está mais próxima do centro da imagem (uma vez que, numa imagem de um exame de TAC, a traqueia se encontra aproximadamente a meio no eixo horizontal). Depois, a região candidata a traqueia é validada desde que a sua área não seja muito pequena (neste caso poderia ser uma outra estrutura aérea) nem muito grande (neste caso poderia ser um pulmão ou parte de pulmão). Os valores mínimos e máximos foram determinados experimentalmente por análise de secções de vários exames de TAC, onde se observa a traqueia.

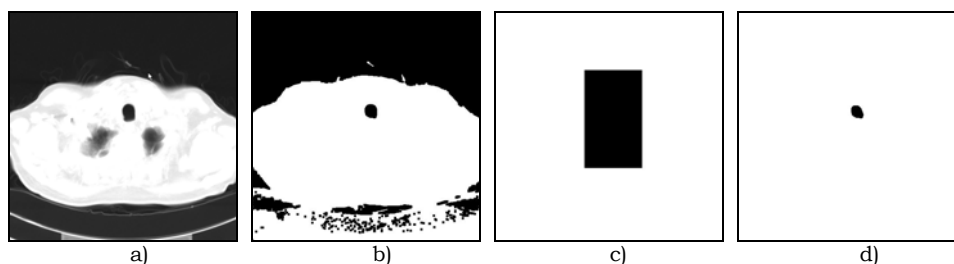


Figura 5.2 – Sequência de procedimentos para identificar a traqueia na primeira secção: a) imagem da primeira secção, b) após *threshold* e dilatação, c) zona de procura da traqueia, d) traqueia identificada.

Depois de ser identificada a traqueia na primeira secção, é analisada a sua continuação para as secções seguintes, explorando a sua continuidade longitudinal.

Processando a próxima secção, é aplicado um *threshold* de -900UH seguido de uma operação morfológica de dilatação, resultando numa imagem binária, onde são identificadas as regiões com continuidade para a traqueia da secção anterior e excluídas as que possuem áreas fora do intervalo compatível com as dimensões da traqueia.

Após a aplicação deste critério de selecção, podem ocorrer três situações, quanto ao número de áreas:

- i) uma área, o que corresponde à continuação da traqueia da secção anterior para a secção em estudo;
- ii) duas áreas, o que corresponde à divisão da traqueia nos dois brônquios;
- iii) nenhuma área, o que significa que a estrutura aérea (por exemplo, os brônquios) já se subdividiu e corresponde a áreas muito pequenas.

Note-se que, quando a traqueia se subdivide em brônquios, a região respectiva numa imagem passa a corresponder a duas regiões na imagem seguinte, uma para cada brônquio. Este procedimento é repetido para todas as secções até que a traqueia ou os brônquios possuam áreas muito pequenas, geralmente situadas no interior da região pulmonar, terminando assim a identificação da traqueia e brônquios.

5.1.2. Identificação das regiões pulmonares

Para identificar a fronteira dos pulmões no volume do exame de TAC, aplica-se um *threshold* seguido de operações morfológicas para a remoção das regiões extra-torácicas. Para atenuar as irregularidades da fronteira pulmonar, devido à existência de estruturas vasculares e aéreas, são efectuados procedimentos de suavização da fronteira pulmonar, com recurso a operações morfológicas (dilatações e erosões).

5.1.2.1. Threshold

Alguns métodos de segmentação pulmonar (assim como o método apresentado na secção 4.2), numa primeira etapa, determinam o histograma do exame ou da imagem de TAC e localizam o mínimo local mais próximo de -550UH, ou seja, o mínimo local que se encontra entre os dois máximos do histograma (ver figura 5.3a) e que serve de separação entre a região pulmonar (máximo da esquerda) e a região torácica não pulmonar composta por osso e músculo (máximo da direita). O valor deste *threshold* é variável, no sentido em que varia de exame para exame.

No método que se descreve neste capítulo, é usada uma abordagem diferente, sendo aplicado um *threshold* fixo independente do exame a ser processado, permitindo

ultrapassar obstáculos associados à segmentação baseada num *threshold* variável de exame para exame, conforme se refere ao longo desta subsecção.

Este método foi aplicado em dois tipos de exames de TAC: de alta resolução e volumétrico. Consideram-se exames de alta resolução os exames adquiridos com secções de 1mm de espessura e com uma distância entre secções de 10mm, ou seja, exames que não contêm todo o volume do paciente. Por outro lado, consideram-se exames volumétricos os exames adquiridos com espessura das secções igual à distancia entre secções, o que corresponde a secções contínuas, ou seja, estes exames contêm todo o volume do paciente (na região em estudo). Na figura 5.3 podem observar-se dois histogramas correspondentes a estes dois tipos de exames. A diferença entre estes histogramas deve-se ao protocolo de aquisição, obtendo-se para o caso de um exame volumétrico (figura 5.3b) um perfil com 4 picos, que correspondem à traqueia e ar envolvente ao corpo humano, pulmões e mesa do paciente, gordura e tecidos moles, fígado e osso, respectivamente. No histograma de um exame de alta resolução (figura 5.3a), os dois primeiros picos do histograma de um exame volumétrico ocorrem como um picos global no histograma de um exame de alta resolução; o mesmo se verifica para os últimos dois picos (no histograma de um exame volumétrico), que correspondem a um pico global no histograma de um exame de alta resolução.

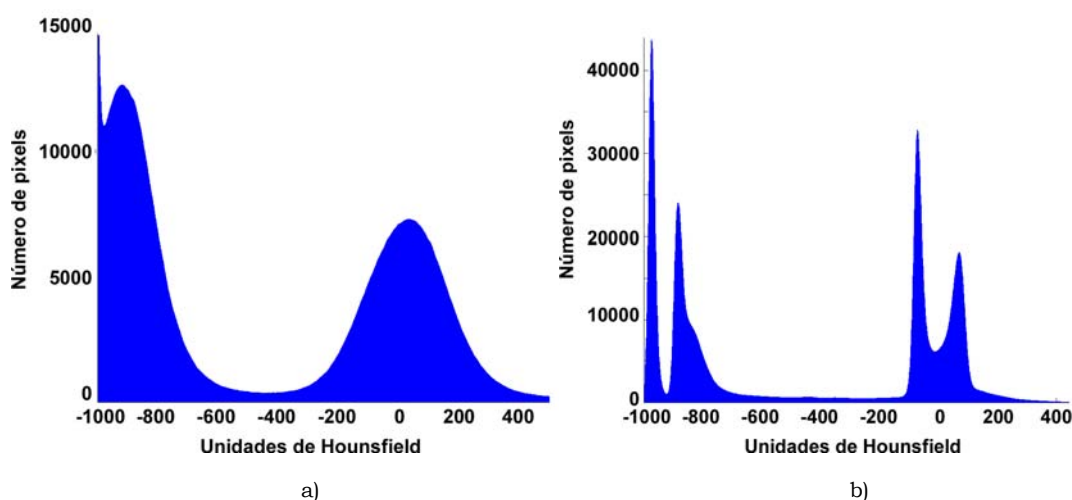


Figura 5.3 – Histogramas de exames de TAC: de alta resolução (a) e volumétrico (b).

Determinou-se experimentalmente o valor desse *threshold* (mínimo no histograma, mais próximo de -550UH), para cada um dos 19 exames de alta resolução e volumétricos, encontrando-se os valores obtidos indicados na tabela 5.1. Observando esta tabela, pode-se concluir que este *threshold*, variável com o exame, aparentemente não possui uma relação com o tipo de exame de TAC: alta resolução ou volumétrico.

O valor médio do *threshold* dos 19 exames (indicados na tabela 5.1) é de -403UH, que é próximo do valor médio -405UH determinado por Leader [Leader'03], que processou aproximadamente uma centena de exames de TAC.

Tabela 5.1 – Características dos exames de TAC processados e valores de *threshold* calculados.

Designação do exame	Número de secções	Espessura da secção (mm)	<i>Threshold</i> (UH)
A_1	22	1	-454
B_1	26	1	-526
C_8	31	8	-398
D_1	24	1	-384
E_5	43	5	-562
F_1	24	1	-449
G_1	21	1	-351
H_8	26	8	-305
I_8	25	8	-352
J_5	41	5	-428
L_1	18	1	-274
M_1	22	1	-458
N_5	42	5	-412
O_1	21	1	-492
P_8	23	8	-364
Q_1	22	1	-272
R_1	23	1	-421
S_8	28	8	-346
T_1	24	1	-411

No entanto, os valores de *threshold* da tabela 5.1 apresentam uma dispersão considerável [-562UH a -272UH], podendo influenciar negativamente a segmentação pulmonar, tal como ocorre na imagem da figura 5.4. Nesta figura, que corresponde a uma imagem de uma secção de um exame volumétrico, observa-se que a maior diferença entre os contornos desenhados por um radiologista (considerados como referência) e os calculados (pelo método de segmentação pulmonar 3D) usando *threshold* variável com o exame, deve-se ao efeito do volume parcial, correspondendo nessa região a uma diferença considerável entre os contornos de referência e os calculados.

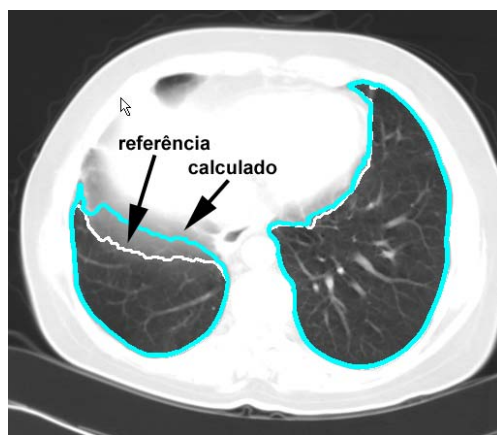


Figura 5.4 – Contornos pulmonares de uma imagem que corresponde ao pior caso para a segmentação pulmonar com *threshold* variável.

Especialmente nas imagens em que ocorre o efeito de volume parcial, quando se efectua a segmentação pulmonar com *threshold* variável, se este valor for muito afastado de -550UH, pode ocorrer uma segmentação pulmonar incorrecta.

Assim sendo, e atendendo a que os pulmões correspondem a valores no intervalo de -950UH a -550UH (conforme referido no quadro da figura 2.4), no método de segmentação pulmonar 3D que se descreve, aplica-se um *threshold* de -550UH obtendo-se um volume binário que inclui as regiões pulmonares e outras regiões extra corporais (por exemplo, o ar).

5.1.2.2. Localização pulmonar e suavização da fronteira

Após a identificação da traqueia e aplicação do *threshold*, o passo seguinte corresponde à remoção das regiões exteriores à região torácica, efectuando-se um preenchimento morfológico a partir de um dos extremos do volume binário calculado anteriormente. Depois, é excluída deste volume binário a região 3D que contém a traqueia e os brônquios, obtendo-se um novo volume binário que corresponde às regiões pulmonares.

Seguidamente são identificadas as duas maiores regiões, sendo determinados os volumes respectivos. Se estes volumes forem da mesma ordem de grandeza, significa que correspondem aos dois pulmões, caso contrário, os dois pulmões estão em contacto um com o outro, tendo este método identificado os pulmões como uma grande região, sendo necessário proceder à sua separação como descrito na secção seguinte.

Para atenuar o efeito das estruturas vasculares na região do mediastino e para se obter resultados mais coerentes, as irregularidades da fronteira pulmonar são suavizadas através de um conjunto de operações morfológicas de dilatação e erosão.

5.1.2.3. Separação dos pulmões

Quando se torna necessário efectuar a separação dos pulmões, o ponto de partida é um volume binário (VB) que corresponde à região pulmonar 3D, sendo efectuados vários passos, conforme descrito no pseudo-código 5.1, com o objectivo de se obter dois volumes pulmonares correspondentes aos pulmões esquerdo e direito.

O primeiro passo consiste na identificação da região de interesse (PULMAO_1BIT), sendo uma região de $[\frac{1}{4}d.. \frac{3}{4}d; \frac{1}{4}d.. \frac{3}{4}d; 1..n]$ voxels centrada no volume binário (VB), em que d é a dimensão da imagem (geralmente 512 pixels) e n corresponde ao número de secções. Em seguida são efectuadas erosões sucessivas até se obterem duas regiões com volumes da mesma ordem de grandeza, sendo estas duas regiões (SUB_VOL_ESQ e SUB_VOL_DIR), classificadas como sub-regiões pulmonares esquerda e direita a partir das coordenadas do seu centro de massa. O elemento

estruturante $[3 \times 3 \times 3]$ usado nestas operações morfológicas tem todos os elementos a “0” excepto o voxel central e os seus primeiros vizinhos (com continuidade face a face) no plano axial, que têm o valor “1”, uma vez que os exames de TAC possuem, em regra, uma grande resolução axial (tipicamente 512 pixels) e uma baixa resolução longitudinal (tipicamente algumas dezenas de cortes).

Depois, os volumes SUB_VOL_ESQ e SUB_VOL_DIR são dilatados, usando o mesmo elemento estruturante. Esta sequência de dilatações é efectuada iterativamente até que o conjunto de estes dois sub-volumes ($\text{SUB_VOL_ESQ} \cup \text{SUB_VOL_DIR}$) contenha os pulmões que se pretendem separar (PULMAO_1BIT).

Pela intersecção das três regiões calculadas ($\text{SUB_VOL_ESQ} \cap \text{SUB_VOL_DIR} \cap \text{PULMAO_1BIT}$) são determinadas as regiões 3D (admitamos que cada uma destas regiões se chama VOL_CONTACTO) que contêm as zonas de contacto entre os pulmões esquerdo e direito.

Pseudo-código 5.1 – Separação dos pulmões

```
// Input: Volume Binário (VB) com dimensões  $[1..d, 1..d, 1..n]$ 
PULMAO_1BIT =  $\text{VB}(\frac{1}{4}d, \frac{3}{4}d, \frac{1}{4}d, \frac{3}{4}d, 1..n)$  // selecção das regiões de interesse
Erosões sucessivas em PULMAO_1BIT até se obterem 2 volumes com mesma grandeza, e que
correspondem a SUB_VOL_ESQ e SUB_VOL_DIR
Dilatação de SUB_VOL_ESQ e SUB_VOL_DIR até  $\text{SUB\_VOL\_ESQ} \cup \text{SUB\_VOL\_DIR}$  contenha
PULMAO_1BIT
VOL_CONTACTO =  $\text{SUB\_VOL\_ESQ} \cap \text{SUB\_VOL\_DIR} \cap \text{PULMAO\_1BIT}$  // volume binário que
contém as regiões de contacto entre os pulmões
Identificação de cada região de VOL_CONTACTO
Se VOL_CONTACTO contiver duas regiões (SEP_ESQ e SEP_DIR) 3D e cada uma em contacto
com as regiões que contêm os pulmões esquerdo e direito, respectivamente, então:
    SUB_VOL_ESQ =  $\text{SUB\_VOL\_ESQ} \cup \text{SEP\_ESQ}$ 
    SUB_VOL_DIR =  $\text{SUB\_VOL\_DIR} \cup \text{SEP\_DIR}$ 
    SUB_VOL_ESQ =  $\text{SUB\_VOL\_ESQ} \cap \text{NOT}(\text{SEP\_DIR})$ 
    SUB_VOL_DIR =  $\text{SUB\_VOL\_DIR} \cap \text{NOT}(\text{SEP\_ESQ})$ 
caso contrário é efectuada a separação pulmonar em 2D: para cada secção de
VOL_CONTACTO é localizada a região de interesse (REGIAO_ALVO) e executados os
procedimentos “detectar fronteira de separação pulmonar” indicados no pseudo-
código 4.3 (secção 4.2.1), ou seja, são aplicados thresholds iterativos em conjunto
com operações morfológicas até se obterem duas áreas binárias, que são incluídas
nos pulmões respectivos.
```

Cada uma destas regiões (VOL_CONTACTO) é analisada separadamente, podendo ocorrer duas situações: se VOL_CONTACTO contiver duas regiões independentes (SEP_ESQ e SEP_DIR), cada uma em contacto com os pulmões esquerdo e direito, respectivamente, então os pulmões já estão separados (para este VOL_CONTACTO), sendo estas regiões (SEP_ESQ e SEP_DIR) reunidas com as regiões SUB_VOL_ESQ e SUB_VOL_DIR, respectivamente, e removidas das restantes (SUB_VOL_DIR e SUB_VOL_ESQ, respectivamente).

Se VOL_CONTACTO for uma única região, então é necessário identificar a fronteira pulmonar contida nesta região. Durante a fase de desenvolvimento deste

método, foi implementada uma versão 3D da metodologia de separação dos pulmões, descrita na secção 4.2.1, e que funciona em exames de TAC multi-secção com elevada resolução longitudinal.

A maioria dos exames de TAC disponibilizados consiste em exames volumétricos ou de alta resolução, com distâncias entre secções, que variam desde 5mm até 10mm, sendo mais frequentes os exames de alta resolução com distâncias entre secções de 10mm. Quando é construído o volume do exame de TAC de alta resolução, pelo empilhamento das imagens das várias secções, em exames com distância entre secções de 10mm e quando os pulmões estão visualmente em contacto um com o outro, pode acontecer que a fronteira que os separa numa secção se encontre na secção seguinte numa posição mais afastada, aparentemente não havendo continuidade longitudinal entre as duas secções, o que implica a ocorrência de uma falsa continuidade entre regiões pulmonares de secções diferentes. Para ultrapassar este obstáculo frequente, a separação dos pulmões é efectuada processando sequencialmente cada uma das secções de TAC, tal como descrito no pseudo-código 4.3 (secção 4.2.1) e representado nas figuras 4.7 e 4.8. Ou seja, são aplicados *thresholds* e de operações morfológicas até se obterem duas áreas independentes, sendo identificado qual o pulmão que está em contacto com cada uma destas áreas.

Este método provou ser suficiente para separar os pulmões em exames de TAC quando estes estão em contacto, mesmo que o contacto ocorra em múltiplas regiões.

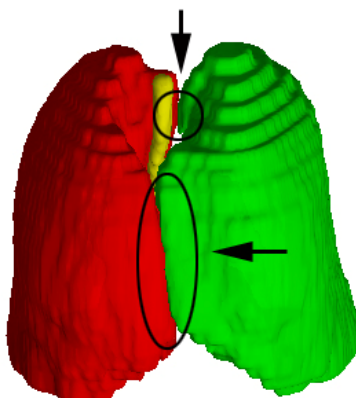


Figura 5.5 – Dois pulmões com múltiplas regiões em contacto.

5.2. Resultados

Durante a fase do desenvolvimento do método, foi usado um conjunto de treino constituído por dois exames de alta resolução (espessura da secção de 1mm, distância entre secções de 10mm) e por 1 exame volumétrico (secções contínuas com espessura de 8mm, com informação de todo o volume da região torácica).

Na fase de teste, foram segmentados os pulmões de 19 exames de TAC (ver tabela 5.1) incluindo exames de alta resolução e exames volumétricos. Na tabela 5.1 indica-se o número de secções de cada exame e a espessura de cada secção, sendo de 1mm para exames de alta resolução e de 5mm ou 8mm para exames volumétricos.

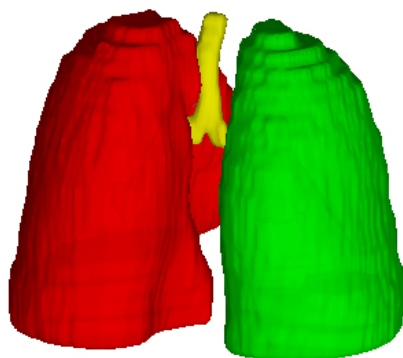


Figura 5.6 – Imagem resultante do método de segmentação pulmonar 3D.

Os resultados do método de segmentação pulmonar 3D foram avaliados qualitativamente e quantitativamente (ver secção 6.6) e sugerem que a fronteira pulmonar gerada por este método de segmentação é equivalente à fronteira pulmonar elaborada pelos radiologistas.

5.3. Eficiência computacional

A complexidade de um algoritmo expressa o esforço computacional respectivo, sendo determinada a partir do número de operações executadas. Para avaliar a eficiência computacional do método de segmentação pulmonar 3D e do Método com Separação de Pulmões (descrito na secção 4.2 e que se passa a designar por método de segmentação 2D), em função do volume de dados (pixels ou voxels), foram consideradas somente as operações básicas executadas.

Admitindo como operações básicas as operações que envolvem as estruturas de dados 2D ou 3D e considerando a manipulação de um elemento dessa estrutura como uma operação básica, foram contabilizadas cada uma destas operações, para os dois métodos de segmentação pulmonar, sendo os resultados mostrados na figura 5.7.

A partir do número de operações realizadas por cada um dos métodos de segmentação pulmonar e representadas na figura 5.7, foi efectuado o ajuste com uma função polinomial, tendo-se observado que o melhor ajuste correspondia ao polinómio de grau 1, ou seja, a uma recta. Efectuada uma regressão linear, foi determinada a recta que melhor se ajusta a esses dados, tendo-se obtido para o método de

segmentação pulmonar 2D a equação da recta $25.1 \times n + 61.1$, com $R^2=0.87$, (sendo R^2 o Coeficiente de Determinação [Hair'95]) e para o método de segmentação pulmonar 3D a equação da recta $10.2 \times n + 92.4$, com $R^2=0.38$ o que indicia a existência de um ou vários pontos relativamente afastados da recta. Analisando a posição destes pontos (figura 5.7) para o método de segmentação pulmonar 3D, verifica-se que existe um ponto bastante afastado da recta, sendo responsável pelo baixo valor de R^2 e que corresponde a um exame de TAC em que existe uma extensa região enfisematosa. Excluindo este exame e efectuando novamente a regressão linear para os dois métodos de segmentação, obteve-se as equações indicadas na tabela 5.2.

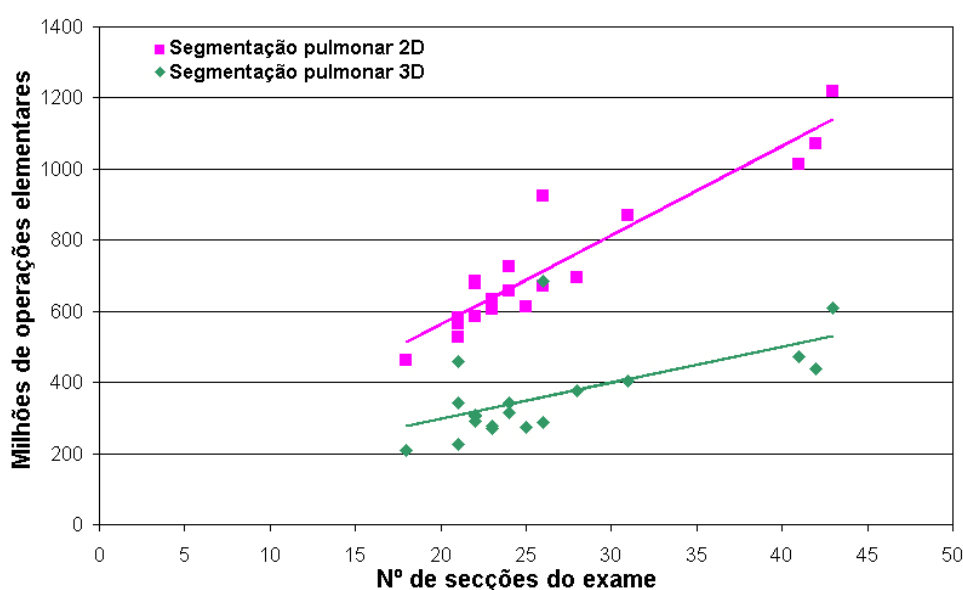


Figura 5.7 – Número de operações elementares para os dois métodos de segmentação pulmonar.

Na figura 5.7 observa-se que, para os dois métodos de segmentação pulmonar, o número de operações varia linearmente com o n (número de voxels).

Tabela 5.2 – Operações elementares efectuadas por cada um dos métodos.

Método	Número de operações	R^2
Segmentação pulmonar 2D	$25.2 \times n + 46.6$	0.93
Segmentação pulmonar 3D	$10.4 \times n + 69.9$	0.64

De acordo com a tabela 5.2, o número de operações elementares de ambos os métodos de segmentação é proporcional ao número de voxels, mas o método de segmentação pulmonar 3D utiliza, em regra, menos 50% das operações elementares que o outro método. Assim sendo, e atendendo a que o método de segmentação pulmonar 3D identifica a traqueia e brônquios e ainda localiza a região de contacto entre pulmões mesmo quando ocorre em múltiplas regiões longitudinais ou na mesma

secção, este método é o melhor compromisso para a segmentação de exames com imagens de TAC da região torácica.

5.4. Exemplo de aplicação: identificação, quantificação e classificação automática de enfisemas

Para realizar a detecção de regiões enfisematosas, quantificá-las e classificá-las, a radiografia convencional da região torácica pode não possuir resolução nem contraste suficiente. Frequentemente é usada a TAC de alta resolução e, mais recentemente, a variante multi-secção, sendo possível obter secções extremamente finas da região torácica, com uma alta resolução espacial e elevado contraste entre o pulmão e as estruturas adjacentes.

Os valores dos coeficientes de atenuação linear de pulmões normais são superiores a -875UH [Kishi'02]. Os valores dos coeficientes de atenuação linear do pulmão enfisematoso são inferiores, podendo os voxels correspondentes ser identificados usando um *threshold* apropriado.

Em estudos recentes, Kishi [Kishi'02] observou a existência de cancro pulmonar em 2% a 5% dos pacientes com enfisema pulmonar, sendo necessária a distinção entre as regiões com enfisema pulmonar e o tecido pulmonar que não esteja afectado [Becker'98].

Para identificar as regiões enfisematosas, Bankier [Bankier'99] usou o software pulmoCT (da Siemens) para obter os contornos pulmonares e para identificar as regiões que pertencem a um intervalo de intensidades, tendo usado o valor de -950UH como *threshold*. Kishi [Kishi'02], num trabalho para despistar o cancro pulmonar, usou o software Advantage Windows 3D (da GE), tendo excluído a traqueia e os brônquios, selectivamente; para o *threshold* usou -900UH . Gierada [Gierada'01] usou o software pulmoCT (Siemens) para segmentar semi-automaticamente os pulmões e para fazer medições densitométricas para classificar o enfisema, tendo usado vários *threshold*, -900UH e -960UH . Park [Park'99] usou o software Advantage Windows 3D (GE) para segmentar pulmões, removendo a traqueia e os brônquios. Elaborou um histograma do volume pulmonar e aplicou *thresholds* de -900UH , -910UH e -950UH , classificou as imagens das secções de TAC com 0, 1, 2, 3 ou 4 consoante a percentagem da região com enfisema (0 = sem enfisema, 1 = de 1% até 25% do tecido pulmonar com enfisema, 2 = de 26% até 50% do tecido pulmonar com enfisema, etc). Becker [Becker'98] comparou os volumes pulmonares antes e após cirurgia de redução de capacidade pulmonar. Desenvolveu um algoritmo semi-automático em que o utilizador define um pixel da região associada ao enfisema e o

algoritmo expande a região para todos os pixels vizinhos com mesmo intervalo de intensidade; a traqueia e os brônquios são removido manualmente.

5.4.1. Descrição do Método

Com o objectivo de identificar e quantificar a extensão das zonas pulmonares com enfisema, foi desenvolvido um método que permite ainda classificar o enfisema pulmonar em função da sua probabilidade de ocorrência. Para este efeito, são utilizados critérios propostos por vários autores, que consideram zonas com probabilidade elevada de ser enfisema quando os coeficientes de atenuação são inferiores a -900UH (região enfisematosa A, na figura 5.8) [Becker'98] [Park'99] [Gierada'01] [Kishi'02] e zonas com probabilidade muito elevada de ser enfisema quando os mesmos coeficientes de atenuação são inferiores a -950UH (região enfisematosa B, na figura 5.8) [Bankier'99] [Park'99] [Hoffman'03].

No sentido de se identificarem as regiões com enfisema, efectua-se a segmentação dos pulmões usando para o efeito o método proposto no início deste capítulo (secção 5.1) e que produz um volume pulmonar ao qual é excluída a traqueia e os brônquios; depois aplicam-se dois *thresholds*, que correspondem aos dois graus de probabilidade de ocorrência de regiões com enfisema.

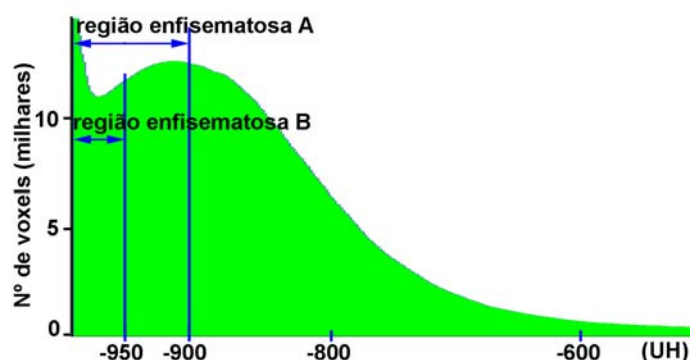


Figura 5.8 – Histograma de um exame de TAC com limites para as regiões enfisematosas A e B.

Para cada secção do exame de TAC, são quantificadas a área pulmonar, a área pulmonar da região enfisematosa A e ainda a área pulmonar da região enfisematosa B, sendo esta informação visualizada sob a forma de um gráfico, com valores percentuais em relação à área pulmonar dessa secção (como na figura 5.12).

Para melhor se observar o enquadramento das regiões com enfisema nos pulmões, são representados tridimensionalmente, na mesma imagem e de forma semi-transparente, a região pulmonar, traqueia e brônquios e ainda as regiões com enfisema.

De forma a permitir uma observação mais tradicional e também mais precisa, são apresentadas imagens bidimensionais de cada uma das secções do exame de TAC, nas quais são delimitadas, com cores distintas, as regiões enfisematosas A e B. É ainda gerado o topograma do exame de TAC, em que são delimitadas estas mesmas regiões.

Uma vantagem deste método automático de identificação, quantificação e classificação de enfisemas pulmonares, consiste em evitar a eventual subjectividade do médico, uma vez que, com as mesmas condições de partida, produz sempre os mesmos resultados.

5.4.2. Resultados

O método de identificação, quantificação e classificação de enfisemas, produz vários tipos de resultados, desde gráficos até imagens bidimensionais e tridimensionais.

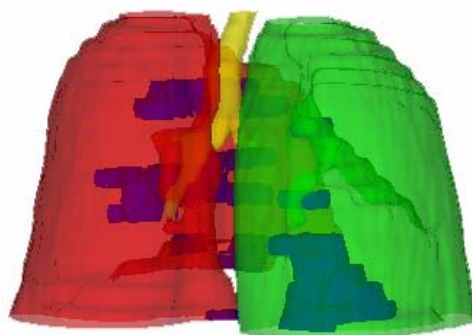


Figura 5.9 – Imagem resultante da sobreposição dos pulmões, traqueia, brônquios e regiões com enfisema.

A imagem representada na figura 5.9, permite observar os pulmões, a traqueia e os brônquios, e ainda as regiões onde ocorrem os enfisemas. Desta forma é possível comparar visualmente os volumes das regiões pulmonares e das regiões com enfisemas.

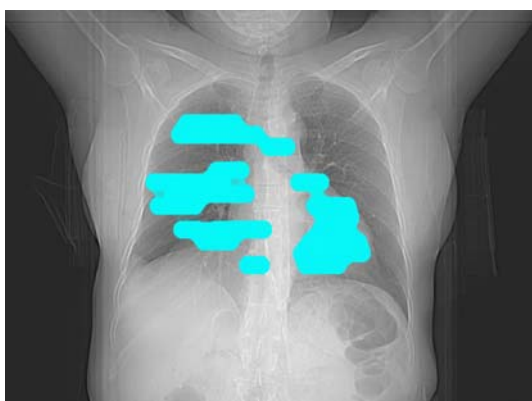


Figura 5.10 – Regiões com enfisemas delimitadas na imagem do topograma do exame de TAC.

Uma das imagens bidimensionais produzidas (figura 5.10) corresponde às regiões com enfisema sobrepostas ao topograma e permite observar a distribuição das zonas enfisematosas no topograma da região torácica.

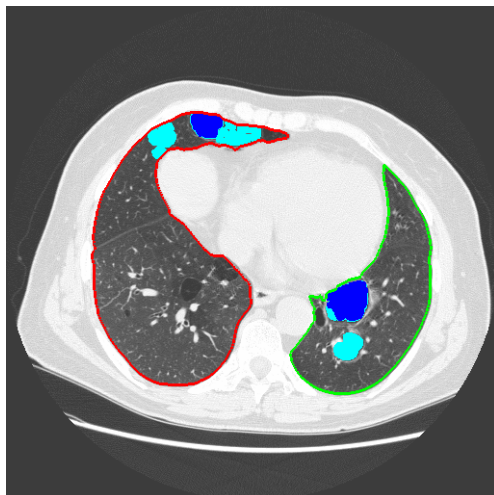


Figura 5.11 – Secção do exame de TAC com regiões enfisematosas A e B (azul claro e escuro, respectivamente).

Outras imagens bidimensionais produzidas, correspondem às imagens das secções transversais (seleccionadas pelo utilizador) nas quais são delimitadas, de forma distinta, as regiões enfisematosas A e B (ver figura 5.11).

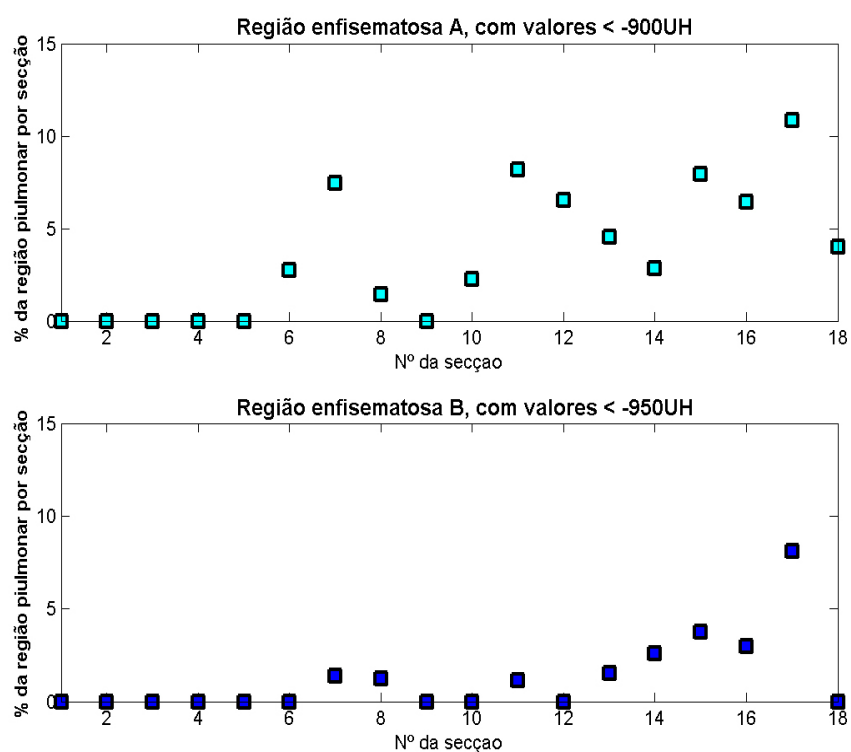


Figura 5.12 – Gráficos com distribuição percentual das regiões enfisematosas A e B em cada secção.

Por último, mas não menos importante, são gerados dois gráficos que representam a percentagem da região pulmonar com enfisema, para cada secção. Por exemplo, no gráfico superior da figura 5.12, pode observar-se que 11% da área da secção nº 17 corresponde a região enfisematosa A; por outro lado, 8% da área dessa mesma secção corresponde à região enfisematosa B, como se pode observar no gráfico inferior da figura 5.12.

5.4.3. Discussão

Este método foi aplicado em 19 exames, que incluem exames de TAC de alta resolução e volumétricos (indicados resumidamente na tabela 5.1), dois terços dos quais contêm zonas com enfisema pulmonar.

O método proposto é mais completo que a maioria dos métodos descritos anteriormente, pela representação disponibilizada (e que permite uma análise qualitativa e comparativa de volumes), pela localização das regiões onde ocorre o enfisema com correspondente representação no topograma do exame e na secção respectiva da imagem de TAC, e ainda pela análise quantitativa das regiões com diferentes graus de probabilidade de ser enfisema.

Esta aplicação pode ainda estender-se a outro tipo de patologias cuja classificação decorra da análise de medidas de coeficientes de atenuação linear.

5.5. Resumo

Neste capítulo apresenta-se um método de segmentação pulmonar 3D que usa um *threshold* fixo em conjunto com operações morfológicas, para obter um volume binário pulmonar, depois de identificar as estruturas aéreas (traqueia e brônquios). Quando os pulmões estão em contacto entre si, são executados procedimentos específicos, inicialmente em 3D e, quando necessário, também em 2D, para localizar as fronteiras de separação pulmonar. Finalmente é atenuado o efeito das estruturas vasculares e aéreas que ocorrem principalmente na região do mediastino, com recurso a operações morfológicas de suavização da fronteira pulmonar.

Como exemplo de aplicação da segmentação pulmonar, é descrito um método de identificação, quantificação e classificação de enfisema pulmonar que, numa primeira fase, utiliza o método de segmentação pulmonar 3D previamente desenvolvido para identificar a região pulmonar. Seguidamente, para identificar as regiões enfisematosas, aplica dois *thresholds* e quantifica as regiões com enfisema, sendo os resultados apresentados sob a forma de imagens pulmonares

tridimensionais, imagens das secções transversais nas quais são delimitadas as regiões enfisematosas, bem como topogramas e gráficos onde é visualizada a percentagem da região com enfisema, em cada secção.

6. Avaliação Quantitativa

Os métodos de segmentação descritos nos capítulos quatro e cinco, ao segmentar uma região pulmonar de uma secção de TAC produzem contornos semelhantes, mas diferentes, de método para método. Para avaliar o grau de semelhança, foi desenvolvida uma metodologia que permite quantificar a similaridade entre contornos.

A maioria dos estudos que têm sido realizados não utilizam um conjunto de dados suficientemente grande, imagens reais, métricas convenientes, ou métodos estatísticos apropriados, nem *ground-truth*, pelo que não podem ser considerados correctos ou completos [Chalana'97] [Bowyer'99]. No entanto, a metodologia proposta propõe-se ultrapassar estes obstáculos, utilizando o emparelhamento de pontos correspondentes para a determinação da distância entre eles, índices de mérito cujo valor é proporcional ao grau de semelhança dos contornos e um tratamento estatístico de forma a avaliar o grau de semelhança dos contornos. Neste contexto, esta metodologia permite escolher o melhor método de segmentação pulmonar mas, antes de este método ser disponibilizado para utilização clínica, é ainda necessário proceder à sua validação como detector de contornos, tendo-se utilizado as 30 imagens para efectuar uma comparação quantitativa mais profunda.

É frequente aceitar os contornos detectados por um radiologista como inquestionáveis e assumir que são um *golden standard*. No entanto os contornos desenhados por radiologistas sobre imagens de TAC da região torácica variam não só com o radiologista (variabilidade inter-observador), como também serão diferentes se desenhados pelo mesmo radiologista em momentos diferentes (variabilidade intra-observador). Estes tipos de variabilidade são importantes na avaliação dos métodos de segmentação [Shahraray'89] [Chalana'97] [Bowyer'99]. Por este motivo, solicitou-se a dois radiologistas que desenhasse os contornos pulmonares para as mesmas 30 imagens. Um mês depois, voltou-se a solicitar aos dois radiologistas que os desenhassem novamente. Desta forma tornou-se possível analisar não só a variabilidade inter-observador entre os dois radiologistas e o melhor método de segmentação, mas também a variabilidade intra-observador de cada radiologista.

Numa segunda fase, alargou-se o número de radiologistas, solicitando-se a outros quatro radiologistas que elaborassem os contornos pulmonares nas 30 imagens. Neste conjunto alargado, composto por 6 radiologistas e pelos resultados do melhor método de segmentação, foi estudada a variabilidade inter-observador.

Como referido anteriormente, observando os contornos elaborados pelos radiologistas para a mesma imagem, verifica-se que eles não são iguais, apesar de

serem semelhantes. Com o objectivo de comparar todos os contornos com uma referência, definiu-se um contorno de referência como a “média” dos contornos elaborados pelos radiologistas.

Na sequência da validação do melhor método de segmentação pulmonar 2D, o passo seguinte foi o desenvolvimento de um método de segmentação pulmonar 3D, baseado no primeiro método, conforme descrito no capítulo 5. Subsequentemente foi avaliado o desempenho deste método de segmentação pulmonar 3D, usando uma metodologia baseada na metodologia desenvolvida para a avaliação dos restantes métodos de segmentação pulmonar.

6.1. Metodologia

A comparação entre dois contornos foi efectuada de duas formas: uma baseada na distância local entre contornos e a outra explorando uma medida da similaridade entre imagens binárias que contêm as áreas pulmonares definidas pelos contornos.

A diferença entre contornos foi analisada qualitativamente pela sobreposição das áreas não comuns circunscritas pelos dois contornos, complementada com gráficos da distribuição das diferenças entre contornos e ainda com histogramas destas distribuições.

Para se obter uma informação global do grau de semelhança entre contornos, foram usados vários índices de mérito, determinados a partir das distâncias entre pontos correspondentes, assim como a partir das imagens binárias.

6.1.1. *Conjunto de contornos pulmonares de teste*

É importante a escolha apropriada do conjunto de teste; uma selecção inadequada do número de imagens ou do método para seleccionar essas imagens pode colocar em risco a validade dos procedimentos de avaliação. Foram usadas 30 imagens (60 contornos) seleccionadas aleatoriamente de um conjunto de 253 imagens, que podem ser usadas para diagnóstico médico, de 8 pacientes com várias patologias, não incluindo imagens de pacientes traumatizados, nem imagens usadas no treino dos métodos de segmentação.

A dimensão do conjunto de imagens de teste foi determinada a partir da potência do teste especificando a menor diferença cuja detecção era relevante, ou seja, de acordo com Altman [Altman'99], tentando simultaneamente que a significância estatística e a “importância clínica” coincidissem. Numa primeira abordagem, esperava-se ser capaz de detectar diferenças de um desvio padrão. Fazendo a potência do teste $(1-\beta)$ igual a 90% e escolhendo um nível de significância (α) de 1%, de acordo com Altman [Altman'99] [Ferreira'03a] [Santos'04], obtém-se $N = 60$ para o número de

amostras. Este conjunto de 30 imagens, por um lado, é suficientemente grande para incluir imagens correspondentes a todas as regiões torácicas, desde o nível superior (apex) até ao nível inferior (basal) dos pulmões, por outro lado, não é demasiado grande para não sobrecarregar excessivamente os radiologistas com a tarefa de desenhar contornos em cada uma das imagens.

Cada radiologista, isolado dos restantes, desenhou os contornos em folhas de acetato sobrepostas às imagens do conjunto de teste. Os contornos obtidos desta forma foram digitalizados e processados para serem identificados os pulmões esquerdo e direito. Esta identificação foi efectuada calculando as transformadas de Radon para 0° e 90° , determinando-se o centro de cada pulmão a partir dos máximos das duas transformadas de Radon, e ainda por aplicação de operações morfológicas de preenchimento; para se obterem versões finas dos contornos, foram efectuadas erosões. O erro associado a este processo é estimado em 1 pixel. Com este procedimento, são identificados os contornos dos pulmões esquerdo e direito [Giardina'88].

6.1.2. Emparelhamento dos pontos correspondentes

Para comparar dois contornos semelhantes, usando as distâncias entre eles, foi necessário definir pares de pontos correspondentes (um ponto de cada contorno) e determinar as distâncias entre esses pontos.

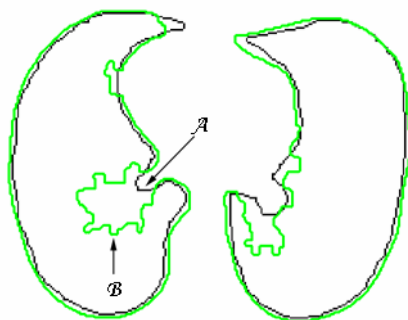


Figura 6.1 – Exemplo dos contornos \mathcal{A} e \mathcal{B} .

Definindo \mathcal{A} e \mathcal{B} como duas linhas fechadas similares na maioria do seu percurso (ver figura 6.1), correspondendo aos contornos dos pulmões:

Contorno \mathcal{A} = {conjunto de n pontos}

Contorno \mathcal{B} = {conjunto de m pontos}

Definiram-se as áreas C, D e E como:

C = área delimitada pelo contorno \mathcal{A}

D = área delimitada pelo contorno \mathcal{B}

$$E = C \text{ XOR } D$$

A linha \mathcal{F} foi definida como uma linha fechada, existindo no interior de cada área E nas zonas onde o contorno \mathcal{A} não é igual ao contorno \mathcal{B} , sendo coincidente com estes contornos nas restantes situações (ver figura 6.2).

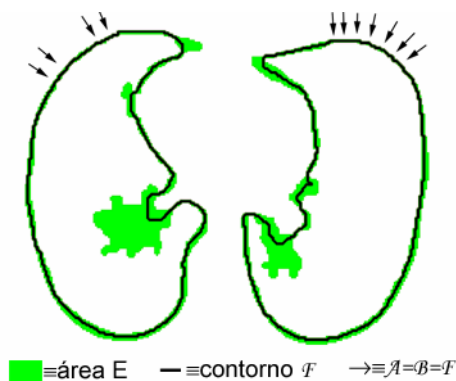


Figura 6.2 – Linha \mathcal{F} (a preto) no interior da área E e zonas onde $\mathcal{F} = \mathcal{A} = \mathcal{B}$.

Para cada ponto do contorno \mathcal{F} , foram calculadas rectas perpendiculares, a partir de rectas tangentes a \mathcal{F} , usando uma vizinhança de 20 pontos do contorno (figura 6.3). O tamanho desta vizinhança é um parâmetro que foi ajustado e está relacionado com a sensibilidade às características locais da linha \mathcal{F} . A intersecção de cada uma destas rectas perpendiculares com os contornos \mathcal{A} e \mathcal{B} definiu um par de pontos correspondentes (ver figuras 6.3 e 6.4). Finalmente determinaram-se as distâncias entre cada par de pontos correspondentes.

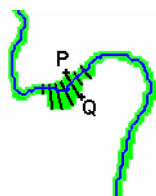


Figura 6.3 – Pontos correspondentes (P, Q) obtidos pela intersecção das rectas perpendiculares a \mathcal{F} com os contornos \mathcal{A} e \mathcal{B} .

6.1.3. Visualização das diferenças entre contornos

Quando se comparam dois contornos, pode ser útil analisar os valores de todas as distâncias entre os pontos correspondentes. Assim sendo, desenvolveu-se uma técnica de visualização que permite a análise de todas as distâncias de uma forma simples e eficiente (conforme indicado na figura 6.4). Cada área E obtida a partir dos dois contornos e a linha \mathcal{F} correspondente (figura 6.2) transmitem uma ideia aproximada das zonas onde os dois contornos são mais diferentes e ainda o valor da diferença. Esta representação visual (figura 6.4) é complementada com um gráfico de barras e um histograma que, para cada pulmão, dão uma ideia aproximada das zonas

onde os dois contornos são mais diferentes (figuras 6.5a e 6.5b) e da distribuição das diferenças (figuras 6.5c e 6.5d). As letras em maiúsculas no diagrama das diferenças entre contornos (figura 6.4) e no gráfico de barras (figuras 6.5a e 6.5b), permitem estabelecer as correspondências.

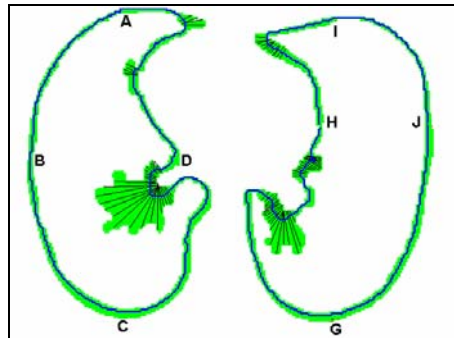


Figura 6.4 – Visualização da localização das diferenças entre contornos, incluindo a linha F .

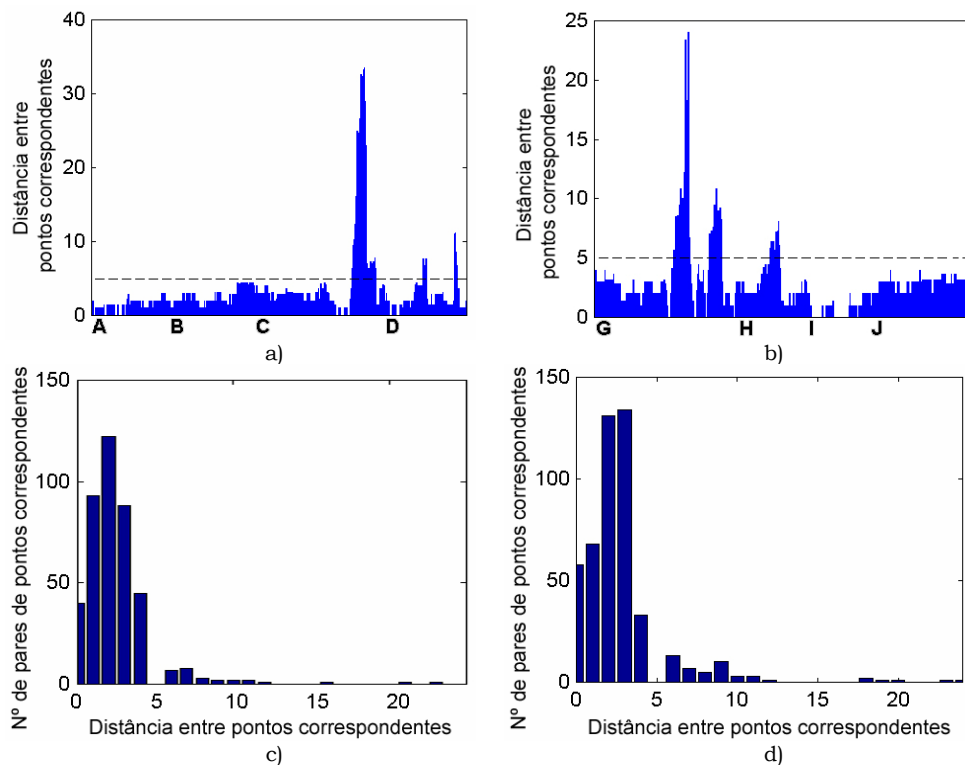


Figura 6.5 – Gráficos de barras (a) e (b) e histogramas (c) e (d) das diferenças entre contornos para os pulmões esquerdo e direito, correspondente à figura 6.4.

6.1.4. Índices de mérito

Apesar da visualização da diferença entre contornos ser importante, na maioria dos casos é útil ter uma informação global, pelo que foram usados vários índices de mérito, para determinar a semelhança entre os contornos \mathcal{A} e \mathcal{B} :

- índice de Pratt
- distância média
- percentagem de distâncias superior a 5 pixels
- similaridade binária

O índice de Pratt [Abdou'79] é definido como:

$$F_{Pratt} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{1}{1 + \alpha \times d_i^2} \quad (6.1)$$

onde N é o número de distâncias (ou seja o número de pares de pontos correspondentes) e d_i são as distâncias entre dois pontos correspondentes. O parâmetro α do índice de Pratt está relacionado com o tamanho do contorno. Foi usado um valor de $\alpha = \frac{1}{9}$ de forma que $F_{Pratt} = 0.5$ quando todas as distâncias forem iguais a 3 pixels; o valor de 3 pixels foi escolhido tal que a escala do índice de Pratt permita uma discriminação satisfatória entre os resultados dos contornos desenhados pelos radiologistas. O índice de Pratt varia no intervalo de 0 a 1, em que 1 equivale à comparação de dois contornos iguais. Este índice corresponde a uma medida relativa do comportamento global das distâncias entre contornos.

A distância média:

$$d_{média} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N d_i \quad (6.2)$$

foi usada para obter uma análise global média das distâncias entre os contornos.

A percentagem de distâncias superiores a 5 pixels (que corresponde a um erro de 1% em imagens com dimensões 512×512), foi definida como:

$$\varepsilon_{>5pixels} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N a_i \times 100 \quad \text{com } a_i = \begin{cases} 1 \text{ se } d_i > 5 \text{ pixels} \\ 0 \text{ se } d_i \leq 5 \text{ pixels} \end{cases} \quad (6.3)$$

onde N é o número de distâncias (o número de pares de pontos correspondentes) e d_i é a distância entre dois pares de pontos correspondentes. A percentagem de distâncias superior a 5 pixels mede a incidência de erros “significativos”, permitindo complementar a informação obtida pelos índices anteriores.

Outra possibilidade para a comparação de dois contornos consiste em usar imagens binárias definidas por esses contornos e calcular a sua similaridade. Foram definidas duas imagens binárias, que correspondem a dois contornos em estudo, com o interior desses contornos preenchidos com “1”.

Se essas imagens possuírem uma resolução espacial de $n \times n$, definem-se dois vectores \mathbf{H} e \mathbf{I} , cada vector com n^2 componentes que correspondem aos valores dos pixels das imagens binárias. Esses dois vectores podem ser considerados elementos de um espaço de Hilbert, e pelas definições usuais de produto interno Euclidiano definiu-se o índice de similaridade binária:

$$\theta = \arccos \left(\frac{\mathbf{H} \cdot \mathbf{I}}{\|\mathbf{H}\| \|\mathbf{I}\|} \right) \quad (6.4)$$

que corresponde a uma medida de similaridade morfológica das duas imagens binárias (e também dos contornos). O ângulo θ varia entre 0° , para dois contornos iguais, e 90° para dois contornos completamente diferentes.

6.1.5. Tratamento estatístico

O primeiro passo para processar os dados obtidos a partir dos vários índices de mérito, foi efectuar uma Análise Exploratória de Dados [Hoaglin'92]. Os resultados forneceram um panorama geral das relações estruturais, indicando as amplitudes, assimetrias, localizações, *outliers*, etc.; bem como algumas pistas para a formalização de hipóteses que pudessem ser testadas, usando um método estatístico apropriado. Uma vez que o conjunto de dados não corresponde a experiências independentes nem apresenta uma distribuição normal, foi usado um método estatístico não paramétrico (teste de Friedman) [Gibbons'97] [MiniTab'98] [Statsoft'99].

6.2. Comparação entre métodos de segmentação pulmonar

O desempenho relativo dos métodos de segmentação pulmonar foi determinado de acordo com a metodologia descrita na secção 6.1. Os três métodos são de seguida comparados quanto à sua precisão.

Para o estudo apresentado nesta secção, utilizaram-se como contornos de referência, os contornos traçados sobre as 30 imagens do conjunto de teste, por um radiologista, conforme referido na secção 6.1.1 (página 94).

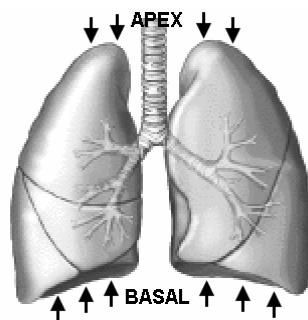


Figura 6.6 – Apex: região na parte superior (topo) dos pulmões; zona basal: região na parte inferior dos pulmões.

Os resultados obtidos pelos vários índices de mérito são visualizados sob a forma de diagramas de extremos e quartis [Murteira'93], o que permite uma análise

global de cada método de segmentação, e ainda, sob a forma de um gráfico, o que permite uma análise do comportamento de cada método ao longo do eixo longitudinal, desde a região do nível superior dos pulmões (apex) até à região do nível inferior (zona basal) (ver figura 6.6).

A figura 6.7 apresenta os diagramas de extremos e quartis [Murteira'93] correspondentes ao índice de Pratt quando se comparam os contornos obtidos por cada um dos métodos de segmentação com os contornos de referência. Pela análise da posição das medianas e da dispersão dos valores, o Método com Separação de Pulmões aparenta ser mais coerente em relação à referência, que os outros.

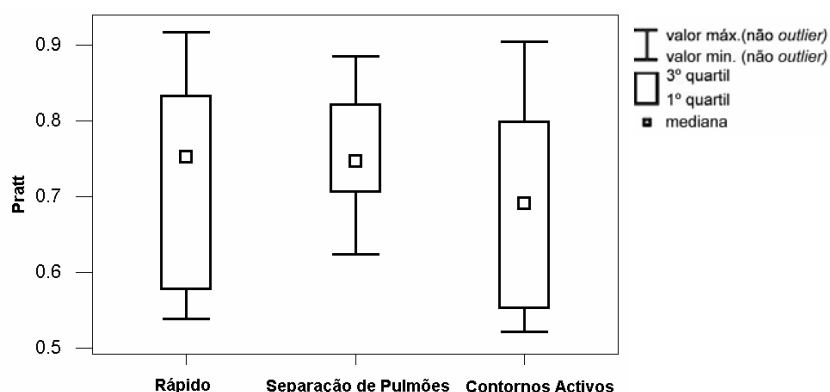


Figura 6.7 – Diagramas de extremos e quartis para o índice de Pratt, obtidos pela comparação dos contornos detectados por cada um dos métodos de segmentação com os contornos de referência.

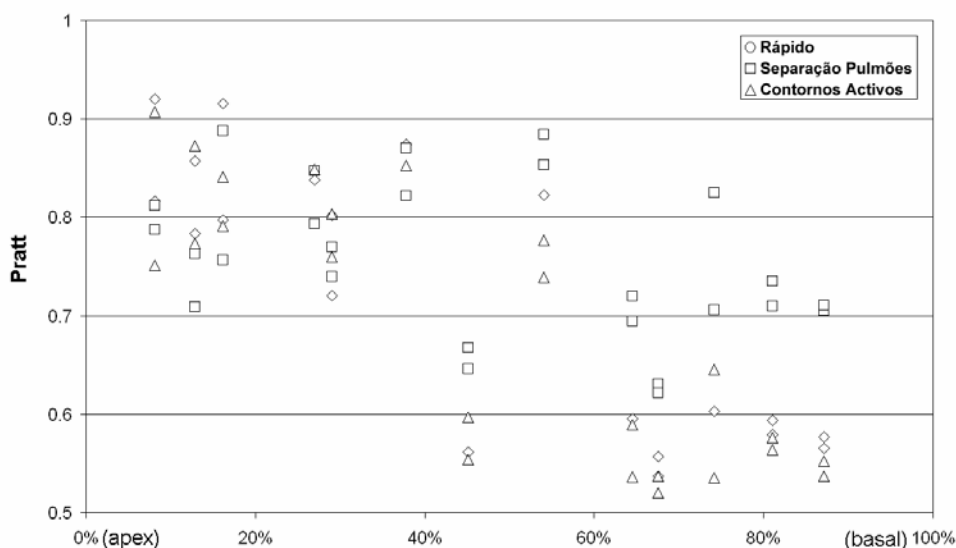


Figura 6.8 – Índice de Pratt ao longo do eixo longitudinal (onde 0%=apex, 100%=região basal)

O índice de Pratt revela um pior desempenho de todos os métodos nas secções próximas da região pulmonar basal (figura 6.8) devido ao efeito do volume parcial. Para as secções na região pulmonar intermédia, este índice de mérito apresenta uma

variação entre aproximadamente 0.55 e 0.9, devido aos métodos de extracção de contornos terem dificuldade em detectar a fronteira pulmonar correcta na região do mediastino, como consequência da existência de fortes estruturas vasculares nesta região.

Também de acordo com o índice erro médio, o Método com Separação de Pulmões é mais coerente em relação à referência que os restantes. Apesar dos valores das medianas serem similares (quando comparado com o Método Rápido), apresenta uma menor dispersão nos erros médios (ver figura 6.9), o que reforça os resultados obtidos pelo índice de Pratt.

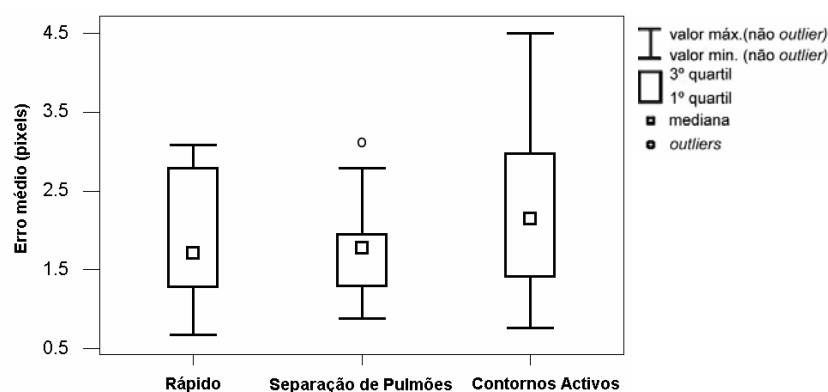


Figura 6.9 – Diagramas de extremos e quartis para o índice erro médio, obtidos pela comparação dos contornos detectados por cada um dos métodos de segmentação com os contornos de referência.

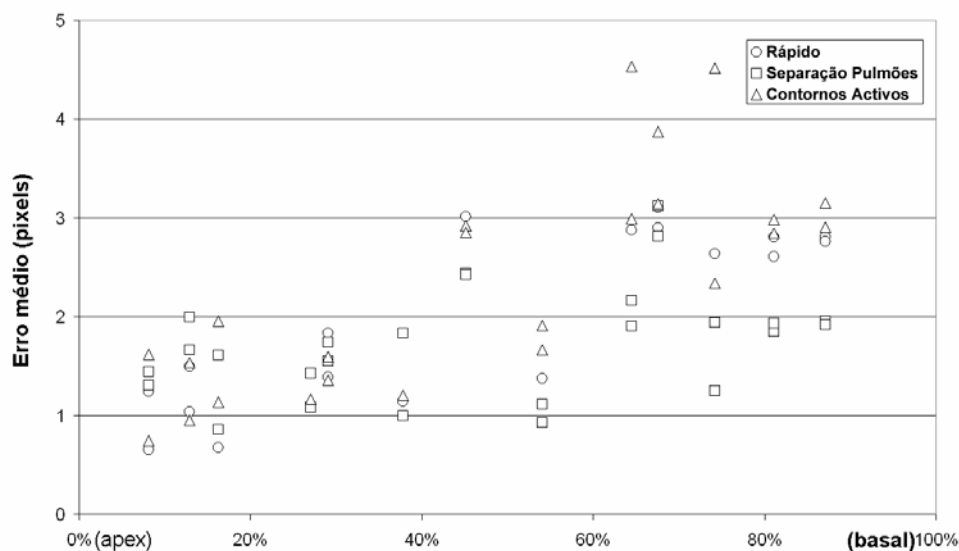


Figura 6.10 – Índice erro médio (distâncias) ao longo do eixo longitudinal (onde 0%=apex, 100%=região basal)

Na região do apex, os valores do erro médio são, em regra, inferiores à média, uma vez que os contornos dos pulmões são quase circulares. Na região pulmonar

basal, os erros são superiores à média devido ao efeito do volume parcial. Na região pulmonar intermédia, mais uma vez, a não uniformidade dos resultados deve-se à falta da suavidade da fronteira pulmonar, conforme já referido na análise da figura 6.8.

Analisando os resultados obtidos com o índice percentagem de pontos com erro superior a 5 pixels, o Método dos Contornos Activos obtém o pior resultado, conforme se pode observar na figura 6.11 pelos valores das medianas e pela grande dispersão de valores.

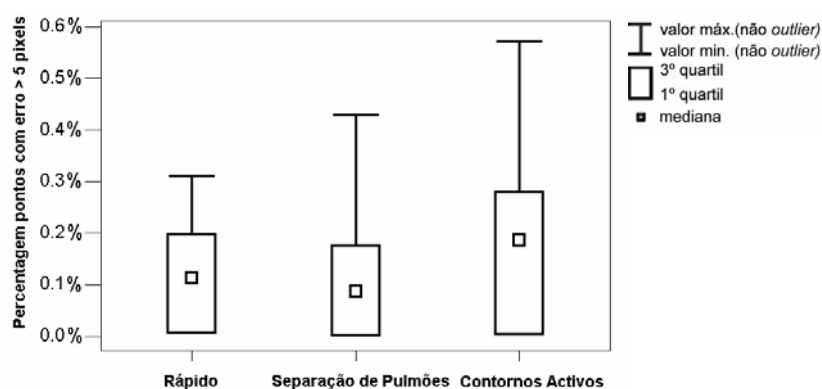


Figura 6.11 – Diagramas de extremos e quartis para o índice percentagem de pontos com erro superior a 5 pixels, obtidos pela comparação dos contornos detectados por cada um dos métodos de segmentação com os contornos de referência.

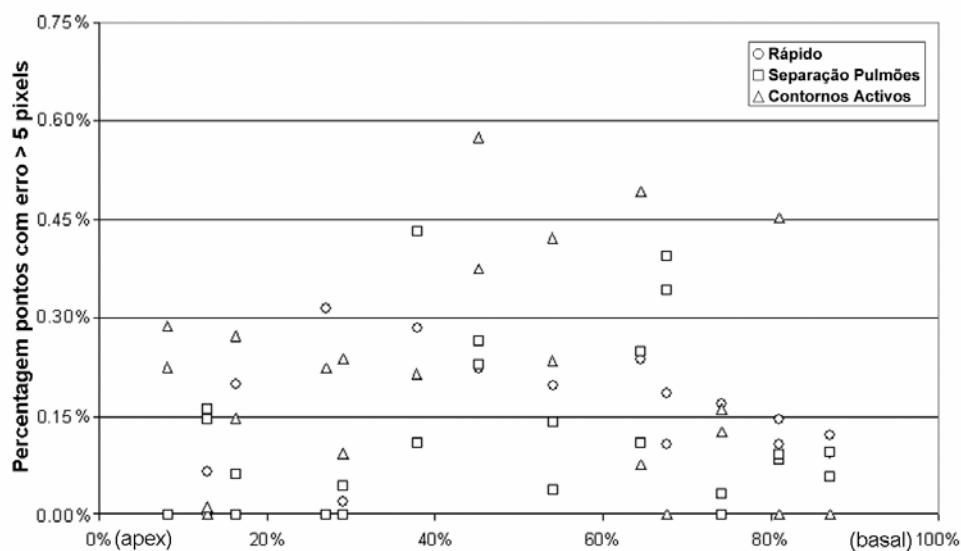


Figura 6.12 – Índice percentagem de pontos com erro superior a 5 pixels ao longo do eixo longitudinal (onde 0%=apex, 100%=região basal)

A maior variação do índice de percentagem de pontos com erro superior a 5 pixels, ao longo do eixo longitudinal, ocorre na região pulmonar intermédia devido às irregularidades da fronteira pulmonar que existem na região do mediastino.

A figura 6.12, assim como a figura 6.11, mostra que a percentagem de pontos com erro superior a 5 pixels é inferior a 0.6% (para todos os métodos), o que salienta a eficácia dos três métodos de detecção de contornos pulmonares.

No diagrama de extremos e quartis da figura 6.13, que corresponde ao índice de similaridade binária, observa-se que o Método de Contornos Activos apresenta um intervalo de valores maior que os outros métodos, o que se deve sobretudo ao comportamento na região basal, conforme se pode observar através da figura 6.14. Isto verifica-se devido à dificuldade na adaptação dos contornos activos às fronteiras pulmonares que possuem múltiplas irregularidades (ver figura 4.16c).

Comparando o valor das medianas dos três métodos de segmentação (figura 6.13), observa-se que a mediana do Método com Separação de Pulmões possui o menor valor, o que sugere que este método produz melhores resultados, quando comparado com os restantes dois métodos de segmentação pulmonar.

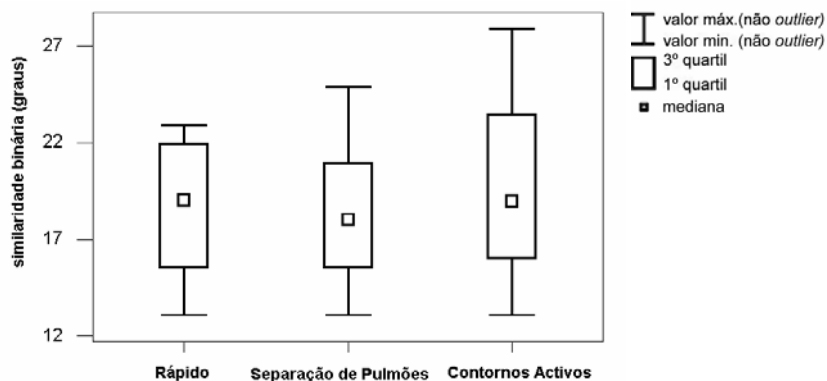


Figura 6.13 – Diagramas de extremos e quartis para os valores do índice de similaridade binária, obtidos pela comparação dos contornos detectados por cada um dos métodos de segmentação com os contornos de referência.

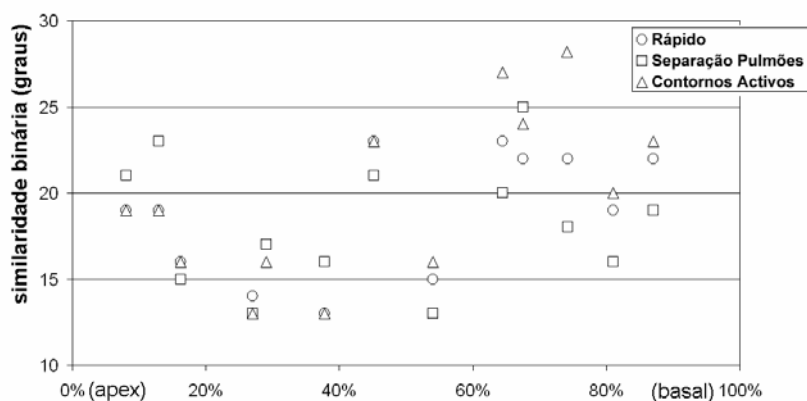


Figura 6.14 – Índice de similaridade binária ao longo do eixo longitudinal (onde 0%=apex, 100%=região basal).

Os resultados apresentados, bem como a análise dos tempos de computação dos três métodos (tabela 4.1, página 73) sugerem que o Método com Separação de Pulmões é o melhor método de segmentação pulmonar, quando comparado com os outros dois métodos [Silva'00b] [Silva'00c].

No entanto, a comparação com uma referência obtida apenas por um radiologista pode ser limitativa na avaliação do desempenho de um método que se pretende vir a usar em rotina, pelo que se procedeu a uma avaliação envolvendo mais radiologistas.

6.3. Avaliação com 2 radiologistas incluindo variabilidades inter-observador e intra-observador

O estudo do desempenho dos métodos de segmentação encontra como obstáculo o facto de não existir uma *ground truth* (verdade absoluta), no que respeita aos contornos pulmonares em imagens reais de TAC da região torácica. Para uma determinada imagem, é discutível e até mesmo abusivo eleger um único contorno como a única solução para o problema da segmentação uma vez que, o que se encontra disponível para comparação é um conjunto de contornos desenhados manualmente por radiologistas, sendo todos eles aceitáveis à partida. Não só os contornos desenhados por vários radiologistas são diferentes (variabilidade inter-observador), mas também são diferentes os contornos desenhados pelo mesmo radiologista, em instantes diferentes (variabilidade intra-observador). Estas variabilidades devem ser tidas em consideração ao estimar o desempenho de um método de segmentação.

Para iniciar a investigação sobre este assunto, foi estudada a variabilidade intra-observador de dois radiologistas e a variabilidade inter-observador entre o melhor método de segmentação (descrito na página 60) e os radiologistas, uma vez que este estudo poderia fornecer informação importante sobre o desempenho do método como detector de contornos pulmonares. Sendo assim, solicitou-se a dois radiologistas que desenhassem manualmente os contornos sobre as 30 imagens, duas vezes (com um intervalo de aproximadamente um mês) sem lhes dizer que já tinham desenhado os mesmos contornos.

As figuras 6.15, 6.16 e 6.17 mostram os diagramas de extremos e quartis correspondentes às comparações entre os contornos detectados pelo método de segmentação (A) e pelos dois radiologistas (M1 e M2), nos instantes de tempo T1 e T2. A legenda para os diagramas de extremos e quartis é a seguinte:

A.MiT1 – comparação entre os contornos detectados pelo método de segmentação e os contornos detectados pelo radiologista Mi no momento T1, nas mesmas imagens.

MiT1.MiT2 – comparação entre os contornos detectados pelo radiologista Mi nos momentos T1 e T2, nas mesmas imagens.

Assim:

M1T1.M1T2 e **M2T1.M2T2** representam a variabilidade intra-observador dos radiologistas M1 e M2, respectivamente.

A.M1T1, **A.M1T2**, **A.M2T1**, **A.M2T2** representam a variabilidade inter-observador entre o método de segmentação e cada radiologista nos momentos T1 ou T2.

M1T1.M2T1 e **M1T2.M2T2** representam a variabilidade inter-observador entre ambos os radiologistas nos momentos T1 e T2, respectivamente.

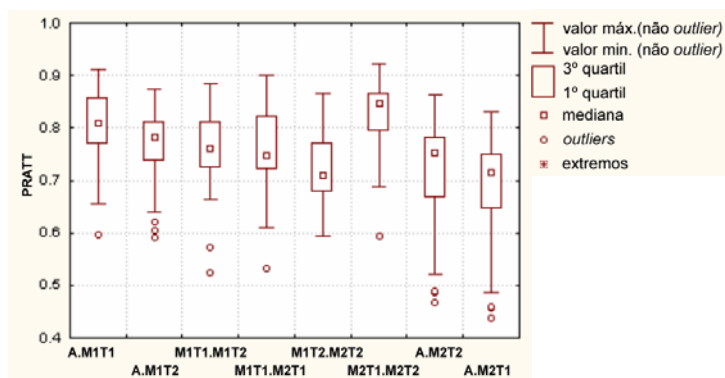


Figura 6.15 – Diagramas de extremos e quartis usando índice de Pratt.

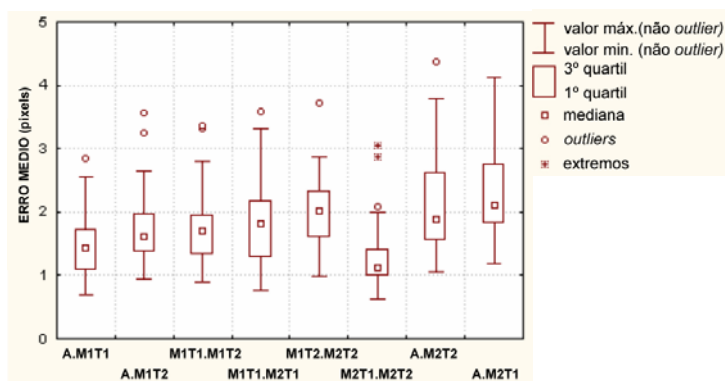


Figura 6.16 – Diagramas de extremos e quartis usando índice erro médio.

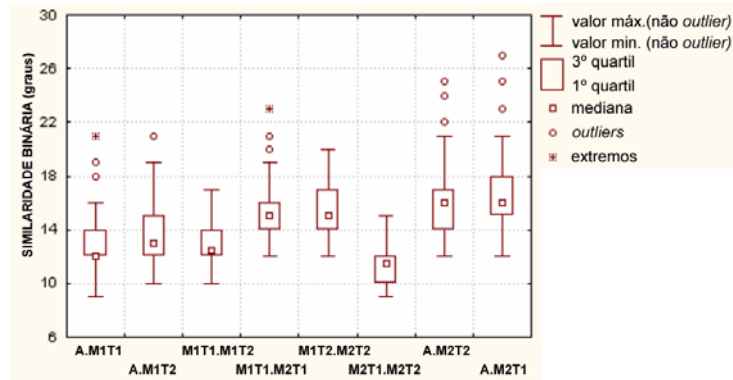


Figura 6.17 – Diagramas de extremos e quartis usando índice de similaridade binária.

A análise dos diagramas de extremos e quartis correspondentes ao índice de Pratt, ao erro médio e ao índice de similaridade (figuras 6.15, 6.16 e 6.17), permite observar que:

a) no momento T1, o radiologista M1 apresenta um desempenho como detector de contornos pulmonares mais similar ao método de segmentação do que ao radiologista M2, uma vez que, para o índice de Pratt, o valor da mediana de **A.M1T1** (mediana = 0.81) é superior (ou seja, melhor) ao valor da mediana de **M1T1.M2T1** (mediana = 0.75). Também o intervalo de valores é menor para **A.M1T1** do que para **M1T1.M2T1**. Ambos os resultados sugerem que a variabilidade inter-observador entre os dois radiologistas é maior que a variabilidade entre o radiologista M1 e o método de segmentação.

b) no instante T2, ambos os radiologistas M1 e M2 são mais similares ao método de segmentação do que cada radiologista com o outro radiologista; por exemplo, para o índice de Pratt, o valor da mediana de **A.M1T2** (mediana = 0.78) é superior (ou seja, melhor) ao valor da mediana de **M1T2.M2T2** (mediana = 0.70).

c) o radiologista M1 é mais similar ao método de segmentação do que com ele próprio, uma vez que, por exemplo para o índice de Pratt, o valor da mediana de **A.M1T1** (mediana = 0.81) é superior (ou seja, melhor) que o valor da mediana de **M1T1.M1T2** (mediana = 0.76).

Estes resultados foram confirmados usando um método não paramétrico, a Análise da Variância de Friedman a dois factores [Gibbons'97]. Calculado $H = 157.67$ (com $N = 60$ e $k = 8$); sob a hipótese nula (igualdade das medianas), H possui uma distribuição χ^2 com $(k-1)$ graus de liberdade. No caso em estudo, para um nível de significância (α) de 1%, $\chi^2 = 18.48$; portanto $H = 157.67 \gg \chi^2 = 18.48$ ($P < 0.000001$) e a hipótese nula é rejeitada [Ferreira'03a] [Santos'04].

Isto sugere que as medianas são de facto diferentes, o que reforça as três observações acima apresentadas.

Os resultados obtidos com o índice de Pratt são coerentes com os resultados correspondentes aos restantes índices: o erro médio e o índice de similaridade binária (figura 6.16 e figura 6.17) e sugerem que o método de segmentação se comporta como um terceiro observador humano, uma vez que:

- a variabilidade inter-observador entre o método de segmentação e cada um dos radiologistas apresenta valores similares aos valores das variabilidades entre os dois radiologistas;

- a variabilidade inter-observador entre o método de segmentação e um dos radiologistas (M1) é inferior à variabilidade intra-observador do mesmo radiologista (M1). Isto significa que o radiologista (M1), enquanto detector de contornos pulmonares em imagens de TAC, é mais semelhante ao método de segmentação do que a ele próprio.

Por outro lado, o método de segmentação, ao contrário dos radiologistas, possui uma variabilidade intra-observador nula.

6.4. Avaliação com 6 radiologistas incluindo variabilidade inter-observador

Com o objectivo de confirmar os resultados anteriores, a equipa de radiologistas foi aumentada de dois para seis radiologistas, de outras duas instituições, sendo aplicada uma metodologia idêntica à anterior.

Neste novo estudo, são comparados entre si os contornos gerados pelo método de segmentação, os contornos elaborados pelos dois radiologistas iniciais, no primeiro instante, e ainda os contornos elaborados pelos quatro radiologistas que se juntaram à equipa. Todos os contornos foram obtidos a partir de um conjunto de teste, composto por 30 imagens, conforme descrito na secção 6.1.1 (página 94).

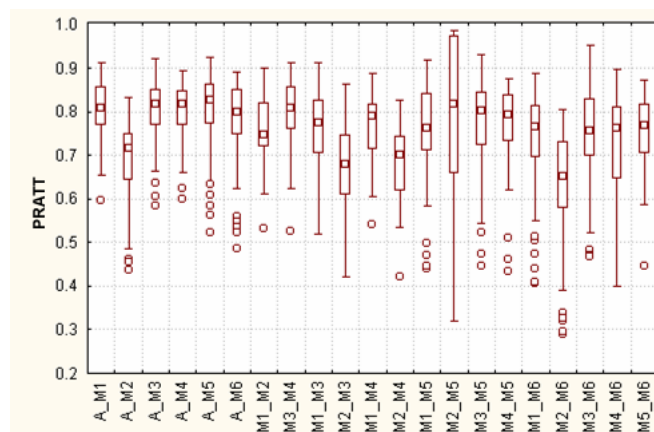


Figura 6.18 – Diagramas de extremos e quartis correspondentes ao índice de Pratt.

O diagrama de extremos e quartis da figura 6.18, corresponde ao índice de Pratt obtido para os conjuntos de 60 contornos detectados pelos seis radiologistas e pelo método de segmentação. A legenda é análoga à usada no estudo com apenas dois radiologistas, pelo que A_{Mi} corresponde à variabilidade inter-observador entre o método de segmentação e o radiologista i e Mi_{Mj} corresponde à variabilidade inter-observador entre dois radiologistas i e j .

Na figura 6.18, observa-se que as medianas das situações A_{Mi} são, de um modo geral, superiores e mais similares entre elas, do que as medianas das situações Mi_{Mj} , o que reforça as conclusões indicadas na secção anterior.

6.5. Avaliação com 6 radiologistas usando um contorno de referência

Face à inexistência de um contorno pulmonar de referência e às variabilidades inter-observador e intra-observador dos contornos pulmonares desenhados pelos radiologistas (figura 6.19), é importante estimar um contorno de referência, baseado em todos os contornos elaborados pelos radiologistas, para se efectuar uma avaliação comparando com este contorno de referência, os contornos elaborados pelo método de segmentação e pelos seis radiologistas. Descreve-se de seguida o método de determinação de um contorno de referência.

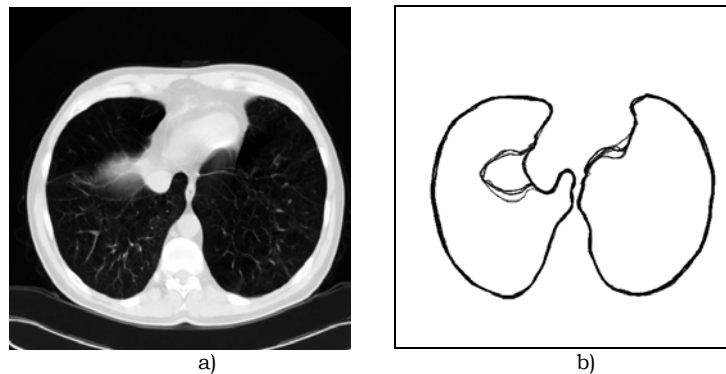


Figura 6.19 – Imagem de TAC (a) e os contornos elaborados pelos 6 radiologistas (b), para esta mesma imagem.

6.5.1. Contorno de referência

Pretende-se determinar o contorno de referência, por exemplo, a partir das 3 linhas fechadas da figura 6.20.

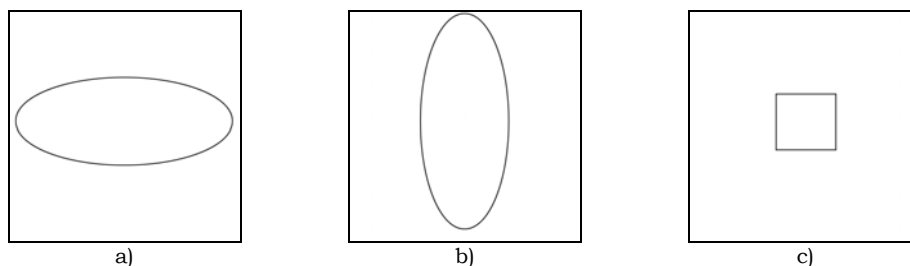


Figura 6.20 – Exemplo de 3 contornos fechados.

O interior do contorno de cada uma das imagens foi preenchido, sendo o resultado indicado na figura 6.21.

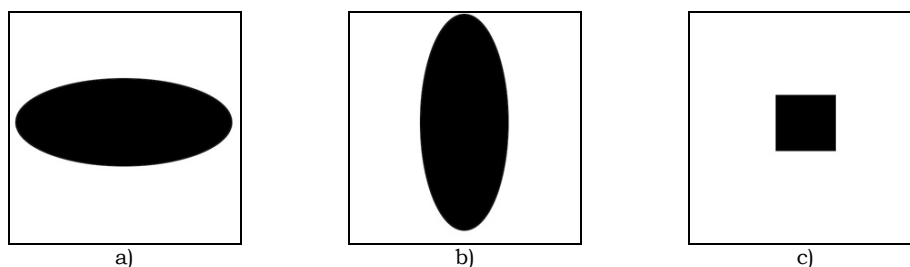


Figura 6.21 – Exemplo de 3 contornos fechados, com o seu interior preenchido.

Duas novas imagens foram determinadas pela intersecção das regiões internas dos contornos (figura 6.22) e pela união das regiões internas dos contornos (figura 6.23) de todas as imagens.

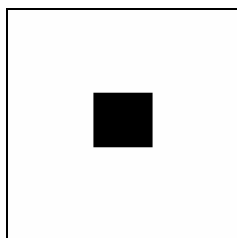


Figura 6.22 – Intersecção das regiões da figura 6.21.

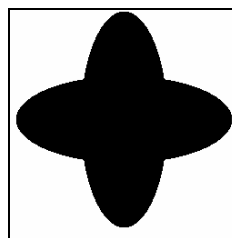


Figura 6.23 – União das regiões da figura 6.21.

Uma nova imagem foi calculada pela intersecção da imagem da figura 6.23 com a imagem complementar da figura 6.22.

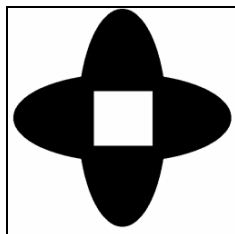


Figura 6.24 – Área da figura 6.23 e que não pertence à figura 6.22.

De seguida foi determinado morfologicamente o esqueleto da figura 6.24, estando esta linha representada na figura 6.25.

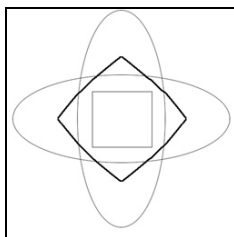


Figura 6.25 – Esqueleto da figura 6.24 sobreposto aos 3 contornos da figura 6.20.

Sequencialmente foram percorridos os pontos do esqueleto e, para cada ponto, foi calculado o ponto médio numa vizinhança de 10 pontos à esquerda, e ainda o ponto médio numa vizinhança de 10 pontos à direita. Estes 2 pontos médios definem uma recta r , aproximadamente tangente ao esqueleto, em cada um dos seus pontos.

Determinou-se uma recta s , perpendicular à recta r que intersecta os contornos da figura 6.20 a) b) c), nos pontos $Q_{1,1}$, $Q_{2,1}$, $Q_{3,1}$ (ver figura 6.26).

Este procedimento foi executado sobre todos os pontos do esqueleto. Na figura 6.26 estão indicadas duas situações da recta s e a determinação dos pontos $Q_{1,1}$, $Q_{2,1}$ e $Q_{3,1}$, e ainda $Q_{1,m}$, $Q_{2,n}$ e $Q_{3,p}$ (em que o primeiro índice corresponde ao número do contorno e o segundo índice é o número do ponto nesse contorno), resultantes da intersecção da recta s , com os 3 contornos, em duas situações distintas.

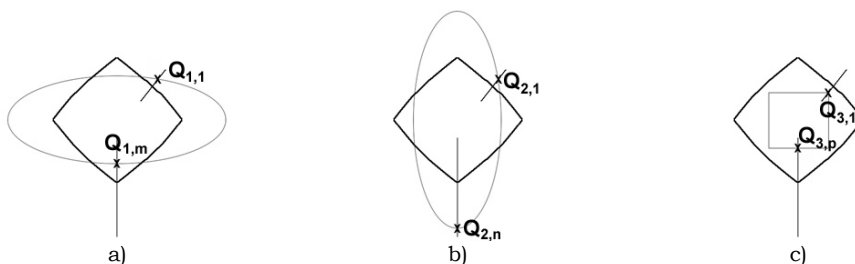


Figura 6.26 – Determinação dos pontos equivalentes para cálculo do ponto médio.

Para cada grupo de pontos foi calculado um ponto médio M , tal que $M_i = \text{média}(\{Q_{1,1}, Q_{2,1}, Q_{3,1}\})$ e $M_j = \text{média}(\{Q_{1,m}, Q_{2,n}, Q_{3,p}\})$. O conjunto dos pontos médios $\{M_1, M_2, M_3, M_4, \dots, M_n\}$ define um contorno fechado médio, ou seja, o contorno de referência.

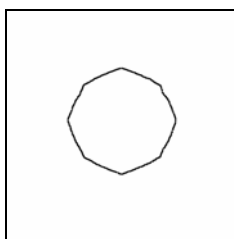


Figura 6.27 – Contorno médio, definido pelo conjunto dos pontos médios.

O contorno de referência determinado a partir dos contornos indicados na figura 6.20 a) b) c), encontra-se representado na figura 6.27.

6.5.2. Resultados

No estudo descrito nesta secção, para cada imagem é determinado o contorno de referência, calculado conforme indicado na secção 6.5.1, a partir dos contornos elaborados pelos dois radiologistas iniciais, no primeiro instante, e pelos quatro radiologistas adicionais. Os contornos detectados pelo método de segmentação e por cada um dos radiologistas M1 até M6 são comparados em relação ao contorno de referência.

Na análise correspondente ao diagrama de extremos e quartis da figura 6.28, foram incluídos os contornos elaborados por todos os radiologistas (M1 até M6) no primeiro momento (T1), os contornos elaborados pelos radiologistas M1 e M2 no momento T2 e ainda os contornos detectados pelo método de segmentação. Observa-se que, para o índice de Pratt, os valores das medianas obtidos pelo método de segmentação são muito similares aos valores obtidos pelo radiologista M4T1, maiores que os valores dos radiologistas M1T2, M3T1, M5T1, M6T1 e menores que os valores dos radiologistas M1T1, M2T1, M2T2, o que sugere que os contornos produzidos pelo método de segmentação são mais semelhantes à referência do que os contornos produzidos por um número significativo de radiologistas.

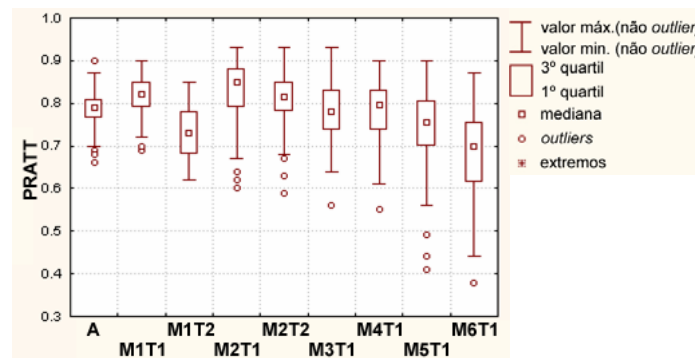


Figura 6.28 – Diagramas de extremos e quartis usando o índice de Pratt, com todos os radiologistas e o método de segmentação.

O resultado anterior sugere uma análise adicional da relação entre o desempenho do método de segmentação e todos os radiologistas como detectores de contornos. No dendograma (*Clustering Analysis*) [Hair'95] [Ferreira'03a] [Ferreira'03b] indicado na figura 6.29, observa-se que o método de segmentação é associado com M1T1; isto significa que, neste contexto, o método de segmentação é mais similar ao radiologista M1, do que este com ele próprio em diferentes momentos (M1T1 e M1T2).

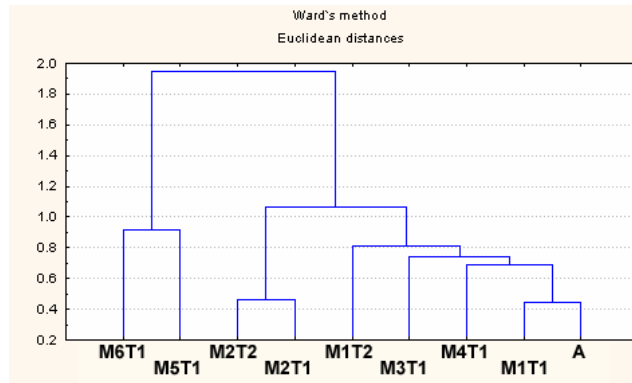


Figura 6.29 – Dendrograma (*Clustering Analysis*) usando o índice de Pratt, com todos os radiologistas e o método de segmentação.

A confirmação deste resultado foi obtida pela aplicação de outro método, Análise Multivariada [Hair'95], cujo resultado se encontra representado na figura 6.30 e corresponde a uma projecção do plano definido pelos dois primeiros eixos ($\approx 66\%$ da inércia total) da Análise de Correspondências [Hair'95] [Ferreira'03a] [Ferreira'03b]. Nesta figura observa-se que o método de segmentação é incluído no grupo de radiologistas (M1T1, M1T2, M3T1 e M4T1), os radiologistas M5 e M6 formam um grupo à parte e M2 encontra-se isolado entre os dois grupos. Note-se que a mesma conclusão pode ser extraída do dendrograma da figura 6.29. Este agrupamento de radiologistas pode estar relacionada com o facto de os radiologistas M5 e M6 trabalharem no mesmo hospital (diferente dos restantes radiologistas) e de talvez utilizarem um critério de segmentação diferente. Também o facto de o radiologista M2 ter concluído recentemente a sua especialidade e os restantes radiologistas serem pessoas muito experientes, pode contribuir para o agrupamento obtido.

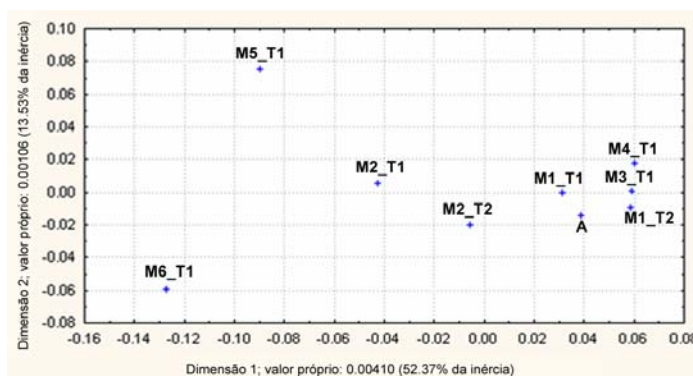


Figura 6.30 - Análise de Correspondências usando o índice de Pratt, com todos os radiologistas e o método de segmentação.

No sentido de se obter uma melhor visão global das distâncias entre os contornos, foi usado o índice erro médio. A figura 6.31 corresponde ao diagrama de extremos e quartis para todos os radiologistas e o método de segmentação automático; nesta figura observa-se que os valores da mediana são inferiores a 2 pixels ($< 1\%$) em

todos os casos (excepto para o radiologista M6), o que é um bom valor atendendo às dimensões da imagem (512×512 pixels).

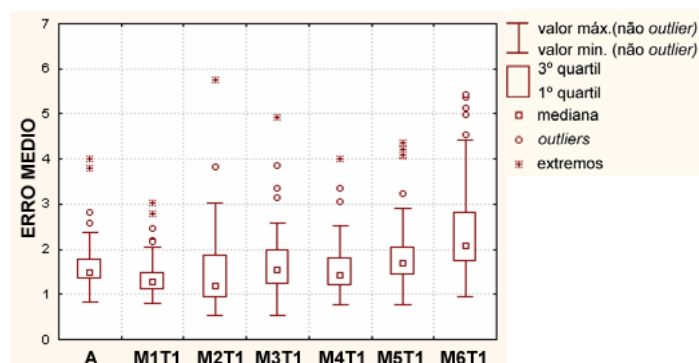


Figura 6.31 – Diagramas de extremos e quartis usando o índice erro médio, com todos os radiologistas e o método de segmentação.

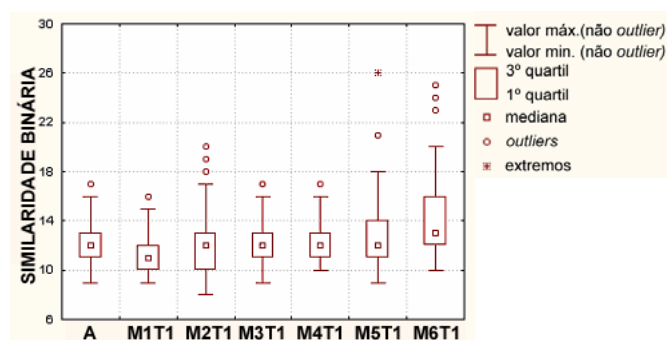


Figura 6.32 – Diagramas de extremos e quartis usando o índice similaridade binária, com todos os radiologistas e o método de segmentação.

Por último, usando o índice de similaridade binária, obteve-se uma confirmação dos resultados anteriormente encontrados com o índice de Pratt e com o erro médio. Na figura 6.32 observa-se que o diagrama de extremos e quartis do índice similaridade binária apresenta uma configuração em geral inversa à que foi observada na figura 6.28 (recorde-se que, para o índice de similaridade binária, quando mais baixo o seu valor, mais similares são os contornos com a referência, inversamente ao que se verifica para o índice de Pratt) [Silva'01b] [Santos'04].

6.6. Avaliação da Segmentação Pulmonar 3D

A segmentação pulmonar 3D gera um volume para cada um dos pulmões. Na impossibilidade de efectuar uma comparação tridimensional entre a região pulmonar segmentada e a superfície pulmonar de referência, por esta não existir, optou-se por efectuar um estudo em 2D, comparando o resultado da segmentação de cada uma das secções com a referência.

O método de segmentação foi aplicado aproximadamente em duas dezenas de exames de TAC, a que correspondem várias centenas de secções, não sendo viável solicitar aos radiologistas que desenhasssem contornos para estas centenas de secções. Mas, no capítulo 4, já tinha sido desenvolvido um método de segmentação pulmonar para imagens de secções de TAC, tendo o mesmo sido validado para um conjunto de 60 contornos, como um detector de contornos pulmonares equivalente aos radiologistas, conforme os estudos apresentados nas secções 6.3, 6.4 e 6.5, pelo que este método de segmentação foi usado como detector de contornos de referência. Das várias centenas de contornos de referência gerados, foi seleccionada uma dezena de contornos que correspondiam a situações que suscitavam dúvidas, sendo mostrados a um radiologista especializado em TAC da região torácica, que os analisou e os validou com a classificação “aceitável” ou superior.

Para quantificar a semelhança entre contornos, foram utilizados os índices de mérito de Pratt, erro médio e percentagem de pontos com erro superior a 5 pixels, descritos na secção 6.1.4.

6.6.1. *Desempenho do método*

Para se efectuar uma avaliação dos resultados da segmentação de vários exames (indicados na tabela 5.1), e como o número de secções varia de exame para exame, definiu-se a primeira secção e a última secção do exame como correspondendo às posições longitudinais de 0% e 100%, respectivamente, sendo determinadas 18 secções que correspondem aproximadamente às posições longitudinais de 5% até 95% com intervalos de aproximadamente 5%, obtendo-se desta forma um conjunto de 20 secções aproximadamente e uniformemente seleccionadas de um exame de TAC e representativas desse mesmo exame.

Depois de se efectuar a segmentação pulmonar 3D, nestas 20 secções foram identificados os contornos dos dois pulmões (20 secções \times 2 contornos \rightarrow 40 contornos por exame) e comparados com os contornos de referência correspondentes. Seguidamente foram calculados os valores dos índices de mérito e elaborados diagramas de extremos e quartis.

Quanto ao índice de mérito erro médio, observa-se que a quase totalidade dos valores são inferiores a 0.5 pixel, inclusive os valores das medianas são próximos de zero pixels, pelo que os contornos pulmonares gerados pelo método de segmentação pulmonar 3D apresentam uma semelhança com a referência com um erro médio desprezável (aproximadamente zero pixels). Esta reduzida diferença indicia que o método de segmentação pulmonar 3D produz contornos similares aos radiologistas uma vez que, conforme mencionado na secção 6.3 (página 104 e seguintes), o erro

médio associado aos contornos elaborados por radiologistas é superior a 1 pixel (ver também figura 6.16).

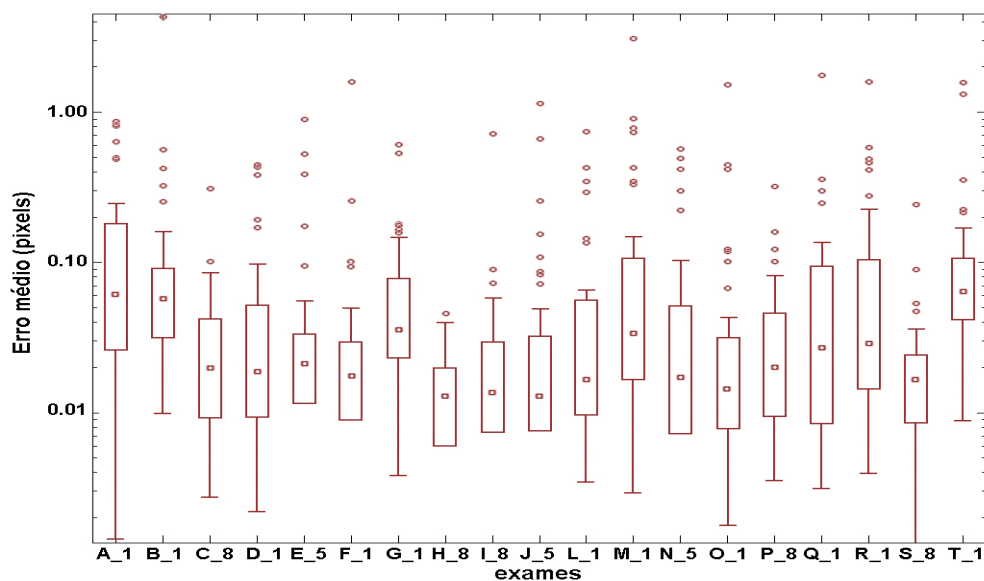


Figura 6.33 – Diagramas de extremos e quartis correspondentes ao índice de mérito erro médio, para cada exame de TAC processado.

Na figura 6.33, apesar de existirem pontos estatisticamente excluídos (*outliers*), o número destes pontos pertencentes a cada exame é reduzido quando comparado com o número total de pontos desse exame (40 pontos, uma vez que cada contorno corresponde a um valor do índice de mérito, e cada exame contém 40 contornos).

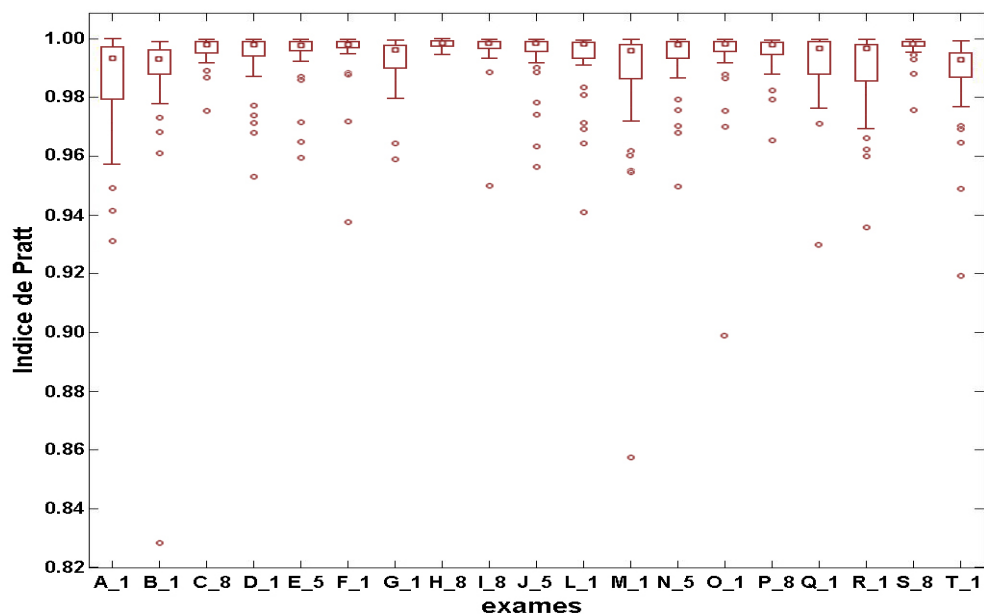


Figura 6.34 – Diagramas de extremos e quartis correspondentes ao índice de Pratt para cada exame processado.

Para a análise seguinte, é necessário recordar que o último dígito do nome de cada exame indica a sua espessura, ou seja, exames que terminam em “1” são exames de alta resolução e exames que terminam em “5” ou “8” são exames volumétricos (ver tabela 5.1). Por observação do intervalo de valores desde o 1º quartil até ao 3º quartil (e posição das medianas) na figura 6.33, verifica-se que os exames de alta resolução são menos semelhantes à referência que os exames volumétricos; no entanto, os exames de alta resolução apresentam *outliers* de valor mais elevado, devido à existência no exame de estruturas vasculares e aéreas que embora de pequena dimensão, influenciam a segmentação em imagens de exames de alta resolução; por outro lado, em exames volumétricos, estas estruturas ficam mascaradas pelos valores médios dos tecidos pulmonares nessas regiões.

Os resultados obtidos com o índice de Pratt vêm reforçar as observações anteriores, ou seja, os contornos obtidos pela segmentação pulmonar 3D efectuada nos exames volumétricos são mais semelhantes à referência (medianas e valores do intervalo desde o 1º quartil até ao 3º quartil, mais próximos do valor 1) do que os resultados obtidos nos exames de alta resolução, que também possuem uma maior dispersão de valores.

6.6.2. *Variação longitudinal*

Analisa-se nesta secção o grau de semelhança entre os contornos pulmonares gerados pelo método de segmentação pulmonar 3D e a referência, ao longo do eixo longitudinal do exame, desde o nível superior (apex) até ao nível inferior (basal).

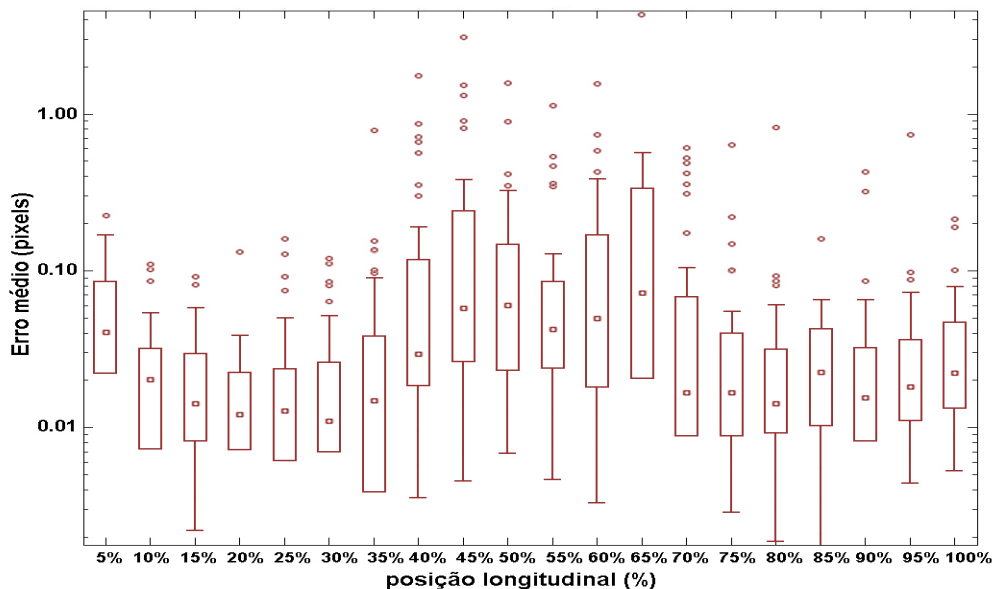


Figura 6.35 – Diagramas de extremos e quartis para a variação longitudinal do erro médio.

Na figura 6.35 observa-se uma variação da largura de dispersão de valores com a posição longitudinal, ocorrendo erros médios mais elevados para as posições longitudinais entre 40% e 65%. Esta variação indicia que o método de segmentação pulmonar 3D é mais semelhante com a referência nos primeiros e últimos níveis longitudinais, uma vez que, nas posições longitudinais próximas dos 50% (região onde a traqueia se divide em brônquios e onde existem estruturas vasculares de maiores dimensões) ocorre uma maior dificuldade na detecção dos contornos pulmonares correctos.

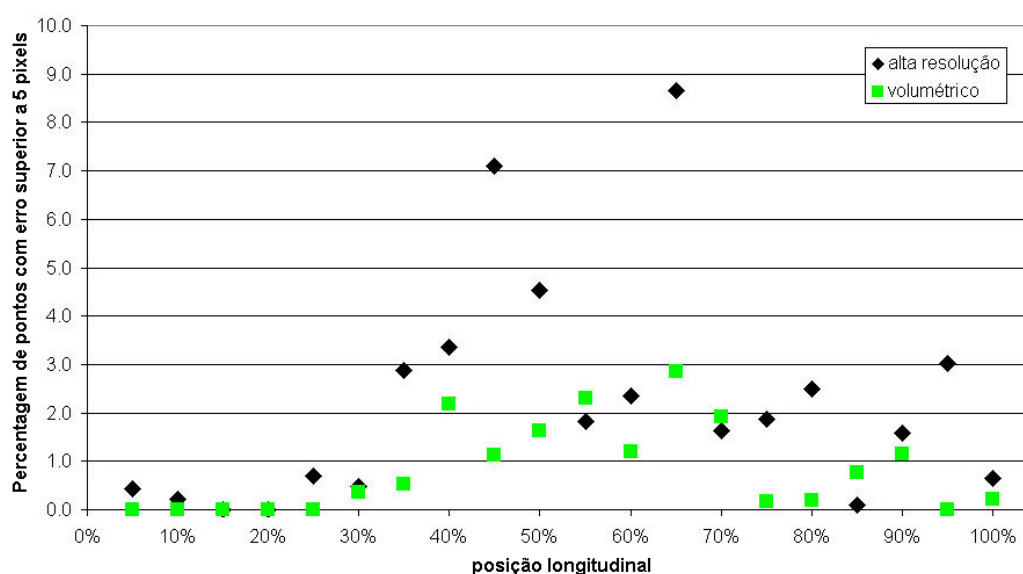


Figura 6.36 – Gráfico dos valores do pior caso do índice percentagem de pontos com erro superior a 5 pixels, dos exames de alta resolução e dos exames volumétricos, para cada posição longitudinal.

A evolução da semelhança dos contornos ao longo da posição longitudinal, representada na figura 6.35, não indica qual o tipo de exames que é responsável pela maior diferença entre contornos. Para se obter esta informação, foi elaborado o gráfico da figura 6.36, onde se encontram representados os valores do pior caso para cada posição longitudinal, quer para exames de alta resolução, quer para exames volumétricos, obtidos pelo índice de mérito percentagem de pontos com erro superior a 5 pixels.

Assim observa-se, também neste caso, que as maiores diferenças ocorrem nos exames de alta resolução, nas posições longitudinais de 40% a 65%, devido à existência de estruturas aéreas e vasculares, que dificultam a identificação automática da região pulmonar.

6.7. Resumo

Neste capítulo foram comparados quantitativamente os desempenhos dos três métodos de detecção de contornos, previamente desenvolvidos para a segmentação 2D de imagens pulmonares. As diferenças entre os contornos calculados e os contornos de referência (desenhados manualmente por radiologistas) foram obtidas com recurso a quantificadores globais, como o índice de Pratt, o índice erro médio, o índice percentagem de pontos com erro superior a 5 pixels e o índice de similaridade binária. Estes quantificadores foram aplicados a todos os contornos obtidos a partir de 30 imagens de TAC e uma análise geral indicia uma consistência global entre os resultados obtidos por todos os índices de mérito, sugerindo que o Método Separação dos Pulmões é o melhor método para a tarefa de extracção de contornos pulmonares neste tipo de imagens.

Foi ainda descrita uma metodologia para a avaliação quantitativa do desempenho de um método de segmentação pulmonar, baseada no estudo das variabilidades inter-observador entre o método de segmentação e seis radiologistas de diferentes hospitais, assim como o estudo da variabilidade intra-observador de dois radiologistas do mesmo hospital. Este estudo comparou os contornos detectados por todos os radiologistas e pelo método de segmentação, com um contorno de referência obtido a partir dos contornos elaborados pelos seis radiologistas. Vários índices de mérito foram utilizados e foi efectuado um tratamento estatístico baseado em *Análise Exploratória de Dados e Análise Multivariada*.

Como resultado global deste estudo, pode-se afirmar que a precisão e consistência do método de segmentação pulmonar é adequada aos requisitos quantitativos indicados pelos radiologistas. Esta afirmação baseia-se no facto de, conforme demonstrado através de diferentes métodos quantitativos e no conjunto de imagens processadas, o desempenho do método de segmentação como detector de contornos ser similar ao desempenho dos seis radiologistas. Mais ainda, foi demonstrado que o método de segmentação é mais semelhante a um dos radiologistas do que este radiologista com ele próprio em dois momentos diferentes.

O desempenho do método de segmentação pulmonar 3D foi comparado com o Método com Separação de Pulmões, usando vários índices de mérito, tendo-se observado que os valores obtidos por estes índices sugerem que o método de segmentação pulmonar 3D produz contornos similares aos contornos elaborados pelos radiologistas. Analisando a variação longitudinal do índice erro médio, observou-se que as maiores semelhanças com a referência ocorrem nas primeiras e últimas secções dos exames de TAC. Na região do mediastino, a segmentação pulmonar em exames de alta resolução apresenta resultados menos semelhantes à referência que a

segmentação de exames volumétricos, uma vez que nesta região existem estruturas vasculares de grandes dimensões (quando comparadas com a maioria das estruturas vasculares na região pulmonar), que ficam parcialmente mascaradas nos exames volumétricos.

A metodologia descrita neste capítulo foi desenvolvida especificamente para avaliar quantitativamente o desempenho dos métodos de segmentação pulmonar, no entanto é suficientemente genérica para ser aplicada em outras situações de segmentação de imagens médicas.

7. Bolhas Pulmonares

As bolhas de ar pulmonares são formações aéreas que podem ocorrer nos pulmões, destruindo parte da região pulmonar, conforme descrito no apêndice A, página 173. Neste capítulo são apresentados três métodos para a segmentação automática das bolhas de ar pulmonares. O primeiro método segue uma metodologia bidimensional baseada em critérios de selecção associados às dimensões e à forma da bolha, explorando ainda a coerência longitudinal entre secções adjacentes. O segundo método usa uma metodologia em 3D, que inclui um *threshold* global e uma sequência apropriada de operações morfológicas em 3D. O terceiro método utiliza uma versão modificada do modelo deformável *level-set* 3D.

As regiões com ar, que se pretendem segmentar num exame de TAC, possuem valores que correspondem ao nível inferior da escala de Hounsfield. O ruído associado às aquisições tomográficas propaga-se pelo processo de reconstrução, pelo que as secções de TAC exibem algum ruído [Kak'88]. Normalmente, para o observador humano, o ruído destas imagens é irrelevante, no entanto, como estas regiões possuem valores próximos do início da escala de Hounsfield (-1000UH), o ruído pode ser um factor extremamente importante para o sucesso das tarefas de segmentação. Este problema é ainda mais sério em secções de TAC de alta resolução, onde a relação sinal-ruído é pior (conforme referido na secção 2.6).

Atendendo a que o ruído pode influenciar negativamente a detecção de bolhas pulmonares, neste capítulo começa-se por estudar filtros clássicos de atenuação de ruído, como os filtros de média e os filtros estatísticos, assim como métodos menos comuns e mais especializados na preservação de arestas, como os filtros adaptativos e um método com *wavelets*, e analisar a sua relevância para o diagnóstico médico, em especial na segmentação de bolhas de ar pulmonares.

7.1. Ruído em Imagens de TAC

O objectivo de obtenção de resoluções isotrópicas em imagens de TAC e ainda a necessidade de minimização dos artefactos de volume parcial em vários tipos de diagnóstico, têm contribuído para uma utilização cada vez maior de exames de TAC com secções finas. No entanto, devido ao facto da intensidade da radiação ser limitada a níveis clinicamente aceitáveis e a relação entre o ruído e a espessura das secções ser inversa, as imagens das secções finas apresentam detalhes anatómicos sobrepostos por flutuações aleatórias decorrentes do processo de medição.

Na maioria dos casos, este tipo de ruído, mesmo realçado pelo filtro de reconstrução espacial de alta resolução, não impede uma avaliação qualitativa das tarefas de diagnóstico. De facto, a inspecção visual é, em regra, suficiente para distinguir detalhes morfológicos, especialmente aqueles que reforçam o diagnóstico. No entanto, para a obtenção de resultados precisos em estudos de forma ou densitométricos, a análise quantitativa assistida por computador deve ter em consideração a influência do ruído.

Existem dois tipos de ruído que influenciam as projecções na reconstrução da imagem. O primeiro tipo está associado à instrumentação electrónica: a reconstrução da imagem pode ser considerada como a soma de duas imagens, a imagem verdadeira e a imagem resultante deste ruído. O segundo tipo de ruído (de Poisson) está associado aos raios X da TAC; neste caso a amplitude do possível erro é uma função do número de fótons de raios X que percorrem o objecto e, portanto, o ruído é dependente do nível de sinal.

7.1.1. Ruído de Poisson

Na Tomografia Axial Computorizada, o ruído de Poisson pode influenciar negativamente a reconstrução das imagens, conforme se demonstra na situação seguinte. Seja τ o intervalo de amostragem e também a largura do feixe de raios X, conforme representado na figura 7.1.

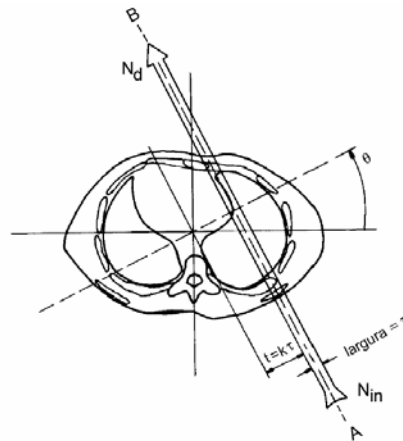


Figura 7.1 – Feixe de raios X percorrendo a região torácica.

Se a largura τ do feixe for suficientemente pequena e o feixe for monoenergético, a projecção é determinada pelo integral do coeficiente de atenuação $\mu(x, y)$ ao longo do trajecto AB:

$$P_{\theta}(t) = \int_{\text{trajecto AB}} \mu(x, y) ds \approx \ln \frac{N_{in}}{N_{\theta}(k\tau)} \quad (7.1)$$

em que N_{in} é o número de fótons incidentes no objecto, N_d é o número de fótons emergentes do objecto ao longo do trajecto AB, $N_\theta(k\tau)$ corresponde ao valor de N_d para o feixe na posição $(\theta, k\tau)$, conforme indicado na figura 7.1. As flutuações estatísticas de $N_\theta(k\tau)$ introduzem variações em $P_\theta(t)$. Note-se que na prática somente $N_\theta(k\tau)$ é medido directamente. O valor de N_{in} para todos os feixes de raios X é inferido a partir da monitorização da fonte de raios X com um detector de referência e pelo conhecimento da distribuição espacial dos raios X emitidos. Assume-se que o fluxo de raios X de referência N_{in} é suficientemente elevado dentro de um determinado erro. Admite-se que para cada medição do integral (ou integração) do feixe de raios X, N_{in} é conhecido e constante, enquanto a medição de $N_\theta(k\tau)$ é uma variável aleatória, estatisticamente descrita por uma função de probabilidade de Poisson [Herman'80] [Kak'88]:

$$p\{N_\theta(k\tau)\} = \frac{[\bar{N}_\theta(k\tau)]^{N_\theta(k\tau)}}{N_\theta(k\tau)!} e^{-\bar{N}_\theta(k\tau)} \quad (7.2)$$

onde $p\{\cdot\}$ representa a probabilidade e $\bar{N}_\theta(k\tau)$ é o valor esperado:

$$\bar{N}_\theta(k\tau) = E\{N_\theta(k\tau)\} \quad (7.3)$$

em que $E\{\cdot\}$ corresponde ao valor previsto estatisticamente.

Numa distribuição de Poisson, a variância é igual ao valor esperado, ou seja:

$$\text{variância}\{N_\theta(k\tau)\} = \bar{N}_\theta(k\tau) \quad (7.4)$$

Usando algoritmos de retro projecção filtrada, demonstra-se [Kak'88] que a relação entre a imagem reconstruída $\hat{f}(x, y)$ e as projecções medidas, é dada por:

$$\hat{f}(x, y) = \frac{\pi\tau}{M_{proj}} \sum_{i=1}^{M_{proj}} \sum_k P_{\theta_i}^m(k\tau) h(x \cos \theta_i + y \sin \theta_i - k\tau) \quad (7.5)$$

em que h é uma função de filtragem e M_{proj} é o número de projecções. A variância da expressão anterior é dada por:

$$\text{variância}\{\hat{f}(x, y)\} = \left(\frac{\pi\tau}{M_{proj}}\right)^2 \sum_{i=1}^{M_{proj}} \sum_k \frac{1}{\bar{N}_{\theta_i}(k\tau)} h^2(x \cos \theta_i + y \sin \theta_i - k\tau) \quad (7.6)$$

onde se admite que as flutuações em $P_{\theta_i}^m(k\tau)$ são não correlacionadas para os diferentes raios. De acordo com expressão (7.6), a variância, ou seja, o ruído é inversamente proporcional à média das projecções medidas e proporcional ao quadrado do filtro h usado na reconstrução.

7.1.2. Métodos para a atenuação do ruído

A atenuação do ruído é um procedimento, em regra, muito útil numa etapa de pré-processamento de uma aplicação de análise de imagem assistida por computador. Existem vários filtros que permitem reduzir o ruído e preservar as arestas [Sonka'98] [Gonzalez'02]. Neste trabalho foram seleccionados filtros clássicos de atenuação de ruído, como os filtros de média e os filtros estatísticos, assim como métodos menos comuns e mais especializados na preservação de arestas, como os filtros adaptativos e um método com *wavelets*.

O desempenho de cada método de atenuação de ruído é avaliado por inspecção visual e por índices de mérito, em imagens de fantasmas do cérebro e do tórax, nos quais foi induzido ruído de Poisson, e ainda em imagens reais de TAC com bolhas naturais assim como exames reais de TAC com bolhas artificiais.

7.1.2.1. Estratégia para atenuação do ruído

Na literatura existem vários filtros para atenuação de ruído, com vários critérios de redução do ruído e preservação das arestas. Para este trabalho, foram escolhidos alguns filtros clássicos assim como alguns filtros mais complexos que poderão gerar resultados promissores na preservação das arestas [Sonka'98] [Gonzalez'02] [Hilts'04]. A maioria dos métodos de redução de ruído descritos nesta secção são baseados no mesmo princípio genérico: uma máscara (com $m \times n$ pixels) é centrada em cada pixel da imagem $g(s,t)$ e a função de filtragem é aplicada aos pixels da imagem na região da máscara $S_{x,y}$, tal que o pixel central é substituído por um novo valor $f(x,y)$. Consideraram-se então os seguintes filtros:

a) Filtro de média aritmética

O filtro de média aritmética é um dos métodos mais simples de atenuação de ruído. Ele substitui cada um dos pixels da imagem com o valor médio dos pixels da região $S_{x,y}$, de acordo com a seguinte definição:

$$f(x, y) = \frac{1}{m \times n} \sum_{(s,t) \in S_{x,y}} g(s, t) \quad (7.7)$$

Este filtro fornece uma boa suavização da imagem, mas “esborrata” as arestas e pixels vizinhos.

b) Filtro de média geométrica

Neste filtro, cada pixel é o resultado do produto de todas as intensidades numa vizinhança $m \times n$ elevado ao expoente de $1/(m \times n)$, de acordo com:

$$f(x, y) = \left[\prod_{(s,t) \in S_{x,y}} g(s, t) \right]^{\frac{1}{m \times n}} \quad (7.8)$$

Este filtro efectua uma suavização da imagem, mas tende a perder menos detalhe da imagem, quando comparado com o filtro de média aritmética.

c) Filtro de mediana

Os filtros estatísticos são filtros não lineares baseados na ordenação das intensidades numa determinada vizinhança [Sonka'98]. No filtro de mediana, cada pixel da imagem é substituído pelo valor da mediana dos pixels de $S_{x,y}$. O filtro de mediana é determinado por:

$$f(x, y) = \underset{(s,t) \in S_{x,y}}{\text{mediana}} \{g(s, t)\} \quad (7.9)$$

A principal função deste filtro é forçar pixels com intensidades muito distintas, a possuírem valores mais próximos dos seus vizinhos, eliminando picos de intensidade isolados. O filtro de mediana é popular pela sua capacidade de preservar arestas, em regra, superior ao filtro de média aritmética, dependendo do contexto e do tipo de ruído.

d) Filtro de mediana suavizada

Este filtro inclui um procedimento inicial semelhante ao filtro de mediana. Numa vizinhança $k \times k$, os valores da intensidade dos pixels são ordenados obtendo-se uma lista com k^2 valores. A resposta deste filtro corresponde ao valor médio calculado a partir dos k valores que se encontram no meio da lista. Este filtro foi usado por combinar num filtro as características dos filtros de média aritmética e de mediana.

e) Filtro de Wiener

Os filtros adaptativos diferem dos filtros descritos anteriormente na forma como modificam a sua resposta em função das características estatísticas de $S_{x,y}$. O filtro adaptativo de Wiener foi seleccionado devido às suas propriedades adaptativas ao ruído da imagem. A sua resposta é função das dimensões da janela usada e consequentemente da variância local da imagem: quando a variância é grande, realiza uma pequena suavização; quando a variância é pequena, efectua uma maior suavização.

f) Método com *wavelet*

Outro critério para a atenuação de ruído consiste em usar as transformadas de *wavelet* [Gonzalez'02]. O nível de ruído associado a cada nível da *wavelet*, é estimado separadamente. Enquanto uns coeficientes da *wavelet* são anulados, outros coeficientes são reduzidos de acordo com uma estimativa da variância local. A imagem final é obtida pela inversão da transformada da *wavelet*.

A decomposição em *wavelet* foi testada com várias funções base, tendo sido escolhida a função de Haar e executada a decomposição até ao nível dois, para um *threshold* suave com valor gerado automaticamente.

7.1.3. Metodologia para comparação de imagens

Para comparar o desempenho dos métodos de atenuação de ruído, as imagens processadas com os filtros descritos foram inspeccionadas visualmente e estudados alguns perfis de intensidade. Para uma análise global e quantitativa foram usados vários índices de mérito.

a) Inspeção visual

As imagens com ruído atenuado foram inspeccionadas para avaliar se os métodos alteraram algumas das propriedades globais, como a forma, tamanho e posição das estruturas relevantes na imagem, como tumores cerebrais de baixo contraste e bolhas de ar no interior dos pulmões.

Também foram traçados vários perfis de intensidade, em regiões que continham estruturas relevantes, a partir de imagens geradas por fantasmas (“imagens originais”), após o que foi efectuada a introdução de ruído e a sua atenuação. Estes perfis foram comparados visualmente.

b) Comparação quantitativa

Para medir as diferenças entre a imagem original do fantoma sem ruído de Poisson (I_{orig}) e a imagem reconstruída com ruído atenuado ($I_{reconst}$), foram usados vários índices de mérito [Herman'92]:

- Erro quadrático médio normalizado (*normalized Root Mean Square Error*):

$$nRMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (I_{i,orig} - I_{i,reconst})^2}{\sum_{i=1}^N |I_{i,orig} - \overline{I_{orig}}|^2}} \quad (7.10)$$

em que I_{orig} é a imagem original e $I_{reconst}$ a imagem após aplicar o filtro de atenuação. Neste índice de mérito, uma grande diferença em poucos pixels provoca um elevado valor para $nRMSE$.

- Erro absoluto médio normalizado (*normalized Mean Absolute Error*):

$$nMAE = \frac{\sum_{i=1}^N |I_{i,orig} - I_{i,reconst}|}{\sum_{i=1}^N |I_{i,orig}|} \quad (7.11)$$

Em oposição a $nRMSE$, o índice $nMAE$ salienta a importância de muitos erros pequenos em vez de poucos erros elevados.

- O pior erro (*Worst Case Error*) numa imagem suavizada:

$$WCE = \max_{1 \leq k \leq N} \left(\text{mean}_{2 \times 2 \text{ neighborhood}} \left(\left| I_{k,orig} - I_{k,reconst} \right| \right) \right) \quad (7.12)$$

Para este índice de mérito, o valor máximo da diferença das intensidades é determinado após uma suavização com um filtro de média usando uma janela de 2×2 .

7.1.4. Imagens em estudo

Os métodos de atenuação de ruído foram aplicados em dois conjuntos de imagens. O primeiro conjunto (figura 7.2) é constituído pelas imagens seguintes:

i) Reconstrução tomográfica de um fantoma do cérebro com dimensões de 512×512 pixels, obtida a partir de 1200 projecções e 729 detectores por projecção; a reconstrução foi conseguida pela transformada inversa de Radon do sinograma usando um filtro Ram-Lak e interpolação linear na fase de retroprojecção [Herman'80].

ii) Reconstrução tomográfica de um fantoma torácico com dimensões de 256×256 pixels, usando 256 detectores, 512 projecções e uma espessura de 2.3mm [Pretorius'99] [Segars'01].

iii) imagens torácicas reais de TAC de alta resolução, com dimensões 512×512 e 1mm de espessura, obtidas de pacientes com bolhas de ar pulmonares.

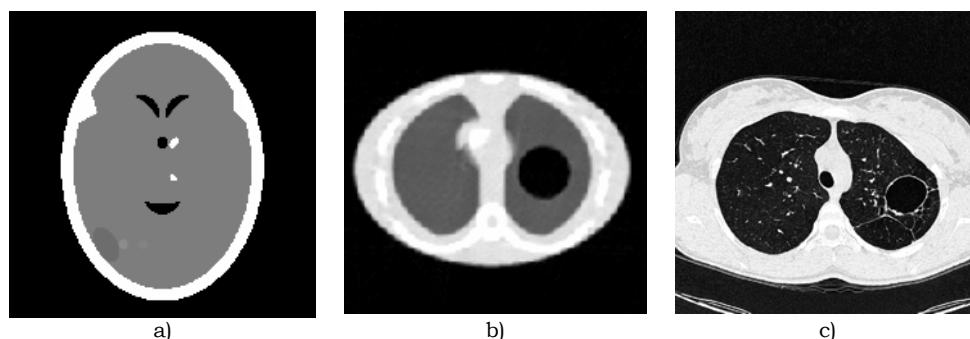


Figura 7.2 – Primeiro conjunto de imagens: a) fantoma do cérebro com tumor de baixo contraste, na região inferior esquerda da imagem; b) fantoma torácico com bolha de ar pulmonar no pulmão à direita na imagem; c) imagem real de TAC de alta resolução de um paciente com uma grande bolha de ar pulmonar.

No cérebro podem ocorrer tumores de reduzidas dimensões e com coeficientes de atenuação idênticos (mas diferentes) às regiões vizinhas, sendo importante a sua detecção tão cedo quanto possível, para tentar evitar lesões graves e permanentes neste órgão vital. Os tumores cerebrais com contraste que corresponde a uma variação de 0.5% do coeficiente de atenuação em relação aos tecidos vizinhos são considerados relevantes em diagnóstico médico e devem ser detectados nas imagens de TAC [Lima'95] [Kalender'00], pelo que foram inseridos no fantoma do cérebro três tumores artificiais de baixo contraste: dois com este valor e outro com um valor inferior (0.25%).

A partir de um fantoma da região torácica, foi inserida uma bolha de ar no interior de um dos pulmões e extraída uma secção desse exame onde fosse visível a bolha.

Nas imagens obtidas a partir de fantasmas, foi inserido ruído de Poisson (na fase da determinação das projecções para a reconstrução da imagem) com um nível similar ao ruído real em imagens de TAC de alta resolução. Para efeitos de simulação foi considerada uma fonte de raios X com intensidade associada a 10^7 fotões por feixe [Lima'95].

Foram ainda analisadas várias imagens reais de TAC com bolhas de ar pulmonares, indicando-se na figura 7.2c) uma imagem representativa deste grupo de imagens.

O segundo conjunto de imagens é constituído por 5 imagens, seleccionadas de 5 exames TAC com bolhas de ar. Em cada uma destas imagens, foi previamente identificada a bolha e usada uma região do interior da bolha para criar uma segunda bolha artificial circular, inserida na mesma imagem, com posição e área pré-definidas (imagens A, B, C, D e E, indicadas na figura 7.3).

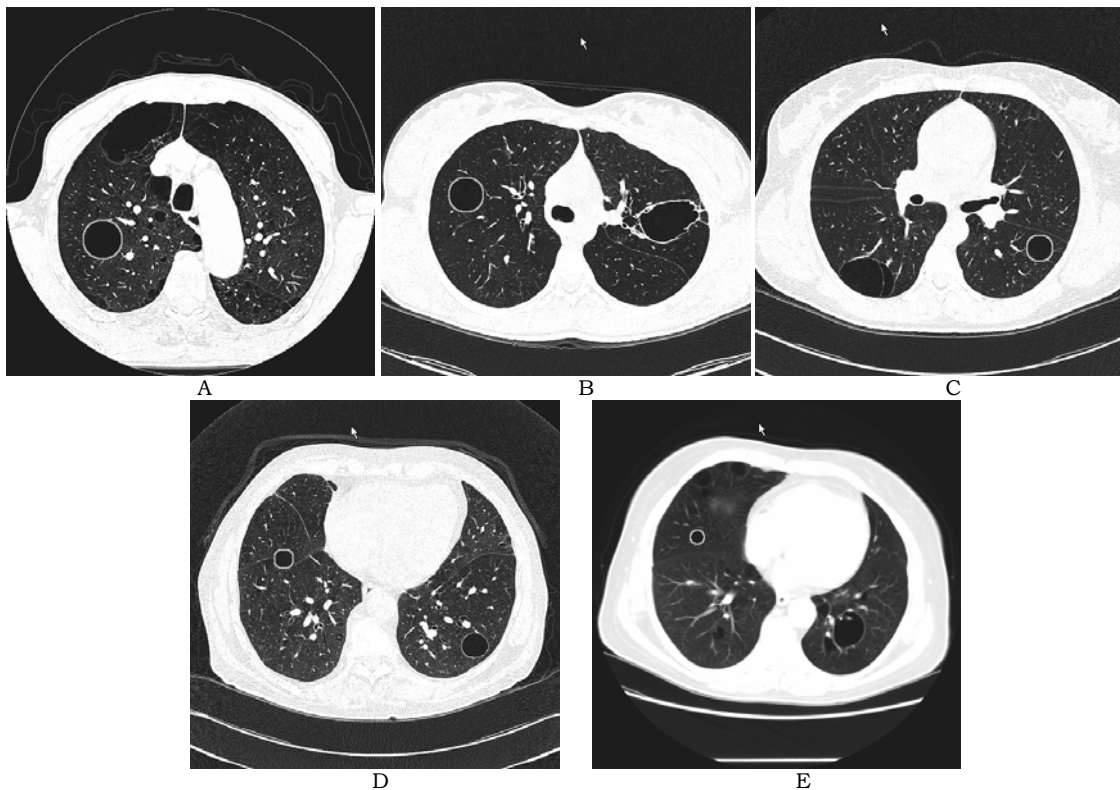


Figura 7.3 – Cinco imagens com bolhas de ar naturais e bolhas de ar artificiais, circulares, com raios entre 5mm e 15mm.

Como um dos objectivos é o estudo da variação das áreas das bolhas e atendendo a que várias bolhas naturais em 2D são quase circulares, foram criadas bolhas circulares com raios entre 5mm e 15mm.

Exteriormente à região da bolha artificial, foi inserida a parede da bolha com uma espessura de 3 pixels (espessura de 1.7mm até 2.1mm, dependendo da resolução da imagem) e com valor de -250UH, tal como ocorre em bolhas de ar reais no interior dos pulmões. Esta espessura foi usada por corresponder a valores que ocorrem em algumas bolhas de ar naturais.

As cinco imagens da figura 7.3 foram seleccionadas de 3 exames de alta resolução (espessura da secção de 1mm) e de 2 exames volumétricos (espessura da secção de 5mm).

Tabela 7.1 – Tabela com propriedades das imagens com bolhas artificiais.

Imagem	Espessura da secção (mm)	Raio da bolha artificial (mm)
A	1	15.0
B	5	12.5
C	1	10.0
D	1	7.5
E	5	5.0

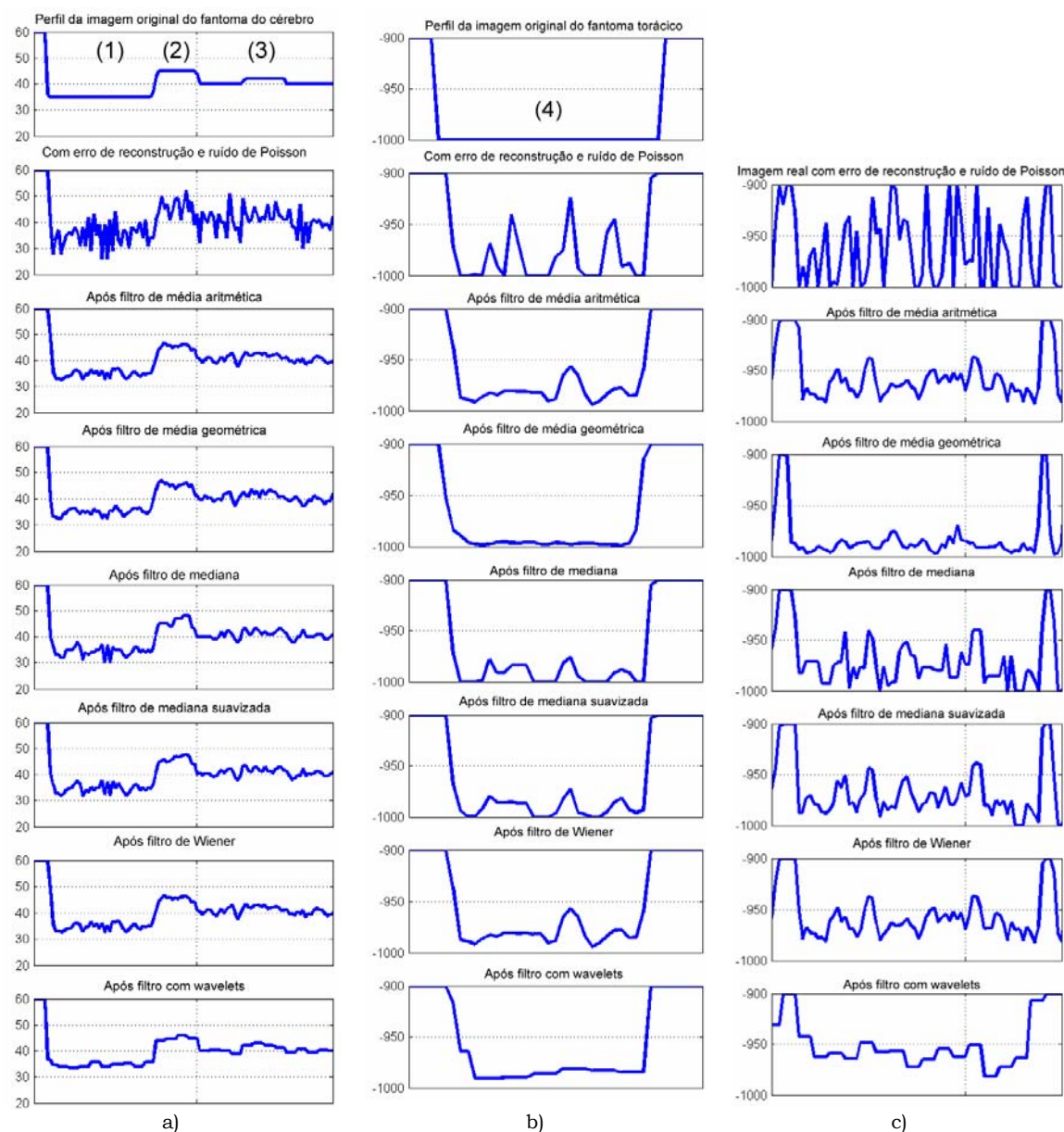
Este segundo conjunto de imagens, composto pelas imagens A, B, C, D e E nas quais foram inseridas bolhas artificiais, foi usado para complementar o primeiro conjunto de imagens, composto por fantoma cerebral com tumores artificiais, fantoma torácico com bolha artificial e imagens reais de TAC com bolhas de ar naturais.

7.1.5. Resultados

Numa primeira fase foi processado o primeiro conjunto de imagens, analisados os perfis das regiões de interesse e quantificada a semelhança em relação à imagem original do fantoma, usando índices de mérito. Numa segunda fase foram analisadas as imagens do segundo conjunto, com bolhas artificiais, observados os perfis das regiões das bolhas, para averiguar o efeito dos métodos de atenuação de ruído na região da bolha e na fronteira da bolha, e ainda quantificada a variação das áreas das bolhas após serem sujeitas à atenuação de ruído.

Os vários métodos de atenuação de ruído foram aplicados em todas as imagens que pertencem ao primeiro e segundo conjunto. Inicialmente foram efectuados testes preliminares, por observação dos perfis das regiões com bolhas após a aplicação dos filtros de ruído com janela 3×3, 5×5, e ainda 7×7. Observou-se que, quanto maior a largura da janela, maior era a suavização, ocorrendo um “esborratar” da fronteira das estruturas da imagem, proporcional à dimensão da janela, pelo que foi seleccionada a

janela 3×3 para os métodos de atenuação de ruído; a análise aqui descrita usa sempre esta janela.



(1), (2) → tumores cerebrais com contraste de 0.5%, (3) tumor cerebral com contraste de 0.25%, (4) bolha de ar pulmonar.

Figura 7.4 – Perfis de intensidade para a comparação de filtros, a) b) e c) foram extraídos das imagens a) b) e c) na figura 7.2. O eixo dos XX corresponde à região do tumor/bolha e o eixo dos YY encontra-se em unidades de Hounsfield.

No primeiro conjunto de imagens, constituído por uma imagem do fantoma cerebral no qual foram inseridos tumores, uma imagem do fantoma torácico com bolha artificial e ainda várias imagens reais de TAC, foram analisados os perfis das regiões que atravessam os tumores ou bolhas, com o objectivo de observar a influência dos vários métodos de atenuação de ruído. As três colunas da figura 7.4 contêm perfis do fantoma cerebral, fantoma torácico e de uma imagem real de TAC, respectivamente,

sendo cada coluna constituída pelos vários perfis da mesma região da imagem, que correspondem aos perfis sem e com ruído de Poisson, e ainda após aplicação de cada uma das técnicas de atenuação de ruído.

Comparando entre si os perfis da figura 7.4 observa-se que:

→ na reconstrução tomográfica do fantoma do cérebro, o método com *wavelets* produz melhores resultados quando comparado com os restantes filtros, com possível impacto na discriminação de tumores com contraste 0.5% e 0.25%;

→ na reconstrução tomográfica do fantoma torácico, apesar de todos os filtros suavizarem as regiões com ruído, o filtro de média geométrica e o método com *wavelets* conseguem os melhores resultados por obterem uma região mais uniforme no interior da bolha;

→ em imagens reais de TAC da região torácica, o filtro de média geométrica resulta no perfil mais suave na região da bolha de ar, quando comparado com os restantes filtros.

O passo seguinte foi efectuar uma comparação *pixel a pixel* da imagem original do fantoma, sem ruído de Poisson, com as imagens obtidas após inserção de ruído de Poisson e aplicação de cada um dos métodos de atenuação de ruído. Para quantificar a semelhança das imagens filtradas com a imagem original, foram usados os índices de mérito descritos na secção 7.1.3, encontrando-se os resultados indicados nas tabelas 7.2 e 7.3.

Tabela 7.2 – Resultados obtidos pelos índices de mérito para o fantoma cerebral.

Filtro:	nRMSE	nMAE	WCE
Média aritmética	0.092	0.020	456
Média geométrica	0.155	0.024	1506
Mediana	0.060	0.010	363
Mediada suavizada	0.060	0.010	371
Wiener	0.060	0.011	365
<i>Wavelet</i>	0.061	0.010	366

Tabela 7.3 – Resultados obtidos pelos índices de mérito para o fantoma torácico.

Filtro:	nRMSE	nMAE	WCE
Média aritmética	0.219	0.040	444
Média geométrica	0.191	0.025	657
Mediana	0.170	0.024	444
Mediada suavizada	0.170	0.025	442
Wiener	0.174	0.032	431
<i>Wavelet</i>	0.180	0.032	459

Analisando os resultados dos índices de mérito obtidos para a atenuação do ruído em reconstruções tomográficas do fantoma cerebral (tabela 7.2), observa-se que

os filtros de média aritmética e geométrica apresentam um desempenho diferente (pior) dos restantes quatro filtros (que apresentam valores similares entre eles). No entanto, tal situação já não ocorre para o fantoma da região torácica (tabela 7.3). Estes resultados sugerem que não é possível usar um método globalmente óptimo para a redução de ruído em reconstruções tomográficas, independentemente do tipo de exame em estudo.

A segunda fase da análise da influência dos métodos de atenuação de ruído foi efectuada usando o segundo conjunto de imagens, estudando a influência destes filtros no ruído em cada uma das bolhas artificiais das cinco imagens. Estas cinco imagens (indicadas na figura 7.3) são originárias de dois tipos de aquisição tomográfica: de alta resolução (espessura de secções não superior a 2mm) e volumétrico (espessura de secções igual ou superior a 5mm e cada secção é adjacente das duas secções vizinhas). Analisando os perfis de cada uma das imagens, quando processadas por cada um dos filtros de ruído, não foi observada qualquer relação entre a atenuação do ruído e o tipo da imagem; por outro lado, as constatações extraídas de cada uma das imagens são idênticas pelo que, no que respeita à análise dos perfis, se indicam somente os perfis de uma das imagens, neste caso, a imagem C com bolha artificial de raio 10mm.

Na figura 7.5 é representada a imagem C, com duas bolhas: uma natural e outra artificial, nos pulmões que se encontram na esquerda e direita da imagem, respectivamente. Os perfis indicados na figura 7.6 foram extraídos ao longo da linha horizontal, entre as duas linhas verticais da figura 7.5.

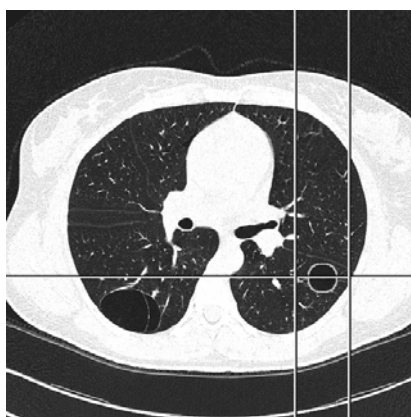


Figura 7.5 - Imagem C de TAC de alta resolução com bolha artificial com raio de 10mm, com linhas verticais e horizontal indicativas do local onde é extraído o perfil.

Os perfis indicados na figura 7.6 são o resultado da aplicação de cada uma dos métodos de atenuação de ruído à imagem C; a coluna da esquerda, com escala em YY no intervalo -900UH a -1000UH permite observar o resultado da atenuação de ruído na região interior da bolha, a coluna da direita apresenta os mesmos perfis, mas com

escala em YY no intervalo 0UH a -1000UH, que permite observar a influência dos vários métodos de atenuação de ruído no contorno (fronteira) da bolha.

O resultado dos métodos de atenuação de ruído não é globalmente idêntico. No interior da bolha artificial, o filtro de média geométrica conseguiu reduzir o valor médio da intensidade para valores entre -975UH e -1000UH; os restantes filtros ficaram-se por valores no intervalo -950UH a -1000UH.

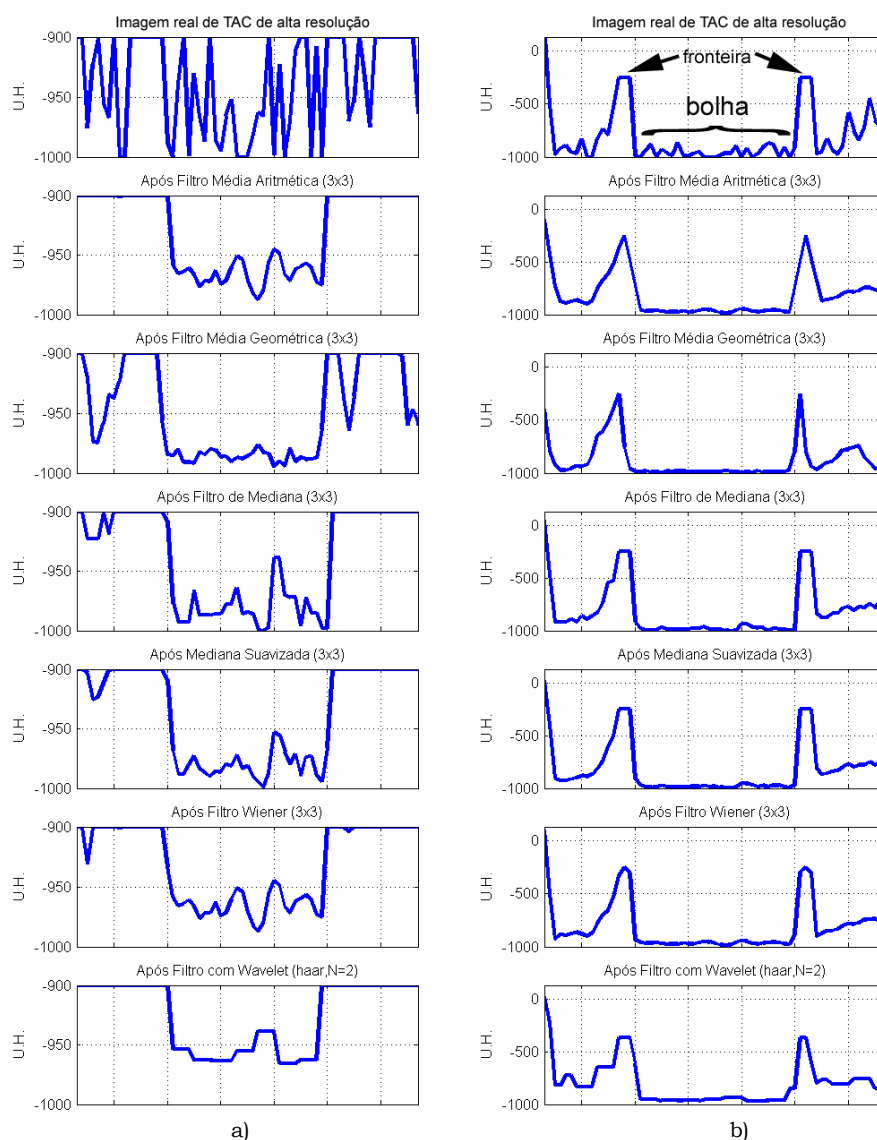


Figura 7.6 - Perfis da imagem C de TAC de alta resolução com bolha artificial com raio de 10mm: a) com ordenadas no intervalo -900UH a -1000UH para se observar o efeito da atenuação de ruído na região interior da bolha; b) com ordenadas no intervalo de 0UH a -1000UH, para se observar o efeito da atenuação de ruído na fronteira da bolha de ar pulmonar.

No que respeita à fronteira da bolha, os filtros de média simples e média geométrica modificaram consideravelmente a espessura da fronteira consequentemente alterando a área da bolha. Os restantes filtros de mediana, mediana suavizada, Wiener e método com *wavelet* possuem um comportamento aparentemente idêntico,

conforme se pode observar pela forma dos maiores picos em cada um dos perfis da coluna da direita da figura 7.6.

Note-se que o método de atenuação de ruído com *wavelet* de Haar provoca uma resposta em “escada” no interior, fronteira e exterior da bolha, devido a esta *wavelet* ser uma função resultante da sobreposição de degraus. Para averiguar se este facto poderia ser ultrapassado com outras funções *wavelet* ou com outros níveis de decomposição, foram testadas várias funções *wavelet*, nomeadamente de Daubechies (db4), Symlets (sym2), Biorthogonal (bior3.1) com níveis de decomposição N=2 e N=3. A que produziu o melhor resultado, de acordo com observação dos perfis, foi a função de Haar com nível de decomposição N=2. Note-se que a maioria das restantes funções geravam perfis semelhantes a sinusóides deformadas, com período da mesma ordem de grandeza do raio da bolha e com máximos muito elevados, quando comparados com a função de Haar pelo que, para efeito de comparação com outros filtros de ruído, foram somente usadas *wavelets* de Haar e nível de decomposição N=2.

O passo seguinte consistiu na análise da influência dos métodos de atenuação de ruído na área da bolha, usando para este efeito as 5 imagens do segundo conjunto de imagens. Para cada imagem foram efectuados os seguintes procedimentos:

Foi aplicado à imagem um método de atenuação de ruído, depois um *threshold* de -800UH, a que se seguiu a identificação automática da região da bolha artificial, a partir da posição do seu centro, previamente conhecida (uma vez que se sabe a localização e dimensões teóricas da bolha artificial). A área desta bolha artificial foi determinada pela contagem do número de pixels e convertida para milímetros quadrados pela multiplicação do factor de escala que se encontra nos dados DICOM da imagem.

Comparando a área da bolha artificial obtida na imagem sem aplicação de qualquer atenuação de ruído (considerada como referência), com a área obtida depois da utilização de cada um dos métodos de atenuação de ruído, para a mesma imagem, e repetindo este procedimento para as 5 imagens, obtiveram-se os dados indicados na tabela 7.4.

Tabela 7.4 – Áreas das bolhas artificiais, sujeitas aos vários métodos de atenuação de ruído.

Imagem	Área de referência da bolha (mm ²)	Áreas das bolhas, após atenuação de ruído (mm ²):					
		Média Simples	Média Geométrica	Mediana	Mediana suavizada	Wiener	<i>Wavelet</i>
A	704.4	665.3	743.5	704.4	689.5	704.4	699.2
B	492.6	458.0	514.2	492.3	482.2	492.3	465.0
C	310.7	280.4	326.4	312.3	303.4	311.1	282.0
D	178.3	151.1	192.2	178.3	170.7	177.4	147.2
E	79.6	67.7	87.5	77.6	69.7	79.6	79.6

Determinando o erro relativo da variação da área das bolhas artificiais usando como referência a área da bolha artificial sem atenuação de ruído e representando graficamente estes resultados, obtém-se o gráfico da figura 7.7. Neste gráfico, observa-se que os métodos que apresentam um pior comportamento são os filtros de média simples, filtro de média geométrica, filtro de mediana suavizada e o método com *wavelet*, sendo responsáveis por modificar a espessura ou posição da fronteira da bolha, correspondendo a uma variação relativa da área, em regra, superior a 5%.

O método de atenuação de ruído que produziu os melhores resultados é o filtro de Wiener (apresenta erros relativos próximos dos 0%), pelo que se recomenda a utilização deste filtro sempre que o objectivo for a segmentação de bolhas de ar pulmonares com a aplicação de um *threshold* ou quando for relevante a atenuação do ruído.

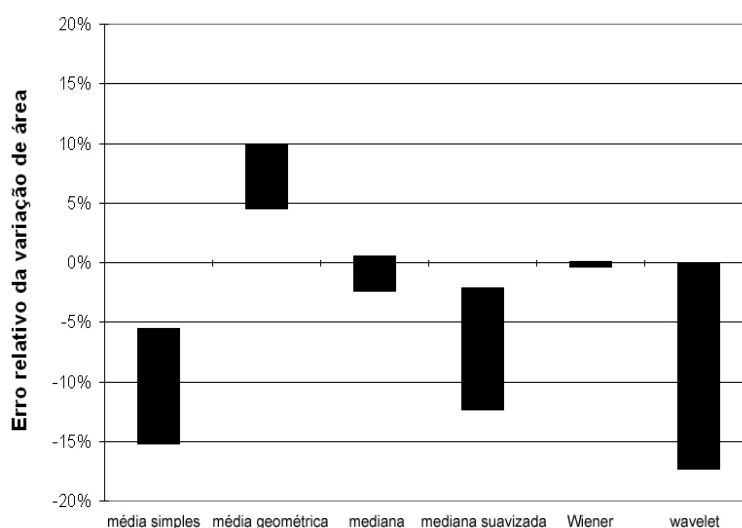


Figura 7.7 - Variação relativa da área das bolhas artificiais em função de cada um dos métodos de atenuação de ruído.

7.2. Segmentação de bolhas de ar pulmonares

A TAC de alta resolução tem sido uma das modalidades imagiológicas mais usada como meio de diagnóstico para a análise de bolhas de ar pulmonares. De facto, este meio auxiliar de diagnóstico médico consegue salientar pequenas bolhas (figura 7.8), permitindo a sua caracterização e planificação da terapia [Webb'96].

Para detectar as bolhas de ar na região pulmonar, foram desenvolvidos três métodos de segmentação. O primeiro método segue uma metodologia 2D, processando os dados secção a secção e avaliando a coerência longitudinal. Começa por um pré-processamento que inclui atenuação do ruído e segmentação da região pulmonar, seguido pela aplicação dos critérios de selecção baseados nas dimensões e na forma da bolha, em cada secção. A última etapa explora a coerência longitudinal entre

secções adjacentes, para garantir que cada bolha detectada possui características físicas correspondentes aos pré-requisitos definidos pelos radiologistas. Para uma representação mais realista dos pulmões e bolhas, são interpoladas secções entre cada duas secções vizinhas adquiridas pelo sistema de TAC.



Figura 7.8 – Imagens (após equalização) de TAC de alta resolução de 3 pacientes com bolhas pulmonares.

O segundo método inclui o mesmo pré-processamento que o primeiro método, após o qual, o procedimento principal para a identificação das bolhas usa uma metodologia totalmente em 3D. Este método inclui um *threshold* global e uma sequência de operações morfológicas em 3D: erosão e dilatação. Para estas operações, é usado um elemento estruturante esférico determinado a partir de propriedades geométricas das bolhas.

O terceiro método de segmentação de bolhas de ar pulmonares utiliza uma versão modificada do modelo deformável *level-set* tridimensional que inclui uma inicialização automática com um critério que é independente do(s) objecto(s) a segmentar, e ainda a definição de uma nova função de paragem que influencia a velocidade da evolução, fazendo com que esta seja proporcional à distância ao objecto a segmentar.

7.2.1. Pré-processamento

A atenuação do ruído em imagens de TAC pode contribuir para a redução da taxa de falsos positivos no que respeita à identificação automática de bolhas de ar pulmonares.

Torna-se assim necessário proceder a uma minimização do impacto do ruído na detecção de bolhas. Foram testados vários métodos de atenuação de ruído (conforme descrito na secção 7.1) tendo sido seleccionado o filtro de Wiener, com uma janela [3×3]. O resultado desta filtragem encontra-se indicado nas figuras 7.9 e 7.10.

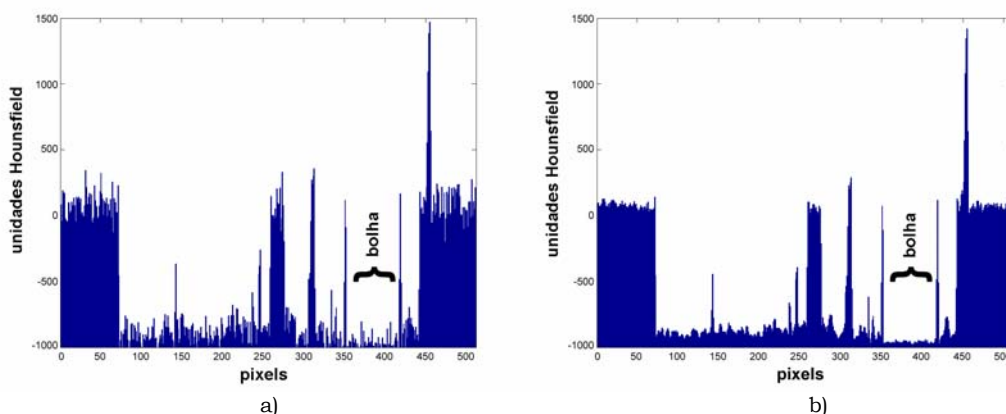


Figura 7.9 – Perfis horizontais de valores de intensidade que atravessam a bolha indicada na imagem da direita na figura 7.8: a) sem qualquer atenuação de ruído; b) após atenuação do ruído com filtro de Wiener.

O passo seguinte consiste na segmentação pulmonar. Para este efeito, é usado o método de segmentação pulmonar com separação dos pulmões, descrito na secção 4.2 (página 60), obtendo-se imagens binárias correspondentes aos pulmões esquerdo e direito (figura 7.10) [Silva'00b] [Silva'01a].

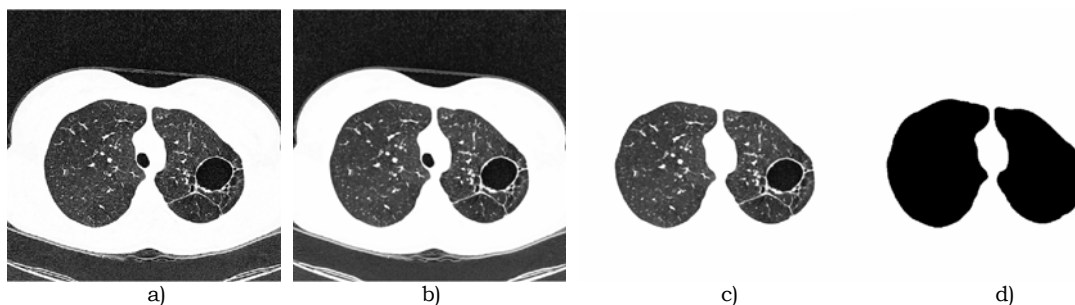


Figura 7.10 – Imagem de secção de TAC de alta resolução: a) Imagem original, b) imagem após atenuação de ruído, c) imagem após segmentação pulmonar, d) imagem binária dos pulmões.

7.2.2. Segmentação sequencial 2D

O método de segmentação sequencial efectua um conjunto de operações percorrendo sequencialmente cada uma das secções do exame de TAC, seguido de uma exploração da coerência longitudinal para cada uma das regiões candidatas a bolha. Este método é descrito de forma resumida, no diagrama da figura 7.11.

7.2.2.1. Localização de candidatos a bolha

Este método de segmentação começa por atenuar o ruído e efectuar a segmentação dos pulmões obtendo uma imagem binária da região pulmonar, tal como descrito na secção anterior.

Pelo estudo da variação da intensidade dos perfis que atravessam as bolhas (indicado na figura 7.9b), após a atenuação do ruído, observou-se que as regiões candidatas a bolhas possuem valores, em regra, inferiores a -950HU . Para excluir

todas as regiões não bolhosas, é aplicado um *threshold* de -950UH obtendo-se somente áreas que poderão corresponder a bolhas.

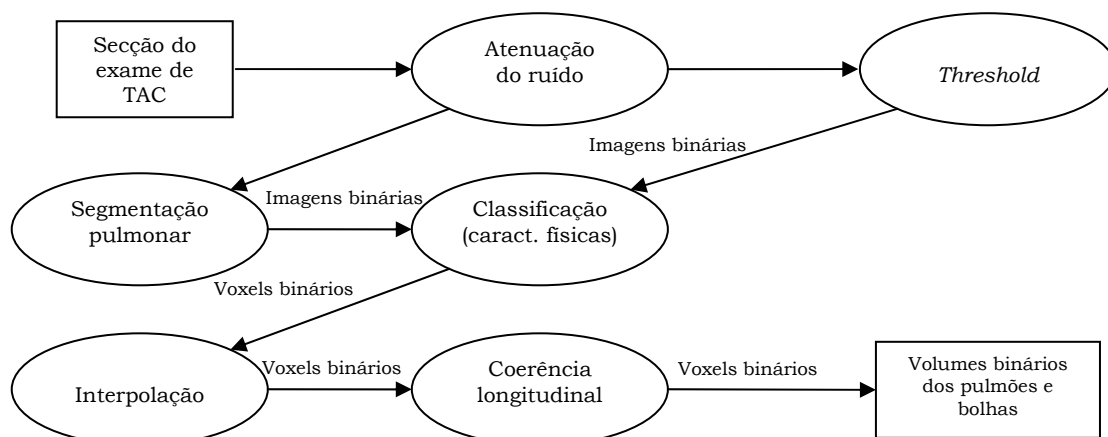


Figura 7.11 – Diagrama de fluxo do método de segmentação sequencial 2D.

Frequentemente, a aplicação do *threshold* inclui áreas não pulmonares. Como as bolhas se encontram no interior dos pulmões, é necessário excluir as regiões não pulmonares. Neste sentido, é comparada a imagem binária correspondendo à região pulmonar (obtida usando um método de segmentação previamente desenvolvido) com a imagem binária obtida pela operação de *threshold* sendo localizadas as regiões comuns. O resultado é uma imagem contendo regiões binárias correspondendo aos candidatos a bolhas de ar pulmonares que se encontram no interior dos pulmões.

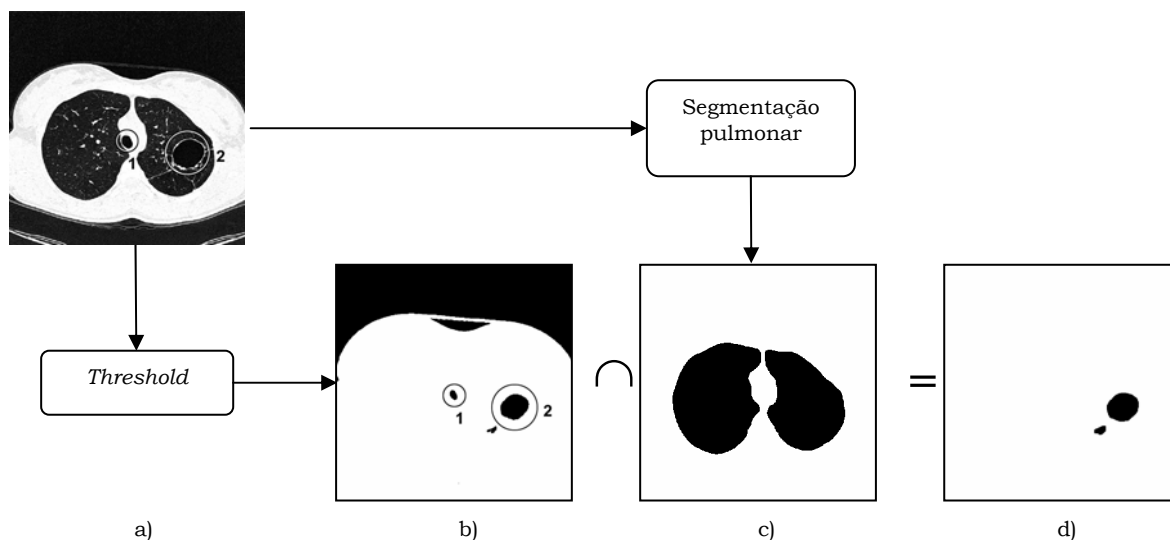


Figura 7.12 – Detecção de bolhas de ar no interior dos pulmões: a) imagem de uma secção de TAC de alta resolução com duas regiões com valores de Hounsfield similares aos valores do ar: região 1 = traqueia, região 2 = bolha; b) imagem após aplicação do *threshold*; c) máscara da região pulmonar; d) regiões candidatas a bolhas.

No exemplo da figura 7.12, existem duas áreas (*área 1* e *área 2*) com valores de intensidade idênticos ao ar. A *área 1* é a traqueia e a *área 2* corresponde a uma bolha.

Por um lado, a aplicação um *threshold* com valor de -950UH, resulta numa imagem binária com regiões candidatas a bolhas (figura 7.12b). Por outro lado, aplicando na imagem original (figura 7.12a) o método de segmentação pulmonar [Silva'01a] [Silva'00b] obtém-se uma máscara pulmonar que corresponde às regiões pulmonares (figura 7.12c). A intersecção entre estas duas imagens (figura 7.12b e figura 7.12c) resulta em regiões binárias que correspondem a candidatos a bolha (figura 7.12d).

7.2.2.2. Classificação por características físicas

As áreas das bolhas de ar pulmonares em imagens de TAC podem ser caracterizadas por, entre outras, as seguintes propriedades físicas: diâmetro e índice de rugosidade da fronteira da bolha.

Define-se índice de rugosidade a partir dos parâmetros seguintes:

a) o quociente entre a área do objecto e a área da sua região convexa deficitária (definida como a diferença entre a área da região convexa e a área da região original, ver figura 7.13) [Gonzalez'02].

b) raio da circunferência centrada no centro de massa da região convexa [Sonka'98], em que os pontos desta circunferência estão todos no interior do objecto (ver figura 7.14).

Uma região é classificada com índice de rugosidade reduzido, de acordo com resultados experimentais, quando satisfaz os dois critérios anteriores para um quociente entre áreas superior a 0.2 e para uma circunferência com raio até 30% de metade do menor eixo da região convexa do objecto em estudo, respectivamente.

O passo seguinte neste método de segmentação de bolhas de ar é a localização de cada uma das áreas independentes (indicadas na figura 7.12d) e a exclusão das áreas que possuem um diâmetro inferior a 10mm ou uma rugosidade não reduzida.

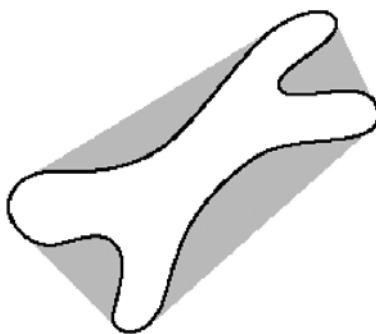


Figura 7.13 – Exemplo: região convexa deficitária (a cinzento) de uma área não convexa (a branco).

O critério de exclusão tendo por base o índice de rugosidade reduzido permite rejeitar regiões pulmonares enfisematosas com múltiplas concavidades que, apesar de possuírem densidades próximas do ar, não são classificadas como bolhas devido à sua forma muito irregular [Silva'01c].

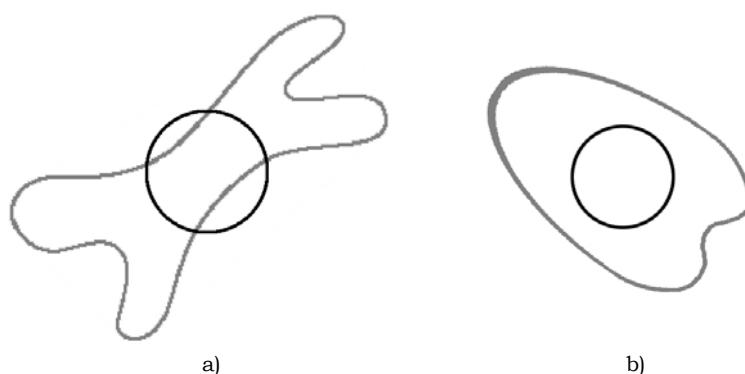


Figura 7.14 – Dois exemplos de imagens na qual foi desenhada uma circunferência (conforme acima descrito, para o índice de rugosidade). De estas duas imagens, somente em b) a circunferência fica no interior da figura, pelo que é classificada como imagem com índice de rugosidade reduzido.

7.2.2.3. Interpolação de imagens binárias

Com frequência, as imagens de TAC de alta resolução possuem uma distância inter-seção elevada, sendo de 10mm na maioria dos exames analisados. Sempre que se pretenda uma visualização 3D mais realista das bolhas e dos pulmões, é necessário gerar secções intermédias, sendo estas interpoladas de acordo com as regras obtidas experimentalmente e indicadas na tabela 7.5. Uma forma alternativa seria não obter novas secções através da interpolação, mas utilizar procedimentos de suavização (por exemplo, um filtro de média) para atenuar o efeito da baixa resolução longitudinal (quando comparada com as resoluções axiais) na discretização do volume pulmonar, que se pode repercutir na representação gráfica sob a forma de degraus entre cada secção.

Tabela 7.5 – Regras para a interpolação de secções.

Distância entre duas secções adjacentes	Número de secções interpoladas
$\geq 10\text{mm}$	2 novas secções
$< 10\text{mm}$ e $\geq 5\text{mm}$	1 nova secção
$< 5\text{mm}$	0 novas secções

Seja W um exame com N secções:

$$W = \{S_1, S_2, S_3, \dots, S_{i-1}, S_i, S_{i+1}, \dots, S_{N-1}, S_N\} \quad (7.13)$$

Admitindo que A e B são duas secções binárias adjacentes com distância inter-seção entre 5mm e 10mm:

$$A = S_i, \quad B = S_{i+1} \quad (7.14)$$

A secção binária C é obtida pela interpolação de A e B , usando o seguinte algoritmo:

Pseudo-código 6.1 – Interpolação de secções binárias

```

COMUM = A ∩ B
GLOBAL = A ∪ B
C = COMUM
While (condição paragem: função das variáveis COMUM e GLOBAL)
    C = Dilatação (C)
    C = C ∩ GLOBAL
End While

```

No ciclo *while*, as operações morfológicas e/ou matemáticas são aplicadas a uma sub-região de uma imagem, sendo o resultado do processamento limitado a essa sub-região. Neste caso, a dilatação morfológica resultante é limitada à região binária GLOBAL.

A condição de paragem, para interpolar uma nova secção, é a seguinte:

$$\text{área (C)} - \text{área (COMUM)} \geq \frac{1}{2} \times (\text{área (GLOBAL)} - \text{área (COMUM)})$$

Se se pretendesse interpolar duas novas secções, C_1 e C_2 , o algoritmo seria idêntico, mas a condição de paragem seria diferente e passaria a ser:

$$\text{área (C}_1) - \text{área (COMUM)} \geq \frac{1}{3} \times (\text{área (GLOBAL)} - \text{área (COMUM)})$$

$$\text{área (C}_2) - \text{área (COMUM)} \geq \frac{2}{3} \times (\text{área (GLOBAL)} - \text{área (COMUM)})$$

Implicitamente, ao ser feita a interpolação, está a ser garantida a continuidade das regiões candidatas a bolha ao longo do eixo longitudinal.

7.2.2.4. Validação por coerência longitudinal

Quando existe uma bolha de ar pulmonar, ela ocupa, em regra, várias secções num exame de TAC. Explorando esta coerência longitudinal, é possível excluir falsos candidatos a bolha.

Existe coerência longitudinal entre duas regiões 2D binárias adjacentes, quando uma região com determinados voxels de uma secção possui voxels vizinhos com o mesmo valor lógico na secção adjacente (é usada uma vizinhança de 6 vizinhos em 3D, ver figura 7.15). Esta coerência longitudinal explora a continuidade entre duas regiões que devem partilhar pelo menos uma face comum de um voxel.

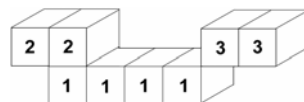


Figura 7.15 – Regiões com voxels a “1” possuem continuidade para as regiões com voxels a “2”, mas não têm continuidade (por face) para as regiões com voxels a “3”.

Este teste é efectuado para todas as regiões candidatas a bolhas de uma secção, sendo cada região testada separadamente. O método de segmentação de bolhas de ar pulmonares é concluído gerando dois volumes binários, obtidos pelo

empilhamento das secções binárias, um volume correspondendo aos pulmões e outro volume correspondendo às bolhas [Silva'02].

7.2.3. Segmentação morfológica 3D

O método de segmentação de bolhas de ar descrito na secção anterior utiliza várias operações em 2D (identificação de regiões candidatas a bolha), explora a coerência longitudinal comparando as regiões candidatas em secções adjacentes e ainda analisa as propriedades geométricas das bolhas. Uma tentativa para segmentar as bolhas de ar de uma forma mais rápida e com o mínimo de operações, consiste, por exemplo, em processar em simultâneo todo o volume pulmonar, efectuando um *threshold* e aplicando duas operações morfológicas em 3D.

Com este objectivo, foi desenvolvido este segundo método de segmentação de bolhas de ar pulmonares, que inclui o pré-processamento descrito na secção 7.2.1, sendo atenuado o ruído e efectuada a segmentação pulmonar. Seguidamente efectua um processamento totalmente em 3D, para identificar as bolhas de ar que se encontram no interior dos pulmões.

De uma forma similar ao primeiro método, é aplicado um *threshold* com valor de -950UH; no entanto, neste caso, é aplicado em todo o volume do exame de TAC e não secção a secção, obtendo-se um volume binário.

O passo seguinte consiste na exclusão das regiões exteriores aos pulmões e determinação do volume com regiões binárias candidatas a bolhas, resultante da intersecção entre o volume pulmonar (calculado no pré-processamento) e o volume binário (obtido pela aplicação do *threshold*).

É definido o volume mínimo, com a mesma resolução do exame de TAC, que inclui uma esfera com raio de 5mm. Usando este elemento estruturante, é efectuada uma erosão morfológica 3D no volume com regiões binárias candidatas a bolhas. Esta operação remove pequenas estruturas aéreas assim como falsos candidatos a bolhas. Note-se que para exames de TAC com diferentes resoluções longitudinais, o elemento estruturante possui diferente número de voxels, tal que corresponda sempre a uma esfera de raio de 5mm.

Finalmente é efectuada uma dilatação morfológica 3D, ainda com o mesmo elemento estruturante, para repor as regiões candidatas a bolha com seus volumes originais, sendo as regiões candidatas “sobreviventes” ao processamento morfológico classificadas como bolhas.

Este método é suficientemente poderoso para segmentar volumes irregulares, desde que dentro do volume exista uma esfera binária com propriedades semelhantes às propriedades do elemento estruturante [Silva'03].

7.2.4. Segmentação com Level-Set 3D

Os dois métodos de segmentação de bolhas de ar descritos nas secções 7.2.2 e 7.2.3 foram desenvolvidos especificamente para a segmentação de bolhas de ar na região pulmonar. Pretendeu-se também utilizar um método mais genérico, um modelo deformável adaptado à segmentação de bolhas de ar pulmonares.

O método clássico dos *level-set* (descrito na secção 3.2.3, página 45) não é adequado para ultrapassar os problemas causados pelo ruído e pelas estruturas pulmonares irregulares na segmentação de bolhas pulmonares. Para ultrapassar estes obstáculos, foi desenvolvido um método de *level-set* que começa por atenuar o ruído, inicializando em seguida a função *level-set*. A evolução do *level-set* é controlada pela sua posição, sua curvatura e ainda pela função de paragem. Por último, no pós-processamento, são excluídas as regiões demasiado pequenas.

Uma vez que o ruído na imagem é um dos maiores obstáculos em qualquer processo de segmentação, a imagem é suavizada com o filtro de Wiener numa janela de $[3 \times 3]$. Apesar do ruído não ser totalmente removido, é suficientemente atenuado para não perturbar significativamente a evolução do método *level-set* 3D proposto.

Define-se a função inicial do *level-set* ϕ_o , representada como uma estrutura de dados com as mesmas dimensões do exame (3D) original de TAC, em que o valor de cada elemento da matriz é proporcional ao simétrico da sua distância d ao centro da estrutura de dados (matriz):

$$\phi_o = L - d \quad (7.15)$$

onde L é a distância máxima (por exemplo, numa imagem a 2D, L é igual a metade do comprimento da diagonal da imagem; os valores ϕ_o dos elementos dos vértices possuem valores de intensidade iguais a zero e os elementos ϕ_o do centro tem valores iguais a L). Com esta função inicial ϕ_o , todos os valores do *level-set* são positivos e irão decrescer com uma velocidade proporcional à função de paragem e à divergência da função *level-set*.

A função de paragem P definida pelas expressões (3.20) e (3.21) foi usada por alguns autores para processar imagens sintéticas ou imagens médicas “bem comportadas” (ou seja, imagens em que a maioria das regiões possui valores da intensidade aproximadamente constantes). No presente caso, as imagens de TAC de alta resolução da região torácica, especialmente nas regiões pulmonares, possuem valores da intensidade não constantes (recorda-se que os pulmões são um dos órgãos com maior amplitude de valores na escala de Hounsfield [Hofer'00]). Para ultrapassar este obstáculo, define-se uma nova função P :

$$P = \log \left(\left| \frac{I - \varepsilon}{\gamma} \right| + 1 \right) \quad (7.16)$$

onde I é a imagem, ε é o valor médio da intensidade e γ é a largura do intervalo de intensidades, ambos da região a ser segmentada.

Para a segmentação de bolhas de ar, usou-se $\varepsilon = -900\text{HU}$ e $\gamma = 200\text{HU}$ (valores empíricos). A variação logarítmica usada na expressão anterior, possui vantagens quando comparada com a variação linear. Para valores baixos de $|I - \varepsilon|$, o P é pequeno e a sua derivada (variação) é elevada, significa que está próximo da região a ser segmentada e deve reduzir a sua velocidade para o modelo ser capaz de se ajustar à região a segmentar. Para valores elevados de $|I - \varepsilon|$, P é elevado possuindo uma derivada (variação) quase nula, significando que o *level-set* está bastante longe da região a ser segmentada; portanto a velocidade de evolução permanece elevada e aproximadamente constante, continuando a procura de regiões a segmentar.

Usando esta função de paragem, o *level-set* tende a ajustar-se às regiões de menor intensidade a serem segmentadas, não sendo necessários termos adicionais para impor convergência ou evolução rápida com direcção constante (por exemplo: valores de ϕ sempre crescentes ou sempre decrescentes).

A partir da expressão (3.15), obteve-se:

$$\phi_{i+1} = \phi_i + \Delta t(\alpha K + k_0)P\|\nabla\phi\| \quad (7.17)$$

que provou ser robusta e com convergência rápida (usando valores de Δt até 10 e mesmo superiores), desde que os valores de $\|\nabla\phi\|$ anormalmente elevados (valores >10) sejam truncados para valores razoáveis (para 10) [Silva'04].

Com alguma frequência, o método de *level-set* proposto identifica não só as regiões correctas, mas também outras pequenas regiões, por exemplo, estruturas aéreas presentes na região pulmonar. Para rejeitar estas pequenas regiões, o volume de cada região isolada é calculado, sendo a região excluída se o seu volume for inferior ao volume da esfera com diâmetro de 10mm.

7.2.5. Resultados

Os métodos de segmentação de bolhas de ar pulmonares foram aplicados em 12 exames de TAC, que contêm bolhas de ar, com secções de 512×512 pixels e espessura das secções de 5mm, 2.5mm e 1mm, cedidos pelos Hospitais da Universidade de Coimbra. Enquanto alguns exames possuem somente uma bolha de ar (grande ou pequena, dependendo do exame), outros exames possuem múltiplas bolhas de ar. Estes métodos de segmentação demonstraram ser capazes de identificar todas as bolhas de ar e rejeitar as estruturas aéreas da região pulmonar.

A figura 7.16 mostra uma visualização 3D (através de iso-superfícies) de uma bolha artificial no interior dos pulmões obtida pelo método de segmentação sequencial

2D após o empilhamento de todas as secções 2D, permitindo ao observador ter a noção da posição relativa e do volume relativo entre a bolha de ar e os pulmões.

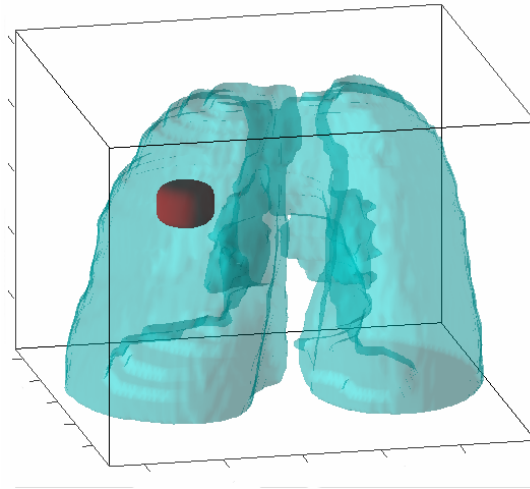


Figura 7.16 – Visualização 3D de uma bolha e dos pulmões de um exame de TAC da região torácica.

A figura 7.17 ilustra (através de iso-superfícies) a evolução do método *level-set* aplicado a um exame de TAC. Neste caso, em apenas 5 iterações conseguiu segmentar múltiplas bolhas num exame de um paciente com várias bolhas que ocorrem nos dois pulmões.

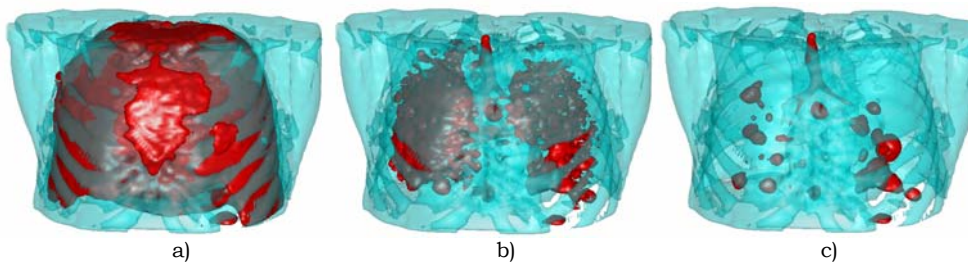


Figura 7.17 – Segmentação de bolhas de ar usando o método *level-set* num exame de TAC da região torácica: a) até c) são o resultado após 1, 2 e 4 iterações, respectivamente.

As operações de pós-processamento removem as regiões extra-pulmonares (osso, músculo, etc.) obtendo-se uma imagem dos pulmões que contém as bolhas de ar, identificadas pelo método *level-set*.



Figura 7.18 - Imagem final após pós-processamento, resultante do método *level-set*.

Para avaliar o desempenho dos métodos propostos, usou-se um exame real de TAC e inseriram-se bolhas de ar artificiais no interior dos pulmões, conforme descrito na secção 7.1.4.

Dos vários exames de TAC multi-secção disponíveis, foi seleccionado aleatoriamente um exame de um paciente sem bolhas de ar pulmonares. A partir do conjunto de projecções tomográficas deste exame multi-secção foram reconstruídos *a posteriori* 3 novos “exames” para a mesma região torácica, com diferentes distâncias inter-secção (10mm, 5mm, 2.5mm) e diferente número de secções (12 secções, 17 secções e 33 secções, respectivamente, cada secção com 512×512 pixels). Em cada uma destas reconstruções, foram inseridas várias bolhas de ar, com raios entre 10mm e 30mm, para se analisar o resultado da aplicação de cada um dos métodos de segmentação de bolhas de ar em “exames” reconstruídos do mesmo paciente, excluindo-se assim uma eventual dependência do método com o paciente.

Tabela 7.6 – Exames reconstruídos com múltiplas resoluções longitudinais, obtidos a partir do mesmo exame de TAC multi-secção, nos quais foram inseridas bolhas artificiais.

	Distância entre secções (mm)	Nº secções
Reconstrução 1	10	12
Reconstrução 2	5	17
Reconstrução 3	2.5	33

De acordo com os valores indicados na tabela 7.7, o método *level-set* é o mais demorado com tempos da ordem dos minutos, por um lado, devido à quantidade de operações envolvidas, uma vez que a sua evolução está associada à posição, velocidade e curvatura das curvas de nível dos *level-set* em todo o volume, por outro lado, devido ao facto de este método ser iterativo.

Tabela 7.7 – Comparação dos tempos de processamento para os métodos de segmentação de bolhas de ar, em reconstruções (indicados na tabela 7.6) sem bolhas artificiais e com bolhas artificiais com raios de 10mm, 15mm, 20mm, 25mm e 30mm; sendo T=792 segundos.

	Tempo de processamento					
	Métodos de segmentação:	Raio das bolhas artificiais				
		R=10mm	R=15mm	R=20mm	R=25mm	R=30mm
Reconstrução 1 (12 secções)	Sequencial 2D	0.049 T	0.053 T	0.057 T	0.062 T	0.067 T
	Morfológico 3D	0.032 T	0.033 T	0.033 T	0.034 T	0.035 T
	Level-Set 3D	0.268 T	0.266 T	0.266 T	0.266 T	0.263 T
Reconstrução 2 (17 secções)	Sequencial 2D	0.085 T	0.095 T	0.104 T	0.112 T	0.121 T
	Morfológico 3D	0.058 T	0.061 T	0.062 T	0.064 T	0.067 T
	Level-Set 3D	0.468 T	0.477 T	0.472 T	0.462 T	0.453 T
Reconstrução 3 (33 secções)	Sequencial 2D	0.215 T	0.232 T	0.249 T	0.266 T	0.284 T
	Morfológico 3D	0.112 T	0.116 T	0.121 T	0.126 T	0.133 T
	Level-Set 3D	0.973 T	0.979 T	1.000 T	0.973 T	0.994 T

Os restantes dois métodos apresentam tempos de processamento da mesma ordem de grandeza, sendo mais rápido o método de segmentação morfológico 3D uma vez que processa em simultâneo todo o volume e utiliza operações relativamente simples e rápidas (quando comparadas com as operações usadas pelo *level-set*). Sendo assim, sob o ponto de vista de tempo de processamento, o método que consegue o melhor resultado é o método de segmentação morfológico 3D.

Para avaliar a precisão dos três métodos, determinou-se o raio de cada uma das bolhas segmentadas e calculou-se o erro relativo associado a cada bolha.

Na figura 7.19 observa-se, como era de esperar, que os piores resultados ocorrem para pequenas bolhas das reconstruções com resolução longitudinal baixa (reconstrução 1, com distância entre secções de 10mm), uma vez que, por exemplo, ao identificar uma bolha com raio teórico de 10mm numa reconstrução com distância inter-secção de 10mm, o erro relativo associado a esta medição é superior ao erro relativo nos exames de TAC com distâncias inter-secções de 5mm ou 2.5mm. Ou seja, o erro do raio é inversamente proporcional ao raio da bolha e ao número de secções: quanto maior a bolha, maior é a precisão do método, uma vez que as bolhas pequenas possuem um erro longitudinal relativo elevado, devido à grande diferença entre a resolução axial (XX, YY) e a resolução longitudinal (ZZ).

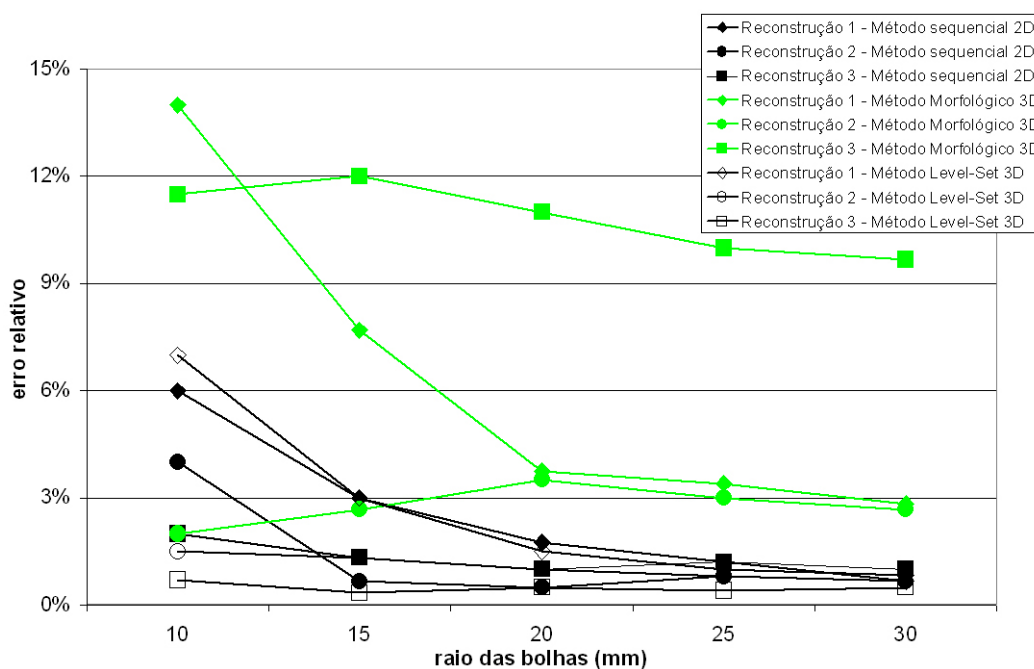


Figura 7.19 – Variação relativa do raio, após a segmentação das 3 reconstruções de exames de TAC com bolhas de vários tamanhos.

Outra observação que se pode extrair do gráfico da figura 7.19 é que o erro associado às bolhas segmentadas pelo método morfológico 3D para a reconstrução do exame de TAC com distância inter-secção de 2.5mm (reconstrução 3), aparentemente

está em contradição com o que foi referido no parágrafo anterior. Isto pode ser explicado pelo princípio de funcionamento deste método ser baseado em erosões e dilatações. Após uma erosão seguida de uma dilatação usando o mesmo elemento estruturante, o volume resultante pode ser diferente do volume inicial, ou seja, é feita uma suavização da superfície do volume. O volume de uma determinada bolha na reconstrução 3 contém mais voxels que nas restantes reconstruções (reconstrução 1 e reconstrução 2) e conseqüentemente o elemento estruturante usado nas operações morfológicas da reconstrução 3 também contém mais voxels, pelo que a suavização do volume da bolha é mais acentuada na reconstrução 3, obtendo-se um maior erro relativo do método morfológico 3D na reconstrução 3.

Face ao tempo de processamento e à precisão, o método de segmentação sequencial 2D (primeiro método) é o melhor compromisso para a segmentação de bolhas de ar pulmonares.

7.3. Resumo

Com o objectivo de identificar e quantificar o volume das bolhas de ar pulmonares, foram descritos três métodos para a segmentação de bolhas de ar nos pulmões em imagens de TAC.

Para atenuar o ruído em imagens de TAC, foram analisados filtros de médias aritmética e geométrica, mediana, mediana suavizada, e ainda filtro de Wiener e um método com *wavelets*, aplicados em imagens reconstruídas tomograficamente a partir de fantasmas nas quais foi inserido ruído de Poisson, e ainda em imagens reais de TAC da região torácica com bolhas naturais e artificiais. O que possuiu o melhor desempenho foi o filtro de Wiener, uma vez que praticamente não altera a fronteira da bolha pulmonar e efectua uma atenuação do ruído na região da bolha de ar pulmonar, de uma forma igual, ou melhor, que qualquer dos restantes filtros analisados.

O primeiro método de segmentação das bolhas de ar pulmonares processa os dados secção a secção. Começa por atenuar o ruído, de seguida efectua uma selecção baseada nas propriedades das regiões candidatas a bolhas de cada secção; por último explora a coerência longitudinal. Para uma representação mais realista, são interpoladas secções binárias intermédias.

O segundo método de segmentação utiliza os procedimentos de pré-processamento do método anterior, após o qual efectua operações morfológicas de erosão e dilatação em 3D, usando um elemento estruturante esférico determinado a partir das propriedades geométricas da menor bolha a identificar.

O terceiro método de segmentação, baseado no formalismo tradicional dos *level-set*, inclui uma nova função de paragem e uma reparametrização da evolução do

level-set, com um critério de busca de região, em vez da tradicional busca de contornos (fronteira). Para ultrapassar a necessidade de manualmente definir o contorno (ou superfície) inicial, foi definida e implementada uma inicialização automática que envolve por completo a imagem e não depende do objecto a ser segmentado.

Comparando os três modelos de segmentação de bolhas de ar pulmonares, observa-se que o método de segmentação morfológico 3D é o mais rápido, podendo ser usado sempre que se pretenda obter as posições relativas das bolhas em relação aos pulmões. Este método é ainda capaz de identificar bolhas com formas irregulares, ao contrário do que acontece com o método sequencial 2D, que inclui como critério de validação, a forma da bolha.

O tempo de processamento dos três métodos é proporcional ao número de secções dos exames de TAC. Este facto seria de esperar no método sequencial 2D, mas também ocorrem nos outros dois métodos, devido ao aumento do volume do exame de TAC, a que correspondem operações matemáticas mais demoradas.

O erro associado à determinação do raio das bolhas, de uma forma geral, é inversamente proporcional ao raio da bolha e à resolução longitudinal do exame, como seria de esperar. O método morfológico 3D possui o maior erro, devido ao princípio de funcionamento deste método (baseado em erosões e dilatações 3D), que possui um efeito de suavização nas bolhas. Os restantes dois métodos (método sequencial 2D e método *level-set* 3D) possuem erros relativos, em regra, similares.

O método de segmentação sequencial 2D é o melhor compromisso para a segmentação de bolhas de ar pulmonares, quando comparado com os outros dois métodos, ao nível do tempo de processamento e da precisão.

8. Conclusões e trabalhos futuros

Ao longo da presente dissertação foram abordados métodos assistidos por computador para efectuar a segmentação da região pulmonar a partir de imagens de Tomografia Axial Computorizada. Estes métodos são necessários quando se pretende identificar e quantificar a região pulmonar, sendo igualmente úteis como auxiliar de diagnóstico médico, na localização, identificação, quantificação e representação de regiões pulmonares com enfisemas, como por exemplo, as bolhas de ar pulmonares.

8.1. Conclusões

Para quantificar a região pulmonar, tradicionalmente um radiologista desenha manualmente o contorno do pulmão ou, mais recentemente, usa aplicações semi-automáticas baseadas num *threshold*. Enquanto a primeira hipótese é monótona e fatigante, a segunda hipótese não é apropriada para identificar correctamente os dois pulmões quando estes estão visualmente sobrepostos numa imagem de TAC. Nesta dissertação são apresentados vários métodos de segmentação pulmonar, a duas dimensões e a três dimensões, em que os métodos que produzem melhores resultados ultrapassam esses obstáculos, identificando a fronteira de separação dos pulmões, mesmo quando estes estão visualmente em contacto em mais do que uma região, na mesma secção ou em secções distintas e ainda, de uma forma automática, localizando e excluindo a traqueia.

Foi desenvolvida uma metodologia para a avaliação quantitativa do desempenho dos métodos de segmentação pulmonar. Devido à inexistência de contornos de referência (*gold standard*), esta metodologia baseou-se no estudo das variabilidades inter-observador entre o método de segmentação e seis radiologistas, assim como no estudo da variabilidade intra-observador de dois radiologistas, com recurso a quantificadores globais do grau de semelhança. Os resultados desta comparação indicam que a precisão e consistência do melhor método de segmentação pulmonar são adequadas aos requisitos quantitativos indicados pelos radiologistas. Apesar da metodologia descrita ter sido desenvolvida especificamente para avaliar quantitativamente o desempenho dos métodos de segmentação pulmonar, ela é suficientemente abrangente para ser usada em outros cenários de segmentação de imagens médicas.

Uma das patologias que reduz a capacidade respiratória de forma permanente é o enfisema bolhoso que se caracteriza pela presença de bolhas de ar nos pulmões, para o qual na literatura não foram localizadas referências a métodos de segmentação automáticos aplicados a este tipo de enfisema. Para segmentar este tipo de lesão pulmonar, neste trabalho, numa primeira fase, foi analisado a influência da atenuação do ruído de imagens de TAC em tarefas subsequentes de segmentação de órgãos, estruturas ou regiões pulmonares. Numa segunda fase foram desenvolvidos métodos de segmentação de bolhas de ar pulmonares, usando um modelo deformável genérico, o *level-set*, e modelos específicos, baseados em operações morfológicas.

8.2. Trabalhos futuros

No início do século XXI, a análise de imagens médicas continua a ser uma área activa de investigação, com resultados encorajadores. A curto prazo, talvez ainda durante esta década, é provável que métodos sofisticados, como a segmentação por superfícies deformáveis, entre outros, possam ser incluídos nas aplicações comerciais de processamento de imagem médica. Estes serão usados em áreas variadas, desde o diagnóstico imagiológico, planificação de tratamento por radioterapia e navegação cirúrgica, até endoscopia virtual.

A infra-estrutura de segmentação e visualização que se descreve nesta dissertação é suficientemente genérica para permitir a inclusão de futuras extensões no que respeita à identificação, classificação e visualização de regiões com forte probabilidade de indiciarem patologias do foro pulmonar. Assim, para além do apoio ao diagnóstico do enfisema poder-se-á evoluir de forma inovadora, por exemplo, para o diagnóstico assistido por computador em casos de doenças crónicas obstrutivas [Chabat'03] ou em casos de doenças intersticiais [Uppaluri'98]. Será, nestes casos, necessário dotar a aplicação de mecanismos de segmentação e/ou classificação que, para além dos tradicionais critérios de intensidade, recorram a indicadores de textura [Sonka'98].

Um futuro trabalho será de complementar a metodologia de avaliação quantitativa de contornos pulmonares, eventualmente aplicada em outros cenários de imagens médicas, com critérios que permitam ultrapassar os obstáculos que ocorrem pontualmente em algumas imagens, quando existe alguma subjectividade dos radiologistas na elaboração do contorno que consideram como contorno de referência.

O trabalho que aqui se descreve pode ainda ser enquadrado num universo imagiológico mais lato, se se pensar em estudos pulmonares multi-modalidade,

envolvendo, nomeadamente as vertentes tomográficas da Medicina Nuclear: o SPECT e o PET. Atendendo à tendência volumétrica de todas as modalidades hoje ainda designadas como tomográficas e à consequente explosão de dados geometricamente afins, uma linha de trabalho futura com interesse relevante passará pelo desenvolvimento e implementação de novos algoritmos de co-registo multidimensional.

Referências

- [Abdou'79] Ikram E. Abdou and William K. Pratt, "Quantitative Design and Evaluation of Enhancement / Thresholding Edge Detectors," *Proceedings of the IEEE*, vol. 67, no. 5, pp. 753-763, 1979.
- [Adalsteinsson'99] D. Adalsteinsson and J.A. Sethian, "The Fast Construction of Extension Velocities in Level Set Methods," *Journal of Computational Physics*, vol. 148, pp. 2-22, 1999.
- [Altman'99] D.G. Altman, *Practical Statistics for Medical Research*. Chapman & Hall, 1999.
- [Amini'90] Amir Amini, Terry E. Weymouth, and Ramesh C. Jain, "Using Dynamic Programming for Solving Variational Problems in Vision," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 12, no. 9, pp. 855-867, 1990.
- [Arfken'70] George Arfken and Hans Weber, *Mathematical Methods for Physicists*. New York: Academic Press, 1970.
- [Armato'98] Samuel G. Armato, Maryellen Giger, Catherine J. Moran, Heber MacMahon, and Kunio Doi, "Automated detection of pulmonary nodules in helical computed tomography images of the thorax", *SPIE - Medical Imaging 1998: Image Processing*, vol. 3338, pp. 916-919, U.S.A., 1998.
- [Armato'99] Samuel G. Armato, Maryellen L. Giger, James T. Blackburn, Kunio Doi, and Heber MacMahon, "Three-dimensional approach to lung nodule detection in helical CT", *SPIE - Medical Imaging 1999: Image Processing*, vol. 3661, pp. 553-559, U.S.A., 1999.
- [Atkins'98] M. Stella Atkins and Blair T. Mackiewicz, "Fully Automatic Segmentation of the Brain in MRI," *IEEE Transactions on Medical Imaging*, vol. 17, no. 1, pp. 98-107, 1998.
- [Baerentzen'01] J. Andreas Baerentzen, *On the Implementation of Fast Marching Methods for 3D Lattices*, Department of Mathematical Modelling - Technical University of Denmark, Lyngby - Denmark, Technical Report IMM-REP-2001-13, 2001.
- [Bankier'99] Alexander A. Bankier, Viviane De Maertelaer, Caroline Keyzer, and Pierre Alain Gevenois, "Pulmonary Emphysema: Subjective Visual Grading versus

- Objective Quantification with Macroscopic Morphometry and Thin-Section CT Densitometry," *Radiology*, vol. 211, pp. 851-858, 1999.
- [Bardinet'96] Eric Bardinet, Laurent D. Cohen, and Nicholas Ayache, *Analyzing the deformation of the left ventricle of the heart with a parametric deformable model*, INRIA Research Report 2797, Sophia-Antipolis, France, February, 1996.
- [Barillot'93] Christian Barillot, "Surface and Volume Rendering Techniques to Display 3D Data," *IEEE Engineering in Medicine and Biology*, vol. 12, no. 1, pp. 111-119, 1993.
- [Barrett'92] Harrison H. Barrett, "Image Reconstruction and the Solution of Inverse Problems in Medical Imaging," in *Medical Images: Formation, Handling and Evaluation*, pp. 3-42, Ed. A. E. Todd-Pokropek: Springer-Verlag, 1992.
- [Becker'98] Murray D. Becker, Yahya M. Berkmen, John H. M. Austin, In K. Mun, Benjamin M. Romeney, et al., "Lung Volumes before and after Lung Volume Reduction Surgery," *Am. J. Respir. Crit. Care Med.*, vol. 157, no. 5, pp. 1593-1599, 1998.
- [Beutel'00] Jacob Beutel, Harold L. Kundel, and Richard L. Van Metter, *Handbook of Medical Imaging, Vol.1 - Physics and Psychophysics*. SPIE Press, 2000.
- [Blake'98] Andrew Blake and Michael Isard, *Active Contours*: Springer Verlag London Limited, 1998.
- [Bland'96] Peyton H. Bland and Charles R. Meyer, "Robust three-dimensional object definition in CT and MRI," *Med. Phys.*, vol. 23, no. 1, pp. 99-107, 1996.
- [Bowyer'99] Kevin W. Bowyer, "Validation of Medical Image Analysis Techniques," in *Handbook of Medical Imaging vol 2: Medical Image Processing and Analysis (cap.X)*, ed. J. Michael Fitzpatrick and Milan Sonka, vol. 2, pp. 567-606, Ed.: SPIE - The International Society for Optical Engineering, 1999.
- [Braess'01] Dietrich Braess, *Finite Elements: Theory, Fast Solvers and Applications in Solid Mechanics*: Cambridge University Press, 2001.
- [Brink'94] J. Brink, J.P. Heiken, G. Wang, K.W. McEnery, F.J. Schlueter, et al., "Helical CT: Principles and Technical Considerations," *RadioGraphics*, vol. 14, no. 4, pp. 887 - 893, 1994.
- [Brown'97] Matthew S. Brown, Michael F. McNitt-Gray, Nicholas J. Mankovich, Jonathan G. Golding, John Hiller, et al., "Method for Segmentation Chest CT

- Image Data Using an Anatomical Model: Preliminary Results," *IEEE Transactions on Medical Imaging*, vol. 16, no. 6, pp. 828-839, 1997.
- [Cagnoni'99] S. Cagnoni, A.B. Dobrzeniecki, R. Poli, and J.C. Yanch, "Genetic algorithm-based interactive segmentation of 3D medical images," *Image and Vision Computing*, vol. 17, pp. 881-895, 1999.
- [Caselles'93] Vicent Caselles, Francine Catté, Tomeu Coll, and Françoise Dibos, "A Geometric model for active contours in image processing," *Numerische Mathematik*, vol. 66, pp. 1-31, 1993.
- [Caselles'97a] Vicent Caselles, Ron Kimmel, and Guillermo Sapiro, "Geodesic Active Contours," *International Journal of Computer Vision*, vol. 22, no. 1, pp. 61-79, 1997.
- [Caselles'97b] Vicent Caselles, Ron Kimmel, Guillermo Sapiro, and Catalina Sbert, "Minimal Surfaces Based Object Segmentation," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 19, no. 4, pp. 394-398, 1997.
- [Chabat'03] François Chabat, Guang-Zhong Yang, and David M. Hansell, "Obstructive Lung Diseases: Texture Classification for Differentiation at CT," *Radiology*, vol. 228, no. 3, pp. 871-877, 2003.
- [Chalana'97] Vikram Chalana and Yongmin Kim, "A Methodology for Evaluation of Boundary Detection Algorithms on Medical Images," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 16, no. 5, pp. 642-652, 1997.
- [Coelho'04] Luis Coelho and Augusto Silva, "Localização de Células em Imagens Histológicas usando Modelos Baseados em Formas Activas," *Revista de Electrónica e Telecomunicações*, vol. 4, no. 3, pp. 368-375, 2004.
- [Cohen'91] Laurent D. Cohen, "On Active Contour Models and Balloons," *CVGIP: Image Understanding*, vol. 53, no. 2, pp. 211-218, 1991.
- [Cohen'92] Isaac Cohen, Laurent D. Cohen, and Nicholas Ayache, "Using Deformable Surfaces to Segment 3D Images and Infer Differential Structures," *CVGIP: Image Understanding*, vol. 56, no. 2, pp. 242-263, 1992.
- [Cohen'93] Laurent D. Cohen and Isaac Cohen, "Finite-Element Methods for active Contour Models and balloons for 2D and 3D Images.," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 15, no. 11, pp. 1131-1147, 1993.

- [Cootes'94] T.F. Cootes, A. Hill, C.J. Taylor, and J. Haslam, "The Use of Active Shape Models For Locating Structures in Medical Images," *Image and Vision Computing*, vol. 12, no. 6, pp. 355-366, 1994.
- [Cootes'98] T.F. Cootes, G.F. Edwards, and C.J. Taylor, "Active Appearance Models", *Proceedings of 5th European Conference on Computer Vision*, vol. 2, pp. 484-498, Springer-Berlin, 1998.
- [Cootes'99] T.F. Cootes, G. Edwards, and C.J. Taylor, "Comparing Active Shape Models with Active Appearance Models", *Proceedings of British Machine Vision Conference*, pp. 173-182, 1999.
- [Cootes'01] T.F. Cootes, G. Edwards, and C.J. Taylor, "Active Appearance Models," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 23, no. 6, pp. 681-685, 2001.
- [Cootes'02] T.F. Cootes and P. Kittipanya-ngam, "Comparing Variations on the Active Appearance Model Algorithm", *Proceedings of British Machine Vision Conference*, pp. 837-846, Cardiff University, 2002.
- [Courant'55] R. Courant and D. Hilbert, *Methods of Mathematical Physics*. New York: Interscience Publishers, 1955.
- [Davatzikos'99] Christos Davatzikos and Jerry L. Prince, "Convexity analysis of active contour problems," *Image and Vision Computing*, vol. 17, pp. 27-36, 1999.
- [Deans'96] Stanley R. Deans, *Radon and Abel Transforms*, Russ ed: CRC Press, 1996.
- [Escolano'97] Francisco Escolano, Miguel Cazorla, Domingo Gallardo, and Ramon Rizo, "Deformable Templates for Tracking and Analysis of Intravascular Ultrasound Sequences", *Proceedings of First International Workshop of Energy Minimization Methods in Computer Vision and Pattern Recognition*, vol. 1223, pp. 521-534, Venice-Italy, 1997.
- [Farr'01] R.F. Farr and P.J. Allisy-Roberts, *Physics for Medical Imaging*: W.B. Saunders Company Ltd, 2001.
- [Fausett'99] Laurene V. Fausett, *Applied Numerical Analysis Using Matlab*. New Jersey: Prentice Hall, 1999.
- [Ferreira'03a] Carlos Ferreira, Beatriz Sousa Santos, José Silvestre Silva, and Augusto Silva, "Comparison of a Segmentation Algorithm to Six Expert Imagiologists in Detecting Pulmonary Contours on X-ray CT Images," *SPIE Medical Imaging*

- 2003: *Image Perception, Observer Performance and Technology Assessment*, vol. 5034, pp. 347-358, 2003.
- [Ferreira'03b] Carlos Ferreira, Beatriz Sousa Santos, José Silvestre Silva, Augusto Silva, Luisa Teixeira, et al., "Comparação do Desempenho de um Método Automático de Extração de Contornos em Tomogramas Pulmonares com Seis Imagiologistas usando um Contorno de Referência", *Actas das X Jornadas de Classificação e Análise de Dados - JOCLAD 2003*, pp. 168-170, Aveiro - Portugal, 2003.
- [Fiebich'99] Martin Fiebich, Christian Wietholt, Bernhard C. Renger, Sam G. Armato-III, Kenneth R. Hoffmann, et al., "Automatic detection of pulmonary nodules in low-dose screening thoracic CT examinations", *SPIE - Medical Imaging 1999: Image Processing*, vol. 3661, pp. 1434-1439, U.S.A., 1999.
- [Frangi'02] Alejandro F. Frangi, Daniel Rueckert, Julia A. Schnabel, and Wiro J. Niessen, "Automatic Construction of Multiple Object Three Dimensional Statistical Shape Models: Application to Cardiac Modeling," *IEEE Transactions on Medical Imaging*, vol. 21, no. 9, pp. 1151-1166, 2002.
- [Gennery'04] A.R. Gennery, D.A. Spencer, and A.J. Cant, "Immune deficiency and the lung," *Current Paediatrics*, vol. 14, no. 2, pp. 115-121, 2004.
- [Giardina'88] Charles R. Giardina and Edward R. Dougherty, *Morphological Methods in Image and Signal Processing*. New Jersey: Prentice Hall, 1988.
- [Gibbons'97] J. D. Gibbons, *Nonparametric Methods for Quantitative Analysis*, 3 ed: American Sciences Press Inc., 1997.
- [Gierada'01] David S. Gierada, Roger D. Yusen, Thomas K. Pilgram, Lora Crouch, Richard M. Slone, et al., "Repeatability of Quantitative CT Indexes of Emphysema in Patients Evaluated for Lung Volume Reduction Surgery," *Radiology*, vol. 220, pp. 448-454, 2001.
- [Ginneken'01] Bram van Ginneken, *Computer-Aided Diagnosis in Chest Radiography*: Ponsen & Looijen, Wageningen, 2001.
- [Ginneken'02] Bram van Ginneken, Alejandro F. Frangi, Joes J. Staal, Bart M. ter Haar Romeny, and Max A. Viergever, "Active Shape Model Segmentation with Optimal Features," *IEEE Transactions on Medical Imaging*, vol. 21, no. 8, pp. 924-933, 2002.

- [Girod'00] Bernd Girod, Gunther Greiner, and Heinrich Niemann, *Principles of 3D Image Analysis and Synthesis*: Kluwer Academic Publishers, 2000.
- [Gonzalez'02] Rafael C. Gonzalez and Richard E. Woods, *Digital Image Processing*, 2nd ed. New Jersey: Prentice-Hall Inc., 2002.
- [Gunn'97] Steve R. Gunn and Mark S. Nixon, "A Robust Snake Implementation: A dual Active Contour," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 19, no. 1, pp. 63-68, 1997.
- [Hair'95] Joseph F. Hair, Rolph E. Anderson, Ronald L. Tatham, and William C. Black, *Multivariate Data Analysis with Readings*, 4th ed. New Jersey: Prentice-Hall International Inc., 1995.
- [Hamarnah'98] Ghassam Hamarnah, Rafeef Abu-Gharbieh, and Tomas Gustavsson, "Review Active Shape Models - Part I: modeling Shape and Gray Level Variations", *Proceedings of the Swedish Symposium on Image Analysis*, SSAB, 1998.
- [Hedlung'82] Laurence W. Hedlung, Roger F. Anderson, Philip L. Goulding, John W. Beck, Eric L. Effmann, et al., "Two Methods for Isolating the Lung Area of a CT Scan for Density Information," *Radiology*, vol. 144, no. 2, pp. 353-357, 1982.
- [Herman'80] Gabor T. Herman, *Image Reconstruction from Projections*: Academic Press, 1980.
- [Herman'92] Gabor T. Herman and K. T. D. Yeung, "On The Relationship Between Physical Metrics and Numerical Observer Studies for the Evaluation of Image Reconstruction Algorithms," in *Medical Images: Formation, Handling and Evaluation*, pp. 428-436, Ed. A. E. Todd-Pokropek: Springer-Verlag, 1992.
- [Hilts'04] Michelle Hilts, "Image filtering for improved dose resolution in CT polymer gel dosimetry," *Med. Phys.*, vol. 31, no. 1, pp. 39-49, 2004.
- [Ho'02] Sean Ho, Elizabeth Bullitt, and Guido Gerig, "Level Set Evolution with Region Competition: Automatic 3-D Segmentation of Brain Tumors", *16th International Conference on Pattern Recognition ICPR 2002*, pp. 532-535, 2002.
- [Hoaglin'92] D. Hoaglin, F. Mosteller, and J. Tukey, *Análise Exploratória de Dados - Técnicas Robustas: Um Guia*: Salamandra, 1992.
- [Hofer'00] Matthias Hofer, *CT Teaching Manual*. Stuttgart (Germany): Georg Thieme Verlag, 2000.

- [Hoffman'03] Eric A. Hoffman, Joseph M. Reinhardt, Milan Sonka, Brett A. Simon, Junfeng Guo, et al., "Characterization of the Interstitial Lung Diseases via Density-Based and Texture-Based Analysis of Computed Tomography Images of Lung Structure and Function," *Academic Radiology*, vol. 10, pp. 1104-1118, 2003.
- [Hoffman'04] Eric A. Hoffman, Anne V. Clough, Gary E. Christensen, Ching-long Lin, Geoffrey McLennan, et al., "The Comprehensive Imaging-Based Analysis of the Lung: A Forum for Team Science," *Academic Radiology*, vol. 11, no. 12, pp. 1370-1380, 2004.
- [Honea'99] David M. Honea and Wesley E. Snyder, "3D Active surface approach to Lymph Node Segmentation", *SPIE - Medical Imaging 1999: Image Processing*, vol. 3661, pp. 1003-1011, U.S.A., 1999.
- [Hsieh'03] Jiang Hsieh, *Computed Tomography*. SPIE - The International Society for Optical Engineering, 2003.
- [Hu'01] Shiyong Hu, Eric A. Hoffman, and Joseph M. Reinhardt, "Automatic Lung Segmentation for Accurate Quantization of Volume X-Ray CT Images," *IEEE Transactions on Medical Imaging*, vol. 20, no. 6, pp. 490-498, 2001.
- [Johnson'97] Pamela T. Johnson, David G. Heath, Brian S. Kuszyk, and Elliot K. Fishman, "CT Angiography: Thoracic Vascular Imaging with Interactive Volume Rendering Technique," *Journal of Computer Assisted Tomography*, vol. 21, no. 1, pp. 110-114, 1997.
- [Kak'88] Avinash C. Kak and Malcolm Slaney, *Principles of Computerized Tomographic Imaging*. New York (U.S.A.): IEEE, 1988.
- [Kalender'91] Willi A. Kalender, Heinz Fichte, Werner Bautz, and Martin Skalej, "Semiautomatic Evaluation Procedures for Quantitative CT of the Lung," *Journal of Computer Assisted Tomography*, vol. 15, no. 2, pp. 248-255, 1991.
- [Kalender'00] Willi A. Kalender, *Computed Tomography*. Munich: Publicis MCD Verlag, 2000.
- [Kass'88] Michael Kass, Andrew Witkin, and Demetri Terzopoulos, "Snakes: Active Contour Models," *International Journal of Computer Vision*, vol. 1, no. 4, pp. 321-331, 1988.
- [Kawata'98] Y. Kawata, N. Niki, H. Ohmatsu, R. Kakinuma, K. Eguchi, et al., "Quantitative surface characterization of pulmonary nodules based on thin-

- section CT images," *IEEE Transactions on Nuclear Science*, vol. 45, no. 4, pp. 1218-1222, 1998.
- [Kelemen'99] Andras Kelemen, Gabor Szekely, and Guido Gerig, "Elastic Model Based Segmentation of 3D Neuroradiological Data Sets," *IEEE Transactions on Medical Imaging*, vol. 18, no. 10, pp. 828-838, 1999.
- [Kishi'02] K Kishi, J.W. Gurney, D.R. Schroeder, P.D. Scanlon, S.J. Swensen, et al., "The correlation of emphysema or airway obstruction with the risk of lung cancer: a matched case-controlled study," *European Respiratory Journal*, vol. 19, pp. 1093-1098, 2002.
- [Ko'01] Jane P. Ko and Margrit Betke, "Chest CT: Automated Nodule Detection and Assessment of Change over Time - Preliminar Experience," *Radiology*, vol. 218, pp. 267-273, 2001.
- [Kovacevic'99] Domagoj Kovacevic, Sven Loncaric, and Erich Sorantin, "Deformable Contour Based Method for Medical Image Segmentation", *21st International Conference on Information Technology Interfaces ITI'99*, pp. 151-156, Pula - Coatia, 1999.
- [Krawczyk'04] Pawel Krawczyk, Elzbieta Czekajska-Chehab, Robert Kieszko, Jan Siwiec, Irena Wegrzyn-Szkutnik, et al., "Difficulties in the diagnosis of rare immunological diseases manifesting with cystic lung disease and spontaneous pneumothorax: Case reports," *Heart & Lung: The Journal of Acute and Critical Care*, vol. 33, no. 1, pp. 21-25, 2004.
- [Lakare'00] Sarang Lakare, "3D Segmentation techiques for Medical Volumes", *CSE-Advanced Scientific Visualization and Graphics*, 2000.
- [Lam'94] K-M Lam and Hong Yan, "Fast greedy algorithm for active contours," *Electronics Letters*, vol. 30, no. 1, pp. 21-23, 1994.
- [Leader'03] Joseph K. Leader, Bin Zheng, Robert Rogers, Frank Scieurba, and Andrew Perez, "Automated Lung Segmentation in X-ray Computed Tomography," *Academic Radiology*, vol. 10, pp. 1224-1236, 2003.
- [Legault'97] Raymond Legault and Ching Y. Suen, "Optimal Local Weighted Averaging Methods in Contour Smoothing," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 19, no. 8, pp. 801-817, 1997.
- [Lelieveldt'99] B.P.F. Lelieveldt, R.J. van der Geest, M. Ramze Rezaee, J.G. Bosch, and H J, C, Reiber, "Anatomical Model Matching with Fuzzy Implicit Surfaces for

- Segmentation of Thoracic Volume Scans," *IEEE Transactions on Medical Imaging*, vol. 18, no. 3, pp. 218-230, 1999.
- [Leymarie'93] Frederic Leymarie and Martin D. Levine, "Tracking deformable Objects in the Plane Using an Active Contour Model," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 15, no. 6, pp. 617-634, 1993.
- [Liang'99] Jianming Liang, Tim McInerney, and Demetri Terzopoulos, "United Snakes", *International Conference of Computer Vision*, vol. 2, pp. 933-940, Kerkyra - Greece, 1999.
- [Lim'04] Kun Eng Lim, Ying Huang Tsai, Yuan li Hsu, and Wen chen Hsu, "Pulmonary lymphangioliomyomatosis High-resolution CT findings in 11 patients and compared with the literature," *Journal of Clinical Imaging*, vol. 28, no. 1, pp. 1-5, 2004.
- [Lima'95] João José Pedroso Lima, *Física dos Métodos de Imagem com Raios X*: Edições ASA, 1995.
- [Lobregt'95] Steven Lobregt and Max A. Viergever, "A Discrete Dynamic Contour Model," *IEEE Transactions on Medical Imaging*, vol. 14, no. 1, pp. 12-24, 1995.
- [Loncaric'95] Sven Loncaric, Atam P. Dhawan, Joseph Broderic, and Thomas Brott, "3D image analysis of intra-cerebral brain hemorrhage from digitized CT films," *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, vol. 46, pp. 207-216, 1995.
- [Lou'99] Shyh-Liang Lou, Chun-Long Chang, Kang-Ping Lin, and Te-Shin Chen, "Object-based deformation technique for 3D CT lung nodule detection", *SPIE - Medical Imaging 1999: Image Processing*, vol. 3661, pp. 1544-1552, U.S.A., 1999.
- [Lundervold'95] Arvid Lundervold and Geir Storvik, "Segmentation of Brain Parenchyma and Cerebrospinal Fluid in Multispectral Magnetic Resonance Images," *IEEE Transactions on Medical Imaging*, vol. 14, no. 2, pp. 339-349, 1995.
- [MacKay'91] David MacKay, *Bayesian Methods for Adaptive Models*, PhD thesis, California Institute of Technology, 1991.
- [Malladi'95] Ravikanth Malladi, James A. Sethian, and Baba C. Vemuri, "Shape Modeling with Front Propagation: A Level Set Approach," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 17, no. 2, pp. 158-175, 1995.

- [Martonen'95] Ted Martonen, Yadong Yang, Dongming Hwang, and John S. Fleming, "Computer simulations of human lung structures for medical applications," *Computers in Biology and Medicine*, vol. 25, no. 5, pp. 431-46, 1995.
- [MathWorks'01] MathWorks, *Image Processing Toolbox For use With MATLAB - version 3*: The MathWorks Inc., 2001.
- [Matlab'00] Matlab, *Using Matlab Graphics - version 6*: The MathWorks Inc., 2000.
- [McInerney'93] Tim McInerney and Demetri Terzopoulos, "Finite Element Techniques for Fitting a Deformable Model to 3D Data", *Vision Interface'93*, pp. 70-76, Toronto - Canada, 1993.
- [McInerney'95] Tim McInerney and Demetri Terzopoulos, "A Dynamic Finite Element Surface Model for Segmentation and Tracking in Multidimensional Medical Images with Application to Cardiac 4D Image Analysis," *Journal of Computerized Medical Imaging and Graphics*, vol. 19, no. 1, pp. 69-83, 1995.
- [McInerney'96] Tim McInerney and Demetri Terzopoulos, "Deformable Models in Medical Image Analysis: A Survey," *Medical Image Analysis*, vol. 1, no. 2, pp. 91-108, 1996.
- [McInerney'99] Tim McInerney and Demetri Terzopoulos, "Topology Adaptive Deformable Surfaces for Medical Image Volume Segmentation," *IEEE Transactions on Medical Imaging*, vol. 18, no. 10, pp. 840-850, 1999.
- [McInerney'00] Tim McInerney and Demetri Terzopoulos, "Deformable Models," in *Handbook of Medical Imaging Processing and Analysing*, pp. 127-145, Ed. I. N. Bankman. San Diego - USA: Academic Press, 2000.
- [Meegama'03] Ravinda G.N. Meegama and Jagath C. Rajapakse, "A NURBS Based Technique for the Segmentation of Medical Images," *International Journal Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, vol. 17, no. 6, pp. 995-1009, 2003.
- [Middleton'04] Ian Middleton and Robert I. Damper, "Segmentation of magnetic resonance images using a combination of neural networks and active contour models," *Medical Engineering & Physics*, vol. 26, no. 1, pp. 71-86, 2004.
- [MiniTab'98] MiniTab, *User's Guide 2: Data Analysis and Quality Tools*: Minitab Inc., Statistical Software, 1998.
- [Mitchell'02] Steven C. Mitchell, Johan G. Bosch, Boudewijn P. F. Lelieveldt, Rob J. Geest, Johan H. C. Reiber, et al., "3D Active Appearance Models: Segmentation

- of Cardiac MR and Ultrasound Images," *IEEE Transactions on Medical Imaging*, vol. 21, no. 9, pp. 1167-1178, 2002.
- [Montagnat'99] Johan Montagnat, *Modeles Deformables pour la segmentation et la Modelisation d'images Medicales 3D et 4D (PhD thesis)*: INRIA Sophia-Antipolis, 1999.
- [Montagnat'01] Johan Montagnat, Herve Delingette, and Nicholas Ayache, "A Review of Deformable Surfaces: Topology, Geometry and Deformation," *Image and Vision Computing*, vol. 19, no. 14, pp. 1023-1040, 2001.
- [Morgan'89] M.D.L. Morgan, C.W. Edwards, J. Morris, and H.R. Matthews, "Origin and behaviour of emphysematous bullae," *Thorax*, vol. 44, pp. 533-538, 1989.
- [Morris'99] D.T. Morris and C. Donnison, "Identifying the neuroretinal rim boundary using dynamic contours," *Image and Vision Computing*, vol. 17, pp. 169-174, 1999.
- [Murteira'93] Bento José Ferreira Murteira, *Análise Exploratória de Dados - Estatística Descritiva*. Lisboa: McGraw-Hill, 1993.
- [Natterer'01] Frank Natterer and Frank Wubbeling, *Mathematical Methods in Image Reconstruction*: Society for Industrial and Applied Mathematics, 2001.
- [Niessen'98] Wiro J. Niessen, Bart M. ter Harr Romeny, and Max A. Viergever, "Geodesic Deformable Models for Medical Image Analysis," *IEEE Transactions on Medical Imaging*, vol. 17, no. 4, pp. 634-641, 1998.
- [Nixon'02] Mark Nixon and Alberto Aguado, *Feature Extration & Image Processing*. Oxford - UK: Reed Education and Professional Publishing Ltd, 2002.
- [Obadia'99] Barbara Levienaise Obadia and Andrew Gee, "Adaptive segmentation of ultrasound images," *Image and Vision Computing*, vol. 17, pp. 583-588, 1999.
- [Osher'88] Stanley Osher and James A. Sethian, "Fronts Propagation with Curvature Dependent Speed: Algorithms Based on Hamilton-Jacobi Formulations," *Journal of Computational Physics*, vol. 79, pp. 12-49, 1988.
- [Park'98] Wonkyu Park, Eric A. Hoffman, and Milian Sonka, "Segmentation of Intrathoracic Airway Trees: A Fuzzy Logic Approach," *IEEE Transactions on Medical Imaging*, vol. 17, no. 4, pp. 489-497, 1998.
- [Park'99] Kyung J. Park, Colleen J. Bergin, and Jack L. Clausen, "Quantisation of Emphysema with Three-dimensional CT Densitometry. Comparison with Two-

- dimensional Analysis, Visual Emphysema Scores and Pulmonary Function Test Results," *Radiology*, vol. 211, pp. 541:547, 1999.
- [Parker'80] R. P. Parker, "Measurement of Basic CT Data", *Proceedings of Physical Aspects of Medical Imaging*, pp. 291-295, Manchester, U.K., 1980.
- [Pisco'99] João Martins Pisco and Luís Aires de Sousa, *Noções Fundamentais de Imagiologia*: Lidel - Edições Técnicas, 1999.
- [Pope'98] Jean Pope, *Medical Physics: Imaging*. London - UK: Heinemann Advanced Science, 1998.
- [Pozrikidis'98] C. Pozrikidis, *Numerical Computation in Science and Engineering*: Oxford University Press, 1998.
- [Pretorius'99] P. H. Pretorius, W. Xia, M. A. King, B. W. M. Tsui, and K. J. LaCroix, "A mathematical model of motion of the heart for use in generating source and attenuation maps for simulating emission imaging," *Med. Phys.*, vol. 26, no. 11, pp. 2323-2332, 1999.
- [Reid'67] L. Reid, *The pathology of emphysema*. London: Lloyd Luke, 1967.
- [Robb'03] Walter L. Robb, "Perspective on the First 10 Years of the CT Scanner Industry," *Academic Radiology*, vol. 10, no. 7, pp. 756-760, 2003.
- [Rueckert'97] Daniel Rueckert and Peter Burger, "Deformable Templates for Tracking and Analysis of Intravascular Ultrasound Sequences", *Proceedings of First International Workshop of Energy Minimization Methods in Computer Vision and Pattern Recognition*, vol. 1223, pp. 83-98, Venice-Italy, 1997.
- [Santos'04] Beatriz Sousa Santos, Carlos Ferreira, José Silvestre Silva, Augusto Silva, and Luísa Teixeira, "Quantitative Evaluation of a Pulmonary Contour Segmentation Algorithm in X-ray Computed Tomography Images," *Academic Radiology*, vol. 11, no. 8, pp. 868-878, 2004.
- [Schnabel'99] Julia A. Schnabel and Simon R. Arridge, "Active shape focusing," *Image and Vision Computing*, vol. 17, pp. 419-428, 1999.
- [Segars'01] W. P. Segars, D. S. Lalush, and B. M. W. Tsui, "Modelling Respiratory Mechanics in the MCAT and Spline-based MCAT Phantoms," *IEEE Transactions on Nuclear Science*, vol. 48, no. 1, pp. 89-97, 2001.
- [Sethian'97] J.A. Sethian, "Level Set Methods: An Act of Violence," *American Scientist*, vol. 85, no. 3, 1997.

- [Shahraray'89] Behzad Shahraray and David J. Anderson, "Optimal Estimation of Contour Properties by Cross-Validated Regularization," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 11, no. 6, pp. 600-610, 1989.
- [Siddiqi'98] Kaleen Siddiqi, Yves Berube Lauziere, Allen Tannenbaum, and Steven W. Zucker, "Area and Length Minimizing Flows for Shape Segmentation," *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 7, no. 3, pp. 433-443, 1998.
- [Silva'98] José Silvestre Serra Silva, *Estudo do Fosfite de Betaína por Métodos de Difração de Raios-X*, Dissertação de Mestrado: Universidade de Coimbra, 1998.
- [Silva'99] Augusto Marques Ferreira Silva, *Problemas de Reconstrução de Imagem em Tomografia Dinâmica com Raios X*, Dissertação de Doutoramento: Universidade de Aveiro, 1999.
- [Silva'00a] José Silvestre Silva, Augusto Silva, and Beatriz Sousa Santos, "A Fast Approach to Lung Segmentation in X-ray CT Images", *Proceedings of the 11th Portuguese Conference on Pattern Recognition - RECPAD 2000*, pp. 415-418, Porto - Portugal, 2000.
- [Silva'00b] José Silvestre Silva, Augusto Silva, and Beatriz Sousa Santos, "Lung Segmentation Methods in X-ray CT Images", *Proceedings of V Ibero-American Symposium On Pattern Recognition - SIARP'2000*, pp. 583-598, Lisbon - Portugal, 2000.
- [Silva'00c] José Silvestre Silva, Augusto Silva, and Beatriz Sousa Santos, "Quantitative Evaluation and Comparison of Lung Contour Extraction Methods," *Revista de Electrónica e Telecomunicações*, vol. 3, no 2, pp. 102-107, 2000.
- [Silva'01a] Augusto Silva, José Silvestre Silva, Beatriz Sousa Santos, and Carlos Ferreira, "Fast Pulmonary Contour Extraction in X-ray CT Images: A Methodology and Quality Assessment," *SPIE - Medical Imaging 2001: Physiology and Function from Multidimensional Images*, vol. 4321, pp. 216-224, 2001.
- [Silva'01b] José Silvestre Silva, Carlos Ferreira, Beatriz Sousa Santos, Augusto Silva, Pedro Agostinho, et al., "Comparing Inter- and Intra observer Variability of a Segmentation Algorithm and Expert Radiologists in Pulmonary Contours Extraction", *6th Portuguese Conference on Biomedical Engineering - BIOENG 2001*, pp. 123-124 (6 pages extended version available in proceedings conference CD), Faro - Portugal, 2001.

- [Silva'01c] José Silvestre Silva, Beatriz Sousa Santos, Augusto Silva, and Luisa Teixeira, "Identificação, Quantificação e Visualização de Bolhas Pulmonares a partir de Imagens de TAC", *Comunicações Curtas do 10º Encontro Português de Computação Gráfica*, 4 pag., Lisboa - Portugal, 2001.
- [Silva'02] José Silvestre Silva, Augusto Silva, and Beatriz Sousa Santos, "Localização e Representação Tridimensional de Bolhas de Ar a Partir de Tomogramas Pulmonares," *Revista de Electrónica e Telecomunicações*, vol. 3, no 7, pp. 603-608, 2002.
- [Silva'03] José Silvestre Silva, Augusto Silva, Beatriz Sousa Santos, and Joaquim Madeira, "Detection and 3D representation of pulmonary air bubbles in HRCT volumes," *SPIE Medical Imaging 2003: Physiology and Function: Methods, Systems, and Applications*, vol. 5031, pp. 430-439, 2003.
- [Silva'04] José Silvestre Silva, Beatriz Sousa Santos, Augusto Silva, and Joaquim Madeira, "A Level-Set Based Volumetric CT Segmentation Technique: A Case Study with Pulmonary Air Bubbles," in *Lectures Notes in Computer Science - Image Analysis and Recognition - ICIAR 2004*, vol. 3212, pp. 68-75, Eds. A. Campilho and M. Kamel: Springer, 2004.
- [Smyth'97] P.P. Smyth, C.J. Taylor, and J.E. Adams, "Automatic measurement of vertebral shape using active shape models," *Image and Vision Computing*, vol. 15, pp. 575-581, 1997.
- [Sonka'96] Milan Sonka, Wonkyu Park, and Eric A. Hoffman, "Rule-Based Detection of Intrathoracic Airways Trees," *IEEE Transactions on Medical Imaging*, vol. 15, no. 3, pp. 314-326, 1996.
- [Sonka'98] Milan Sonka, Vaclav Hlavac, and Roger Boyle, *Image Processing, Analysis, and Machine Vision*, 2nd ed: PWS Publishing, 1998.
- [Soyer'96] Philippe Soyer, David Heath, David A. Bluemke, Michael A. Choti, Janet E. Kuhlman, et al., "Three Dimensional Helical CT of Intrahepatic Venous Structures: Comparison of Three Rendering Techniques," *Journal of Computer Assisted Tomography*, vol. 20, no. 1, pp. 122-127, 1996.
- [Staib'92] Lawrence H. Staib and James S. Duncan, "Boundary Finding with Parametrically Deformable Models," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 14, no. 11, pp. 1061-1075, 1992.
- [Statsoft'99] Statsoft, *Statistica - release 5.5 for Windows*: Statsoft Inc., 1999.

- [Stegmann'00] Mikkel B. Stegmann, Rune Fisker, Bjarne K. Ersboll, H. H. Thodberg, and L. Hyldstrup, "Active Appearance Models: Theory and Cases", *Proceedings of 9th Danish Conference on Pattern Recognition and Image Analysis*, vol. 1, pp. 49-57, 2000.
- [Stegmann'01] Mikkel B. Stegmann, Rune Fisker, and Bjarne K. Ersboll, "Extending and Applying Active Appearance models for Automated High Precision Segmentation in Different Image Modalities", *Proceedings of 12th Scandinavian Conference on Image Analysis SCIA 2001*, pp. 90-97, Bergen-Norway, 2001.
- [Suri'02] Jasjit S. Suri, Kecheng Liu, Sameer Singh, Swamy N. Laxminarayan, Xiaolan Zeng, et al., "Shape Recovery Algorithms Using Level Sets in 2D/3D Medical Imagery: A State of the Art Review," *IEEE Transactions on Information Technology in BioMedicine*, vol. 6, no. 1, pp. 8-28, 2002.
- [Szekely'96] Gabor Szekely, Andras Kelemen, Christian Brechbuhler, and Guido Gerig, "Segmentation of 2-D and 3-D objects from MRI volume data using constrained elastic deformations of flexible Fourier contour and surface models," *Medical Image Analysis*, vol. 1, no. 1, pp. 19-34, 1996.
- [Taguchi'99] H. Taguchi, Y. Kawata, N. Niki, H. Satoh, H. Ohmatsu, et al., "Lung cancer detection based on helical CT images using curved surface morphology analysis", *SPIE - Medical Imaging 1999: Image Processing*, vol. 3661, pp. 1307-1314, U.S.A., 1999.
- [Takasugi'98] Julie E. Takasugi and David Godwin, "Radiology of Chronic Obstructive Pulmonary Disease," *Radiologic Cl. of North America*, vol. 36, no. 1, pp. 29-55, 1998.
- [Tavares'03] João Tavares, J. Barbosa, and A. Padilha, *Modelos Deformáveis em Imagens Médicas*, Faculdade de Engenharia da Universidade do Porto, Porto - Portugal (Relatório Interno), Janeiro 2003.
- [Terzopoulos'91] Demetri Terzopoulos and Dimitri Metaxas, "Dynamic 3D Models with Local and Global Deformations. Deformable Superquadrics," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 13, no. 7, pp. 703-714, 1991.
- [Thomas'95] J. W. Thomas, *Numerical Partial Differential Equations: Finite Difference Methods*. New York: Springer-Verlag, 1995.
- [Tozaki'98] Tetsuka Tozaki, Yoshiki Kawata, Noboru Niki, Hironobu Ohmatsu, Ryutaro Kakinuma, et al., "Pulmonary organs analysis for differential diagnosis based

- on thoracic thin-section CT images," *IEEE Transactions on Nuclear Science*, vol. 45, no. 6, pp. 3075-3082, 1998.
- [Uppaluri'98] Renuka Uppaluri, Eric A. Hoffman, Milan Sonka, Gary W. Hunninghake, and Geoffrey McLennan, "Interstitial Lung Disease: a Quantitative Study Using the Adaptive Multiple Feature Method," *American Journal of Respiratory and Critical Care Medicine*, vol. 159, pp. 519-525, 1998.
- [Vincken'95] Koen L. Vincken, *Probabilistic Multiscale Image Segmentation by the Hyperstack*: Universitei Utrecht - Nederlands, 1995.
- [Vincken'97] Koen L. Vincken, André S.E. Koster, and Max A. Viergever, "Probabilistic Multiscale Image Segmentation," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 19, no. 2, pp. 109-120, 1997.
- [Wang'94] Ge Wang and Michael W. Vannier, "Longitudinal resolution in volumetric x-ray computerized tomography - Analytical comparison between conventional and helical computerized tomography," *Med. Phys.*, vol. 21, no. 3, pp. 429 - 433, 1994.
- [Wang'97] Ge Wang, Ping-chin Cheng, and Michael W. Vannier, "Spiral CT: Current Status and Future Directions," *Proc. SPIE*, vol. 3149, pp. 203-212, 1997.
- [Wang'98] Yongmei Wang and Lawrence H. Staib, "Boundary Finding with Correspondence Using Statistical Shape Models", *IEEE Conf. Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 338-345, 1998.
- [Wang'00] Haiyan Wang and Bijoy Ghosh, "Geometric Active Deformable Models in Shape Modeling," *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 9, no. 2, pp. 302-308, 2000.
- [Watt'98] Alan Watt and Fabio Policarpo, *The Computer Image*: Addison Wesley, 1998.
- [Webb'96] W. Richard Webb, Nestor L. Muller, and David P. Naidich, *High-Resolution CT of the Lung*, 3rd Edition ed: Lippincott Williams & Wilkins, 1996.
- [Werman'01] Michael Werman and Daniel Karen, "A Bayesian Method for Fitting Parametric and Nonparametric Models to Noisy Data," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 23, no. 5, pp. 528-534, 2001.
- [Xu'98] Chenyang Xu and Jerry L. Prince, "Snakes, Shapes and Gradient Vector Flow," *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 7, no. 3, pp. 359-369, 1998.

-
- [Xu'99] Chenyang Xu, Dzung L. Pham, and Jerry L. Prince, *Image Segmentation Using Deformable Models (cap. III), vol. 2 – Medical Image Processing and Analysis*, SPIE - The International Society for Optical Engineering, 1999.
- [Ye'02] Jong Chul Ye, Yoram Bresler, and Pierre Moulin, "A Self-Referencing Level-Set Method for Image Reconstruction from Sparse Fourier Samples," *International Journal of Computer Vision*, vol. 50, no. 3, pp. 253 - 270, 2002.
- [Ye'97] Anthonhy Yezzi, Satyanad Kichenassamy, Arun Kumar, Peter Olver, and Allen Tannenbaum, "A Geometric Snake Model for Segmentation of Medical Imagery," *IEEE Transactions on Medical Imaging*, vol. 16, no. 2, pp. 199-209, 1997.
- [Yi'99] Jaeyoun Yi, Hyun-Sang Park, and Jong Beom Ra, "A Semantic Object Segmentation Scheme for X-ray Body Images", *SPIE - Medical Imaging 1999: Image Processing*, vol. 3661, pp. 904-910, U.S.A., 1999.
- [Yildiz'04] Altan Yildiz, Fulya Golpinar, Mukadder Calikoglu, and Meltem Nass Duce, "HRCT Evaluation of the Accessory Fissures of the Lung," *European Journal of Radiology*, vol. 49, no. 3, pp. 245-249, 2004.
- [Yin'01] Lijun Yin, Anup Basu, Stefan Bernogger, and Axel Pinz, "Synthesizing realistic facial animations using energy minimization for model-based coding," *Pattern Recognition*, vol. 34, pp. 2201-2213, 2001.
- [Zeng'99] Xiaolan Zeng, Lawrence H. Staib, Robert T. Schultz, and James S. Duncan, "Segmentation and Measurement of the Cortex from 3D MR Images Using Coupled-Surfaces Propagation," *IEEE Transactions on Medical Imaging*, vol. 18, no. 10, pp. 927-937, 1999.

Apêndice A: Bolhas pulmonares e outras patologias

A nível pulmonar existem várias patologias que alteram a capacidade respiratória de forma mais ou menos intensa, e que se acompanham de dispneia. São exemplos, o enfisema, a asma e a fibrose pulmonar. O enfisema é definido como um alargamento permanente dos espaços aéreos distais ao bronquíolo terminal devido à destruição crónica e progressiva dos septos alveolares. Isto reduz a área de superfície disponível para as trocas gasosas com redução da capacidade dos bronquíolos se manterem abertos durante a expiração. Este colapso dos bronquíolos devido à compressão pulmonar durante a expiração origina “air trapping”, o qual, por sua vez, diminui ainda mais a eficiência das trocas gasosas a nível alveolar.

De acordo com a localização das lesões podemos classificar o enfisema em dois tipos: o enfisema panlobular e o centrolobular. O enfisema panlobular é o tipo mais comum e surge quase exclusivamente em fumadores crónicos pesados. O enfisema centrolobular é menos comum e resulta da incapacidade genética de se produzir uma proteína plasmática chamada alfa1-antitripsina. Qualquer destas formas de enfisema, no seu estágio mais avançado, pode apresentar grandes bolhas como resultado da coalescência de vários alvéolos adjacentes, chamando-se muitas vezes neste caso de enfisema bolhoso (figura A.1).

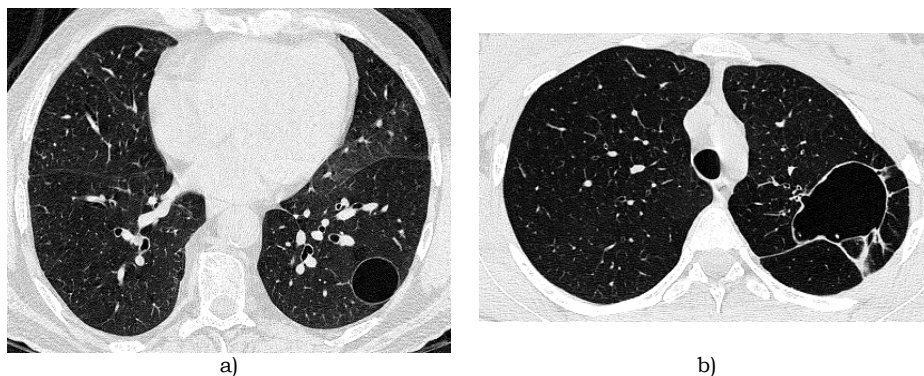


Figura A.1 – Imagens de TAC de alta resolução (TCAR) de 2 pacientes onde se observam bolhas pulmonares de morfologia arredondada em a) e ovalizada em b).

Este caracteriza-se então pela presença de bolhas, se são áreas enfisematosas bem delimitadas, com parede fina e regular de espessura inferior a 1mm e diâmetro que pode oscilar entre 1cm e todo o hemitórax (ver figura A.2). Estas formações podem ser únicas ou múltiplas. Quando as lesões atingem dimensões consideráveis, influenciam negativamente a funcionabilidade do tecido pulmonar adjacente, devido ao jogo não equilibrado de forças de pressão-forças de retracção elástica entre a bolha e as regiões pulmonares vizinhas. As bolhas podem sofrer aumento de tamanho por

ruptura de mais septos alveolares contíguos, complicações como infecção e hemorragia ou, quando se rompem para dentro da cavidade pleural, podem originar pneumotórax (ar na cavidade pleural). Nos fumadores crónicos com grande carga tabágica, podem ocorrer bolhas gigantes, de dimensões variáveis entre os 5cm e os 10cm de diâmetro, distribuídas assimetricamente com predomínio nos lobos superiores [Takasugi'98] [Gennery'04] [Krawczyk'04] [Lim'04].

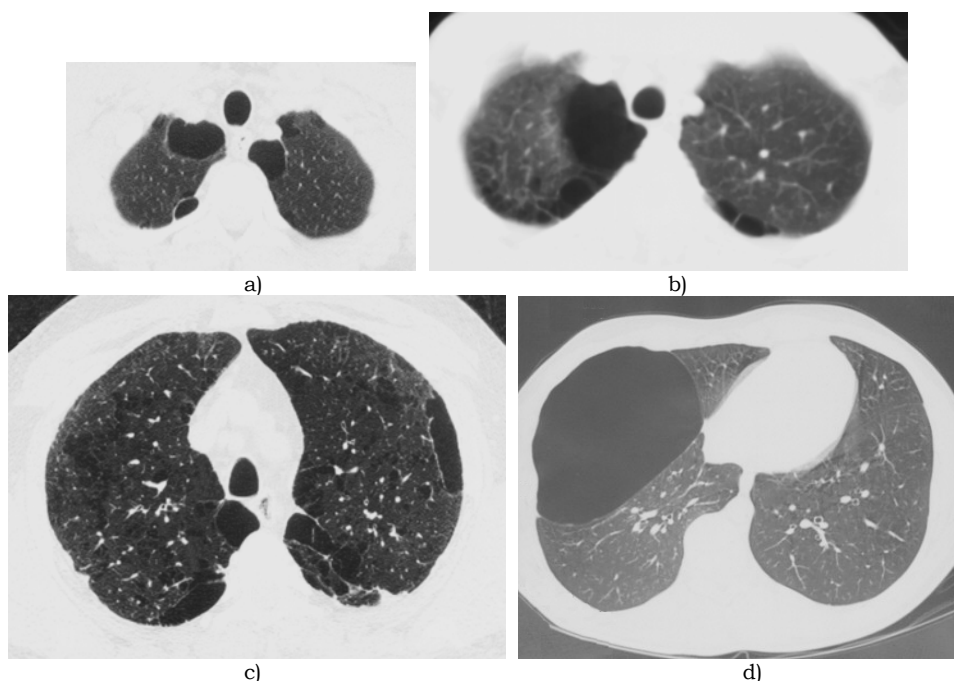


Figura A.2 – a) e b) Dois cortes de TAC dos lobos superiores mostrando bolhas subpleurais de tamanho variável, em doente jovem; c) Corte de TCAR dos lobos superiores com enfisema bolhoso e centrolobular, característico de fumadores; d) Corte de TCAR com bolha gigante.

Por vezes formam-se bolhas valvuladas, as quais são consequência de o bronquíolo que alimenta a bolha estar directamente sujeito à pressão intrapleural, o que faz com que colapse durante a expiração. Nesta situação é como se existisse uma válvula unidireccional, permitindo que o ar entre para essa região durante a inspiração, mas não seja capaz de sair na expiração seguinte. Este efeito de válvula faz com que a bolha contenha ar sob pressão, com a consequente compressão e colapso do tecido pulmonar adjacente.

Os doentes enfisematosos apresentam sintomatologia respiratória dependente das alterações morfológicas referidas, como:

- Hipoxémia, por redução da superfície disponível para que as trocas gasosas sejam efectuadas com eficiência.
- Pneumotórax por ruptura de bolhas para a cavidade pleural.

Dentro das estratégias terapêuticas, a remoção cirúrgica das bolhas de grandes dimensões, que comprimem as estruturas vizinhas é, em algumas situações, uma

opção. Esta abordagem permite a re-expansão do pulmão colapsado com melhoria substancial das provas funcionais respiratórias [Reid'67] [Morgan'89].

A Tomográfica Axial Computorizada (TAC), nomeadamente a sua variante técnica de alta resolução (TCAR), tem sido uma das ferramentas de excelência para análise do pulmão bolhoso. Com efeito, a TCAR permite fazer a detecção precoce de pequenas bolhas, caracterizá-las (número, dimensões, localização, complicações), planear a terapêutica (indicação ou não para cirurgia) e vigiar a sua evolução (aumento de tamanho, aparecimento de novas lesões ou complicações) [Webb'96] [Yildiz'04].

Considerando a imagem radiológica, as bolhas pulmonares pertencem ao grupo das formações pulmonares com conteúdo aéreo, que englobam também quistos, cavernas, pneumatocelos e bronquiectasias quísticas. Os quistos e as cavernas podem ocorrer na sequência de múltiplas patologias, como por exemplo, a fibrose e a tuberculose, respectivamente.

As imagens usadas nesta secção foram disponibilizadas pelo Serviço de Imagiologia dos Hospitais da Universidade de Coimbra e correspondem a exemplos de várias patologias pulmonares. As imagens de TCAR da figura A.3 mostram uma extensa destruição do pulmão com bolhas múltiplas, algumas de dimensões consideráveis, periféricas que ocupam grande parte do campo pulmonar. Estas imagens obtidas em três níveis abrangendo as regiões superior, média e inferior dos pulmões, mostram uma distribuição assimétrica das bolhas. Esta situação é típica do enfisema bolhoso gigante, o qual ocorre principalmente na região superior dos pulmões e as lesões são frequentemente assimétricas.

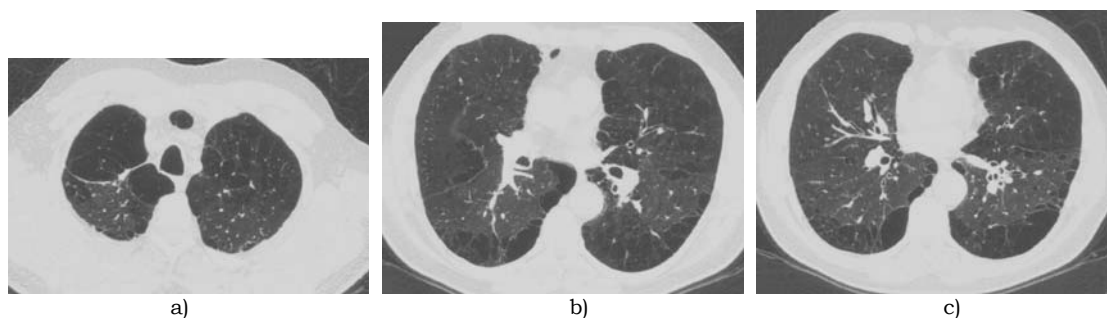


Figura A.3 – Imagens de TCAR de um paciente com enfisema bolhoso gigante.

As imagens da figura A.4 correspondem a exames de TAC (com algoritmo de reconstrução standard) e TCAR (com algoritmo de reconstrução de alta resolução espacial), respectivamente, de um paciente com enfisema bolhoso. Como podemos observar, a reconstrução com algoritmo de alta resolução permite uma maior evidenciação das bolhas pulmonares. Estes espaços enfisematosos paraseptais

alargados, são idênticos aos que ocorrem nos doentes com bolhas gigantes (ver figura A.3).

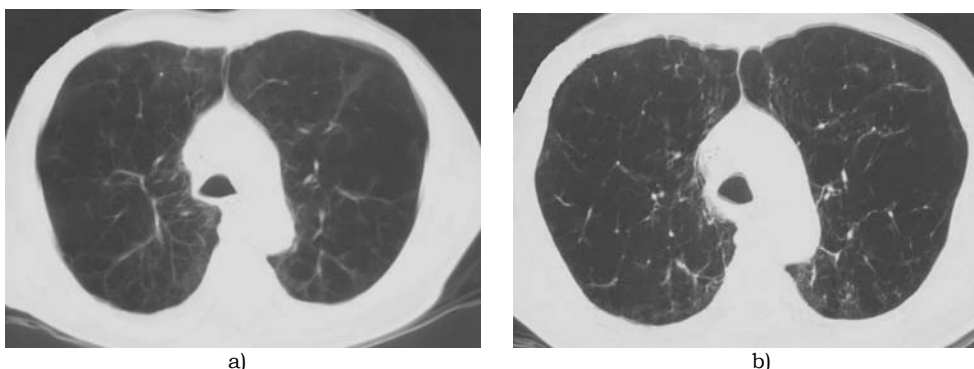


Figura A.4 – Imagens de TAC (a) e TCAR (b) do mesmo paciente.

A figura A.5 é uma imagem de TCAR de um doente com fibrose pulmonar idiopática (FPI), com uma distribuição típica. Atinge principalmente os lobos inferiores e a região posterior. Nas fases avançadas da FPI, atinge todo o pulmão. As formações de conteúdo aéreo são quistos que, ao invés das bolhas, têm parede espessa, encontram-se justapostos (em paliçada) e alternam com zonas de densidade elevada. Estas lesões representam infiltração por fibrose do parênquima pulmonar e originam uma redução do volume pulmonar.

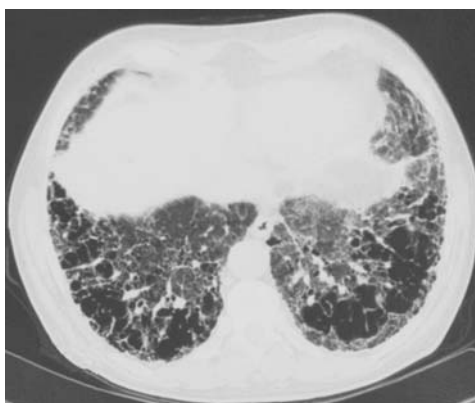


Figura A.5 – Imagem de TCAR com Fibrose Pulmonar Idiopática (FPI).

Mostram-se na figura A.6 duas imagens a nível dos lobos superiores de um doente com tuberculose pulmonar, evidenciando lesões fibróticas, distorção arquitectural, bronquiectasias e cavitações. Trata-se de sequelas do processo inflamatório associado à infecção tuberculosa. Estas cavernas, também formações de conteúdo aéreo, apresentam paredes espessas de contorno irregular, ao contrário do que ocorre nas bolhas, caracterizadas por uma parede muito fina e com contorno muito regular e suave.

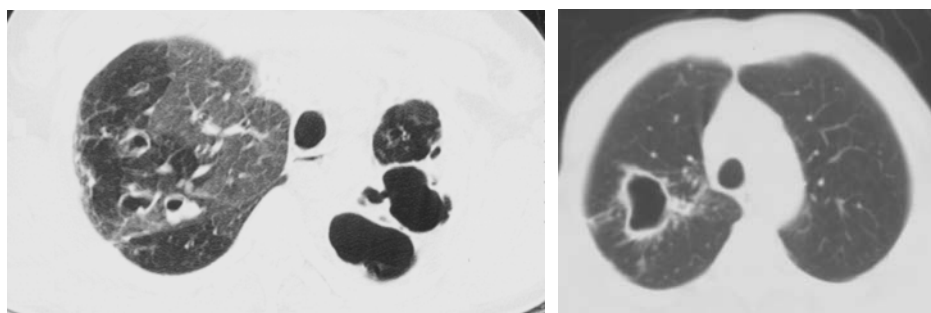


Figura A.6 – Tuberculose.

A figura A.7 representa-se uma imagem de TCAR de um doente com pneumatocele pós-infecção. Como se pode observar, é uma formação quística de parede fina, com nível hidroaéreo, no lobo superior do pulmão direito. A TCAR foi efectuada um mês após uma pneumonia por *Pneumocystis carinii* que evoluiu com pneumatocelos os quais desapareceram por completo em 4 meses. Embora semelhante a uma bolha pulmonar sob o ponto de vista morfológico, o pneumatocele é uma situação reversível que aparece num contexto infeccioso, mais frequentemente na pneumonia por *Estafilococcus* ou por *Pneumocystis carinii*, ao contrário da bolha que é uma situação irreversível.

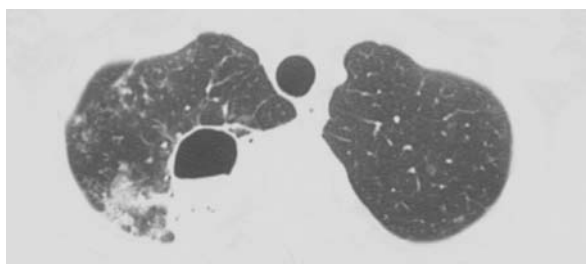


Figura A.7 – Pneumatose pós-infecçiosa.

Na figura A.8 a) e b), observam-se duas imagens de TCAR dos ápices pulmonares de doente com Síndrome de Imuno-Deficiência Adquirida (SIDA) portador de Ppneumonia por *Pneumocystis carinii* (PCP) em fase avançada, mostrando uma substituição da maioria do parênquima pulmonar por quistos irregulares.

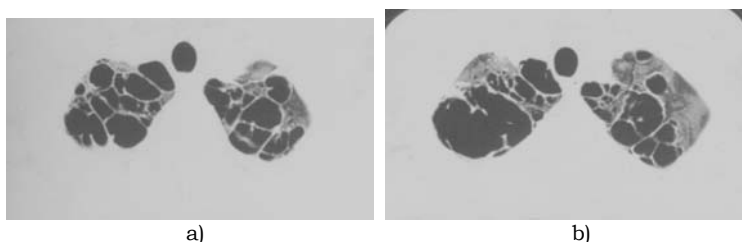


Figura A.8 – Pneumonia por *Pneumocystis Carinii*.

Quando abundantes, estes quistos podem evoluir e aumentar, ficando apenas uma pequena e fina parede a separá-los assumindo formas bizarras. Com este grau de destruição do pulmão (figura A.8 a) e b)), a aparência é quase não específica, sendo indistinguível de outros processos com cavernas ou quistos.

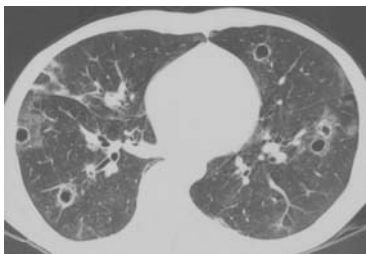


Figura A.9 – Pneumonia por *Pneumocystis Carinii*.

A figura A.9 corresponde igualmente a uma imagem de TCAR de outro doente com SIDA portador de Pneumonia por *Pneumocystis carinii*, mostrando lesões pulmonares com quistos circunscritos por paredes espessas em ambos os pulmões.

Apêndice B: Contornos Activos ou Snakes

Os contornos activos, também chamados de *snakes*, são considerados curvas fechadas que, sob o controlo de um método apropriado, ajustam-se às fronteiras dos objectos de acordo com uma função de minimização de energia [Kass'88] [Leymarie'93] [Lam'94] [Yezzi'97].

a) A função energia

Um contorno activo, ou contorno deformável é uma curva $v(s) = (x(s), y(s))$, em que $x(s)$ e $y(s)$ são as coordenadas dos pontos da curva definidos em função do parâmetro s .

A energia de um contorno [Cohen'91] [Blake'98] é definida por:

$$E_{total} = E_{int} + E_{ext} = \int w_1 \left| \frac{\partial v}{\partial s} \right|^2 + w_2 \left| \frac{\partial^2 v}{\partial s^2} \right|^2 ds + E_{Ext} \quad (B.1)$$

em que o primeiro termo da energia interna corresponde à elasticidade e o segundo termo da energia interna corresponde à rigidez, w_1 e w_2 são constantes positivas. A energia externa é determinada por $E_{ext} = -\|\nabla I\|^2$ sendo I a imagem em estudo [Cohen'91].

b) Minimização da energia

Para que o contorno coincida com o objecto, deve-se determinar v tal que corresponde a um mínimo da energia total. Como a energia externa é constante, numa primeira fase é calculado $v(s)$ que minimize a energia interna. A expressão da energia interna pode ser escrita na forma:

$$E_{int} = \int f \left(v, \frac{\partial v}{\partial s}, \frac{\partial^2 v}{\partial s^2} \right) ds \quad (B.2)$$

com

$$f \left(v, \frac{\partial v}{\partial s}, \frac{\partial^2 v}{\partial s^2} \right) = w_1 \left| \frac{\partial v}{\partial s} \right|^2 + w_2 \left| \frac{\partial^2 v}{\partial s^2} \right|^2 \quad (B.3)$$

A solução da minimização da energia interna, é obtida a partir da equação diferencial de ordem quatro [Courant'55] [Arfken'70] [Cohen'91]:

$$\frac{\partial f}{\partial v} - \frac{d}{ds} \frac{\partial f}{\partial v_s} + \frac{d^2}{ds^2} \frac{\partial f}{\partial v_{ss}} = 0 \quad (\text{B.4})$$

em que v_s e v_{ss} são a primeira e segunda derivadas de v , respectivamente. A expressão anterior é equivalente a:

$$0 - \frac{d}{ds} \left(2w_1 \left| \frac{\partial v}{\partial s} \right| \right) + \frac{d^2}{ds^2} \left(2w_2 \left| \frac{\partial^2 v}{\partial s^2} \right| \right) = 0 \quad (\text{B.5})$$

pelo que:

$$-w_1 \frac{\partial^2 v}{\partial s^2} + w_2 \frac{\partial^4 v}{\partial s^4} = 0 \quad (\text{B.6})$$

pode rescrever-se na forma:

$$-\frac{\partial}{\partial s} \left(w_1 \frac{\partial v}{\partial s} \right) + \frac{\partial^2}{\partial s^2} \left(w_2 \frac{\partial^2 v}{\partial s^2} \right) = 0 \quad (\text{B.7})$$

que corresponde à equação de Euler-Lagrange. A solução desta equação é também solução da equação da energia interna.

c) Discretização da energia interna

Substituindo as derivadas da equação de Euler-Lagrange pelas aproximações de diferenças centradas [Pozrikidis'98] [Fausett'99], obtém-se:

$$-\frac{w_1}{h^2} (v_{i+1} - 2v_i + v_{i-1}) + \frac{w_2}{h^4} (v_{i+2} - 4v_{i+1} + 6v_i - 4v_{i-1} + v_{i-2}) = 0 \quad (\text{B.8})$$

em que $h = \frac{1}{N}$ e $N =$ número de pontos, admitindo que os pontos do contorno estão igualmente espaçados. Admite-se ainda que, mesmo quando o contorno evolui, a energia interna do contorno garante o igual espaçamento entre os pontos do contorno.

As condições fronteira para um contorno com N pontos são:

$$\begin{aligned} v_{N+1} &= v_1 \\ v_{N+2} &= v_2 \\ v_0 &= v_N \\ v_{-1} &= v_{N-1} \end{aligned} \quad (\text{B.9})$$

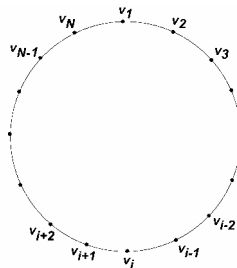


Figura B.1 – Exemplo de um contorno fechado, constituído por N pontos.

A minimização da energia total corresponde a resolver:

$$\nabla E_{\text{int}} + \nabla E_{\text{ext}} = 0 \quad (\text{B.10})$$

Definindo

$$F_{\text{ext}} = -\nabla E_{\text{ext}} \quad (\text{B.11})$$

a expressão (B.8) fica:

$$v_{i+2} \left(\frac{w_2}{h^4} \right) + v_{i+1} \left(-\frac{w_1}{h^2} - \frac{4w_2}{h^4} \right) + v_i \left(\frac{2w_1}{h^2} + \frac{6w_2}{h^4} \right) + v_{i-1} \left(-\frac{w_1}{h^2} - \frac{4w_2}{h^4} \right) + v_{i-2} \left(\frac{w_2}{h^4} \right) = F_{\text{ext}} \quad (\text{B.12})$$

d) Forma matricial

Definindo os coeficientes:

$$a_1 = \frac{2w_1}{h^2} + \frac{6w_2}{h^4} \quad a_2 = -\frac{w_1}{h^2} - \frac{4w_2}{h^4} \quad a_3 = \frac{w_2}{h^4} \quad (\text{B.13})$$

A expressão (B.12) pode ser expressa na forma matricial:

$$\begin{bmatrix} a_1 & a_2 & a_3 & 0 & 0 & 0 & 0 & \cdots & \cdots & 0 & 0 & 0 & 0 & a_3 & a_2 \\ a_2 & a_1 & a_2 & a_3 & 0 & 0 & 0 & \cdots & \cdots & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & a_3 \\ a_3 & a_2 & a_1 & a_2 & a_3 & 0 & 0 & \cdots & \cdots & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & a_3 & a_2 & a_1 & a_2 & a_3 & 0 & \cdots & \cdots & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & a_3 & a_2 & a_1 & a_2 & a_3 & \cdots & \cdots & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \cdots & \cdots & a_3 & a_2 & a_1 & a_2 & a_3 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \cdots & \cdots & 0 & a_3 & a_2 & a_1 & a_2 & a_3 \\ a_3 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \cdots & \cdots & 0 & 0 & a_3 & a_2 & a_1 & a_2 \\ a_2 & a_3 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \cdots & \cdots & 0 & 0 & 0 & a_3 & a_2 & a_1 \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} v_1 \\ v_2 \\ v_3 \\ v_4 \\ v_5 \\ \cdots \\ \cdots \\ v_{N-3} \\ v_{N-2} \\ v_{N-1} \\ v_N \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} F_1 \\ F_2 \\ F_3 \\ F_4 \\ F_5 \\ \cdots \\ \cdots \\ F_{N-3} \\ F_{N-2} \\ F_{N-1} \\ F_N \end{bmatrix} \quad (\text{B.14})$$

com $v_i = (x_i, y_i)$, $F_i = (F_{x,i}, F_{y,i})$ e com as condições fronteira referidas em (B.9).

As matrizes podem ser escritas na forma compacta:

$$\mathbf{A} \cdot \mathbf{V} = \mathbf{F} \quad (\text{B.15})$$

e) Evolução temporal do contorno

A equação (B.1) corresponde a um contorno estático. É necessário adicionar a esta equação a evolução no tempo, obtendo-se:

$$\frac{\partial v}{\partial t} + \nabla E_{\text{int}} + \nabla E_{\text{ext}} = 0 \quad (\text{B.16})$$

A equação de Euler-Lagrange com componente temporal é:

$$\frac{\partial v}{\partial t} - \frac{\partial}{\partial s} \left(w_1 \frac{\partial v}{\partial s} \right) + \frac{\partial^2}{\partial s^2} \left(w_2 \frac{\partial^2 v}{\partial s^2} \right) = F_{\text{ext}} \quad (\text{B.17})$$

com as seguintes condições fronteira (para formar um contorno fechado):

A minimização da energia total corresponde a resolver:

$$\nabla E_{\text{int}} + \nabla E_{\text{ext}} = 0 \quad (\text{B.10})$$

Definindo

$$F_{\text{ext}} = -\nabla E_{\text{ext}} \quad (\text{B.11})$$

a expressão (B.8) fica:

$$v_{i+2} \left(\frac{w_2}{h^4} \right) + v_{i+1} \left(-\frac{w_1}{h^2} - \frac{4w_2}{h^4} \right) + v_i \left(\frac{2w_1}{h^2} + \frac{6w_2}{h^4} \right) + v_{i-1} \left(-\frac{w_1}{h^2} - \frac{4w_2}{h^4} \right) + v_{i-2} \left(\frac{w_2}{h^4} \right) = F_{\text{ext}} \quad (\text{B.12})$$

d) Forma matricial

Definindo os coeficientes:

$$a_1 = \frac{2w_1}{h^2} + \frac{6w_2}{h^4} \quad a_2 = -\frac{w_1}{h^2} - \frac{4w_2}{h^4} \quad a_3 = \frac{w_2}{h^4} \quad (\text{B.13})$$

A expressão (B.12) pode ser expressa na forma matricial:

$$\begin{bmatrix} a_1 & a_2 & a_3 & 0 & 0 & 0 & 0 & \cdots & \cdots & 0 & 0 & 0 & 0 & a_3 & a_2 \\ a_2 & a_1 & a_2 & a_3 & 0 & 0 & 0 & \cdots & \cdots & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & a_3 \\ a_3 & a_2 & a_1 & a_2 & a_3 & 0 & 0 & \cdots & \cdots & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & a_3 & a_2 & a_1 & a_2 & a_3 & 0 & \cdots & \cdots & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & a_3 & a_2 & a_1 & a_2 & a_3 & \cdots & \cdots & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \cdots & \cdots & a_3 & a_2 & a_1 & a_2 & a_3 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \cdots & \cdots & 0 & a_3 & a_2 & a_1 & a_2 & a_3 \\ a_3 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \cdots & \cdots & 0 & 0 & a_3 & a_2 & a_1 & a_2 \\ a_2 & a_3 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \cdots & \cdots & 0 & 0 & 0 & a_3 & a_2 & a_1 \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} v_1 \\ v_2 \\ v_3 \\ v_4 \\ v_5 \\ \cdots \\ \cdots \\ v_{N-3} \\ v_{N-2} \\ v_{N-1} \\ v_N \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} F_1 \\ F_2 \\ F_3 \\ F_4 \\ F_5 \\ \cdots \\ \cdots \\ F_{N-3} \\ F_{N-2} \\ F_{N-1} \\ F_N \end{bmatrix} \quad (\text{B.14})$$

com $v_i = (x_i, y_i)$, $F_i = (F_{x,i}, F_{y,i})$ e com as condições fronteira referidas em (B.9).

As matrizes podem ser escritas na forma compacta:

$$\mathbf{A} \cdot \mathbf{V} = \mathbf{F} \quad (\text{B.15})$$

e) Evolução temporal do contorno

A equação (B.1) corresponde a um contorno estático. É necessário adicionar a esta equação a evolução no tempo, obtendo-se:

$$\frac{\partial v}{\partial t} + \nabla E_{\text{int}} + \nabla E_{\text{ext}} = 0 \quad (\text{B.16})$$

A equação de Euler-Lagrange com componente temporal é:

$$\frac{\partial v}{\partial t} - \frac{\partial}{\partial s} \left(w_1 \frac{\partial v}{\partial s} \right) + \frac{\partial^2}{\partial s^2} \left(w_2 \frac{\partial^2 v}{\partial s^2} \right) = F_{\text{ext}} \quad (\text{B.17})$$

com as seguintes condições fronteira (para formar um contorno fechado):

$$\begin{aligned} v_{t,N+1} &= v_{t,1} \\ \frac{\partial}{\partial s} v_{t,N+1} &= \frac{\partial}{\partial s} v_{t,1} \end{aligned} \quad (\text{B.18})$$

Usando a aproximação das diferenças ascendentes para substituir as derivadas temporais [Pozrikidis'98] [Fausett'99], tem-se que:

$$\frac{\partial v}{\partial t} \cong \frac{1}{\tau} (v_{t_{n+1}} - v_{t_n}) \quad (\text{B.19})$$

com $\tau = t_{n+1} - t_n$. Substituindo (B.19) em (B.17) e atendendo a que (B.12) é solução parcial da equação (B.17), como o parâmetro espacial s é independente do parâmetro temporal t , vem que:

$$\frac{1}{\tau} (v_{n+1,i} - v_{n,i}) + (a_3 \times v_{n,i+2} + a_2 \times v_{n,i+1} + a_1 \times v_{n,i} + a_2 \times v_{n,i-1} + a_3 \times v_{n,i-2}) = F_{ext} \quad (\text{B.20})$$

que pode ser escrito na forma matricial

$$\frac{1}{\tau} (\mathbf{V}_{n+1} - \mathbf{V}_n) + \mathbf{A} \cdot \mathbf{V}_n = \mathbf{F} \quad (\text{B.21})$$

ou seja,

$$\mathbf{V}_{n+1} = (\mathbf{I} - \tau \mathbf{A}) \mathbf{V}_n + \tau \mathbf{F} \quad (\text{B.22})$$

em que \mathbf{I} é a matriz identidade.

Inicialmente determina-se um contorno de partida, \mathbf{V}_0 , assim como o conjunto de forças externas \mathbf{F} associadas à imagem. As forças internas (ou seja, a energia interna) estão representadas de forma implícita na matriz \mathbf{A} .

A equação (B.22) é resolvida iterativamente até se atingir uma condição de paragem, que poderá ser a diferença das coordenadas entre dois instantes consecutivos inferior a um determinado erro, ou até ser atingido um número máximo de iterações.