

# **CAPÍTULO I**

## **INTRODUÇÃO**

O presente trabalho inscreve-se na Unidade Curricular de Projecto, no âmbito do Curso de Mestrado Integrado em Engenharia Biomédica, realizada em parceria entre o Departamento de Física da Faculdade de Ciência e Tecnologia da Universidade de Coimbra e o Serviço de Imagiologia dos Hospitais da Universidade de Coimbra. Esta dissertação, incidindo no estudo da segmentação do fígado para transplante a partir de dadores vivos, foi realizada de Setembro de 2010 a Setembro de 2011. Tem como objectivo o aprofundamento dos conhecimentos e competências na investigação, na generalidade, e na área científica de processamento de imagem, em particular.

### **1.1. CONTEXTUALIZAÇÃO DA PROBLEMÁTICA**

O aparecimento da imagiologia médica na área clínica apresentou-se como uma mais valia, sobretudo no que se refere à decisão terapêutica e à melhoria da capacidade de diagnóstico. As inúmeras modalidades de imagiologia médica existentes apresentam-se, assim, como uma ferramenta de base terapêutica, com grande aplicabilidade em várias áreas de intervenção, designadamente cirúrgica. Na medida em que permitem proceder a simulações do procedimento cirúrgico, na sua globalidade, maximizando a probabilidade de sucesso e a segurança de intervenções, que são, por natureza, invasivas.

O aprofundamento dos conhecimentos e a evolução dos conceitos, tanto na área médica como na campo da imagiologia e da engenharia, têm impulsionado o desenvolvimento de métodos ou estratégias computacionais, para identificar estruturas anatómicas, permitindo ainda diagnosticar lesões, bem como avaliar a evolução de uma patologia, designadamente hepática.

Com a descoberta da capacidade de auto-regeneração do tecido hepático saudável, surgiu a possibilidade de adultos saudáveis doarem parte do seu fígado a pessoas em estágio terminal por doença hepática crónica ou com outras patologias ou lesões para as quais não existe terapêutica médica, assegurando ao doente a única possibilidade de sobrevivência [1]. De facto, constituiu um avanço científico notável com amplas vantagens [2], das quais se destacam:

- o combate à escassez de fígados compatíveis provenientes de cadáveres;
- a possibilidade de transplantar a fracção hepática imediatamente (alguns minutos) após a sua remoção do dador; e
- o impulso ao desenvolvimento de algoritmos (métodos computacionais) que permitem identificar, delimitar e quantificar o volume mínimo de fígado necessário para transplantar, com intuito de evitar complicações no decurso da cirurgia e no pós-operatório.

## 1.2. OBJECTIVO DO ESTUDO E MOTIVAÇÃO

Com o presente estudo, pretendeu-se segmentar fígado para transplante a partir de dadores vivos.

Traçado o objectivo geral, definiram-se os seguintes objectivos específicos que, de certo modo, conformam o enquadramento lógico do trabalho:

1. Conhecer o “Estado da Arte” das várias temáticas abrangidas pelo trabalho;
2. Detectar os contornos da região hepática (segmentação 3D do fígado);
3. Avaliar, quantitativamente, o método de segmentação hepático implementado;
4. Identificar a estrutura vascular;
5. Localizar os oito segmentos de *Couniaud*.

A presente investigação insere-se no investimento crescente, a que se tem assistido nos últimos anos, por parte da comunidade científica. A actualidade

caracteriza-se, em grande medida, pelo aprofundamento de métodos desenvolvidos, onde a Engenharia Biomédica se tem destacado.

Este curso articula conhecimentos de vários ramos da ciência (física, química, electrónica, informática, entre outras) que permitem, entre outros, compreender e controlar os sistemas biológicos, bem como produzir instrumentação médica capaz de monitorizar funções fisiológicas, potenciando a capacidade diagnóstica e terapêutica. Constitui assim, um curso com um carácter altamente tecnológico e inovador. Nesta perspectiva, a escolha de um projecto académico, na área de processamento de imagem, mereceu a minha opção em relação aos demais apresentados, por constituir uma possibilidade de desenvolver competências na área da programação, como base tecnológica de relevância incontornável, na actualidade. Acresce ainda o facto de a iniciação à investigação nesta área (programação) aplicada ao fígado, cuja produção de conhecimento nos últimos anos tem vindo a consolidar-se, constituir uma oportunidade para aprofundar conhecimentos e competências de forma sustentada, susceptíveis de serem mobilizadas em outras áreas de estudo, para além da hepática. A escolha deste projecto insere-se, ainda, no interesse pela investigação, desde logo consubstanciado pela integração no Projecto GAI (Gabinete de Apoio à Investigação), onde tive a oportunidade de colaborar com o grupo de investigação da Unidade de Genética e Molecular do Instituto de Medicina Legal de Coimbra, no estudo da relação entre os genes e o suicídio, durante um período de 2 anos.

### **1.3. PUBLICAÇÃO**

O trabalho desenvolvido durante este projecto resultou numa publicação no *RECPAD 2010 – 16th Portuguese Conference on Pattern Recognition*.

- Fabiana Rodrigues, et al. “Liver Segmentation based on Region Growing”, 16ª Conferência Portuguesa de Reconhecimento de Padrões (ReCPad 2010), 2 páginas, Universidade de Trás-os-Montes e Alto Douro- Portugal, Outubro de 2010.

Num futuro próximo, espero submeter este trabalho a outra conferência ou a uma revista científica.

## 1.4. ORGANIZAÇÃO DO TRABALHO

Esta investigação, “Segmentação de fígado para transplante a partir de dadores vivos”, encontra-se estruturada em oito capítulos.

No presente capítulo (Capítulo I), apresentam-se uma contextualização e justificação da problemática em estudo, bem como os objectivos do trabalho e a organização da tese, resumindo-se os vários assuntos mencionados em cada capítulo. Destaca-se, ainda, a referência à publicação resultante do estudo efectuado.

No segundo capítulo, são abordados conceitos relacionados com a anatomia e fisiologia hepática, terminando-se o mesmo com uma breve referência às principais patologias do fígado e aos princípios técnicos associados ao transplante hepático, a partir de dadores vivos.

De seguida, no terceiro capítulo, para além de se abordarem conceitos relacionados com a aquisição de imagens TC, é descrita a formação de raios X e o modo como estes interagem com a matéria.

No capítulo seguinte (capítulo IV), é realizada uma abordagem teórica dos diversos métodos de segmentação de imagens médicas. Numa primeira fase, é dada ênfase ao processamento de baixo nível, seguindo-se da descrição de alguns dos modelos deformáveis mais usados no estudo de imagens médicas.

No quinto capítulo, aborda-se o “estado da arte”, na área à qual o trabalho se propõe, a partir dos estudos científicos recentes, centrados, fundamentalmente, na detecção do contorno hepático, localização da rede vascular, determinação dos oito segmentos de *Couniaud* e na determinação do volume ideal de ressecção.

No seguinte capítulo (Capítulo VI), traz-se a debate o percurso metodológico adoptado para a determinação do local ideal de ressecção. Assim, numa primeira fase, aborda-se a segmentação hepática e procede-se à avaliação estatística do método. De seguida, desenvolve-se a localização da rede vascular hepática e determinam-se os oito segmentos de *Couniaud*.

No capítulo VII, são apresentados os resultados e, simultaneamente, a discussão dos mesmos.

Por último, no capítulo VIII são apresentadas as conclusões deste trabalho e dadas recomendações para trabalhos futuros a serem realizados numa mesma temática.

## CAPÍTULO II

### ANATOMIA E FISIOLOGIA HEPÁTICA

Tendo o trabalho como objectivo a determinação do local ideal de ressecção hepática, neste capítulo, abordam-se considerações gerais acerca da anatomia e fisiologia hepática. Termina-se o mesmo (capítulo) com a alusão aos princípios técnicos associados ao transplante hepático.

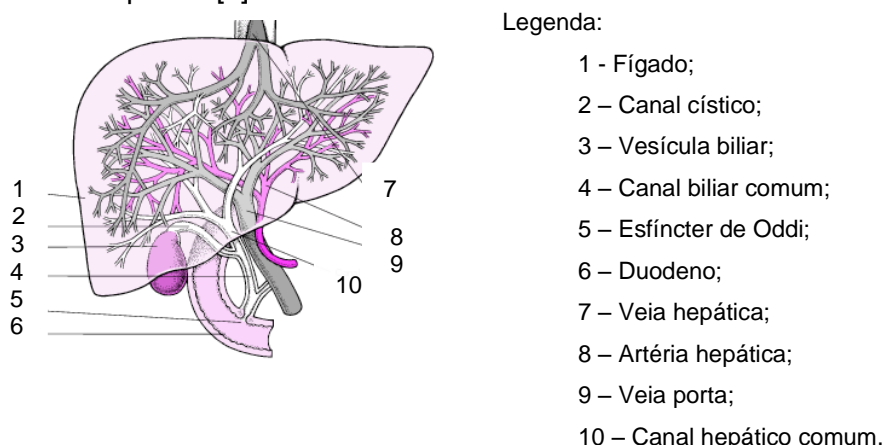
#### 2.1. ANATOMIA HEPÁTICA

O fígado é um órgão que actua tanto como glândula exócrina (segrega substâncias/ secreções para outros órgãos ou mesmo para o exterior do corpo através de canais excretores) como endócrina (produz substâncias e lança-as directamente na corrente sanguínea e sistema linfático). Esta glândula, a maior do organismo, localiza-se no quadrante superior direito do abdómen (hipocôndrio direito) abaixo do diafragma, sustentada por ligamentos. É um órgão bastante volumoso, pesando no homem adulto entre 2300 a 2500 gramas [3].

Analisando a morfologia externa do fígado, verificamos que apresenta uma forma ovóide, podendo-se identificar três faces, três margens e duas extremidades. No âmbito das primeiras (faces), partindo das características específicas de cada uma delas, podemos citar as faces superior ou diafragmática, posterior ou vertebral e a inferior ou visceral. A face superior é lisa e de forma convexa, estando dividida no lobo esquerdo e direito, pelo ligamento falciforme. A face inferior é marcada pela presença

de três depressões ou sulcos, provocados/as: (1) pelo o hilo hepático, que é composto pela veia porta, artéria hepática e via biliar; (2) pela veia cava inferior que passa atrás e encostada ao fígado; (3) pela vesícula biliar, que está em contacto com a porção anterior da face inferior do fígado. As margens separam as faces, sendo uma anterior (limita as faces diafragmática e visceral do fígado), uma póstero-superior (corresponde à junção da face vertebral com a face diafragmática do fígado) e uma póstero-inferior (corresponde a junção da face visceral e vertebral do fígado). O fígado, como mencionado anteriormente, apresenta duas extremidades: esquerda e direita. A extremidade esquerda do fígado caracteriza-se por ser fina e achatada, assemelhando-se a uma lingueta. Por sua vez, a extremidade direita hepática apresenta uma forma arredonda e extremamente desenvolvida [3].

O fígado encontra-se dividido em dois lobos: o esquerdo e o direito, e cada um dos lobos é constituído por segmentos. Contudo, numa análise anatómica o lobo direito inclui os segmentos IV, V, VI, VII e VIII, sendo o lobo esquerdo constituído apenas pelos segmentos II e III. Por sua vez, na divisão cirúrgica, o segmento IV pertence ao lobo esquerdo [4].



**Figura 2.1.** Vascularização hepática [6].

Trata-se de um órgão extremamente vascularizado (Figura 2.1), recebendo 25-30% do débito cardíaco e com características específicas, uma vez que recebe sangue da veia porta e artéria hepática [3; 5]. Resumidamente, a partir da veia porta (75%), o fígado recebe sangue venoso, rico em nutrientes absorvidos a nível intestinal e do baço, filtrando o sangue antes de este regressar ao coração. A veia porta resulta da união da veia mesentérica superior com a veia esplênica e divide-se em dois ramos: o esquerdo e o direito, antes de entrar no fígado, que, por sua vez, se ramificam em diversas veias que se abrem nos sinusóides hepáticos (rede de capilares). O sangue é posteriormente reabsorvido, circulando em direcção à veia cava inferior através das veias hepáticas. A artéria hepática fornece sangue rico em

oxigénio (sangue arterial) ao fígado, correspondendo aos 25% do débito restante [3; 6].

O fígado é constituído por hepatócitos, células poligonais produtoras de substâncias essenciais (proteínas) para o equilíbrio do organismo humano. Os hepatócitos organizam-se em lóbulos hepáticos, constituindo estes a unidade funcional básica do fígado. O fígado pode ser constituído por 50 000 a 100 000 lóbulos hepáticos. A maior parte dos lóbulos encontram-se em contacto, pese em algumas regiões estejam separados por tecido conjuntivo e vasos. Estas regiões são designadas por espaço-porta, sendo cada um deles (espaço-porta) constituído por uma vênula, uma arteríola, um ducto biliar, vasos linfáticos e nervos. Na medida em que na sua constituição predominam vênulas, arteríolas e ductos biliares, pode também ser designado por tríade porta. O sangue da tríade passa para uma rede de capilares extremamente finos que percorrem todo o órgão, conferindo-lhe uma estrutura altamente irrigada e com elevado poder de regeneração. Esta rede de capilares é designada por sinusóides. As suas paredes (dos sinusóides) são revestidas, quer por células endoteliais, quer por células fagocitárias designadas por células de *kupffer*, permitindo filtrar o sangue. Os sinusóides não se encontram em contacto directo com os hepatócitos, sendo este espaço de separação denominado “Disse”, o qual é rico em fibras reticulares [5].

## 2.2. O FÍGADO E AS SUAS FUNÇÕES

O fígado desempenha inúmeras funções, a nível metabólico, secretor e de depuração, destacando-se:

- a recepção do sangue proveniente dos intestinos, rico em nutrientes e substâncias absorvidas, filtrando-o antes de este regressar ao coração;
- o armazenamento de ferro sob forma de ferritina, regulando, assim, os níveis de ferro na corrente sanguínea;
- a produção da bÍlis e sais biliares com acção no processo digestivo. (Produzidos nos hepatócitos e armazenados na vesícula biliar, uma vez lançados no tubo digestivo, os sais biliares actuam como “detergentes”, desintegrando partículas de gorduras, facilitando posteriormente a acção da lipase pancreática);

- a produção de proteínas e lipoproteínas, como a albumina (principal proteína do plasma sanguíneo) e o fibrinogénio (substância que torna possível a coagulação sanguínea – factor de coagulação);
- o controlo dos níveis de açúcares no sangue. (Os açúcares ingeridos são armazenados sob forma de glicogénio no fígado, podendo este ser convertido em glicose, sendo, posteriormente, libertada na corrente sanguínea.);
- a acção a nível do metabolismo lipídico. (Embora este metabolismo ocorra em quase todas as células, processa-se mais rapidamente no fígado, Neste, ocorre a degradação dos ácidos gordos sendo os compostos obtidos utilizados na produção de energia, colesterol, fosfolipídios, entre outros.);
- a neutralização de substâncias tóxicas, como álcool, cafeína, nicotina, produtos tóxicos resultantes das reacções metabólicas, tornando-as inactivas, susceptíveis de serem eliminadas, quer pela urina quer pela bÍlis (desintoxicação);
- o armazenamento de vitaminas, tais como: vitamina A, D, E e B12;
- a oxidação dos aminoácidos ingeridos através da dieta, sendo o nitrogénio resultante libertado pela urina, sob forma de ureia.

São, assim, múltiplas e vitais as funções do fígado, o que faz com que seja a glândula anexa mais importante do tubo digestivo.

## **2.3. AS PRINCIPAIS PATOLOGIAS DO FÍGADO**

As principais patologias que afectam este órgão e culminam no transplante hepático são a hepatite e a cirrose, sendo esta última considerada a doença hepática que mais mata, em Portugal [7]. Ambas provocam, frequentemente, alterações no tamanho e na forma do órgão, devido à perda da capacidade de auto-regeneração do mesmo.

As doenças do fígado podem ser provocadas quer por agentes químicos (drogas, álcool, medicamentos), quer por acção de bactérias, vírus ou obstrução dos ductos biliares.

Um dos sinais de patologia hepática mais comum é a icterícia, que se caracteriza pelo tom amarelado da pele e das mucosas oculares, provocado pela acumulação de pigmentos biliares, quer na pele quer, nos fluidos corporais. Podem



ocorrer outros sintomas, mas não são tão esclarecedores, designadamente: perda de massa muscular, fadiga, perda de memória, alterações da coagulação do sangue, encefalopatia hepática ou acumulação de grande quantidade de fluído no peritoneu (ascite).

A cirrose é definida como um processo patológico crónico, no qual há formação de tecido fibroso e nódulos de regeneração, podendo culminar na atrofia do tecido hepático (necrose celular) e, conseqüentemente na falência do órgão. A área de necrose celular vai sendo, progressivamente, ocupada por tecido conjuntivo, provocando alterações no tamanho e na forma do fígado. É uma doença que, no seu estágio inicial, é de difícil diagnóstico, na medida em que a parte saudável do fígado consegue compensar a área lesada. Um dos sintomas mais comuns desta patologia é o aumento da pressão sanguínea na veia porta, que irriga o fígado, e em todas as suas tributárias. Este aumento da pressão sanguínea resulta das alterações da circulação sanguínea do órgão em consequência da lesão hepática, podendo provocar hemorragias digestivas graves, como por exemplo varizes esofágicas. É predominante na população alcoólica, sendo que todas as patologias que provocam inflamação crónica do fígado, como hepatite, paludismo, esquistossomiase e sífilis (mais raramente), podem culminar em cirrose.

A hepatite é uma inflamação do fígado, geralmente provocada pela acção de um vírus de uma das seis variantes conhecidas (A, B, C, D e E) [8]. Pode, porém, ser desencadeada pelo consumo de álcool, medicamentos e algumas plantas. A gravidade da patologia depende do tipo de hepatite e do estágio em que se encontra aquando do diagnóstico. Passível de evoluir para a cronicidade ou originar lesões mais graves como cancro hepático ou cirrose, pode culminar na morte do paciente. Existem ainda as hepatites auto-imunes resultantes de alterações do sistema imunitário, que estão na génese do reconhecimento das células do fígado como estranhas, atacando-as, desencadeando uma inflamação crónica e destruição das mesmas.

Deste modo, poder-se-á recorrer a um transplante hepático sempre que se verifique a falência ou perda, de forma irreversível, das funções vitais do fígado, não havendo outro tratamento médico ou cirúrgico capaz de restabelecer essas mesmas funções. O transplante hepático apresenta-se também como uma alternativa, nas situações de tumor quando já não existe outra possibilidade ou forma de tratamento [1].

## 2.4. TRANSPLANTE HEPÁTICO

O primeiro transplante hepático realizou-se em 1963, por um cirurgião norte-americano, Dr. Thomas Starzl. Todavia, só quatro anos depois (1967), surgiu o primeiro transplante hepático bem sucedido, em Denver, EUA. Algumas décadas passaram, até esta realidade chegar ao nosso país. O primeiro transplante de fígado em Portugal realizou-se, apenas, em Setembro de 1992, no Hospital Curry Cabral [9]. Porém, no ano 2009, segundo os dados do Conselho da Europa, Portugal era considerado o líder mundial de transplante de fígado, ultrapassando os Estados Unidos [10].

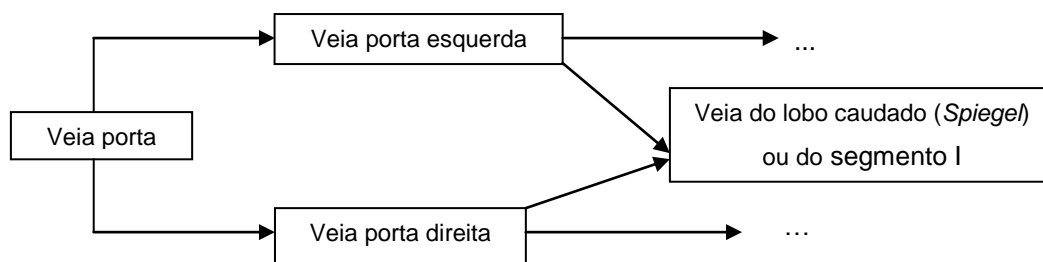
O transplante do fígado, aliás como de qualquer outro órgão, resulta na sua substituição total ou parcial, com o objectivo de recuperar as funções perdidas, em consequência de patologias ou lesões irreversíveis, assegurando ao paciente a única possibilidade de sobrevivência.

Descoberta a capacidade de auto-regeneração do tecido hepático saudável, surge a possibilidade de transplantar fígado a partir de dadores vivos, combatendo-se, deste modo, a escassez de órgãos compatíveis provenientes de cadáveres. Permite, ainda, que a fracção hepática seja transplantada, quase de imediato (minutos), após ter sido removida do dador. Assim sendo, o transplante hepático, a partir de dadores vivos, permite que adultos saudáveis possam doar parte do seu fígado a pacientes compatíveis, com doença hepática em fase terminal, antes que haja uma deterioração significativa da sua condição clínica. A fracção hepática enxertada do paciente apresenta capacidade de se auto-regenerar, permitindo o crescimento do volume transplantado, adquirindo o tamanho e forma desejados. Estudos realizados demonstraram que, ao fim de dois a três meses da extracção, o fígado do dador recupera o seu tamanho original, mesmo quando removido cerca de 80% do seu volume [2].

Cirurgicamente, este órgão é composto por oito segmentos, ou seja, oito unidades funcionais. Este sistema de classificação foi criado por *Couinaud*, sendo universalmente aceite pela comunidade de transplante hepático [11-13]. Neste contexto, é possível praticar a excisão da parte hepática esquerda ou direita (ressecções clássicas), bem como de sectores e segmentos hepáticos (ressecções segmentares), sem afectar a circulação do restante órgão, preservando a individualidade funcional de cada segmento.

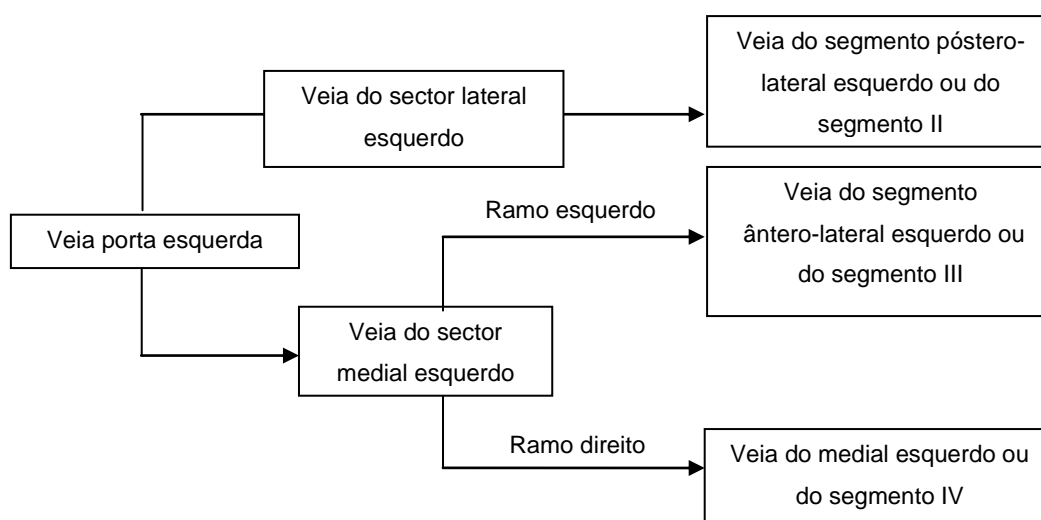
A disposição dos oito segmentos e dos sectores é baseada na distribuição dos elementos vasculares e biliares, pelo que o conhecimento da distribuição intra-

hepática da veia porta revela-se fundamental. No esquema seguinte, apresentam-se as ramificações da veia porta.



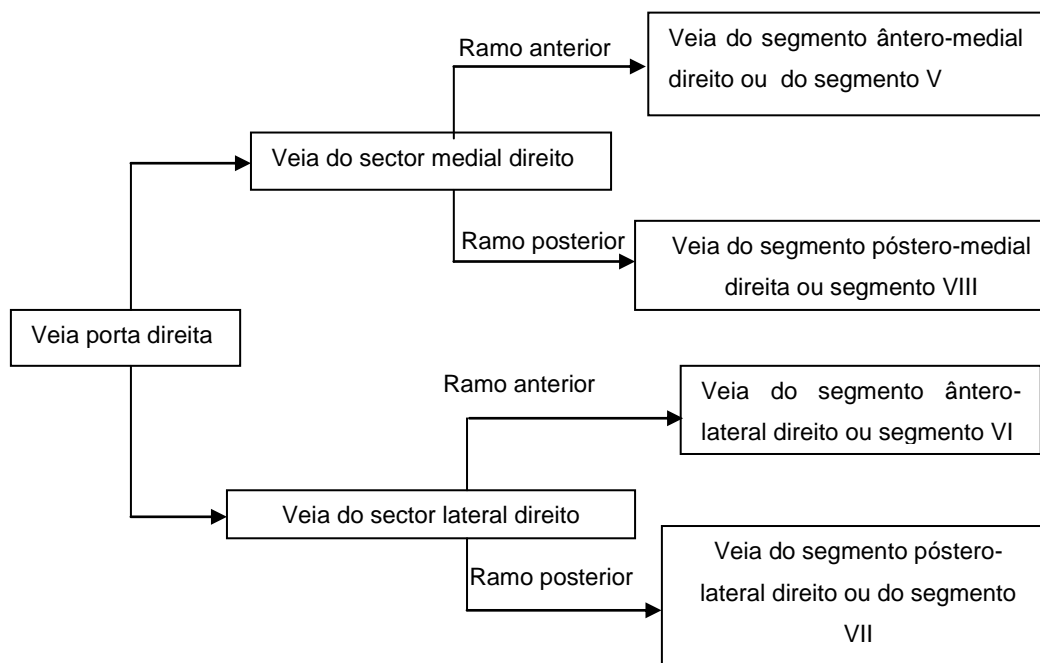
**Figura 2.2.** Representação da bifurcação da veia porta.

Na figura 2.3. encontram-se ilustradas as ramificações da veia porta esquerda, a partir das quais é possível classificar os diversos territórios hepáticos esquerdos em segmentos e sectores.



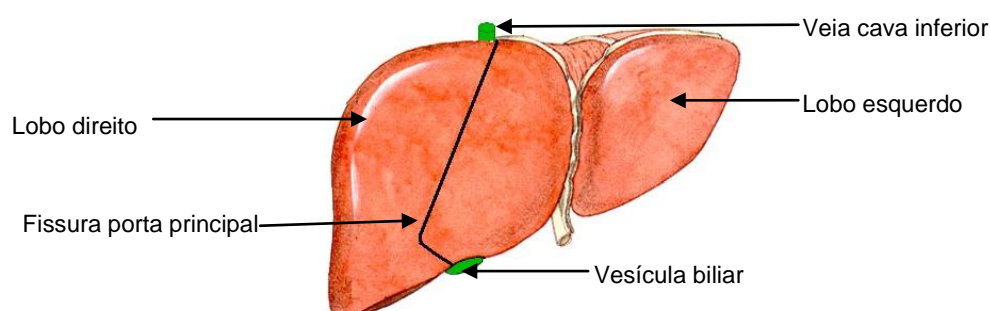
**Figura 2.3.** Representação da bifurcação da veia porta esquerda.

No esquema seguinte, estão representadas as ramificações da veia porta direita, a partir das quais é possível dividir o lobo direito, em segmentos e sectores.



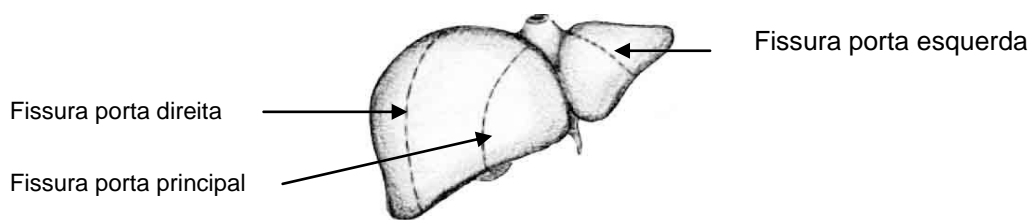
**Figura 2.4.** Representação da bifurcação da veia porta direita.

Como se pode constatar, a bifurcação da veia porta determina a existência de dois lobos: o lobo esquerdo e o lobo direito. Estes são, respectivamente, irrigados pela veia porta esquerda e direita. Ambas as regiões são separadas pela fissura porta principal, que se assemelha a um plano, com uma inclinação de sensivelmente 70°, que se estende desde do limite direito da vesícula biliar até ao limite esquerdo da veia cava inferior (Figura 2.5).

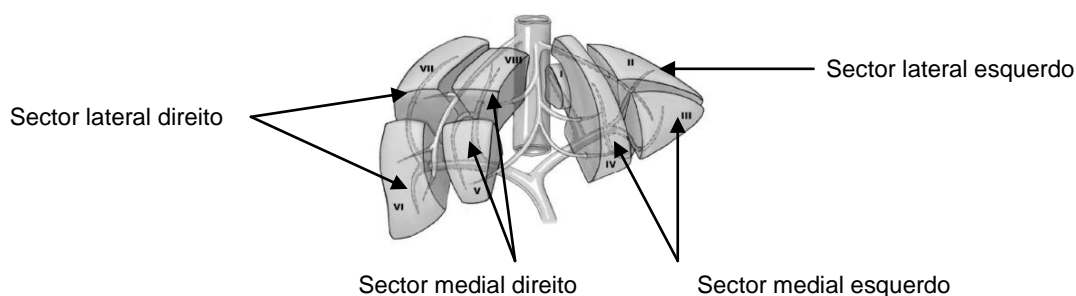


**Figura 2.5.** Representação da fissura porta [14].

Cada lobo está dividido em dois sectores. O lobo direito é constituído pelo sector medial direito e o sector lateral direito, separados pela fissura porta direita. O lobo esquerdo é constituído pelo sector medial esquerdo e sector lateral esquerdo, separados pela fissura porta esquerda (Figura 2.6 e 2.7).



**Figura 2.6.** Fissuras portais do fígado [13].



**Figura 2.7.** Sectores observados na face superior [15].

Por sua vez cada, lobo está dividido em segmentos, sendo o lobo esquerdo constituído pelo segmento II, III e IV e lobo direito constituído pelo segmento V, VI, VII e VIII. O segmento I é considerado um sector autónomo do ponto de vista funcional, com vascularização própria, independente da divisão portal, recebendo sangue tanto da veia porta esquerda como da veia porta direita.

## 2.5. EM SÍNTESE

O fígado apresenta características distintas tendo por base uma análise funcional ou morfológica do mesmo. Enquanto a anatomia se baseia na localização de pontos na superfície do órgão, a divisão cirúrgica, baseia-se na disposição dos ramos terminais da veia porta. Neste sentido, cada lobo é constituído por sectores, os quais se dividem em segmentos, sendo o lobo esquerdo constituído pelos segmentos II, III e IV e lobo direito pelos segmentos V, VI, VII e VIII. Cada segmento constitui, assim, uma unidade funcional independente, podendo ser removido sem afectar a vascularização e as funções dos restantes segmentos.



## CAPÍTULO III

### TOMOGRAFIA COMPUTACIONAL

O aparecimento da imagiologia, na área clínica, representou uma mais valia, melhorando a capacidade de diagnóstico e de decisão terapêutica.

A primeira radiografia surgiu em 1895, quando William Roentgen [16], absorvido pelos seus estudos, descobriu que os raios X possuíam a capacidade de penetrar os tecidos moles, sendo absorvidos pelos tecidos mais densos. Assim, as primeiras imagens médicas tinham como objectivo representar as estruturas anatómicas com o maior grau de precisão possível, permitindo visualizar estruturas internas, ou seja, fornecer informação que não está disponível por inspecção visual.

Entretanto, com os avanços tecnológicos e científicos, foram surgindo ao longo do tempo inúmeras técnicas de imagem que combinam informação anatómica e dados funcionais, resultando numa vantagem clara sobre a radiografia convencional, que apenas proporcionava informação anatómica. Esta evolução contribuiu não só para o aumento do número de técnicas de imagiologia como também do seu campo de aplicação. Deste modo, as imagens médicas apresentam várias utilidades, tais como: (1) servem de base terapêutica; (2) auxiliam nas intervenções cirúrgicas assistidas por computador, fornecendo informações relevantes acerca da dimensão, relações topográficas e volume das diferentes estruturas ou lesões; (3) servem de orientação, definindo a trajectória de acesso à lesão; e (4) de posicionamento de implantes, simulando ressecções, ablações ou excertos de tecidos [17].

Tornou-se, pois, possível uma visualização prévia da estrutura interna auxiliando na tomada de decisão sobre o planeamento cirúrgico.

Neste trabalho, a tomografia computacional (TC), também designada por tomografia axial computadorizada (TAC), destaca-se entre as várias técnicas de imagiologia, pois é a partir dela que se obtêm as imagens da região hepática, necessárias à análise para determinar o local ideal de ressecção.

Sucintamente, a TC permite obter imagens representativas de fatias/secções do corpo, através de processamento computadorizado da informação recolhida após exposição do paciente a radiação X, permitindo gerar imagens tridimensionais do interior do paciente.

Logo, neste capítulo, colocam-se em destaque conceitos relacionados com a aquisição de imagens TC. A formação de raios X e o modo como estes interagem com a matéria são também aqui analisados.

### 3.1. IMAGIOLOGIA COM RAIOS X

Os raios-x são ondas electromagnéticas (fotões), tratando-se de radiação ionizante, ou seja, possuem energia suficiente para ionizar o meio. O comprimento de onda deste tipo de radiações varia entre os  $10^{-11}$  e os  $10^{-8}$ m, não sendo deste modo visíveis ao olho humano. A sua energia varia entre os 120eV e os 120KeV. A energia do fotão ( $E$ ), calculada a partir da equação 3.1, é proporcional à frequência da radiação ( $\nu$ ), onde ( $h$ ) é a constante de *Planck* e assume um valor de  $4.13 \times 10^{-18}$  KeV.Hz [18].

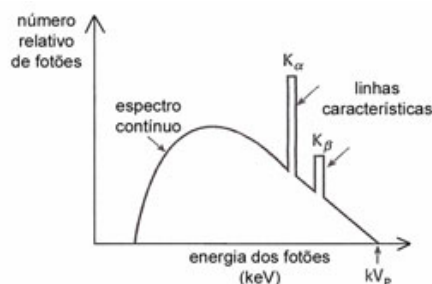
$$E = h\nu \quad (\text{equação 3.1})$$

Na imagiologia médica, os raios X são produzidos pela aceleração dos electrões provenientes de um filamento aquecido (cátodo), que colidem com o material alvo (ânodo), originando-se dois tipos de raios X: a radiação de *Bresstrahlung*, também designada por radiação de travagem, e o raio X característico [18-20].

A radiação de *Bresstrahlung* é produzida pela desaceleração dos electrões, acelerados por influência do campo eléctrico do núcleo do material alvo, convertendo parte substancial da sua energia (99%) em radiação térmica, sem ionizar o átomo alvo. Esta radiação é responsável pelo espectro contínuo das distribuições das energias dos fotões gerados (Figura 3.1). Assim, apenas 1% da energia dos electrões acelerados constitui a energia de raio X característico. Quando um electrão com energia suficiente interage com os electrões das orbitais mais internas do átomo do material alvo, um desses electrões é repellido, deixando um lugar livre e quebrando-se a neutralidade do átomo. Dá-se, então, início ao processo de preenchimento dessa

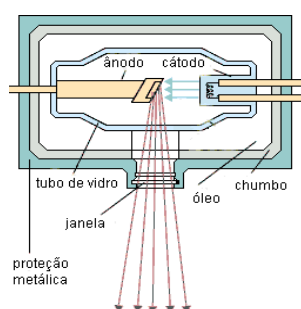


lacuna por um electrão pertencente a uma camada superior, sendo emitidos raios X durante esse processo de transição do electrão da camada superior para a orbital mais interna. Sabendo que a energia de ligação dos electrões nos átomos é característica de cada átomo, o raio X emitido também será característico de cada átomo, daí a sua designação (raio X característico) (Figura 3.1) [18-20].



**Figura 3.1.** Espectro de raios X em função da energia [20].

Os raios X emitidos pela ampola (Figura 3.2) interagem com o paciente. Contudo, a probabilidade de interacção depende da densidade do meio, do seu coeficiente de atenuação ( $\mu$ ), do número atómico ( $Z$ ), da energia do fóton ( $E$ ) e da espessura do meio ( $d$ ). São vários os modos através dos quais os raios X podem interagir com a matéria, tais como: efeito fotoeléctrico, dispersão de *Compton*, dispersão de *Rayleigh*, produção de pares e de tripletos. Estes dois últimos modos de interacção (produção de pares e de tripletos) não serão abordados no trabalho, pois os raios X usados em imagiologia médica possuem energias que variam aproximadamente de 50KeV a 500KeV [20-22].



**Figura 3.2.** Ilustração de uma ampola de raios X [23].

No efeito fotoeléctrico, ocorre a interacção entre um fóton e um electrão do átomo. Se o fóton possuir energia suficiente, ou seja, se for igual ou superior à energia de ligação do electrão, ocorrerá a ionização do átomo. O electrão absorve toda a energia do fóton e transita para uma órbita mais externa com uma energia cinética

igual à diferença entre as energias do fóton incidente e de ligação. A lacuna criada pelo facto do electrão ser emitido é preenchida por outro electrão de uma camada externa. Nesta transição, de uma camada mais externa para um nível de menor energia, é libertada energia característica dependente do átomo. Este modo de interacção dos raios X com a matéria ocorre, sobretudo, quando as energias dos fótons incidentes são baixas e quando o meio apresenta número atómico elevado. Tal dependência é evidenciada na seguinte equação:

$$\frac{\tau}{\rho} = \frac{Z^3}{E^3} \quad (\text{equação 3.2})$$

onde  $\tau$  é o coeficiente de absorção relativo ao efeito fotoeléctrico e  $\rho$  a densidade mássica do material.

O efeito de *Compton* difere do efeito fotoeléctrico, uma vez que o fóton quando colide com o electrão transfere, para este, parte da sua energia, a fim de promover o seu deslocamento. O fóton incidente é deflectido, ou seja, propaga-se pelo meio, mas com uma direcção diferente da inicial e com menor energia, podendo colidir com outros electrões, originando radiação dispersa responsável pelo ruído de aquisição.

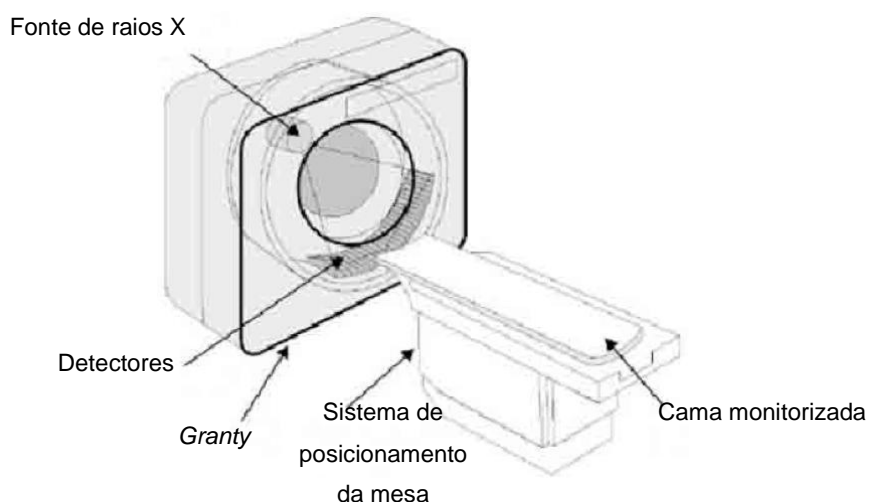
A probabilidade dos feixes de raios X interagirem com o meio, por dispersão de *Compton* aumenta com o crescente número de electrões por unidade de massa. Este (o número de electrões por unidade de massa) decresce muito lentamente com o número atómico, o que faz com que a razão entre o coeficiente de absorção devido ao efeito de *Compton* e a densidade mássica do material seja constante para todos os materiais à excepção do hidrogénio.

Por sua vez, na dispersão de *Rayleigh*, não ocorre a ionização dos átomos. Os fótons interagem com os electrões dos átomos alvos, sendo deflectidos com energia idêntica à energia de incidência. Sabendo que a dispersão de *Rayleigh* é inversamente proporcional à 4ª potência do comprimento de onda, a dispersão será tanto maior quanto menores forem os referidos comprimentos, ou seja, será maior para fótons de baixa energia. Este tipo de dispersão contribui para a falta de contraste das imagens.

## 3.2. AQUISIÇÃO RADIOGRÁFICA

Um sistema TAC é composto, essencialmente, pela *gantry* e pela cama do paciente monitorizada (Figura 3.3). A primeira (*gantry*) é constituída sobretudo pela fonte de raios X e pelo detector. A fonte de raios X gira em torno do paciente, obtendo-

se radiografias transversais, ou seja, proporciona uma representação bidimensional de uma estrutura tridimensional, através de projecções.



**Figura 3.3.** Ilustração de um sistema de aquisição TAC [24].

Em 1917, surgiu, o conceito de reconstrução de imagens 3D, com base nas descobertas do matemático austríaco, Johann Rádon. Segundo os seus estudos era possível obter uma imagem tridimensional de um objecto a partir de uma sequência de múltiplas projecções bidimensionais com diferentes ângulos de incidência. Estes princípios matemáticos foram aplicados, na década de 70, com o aparecimento da TAC, sendo ainda usados nos dias de hoje, permitindo obter reconstruções 3D dos órgãos, a partir de cortes tomográficos.

Os cortes tomográficos são imagens digitais (2D) em níveis de cinzento, em que cada *pixel* da imagem assume um valor de intensidade expresso em Unidades de *Hounsfield*, dependendo da atenuação do feixe, desde da fonte de raios X até ao ponto do detector correspondente ao *pixel* da imagem [25].

Nos termos referidos no ponto 3.1. deste capítulo, a probabilidade de interacção dos raios X com a matéria é dependente de vários factores, tais como a espessura do meio e consequentemente a capacidade de atenuação do tecido. Desta forma, nos sub-pontos seguintes (3.2.1. e 3.2.2.), serão abordados conceitos relevantes da aquisição radiográfica tais como: o coeficiente de atenuação linear e valores de *Hounsfield*.

### 3.2.1. Coeficiente de atenuação linear

As intensidades do feixe emergente ( $I$ ) e do feixe incidente ( $I_0$ ) diferem quando o último atravessa um dado material, ou seja, a radiação sofre uma atenuação exponencial em função da espessura ( $d$ ). Assim, quanto mais espesso for o material, maior é atenuação do feixe incidente e menor é a energia da radiação emergente do objecto, sendo a intensidade do feixe emergente proporcional à intensidade do feixe incidente. Tais constatações são evidenciadas pela lei de *Lambert-Beer*.

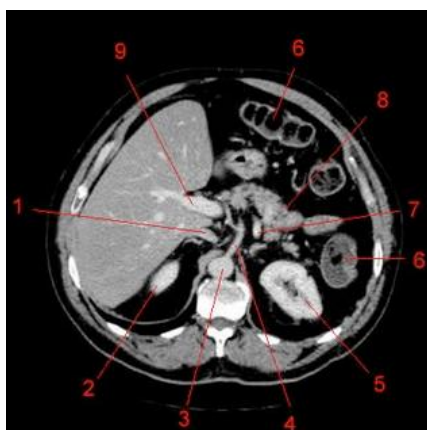
$$I = I_0 e^{-\mu d} \quad (\text{equação 3.3})$$

onde:  $\mu$  é o coeficiente de atenuação linear e  $d$  a espessura do paciente [19].

A atenuação sofrida pelo feixe depende, assim, da densidade das estruturas, do número atómico dos elementos químicos que constituem o tecido biológico (quanto maior for o numero atómico maior é a energia característica dos raios X e vice versa) e da sua espessura.

### 3.2.2. Unidades de *Hounsfield*

Trata-se de uma escala de cinza, na qual os tecidos assumem tonalidades entre o branco, cinza e preto em função da atenuação sofrida pelo feixe incidente, sendo esta escala responsável pelo brilho da imagem (Figura 3.4).



Legenda:

- |                                   |                     |
|-----------------------------------|---------------------|
| 1 – Veia cava inferior;           | 5 – Rim Esquerdo;   |
| 2 - Pólo superior do rim direito; | 6 – Colon;          |
| 3 – Artéria aorta;                | 7 – Veia esplênica; |
| 4 – Artéria celíaca;              | 8 – Pâncreas;       |
|                                   | 9 – Veia Porta.     |

**Figura 3.4.** Corte axial tomográfico do abdômen [26].

Matematicamente, o valor de UH para um dado *pixel* do tecido biológico é calculado a partir do valor do coeficiente de atenuação linear sofrido pelo feixe de radiação X ao atravessar o tecido correspondente ( $\mu_T$ ) e a partir do valor do coeficiente de atenuação linear da água ( $\mu_{\text{água}}$ ). Assim:

$$UH = \frac{\mu_T - \mu_{\text{água}}}{\mu_{\text{água}}} \times 1000 \quad (\text{equação 3.4})$$

Uma vez que o coeficiente de atenuação linear varia com a energia, os valores são sempre calculados (convenção) para uma energia de 73KeV, permitindo que os tecidos biológicos sejam classificados, universalmente, pelo mesmo valor de UH. Assim, o valor do coeficiente de atenuação da água é igual a  $0.195\text{cm}^{-1}$  e desta forma os valores variam entre -1024UH e +3071UH, onde -1000UH é o valor para o ar, 0UH é o valor para água [25].

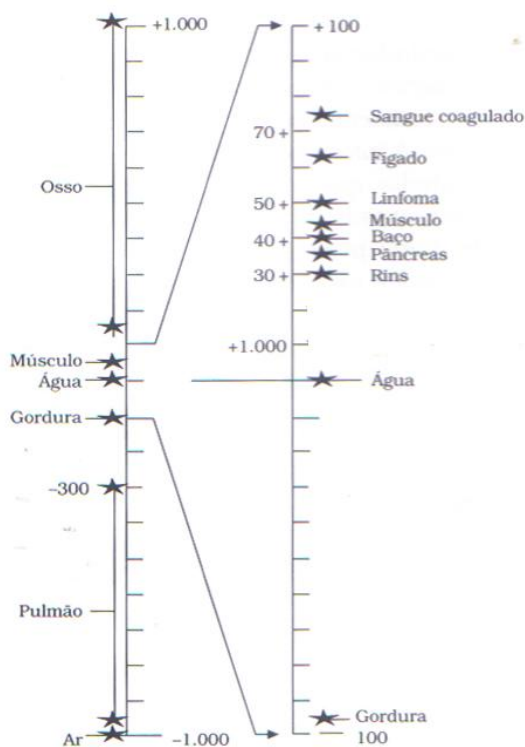


Figura 3.5. Intervalos de valores de *Hounsfield* para os diferentes tecidos [27].

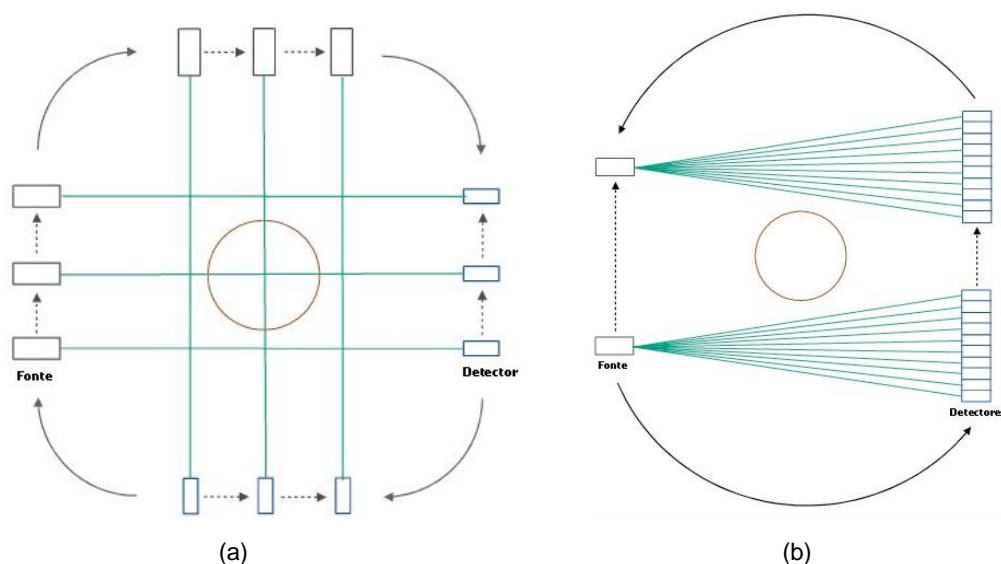
### 3.3. EVOLUÇÃO HISTÓRICA: GERAÇÕES DE TOMÓGRAFOS

O avanço científico e tecnológico, desde da década de 70 até aos dias de hoje, possibilitou a criação de novos tomógrafos mais fiáveis, que permitem diagnósticos mais precisos e num período de tempo mais curto, respondendo, cada vez mais e melhor, às necessidades clínicas. Permitem ainda analisar, verificar e quantificar alterações ou variações da estrutura anatómica de interesse ao longo do tempo, auxiliando no diagnóstico. Existem assim seis gerações de tomógrafos [28].

A primeira geração de tomógrafos (Figura 3.6 a) surgiu com os estudos e experiências de *Hounsfield*, em 1972. Eram constituídos por um ou no máximo dois

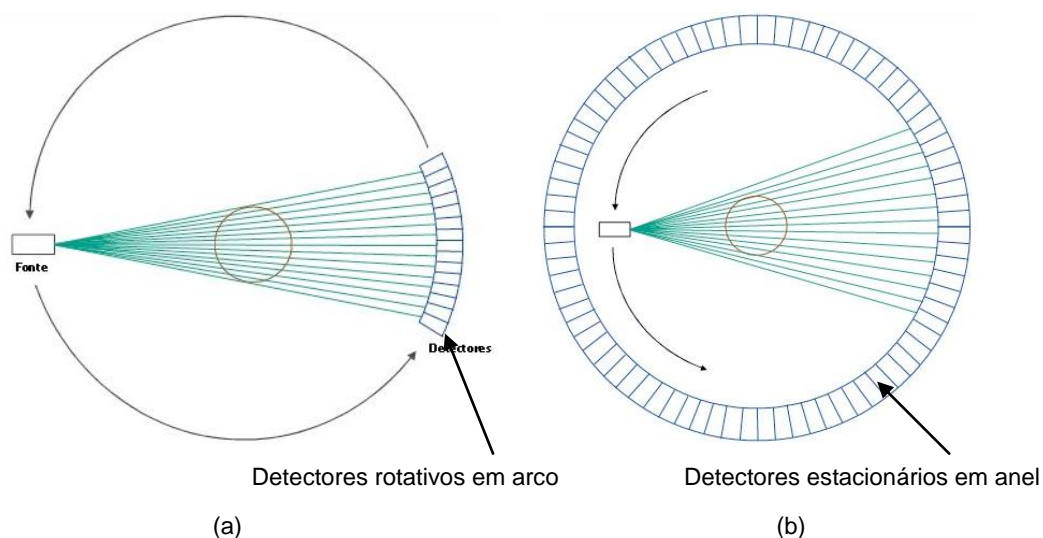
detectores que, em conjunto com a fonte de raios X, apresentavam movimentos de translação - rotação em torno do paciente. Este tipo de tomógrafos usava um feixe lápis que percorria o paciente num movimento linear de translação, sendo este procedimento repetido após uma pequena rotação (rotação de um grau). A aquisição de cada imagem demorava cerca de 5 minutos.

O princípio de funcionamento dos tomógrafos de segunda geração (Figura 3.6 b) é muito semelhante aos da primeira geração. Ambos diferem no número de detectores e, conseqüentemente, no feixe usado. Nos tomógrafos de segunda geração eram usados múltiplos detectores e feixes de raios X, em forma cónica, tornando as aquisições mais rápidas, uma vez que eram permitidas rotações superiores a um 1 grau.



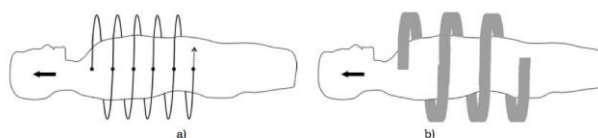
**Figura 3.6.** Primeira (a) e segunda (b) geração de tomógrafos [29].

Os tomógrafos de terceira geração (Figura 3.7 a) apresentam apenas movimentos de rotação. Na aquisição, o feixe de raio X era ampliado devido à tecnologia da sua fonte, abrangendo todo o objecto (paciente) e existiam inúmeros detectores, alterando-se completamente a geometria de varredura, resultando em aquisições significativamente mais rápidas. Contudo, as imagens eram adquiridas com artefactos em forma de anéis. Com o intuito de ultrapassar este problema, surgiu uma nova geração de tomógrafos em 1976 - os tomógrafos de quarta geração (Figura 3.7 b). Estes sistemas de aquisição caracterizam-se por uma fonte de raios X giratória e por um anel contínuo constituído por detectores estacionários que envolvem o paciente na sua totalidade.



**Figura 3.7.** Tomógrafos de terceira(a) e quarta (b) geração [29].

Nas gerações de sistemas TAC anteriormente mencionadas, após aquisição de uma secção, o paciente era deslocado para a aquisição de uma nova imagem e assim sucessivamente. Estes procedimentos faziam com que a aquisição completa de um dado órgão fosse extremamente demorada, surgindo, pois, novos sistemas de aquisição: TAC helicoidais (tomógrafos de quinta e sexta geração) (Figura 3.8). Este tipo de tomógrafos permite o movimento horizontal da mesa do paciente à medida que o tubo de raios X e os detectores giram em torno do mesmo. Para além destes novos tomógrafos terem contribuído para aquisições mais rápidas permitiram também aquisições volumétricas.



**Figura 3.8.** TAC de quinta (a) e sexta (b) geração [30].

Os tomógrafos de quinta e sexta geração diferem entre si pelo facto dos primeiros constituírem TAC em espiral com uma linha de detectores e, por sua vez, os de sexta geração são constituídos por múltiplas linhas de detectores.

### 3.4. EM SÍNTESE

A tomografia computacional permite obter imagens bidimensionais do interior do organismo, sendo possível a visualização tridimensional dos órgãos ou das estruturas.

O sistema de aquisição é constituído por uma fonte de raios X que gira em torno do paciente (360°). Os feixes penetram no organismo sendo atenuados pelos tecidos. A capacidade de atenuação reflecte a densidade e a espessura das estruturas, provocando um decaimento exponencial da energia emergente detectada (pelos detectores). O sinal que chega ao detector é convertido num sinal digital, constituindo uma imagem bidimensional. A cada *pixel* ou *voxel* é atribuído um valor de intensidade em UH, em função da atenuação sofrida pelo feixe de radiação naquele ponto.



## CAPÍTULO IV

### SEGMENTAÇÃO DE IMAGENS MÉDICAS

A segmentação de imagens é a tarefa mais importante no estudo/análise de objectos numa imagem. Tem como objectivo subdividir a imagem em regiões ou objectos constituintes (regiões homogéneas), segundo um critério. O resultado, geralmente, não é uma imagem mas um conjunto de regiões/objectos. O nível e o detalhe com que ocorre esta subdivisão dependem do problema que está a ser resolvido [31].

No presente capítulo, será feita uma descrição das várias estratégias de segmentação que poderão ser usadas na análise e processamento de imagens médicas.

#### 4.1. PROCESSAMENTO DE BAIXO NÍVEL

O processamento de baixo nível engloba a segmentação por *threshold*, baseada em regiões e baseada em arestas.

A maior parte dos algoritmos de segmentação de baixo nível, baseiam-se (1) num conhecimento global das propriedades da imagem fornecido pelo histograma e (2) na análise das intensidades, por descontinuidade ou similaridade. Quando a segmentação é baseada na análise das descontinuidades, a identificação das regiões na imagem centra-se em alterações bruscas de intensidade (detecção dos contornos).

Por sua vez, quando a estratégia usada é a similaridade, a imagem é subdividida em regiões similares de acordo com um critério pré-definido (crescimento por regiões, divisão e junção de regiões, *threshold*). Estas técnicas de processamento de baixo nível têm por base somente a informação local (média de intensidades da região de interesse), podendo interferir, negativamente, no processo de segmentação. Torna-se, assim, extremamente atractiva a combinação de técnicas distintas, como por exemplo o uso de *threshold* em articulação com a detecção de contornos, melhorando-se os resultados da segmentação [31].

#### 4.1.1. Segmentação por *threshold*

Trata-se de uma técnica de fácil implementação e computacionalmente rápida. Segundo este método, ocorre a partição da imagem em regiões baseando-se nos valores de intensidade, ou seja, através da análise da similaridade dos níveis cinza da imagem são extraídas as regiões de interesse que obedecem à seguinte equação:

$$g(x,y) = \begin{cases} 1 & \Leftarrow f(x,y) > T \\ 0 & \Leftarrow f(x,y) \leq T \end{cases} \quad (\text{equação 4.1})$$

onde,

- $g$  é a imagem segmentada em formato binário;
- $g(x,y) = 1$  são os *pixels* da região de interesse;
- $g(x,y) = 0$  são os *pixels* correspondentes ao fundo da imagem (ou vice versa);
- $T$  é o limiar de separação ou o valor de *threshold* que separa agrupamentos de níveis cinza.

Embora na segmentação por *threshold*, o critério mais usado se baseie na classificação dos *pixels* da imagem segundo as intensidades, outros parâmetros poderão ser usados tais como: a textura, e gradiente da imagem.

Analisando a expressão matemática anterior (equação 4.1), facilmente concluímos que o valor do limiar de separação é fundamental para o sucesso da segmentação, sendo a sua determinação a tarefa mais difícil deste processo. Em função do problema em estudo ou em análise, este valor pode-se encontrar definido na literatura ou pode ser determinado interactivamente ou automaticamente, pela análise do histograma da imagem.

A maior parte das imagens não apresentam apenas *pixels* “claros” ou “escuras”, reflectindo-se este facto no histograma e, conseqüentemente, no número de limiares

de separação obtidos. Neste caso, são usados múltiplos *thresholds*, sendo a imagem segmentada obtida pela seguinte equação:

$$g(x,y) = \begin{cases} a \Leftarrow f(x,y) > T_2 \\ b \Leftarrow T_1 < f(x,y) \leq T_2 \\ c \Leftarrow f(x,y) \leq T_1 \end{cases} \quad (\text{equação 4.2})$$

onde  $a$ ,  $b$ ,  $c$  assumem valores de intensidade distintos.

No entanto, são inúmeros os factores que poderão influenciar a determinação do valor de *threshold*, e consequentemente, o resultado da segmentação, tais como: o ruído da imagem, surgindo mínimos locais próximos do vale, dificultando a escolha automática do melhor limiar; as não uniformidades da fonte de iluminação e das propriedades de reflectância do objecto, entre outras. Nestas situações uma alternativa é a classificação dos *pixels* da imagem baseada em propriedades locais (*threshold local*) [30-31].

#### 4.1.2. Segmentação baseada em arestas

Este tipo de segmentação baseia-se na análise das descontinuidades, na qual as arestas são detectadas por alterações bruscas, designadamente de intensidade e textura entre duas regiões adjacentes.

A segmentação de arestas em imagens com ruído ou em regiões cuja fronteira se encontra esbatida é extremamente difícil, podendo-se detectar arestas/fronteiras onde elas não existem (falsas arestas). Daí o uso de operadores ou filtros (de *Sobel*, *Canny*, *Roberts*, *Prewitt*, entre outros) que suavizam a imagem, atenuando os efeitos negativos do ruído.

Os operadores de gradiente detectam a existência de contornos, calculando o máximo e o mínimo da primeira derivada da imagem. A derivada irá, assim, proporcionar informação acerca do máximo localizado no centro do contorno.

Neste tipo de segmentação são detectados contornos que não estão ligados entre si, sendo, posteriormente, necessário um pós-processamento para agrupar/ligar as arestas locais. Este pós-processamento poderá ser um processamento local ou global, via transformada de *Hough*. A nível do processamento local, vários critérios poderão ser usados na ligação de arestas tais como: a magnitude do gradiente, que indica a intensidade do contorno, e a direcção do vector gradiente. Assim, o *pixel*  $(x,y)$  poderá ser adicionado a um contorno se a diferença entre a magnitude do gradiente ou direcção do vector gradiente, nesse ponto e num ponto vizinho, for menor que o valor definido para o problema.

O processamento global via transformada de *Hough* permite detectar a existência de contornos com formas pré-definida tais como: rectas, circunferência ou elipses, mesmo no caso de imagens com muito ruído. Contudo, nem sempre é possível deduzir as expressões matemáticas que definem as fronteiras das regiões de interesse, constituindo uma desvantagem [31].

#### 4.1.2.1. Operadores de gradiente

Como mencionado anteriormente, existe uma grande variedade de operadores de gradiente usados na detecção de contornos. Nas linhas seguintes, será feita uma breve introdução acerca dos operadores mencionados no tópico anterior.

Operador de Roberts: Este tipo de operador é usado quando o contorno de interesse apresenta uma direcção diagonal, baseando-se na implementação das diferenças diagonais. Considerando a região 3 x 3 representada na figura 4.1 a), temos que:

$z_1$	$z_2$	$z_3$
$z_4$	$z_5$	$z_6$
$z_7$	$z_8$	$z_9$

a)

-1	0
0	1

b)

0	-1
1	0

c)

-1	-1	-1
0	0	0
1	1	1

d)

-1	0	1
-1	0	1
-1	0	1

f)

-1	-2	-1
0	0	0
1	2	1

g)

-1	0	1
-2	0	2
-1	0	1

h)

**Figura 4.1.** Cálculo do gradiente do ponto  $z_5$ , usando uma máscara *Roberts* (b) e (c); uma máscara *Prewitt* (d) e (f) e uma máscara *Sobel*.

Estes filtros (máscaras 2 x 2) são simples de aplicar, contudo não são tão eficientes como as máscaras em relação ao centro (o operador *Prewit* e *Sobel*), uma vez que estes têm em conta a natureza da informação em lados oposto do ponto central, ou seja, comportam mais informação [31].

Operador de Sobel: É muito semelhante ao filtro de *Prewit*, diferenciando-se pelo uso do factor 2 nos coeficientes  $z_8, z_2, z_6, z_4$ . Este tipo de máscaras permite uma melhor supressão do ruído relativamente ao filtro de *Prewit*.

Analisando as imagens anteriores (Figura 4.1), verificamos que em todas as máscaras a soma dos coeficientes é nula, dando uma resposta em áreas de intensidade constante, com o pretendido [31].

Operador de Canny: O princípio de funcionamento deste operador assenta em dois aspectos fundamentais: (1) localizar o máximo de fronteiras possíveis, de modo a possuírem uma forte correlação com a fronteira do objecto ou região do mundo real (detecção com mínimo de erro); (2) mínima resposta, ou seja, uma fronteira deve ser detectada uma única vez e a presença de ruído não deverá induzir na detecção de falsas fronteiras. Tratam-se de algoritmos mais robustos relativamente aos operadores anteriores, uma vez que a imagem, numa primeira fase, é suavizada, aplicando-se um filtro Gaussiano para eliminar pequenas variações do gradiente [31].

### 4.1.3. Segmentação baseada em regiões

A segmentação com o recurso a métodos baseados em regiões identifica directamente a região de interesse, ao contrário dos métodos anteriormente descritos (segmentação baseada em arestas), que localizam as fronteiras entre as regiões. A construção da região a partir da fronteira é igualmente fácil à detecção da fronteira a partir da região. Contudo, quando ambos os métodos são aplicados à mesma imagem e com o mesmo objectivo, o resultado obtido é diferente. Logo, a combinação de ambos métodos (baseados em arestas e baseados em regiões) revela-se uma boa alternativa para uma segmentação eficaz [30;32].

Na segmentação baseada por regiões, as imagens devem obedecer às seguintes características:

- a imagem  $R$  é constituída por um conjunto de sub-regiões ( $R_i$ );

$$R = \bigcup_{i=1}^S R_i \quad (\text{equação 4.3})$$

em que  $S$  é o número total de sub-regiões e todos os pontos da imagem pertencem a uma região;

- todos os pontos ou *pixels* da imagem pertencem a uma única região;

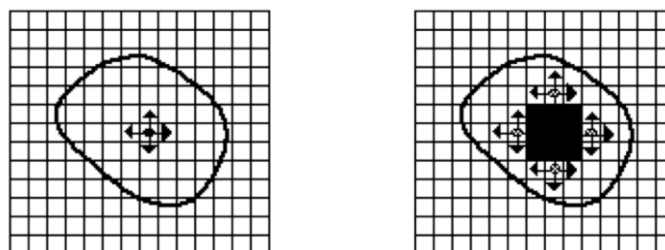
$$R_i \cap R_j \neq 0 \quad (\text{equação 4.4})$$

ou seja,  $R_i$  e  $R_j$  representam regiões distintas, com propriedades distintas para um dado critério [30-31].

Nos métodos baseados em regiões, inscrevem-se o crescimento por regiões, anexação e separação de regiões.

A segmentação por crescimento de regiões, como o próprio nome indica, é um tipo de segmentação centrada em regiões, em que as fronteiras são detectadas a partir da região. Permite segmentar estruturas bidimensionais e tridimensionais, apresentando resultados bons quando aplicada a imagens com ruído, que se caracterizam por apresentarem as fronteiras das regiões esbatidas, difíceis de identificar/detectar.

O crescimento de regiões é um método em que os *pixels* vizinhos são agrupados a partir de um conjunto de pontos iniciais (*pixels* semente), que representam as características da região de interesse, terminando o crescimento quando não existem mais *pixels* com propriedades similares às definidas pelos *pixels* sementes (Figura 4.2) [33-34].



**Figura 4.2.** Crescimento por regiões [33].

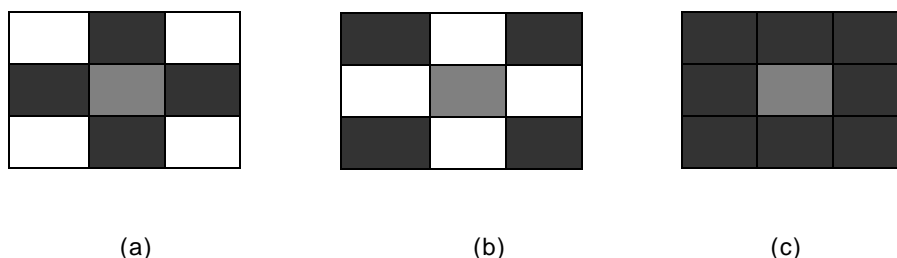
Existem, assim, 4 parâmetros fundamentais a serem definidos para o sucesso deste método de segmentação:

- escolha do critério de homogeneidade;
- definição dos *pixels* sementes, dos quais vai depender o crescimento;
- definição da vizinhança a ser usada;
- critério de paragem.

A escolha do critério de homogeneidade irá depender quer das características da própria imagem bem como do objectivo da segmentação. Pode ser baseado na textura, cor ou níveis de cinzento, tendo como objectivo dividir a imagem em regiões/zonas, o mais homogéneas possíveis [35].

A definição dos *pixels* sementes é umas das etapas fundamentais, pois representam as características da ROI, dando-se o crescimento a partir deles.

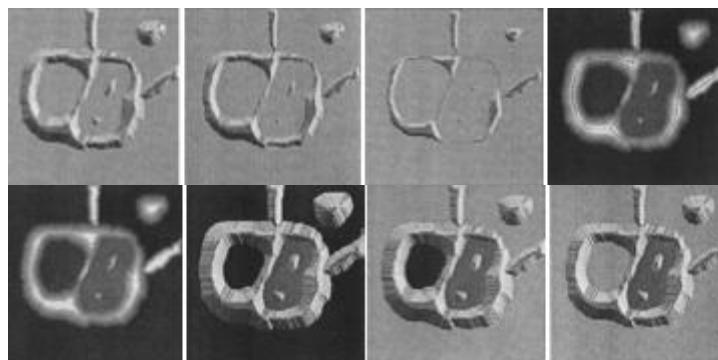
Os tipos de vizinhança (Figura 4.3) mais usados são a de quatro, a diagonal e a de oito *pixels*, determinando o modo como ocorre a agregação dos pontos vizinhos, influenciando, assim, o processo de crescimento da região [35].



**Figura 4.3.** Tipo de vizinhança mais usadas (a de quatro (a), a diagonal (b), e a de oito (b)). A cinza claro encontra-se representado o *pixel* a partir do qual ocorre a agregação e a cinza escuro, os *pixels* vizinhos.

Um dos métodos mais importantes de segmentação de imagens em tons de cinza por crescimento de regiões é a segmentação por *Watershed*, também conhecida pelo método do divisor de águas [36]. O conceito de *Watershed* é baseado na visualização da imagem no espaço tridimensional: duas coordenadas espaciais versus intensidade, ou seja, baseia-se na interpretação da topografia com base em três tipos de pontos: (a) ponto pertencente ao mínimo regional; (b) pontos nos quais se coloca uma gota de água e esta se desloca para o mínimo único; (c) pontos onde a água terá a mesma probabilidade de se deslocar para mais de que um mínimo. Todos os pontos que satisfaçam a condição (b) são designados por mínimo de *Watershed* ou *catchment basin* (bacia/vale hidrográfica). Por sua vez, todos os pontos que satisfaçam a condição (c) são designados por linhas de divisão ou linhas de *Watershed*.

Este modelo pode ser facilmente entendível (Figura 4.4), considerando uma imagem em tons de cinza representada por uma superfície topográfica, cujo objectivo principal é encontrar as linhas de *Watershed*. Se cada mínimo regional for perfurado, haverá um fluxo de água, provocando o preenchimento dos vales a uma velocidade vertical constante. Nas linhas de fronteira entre dois vales, são construídas barragens com o objectivo de impedir que a água de um vale vá inundar outro, ou seja, para evitar que a junção de águas ocorra. Contudo, haverá um momento em que apenas serão visíveis os topos dessas barragens que constituem as fronteiras da região, ou seja, as linhas de *Watershed* [30;31].



**Figura 4.4.** Representação das etapas da segmentação por *Watershed* [31].

A segmentação por anexação de regiões apresenta uma linha de raciocínio muito semelhante à segmentação por crescimento de regiões. Primeiro, é definida uma condição que subdivide a imagem em pequenas regiões. Posteriormente, é definido o critério que permite a agregação de duas regiões adjacentes, terminando quando não existem duas regiões que obedeçam a esse critério de anexação [30; 32].

Em oposição à anexação de regiões existe, o método de separação de regiões, no qual toda a imagem é representada, inicialmente, como uma única região que não satisfaz a equação 4.3 A imagem inicial é dividida, sequencialmente, em regiões segundo a equação 4.3 e 4.4. Embora ambos os métodos (anexação de regiões e separação de regiões) sejam semelhantes, quando aplicados a mesma imagem e com o mesmo critério de homogeneidade poder-se-ão obter resultados diferentes, porque algumas regiões poderão ser homogêneas durante o processo de separação e, como tal, não serão subdivididas em pequenas regiões, e, por sua vez, no processo de anexação são criadas regiões homogêneas. Contudo, algumas regiões homogêneas poderão não ser construídas devido à impossibilidade de agregar pequenas sub-regiões no início do processo. Devido a estas limitações, surgiram algoritmos de segmentação que combinam a anexação com a separação [32]. Este método baseia-se na representação da imagem sob forma de pirâmide (Figura 4.5).



**Figura 4.5.** Dados estruturados hierarquicamente segundo o método anexação-agregação [32].

Assim e de forma muito resumida, as ideias base desta técnica são as seguintes:



- se qualquer região  $R$ , na estrutura da pirâmide de dados, é não homogénea, esta é dividida em quatro pequenas regiões; por sua vez, se algumas destas quatro (4) regiões possuírem características semelhantes unem-se;
- duas regiões adjacentes  $R_i, R_j$  (de pais diferentes ou pertencentes a níveis diferentes da pirâmide) e com características semelhantes fundem-se formando uma única região homogénea;
- se for necessário remover regiões de pequenas dimensões, estas agregar-se-ão a regiões adjacentes mais similares [32].

Embora a combinação de técnicas de processamento de baixo nível possam produzir resultados eficazes de segmentação, por vezes, é necessitar utilizar técnicas elaboradas de pós-processamento, de modo a melhorar a forma da região obtida. Assim, tornou-se fundamental o desenvolvimento de técnicas de processamento de alto nível, que incorporam informação específica do problema, obtendo-se uma segmentação completa sem necessidade de um pós-processamento elaborado.

Nos sub-pontos seguintes, serão abordadas algumas técnicas de processamento de alto nível, bem como a sua evolução.

## 4.2. MODELOS DEFORMÁVEIS

Actualmente, os modelos deformáveis são muito utilizados na segmentação de estruturas complexas, implicando um conhecimento prévio da forma e orientação da estrutura a segmentar. Podem ser classificados como paramétricos ou geométricos.

O primeiro modelo deformável paramétrico a ser desenvolvido foi o das *Snakes*, também designadas por contornos activos. Este modelo foi proposto em 1988 por Kass, Witkin e Terzopoulos [37], sendo, nos dias de hoje amplamente, usado na segmentação de imagens médicas.

De forma muito resumida, pode-se afirmar que os modelos deformáveis paramétricos consistem em curvas fechadas (2D) ou superfícies (3D) que se movimentam em direcção à fronteira, por acção de forças internas (por exemplo: força normal, forças que controlam a rigidez e elasticidade da curva ou superfície) e forças externas (que derivam da imagem, como por exemplo, o contraste da imagem). A delimitação da região de interesse é obtida quando se atinge o equilíbrio entre ambas as forças.

Embora os modelos deformáveis paramétricos tenham uma grande aplicação na segmentação de imagens médicas, apresentam algumas limitações, destacando-se:

- a curva deve ser definida perto da fronteira da ROI, pois em regiões homogêneas (com níveis de cinza constante), a contribuição da força externa será nula;
- não permite alterações na topologia da curva, logo, a topologia/forma da mesma deverá ser o mais idêntica possível à fronteira da ROI;
- a presença de ruído na imagem poderá interferir, negativamente, no processo de segmentação, originando a detecção de falsos contornos;
- 4º dificuldade em detectar/delinear concavidades.

Caselles, em 1993 [38] e Mallid, em 1995 [39] introduziam os modelos deformáveis tendo por base os estudos de Osher [40]. Os modelos geométricos, também conhecidos por *Level-Set* ou por superfícies activas geodésicas, caracterizam-se por uma maior flexibilização e deformação da curva inicial, permitindo alterações da topologia da mesma, à medida que se movimenta sobre a imagem. Diferenciam-se, ainda, dos modelos deformáveis paramétricos (que dependem apenas de alguns pontos do objecto), uma vez que têm apenas em consideração características geométricas (por exemplo: gradientes de divergência).

#### 4.2.1. Contornos activos ou *Snakes*

Os contornos activos, consistem numa curva elástica (modelo paramétrico), a qual se movimenta sobre a imagem, movimento este que se assemelha a uma serpente e daí a sua designação (*snake*). Este movimento em direcção à fronteira da região de interesse deve-se à acção de forças externas (que estão associadas às características da imagem em estudo, sendo responsáveis por atrair a curva até às fronteiras da estrutura) e internas (corresponde às forças elásticas e rigidez do modelo, controlando a forma como a curva se movimenta). Assim sendo, matematicamente a energia da *snake* é descrita pela seguinte expressão:

$$E_{snake} = \int_0^1 [E_{interna}(V(s)) + E_{externa}(V(s))] ds \quad (\text{equação 4.5})$$

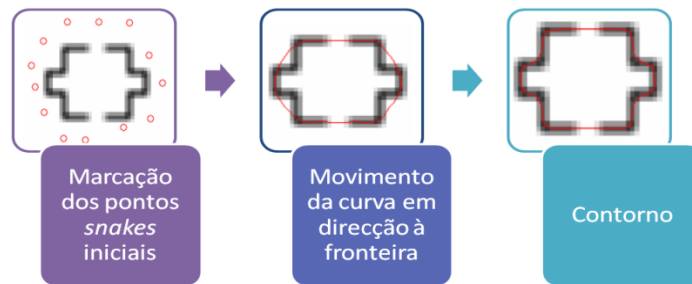
onde:

$$E_{interna} = \int_0^1 [\omega_1 \|V'(s)\|^2 + \omega_2 \|V''(s)\|^2] ds \quad (\text{equação 4.6})$$

$$E_{externa} = -\|\nabla I\|^2 \quad (\text{equação 4.7})$$

na qual,  $V(s)$  representa as coordenadas dos pontos da curva, sendo que os valores de 's' variam entre 0 e 1;  $\omega_1$  e  $\omega_2$  são constantes positivas associadas à elasticidade e à rigidez da *snake*, respectivamente;  $V'(s)$  e  $V''(s)$  são a primeira e segunda derivadas de  $V(s)$ , e  $I$  a imagem em estudo.

O contorno é obtido quando se atinge o equilíbrio entre ambas as forças, ou seja, quando a  $E_{snake}$  for igual a zero, obedecendo, assim, à condição de Euler-Lagrange. Verifica-se, que é a minimização da função de energia que permite à *snake* movimentar-se até à posição desejada (Figura 4.6).



**Figura 4.6.** Simulação de um algoritmo *Snakes* com inicialização manual.

A expressão anteriormente definida (equação 3.14) não tem em consideração o carácter dinâmico do contorno, havendo, assim, a necessidade de considerar o factor tempo expresso por  $V'(t)$ ; logo:

$$V'(t) + \nabla E_{Interna} + \nabla E_{externa} = 0. \quad (\text{equação 4.8})$$

Contudo, este método apresenta limitações tal como mencionado anteriormente (dificuldade de delimitar cavidades, a necessidade de definir um contorno inicial perto da fronteira e não permite alterações topológicas da curva inicial). Com o intuito de ultrapassar esta limitação foram surgindo novas abordagens, como o Fluxo Vector Gradiente e as *T-Snakes*, entre outras.

O Fluxo Vector Gradiente (GVF) foi desenvolvido por Xu e Prince [41], em 1997, tornando o modelo menos sensível à inicialização e guiando a curva em direcção à fronteira da região, ou seja melhorando a habilidade da *Snake* em regiões côncavas da imagem.

O *GVF* é definido como um campo vectorial de forças externas, derivado da imagem pela minimização da energia do funcional. Matematicamente, o campo vectorial do *GVF* é definido como  $v(x,y) = (u(x,y), v(x,y))$  e minimiza a energia do funcional:

$$E = \iint \mu(u_x^2 + u_y^2 + v_x^2 + v_y^2) + |\nabla f|^2 |v - \nabla f|^2 dx dy \quad (\text{equação 4.9})$$

onde  $\mu$  é o parâmetro que regula a troca entre o primeiro e segundo termo e deverá ser directamente proporcional à quantidade de ruído existente na imagem (quanto maior o ruído, maior  $\mu$ ) e  $\nabla f$  é a função gradiente.

Segundo estudos realizados por Xu e Prince (1997), quando o valor de  $|\nabla f|$  é pequeno, a energia é determinada pelas derivadas parciais do campo do vector. Por sua vez, quando o valor de  $\nabla f$  for elevado, o segundo termo torna-se dominante e é minimizado, considerando  $v = \nabla f$ .

As *T-snakes* são uma variante do método *Snakes* que permite a modificação da topologia da curva inicial, ou seja, permite que uma *snake* se divida em várias ou que várias *snakes* se unam numa só. Este tipo de algoritmos tem sido usado na segmentação, estruturas anatómicas com formas complexas (Figura 4.7).

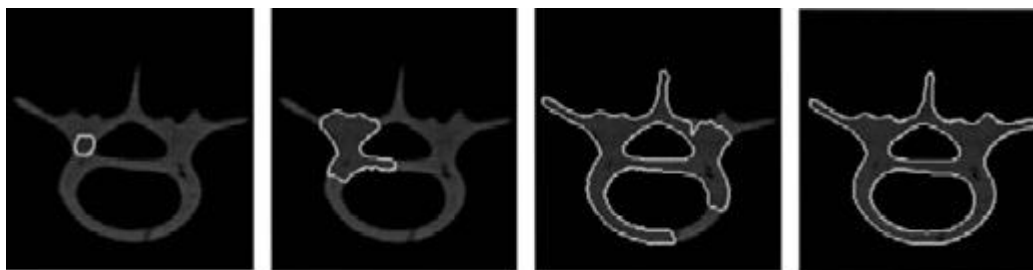
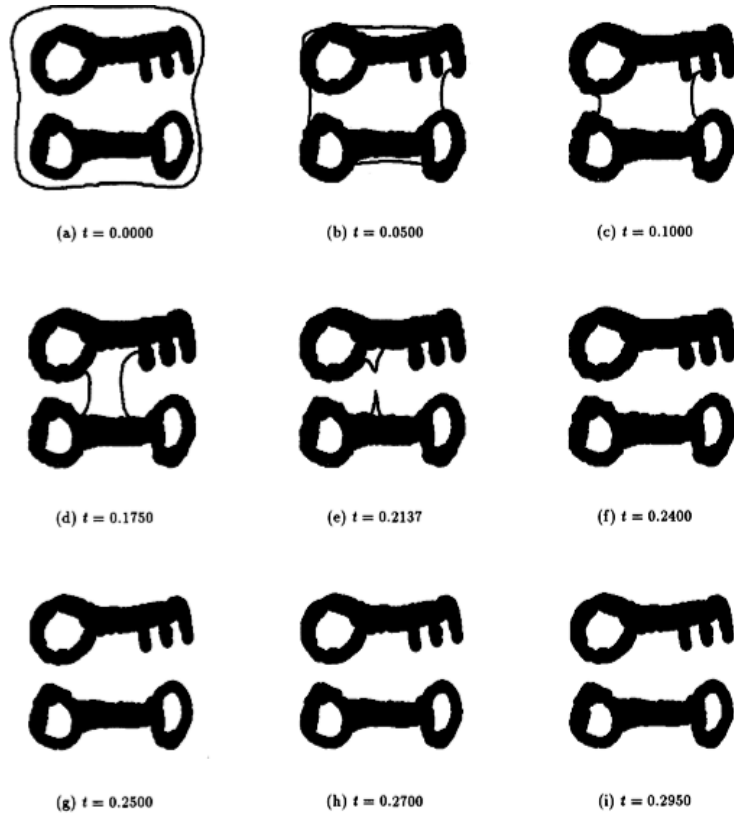


Figura 4.7. Segmentação de uma vértebra humana usando as *T-snakes*, [42].

#### 4.2.2. Modelos Geométricos ou *Level-Set*

Em 1988, Osher [40] e os seus colaboradores desenvolverem o Método de Curvas de Nível. Surgia, assim, o primeiro modelo geométrico ou *Level-Set* onde eram permitidas mudanças topológicas da curva inicial.

Os algoritmos baseados em modelos deformáveis geométricos contribuíram, assim, com inúmeras vantagens para a análise de imagem e segmentação, pois permitem a segmentação de estruturas com formas complexas (com inúmeras saliências) e sem a necessidade de um conhecimento prévio da topologia do objecto de interesse, ou seja, adaptam-se automaticamente à sua topologia. Possibilitam ainda a segmentação simultânea de mais do que uma região de interesse, apresentando assim a capacidade de se dividir livremente, modelando-se rapidamente a sua forma a cada objecto (Figure 4.8).



**Figura 4.8.** Aplicação da técnica de *Level-Set* para segmentar duas regiões em simultâneo [40].

As superfícies são inicialmente representadas por curvas de nível  $\phi$ , cuja deformação depende das características geométricas do contorno do objecto, ajustando-se a função  $\phi$  ao objecto.

O modelo proposto por Osher é descrito, matematicamente, pela seguinte equação:

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = (k + k_0)P \|\nabla \phi\| \quad (\text{equação 4.10})$$

onde:

$\phi$  é a função level-set;

$k$  é a curvatura de  $\phi$ ;

$k_0$  é uma constante;

$P$  é a função velocidade ou paragem definida por:

$$P = \frac{1}{1 + |\nabla G_\sigma * I|} \quad (\text{equação 4.11})$$

onde:

$G_\sigma$  é o filtro de suavização *Gaussian*, e

$I$  a imagem.

A função velocidade ( $P$ ) controla a deformação, ou seja, o deslocamento da curva até à fronteira da região. Contudo, esta função de velocidade ou paragem não representa uma condição de paragem quando encontrada a fronteira do objecto. À medida que a curva se aproxima do contorno, a velocidade de deslocamento desta diminui, mas não cessa. Tal facto é constatado no estudo de Malladi [39]. Eles usaram o gradiente da imagem para definir a condição/função de paragem. Assim, à medida que a curva é deformada em direcção à fronteira da região, o gradiente aumenta, e consequentemente, a velocidade com que a curva se desloca diminui. Contudo, na presença de ruído ou fronteiras esbatidas, verificou-se a expansão do contorno para regiões vizinhas, levando a necessidade de definir outros parâmetros que minimizem esta limitação. No artigo de revisão escrito por Suri e colaboradores em 2002 [43], é proposta a adição de um novo termo correspondente a uma força atractiva, evitando a expansão do contorno para regiões não pretendidas. Assim:

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = (k + k_0)P \|\nabla \phi\| + \beta \nabla P \nabla \phi \quad (\text{equação 4.12})$$

onde  $\beta$  controla a energia da força atractiva.

### 4.3. OPERADORES MORFOLÓGICOS

Independentemente do método usado na segmentação de uma imagem, por vezes, é necessário usar operadores morfológicos, com o objectivo de melhorar a forma da região obtida no processo de segmentação, optimizando os resultados obtidos. Frequentemente, estas operações são usadas na parte final do método de segmentação de forma a remover regiões que não possuem as características pretendidas, designadamente, suavizando a forma do contorno. Contudo, a sua utilização poderá ter inconvenientes. Existem vários operadores morfológicos, sendo os mais importantes: a erosão, dilatação, fecho, abertura, esqueletização e a propagação [44].

Na erosão, os *pixels* mais exteriores à região são removidos, permitindo a eliminação de pequenas regiões, reduzindo assim as dimensões do objecto (normalmente). Este operador poderá dividir uma região em duas, constituindo um inconveniente. Por sua vez, na dilatação, como o próprio nome indica, aumentam as dimensões do objecto, uma vez que é acrescentada uma camada de *pixels* à região, podendo juntar duas regiões numa (outro inconveniente). A função de abertura combina a erosão, seguida de uma dilatação, separando duas regiões que estariam ligadas por poucos *pixels*, e, no sentido inverso, temos a função fecho (combina a

dilatação seguida de erosão, unindo duas regiões que estariam separadas por um único *pixel*).

A esqueletização, tem como objectivo extrair da imagem o eixo medial do objecto preservando a conectividade e mantendo a topologia do mesmo. Consiste numa representação simplificada dos objectos, constituída pelos *pixels* ou *voxels* mais centrais em relação às fronteiras do mesmo (objecto).

Na propagação, ocorrem dilatações sucessivas a partir de uma região semente até à fronteira desejada [31].

#### **4.4. EM SÍNTESE**

Depois desta introdução teórica sobre os diversos métodos de segmentação existentes, poder-se-á concluir que os modelos geométricos constituem-se como uma boa ferramenta para análise de imagens e segmentação de regiões, pois combinam conceitos físicos (descontinuidade e similaridade) e de geometria diferencial (que servem para representar a forma do objecto) ao contrário dos métodos tradicionais de segmentação (*threshold*, segmentação baseada em regiões e arestas) e modelos deformáveis paramétricos. Contudo, para obter resultados o mais semelhante possível com o real, ainda é necessário um conhecimento prévio das características da região, para restringir o problema da segmentação.





## CAPÍTULO V

### ESTADO DA ARTE

O planeamento cirúrgico da extracção de um excerto hepático, com o auxílio a técnicas de processamento de imagens, permite detectar, delinear, calcular o volume, bem como visualizar e localizar a rede vascular que irriga a estrutura hepática, sugerindo ao cirurgião o local ideal de ressecção, maximizando a possibilidade de sucesso da intervenção. A primeira etapa deste planeamento cirúrgico passa pela segmentação da região hepática, a partir de imagens TC.

Tradicionalmente, a segmentação é efectuada manualmente (por um médico especialista) ou com recurso a técnicas semi-automáticas [45]. Ambos os métodos requerem tempo e poderão estar sujeitos a erros. Neste contexto, vários autores/investigadores têm investido no desenvolvimento técnicas automáticas de segmentação. Contudo, são inúmeros os factores que dificultam e condicionam a segmentação automática da região hepática, tais como:

- as semelhanças entre a densidade do fígado e de outras estruturas anatómicas vizinhas (estômago, rins, etc.), traduzidas por valores de *Hounsfield* muito próximos, não permitindo visualizar nitidamente as fronteiras entre as referidas estruturas;
- na presença de contraste (injectado no paciente no momento de aquisição do exame TC) os valores de *Hounsfield*, que tipicamente variam entre 40UH a 70UH [46] (nas aquisições sem contrastes) atingem valores muito superiores;

- a variabilidade da forma da região hepática entre pacientes para a mesma posição da aquisição;
- os movimentos do paciente;
- os artefactos da reconstrução da imagem; e
- o ruído de aquisição.

Deste modo, é fundamental que os algoritmos desenvolvidos, para além de permitirem a localização do órgão e detecção da sua forma, prevejam variações destas características [47]. Assim sendo, os algoritmos de segmentação de fígado existentes combinam um conjunto de informação pré-conhecida, como: a localização hepática, o tamanho, a variabilidade dos valores de *Hounsfield* e a relação topológica entre cortes adjacentes, comparando-se as regiões segmentadas entre essas secções, permitindo obter resultados mais precisos.

Na medida em que o objectivo do trabalho se prende com a determinação do local ideal de ressecção para transplante hepático a partir de dadores vivos, trazem-se a debate diferentes tópicos, designadamente: a detecção do contorno hepático, a localização da rede vascular, a determinação dos oito segmentos de *Cauliaud* e a determinação do volume ideal de ressecção.

## 5.1. DETECÇÃO DO CONTORNO HEPÁTICO

A segmentação hepática tem sido alvo de investigação nos últimos anos, utilizando-se diferentes métodos no sentido de diminuir as dificuldades em obter o parênquima hepático.

Em 2005, Amr, Sami e Ahmed [48] desenvolveram um algoritmo de segmentação, que combina a segmentação baseada em arestas com a segmentação baseada em regiões. Na primeira etapa do algoritmo, são detectadas as arestas, usando o operador de *Canny*. Este operador, suaviza a imagem com um filtro *Gaussian*, eliminando pequenas variações do gradiente, permitindo localizar o máximo de arestas possíveis e garantindo uma forte correspondência entre os contornos obtidos e as fronteiras reais das diversas estruturas. Após o uso do operador de *Canny* foram usadas operações morfológicas, de modo a isolar o fígado das restantes estruturas. Finalmente, para obter região hepática foi usado o crescimento por regiões.

Mais tarde, em 2007, Campadelli [47] e colaboradores propuseram um método automático de segmentação hepática, a partir de imagens TC. No método, é definido um volume hepático inicial quando aplicado um *threshold* a imagens TC. Embora os

valores de *Hounsfield* para a região hepática, como anteriormente referi, variam aproximadamente entre 30UH a 70UH, estes sofrem alterações significativas face à presença de contrastes, em patologias hepáticas e ainda em termos individuais. Assim, o intervalo usado no *threshold* é adaptativo, ou seja, adapta-se automaticamente às variações de intensidade intra-paciente e inter-paciente. Isto porque, no volume TC, é definida uma “caixa” baseada no conhecimento anatómico sobre a forma e dimensão do órgão em estudo. Esta “caixa” contém o fígado, e através da distribuição dos *voxels* nela contidos é possível determinar, automaticamente, o intervalo de intensidades para a região hepática. Contudo, por muito restrito que seja o *threshold*, existe uma grande probabilidade de outras estruturas serem seleccionadas (uma vez que possuem valores de *Hounsfield* muito semelhantes). Logo, os passos seguintes deste algoritmo têm como objectivo remover as outras estruturas referenciadas e suavizar o contorno. São assim:

1. criadas três projecções binárias (2D) do volume hepático segmentado, segundo os planos YZ, XZ e XY, a partir das quais é possível localizar as estruturas não hepáticas, uma vez que essas regiões são caracterizadas por baixos valores nas projecções.
2. aplicadas operações morfológicas (abertura);
3. comparadas as áreas segmentadas entre secções adjacentes.

Durante este processamento, alguns *voxels* hepáticos poderão ser eliminados, sendo que o intervalo de intensidades inicialmente definido poderá não englobar todos os *voxels* da região em estudo. Logo, para otimizar o resultado previamente obtido é aplicado o crescimento por regiões (segmentação 3D).

Entretanto, em 2008, Selver [49] e colaboradores propuseram um novo método, robusto e eficiente, que permite segmentar automaticamente o fígado. Esta técnica delimita a região hepática, mesmo apresentando grandes variações de contraste ou formas atípicas. Tal facto é possível, uma vez que o algoritmo tem atenção estas variações, adaptando-se automaticamente a elas. Em função dessas características, a região hepática é segmentada através do método *K-Means* ou método MLP.

O *K-Means* é um método de segmentação que exige conhecimento prévio sobre o número de *cluster* existentes. Cada *cluster* é definido por um centróide, cuja localização irá influenciar todo o processo de segmentação. Posteriormente, cada *pixel* da imagem é atribuído apenas a um *cluster* em função da menor distância. De seguida são calculados os novos centros de massas das regiões obtidas (segmentadas) e são novamente redistribuídos os *pixels*, em função da menor distância em relação ao *cluster* e assim sucessivamente, até que os valores dos centróides fiquem inalterados [50].

O método designado por *MLP* consiste na segmentação supervisionada de imagens, ou seja, previamente a esta (segmentação) existe um conhecimento das regiões da imagem a serem detectadas. Ocorre uma classificação *pixel-a-pixel*, em que cada *pixel* da imagem é atribuído a uma dada classe, em função das suas propriedades e de modo a que todos elementos dessa mesma classe partilhem as mesmas propriedades. Uma vez que ocorre uma classificação *pixel-a-pixel*, o método de segmentação *MLP* caracteriza-se por uma técnica mais complexa e demorada, sendo usada quando o *K-Means* não produz resultados satisfatórios. Assim, se a aquisição for de baixo contraste e o fígado apresentar uma forma atípica, a classificação dos *pixels* ocorrerá, usando-se o método *MLP*. Caso contrário, quando a aquisição apresenta elevado valor de contraste, a segmentação ocorrerá usando-se o método *K-means*. Pela análise do histograma volumétrico detecta-se, automaticamente, se a aquisição é ou não efectuada com contraste. Neste contexto, se o histograma apresentar dois picos, trata-se de uma aquisição sem contraste. Caso contrário, a aquisição foi efectuada com contraste. Por sua vez, quando o fígado apresenta uma forma atípica, é difícil proceder à sua delimitação em relação ao baço, pois apresentam densidades semelhantes e o algoritmo segmenta ambas estruturas como única, o que irá provocar aumentos significativos da área segmentada. Assim sendo, para detectar formas atípicas do fígado é procurada, em cada secção, a área segmentada e verificado onde ocorrem aumentos súbitos da mesma. No pós-processamento deste algoritmo, são usados filtros mediana, operações morfológicas e filtros gaussianos tendo em vista a melhoria da forma da região.

No mesmo ano, (em 2008) Alomari [51] e os seus colaboradores propuseram uma metodologia de extracção do contorno hepático a partir do modelo de campos aleatórios de *Markov Random*. O contorno obtido foi optimizado usando contornos activos: *GVF Snakes*. O modelo de campos aleatórios de *Markov* (*MRF*) é um método de segmentação estatístico ou probabilístico, em que a propriedade em estudo, associada a cada *pixel* da imagem, é condicionada pelos seus vizinhos. O contorno obtido é o correcto, quando a probabilidade à posteriori for máxima [52]. Numa fase seguinte, foi aplicado um filtro de detecção de fronteiras: operador de *Canny*. A partir da imagem filtrada, foi definido o *GVF* que funciona como um campo de forças externas. O contorno final foi obtido, quando se atingiu o equilíbrio entre ambas as forças (forças externas e internas), que caracterizam o modelo (*GVF Snakes*).

No entanto, em 2009, Chen e colaboradores [33] identificaram a região hepática, desenvolvendo um método de segmentação baseado no crescimento por regiões. No pré-processamento, a cada imagem *TC* é aplicado, primeiramente, um filtro anisotrópico e a função Gaussiana. O uso do filtro anisotrópico tem como objectivo

realçar as discontinuidades e remover o ruído nas regiões homogêneas da imagem, preservando as fronteiras e os detalhes das regiões. A função Gaussian é aplicada à imagem após o uso do filtro anisotrópico, com o objectivo de reduzir o efeito das regiões não hepáticas na segmentação, restringindo o intervalo de intensidades. Após estas técnicas de suavização da imagem foi localizada uma região genérica do fígado, sendo, de seguida, seleccionada a secção com maior área hepática, a partir da qual se definiu o critério para o crescimento. As coordenadas do centro de massa da região hepática sofrem pequenas variações entre secções adjacentes e, por sua vez, a média e o desvio padrão das intensidades da região hepática da secção anterior oferecem uma estimativa relativamente rigorosa da distribuição das mesmas na secção seguinte. Assim, o crescimento de regiões será aplicado a cada secção (segmentação 2D), tendo por base informação fornecida pela secção anterior segmentada. O ponto semente será o centro de massa da região segmentada na secção anterior. Na segmentação da primeira secção, uma vez que não existe informação adjacente, o ponto semente será um *pixel* escolhido aleatoriamente a partir da secção correspondente da região genérica do fígado. Para otimizar os resultados obtidos no crescimento, foram usadas operações morfológicas (função abertura).

Ainda nesse ano (2009), Yussof e colaboradores [53] usaram técnicas de processamento de baixo nível para segmentar fígado a partir de imagens TC. No trabalho por eles desenvolvido, é proposta uma técnica híbrida, pois usam operações morfológicas, crescimento por regiões e *threshold*. Numa primeira fase, foi localizada a primeira secção, que contém a região inicial do fígado e o coração. Estas duas regiões vão constituir uma máscara que, aliada ao conhecimento anatómico da estrutura em estudo, proporciona uma redução da região de procura do contorno hepático, em todas as secções. O contorno inicial hepático foi detectado usando filtros morfológicos de multi-escala, de erosão seguida de dilatação. Estes filtros consistem em erosões ou dilatações sucessivas e daí a designação multi-escala. Após a erosão, foi procurado o maior contorno para cada secção, sendo que a região delimitada por este (contorno) constitui a região hepática ou parte dela. A imagem obtida foi dilatada de modo a que as dimensões da região segmentada sejam idênticas às dimensões reais. De seguida, foi aplicado o crescimento por regiões. Como é sabido, no crescimento por regiões, outras estruturas são incluídas, sendo necessário eliminá-las, aplicando-se, assim, o algoritmo proposto por Seo [54] que permite ajustar o intervalo de intensidades para região hepática, ou seja, torna-o mais restrito, obtendo-se o volume hepático.

Ainda no mesmo período (2009), Wang e os seus colaboradores [55] desenvolveram um método de segmentação dividido em 3 fases. Neste, numa primeira fase, as imagens são suavizadas, a maca do sistema de aquisição é

eliminada, sendo localizada, automaticamente, a primeira secção com fígado. A localização da primeira secção do fígado é baseada no algoritmo por eles desenvolvido para segmentação do pulmão. Percorrendo as secções onde se localiza o pulmão direito, da região inferior para a superior, verifica-se que a imagem da região hepática surge inserida no pulmão, diminuindo de secção para secção. Tendo em conta esta informação, a primeira secção com fígado é aquela cuja área hepática é inferior a 150 *pixels*. Na segunda fase deste processamento, é seleccionada uma secção a partir da qual se irá definir uma máscara. A máscara é definida a partir do conhecimento a priori sobre a localização do fígado no organismo. Anatomicamente, ele ocupa uma grande parte do lado direito do abdómen. Assim sendo, é determinado o centro de massa da coluna vertebral e a partir deste ponto o abdómen é dividido em duas regiões: esquerda e direita. À região direita, é ainda aplicado um *threshold*, seleccionando-se todos os *pixels* com valores de UH superiores a zero. Com base nesta informação, é definido o coeficiente entre o número de *pixels* da imagem após o *threshold*, pelo número total de *pixels* contidos na região direita do abdómen. Contudo, os músculos e os tecidos moles do abdómen influenciam, negativamente, o cálculo deste coeficiente, sendo removidos por contornos activos, antes do referido cálculo. A secção que será usada como referência ou máscara para segmentação automática do fígado será aquela que possuir maior coeficiente. Assim, a partir da análise do seu histograma é extraída a informação necessária para obter a região hepática inicial. As fronteiras da região são suavizadas e redefinidas através de operações morfológicas e da técnica de *Level-set*.

Muito recentemente (2010), Yuan e os seus colaboradores [56] desenvolveram um método automático de segmentação a partir de Imagens de Ressonância Magnética. Numa primeira fase, é obtida a região hepática inicial através do método *fast marching* [56]. O resultado obtido é, posteriormente, redefinido através do método *fuzzy c-means clustering*. Através deste método, os *pixels* são agrupados em subconjuntos, de acordo com as propriedades associadas ao objecto e tendo em atenção a informação espacial. Evita-se, assim, a formação de classes desconectadas com as mesmas características.

No seguimento dos procedimentos a seguir, impõe-se, do ponto de vista metodológico, o desenvolvimento da segmentação da rede vascular. No sub-ponto seguinte, serão abordados os estudos mais recentes sobre este tema (segmentação da rede vascular)

## 5.2. SEGMENTAÇÃO DA REDE VASCULAR

Nesta secção serão, pois, resumidas as várias técnicas de processamento e análise de imagem implementadas, nos últimos anos, para localizar a rede vascular hepática.

O conhecimento da rede vascular hepática é fundamental para a detecção de lesões hepáticas, por técnicas de diagnóstico assistidas por computador. Contudo, os vasos hepáticos e o parênquima hepático apresentam densidades semelhantes, não sendo distinguíveis ao raio-X num exame com contraste. Este facto justifica a escassez de algoritmos de segmentação da rede vascular em exames sem contraste.

Selle e colaboradores, em 2001 [57] segmentaram a rede vascular em exames TC com contraste. Posteriormente, Huang e colaboradores (2008) [58] repetiram a experiência, com recurso ao mesmo método, que combina a técnica crescimento por regiões e *threshold*. Através do crescimento por regiões, obteve-se a distribuição do número de *voxels* em função das intensidades. A curva obtida pode ser dividida em duas regiões devido ao seu comportamento. Inicialmente, a primeira região é caracterizada por uma diminuição acentuada do número de *voxels* com a intensidade, enquanto a segunda região apresenta um comportamento aproximadamente linear. Posteriormente, calcularam duas rectas de ajustes, a cada região gráfica e a intersecção delas forneceu o valor óptimo de *threshold*, permitindo identificar os vasos.

Mais tarde, em 2008, Kawajiri e colaboradores [59] propuseram um método de segmentação automático, que permite localizar os vasos hepáticos em exames TC sem contraste. Embora a densidade dos vasos hepáticos e do restante tecido hepático saudável seja muito semelhante, existem pequenas diferenças que este método permite detectar. A primeira etapa deste processamento passa por realçar ou destacar estas diferenças, evidenciando a rede vascular hepática. Tal objectivo é alcançado recorrendo-se a duas técnicas: transformação do histograma, baseada na função *Gaussian* e aplicação de filtros baseados nos valores próprios da matriz hessiana. Numa segunda fase, ocorre a segmentação propriamente dita, onde as hipotéticas veias hepáticas são extraídas, aplicando-se um *threshold*, cujo valor do limiar ou do *threshold* (T) é determinado pelo método *p-tile* [60]. O *p-tile* constitui o método mais simples de determinação do limiar de *threshold*. O referido valor (T) dependerá da área ocupada pelo objecto de interesse na imagem. Assim, sabendo que a região ocupada pelo objecto na imagem é de p% da imagem, o valor do limiar deverá ser escolhido acima desta percentagem (p%). Neste caso concreto, p assumiu um valor de 50%.

No ano seguinte (2009), Seo e colaboradores [61] propuseram um método de segmentação da rede vascular a partir de imagens MDCT (*multi-detector computed tomography*), usando o operador de *Canny* e operações de *threshold*. O operador de *Canny* é usado para verificar a localização das veias hepáticas, sendo estas extraídas pela aplicação de *thresholds*. Os parâmetros necessários para a aplicação do algoritmo de *Canny* bem como para a definição dos valores de *threshold*, são determinados com base nas intensidades ou densidades da região hepática previamente segmentada. Neste contexto, os candidatos a *pixels* da região vascular hepática são seleccionados a partir dos *pixels* adjacentes das arestas detectadas, desde que possuam um valor superior ao valor do *threshold*. No pós-processamento, a análise tridimensional da estrutura segmentada permitiu eliminar os falsos positivos, ou seja, o ruído da imagem. Assim, sempre que foram detectados pequenos grupos isolados de *pixels* sem conectividade com as regiões segmentadas nas secções adjacentes procedeu-se à sua eliminação.

Após a segmentação da rede vascular, a seguir impõe-se, do ponto de vista metodológico, a localização dos oito segmentos de *Couniaud*. No sub-ponto seguinte serão abordados os estudos, científicos, mais recentes sobre este tema.

### 5.3. LOCALIZAÇÃO DOS OITO SEGMENTOS DE COUNIAUD

A localização dos oito segmentos hepáticos, segundo a classificação de *Couniaud*, implica que, previamente, se localize a rede vascular hepática ou parte dela. Cada segmento constitui uma unidade funcional, ou seja, é funcionalmente independente dos restantes, possuindo a sua própria rede de vascularização e canais de drenagem biliar, como foi referido anteriormente (capítulo II).

Selle, em 2002 [62] localizou os oito segmentos, com recurso a dois métodos, baseados em duas métricas diferentes: *NNSA* (*the nearest neighbor segment approximation*) e *LASA* (*Laplacian segment approximation*). O método *NNSA* é um método simples, de baixa complexibilidade computacional. Sabendo que cada segmento possui irrigação própria, os *voxels* da região hepática foram atribuídos a um dado segmento, em função da sua distância ao ramo do mesmo (segmento). Logo, quanto mais próximo (menor distância) o *voxel* se encontrar do ramo maior é a probabilidade deste pertencer ao segmento. O método *LASA* é um método alternativo, por eles desenvolvido, com o mesmo objectivo que o anterior (*NNSA*), em que para cada ramo da rede vascular é definida uma função potencial, representada pela solução da equação *Laplacian*. Deste modo, se a função potencial assumir um valor



diferente de zero, significa que o *voxel* pertence ao ramo em análise. Por sua vez, quando este potencial for nulo, o *voxel* em estudo poderá pertencer a outro ramo, localizar-se na veia hepática ou fora da região hepática.

O método *NNSA*, também designado por *NNA* (*Neighbord approximation*), foi também implementado por Beichel em 2004 [63].

Para dividir o fígado em oito segmentos Boltecha e colaboradores [64-65] localizaram anatomicamente seis pontos essenciais, de A a F, a partir dos quais foram definidos os planos de divisão. A localização destes pontos é baseada em critérios de geometria diferencial, a partir dos quais é estimado o valor de curvatura para cada ponto da superfície hepática. Esta informação, aliada ao conhecimento sobre a morfologia hepática externa, permitiu definir os planos de divisão do fígado em oito segmentos.

Identificados e delimitados os oito segmentos, serão abordados, no sub-ponto seguinte, os estudos mais recentes sobre a determinação do local ideal da fracção hepática a transplantar.

## 5.4. LOCAL IDEAL DE RESSECÇÃO

A determinação do local ideal de ressecção implica um conhecimento detalhado da anatomia do fígado, uma vez que o procedimento deverá respeitar a vascularização hepática e a independência funcional de cada segmento. Daí a importância de se segmentar, previamente, a rede vascular e os oito segmentos de *Couniaud*, através de técnicas computacionais, auxiliando no planeamento e cirurgia.

O local ideal de ressecção e, conseqüentemente, a sua determinação dependem do tipo de ressecção a ser feita. Após da localização dos oito segmentos e da sua respectiva vascularização, facilmente, se decide qual o plano de corte, em função da situação. Porém, na revisão bibliográfica realizada, verificou-se que, em relação à determinação do volume hepático ideal para a cirurgia, a produção científica é relativamente escassa. Reitinger em 2004 [66], e Wadduwage em 2010 [67], constituíram uma das raras referências no âmbito da elaboração de uma estratégia de ressecção para o tratamento de tumor hepático. Numa primeira fase, a massa tumoral é localizada e segmentada com uma determinada margem. Posteriormente, será efectuada a intersecção entre a rede vascular e o tumor, permitindo identificar quais os vasos afectados e, conseqüentemente, os segmentos, constituindo estes o volume ideal de ressecção.

## 5.5. EM SÍNTESE

Da pesquisa bibliográfica realizada, verificamos que não existe um método que, por si só, segmente, por completo, a região de interesse.

Os algoritmos automáticos de segmentação podem-se dividir em etapas, de acordo com as técnicas de processamento usadas. Normalmente, numa fase inicial, no pré-processamento, é obtida uma região com as características representativas da região em estudo. Esta fase caracteriza-se pela aplicação de filtros à imagem, com o objectivo de a suavizar ou realçar as descontinuidades. Numa segunda fase, ocorre a segmentação do órgão, ou pela aplicação de técnicas de processamento de baixo nível ou modelos deformáveis. Contudo, mesmo que na segmentação sejam aplicadas técnicas de processamento de alto nível, existe a probabilidade de estruturas não desejadas sejam identificadas. Algumas das soluções possíveis passam pela aplicação de operações morfológicas, comparações entre secções adjacentes ou aplicação de modelos deformáveis, como por exemplo, o *level-set*, o *GVF-snakes*, entre outros. O uso de modelos deformáveis para redefinir a região de interesse apresenta-se como uma boa alternativa às operações morfológicas, uma vez que alguns sistemas requerem a aplicação de regras restritas, bem como de inúmeras operações morfológicas, implicando a experimentação de vários parâmetros, afectando a robustez do algoritmo.

## **CAPÍTULO VI**

# **METODOLOGIA: DETERMINAÇÃO DO LOCAL IDEAL DE RESSECÇÃO**

A visualização tridimensional (3D) de imagens médicas proporciona informação relevante e significativa acerca das estruturas anatómicas e das suas propriedades, sendo fundamentais para o diagnóstico e decisão do tratamento/terapêutica. A visualização 3D ainda é uma área em investigação, mas com grande potencial para o desenvolvimento de novas ferramentas, dispositivos, procedimentos de diagnóstico e tratamento, entre outras, proporcionando ao médico a visualização de estruturas com elevado detalhe (elevada resolução) [68].

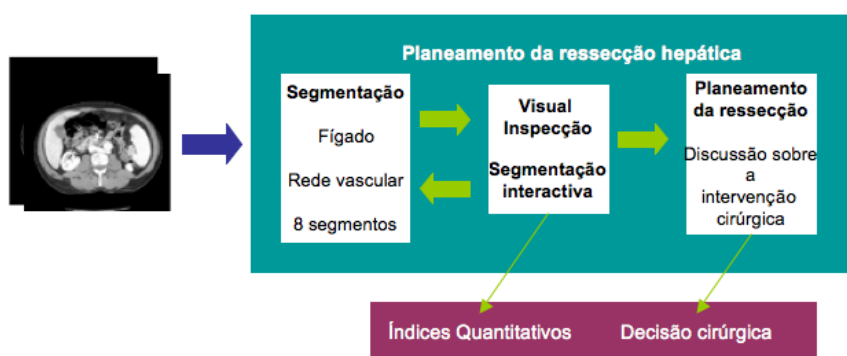
Nas maiorias das técnicas de imagiologia, a imagem obtida é bidimensional. A possibilidade de se adquirirem volumes de dados em sistemas de imagens médicas é uma mais valia. Geralmente, combinando várias secções de um exame (por exemplo TC), é possível criar imagens 3D, ou seja, depois de obtida a informação da posição e orientação de uma sequência de imagens 2D, esta pode ser reconstruída em volumes [69].

Os profissionais de saúde ligados aos exames de diagnóstico por imagem (radiologistas, profissionais do serviço de medicina nuclear, entre outros) são treinados para interpretar uma possível patologia/alteração e dar o seu diagnóstico baseado nas imagens a 2D. É um processo subjectivo que requer um treino preciso e eficaz, de modo a evitar decisões incorrectas e, conseqüentemente, erros de planeamento

terapêutico. Algumas decisões de diagnóstico requerem a noção de volume de uma estrutura, órgão ou tumor, dependendo da patologia e do objectivo para o qual o exame foi realizado. As imagens a 2D não permitem calcular, com precisão, o volume, sendo esta interpretação feita pela equipa cirúrgica (uma avaliação subjectiva), podendo originar uma variabilidade de valores de volume (profissionais de saúde diferentes podem perceber volumes diferentes) [69].

A utilização de técnicas de imagiologia a 3D permite obter uma melhor panorâmica da região de interesse (ROI), pois os dados poderão ter um resolução milimétrica nos três planos. A nível cirúrgico, as imagens 3D são úteis para definir as trajectórias de acesso à lesão (orientação); fornecer ao cirurgião as dimensões, relações topográficas e o volume das diferentes estruturas/lesão [68].

O planeamento cirúrgico da ressecção hepática (Figura 6.1) aliado às técnicas de análise e processamento de imagem, apresenta-se, assim, como uma mais valia. Serve de suporte e proporciona informação precisa, diminuindo o risco da cirurgia, pois permite que a decisão se baseie numa análise quantitativa e não numa análise subjectiva e manual [67].



**Figura 6.1.** Esquematização do planeamento cirúrgico da ressecção.

Nos dias de hoje, o melhor tratamento para o carcionoma hepático passa pela ressecção hepática do local do tumor [67]. Este é removido com uma margem de segurança, diminuindo a probabilidade de permanência de células malignas. No entanto, a quantidade de tecido saudável removido deve ser mínima, de modo a garantir as funções hepáticas no pós-operatório, especialmente na presença de doenças hepáticas crónicas. Contudo existem outras patologias que podem culminar na necessidade de enxertar parte da região hepática, como mencionado no capítulo II.

O estudo desenvolvido tem como objectivo segmentar fígado para transplante a partir de dadores vivos.

No sentido de garantir a consecução da finalidade do estudo, traçaram-se alguns objectivos parcelares, entre os quais friso:

1. segmentar a região hepática;
2. identificar a rede vascular hepática; e
3. localizar os oito segmentos de *Couniaud*.

## 6.1.CONJUNTO DE DADOS

No âmbito do estudo realizado, foram usadas imagens de Tomografia Computacional, em formato *Dicom*, de sete pacientes, fornecidas pelo serviço de Imagiologia dos Hospitais da Universidade de Coimbra. Contudo, para o estudo em questão, não foram contabilizados os exames de pacientes com patologias hepáticas, uma vez que o objectivo do trabalho é localizar o volume a ser removido do dador.

Informações relevantes de cada paciente da amostra estão indicadas na tabela seguinte (Tabela 6.1).

**Tabela 6.1.** Informação relevante acerca de cada paciente da amostra.

<b>Paciente</b>	<b>Sexo</b>	<b>Idade</b>	<b>Distância entre cortes</b>	<b>Número de seccções</b>	<b>Observações</b>
A	M	67	2.5	122	a); b.1)
B	M	36	2.5	132	a); b.2)
C	F	38	2.5	98	a); b.1)
D	F	90	0.625	303	a); b.3)
F	M	70	0.625	211	a); b.2)
G	M	34	0.625	240	a); b.2)
H	M	79	0.625	300	a); b.4)

Resolução das imagens: 512 x 512;

a) Equipamento GE Medical System;

b) Nome do protocolo:

b.1) 6.5 Pâncreas Bifásico 0.6 mm;

b.2) 6.7 Renal Trifásico;

b.3) 6.6 Renal Fígado Trifásico;

b.4) TC Abdómen Superior Co.

## 6.2. SEGMENTAÇÃO HEPÁTICA

Um dos objectivos do trabalho consiste no desenvolvimento dum método de segmentação automático para detectar os contornos da região hepática, num exame TC. Este algoritmo deverá ser suficientemente robusto, permitindo a localização do fígado, tanto em aquisições com contraste como sem contraste.

Neste sentido, é descrito, no sub-ponto seguinte, um método de segmentação que envolve crescimento por regiões e operações morfológicas.

### 6.2.1. Metodologia

O método desenvolvido encontra-se dividido em várias fases. A primeira fase inclui a ordenação das diversas secções do exame TC, a suavização das imagens pela aplicação de um filtro *Wiener* [31] e a identificação automática, se a aquisição foi realizada com ou sem contraste, localizando-se, nas diversas secções do exame TC, a região genérica do fígado.

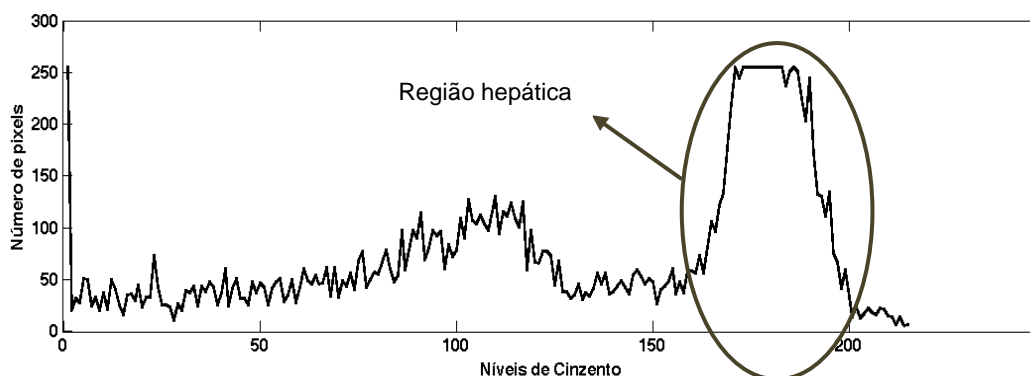
A região hepática possui, tipicamente (em exames sem contraste), valores no intervalo de 40 UH a 70 UH [46], mas na presença de contraste (injectado no paciente no momento de aquisição do exame TC) estes (os valores de *Hounsfield*) sofrem um aumento significativo. Pela análise do histograma de uma imagem TC com contrastes da região torácica, é possível identificar o pico corresponde à região hepática e, conseqüentemente, concluir quais os valores de intensidade para a região de interesse.



**Figura 6.2.** Imagem TC da região torácica.

Na figura 6.2, está representada uma secção de um exame TC e na figura 6.3, o respectivo histograma. Analisando o histograma observa-se a existências de vários picos. Sendo o fígado o órgão de maior área presente na secção e com uma tonalidade clara, facilmente se conclui que o pico mais à direita corresponde à região

hepática. Assim, os valores de *Hounsfield* para o fígado numa aquisição com contraste terão valores aproximados entre os 100 UH a 240 UH.



**Figura 6.3.** Histograma da imagem TC representada na figura 6.2.

Assim sendo, são localizadas as regiões que pertencem aos intervalos de 40 a 90 UH e de 100 a 240 UH. Uma vez que, os intervalos definidos são muito abrangentes, são inúmeras as estruturas anatómicas e órgãos, para além de fígado, que são identificadas, sendo necessário excluí-las para se atingir o objectivo proposto desta fase: localizar apenas uma região genérica do fígado em cada secção TC. É, assim, efectuada uma erosão e os volumes são confrontados entre si. Assim, o algoritmo detecta se a aquisição é com contraste (equação 6.2) ou sem contraste (equação 6.1), adaptando, automaticamente, os parâmetros de segmentação.

$$Volume_{[40,90]} > Volume_{[100,240]} \quad (\text{equação 6.1})$$

$$Volume_{[100,240]} > Volume_{[40,90]} \quad (\text{equação 6.2})$$

De seguida, selecciona-se a maior região a partir da qual irão ser definidos o critério de homogeneidade, o ponto semente, a vizinhança a ser usada e o critério de paragem.

O ponto semente é seleccionado, aleatoriamente, e o critério de homogeneidade é baseado nos tons de cinzento, ou seja nos valores de *Hounsfield* para cada *voxel*. Logo, sabendo que o intervalo dos valores do fígado sem contraste é tipicamente de 30 UH (70 UH – 40 UH), é aplicado o crescimento de regiões a partir do *voxel* semente e com um intervalo de intensidades de MÉDIA\_ROI + INTERVALO até MÉDIA\_ROI - INTERVALO. A MÉDIA\_ROI corresponde à média de intensidades da maior região. Raciocínio idêntico é usado na segmentação de exames com contraste. Após várias experimentações, concluiu-se que o intervalo de crescimento, nestas situações, é definido por: [MÉDIA\_ROI-45, MÉDIA\_ROI+45], sendo esta a única diferença. Este intervalo permite não só segmentar o fígado, como também remover o lixo que aparece frequentemente se usasse [MÉDIA\_ROI-70, MÉDIA\_ROI+70].

Na terceira fase do algoritmo, a região final obtida é suavizada com recurso a operações morfológicas (abertura) e tendo em consideração as relações topológicas entre secções adjacentes. Tais operações, garantem que o contorno final seja suave e sem irregularidades. Na figura seguinte (Figura 6.4), encontra-se um diagrama do algoritmo implementado.

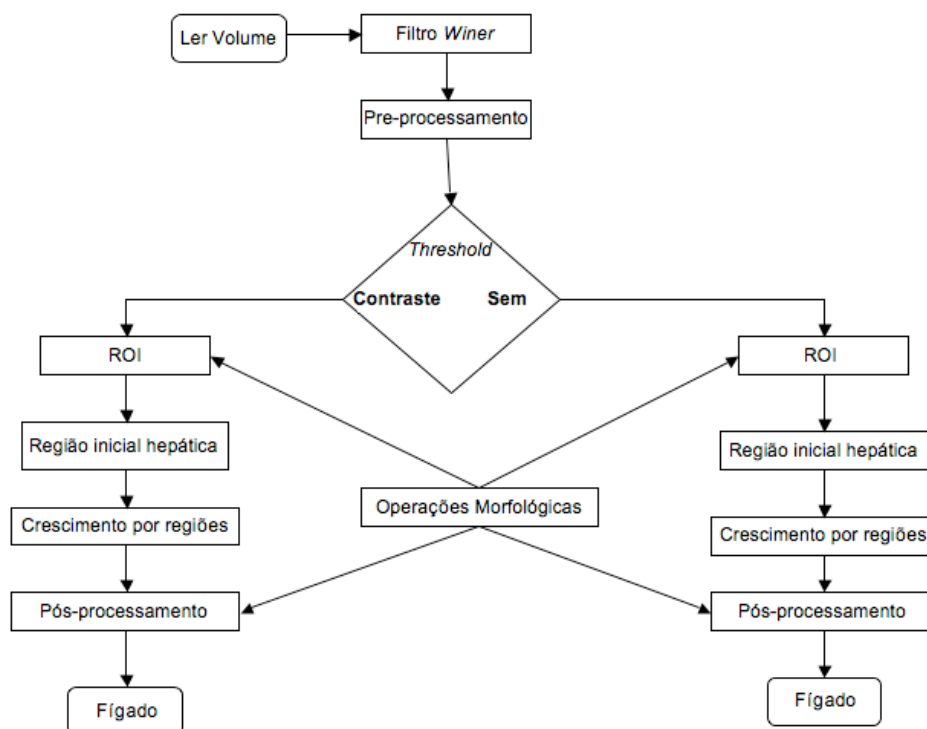


Figura 6.4. Fluxograma do método proposto para a segmentação da região hepática.

## 6.2.2. Avaliação quantitativa da segmentação hepática

Após, a segmentada a região hepática é avaliado quantitativamente o método proposto.

Os contornos desenhados sobre as imagens TC não só variam em função do médico que o desenha (variabilidade inter-observador), como também será distinto quando desenhado pelo mesmo médico em momentos diferentes (variabilidade intra-observador) [70-72]. Neste sentido, os contornos hepáticos foram desenhados, por dois médicos especialistas. Cada médico delimitou trinta regiões hepáticas, em folhas de acetato sobre as imagens teste, sendo estes posteriormente digitalizados para dar início à avaliação. Esta tarefa foi repetida uma semana depois, realizando cada médico sessenta contornos. Deste modo, não só se avalia qualitativamente o método de segmentação desenvolvido, como também se analisa a variabilidade inter-observador e intra-observador.



Os índices de mérito usados neste estudo estatístico foram: índice de *Pratt*, a similaridade e o erro médio da distância.

### 6.2.2.1. Índices de mérito

Foram usadas várias medidas no estudo estatístico: o índice de *Pratt*, a similaridade entre as regiões segmentadas e o erro médio da distância.

O índice de *Pratt* compara os contornos, classificando essa comparação desde 0 a 1. O valor 1 indica que os contornos coincidem em todos os pontos. Matematicamente, este índice é definido por:

$$F_{Pratt} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{1}{1 + \alpha \times d_i^2} \quad (\text{equação 6.3})$$

onde  $N$  é o número de pares de pontos correspondentes;  $d_i$  é a distância entre pontos correspondentes; e  $\alpha$  é uma constante relacionada com o tamanho do contorno, assumindo o valor de  $1/9$ , que é o valor óptimo assumido por *Pratt* [73]. Para calcular o número pares de pontos correspondentes, é necessário definir a área delimitada pelo contorno dado pelo algoritmo (A) e a área delimitada pelo contorno do médico (B). Embora, os contornos sejam semelhantes, eles não são coincidentes. Assim, é definida, uma nova área (C) resultante da diferença das áreas anteriores ( $C = \text{xor}(A, B)$ ). Posteriormente, é definido um novo contorno (L), existindo no interior de cada área C e coincidindo com os contornos A e B, quando estes são iguais. Para cada ponto do contorno L, é determinada uma recta perpendicular que intersecta o contorno definido pelo médico e pelo algoritmo, constituindo estes pontos um par de pontos correspondentes [30].

O erro médio da distância é uma métrica que analisa a média das distâncias entre os contornos em análise. Quanto menor o valor desta métrica, mais semelhantes são os contornos em estudo.

$$\text{Erro\_médio\_distâncias} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N d_i \quad (\text{equação 6.4})$$

Por sua vez, a similaridade entre regiões é calculada pelo coeficiente entre as áreas comuns e a soma de ambas as regiões, multiplicado (o coeficiente) por um factor de normalização (2). Assim, matematicamente este índice de mérito é expresso por:

$$\text{Similaridade} = 2 \times \left( \frac{A \times B}{A + B} \right) \quad (\text{equação 6.5})$$

onde  $A$  é a imagem da região delimitada pelo contorno do algoritmo;  $B$  é a imagem da região delimitada pelo contorno do médico;  $A \times B$  é a imagem que contém os *pixels* presentes em ambas regiões delimitadas pelos contornos em estudo; e  $A + B$  é imagem que contém ambas as áreas.

### 6.3. SEGMENTAÇÃO DA REDE VASCULAR

Após a segmentação da região hepática, o passo seguinte é a segmentação da rede vascular, em exames com contraste. A metodologia implementada é baseada nos trabalhos de Selle [57] e Huang [58]. Resumidamente, com a aplicação de sucessivos crescimentos por regiões, é obtida a distribuição do número de *voxels* segmentados em função da intensidade, a partir da qual é determinado o valor óptimo de *threshold*.

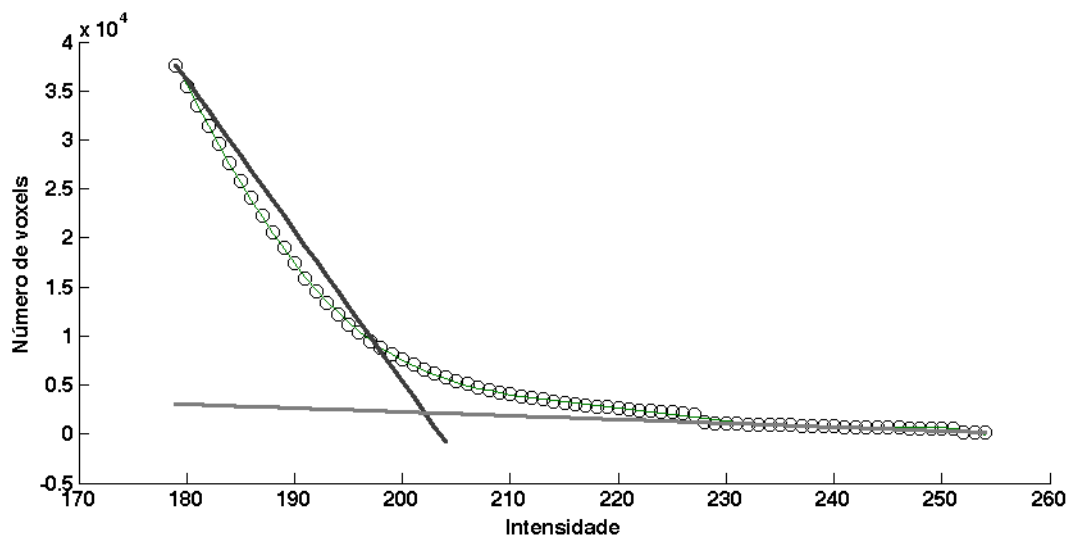
#### 6.3.1 Percorso metodológico

A metodologia proposta está dividida em duas partes: aplicação de sucessivos crescimentos por regiões e segmentação por *threshold*.

A segmentação por crescimento de regiões implica a definição de um *voxel* ou *pixel* semente, do critério de homogeneidade, a vizinhança a ser usada e o critério de paragem.

Inicialmente, é definido, de forma automática, o *voxel* semente ( $v_0$ ) na região vascular do fígado. Normalmente, a rede vascular, na presença de contraste, adquire valores de intensidade muito superiores ao do parênquima hepático. Assim sendo, é seleccionado o máximo de intensidade do volume hepático, correspondendo obrigatoriamente a um *pixel/voxel* da região vascular, a partir do qual irá ocorrer o primeiro crescimento por regiões ( $n=1$ ). O critério de homogeneidade é baseado no nível de intensidade do *voxel* semente ( $\theta_{beg} = I(v_0)$ ). Assim, a partir do ponto semente, todos *voxels* ( $v$ ), com uma intensidade superior à intensidade do mesmo (ponto semente), são armazenados numa lista ( $L(\theta_{beg})$ ) e quantificados para se obter o número de *voxels* totais segmentados. Os pontos armazenados na lista  $L(\theta_{beg})$  são usados como pontos sementes no crescimento seguinte ( $n=n+1$ ), sendo, para o efeito, seleccionados todos os *voxels* ( $v$ ) com  $I(v) \geq \theta_{beg} - n$ . Os *voxels* resultantes do crescimento são quantificados e armazenados na lista ( $L(\theta_{beg} - 1)$ ), sendo usados no

crescimento seguinte e assim sucessivamente. Os sucessivos crescimentos por região vão permitir obter uma distribuição dos números *voxels* segmentados  $N(\theta)$  em função das intensidades, tal como é possível constatar na figura 6.5.



**Figura 6.5:** Detecção automática do valor óptimo de *threshold*.

Analisando a curva de distribuição dos *voxels* obtida com este algoritmo, verifica-se que, face ao seu comportamento, são identificáveis duas regiões. A primeira caracteriza-se por um declive acentuado, enquanto a segunda caracteriza-se por um comportamento aproximadamente linear. De seguida é calculado o ponto que divide a curva nessas duas regiões gráficas, determinando-se duas rectas de ajuste aos pontos de cada região. A intersecção dessas rectas fornecerá, de forma automática, o valor óptimo de *threshold* (Figura 6.5).

O algoritmo implementado, embora baseado nos estudos acima referenciados apresenta adaptações, nomeadamente, no modo de inicialização. Enquanto, no método por mim desenvolvido a selecção do ponto semente é automática, nos estudos de Selle [57] e Huang [58] a selecção do mesmo é interactiva, garantindo que este se localiza na veia porta. Contudo, com o objectivo de certificar que o método implementado produz resultados semelhantes ao método proposto pelos autores, a rede vascular foi também segmentada, seleccionando-se interactivamente o *voxel* semente.

Na figura seguinte encontra-se representado o algoritmo do método proposto.

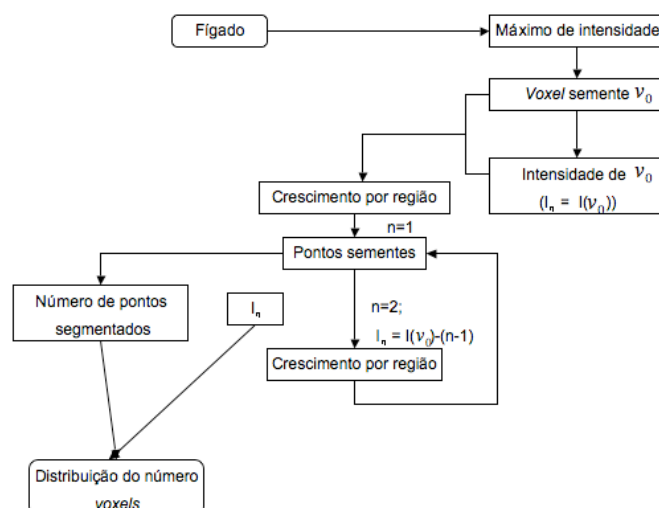
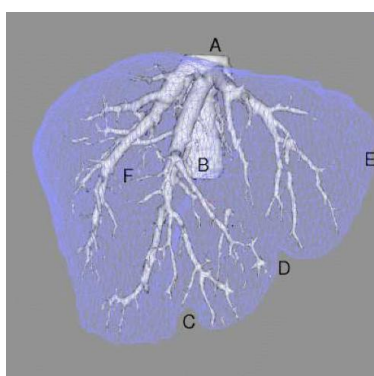


Figura 6.6. Diagrama do algoritmo implementado para segmentar os vasos hepáticos.

## 6.4. LOCALIZAÇÃO DOS OITO SEGMENTOS DE COUNIAUD

Após a segmentação da rede vascular o passo seguinte é a localização dos oito segmentos. O algoritmo implementado foi baseado nos estudos realizados por Boltcheva [64-65].

Como mencionado no capítulo II, analisando a morfologia externa do fígado, verificamos que ele apresenta uma forma ovóide, podendo-se identificar três faces. Estas (faces) apresentam características específicas, sendo constituídas por regiões convexas e côncavas. Assim, com o objectivo de localizar os oito segmentos *Couniaud* é implementado um método baseado em conceitos de geometria diferencial com o intuito de estudar a curvatura na superfície hepática. Este estudo vai permitir localizar e identificar os diversos pontos (Figura 6.7) necessários à definição dos planos de separação e delimitação dos oito segmentos.



Legenda:

- A: parte superior da veia cava;
- B: parte inferior da veia cava;
- C: depressão provocada pela vesícula biliar;
- D: ligamento falciforme;
- E: centro de massa do lobo esquerdo, considerando uma análise anatômica;
- F: centro de massa do lobo direito.

Figura 6.7. Esquema representativo da localização dos 6 pontos [64].

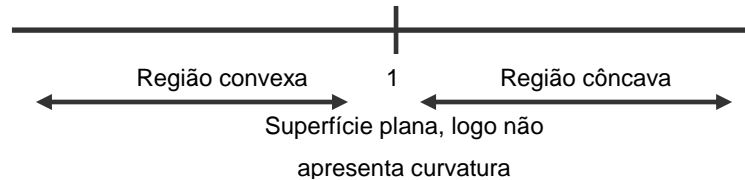
Numa primeira fase, será feita uma breve introdução necessária à compreensão do percurso metodológico usado.

### 6.4.1. Conceptualização da aproximação do cálculo da curvatura

A curvatura pode ser estimada em função do número de *voxels* ou *pixels* existentes na vizinhança de um ponto localizado à superfície. Assim, definindo uma esfera ou um disco centrada/o num ponto da superfície, é possível estimar a curvatura nesse ponto, através do seguinte rácio:

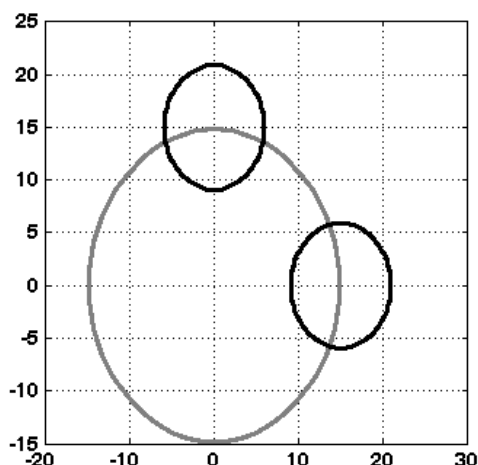
$$R\acute{a}c\acute{i}o = \frac{Voxels_{Esfera} \cap Voxels_{Objecto\_estudo}}{Volume_{Esfera} - (Voxels_{Esfera} \cap Voxels_{Objecto\_estudo})} \quad (\text{equação 6.6})$$

onde o numerador reflecte o número de pontos que pertencem, simultaneamente, à esfera e ao objecto em estudo e o denominador traduz o número de *voxels* da esfera (ou disco a 2D), que não estão contidos no objecto em análise. Deste modo, se a região for convexa, o rácio será inferior a 1 e vice-versa (Figura 6.8).



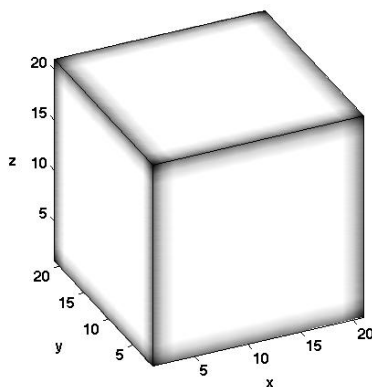
**Figura 6.8** - Esquema representativo da relação do rácio com a curvatura.

Tanto as esferas como círculos, caracterizam-se por apresentarem, em todos os pontos da sua superfície, o mesmo valor de curvatura, sendo, por isso, considerados objectos geometricamente isotrópicos. Tal facto pode ser constatado pela análise da figura 6.9. A cinza encontra-se representada a superfície em estudo, e a preto o círculo centrado num ponto da superfície. Analisando as duas situações verifica-se que o número de *pixels* incluídos nas duas regiões é o mesmo, validando assim o raciocínio anterior.



**Figura 6.9.** Cálculo da curvatura em função do número de *pixels* contidos na vizinhança do ponto em estudo.

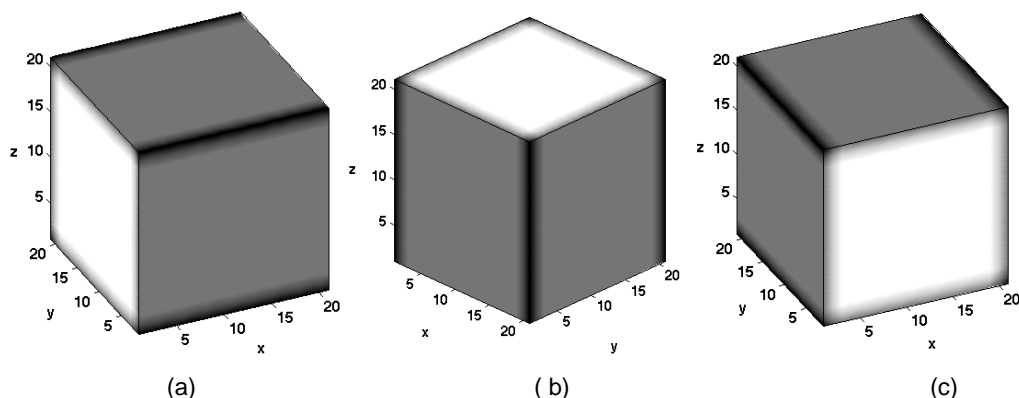
Os paralelepípedos caracterizam-se por faces planas, sendo a curvatura média em cada ponto, nula. No entanto, as suas arestas caracterizam-se por uma curvatura extremamente negativa e sensivelmente igual, correspondendo a regiões convexas. O resultado experimental obtido pelo algoritmo implementado é ilustrado na figura seguinte (Figura 6.10), onde a cada *voxel* é atribuído um tom de cinza em função da sua curvatura. Os resultados são, assim, normalizados de 0 a 100. O valor de 0 é atribuído aos *voxels* do fundo, o valor de 1 é atribuído às regiões mais convexas e 100, às regiões mais côncavas.



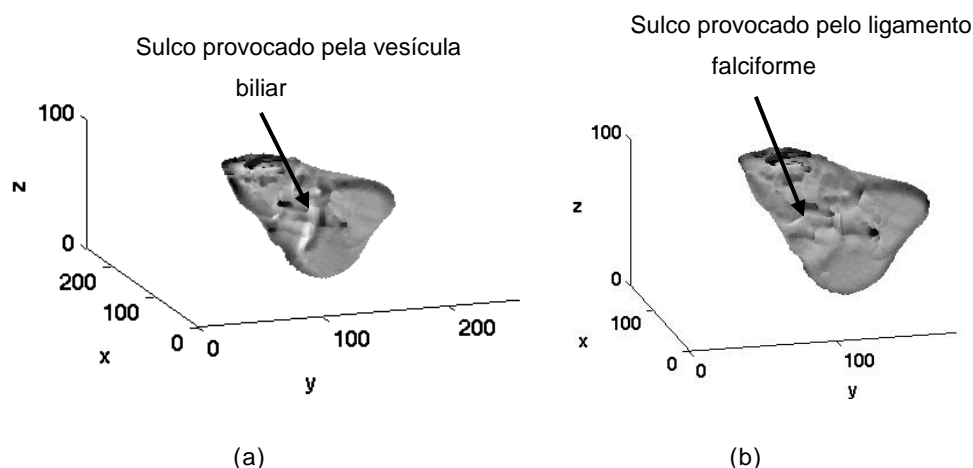
**Figura 6.10.** Cálculo da curvatura na superfície de um cubo.

Foi implementada uma variante do algoritmo anteriormente mencionado. Neste caso, em vez de se recorrer a uma esfera centrada em cada ponto da superfície, utilizaram-se discos nos diferentes planos (disco XY, XZ e YZ), permitindo evidenciar a curvatura dos pontos da superfície nesses planos, como consta na figura 6.11. A opção por esta técnica deve-se ao facto de, através da mesma, se evidenciarem mais facilmente estruturas de referência, como por exemplo, o sulco provocado pela

vesícula biliar na face hepática, sabendo-se, à partida que o mesmo se situa na direcção YZ. Tal facto pode-se comprovar analisando a figura 6.12.



**Figura 6.11** – Cálculo da curvatura da superfície de um cubo usando discos YZ (a), XY (b) e XZ (c).



**Figura 6.12.** Cálculo da curvatura na superfície hepática, usando discos YZ (a), XZ (b).

Analisando os resultados obtidos nas imagens teste, verifica-se que existe um erro na estimação da curvatura para cada ponto na superfície, quando comparado com o valor teórico. Este erro está associado ao facto das imagens resultantes serem uma representação aproximada das imagens reais, sujeitas a pixelização.

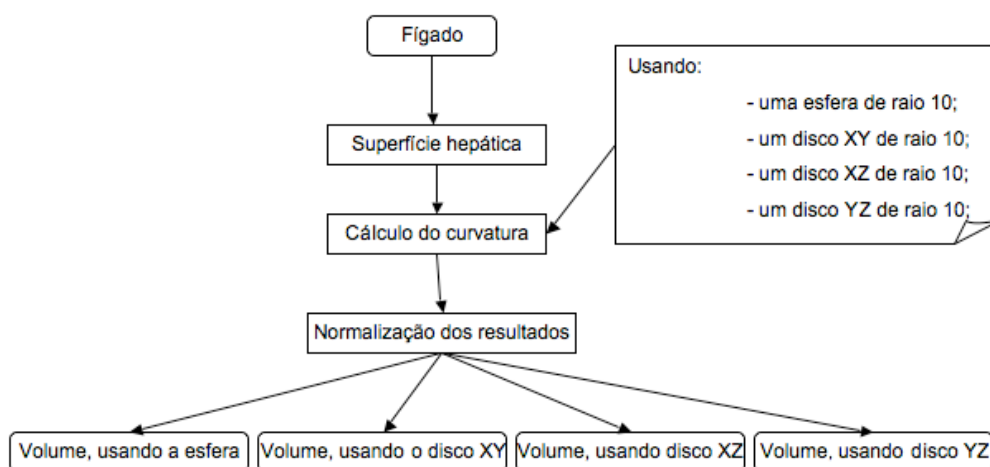
#### 6.4.2. Cálculo da curvatura na superfície hepática

Como referido anteriormente, para determinar os seis pontos necessários à definição dos planos de localização dos oito segmentos, segundo a classificação de *Couniaud*, é calculado o valor de curvatura de cada *voxel* da superfície hepática. Para estimar a curvatura de cada ponto da superfície, é usado o algoritmo implementado e testado nos exemplos anteriores (cubos, círculos, etc.). Assim, numa primeira fase são

seleccionados todos os *voxels* da superfície hepática. Para cada *voxel* da superfície é definido uma esfera centrada nesse ponto, de raio 10, determinando-se o rácio definido pela equação 6.6. Usou-se, como referência para o raio, o estudo realizado por Boltcheva [64-65]. Porém, quando utilizado numa superfície teste, neste caso o cubo, recorreu-se a um raio diferente. Esta opção deve-se ao facto de uma esfera de raio 10, aplicada, por exemplo, a um cubo com aresta de 20 *voxels*, dar origem a uma curvatura diferente para cada ponto da face. Tal constatação implica, assim, que haja uma articulação entre a dimensão do raio e da superfície em análise.

Concluída esta etapa, cada *voxel* é representado por um tom de cinza em função do seu valor de curvatura, sendo os resultados normalizados de 0 a 100, como explicado anteriormente. Raciocínio idêntico é usado quando aplicados discos nos diferentes planos em vez de esferas, permitindo evidenciar a curvatura da superfície hepática nesses planos.

Para melhor compreensão, está representado na imagem seguinte (Figura 6.13) o fluxograma do algoritmo implementado.



**Figura 6.13.** Diagrama do algoritmo implementado no cálculo da curvatura na superfície hepática.

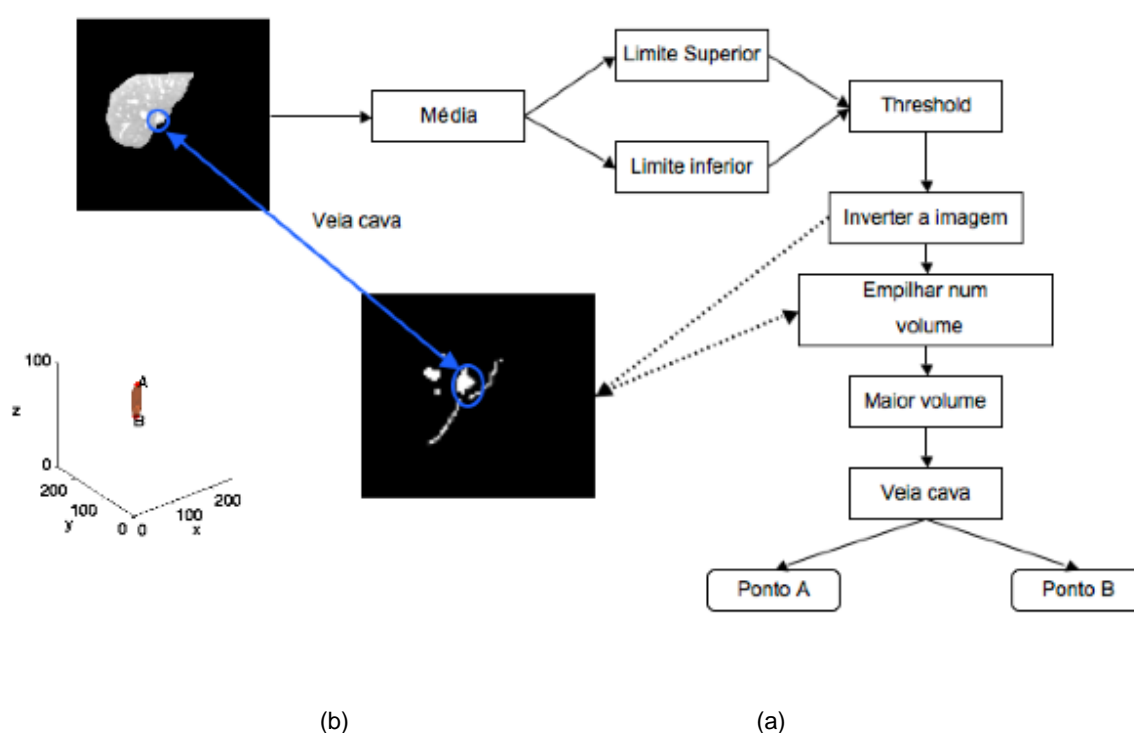
### 6.4.3. Localização dos pontos

O ponto A, B e C, (ver figura 6.7) localizados respectivamente na região superior e inferior da veia cava e na vesícula biliar, são os primeiros a serem identificados. A partir deles, é definido o plano que permite dividir o fígado em dois lobos: lobo esquerdo e lobo direito.



Inicialmente, o volume hepático segmentado integra, erroneamente, a veia cava como estrutura hepática. Com o objectivo de proceder à sua localização exacta, foi calculada a média para cada secção do volume hepático, a partir da qual é definido o intervalo de *threshold* ( $[média-20 ; média+20]$ ), que permite identificar os *pixels* não pertencentes à rede vascular. Aplicando uma função de inversão da imagem obtém-se a rede vascular ou parte dela. Por último, é seleccionado o maior volume segmentado que corresponde à veia cava (Figura 6.14 b).

Na figura 6.14 (a), está representado o fluxograma do método implementado para localizar a veia cava.

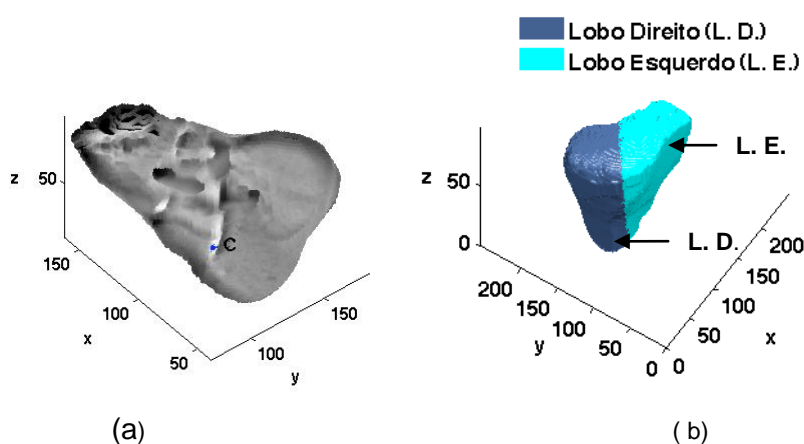


**Figura 6.14** Fluxograma do método implementado para a localização (b) e segmentação da veia cava (a).

Após a localização da veia cava, o passo seguinte consiste em localizar a vesícula biliar.

A face inferior hepática é marcada por diversas depressões causadas pelos órgãos ou vísceras. Uma dessas depressões é provocada pela vesícula biliar, que se localiza na porção anterior da face inferior hepática. Os pontos da face ântero-inferior apresentam valores baixos de curvatura (forma convexa), aumentando estes de forma acentuada nas regiões das depressões (regiões côncavas). Para além da concavidade acentuada, a vesícula biliar provoca um sulco na superfície hepática, na direcção YZ (Figura 6.12). Desta forma e com o objectivo de localizar o ponto C, são usados os

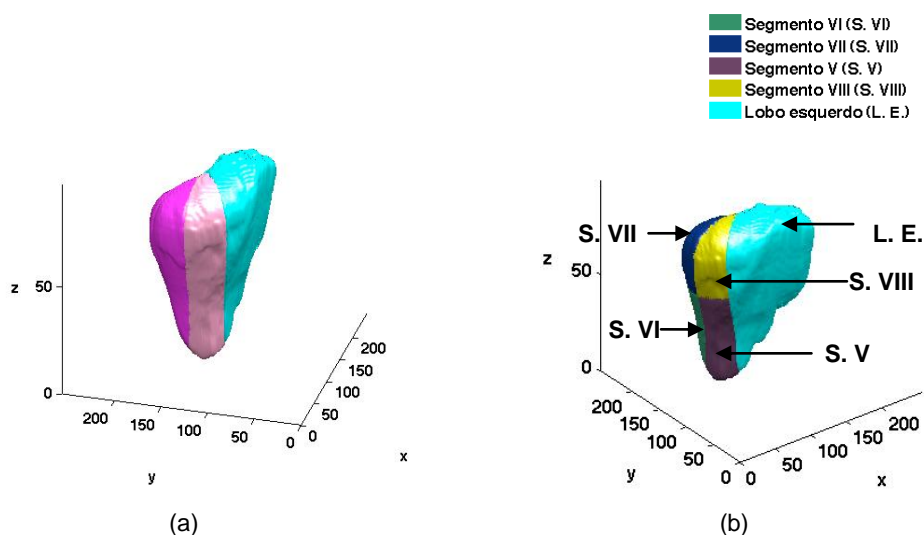
dados de curvatura calculados com o disco YZ. Uma vez que se procura nesta direcção (YZ) a região de máxima concavidade é aplicado um *threshold*, localizando os *voxels* ( $v$ ) cuja intensidade  $\in [0.9 \times g_{\max}, g_{\max}]$ , onde  $g_{\max}$  é o valor máximo de curvatura da superfície hepática. Com esta condição, são seleccionados os *voxels* com maiores níveis de intensidade (que correspondem as regiões côncavas), sendo que o *voxel* correspondente ao ponto C é aquele que possuir menor coordenada em Y (Figura 6.15 a), garantindo que este se localiza na face anterior. Após a localização deste três pontos (A, B, e C) é definido o plano que permite dividir o fígado em dois lobos (Figura 6.15 b).



**Figure 6.15.** Localização do ponto C (a) e segmentação dos lobos hepáticos (b).

Com os dois lobos localizados, o passo seguinte consiste em segmentar o lobo direito, localizando-se os segmentos V, VI, VII e VIII.

Do ponto de vista anatómico, não existe nenhuma estrutura (como o ligamento falciforme, vesícula biliar, etc.) que possa servir de base à localização de pontos, a partir dos quais são definidos os planos de delimitação dos diversos segmentos deste lobo (direito). Assim, é calculado o centro de massa do lobo em análise (ponto F), permitindo uma divisão equilibrada do mesmo, onde, normalmente, os ramos da veia porta irrigam, separadamente, cada segmento. A partir deste ponto, são definidos dois planos: o plano vertical ABF (Figura 6.16 a) e o plano horizontal, que contém a normal AB e o ponto F (HH'F). A combinação destes dois planos permite identificar os quatro segmentos que caracterizam o lobo direito (Figura 6.16 b).



**Figure 6.16.** Divisão vertical (a) e horizontal do lobo direito (b).

Na fase seguinte, são localizados os segmentos do lobo esquerdo. O primeiro segmento a ser identificado é o segmento IV. Anatomicamente, ele é delimitado por dois planos: pelo plano que separa os dois lobos (plano ABC) e pelo plano que passa pela veia cava e pelo ligamento falciforme (plano ABD), no qual o ponto D irá corresponder à depressão da face ântero-inferior hepática, provocada pelo ligamento falciforme. Para tornar a sua localização computacionalmente rápida, é limitada a região de procura segundo o eixo dos z, sendo seleccionados apenas os cortes que obedecem a seguinte condição:

$$z \leq \dim Z - \frac{\dim Z}{\dim Y} \times y \quad (\text{equação 6.7})$$

onde  $\dim Z$  é o número total de secções segundo o eixo dos z, com fígado;  $\dim Y$  é número o total de secções, segundo o eixo dos y com fígado.

Analisando as imagens relativas ao cálculo da curvatura na superfície hepática, aplicando discos XZ (Figura 6.12 b), verificamos que a depressão provocada pelo ligamento falciforme é evidenciada. Neste sentido, para determinar o ponto D, é usada a informação acerca dos valores de curvatura obtidos pela aplicação do disco XZ, onde o ponto D será o ponto de máxima curvatura, pertencente à região de procura (Figura 6.17 a).

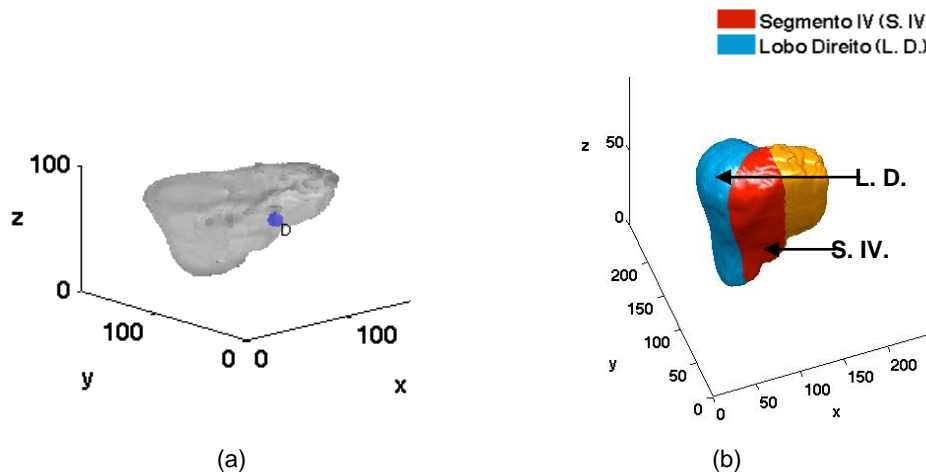


Figure 6.17. Localização do ponto D (a) e o do segmento IV (b).

Após a localização do segmento IV, são delimitados os segmentos II e III (Figura 6.18). Estes são segmentados através do plano A'B'E, no qual A' é ponto médio do segmento de recta AD; B' é ponto médio do segmento de recta BD; e E é, aproximadamente, o meio da fronteira da extremidade esquerda hepática.

Localizado o lobo esquerdo e identificado o segmento IV, o volume sobranste da região esquerda hepática corresponde aos segmentos II e III. Assim sendo, é determinado o centro de massa dessa região, sendo o ponto projectado na direcção OX da extremidade esquerda hepática, obtendo-se, assim, as coordenadas do ponto E.

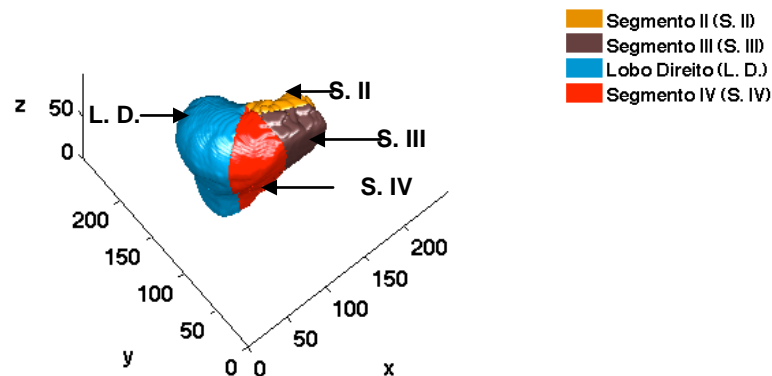


Figure 6.18. Localização dos segmentos II e III.

Por último, é localizado o segmento I. Tendo em consideração que pertence, simultaneamente, à parte esquerda e direito do fígado são usados os planos ABD e ABF para localizar a sua fracção direita e esquerda, respectivamente. O plano ABD, quando prolongado sobre o lobo direito irá classificar alguns dos voxels dos segmentos VIII como pertencentes ao segmento I. Por sua vez, o plano ABF irá permitir reclassificar os voxels dos segmentos II.

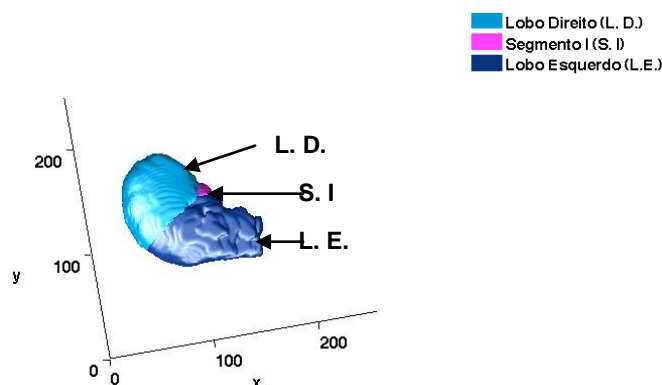


Figure 6.19. Localização do segmento I.

## 6.5. EM SÍNTESE

Neste trabalho, é proposto um algoritmo de determinação do local ideal de ressecção. Numa primeira fase, permite segmentar a região hepática a partir de imagens TC, independentemente de se tratar de uma aquisição com ou sem contraste. Para identificar a fígado, implementou-se um método de segmentação que utiliza crescimento por regiões e operações morfológicas. Numa segunda fase, foi identificada a rede vascular, através de um método que combina duas técnicas: crescimento por regiões e *threshold*. O crescimento por regiões permitiu obter uma distribuição do número de *voxels* em função das intensidades, possuindo uma região caracterizada por uma diminuição acentuada do número de *voxels* com intensidade e outra onde o comportamento é praticamente linear. Posteriormente, calcularam-se duas rectas de ajuste a cada região gráfica e a intersecção delas forneceu o valor óptimo de *threshold*, permitindo identificar os vasos. Por último, foram identificados os oito segmentos de *Couinaud*, através de um método que se baseia na análise da morfologia externa hepática, estimando-se a curvatura de cada ponto da superfície hepática. No final, o algoritmo identificou os oito segmentos, fornecendo a informação necessária para as ressecções segmentares ou lobolares.



## CAPÍTULO VII

### RESULTADOS E DISCUSSÃO

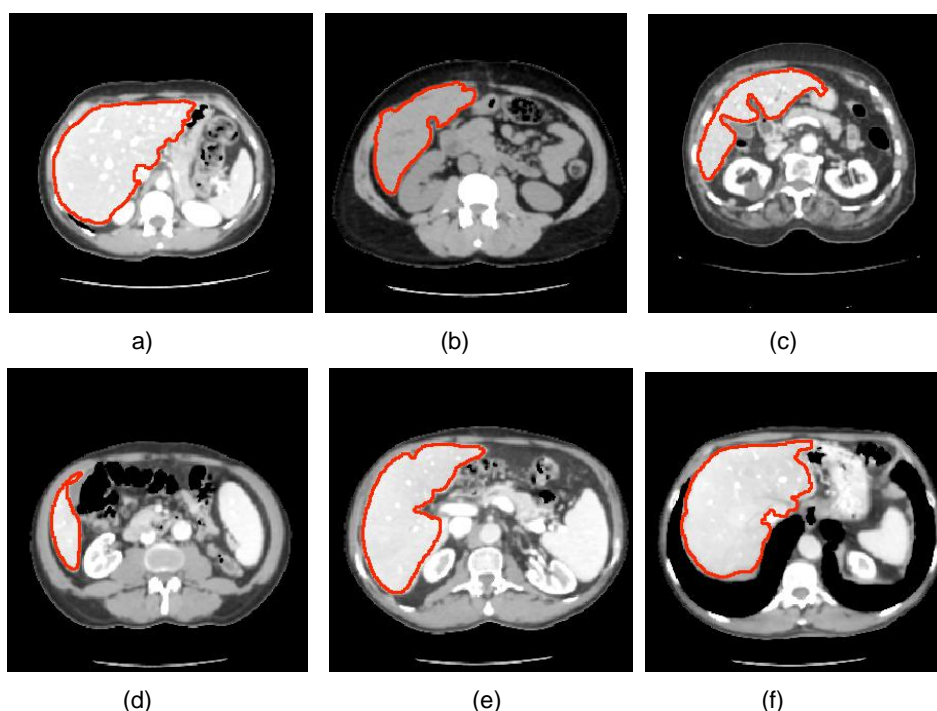
Neste capítulo, apresentam-se os resultados desta dissertação. Inicialmente são apresentados os resultados da detecção do contorno hepático e da avaliação quantitativa do método de segmentação usado. Os resultados seguintes correspondem à determinação da rede vascular e, por último, são apresentados os resultados relativos à localização dos oito segmentos de *Couniaud*, permitindo determinar o volume ideal de ressecção.

#### 7.1. DETECÇÃO DO CONTORNO HEPÁTICO E SEGMENTAÇÃO HEPÁTICA 3D

O método implementado para detecção da região hepática foi testado, em sete exames TC, gerando dois tipos de resultados:

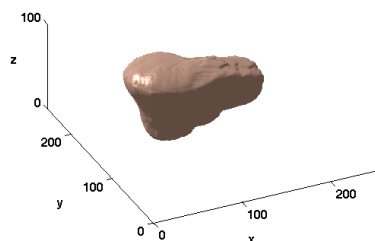
- visualização do contorno;
- imagens tridimensionais.

As ilustrações da figura 7.1 representam alguns cortes da região abdominal, seleccionados, aleatoriamente, entre os vários pacientes em estudo, onde é possível observar o contorno da região hepática.



**Figura 7.1.** Contornos hepáticos sobrepostos a imagens TC.

A figura 7.2 corresponde a uma reconstrução tridimensional do órgão em estudo.



**Figura 7.2.** Reconstrução tridimensional da região hepática 3D.

Observando as imagens da figura 7.1, verificamos que o algoritmo segmenta com sucesso a região hepática, possuindo formas e dimensões muito variadas e detecta o contorno da região em análise (fígado), em exames com ou sem contraste. Por vezes, o contorno afasta-se do local ideal, em consequência da utilização de operações morfológicas para efectuar a suavização do mesmo contorno como se pode constatar na figura 7.1 (f).

É de realçar que o método proposto poderá ser usado para segmentar outras estruturas anatómicas, desde de que se adapte o critério de homogeneidade.

Importa referir que, embora por inspecção visual, os contornos obtidos sejam semelhantes aos contornos efectuados pelos médicos, foi desenvolvida uma metodologia com o objectivo de avaliar, quantitativamente, o método de segmentação implementado, conforme o referido.

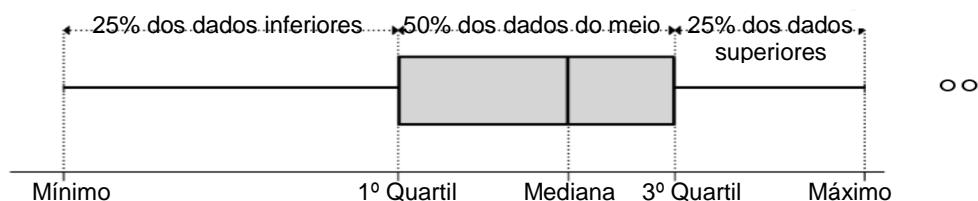


### 7.1.1. Tratamento estatístico

Com o intuito de analisar o desempenho do método desenvolvido, bem como avaliar a variabilidade inter-observador e intra-observado, foi realizado um conjunto de comparações. Partiu-se do princípio que a etapa fundamental de uma análise quantitativa é a escolha da dimensão da amostra. Esta deve representar, o mais possível, a população em estudo a partir da qual foi extraída, para que as conclusões possam generalizar-se [74]. A consistência e a credibilidade dos resultados obtidos estão directamente relacionadas com este procedimento, embora não se restrinjam a este. No entanto, existem inúmeros factores que interferem no cálculo da dimensão da amostra. Amostras exageradamente grandes fazem com que diferenças irrelevantes contribuam para diferenças estatísticas significativas. Da mesma forma, amostras de grandes dimensões poderão não ser compatíveis com a disponibilidade temporal dos médicos, para realizar os contornos manuais. Assim, para o estudo estatístico foram usadas trinta imagens TC, escolhidas, aleatoriamente, ao longo das diversas regiões torácicas.

Para realçar algumas características da amostra, apresentam-se os resultados obtidos, no tratamento estatístico, sob a forma de diagramas de extremos e quartis. Pese, embora esta representação permita evidenciar informação relativa à simetria, à maior ou menor concentração e à existência de valores aberrantes (*outliers*), neste estudo, recorreremos apenas ao valor assumido pela mediana.

Como se pode verificar na figura 7.3, a mediana constitui o valor central da amostra.



**Figura 7.3.** Diagrama de extremos e quartis.

Partindo dos pressupostos enunciados na metodologia e que se prende com a realização do mesmo contorno manual, em dois instantes temporais distintos, são realizadas as seguintes comparações:

- os contornos desenhados pelos médicos, em cada instante temporal, são comparados com os contornos obtidos pelo algoritmo, para as mesmas imagens;

- os contornos desenhados pelos médicos, no primeiro momento, são comparados com os contornos por eles realizados, no segundo instante temporal;
- os contornos desenhados pelos dois médicos são comparados entre si.

Nas figuras seguintes (Figura 7.4 e 7.5 e 7.6), é possível evidenciar tais comparações, onde as variáveis têm o seguinte significado:

- P1 representa, a comparação dos contornos obtidos pelo algoritmo com os contornos desenhados pelo médico P, no primeiro instante temporal;
- L1 representa, a comparação dos contornos obtidos pelo algoritmo com os contornos desenhados pelo médico L, no primeiro instante temporal;
- P2 representa, a comparação dos contornos obtidos pelo algoritmo com os contornos desenhados pelo médico P, no segundo instante temporal;
- L2 representa, a comparação dos contornos obtidos pelo algoritmo com os contornos desenhados pelo médico L, no segundo instante temporal.

Logo:

- P1P2 e L1L2 representam a variabilidade intra-observador, para o médico P e L, respectivamente;
- P1, P2, L1 e L2 representam a variabilidade inter-observador, entre o contorno detectado pelo algoritmo e o contorno desenhado por cada médico especialista, em instantes temporais diferentes;
- L1P1 e L2P2 representam a variabilidade inter-observador, ou seja, entre ambos os médicos, no primeiro e segundo instantes temporais, respectivamente.

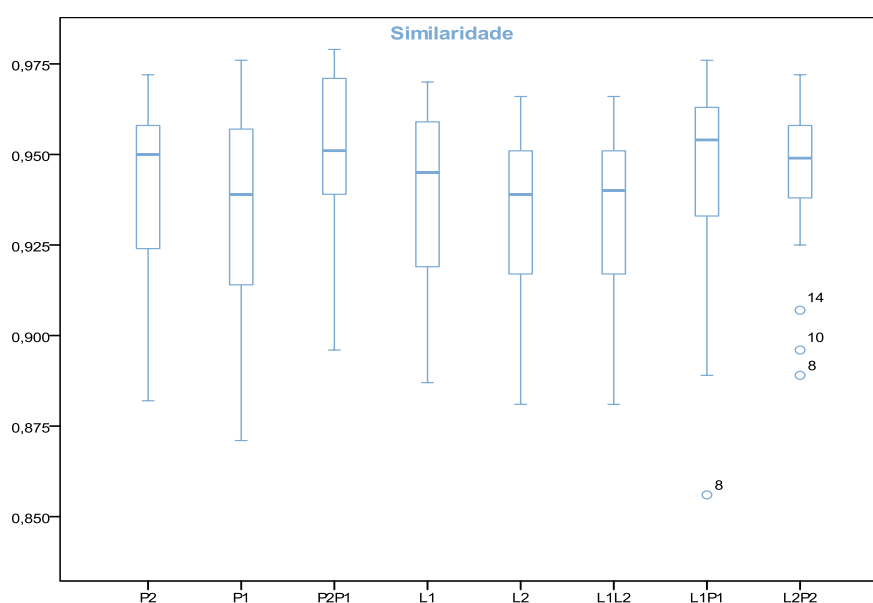
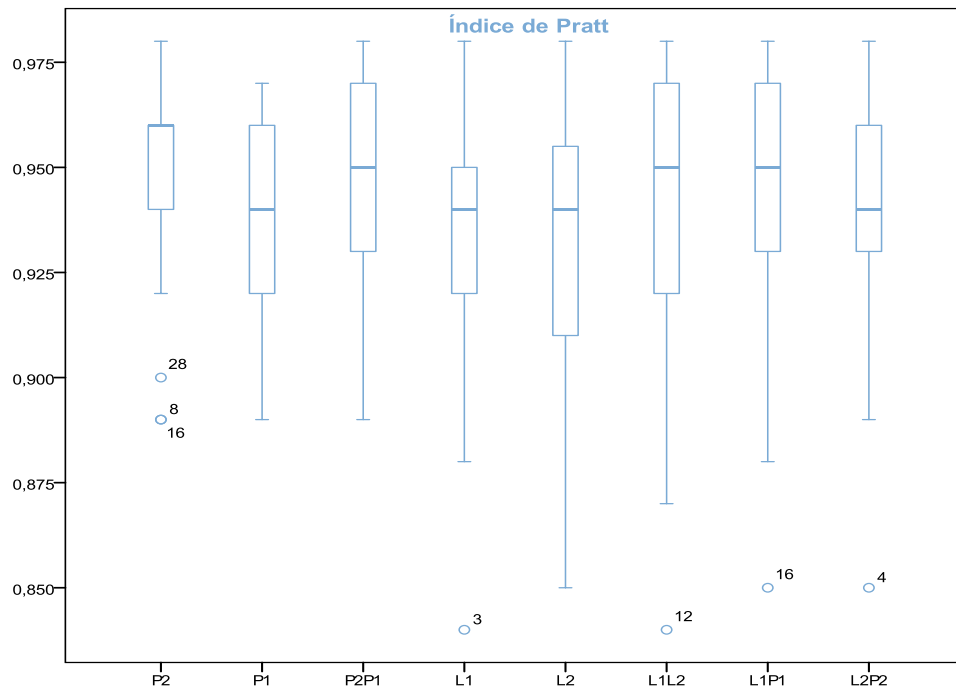
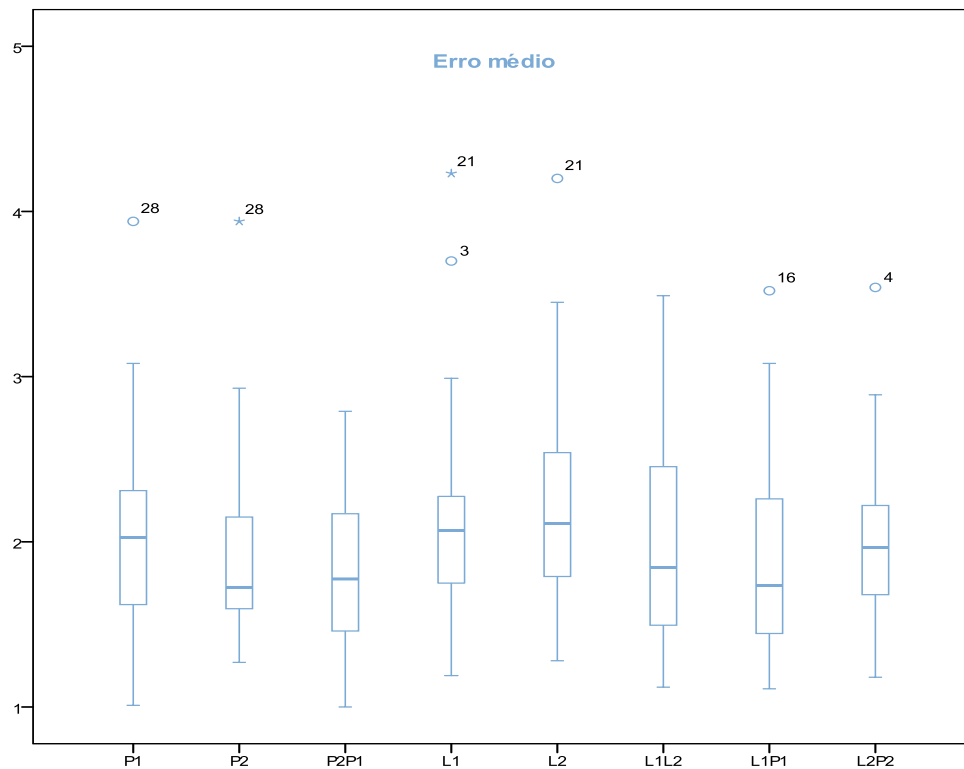


Figura 7.4. Diagrama e extremos quartis usando a similaridade



**Figura 7.5.** Diagrama de extremos quartis para o índice de Pratt.



**Figura 7.6.** Diagrama de extremos quartis usando o erro médio.

**Tabela 7.1.** Valores da mediana usando o índice similaridade; o índice de *Pratt*; e o erro médio.

Valores das Medianas					
Variáveis	Similaridade	Variáveis	Índice de <i>Pratt</i>	Variáveis	Erro médio
P1	0,939	P1	0,940	P1	2,03
P2	0,950	P2	0,960	P2	1,73
P2P1	0,951	P2P1	0,950	P1P2	1,78
L1	0,950	L1	0,940	L1	2,07
L2	0,939	L2	0,940	L2	2,11
L1L2	0,940	L1L2	0,950	L1L2	1,85
L1P1	0,954	L1P1	0,950	L1P1	1,74
L2P2	0,949	L2P2	0,940	L2P2	1,97

Analisando o gráfico do índice da similaridade (Figura 7.5) e a tabela 7.1, relativamente ao mesmo, verifica-se que:

- tanto no primeiro, como no segundo instante temporal o método implementado apresenta um comportamento equivalente aos dos médicos, pois os valores de mediana para P1 (mediana=0,939), P2 (mediana 0,950), L1 (0,950), L2 (0,939) são muito semelhantes.

Observando o gráfico para o índice de *Pratt* (Figura 7.4) e a tabela 7.1, no que a este índice se refere, constata-se que:

- os contornos desenhados pelo médico P, no instante 2 (P2), são mais similares aos contornos do algoritmo (mediana = 0,960) do que aos contornos por ele desenhados, em instantes temporais diferentes (mediana = 0,940). Tais resultados são reforçados quando analisados os valores da mediana para P1 (mediana = 2,03), P2 (mediana = 1,73) e P1P2 (mediana = 1,78), usando o erro médio.

Assim, os valores da mediana, usando o índice de Pratt e o erro médio estão em concordância. Este resultado explica-se pelo facto de ambas as medidas se basearem no cálculo da distância entre pontos correspondentes. Por sua vez, na similaridade, são analisados os pontos em comum entre as duas áreas em análise.

Neste contexto, é de salientar que os valores da mediana, usando o índice de *Pratt* ou a similaridade são muito próximos de um, indicando um elevado grau de semelhança entre os contornos em estudo. No mesmo sentido aponta o valor mínimo, cerca de 0,85, sendo igualmente elevado.

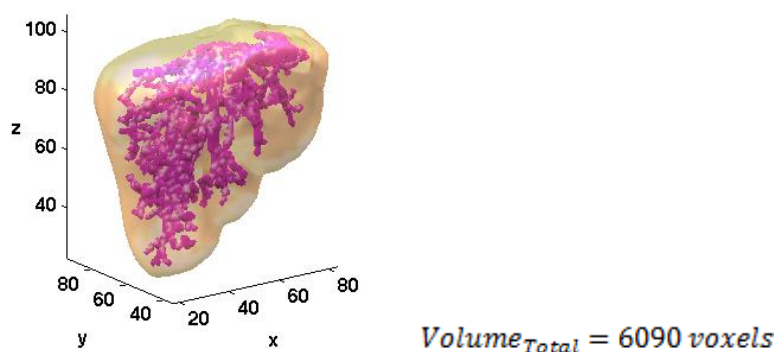
Concluída esta fase, procedeu-se à segmentação da rede vascular.

## 7.2. SEGMENTAÇÃO DA REDE VASCULAR

A segmentação da rede vascular hepática teve por base dois objectivos:

1. visualizar a distribuição dos diversos ramos sanguíneos. Recorde-se que esta é uma etapa fundamental no planeamento das ressecções, pois cada segmento, lobo ou sector poderá ser removido, desde que a vascularização da restante fracção hepática esteja assegurada; e
2. construir uma base metodológica para a localização dos oito segmentos, segundo a classificação de *Couinaud*.

Para não tornar muito exaustivo a apresentação deste trabalho, apresenta-se apenas uma imagem (Figura 7.7) relativamente aos resultados obtidos, embora o algoritmo tenha sido implementado nos 7 exames TC, com resultados semelhantes ao apresentado.



**Figura 7.7.** Segmentação da rede vascular, aplicando-se o algoritmo com inicialização automática

Importa referir que o método implementado determina automaticamente os parâmetros necessários à segmentação, adaptando-se este às variações de intensidade intra-paciente e inter-paciente.

Este método constitui pois uma vantagem relativamente ao estudo realizado por Selle [57] e Huang [58] uma vez que o processo de inicialização do algoritmo é automático e não interactivo, como acontece nos estudos referenciados. Esta vantagem é, ainda, reiterada, na medida que os resultados obtidos pelos dois métodos implementados são semelhantes, como se pode constatar analisando as figuras 7.7 e 7.8 e pelos cálculos dos volumes segmentados. Neste caso concreto, o exame, em análise, apresenta uma resolução de 128 x 128 x 98.

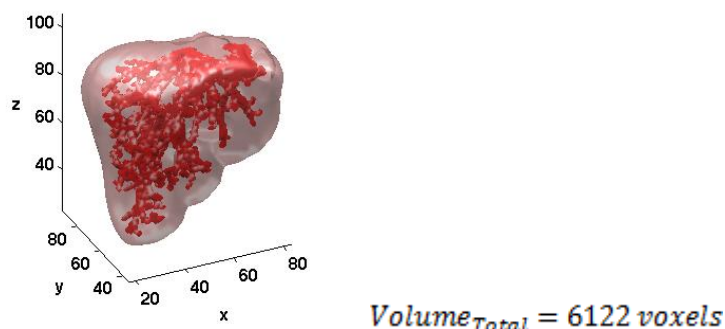


Figura 7.8. Segmentação da rede vascular, aplicando-se o algoritmo com inicialização interactiva

Abordagem, com o intuito de delimitar a rede vascular hepática, poderá ser potencializada em trabalhos futuros. Para além de constituir-se como uma metodologia alternativa de localização dos segmentos hepáticos, é susceptível de ser aplicada na identificação e delimitação de estruturas sanguíneas de outros órgãos.

### 7.3. LOCALIZAÇÃO DOS OITO SEGMENTOS DE *COUNIAUD*

Nos termos referidos na metodologia, procedeu-se a localização dos segmentos hepáticos. Assim, apresentam-se algumas das imagens obtidas, tendo por base perspectivas distintas, como se pode evidenciar nas figuras seguintes.

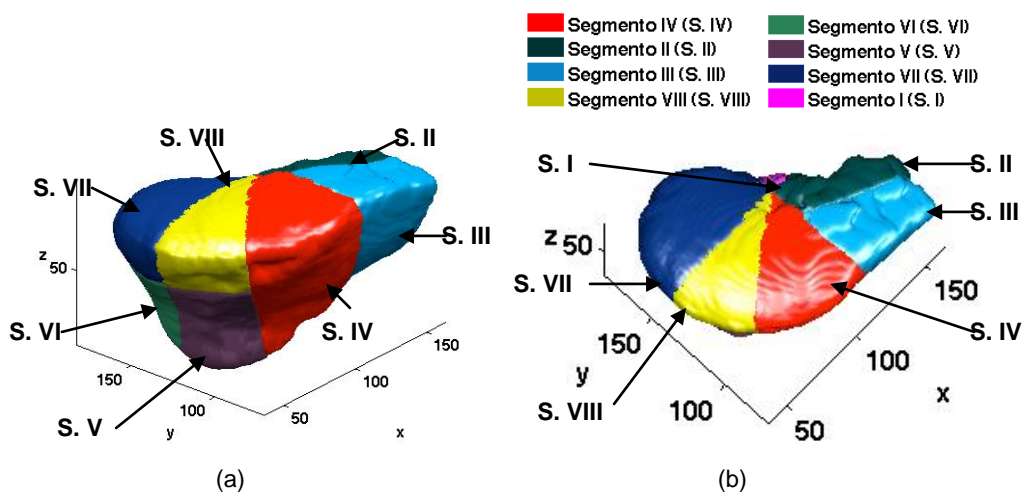


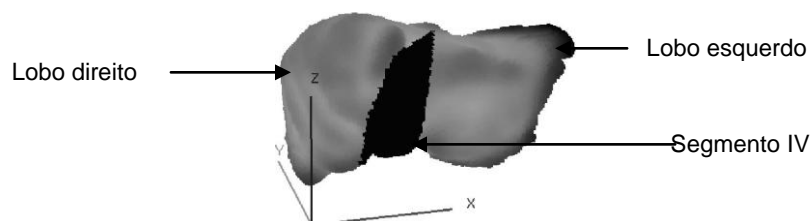
Figura 7.9. Localização dos oito segmentos.

O método de identificação dos oito segmentos, segundo a classificação de *Couinaud*, permite, numa fase inicial, visualizar e analisar a curvatura da superfície hepática, tal como se pode constatar nas figuras 6.12 (a) e 6.12 (b). Uma etapa fundamental deste método consiste em estudar, computacionalmente, a face inferior

hepática, onde estão localizados dois pontos de referência: C e D. Esta face caracteriza-se, na sua generalidade, por apresentar uma curvatura côncava, aumentando significativamente nas regiões das depressões provocadas pelo contacto das vísceras. Analisando as imagens obtidas no estudo da curvatura hepática (Figura 6.12 a e 6.12 b), é, pois, possível evidenciar tal constatação, em que as regiões correspondentes aos sulcos apresentam uma tonalidade mais clara, reflectindo o elevado grau de curvatura. Desta forma, as imagens encontram-se em concordância com os fundamentos teóricos e com os resultados atingidos por Boltcheva [64- 65].

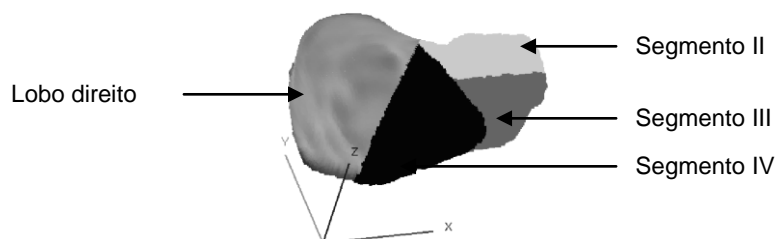
O primeiro plano a ser definido divide o fígado em dois lobos (plano ABC). No planeamento cirúrgico, é criada uma linha imaginária, que se assemelha a um plano, estendendo-se desde da veia cava inferior até à vesícula biliar (Figura 2.6). Analisando as figuras 2.6, 6.15 (b) e 7.9, verifica-se que existem evidentes similitudes entre elas. Tais semelhanças são, ainda, realçadas, quando analisada a imagem obtida pelo estudo de Boltcheva (Figura 7.10). Pode, assim, por inspecção visual, concluir-se que os pontos A, B e C estão bem localizados.

No seguimento do estudo, foi determinado o ponto D que, juntamente com o ponto A e B, define o plano de localização do segmento IV. Estudando as imagens obtidas (Figura 6.17 b e 7.9 a) e comparando-a com a imagem conseguida por Boltecha (Figura 7.10), é de notar a conformidade entre as regiões segmentadas.



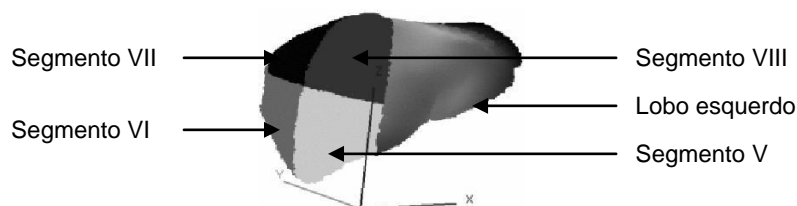
**Figura 7.10.** Localização do segmento IV, por Boltcheva [64].

Calculado o ponto D, o passo seguinte consiste em determinar as coordenadas do ponto E, a partir do qual foi definido o plano que permite delimitar as fronteiras do segmento II e III. Mais uma vez, comparando a imagem 7.11, onde é ilustrado o resultado obtido por Boltcheva [64-65], é de realçar a semelhança relativamente à forma e posição dos segmentos em análise.



**Figura 7.11.** Localização dos segmentos do lobo esquerdo [64].

Analisando a segmentação do lobo direito (Figura 6.16 a e b), são observadas semelhanças com os resultados obtidos pelo estudo do autor de referência (Figura 7.12) [64-65].



**Figura 7.12.** Localização dos segmentos do lobo direito [64].

Contudo, a segmentação deste lobo tem por base a localização do ponto F, que não está associado a nenhuma estrutura ou marca anatômica. É baseada no conhecimento empírico, no qual o centro de massa do lobo em análise corresponde à divisão da veia porta, nos diversos ramos que irrigam, separadamente, cada segmento. Assim, para otimizar os resultados obtidos face às práticas médicas mais usadas na actualidade, considero que num trabalho futuro dever-se-á implementar um método que, para além de se basear em conhecimentos anatômicos e de geometria diferencial tenha também em atenção a distribuição dos ramos da veia porta.

## 7.4. EM SÍNTESE

Através do algoritmo implementado, localizou-se, numa primeira fase, a região hepática. O método desenvolvido na detecção desta região foi avaliado estatisticamente, permitindo concluir que existe um elevado grau de conformidade entre os contornos desenhados manualmente e os contornos detectados pelo algoritmo.

De seguida, procedeu-se à localização da rede vascular do órgão em estudo. Na metodologia proposta a selecção do ponto semente é efectuada de modo automático. Esta evidência, associada à proximidade dos valores numéricos dos volumes, consubstancia mais valias desta metodologia. Acresce, ainda, o facto do método poder ser adaptado para a segmentação da rede vascular de outros órgãos.

Por último, foram localizados os oito segmentos hepáticos, segundo a classificação de *Caunioud*. Da mesma forma, os resultados obtidos, nesta etapa, são consentâneos com o quadro conceptual que norteou esta investigação.



## **CAPÍTULO VIII**

### **CONCLUSÕES**

Embora o transplante hepático, em Portugal, só tenha sido uma realidade a partir da década de 80 (século XX), hoje, encontramos-nos entre os países que mais recorrem a este procedimento terapêutico [10]. Assim, o investimento neste domínio de investigação, mobilizando conhecimentos da área Médica e de Engenharia Biomédica, constitui uma mais valia para o campo do saber e para o desenvolvimento das duas Ciências. A presente dissertação centra-se na problemática do transplante hepático em articulação com técnicas de processamento de imagem, otimizando fundamentalmente o planeamento cirúrgico.

Neste capítulo, serão apresentadas as conclusões gerais do trabalho e algumas sugestões para investigações futuros no mesmo âmbito.

#### **8.1. CONSIDERAÇÕES FINAIS**

O aparecimento da imagiologia médica na área clínica, aliada a técnicas de processamento de imagem, apresentou-se como uma mais valia, permitindo simular os procedimentos cirúrgicos. É nesta lógica que se insere um dos objectivos deste trabalho, a segmentação de fígado para transplante, a partir de dadores vivos.

A produção científica nesta área, embora tenha subjacente o mesmo objectivo tem vindo a colocar em destaque diferentes metodologias e procedimentos. Alguns destes contributos foram mobilizados e articulados entre si, dando corpo a este

estudo. São diversas as técnicas aplicadas na segmentação de imagens. Contudo, por muito robusto que seja o método, é frequente aplicar um pós-processamento para redefinir a região de interesse. Algumas soluções passam pela aplicação de outros métodos de segmentação ou pela aplicação de operações morfológicas.

No presente trabalho, o algoritmo implementado está dividido em três fases. Primeiro, detecta a região hepática de forma automática. Para o efeito, partiu-se de uma base teórica sobre o crescimento por regiões, onde a escolha do critério de homogeneidade e a determinação dos pontos semente constituem parâmetros fundamentais para o sucesso do método.

A segmentação da região hepática revelou-se uma etapa fundamental, nesta dissertação, pois a divisão do fígado em dois lobos e, conseqüentemente, a localização dos três segmentos do lobo esquerdo são baseadas em pontos cuja determinação se encontra directamente relacionada com as depressões provocadas pelas vísceras na superfície hepática. Tais pontos seriam impossíveis de localizar sem a implementação de um método de segmentação hepático eficiente, como estatisticamente se veio a comprovar. De facto, a análise estatística realizada com o objectivo de analisar o desempenho quantitativo do mesmo demonstrou um elevado grau de semelhança entre os contornos realizados pelo algoritmo e os contornos desenhados pelos médicos.

Numa fase seguinte, localizou-se a rede vascular hepática. O método implementado combina duas técnicas de segmentação: crescimento por regiões e *threshold*, sendo que a eficácia e a eficiência do mesmo está directamente relacionada com a localização obrigatória do ponto semente, na rede vascular hepática. Enquanto no método utilizado pelos autores referidos, o ponto semente é localizado interactivamente, nesta investigação, o mesmo é seleccionado automaticamente.

Esta etapa teve por objectivo visualizar a distribuição dos diversos ramos da rede vascular hepática, imprescindível à definição do plano de corte. A preservação da vascularização independente de cada segmento fica, assim, assegurada.

Por último, foram localizados os oito segmentos de *Couniaud*, fornecendo ao cirurgião informações acerca da dimensão e posição dos diversos segmentos, sectores e lobos, contribuindo para o planeamento das ressecções, maximizando o sucesso das mesmas. O método implementado segue a linha de pensamento de Boltcheva (2006) [66-67], onde a marcação dos pontos (de A a F), a partir dos quais são definidos os planos de delimitação dos diversos segmentos, é baseada na análise da curvatura dos *voxels* da superfície hepática. Porém, nesta investigação, a determinação do ponto D, localizado no ligamento falciforme, foi efectuada directamente, recorrendo-se ao estudo da curvatura da superfície hepática, através da

aplicação de um disco XZ. Nesta medida esta técnica constitui-se uma alternativa ao referido pelos autores.

Para terminar, gostaria de referir que este estudo deverá ser continuado, aliás como será referido no ponto seguinte, pese embora tenham sido cumpridas todas as tarefas planeadas. Não posso deixar de destacar o desenvolvimento de competências, muito especificamente na área da programação, que inicialmente eram muito embrionárias, como um dos aspectos mais positivos deste trabalho, onde gostaria que se inscrevesse o meu projecto profissional

## 8.2. PERSPECTIVAS FUTURAS

Numa perspectiva de validar os resultados relativamente à localização dos oito segmentos, seria aliciante implementar uma metodologia de avaliação desempenho do método em estudo. Actualmente, nos HUC, é usado um software, semi-automático, a partir do qual o médico especialista delimita em alguns cortes a área ocupada pelos diversos segmentos, fazendo o programa uma estimativa entre um conjunto de cortes adjacentes. Proponho, assim, que os resultados obtidos pelo método implementado sejam comparados com os volumes obtidos pelo *software* comercial, para os mesmos exames.

Proponho ainda, com o objectivo de consolidar o estudo, que todas as tarefas desenvolvidas ao longo da dissertação fossem executadas ou complementadas, implementando-se outros métodos, fazendo-se, posteriormente, uma análise comparativa. Neste sentido, a detecção do contorno hepático poderia ser baseada em modelos deformáveis, como por exemplo *snakes*, havendo uma menor probabilidade que o volume obtido no processamento inclua regiões não hepáticas. Por sua vez, na localização da rede vascular complementaria o método implementado anteriormente com o desenvolvimento de um algoritmo de esqueletização, de modo a obterem-se apenas as ramificações principais da veia porta esquerda e direita, permitindo visualizar os diversos segmentos com a respectiva vascularização. Quanto à determinação dos oito segmentos, sugiro o desenvolvimento de uma metodologia baseada nas ramificações da veia porta semelhante à desenvolvida por Selle [63].

Na medida em que a área de transplantação hepática se reveste de relevância terapêutica inquestionável, designadamente em Portugal, os contributos que possam vir a ser dados constituíram sempre um desafio a abraçar no âmbito da investigação.



## BIBLIOGRAFIA

1. Associação Nacional dos Transplantes Hepáticos (2003). *Quando e a Quem Transplantar o Fígado*. Site consultado a 8 de Junho, de 2011, em: <http://anth2002.no.sapo.pt/>.
2. Portal da Saúde (2008). *Quem Pode Ser Dador Vivo*. Site consultado a 16 de Outubro, de 2010, em: [http://www.min-saude.pt/portal/conteudos/informacoes+uteis/doacao+de+orgaos+e+transplantes/dador\\_vivo.htm](http://www.min-saude.pt/portal/conteudos/informacoes+uteis/doacao+de+orgaos+e+transplantes/dador_vivo.htm).
3. Pina, J.A.E. (2010). *Anatomia Humana*. Lidel – Edições Técnicas, Lda. Lisboa.
4. Netter, F.H. (2007). *Atlas de Anatomía Humana*. 4ª edição, Elsevier-Masson. New Jersey.
5. Tommaso, A.M.A. e Jorge, S.G. (2004). *Anatomia Hepética*. Site consultado a 8 de Junho, de 2011, em: <http://www.hepcentro.com.br/anatomia.htm>.
6. Manual Merck. (s.d.). *O fígado – Biologia do fígado e da vesícula biliar – Secção 10: Perturbações do fígado e da vesícula biliar*. Site consultado a 8 de Junho, de 2011, em: [www.manualmerck.net/?id=140&cn=1141&ss=F%EDgado](http://www.manualmerck.net/?id=140&cn=1141&ss=F%EDgado).
7. Marinho, R.T. (s.d.). *Da vacina ao transplante: As doenças do fígado podem desenvolver-se sem sintomas*. Site consultado a 12 de Junho, de 2011, em: [http://medicosdeportugal.saude.sapo.pt/utentes/prevencao/da\\_vacina\\_ao\\_transplante\\_as\\_doencas\\_do\\_figado\\_podem\\_desenvolver-se\\_sem\\_sintomas](http://medicosdeportugal.saude.sapo.pt/utentes/prevencao/da_vacina_ao_transplante_as_doencas_do_figado_podem_desenvolver-se_sem_sintomas).
8. Médipédia (2008). *Hepatite*. Site consultado a 11 de Agosto, de 2011, em: <http://www.medipedia.pt/home/home.php?module=artigoEnc&id=46&action=letra&search=H>.
9. Gamito, C. (2007). *Visão actual e perspectiva para o futuro da Profª. Doutora Estela Monteiro sobre o Serviço de Gastrenterologia e Hepatologia do Hospital de Santa Maria*. Site consultado a 28 de Setembro, de 2010, em: <http://www.hsm.min-saude.pt/contents/pdfs/Divulgacao/Entrev.Prof.Estela.Monteiro.pdf>.
10. Mendes, D. (2009, 9 de Agosto). Portugal já é líder mundial nos transplantes de fígado. Diário de notícias Portugal [versão electrónica]. *Diário de Notícias Portugal*. Site consultado a 28 de Setembro, de 2010 em: [http://www.dn.pt/inicio/portugal/interior.aspx?content\\_id=1329940&page=-1](http://www.dn.pt/inicio/portugal/interior.aspx?content_id=1329940&page=-1).
11. Michans, J.R. e colaboradores (1981). *Patologia Quirúrgica*. 3ª edição, El Ateneo. Buenos Aires.
12. Renz, J.F., Emond, J.C., Yersiz, H., Ascher, N.L. e Busuttil, R.W. (2003). Split- Liver Transplantation. A Review. *American Journal of Transplantation*, 3: 1323-1335.
13. Triviño, T. e Abib, S.C.V. (2003). Anatomia cirúrgica do fígado. *Acta Cirúrgica Brasileira*, 18(5): 407-414.

14. Robles, N.J., Saint-Leu, P.H., Barbachano, J.A. e Galan, C.A. (2005). *HIGADO*. Site consultado a 11 de Junho, de 2011, em: <http://www.facmed.unam.mx/deptos/anatomia/computo/higado/anafunciligado.html>.
15. Martins, A.C.A. e Machado, M.A.C. (2007). The intra-hepatic glissonian approach for liver resections. *Revista do Colégio Brasileiro de Cirurgiões*, 45-50.
16. NDT Resource Center (2011). *The Discovery of X-rays*. Site consultado a 3 de Agosto, de 2011, em: <http://www.ndt-ed.org/EducationResources/HighSchool/Radiography/discoveryxrays.htm>.
17. Alves, F.C. (s.d.). Cem anos de radiologia – Morfologia e função. *Gazeta de Física*, 45, artigo 5. Site consultado a 12 de Junho, de 2011, em: [http://nautilus.fis.uc.pt/gazeta/revistas/30\\_1/vol30\\_fasc1\\_Art05.pdf](http://nautilus.fis.uc.pt/gazeta/revistas/30_1/vol30_fasc1_Art05.pdf).
18. Lima J.J.P. (2005). *Técnicas de diagnóstico com raios X. Aspectos Físicos e Biofísicos*. Coimbra: Imprensa da Universidade de Coimbra, Coimbra.
19. Silva, J.S.S. (1998). *Estudo do Fosfito de Betaína por Métodos de Difracção de Raios-X*. Dissertação de Mestrado. Universidade de Coimbra, Coimbra.
20. Farr, R.F. e Allisy-Roberts P.J. (2001). *Physics for Medical Imaging*. W.B. Saunders Company Ltd,13-28.
21. Beutel, J.B., Kundel, H.L. e Metter, R.L.V. (2000). *Handbook of Medical Imaging*, Vol. 1 – *Physics and Psychophysics*. SPIE Press.
22. Leroy, C.L. Rancoita P.G. (2009). *Principles of Radiation Interaction in Matter and Detection*. 2º edição. New Jersey: World Scientific Pub Co Inc.
23. Oliveira, L.S.R. (2010). *Física dos raios X*. Site consultado a 17 de Junho, de 2011, em: [http://www.tecnologiaradiologica.com/materia\\_fisica\\_rx.htm](http://www.tecnologiaradiologica.com/materia_fisica_rx.htm).
24. Santos, V.R. (2008). *Saber Electrónica online: Tomografia Computadorizada*. Site consultado a 18 de Junho, de 2011, em: <http://www.saberelectronica.com.br/secoes/leitura/263>.
25. Marquez, N.F. (2008). *Parâmetros de imagem e dosimétricos de sistemas de obtenção de imagem para Radioterapia*. Dissertação de Mestrado. Instituto Superior Técnico, Universidade Técnica de Lisboa, Lisboa.
26. Sanches, D. (2010). *Radiologia nota 10 é aqui Desde 2010: TC abdome*. Site consultado a 18 de Junho, de 2011, em: <http://radiologianota10.blogspot.com/search/label/TC%20abdome>.
27. Maierhofer, L. e Mazzetti, R. (s.d.). *Escala de Hounsfield*. Site consultado a 8 de Agosto, de 2011, em: [http://3.bp.blogspot.com/\\_D3fq5wQS9k/TBGn\\_32kiBI/AAAAAAAAAHc/cHYZr1ChOk/s1600/10.jpg](http://3.bp.blogspot.com/_D3fq5wQS9k/TBGn_32kiBI/AAAAAAAAAHc/cHYZr1ChOk/s1600/10.jpg).
28. Kalender, W. A. (2000), *Computed Tomography*. Munich: Publicis MCD Verlag.
29. *Tomografia de raios X*. (s.d.) Site consultado a 27 de Julho, de 2011, em: <http://www.oocities.org/tomografiademadeira/geracoes.html>.

30. Silva, J. S.S. (2005). *Segmentação Pulmonar em Estudos de Tomografia Axial Computorizada*. Tese de Doutoramento. Departamento de Electrónica e Telecomunicações da Universidade de Aveiro, Aveiro..
31. Gonzalez, R. C. e Woods R. E. (2002). *Digital Image Processing*. 2ª edição. New Jersey: Prentice-Hall Inc.
32. Sonka, M., Hlavac, V. e Boyle, R., (2007) *Image Processing, Analysis, and Machine Vision*. 3ª edição, PWS Publishing, 175-192.
33. Chen, Y., Wang, Z., Zhao, W. e Yang, X., (2009). Liver Segmentation from CT Images Based on Region Growing Method. *IEEE*.
34. Pham, D. L., Xu, C. e Prince, J.L., (2000). Current Methods in medical Image Segmentation. *Annual Review of Biomedical Engineering*, 2: 315-338.
35. Oliveira, L.M. (2007). *Segmentação Fuzzy de Imagens de Vídeos*. Dissertação de Mestrado. Departamento de Informática e Matemática Aplicada da Universidade Federal do Rio Grande do Norte, Rio Grande do Norte.
36. Pizarro, P., Comunello, E. e Mantelli. S. (s.d.). *Segmentação por Crescimento por Regiões*. Site consultado a 20 de Maio, de 2011, em: <http://www.inf.ufsc.br/~visao/regiongrow.pdf>.
37. Kak, A.C. e Slaney, M. (1988). Principles of Computerized Tomographic Imaging. New York (U.S.A): *IEEE*.
38. Caselles, V., Kimmel, R. e Sapiro, G. (1993). A Geometric model for active contours in image processing. *Numerische Mathematik*, 66:1-31.
39. Malladi, R., Sethian, J.A. e Vermuri, B.C. (1995). Shape Modeling with Front Propagation: A Level Set Approach. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 17: 158-175.
40. Osher, S. e Sethian, J.A. (1988). Fronts Propagation with Curvature Dependent Speed: Algorithms Based on Hamilton-Jacobi Formulations. *Journal of Computational Physics*, 79: 12-49.
41. Xu, C. e Prince, J.L. (1997). Gradient Vector Flow: A New External Force for Snakes. *IEEE Proc. Con., on Comp. Vis Patt Recog.*, 66-71.
42. McInerney, T. e Terzopoulos, D. (2000). T-snakes: Topology adaptive snakes. *ESLEVIER: Medical Image Analysis*, 4:73-91.
43. Suri, J.S., et al. (2002). Shape Recovery Algorithms Using Level Sets in 2D/3D Medical Imagery: A State of the Art Review. *IEEE Transactions on information Technology in Biomedicine*, 6(1): 8-28.
44. Sobral, J.L. (2002). *Segmentação de Imagem*. Site consultado a 22 de Maio, de 2010, em: <http://gec.di.uminho.pt/lesi/vpc0607/Aula07Segmentação.pdf>
45. Schenk, A., Prause, G. e Peitgen, HO. (2000). Efficient Semiautomatic Segmentation of 3D Objects in Medical Images. *MICCAI: Proceedings of Medical image computing and computer-assisted intervention*, 1: 186-195.

46. Davidson, L.E., Kuk J.L., Church, T. S. e Ross, R. (2006). Protocol for measurement of liver fat by computed tomography. *J Appl Physiol* 100: 864-868.
47. Campadelli, P., Casiraghi, E. e Lombardi, G. (2009). Liver segmentation from computed tomography scans: A survey and a new algorithm. *Elsevier: Artificial Intelligence in Medicine*, 45: 185-196.
48. Amr, D.M., Sami, S.A. e Ahmad, A.S. (2005). Computerized Medical Imaging Workstation for the Diagnosis of Hepatic Abnormalities and Planning of Surgical Procedures. *The 1st UAE International Conference on Biological and Medical Physics (ICBMP)*, 1-7.
49. Selver, M.A., et al. (2008). Patient oriented and robust automatic liver segmentation for pré-evaluation of liver transplantation. *ELSEVIER: Computers in Biology and Medicine*, 38: 765-784.
50. Pestana, R.M.P. (2008). *Indexação de mapas históricos digitalizados*. Dissertação de Mestrado em Engenharia Mecânica. Instituto Superior Técnico: Universidade Técnica de Lisboa, Lisboa.
51. Alomari, R.S., Kompalli, S. e Chaudhary, V. (2008). Segmentation of the Liver from Abdominal CT Using Markov Random Field model and GVF Snakes. *IEEE: International Conference on Complex, Intelligent and Software Intensive Sytem*, 293-298.
52. Schwartz, W.R. e Pedrini, H. (2005). Segmentação de imagens de terrenos baseada na associação de características de texturas com dependência espacial modelada por campo aleatório de Markov. *Anais XII Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto*, Goiânia, Brasil, 4311-4318.
53. Yussof, W.N.J.W. e Burkhardt, H. (2009). 3D Volumetric CT Liver Segmentation Using Hybrid Segmentation Techniques. *IEEE: International Conference of Soft Computing and Pattern Recognition*, 404-408.
54. Seo, KS. (2005). Improved fully automatic liver segmentation using histogram tail threshold algorithms. *ICCS, LNCS 3516*: 822-285.
55. Wang, X., LI, C., Eberl, S., Fulham, M. e Feng, D. (2009). Automated Liver Segmentation for Whole-Body Low-Contrast CT Images from PET-CT Scanners. *IEEE: 31 st Annual International Conference of the IEEE EMBS*, 3565-3568.
56. Yuan, Z., Wang, Y., Yang, J. e Liu Y. (2010). A novel Automatic Liver Segmentation Technique for MR Images. *IEEE: 3<sup>rd</sup> International Congress on Image and Signal Processing*, 1282-1286.
57. Selle, D. e Peitgen, H.O. (2001). Analysis on the Morphology and Structure of Vessel Systems using Skeletonization. *SPIE*, 4321: 271-281.
58. Huang, S., Wang, B., Cheng, M., Huang, X. e Ju, Y. (2008). The use of a projection method to simplify portal and hepatic vein segmentation in the liver anatomy. *ELSEVIER: Computer Methods and Programs in Biomedicine* 92: 274-278.



59. Kawajiri, S., et. Al. (2008). Automated segmentation of hepatic vessels in non-contrast X-ray CT images. *Radiol Phys Technol*, 1: 214-222.
60. Artero, A.O. (1999). Técnicas para Extração Automática de Feições Retas em Imagens Digitais. Dissertação de Mestrado. Faculdade de Ciência e Tecnologia da UNESP, São Paulo.
61. Seo, J.J. e Park, J.W. (2009). Automatic Segmentation of Hepatic Vessels in Abdominal MDCT Image. *IEEE: Fourth International Conference on Computer Science and Convergence Information Technology*, 420-424.
62. Selle, D., Preim, B., Schenk, A. e Peitgen, H.O. (2002). Analysis of Vasculature for Liver Surgical Planning. *IEEE: Transactions on medical imaging*; 21(11); 1344-1357.
63. Beichel, R., et. al. (2004). Liver Segment Approximation in CT Data for Surgical Resection Planning. *SPIE*, 5370: 1435-1446.
64. Boltcheva, D., et al. (2006). Automatic anatomical segmentation of the liver by separation planes. *SPIE*, 6141: 61411A-1- 61411A-11.
65. Boltcheva, D. (2003). *Segmentation Anatomique du Foie à Partir des Repères Internes et Externes*. Mémoire de Stage de Dea D' Informatique: Université Louis Paster Strasbourg.
66. Reitinger, B., Bornik, A., Beichel, R., Werkgartner, G. e Sorantin, E. (2004). Tools for Augmented Reality based Liver Resection Planning. *SPIE*, 5367: 88-99.
67. Wadduwage, N., Nanaykkara, N.D. e Wijesuriya, R. (2010). Algorithm for Computational Liver Resection Planning. *IEEE*, 499-503.
68. Lima, J.J.P. (s.d.). Física da Imagem. *Gazeta de Física*, 30, artigo 4. Site consultado a 13 de Agosto, de 2011, em: [http://nautilus.fis.uc.pt/gazeta/revistas/30\\_1/vol30\\_fasc1\\_Art04.pdf](http://nautilus.fis.uc.pt/gazeta/revistas/30_1/vol30_fasc1_Art04.pdf).
69. Trigueiros, P., Ribeiro, F. e Ramos, I. (1997), Visualização Tridimensional de Imagem Médica. *Acta Radiológica Portuguesa*. Volume IX. Número 36, 37-40.
70. Shahraray, B. e Anderson, D.J. (1989). Optimal Estimation of Contour Properties by Cross-Validated Regularization. *IEEE Transactions on Patter Analysis and Machine Intelligence*, 11 (6): 600-610.
71. Chalana, V. e Kim, Y. (1997). A Methodology for Evaluation of Boundary Detection Algorithms on Medical Images. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 16(5): 642-652.
72. Bowyer, K.W. (1999). Validation of Medical Image Analysis Techniques. Em: J. Michael Fitzpatrick and Milan Sonka (eds), *Medical Image Processing and Analysis*. *SPIE – The International Society for Optical Engineering*, 2: 567-606.
73. Abdou, I.A. e Pratt, W. (1979). Quantitative design and evaluation of enhancement/thresholding edge detectors. *In Processing of the IEEE*, 67: 753-766.
74. Pedrosa, A.C. e Gama, S.M. (2007). *Introdução computacional à probabilidade e Estatística*. Porto Editora. Poro