

JOSÉ MIGUEL MANZANARES CHIRINOS

ALGORITMO DE DETECÇÃO DO CONTORNO PULMONAR
EM IMAGENS DE RESSONÂNCIA MAGNÉTICA UTILIZANDO
SUPERFÍCIES ATIVAS

Monografia apresentada à Escola Politécnica
da Universidade de São Paulo para obtenção
do Título de Bacharel em Engenharia Me-
catrônica.

São Paulo
2011

JOSÉ MIGUEL MANZANARES CHIRINOS

ALGORITMO DE DETECÇÃO DO CONTORNO PULMONAR
EM IMAGENS DE RESSONÂNCIA MAGNÉTICA UTILIZANDO
SUPERFÍCIES ATIVAS

Monografia apresentada à Escola Politécnica
da Universidade de São Paulo para obtenção
do Título de Bacharel em Engenharia Me-
catrônica.

Área de concentração:
Engenharia Mecatrônica

Orientador:
Prof. Dr. Marcos de Sales Guerra Tsuzuki

São Paulo
2011

Ficha Catalográfica

Manzanares Chirinos, José Miguel

Algoritmo de Detecção do Contorno Pulmonar em Imagens de Ressonância Magnética utilizando Superfícies Ativas. São Paulo, 2011. 31 p.

Monografia (Trabalho de Conclusão de Curso) — Escola Politécnica da Universidade de São Paulo. Departamento de Engenharia Mecatrônica e Sistemas Mecânicos.

1. Imagem por ressonância magnética. 2. Pulmão I. Universidade de São Paulo. Escola Politécnica. Departamento de Engenharia Mecatrônica e Sistemas Mecânicos. II.t.

A meus colegas, professores e, principalmente, à minha família.

AGRADECIMENTOS

Ao meu orientador, Prof. Dr. Marcos Sales Guerra Tsuzuki, que sempre se mostrou aberto e disposto a me orientar neste trabalho. Aos meus colegas de laboratório, que me ajudaram sempre que possível. A meus familiares, especialmente meus pais, que sempre me apoiaram durante toda a graduação. A Escola Politécnica, por ter fornecido a infraestrutura para o desenvolvimento deste projeto. A todos aqueles que contribuíram de forma indireta para que eu chegasse a este ponto.

“É melhor tentar e falhar,
que preocupar-se e ver a vida passar;
é melhor tentar, ainda que em vão,
que sentar-se fazendo nada até o final.

Eu prefiro na chuva caminhar,
que em dias tristes em casa me esconder.

Prefiro ser feliz, embora louco,
que em conformidade viver ...”

(Martin Luther King)

RESUMO

Deseja-se determinar o contorno pulmonar em imagens de RM sem o uso de contraste para melhorar a qualidade da imagem. Para isso, será utilizado o algoritmo de contornos ativos baseado em GVF (Gradient Vector Flow). A segmentação do contorno do pulmão em imagens de RM é uma tarefa complexa, principalmente devido à baixa qualidade das imagens. Numa sequência temporal de imagens de RM, algumas imagens possuem melhor qualidade que outras, principalmente devido à pulsação sanguínea e ao batimento cardíaco. Neste trabalho, será proposto um algoritmo de segmentação que procura uma coerência temporal dos contornos. Assim, será considerado que o contorno do pulmão em instantes consecutivos não poderá variar drasticamente. O tempo será uma terceira dimensão, e a sequência de imagens definirá um volume espaço-temporal. Desta maneira será possível determinar, por meio de interpolações, contornos do pulmão em instantes de tempo intermediários.

ABSTRACT

In this work, we wish to determine lung contour on MR images that haven't been enhanced with a contrast gas. For that, an active contour algorithm based on GVF (Gradient Vector Flow), will be used. Segmentation of lung MR images is a complex process, due to low quality image problems, mainly. On a temporal MR image sequence, some images possess better quality than others, especially because of blood pulsation and heartbeat. A segmentation algorithm that seeks a temporal contour coherence, will be proposed. Hence, we will consider that lung contour won't suffer drastic variations in consecutive time instants. Time will be considered as a third dimension, and a image sequence will define an spacial-temporal volume. On that fashion, through interpolations, lung contour will be determined on intermediate time instant.

LISTA DE FIGURAS

2.1	(a) Um volume espaço-temporal é definido por uma sequência de imagens sagitais ou coronais de uma mesma região do pulmão. (b) A partir de uma imagem coronal, selecionamos um plano de corte sagital e obtemos uma imagem 2DST.	4
2.2	Função respiratória padrão.	5
2.3	Mapeamento da imagem no espaço de Hough.	5
2.4	Padrões respiratórios determinados pela transformada de Hough.	6
2.5	Padrões respiratórios, determinados através de planos de corte em várias direções, e o contorno	6
2.6	Processo de determinação da região do pulmão. (a) Imagem base. (b) Imagem binária. (c) Imagem após primeiro labeling. (d) Imagem após aplicação de filtro. (e) Imagem final, após segundo labeling.	8
2.7	Criação da máscara de busca do contorno a partir de região determinada anteriormente. (a) Imagem base. (b) Região do pulmão obtida. (c) Imagem após dilatação morfológica. (d) Imagem após erosão morfológica. (e) Máscara do contorno do pulmão.	9
2.8	Os pixels no contorno são deslocados verticalmente, verificando ponto a ponto se há redução no funcional. Espera-se assim minimizar o funcional de energia dado.	12
2.9	(a) Imagem com plano de corte horizontal. (b) Imagem com plano de corte inclinado 45° à direita (c) Imagem com plano de corte inclinado 45° à esquerda (d) Imagem com plano de corte vertical.	13
2.10	Cada ponto colorido na imagem pertence a um padrão respiratório detectado através do processo que explicamos.(a) Imagem relativa a inspiração. (b) Imagem relativa a expiração.	14

3.1	Os pixels no contorno são enumerados de forma a que a deformação provocada pelo GVF seja coerente. Cada pixel é indiretamente associado a uma região do pulmão.	17
4.1	(a) Média dos campos de forças gerados pelo GVF. (b) Campo de forças gerado pelo GVF para um momento de inspiração. (c) Campo de forças gerado pelo GVF para um momento de expiração.	23
4.2	As imagens pertencem a uma mesma sequência e ilutam ciclos de inspiração-expiração. Foi aplicada a transformada de Hough sobre a máscara, obtendo as nuvens de pontos realçadas. (a) Imagem de RM correspondente ao momento da inspiração. (b) Imagem de RM correspondente a um instante intermediário a inspiração e expiração. (c) Imagem de RM correspondente ao momento da expiração. (d) Imagem de RM correspondente a um instante intermediário a expiração e inspiração. (e) Similar a (a). (f) Similar a (b). (g) Similar a (c). (h) Similar a (d). (i) Similar a (a). (j) Similar a (b). (k) Similar a (c).	25
4.3	Ainda para a mesma sequência, podemos ver o grau de adequação do contorno inicial para as iamgens de cada tipo. (a) Imagem de RM correspondente ao momento da inspiração. (b) Imagem de RM correspondente a um instante intermediário a inspiração e expiração. (c) Imagem de RM correspondente ao momento da expiração. (d) Imagem de RM correspondente a um instante intermediário a expiração e inspiração. (e) Similar a (a). (f) Similar a (b). (g) Similar a (c). (h) Similar a (d). (i) Similar a (a). (j) Similar a (b). (k) Similar a (c).	26
4.4	As imagens segmentadas apresentaram resultados variáveis, dependendo do tipo de imagem. (a)-(c)-(g) Imagens cujos contornos não penetraram apropriadamente na cavidade do diafragma, correspondentes aos momentos da inspiração. (b)-(d)-(h) Imagens segmentadas perfeitamente, correspondentes a instantes intermediários a inspiração e expiração ou expiração e inspiração. (c) Imagens cujo contorno fugiu da forma original do diafragma, correspondentes ao momento da expiração. (d) Similar a (a). (e) Similar a (b). (f) Similar a (c). (g) Similar a (a). (h) Similar a (b). (i) Similar a (c).	28
5.1	(a) Imagem relativa a inspiração. (b) Imagem relativa a expiração.	30

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	1
1.1	Objetivo do trabalho	1
2	REVISÃO BIBLIOGRÁFICA	3
2.1	Estudo de Imagens de RM do Pulmão	3
2.2	Segmentação do Pulmão	3
2.3	A Transformada de Hough e o movimento pulmonar	4
2.4	Criação de Máscaras para o Pulmão	6
2.5	Contornos Ativos	7
2.6	Determinação dos pontos sobre o contorno em diversas direções	12
3	ALGORITMO PROPOSTO	15
3.1	Entradas do algoritmo	15
3.2	Gradient Vector Flow (GVF) e Superfícies Ativas	15
3.3	Implementação do GVF	17
3.4	Passo a passo simples do algoritmo	20
3.5	Coerência temporal no algoritmo	20
4	RESULTADOS	22
4.1	Instabilidade da Coerência Temporal	22
4.2	Visualizando a Entrada	24
4.3	Contorno Inicial	24
4.4	Contorno Processado	27
5	CONCLUSÃO	29

5.1 Possíveis Aprimoramentos	29
REFERÊNCIAS	31

1 INTRODUÇÃO

O estudo do pulmão é de grande interesse médico, pois este não pode ser observado de maneira direta, uma vez que quando a caixa torácica é aberta ele colapsa. Métodos de imageamento indireto podem ser realizados como: a tomografia computadorizada (TC) e o imageamento por ressonância magnética (RM). Foi preferida a RM porque ela não expõe o paciente à nenhuma radiação, permitindo uma repetibilidade do exame (Herk , 2004).

Entretanto, vários problemas devem ser superados, um deles é a baixa qualidade de algumas imagens devido à pequena quantidade de prótons envolvida (o pulmão tem pouco tecido quando comparado ao restante da caixa torácica), camadas de ar entre tecidos que alteram a imagem e, principalmente, os movimentos circulatório e respiratório, que causam fantasmas na imagem. Contrastes poderiam ser utilizados para melhorar a imagem, mas estamos investigando a possibilidade de utilizar imagens adquiridas sem contraste.

1.1 Objetivo do trabalho

Trabalhos anteriores conseguiram determinar conjuntos de pontos sobre o contorno pulmonar em sequências de imagens de RM. Neste trabalho deseja-se utilizara o conjunto de pontos determinados pelos trabalhos anteriores para a segmentação do contorno pulmonar em imagens de RM, utilizando um algoritmo que será baseado em GVF (Gradient Vector Field) (Xu e Prince, 1997). É importante salientar que existe uma grande variação temporal na qualidade da imagem de RM devido ao batimento cardíaco e à pulsação sanguínea, sendo necessário conviver com este problema.

Para solucionar este problema, TAVARES (2011) utiliza uma coerência temporal dos contornos, supondo que os contornos não variam drasticamente em instantes consecutivos, segundo uma sequência de imagens de RM. O tempo é considerado uma terceira dimensão em que o empilhamento das imagens em uma sequência define um volume espaço-temporal.

Neste trabalho será desenvolvido um algoritmo de superfícies ativas que atuará

sobre o volume espaço-temporal, sendo possível determinar também o contorno pulmonar em instantes intermediários.

2 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

2.1 Estudo de Imagens de RM do Pulmão

A breve explicação a seguir foi baseada no primeiro capítulo de LANDINI; POSITANO; SANTARELLI (2005). O princípio de funcionamento do imageamento por RM é baseado no momento angular do spin dos elétrons e a sua configuração depende da estrutura do material que está sendo imageado, neste caso o tecido pulmonar. Através da exposição destes núcleos a campos magnéticos externos, é que se avalia a variação dos campos magnéticos internos, que estão associados ao momento angular de cada núcleo. Estes campos magnéticos externos também são conhecidos como pulso de rádio frequência. Bobinas são utilizadas para medir as variações deste campos internos e adquirir um sinal.

O sinal efetivamente usado no processo é o da variação da magnetização nos núcleos, que nada mais é que a soma do momento angular de todos os núcleos. Existem diversos tipos de pulso de RF aos que a amostra pode ser submetida, dando origem a diversos tipos de imageamento por RM. Cada tecido responde de maneira diferente à excitação, tecidos com maior magnetização correspondem a porções brancas na imagem. Como o hidrogênio é o elemento mais suscetível a essa medição, é a sua presença que acaba determinando a intensidade que o tecido apresentará na imagem.

Depois que a imagem é formada, ela é armazenada em um arquivo padronizado conhecido por DICOM. Este padrão foi criado para permitir a fácil troca de informações entre aparelhos biomédicos e para padronizar a formatação das imagens obtidas. O sistema a ser desenvolvido neste trabalho processará imagens DICOM, extraindo a sua imagem e demais informações importantes, para depois utilizá-las.

2.2 Segmentação do Pulmão

A segmentação, ou detecção do contorno pulmonar, é uma tarefa complexa, pois, a região pulmonar apresenta pouco tecido distribuído em um volume considerável, além de uma baixa densidade de prótons em comparação com o próprio sangue, fazendo com que

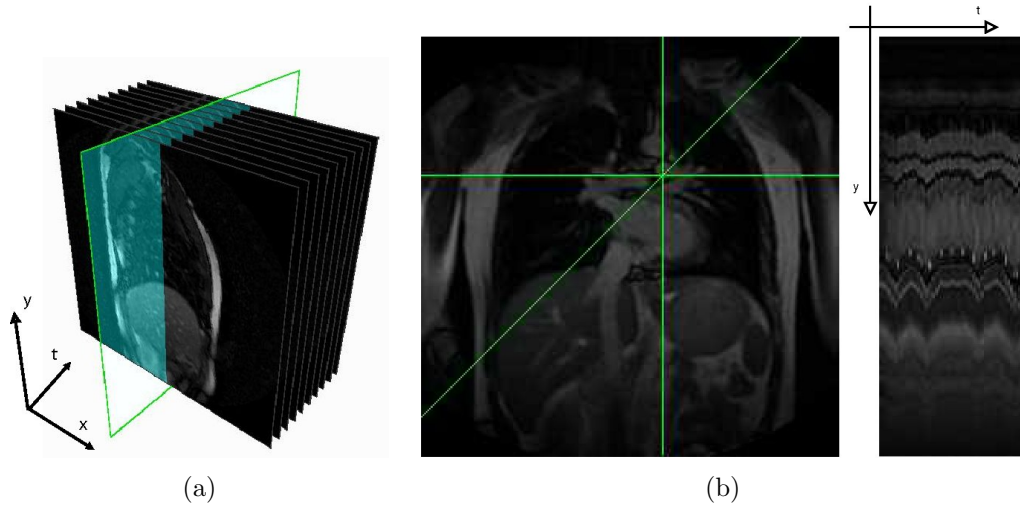


Figura 2.1: (a) Um volume espaço-temporal é definido por uma sequência de imagens sagitais ou coronais de uma mesma região do pulmão. (b) A partir de uma imagem coronal, selecionamos um plano de corte sagital e obtemos uma imagem 2DST.

o próprio movimento da pulsação sanguínea, introduza mais ruído na imagem. De acordo com TAVARES (2011), trabalhos anteriores demonstraram que a segmentação em imagens RM é muito mais complexa quando comparada ao imageamento por TC, principalmente pela diferença de qualidade entre as imagens. Por isto, deve ser utilizado conhecimentos prévios para que a segmentação ocorra.

Dentre as hipóteses que serão consideradas, está a de quase sincronismo do movimento pulmonar, semelhante ao movimento associado pelo enchimento de uma bexiga. Assim, o pulmão se infla ou desinfla sincronamente, com o movimento variando apenas em escala. O movimento diafragmático é o de maior amplitude e de mais fácil observação.

2.3 A Transformada de Hough e o movimento pulmonar

A transformada de Hough é uma ferramenta para detecção de curvas arbitrárias, desde que elas sejam parametrizáveis. O caso clássico é a detecção de retas. Neste trabalho, o movimento de maior amplitude associado ao diafragma será a função respiratória padrão e, a partir dela, serão determinados outros padrões respiratórios. Assim, obteremos um resultado para a segmentação que será utilizado no algoritmo de superfícies ativas como contorno inicial. A seguir, introduzimos alguns conceitos básicos.

Uma sequência de imagens de RM, define um volume espaço-temporal STV (conforme a Fig. 2.1(a)). Esse volume espaço-temporal, ao ser cortado por um plano arbitrário,

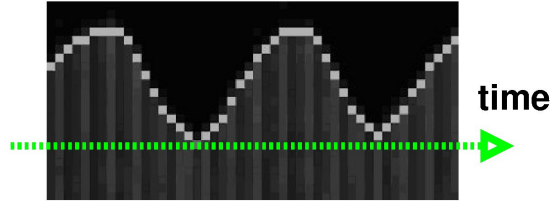


Figura 2.2: Função respiratória padrão.

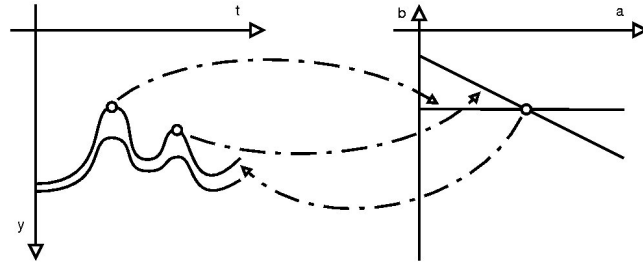


Figura 2.3: Mapeamento da imagem no espaço de Hough.

perpendicular às imagens, define uma imagem 2D espaço-temporal 2DST. O plano pode ser em qualquer direção (vide Fig. 2.1(b)). Isto vale tanto para as imagens sagitais, quanto para as coronais.

A função respiratória padrão $f_s(t)$, é determinada na região do diafragma, possuindo um bom gradiente (vide Fig. 2.2). É a partir dela que serão encontrados os padrões respiratórios. A equação (2.1) reduz o problema de encontrar padrões respiratórios, a encontrar pares (a, b) .

$$y = f_k(t) = a \cdot f_s(t) - b. \quad (2.1)$$

A transformada de Hough será processada nas imagens 2DST, onde cada ponto da imagem é mapeado em uma curva no espaço de Hough e cada curva da imagem é mapeada em um ponto do espaço de Hough. O espaço de Hough é constituído do plano $a \times b$, e também é chamado de espaço de parâmetros. A Fig. 2.3(a) mostra o mapeamento definido por MATSUSHITA et al. (2004).

A transformada de Hough determina onde estão, com maior confiabilidade, os padrões respiratórios. Ao final do processo, tem-se um conjunto de padrões respiratórios como os exibidos na Fig. 2.4. Os padrões respiratórios são representados em azul e o plano de corte em verde. Estamos interessados em padrões respiratórios associados ao contorno pulmonar. Sabemos que eles serão determinados, só não é possível saber se será o primeiro, segundo, terceiro ou último. Somos forçados a fazer uma seleção manual.

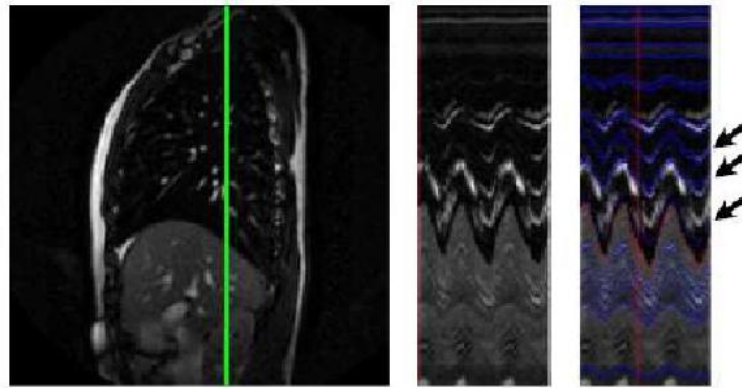


Figura 2.4: Padrões respiratórios determinados pela transformada de Hough.

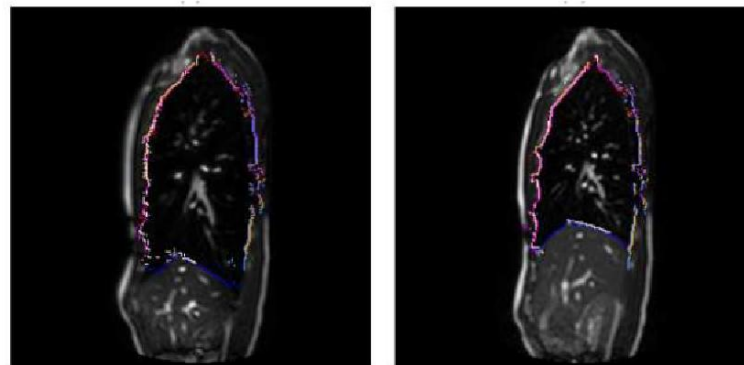


Figura 2.5: Padrões respiratórios, determinados através de planos de corte em várias direções, e o contorno

Aplicando a transformada de Hough em diversas direções (vertical, horizontal e diagonais), diversos padrões respiratórios serão obtidos permitindo visualizar um contorno pulmonar (vide Fig. 2.5). Este será o contorno inicial a ser fornecido ao algoritmo de superfícies ativas. Este contorno é constituído por pontos desestruturados.

2.4 Criação de Máscaras para o Pulmão

Tavares et al. (TAVARES et al., 2011a e TAVARES et al., 2011b) utilizam máscaras do pulmão para automatizar a determinação do padrão respiratório sobre o contorno pulmonar. As máscaras são usadas para obter um esboço inicial do contorno pulmonar, determinando a área de aplicação da transformada de Hough. Um esboço do pulmão é obtido através de operações de dilatação e erosão, ele é modificado para um esboço do contorno.

Inicialmente, faz-se uma limiarização com um valor apropriado. Através de um labeling, o contorno é isolado do plano de fundo da imagem. Aplica-se um filtro de medi-

ana para remover as estruturas internas do pulmão, formando, geralmente, um contorno melhor definido e cheio. O processo pode ser visualizado na fig. 2.6 O contorno pulmonar, assim obtido, é submetido a uma erosão e a uma dilatação, isolando uma máscara do contorno. A fig. 2.7 ilustra o resultado final. Aplicar a transformada de Hough sobre a região em branco nos permite determinar padrões respiratórios sobre o contorno pulmonar.

2.5 Contornos Ativos

KASS; WITKIN; TERZOPOULOS (1987) propuseram um método de extração de contornos baseado em um modelo de contorno deformável que consistia de segmentos spline conectados e se deformava através de forças internas e externas. A força interna pode ser definida através de uma analogia à linha elástica, da teoria de vigas mecânicas. A força externa, por sua vez, era proveniente de características da imagem - no caso, utilizava-se a magnitude do vetor gradiente. Este modelo tornou-se também conhecido por snakes, e recebeu diversas implementações. Outra adaptação do algoritmo muito utilizada é o greedy de contornos ativos, inicialmente apresentado por WILLIAMS; SHAH (1992). O método de segmentação por contornos ativos necessita de um esboço de solução inicial que será, então refinada ao longo das iterações.

Os resultados obtidos pela transformada de Hough possuem a forte restrição de sincronismo, o algoritmo de contornos ativos suavizará o contorno eliminando esta restrição.

Na formulação dos contornos ativos, o contorno é representado como uma curva $v(s) = (x(s); y(s))$ com comprimento de arco s como parâmetro. O funcional de energia do contorno é definido considerando uma parcela externa e outra interna:

$$E(v(s)) = E_{int}(s) + E_{ext}(v(s)) \quad (2.2)$$

onde $E_{int}(v(s))$ é a energia interna do contorno, que determina a suavidade da curva, e $E_{ext}(v(s))$, a energia externa que é responsável, de maneira geral, por atrair a curva à borda do objeto. O método nos fornece um contorno que minimiza o funcional. A energia interna que está relacionada à curvatura e à continuidade do contorno. A equação

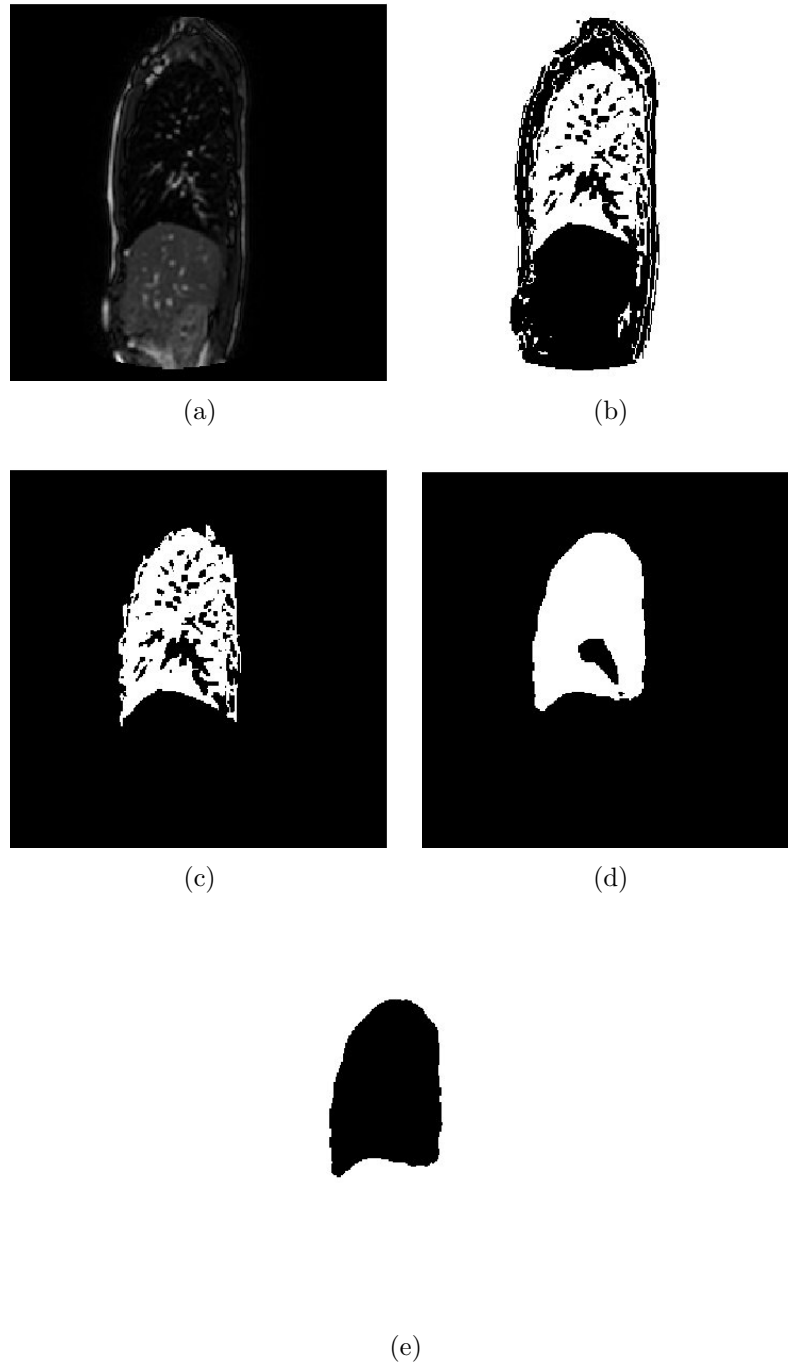


Figura 2.6: Processo de determinação da região do pulmão. (a) Imagem base. (b) Imagem binária. (c) Imagem após primeiro labeling. (d) Imagem após aplicação de filtro. (e) Imagem final, após segundo labeling.

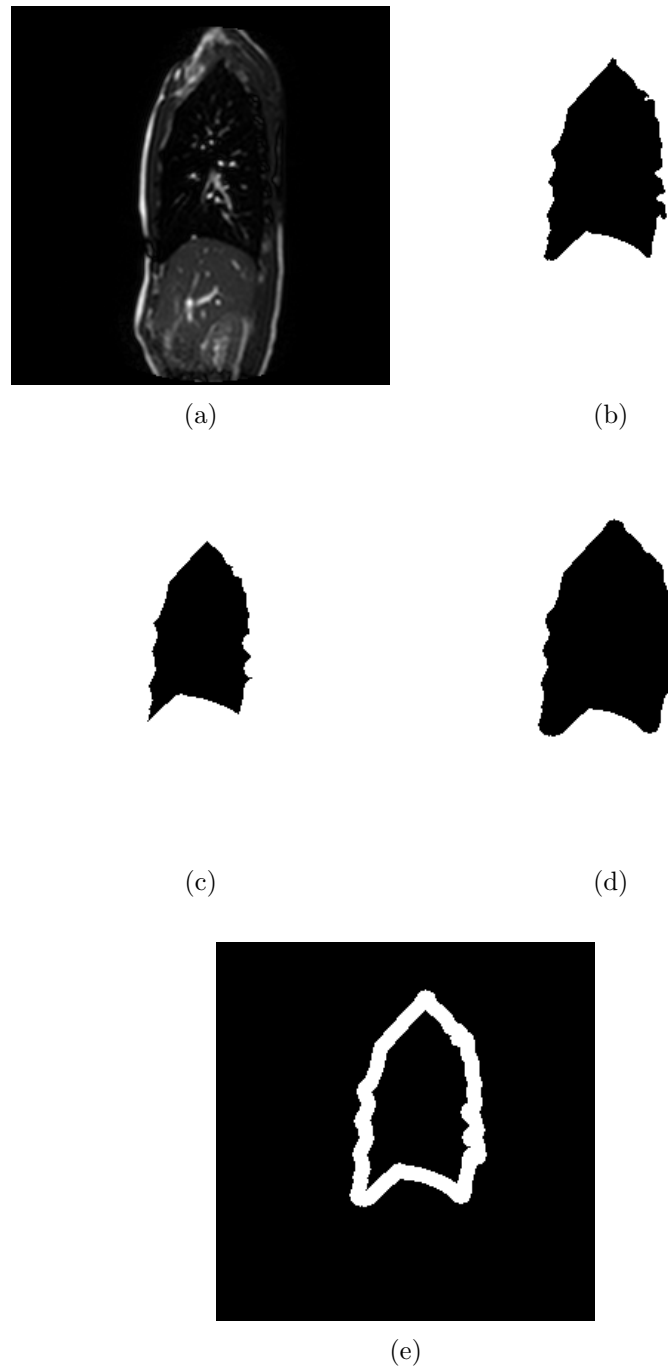


Figura 2.7: Criação da máscara de busca do contorno a partir de região determinada anteriormente. (a) Imagem base. (b) Região do pulmão obtida. (c) Imagem após dilatação morfológica. (d) Imagem após erosão morfológica. (e) Máscara do contorno do pulmão.

que representa a energia interna é a que se segue:

$$E_{int}(v(s)) = \frac{1}{2}(\alpha(s)|v'(s)|^2 + \beta(s)|v''(s)|^2) \quad (2.3)$$

onde $v'(s)$ e $v''(s)$ são as derivadas de primeira e segunda ordem, respectivamente, de $v(s)$, com respeito a s . O primeiro termo está relacionado com o comprimento do arco da curva e a sua continuidade, já o segundo termo está relacionado à curvatura da curva.

A continuidade pode ser definida meramente como a distância entre o nó de interesse e seu nó vizinho seguinte. Isto, porém, possui duas desvantagens. Primeiro, a minimização da energia é a minimização da distância entre os dois nós, levando o contorno a sempre encolher. Enquanto pode-se pensar que isto seria uma característica desejável, principalmente quando o esboço inicial se encontra em volta do contorno real desejado, isto gera uma tendência na movimentação na curva pouco desejável considerando-se o caso geral. Segundo, utilizando-se apenas a distância entre o nó de interesse e o nó seguinte, pode-se gerar, eventualmente, uma movimentação de pixels ao longo do contorno, também pouco desejável, podendo levar ao acúmulo de pixels em certas regiões em detrimento de outras ou mesmo dificultar a determinação de um critério de parada (por exemplo, utilizando um critério de parada que leva em consideração o número de nós que se movimentaram, pode-se estar eternamente em movimento ao longo do contorno, onde o nó seguinte sempre puxa o anterior).

Como mostrado por WILLIAMS; SHAH (1992), há diversas maneiras para se calcular a curvatura de uma curva discreta. Apesar de métodos diferentes concordarem em dizer que dadas duas curvas qual a que possui a maior curvatura, o grau de curvatura dado por cada dos métodos um é diferente. Considere o método do produto escalar. Dado um ponto de interesse e seus dois vizinhos, anterior e posterior - pode-se considerar dois vetores. Um que parte do nó anterior e chega ao nó de interesse, e outro que parte do nó de interesse e chega ao nó vizinho seguinte. A curvatura em um nó está diretamente relacionada ao ângulo formado pelos dois vetores considerados. Quando os vetores estão alinhados com a mesma direção e sentido, o ângulo possui zero graus e a curvatura também. No caso de mesma direção e sentidos opostos, o ângulo possui 180 graus e a curvatura é máxima. Desta forma, o problema de determinação da curvatura passa a ser calcular um ângulo entre dois vetores e normalizá-lo para um intervalo desejado.

Por fim, a energia externa pode ser expressa como:

$$E_{ext}(v(s)) = E_{img}(v(s)) + E_{bnd}(v(s)) \quad (2.4)$$

onde o termo $E_{img}(v(s))$ representa características presentes na imagem (por exemplo, arestas) e $E_{bnd}(v(s))$ são demais condições de contorno e restrições impostas (por exemplo, o uso de forças balão, que geram uma tendência do contorno inflar). Para $E_{img}(v(s))$, o mais comum é utilizar a intensidade de arestas, sendo expresso da seguinte forma:

$$E_{img}(v(s)) = -\gamma \cdot \|\nabla I(v(s))\|^2 \quad (2.5)$$

Com o sinal negativo, $E_{img}(v(s))$ assume valores baixos onde o gradiente é alto (por exemplo, nas arestas).

Utilizando um pouco de cálculo varacional chegamos, à fórmula 2.6, abaixo. Ela representa um balanço de forças obtido através dessa formulação de energia.

$$\mathbf{x}_t(s, t) = \alpha x''(s, t) - \beta x''''(s, t) - \nabla E_{ext} \quad (2.6)$$

É desta equação que se deriva uma fórmula iterativa para o cálculo da deformação do contorno. Basta expandir as derivadas em diferenças finitas.

Os padrões restantes de maior confiabilidade sofrem uma verificação para ver se se encontram em uma região de arestas, neste caso, a região onde há mudança/fronteira de tecido. Estes padrões serão refinados através de um algoritmo de contornos ativos que minimiza o seguinte funcional de energia:

$$\varepsilon = \frac{1}{2}(\alpha \cdot |v'(s)|^2 + \beta \cdot |v''(s)|^2) - \gamma \cdot \|\nabla I(v(s))\| \quad (2.7)$$

Usando aproximações a diferenças finitas:

$$\varepsilon = \frac{1}{2}(\alpha \cdot |v(t+1) - v(t)|^2 + \beta \cdot |v(t+1) - 2 \cdot v(t) + v(t-1)|^2) - \gamma \cdot \|\nabla I\| \quad (2.8)$$

O algoritmo trabalha com nós pares e ímpares alternadamente, movendo o contorno ponto a ponto na vertical e verificando se houve redução no funcional de energia, como podemos ver na Fig. 2.8. Um parâmetro de controle é a amplitude dessa movimentação do contorno. Neste caso, ela é pequena, pois estamos interessados apenas em refinar o resultado.

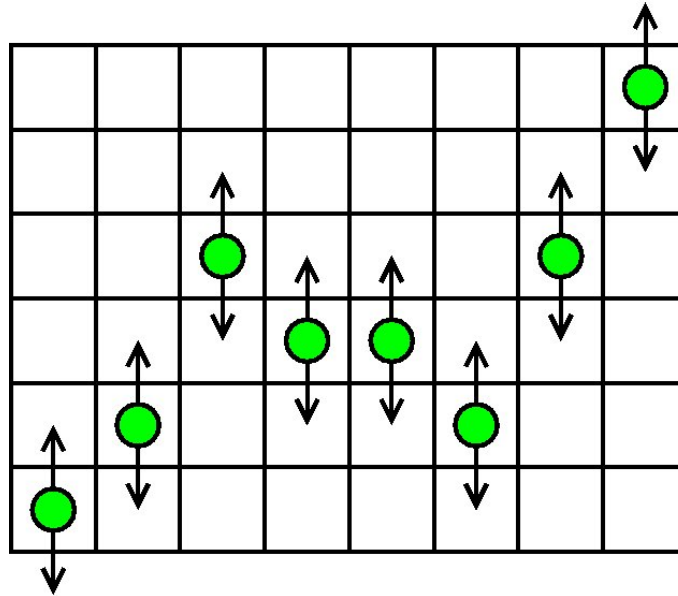


Figura 2.8: Os pixels no contorno são deslocados verticalmente, verificando ponto a ponto se há redução no funcional. Espera-se assim minimizar o funcional de energia dado.

2.6 Determinação dos pontos sobre o contorno em diversas direções

A nuvem de pontos que utilizamos como entrada do nosso algoritmo é obtida processando a transformada de Hough sobre as máscaras obtidas em processo similar ao realizado por TAVARES (2011). As direções dos planos de corte são ilustradas na fig. ??.

São geradas imagens 2DST, a partir das direções dos planos de corte já definidas, para várias cotas. O resultado do processamento da transformada de Hough para todas essas imagens 2DST é representado em fig. 2.10. Vemos que a qualidade dos resultados variaa dependendo da imagem processada.

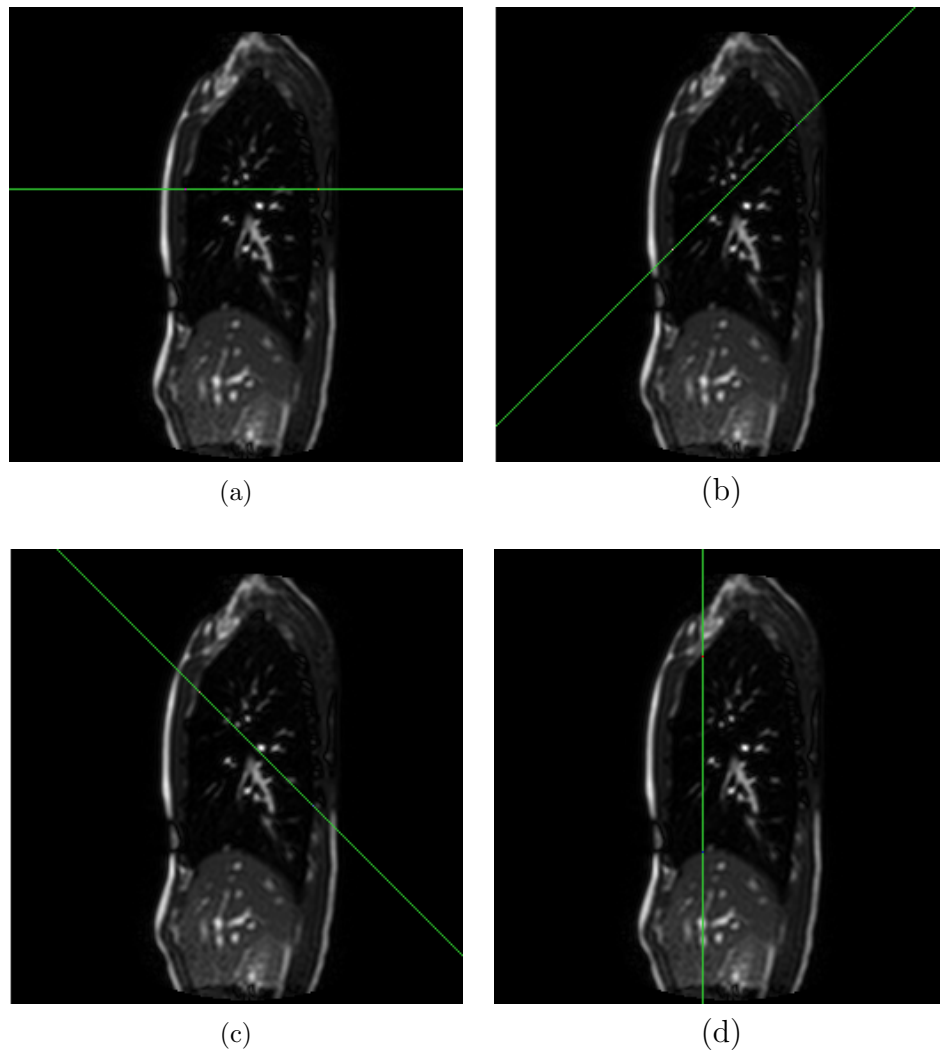


Figura 2.9: (a) Imagem com plano de corte horizontal. (b) Imagem com plano de corte inclinado 45° à direita (c) Imagem com plano de corte inclinado 45° à esquerda (d) Imagem com plano de corte vertical.

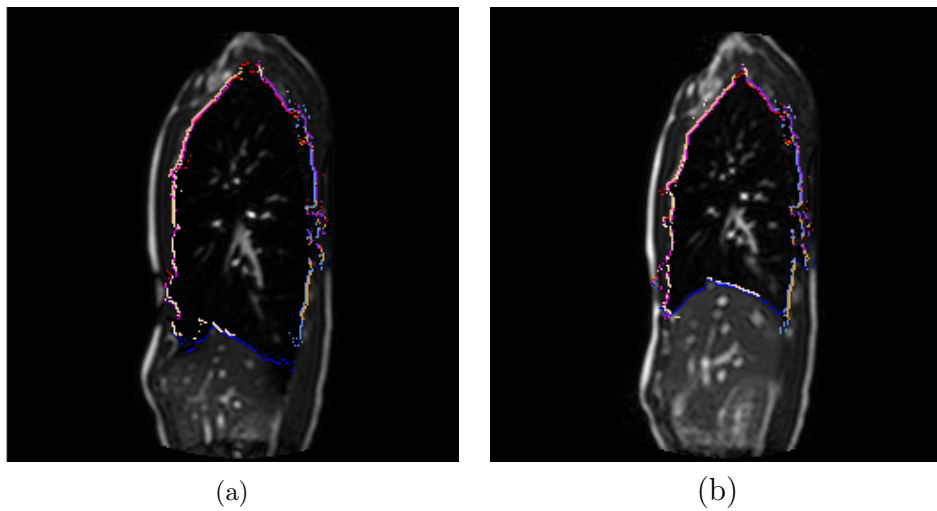


Figura 2.10: Cada ponto colorido na imagem pertence a um padrão respiratório detectado através do processo que explicamos. (a) Imagem relativa a inspiração. (b) Imagem relativa a expiração.

3 ALGORITMO PROPOSTO

3.1 Entradas do algoritmo

Temos como entrada do algoritmo proposto o conjunto de pontos obtidos processando a transformada de Hough, em todos os planos possíveis (ainda seguindo as 4 direções iniciais). Os pontos são selecionados tomando os padrões mais extremas na imagem que estejam sobre arestas.

3.2 Gradient Vector Flow (GVF) e Superfícies Ativas

XU; PRINCE (1997), propuseram um novo método a que chamaram Gradient vector Flow e que solucionou dois problemas muito observados em algoritmos de contornos ativos:

A. Ao utilizar uma imagem de arestas, gerada por um operador gradiente, o contorno converge para suas arestas apenas nas vizinhanças dessas arestas. Isto quer dizer que contornos iniciais devem ser colocados nesta região para que ocorra a convergência do algoritmo para o resultado desejado. O GVF produz um campo de forças que convergem para as arestas mesmo em regiões relativamente distantes.

B. O contorno não penetra em regiões côncavas ou com reentrâncias. O GVF produz um campo de forças que, por ser não conservativo, permite a convergência para estes tipos de região.

A proposta e a formulação deste novo campo de forças foi feita observando o uso de forças balão, atração a regiões pré-determinadas e o uso de campos de forças solenóides. A grande diferença na formulação, está em que o GVF não pode ser realizado através da minimização de um funcional de energia, mas sim de um balanço de forças, dada a sua natureza não conservativa. O campo GVF $\mathbf{v}(x, y) = [u(x, y), v(x, y)]$ é definido como aquele que minimiza o seguinte funcional:

$$\xi = \int \int \mu(u_x^2 + u_y^2 + v_x^2 + v_y^2) + |\nabla f|^2 |\mathbf{v} - \nabla f|^2 dx dy. \quad (3.1)$$

Utilizando um pouco de cálculo variacional elementar, obtemos:

$$\mu \nabla^2 u - (u - f_x)(f_x^2 + f_y^2) = 0 \quad (3.2)$$

$$\mu \nabla^2 v - (v - f_y)(f_x^2 + f_y^2) = 0 \quad (3.3)$$

A própria definição do GVF, é auto-explicativa:

1. Quando o gradiente da imagem é baixo, a energia é dominada pelo módulo do gradiente do próprio campo ao quadrado, forçando-o a variar de modo mais lento e suave. Isto gera um campo de forças com uma área de efeito maior, diminuindo a importância da escolha do contorno inicial.

2. Quando o gradiente da imagem é alto, a energia é minimizada igualando o campo ao valor deste gradiente, mantendo a forte atração que as arestas exercem sobre o contorno.

O algoritmo que empregaremos, utiliza a generalização proposta por XU; PRINCE (1997):

$$\xi = \int_{\mathbb{R}^n} \mu \nabla^2 \mathbf{v} + |\nabla f|^2 |\mathbf{v} - \nabla f|^2 d\mathbf{x}. \quad (3.4)$$

$$\mu \nabla^2 \mathbf{v} - (\mathbf{v} - \nabla f) |\nabla f|^2 = 0 \quad (3.5)$$

$$\mathbf{v}_t = \mu \nabla^2 \mathbf{v} - (\mathbf{v} - \nabla f) |\nabla f|^2 \quad (3.6)$$

E a partir, desta última equação podemos, utilizando variáveis separáveis, resolver 3 equações lineares parabólicas e desacopladas. A equação 2.6 é modificada na equação abaixo:

$$\mathbf{x}_t(s, t) = \alpha * x''(s, t) - \beta * x'''(s, t) + v \quad (3.7)$$

A equação 3.7 será utilizada para, através de uma expansão dos termos derivativos em diferenças finitas, chegar a uma fórmula iterativa para a deformação do contorno.

Numa primeira análise, faremos uma simplificação, desconsiderando o campo de forças gerado pelo GVF na direção temporal. Isto fará com que os contornos se mantenham em seus planos iniciais, ou seja, não permitiremos que cada um dos contornos se mova para um frame intermediário (entre o frame 1 e 2 por exemplo). Para que o

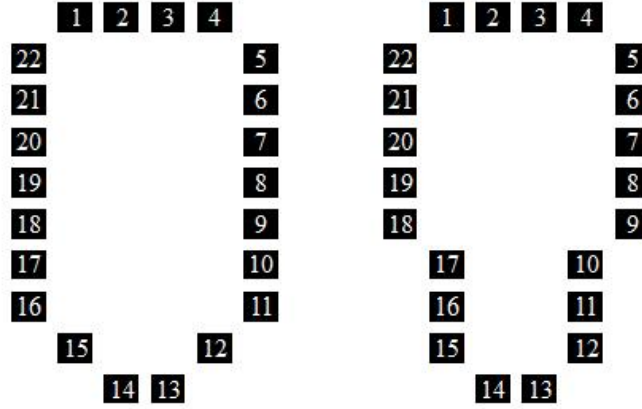


Figura 3.1: Os pixels no contorno são enumerados de forma a que a deformação provocada pelo GVF seja coerente. Cada pixel é indiretamente associado a uma região do pulmão.

movimento se dê de maneira coordenada, evitando expansões e contrações muito grandes na inspiração e expiração, não consideraremos o campo de forças da maneira como foi apresentada por XU; PRINCE (1997).

Ao invés disso, consideraremos que o conjunto dos contornos se move sincronamente. Para isso tomamos a média das forças que agem em pontos de controle equivalentes nos contornos, como podemos ver na Fig. 3.1. Isto nos permitirá interpolar as posições intermediárias do contorno de forma direta.

3.3 Implementação do GVF

Tentamos seguir o princípio proposto por XU; PRINCE (1997)

A partir das equações generalizadas do GVF (3.6), deduzida em XU; PRINCE (1997), podemos obter expressões iterativas para os campos utilizando aproximações numéricas para os operadores diferenciais:

$$\mathbf{v}_t = \mathbf{v}^{n+1} - \mathbf{v}^n. \quad (3.8)$$

$$\nabla^2 \mathbf{v} = \left(\frac{\partial f_{ijk}}{\partial x} \right)^2 + \left(\frac{\partial f_{ijk}}{\partial y} \right)^2. \quad (3.9)$$

$$\begin{aligned} \nabla^2 \mathbf{v}_{i,j,k} &= \mathbf{v}_{i+1,j,k} + \mathbf{v}_{i-1,j,k} + \mathbf{v}_{i,j+1,k} + \mathbf{v}_{i,j-1,k} + \\ &u_{i,j,k+1} + \mathbf{v}_{i,j,k-1} - 6\mathbf{v}_{i,j,k}. \end{aligned} \quad (3.10)$$

O gradiente da imagem de arestas ∇f é uma entrada na 3.6 que foi simplificada. Neste trabalho, ao invés de utilizar a imagem de arestas de cada imagem de RM da

sequência, utilizamos um método mais simples, considerando a imagem de arestas como a nuvem de pontos obtida através da transformada de Hough. Em outras implementações ou revisões deste trabalho, um assunto a ser investigado é o método de obtenção da imagem de arestas. Poderíamos usar desde algoritmos simples como os de gradientes a algoritmos muito mais robustos como o Canny. É verdade que assim restringimos a ação do algoritmo de GVF na geração do campo de forças, no entanto, como tratamos imagens com baixa SNR, obtemos resultados mais regulares utilizando este método.

Na implementação foram definidas algumas variáveis auxiliares:

$$b_{ijk} = \left(\frac{\partial f_{i,j,k}}{\partial x}\right)^2 + \left(\frac{\partial f_{i,j,k}}{\partial y}\right)^2. \quad (3.11)$$

$$c_{ijk}^1 = \frac{\partial f_{i,j,k}}{\partial x} \dot{b}_{i,j,k}. \quad (3.12)$$

$$c_{ijk}^2 = \frac{\partial f_{i,j,k}}{\partial y} \dot{b}_{i,j,k}. \quad (3.13)$$

Se considerássemos o efeito da componente temporal, haveria uma quarta variável auxiliar e, também, um termo extra na definição de b_{ijk} . Ficamos com o seguinte conjunto final de equações iterativas:

$$\begin{aligned} u_{i,j,k}^{n+1} = & (1 - b_{i,j,k})u_{i,j,k}^n + \mu(u_{i+1,j,k}^n + u_{i-1,j,k}^n + u_{i,j+1,k}^n + u_{i,j-1,k}^n \\ & + u_{i,j,k+1}^n + u_{i,j,k-1}^n - 6u_{i,j,k}^n) + c_{i,j,k}^1. \end{aligned} \quad (3.14)$$

$$\begin{aligned} v_{i,j,k}^{n+1} = & (1 - b_{i,j,k})v_{i,j,k}^n + \mu(v_{i+1,j,k}^n + v_{i-1,j,k}^n + v_{i,j+1,k}^n + v_{i,j-1,k}^n \\ & + v_{i,j,k+1}^n + v_{i,j,k-1}^n - 6v_{i,j,k}^n) + c_{i,j,k}^2. \end{aligned} \quad (3.15)$$

Uma extensão do seguinte trabalho pode consistir na investigação de funções peso como propostas na generalização, GGVF, de XU; PRINCE(1998). As fórmulas, sofrem pequenas alterações. Elas são extensões de 3.4 e 3.6:

$$\xi = \int_{\mathbb{R}^n} g(|\nabla f|) \nabla^2 \mathbf{v} + h(|\nabla f|) |\mathbf{v} - \nabla f|^2 d\mathbf{x}. \quad (3.16)$$

$$\mathbf{v}_t = \nabla g(|\nabla f|) \dot{\nabla} \mathbf{v} + g(|\nabla f|) \nabla^2 \mathbf{v} - h(|\nabla f|) (\mathbf{v} - \nabla f) \quad (3.17)$$

Finalmente, o conjunto de equações que rege o contorno final é dado por:

$$x_{l,k}^{n+1} = (0.75\beta(x_{l,k+2}^n + x_{l,k-2}^n) + (\alpha - 3\beta)(x_{l,k+1}^n + x_{l,k-1}^n) \quad (3.18)$$

$$+ (1 - 2\alpha + 4.5\beta)x_{l,k}^n) + \frac{1}{N_{points}} \sum_{l=1}^{N_{points}} u_{l(i,j),k}^{N_{iter}}$$

$$y_{l,k}^{n+1} = (0.75\beta(y_{l,k+2}^n + y_{l,k-2}^n) + (\alpha - 3\beta)(y_{l,k+1}^n + y_{l,k-1}^n) \quad (3.19)$$

$$+ (1 - 2\alpha + 4.5\beta)y_{l,k}^n) + \frac{1}{N_{points}} \sum_{l=1}^{N_{points}} v_{l(i,j),k}^{N_{iter}}.$$

A diferença elementar está nos índices, enquanto nas equações anteriores i , j e k representavam posições no espaço 3D (x , y e t), o índice l , representa o número do ponto, conforme a Fig. 3.1. O índice k ainda tem o mesmo significado e representa o número do frame, ou seja, uma coordenada temporal no espaço 3D. O índice n , do número de iterações, também mantém o mesmo significado. Novamente, se considerássemos o efeito temporal haveria uma terceira equação.

A partir de 3.7, podemos obter uma equação iterativa para o cálculo da deformação dos contornos. Utilizamos as equações:

$$\mathbf{x}_t(s, t) = \mathbf{x}(s, N_{iter} + 1) - \mathbf{x}(s, N_{iter}, t) \quad (3.20)$$

$$\mathbf{x}''(s, t) = \mathbf{x}(s + 1, t) - 2\mathbf{x}(s, t) + \mathbf{x}(s - 1, t) \quad (3.21)$$

$$\mathbf{x}'''(s, t) = \frac{3}{4}(\mathbf{x}(s + 2, t) - 4\mathbf{x}(s + 1, t) + 6\mathbf{x}(s, t) - 4\mathbf{x}(s - 1, t) + \mathbf{x}(s - 2, t)) \quad (3.22)$$

Assim, chegamos em:

$$\begin{aligned} \mathbf{x}(s, N_{iter}) &= \mathbf{x}(s, N_{iter}) + \alpha(\mathbf{x}(s + 1, N_{iter}) - 2\mathbf{x}(s, N_{iter}) + \mathbf{x}(s - 1, N_{iter})) \\ &\quad + \frac{3}{4}\beta(\mathbf{x}(s + 2, N_{iter}) - 4\mathbf{x}(s + 1, N_{iter}) + 6\mathbf{x}(s, N_{iter}) \\ &\quad - 4\mathbf{x}(s - 1, N_{iter}) + \mathbf{x}(s - 2, N_{iter})) \end{aligned} \quad (3.23)$$

Onde s é um índice relativo ao número do ponto no contorno. O índice deve ser tratado levando em consideração que o contorno necessita de uma indexação circular.

3.4 Passo a passo simples do algoritmo

O algoritmo proposto possui os seguintes passos:

1) Leitura do arquivo de texto e aquisição de contornos para geração das imagens binárias e processamento da imagem de arestas para estas imagens binárias. Como já mencionado, como utilizamos esta abordagem mais simples, porém mais regular, a geração da imagem de arestas é apenas uma inversão na imagem binária.

2) Cálculo do campo de forças, usando o GVF, para cada uma das imagens da sequência. O GVF utiliza as imagens de arestas, geradas para cada frame, no item anterior. A fórmula utilizada é aquela apresentada em 3.14.

Este cálculo ocorre de forma iterativa. Utilizamos um número de iterações igual a 80 para computar cada campo de forças. Em seguida, calcula-se a média destes campos.

3) Cálculo da deformação do contorno submetido a um campo de forças igual para todas as imagens da sequência. O campo de forças resultante no item anterior, é o campo utilizado para deformar todos os contornos, num balanço de forças típico dos algoritmos de contornos ativos. A equação (3.23) ilustra o processo. Utilizamos um número de iterações igual a 80 para este processo.

4) O contorno é exportado através de um arquivo de texto ou realçado, em colorido, sobre a imagem original. Além de realçar o contorno obtido na imagem original, também realçamos, em outra cor, o contorno inicial, utilizado como entrada do algoritmo, para poder fazer uma análise comparativa.

3.5 Coerência temporal no algoritmo

Neste trabalho, buscamos a coerência temporal dos contornos em sequências de imagens de RM. Como vimos, (3.19) e (3.20) representam um aspecto da coerência temporal, a uniformidade do campo de forças da sequência de imagens. Existe, no entanto, a correspondência estabelecida na Fig. 3.1 que é mais importante. Através dessa correspondência é que se dá o processo mais importante do algoritmo. O processo de remoção e inserção de pontos no contorno é o aspecto principal para a coerência temporal que buscamos. Ambos ocorrem varrendo os contornos ao longo da sequência e verificando que ambos os processos devem ocorrer em todos contornos igualmente. De outro modo, não se manteria a correspondência dos pontos nos contornos.

Por exemplo, para a inserção de nós verifica-se se a uma distância limite, d_{max} ,

foi atingida para cada ponto de um determinado contorno. Armazena-se os índices dos pontos que violaram essa restrição e repete-se o processo, atualizando, em seguida o conjunto dos índices de modo a adicionar os novos índices ao conjunto anterior de índices sem que haja repetições. Quando todos os contornos tiverem passado por esse processo, tomamos o conjunto dos índices globais (que contém os índices de todos os contornos) e adicionamos pontos a todos os contornos nas posições indicadas pelo mesmo. Em seguida, os contornos são interpolados adaptativamente. Para a remoção de pontos nos contornos o processo é análogo.

4 RESULTADOS

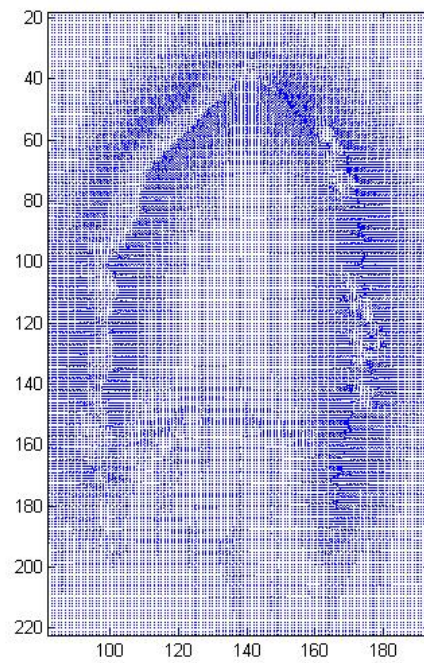
Quando utilizamos os dois aspectos discutidos na seção anterior em conjunto, definimos a coerência temporal que buscamos. A deformação dos contornos expressa muito bem isto. No nosso algoritmo, a deformação do contorno não se dá de uma só vez. Alternamos a cada cinco iterações de deformação, interpolação dos contornos com remoção e inserção de pontos e deformação dos contornos. O processo de deformação é igual para todos os contornos. O campo de forças e os parâmetros utilizados são iguais em todos os frames.

Os resultados serão apresentados e comparados aos obtidos por TAVARES. Esperamos que os resultados obtidos tenham pequenas discrepâncias com aqueles encontrados por TAVARES e se adequem menos ao contorno de cada imagem, pois o objetivo deste trabalho é obter contornos buscando uma uniformidade no aspecto temporal para futuro estudo do movimento pulmonar, tanto em duas dimensões, quanto em 3 dimensões. Esse estudo não seria possível se os contornos não mantivessem essa coerência temporal e variassem drasticamente frame a frame.

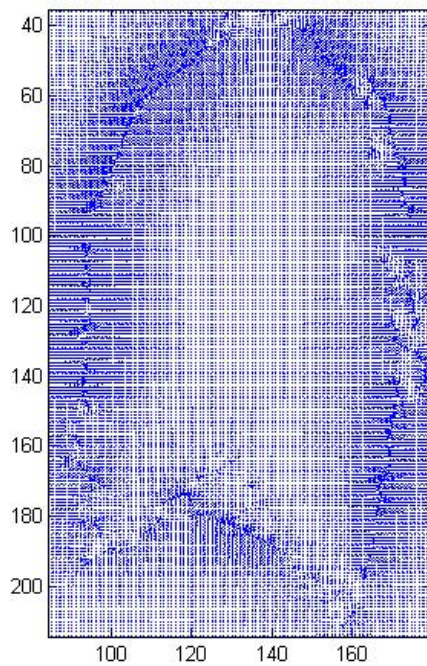
Não foi possível realizar isto neste trabalho, mas interpolando os contornos obtidos pelo algoritmo numa malha mais fina, podemos elaborar um modelo de movimentação bidimensional do pulmão. Basta determinar o tamanho apropriado para malha, o tipo de interpolação a usar e principalmente a taxa de frames por segundo que será usado. Esta última deverá ser calculada com base nos tempos de aquisição das imagens para que o modelo represente o movimento num tempo similar ao real.

4.1 Instabilidade da Coerência Temporal

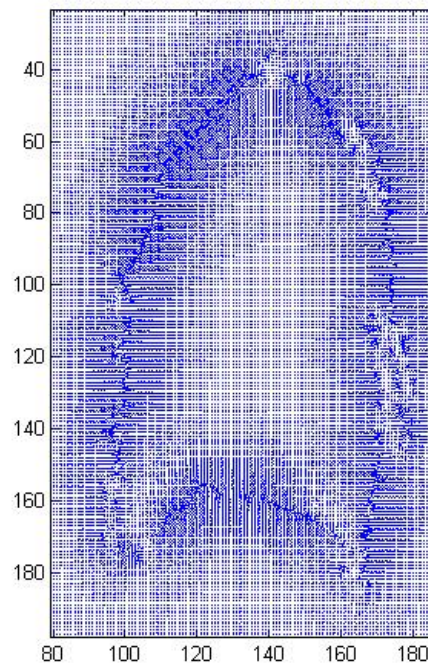
A maneira como pensamos a coerência temporal e aplicamos a coerência temporal foi uma restrição muito forte no algoritmo, resultando em um campo de força que está bem definido em todas as regiões do contorno ideal, exceto na região do diafragma, aonde temos definição pior e dependendo de cada imagem. A figura fig. 4.1, abaixo ilustra os problemas do campo obtido, comparando com campo em momentos de inspiração e expiração. Podemos ver claramente, que o campo resultante da média dos campos obtidos por GVF para todas as imagens da sequência apresentam duas tendências principais: um



(a)



(b)



(c)

Figura 4.1: (a) Média dos campos de forças gerados pelo GVF. (b) Campo de forças gerado pelo GVF para um momento de inspiração. (c) Campo de forças gerado pelo GVF para um momento de expiração.

contorno relativo à expiração e um relativo à inspiração. Consequentemente, os contornos contidos entre os dois são direcionados instavelmente para um ou para outro. Por causa desse efeito tivemos que utilizar uma média do campo original de cada imagem e do campo resultante com pesos 0.8, para o campo da imagem, e 0.2 para a média dos campos.

4.2 Visualizando a Entrada

Inicialmente, discutiremos o ponto de partida do algoritmo. Observando as imagens abaixo, podemos notar que o procedimento, utilizando a transformada de Hough em várias direções, delimita bem o contorno pulmonar exceto em algumas regiões isoladas. Dentre essas regiões encontram-se as reentrâncias próximas ao diafragma e alguns pontos da medula espinhal que são envolvidos na parte mais à direita na imagem.

A falha na detecção de pontos nas cavidades dorsal e abdominal do diafragma tornam o GVF mais fraco sobre essa região. O GVF têm grande poder de penetração em reentrâncias e cavidades e pode atenuar este problema.

4.3 Contorno Inicial

A escolha do contorno inicial foi complexa. Depois de muitas tentativas de contornos parametrizados, para fazer com que o algoritmo tivesse a melhor eficiência possível no maior número de imagens da sequência possível. Não conseguimos um resultado satisfatório, chegando a um balanço entre perda de penetração nas reentrâncias do diafragma para imagens relativas à inspiração e um contorno que ignora a forma do diafragma para as imagens relativas à expiração. Para as imagens mais intermediárias aos dois estágios o resultado é bem satisfatório. A fig. 4.3 nos mostra como o contorno inicial é apropriado apenas para algumas das imagens da sequência e nos leva a pensar que a maneira mais correta, e mais complexa também de abordar este problema é gerando um contorno inicial para cada imagem. O ajuste manual, no algoritmo, deste contorno inicial, para cada imagem, é possível e resolve os problemas ilustrados, mas nossa intenção é de que o processo seja o mais automático possível. Por isto, esta questão será tratada em trabalhos futuros.

Foram parametrizados o centro da elipse maior, seus raios, o ângulo faltante para completar a elipse maior e um parâmetro para determinar o raio vertical da meia elipse menor. Os parâmetros relativos à elipse maior, centro e raios forma relativamente simples de determinar e não influenciam muito no resultado nem no número de iterações. Os

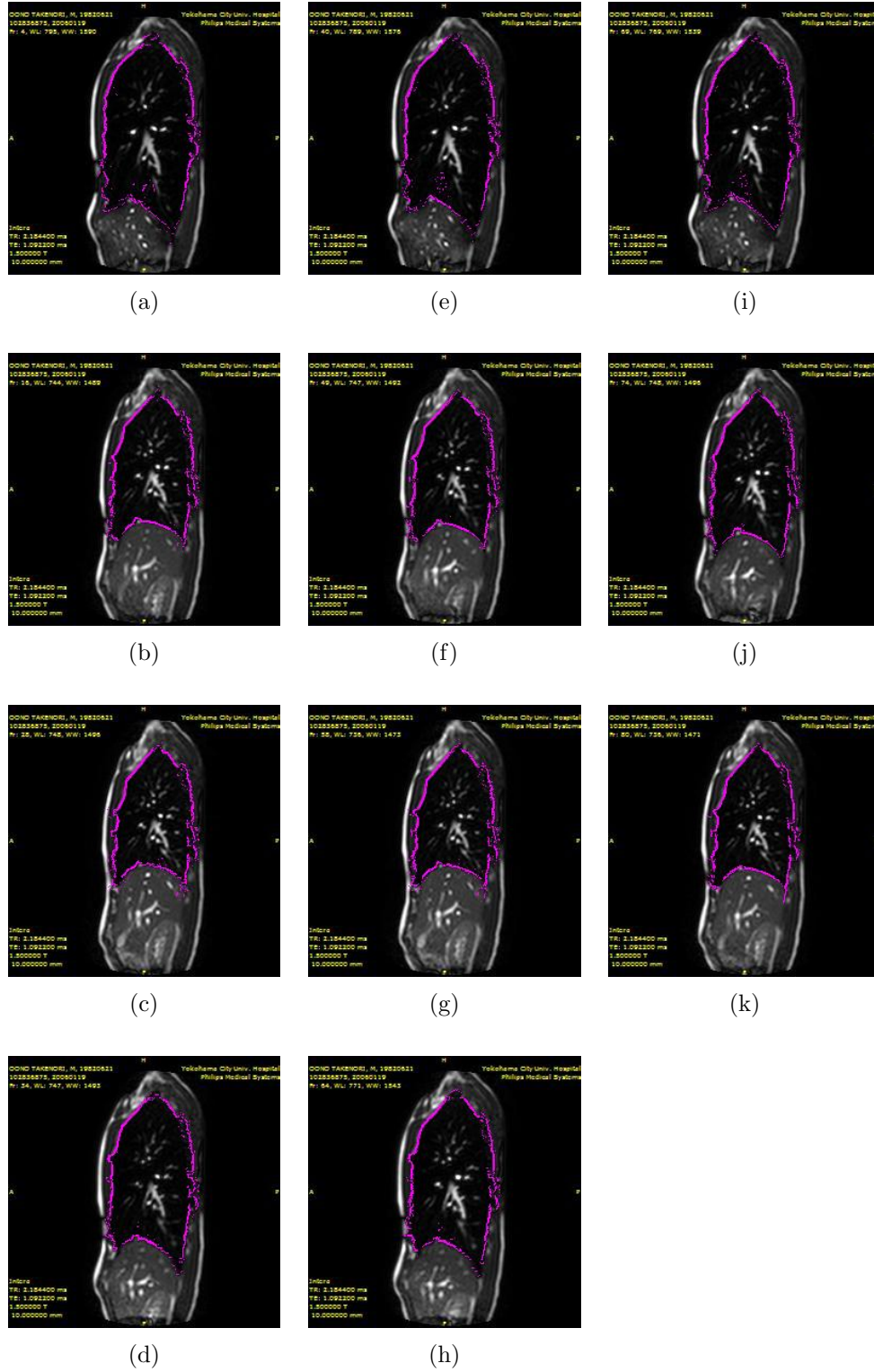


Figura 4.2: As imagens pertencem a uma mesma sequência e ilustram ciclos de inspiração-expiração. Foi aplicada a transformada de Hough sobre a máscara, obtendo as nuvens de pontos realçadas. (a) Imagem de RM correspondente ao momento da inspiração. (b) Imagem de RM correspondente a um instante intermediário a inspiração e expiração. (c) Imagem de RM correspondente ao momento da expiração. (d) Imagem de RM correspondente a um instante intermediário a expiração e inspiração. (e) Similar a (a). (f) Similar a (b). (g) Similar a (c). (h) Similar a (d). (i) Similar a (a). (j) Similar a (b). (k) Similar a (c).

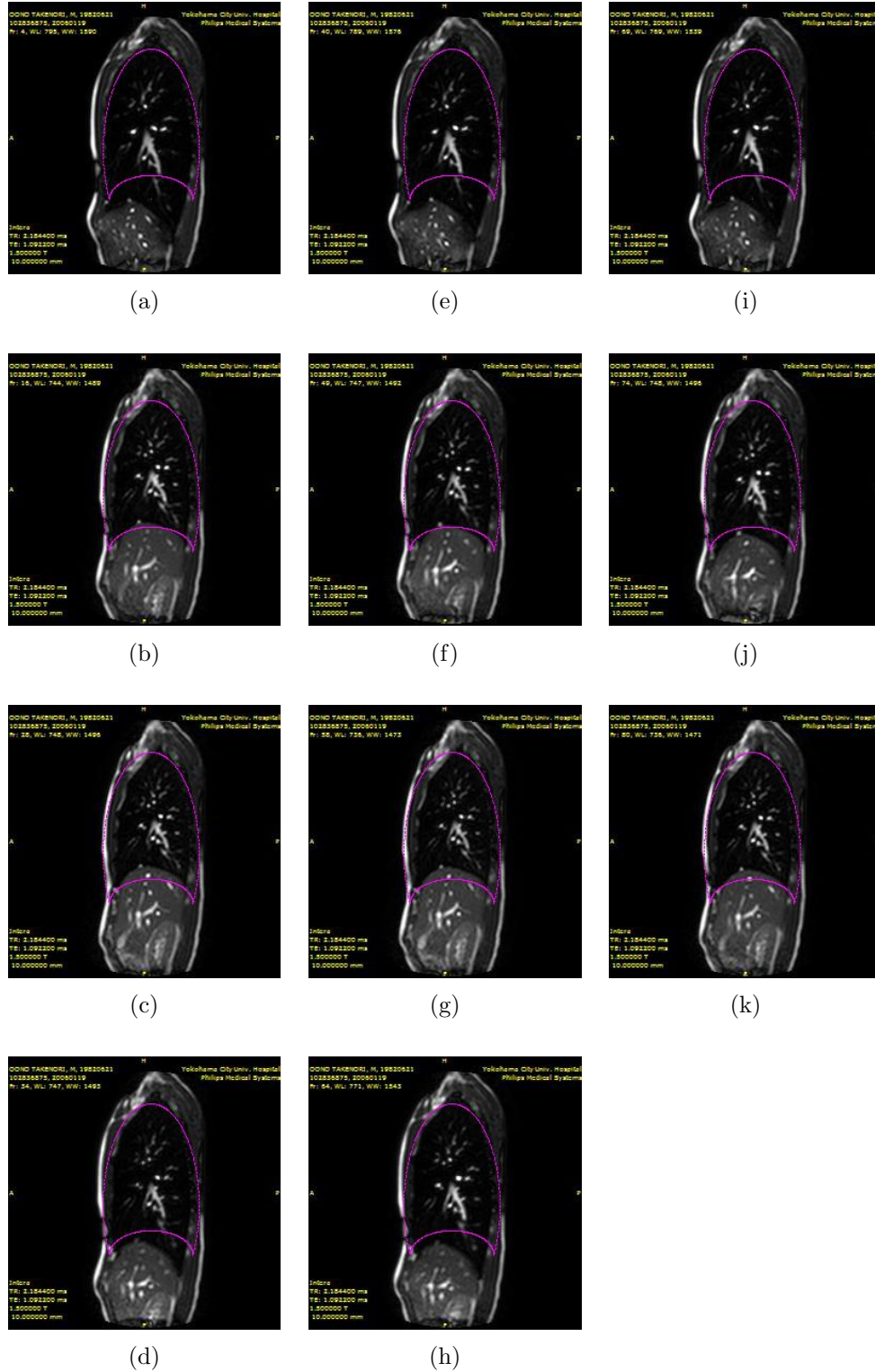


Figura 4.3: Ainda para a mesma sequência, podemos ver o grau de adequação do contorno inicial para as iamgens de cada tipo. (a) Imagem de RM correspondente ao momento da inspiração. (b) Imagem de RM correspondente a um instante intermediário a inspiração e expiração. (c) Imagem de RM correspondente ao momento da expiração. (d) Imagem de RM correspondente a um instante intermediário a expiração e inspiração. (e) Similar a (a). (f) Similar a (b). (g) Similar a (c). (h) Similar a (d). (i) Similar a (a). (j) Similar a (b). (k) Similar a (c).

outros dois influenciam bastante o processo de deformação do contorno inicial. Também parametrizamos o espaçamento entre os pontos do contorno inicial, como forma de controlar o número de pontos no contorno.

4.4 Contorno Processado

Aplicando o algoritmo na sequência de imagens obtivemos os contornos ilustrados nas fig. 4.4. Podemos ver que o algoritmo não apresentou um resultado uniforme e ótimo, em termos de segmentação, para todos tipos de imagem da sequência. Ainda assim, o resultado é satisfatório. Os movimentos mais bruscos de um frame ao próximo foram atenuados, por conta da imposição do mesmo número de pontos para os contornos de todas as imagens.

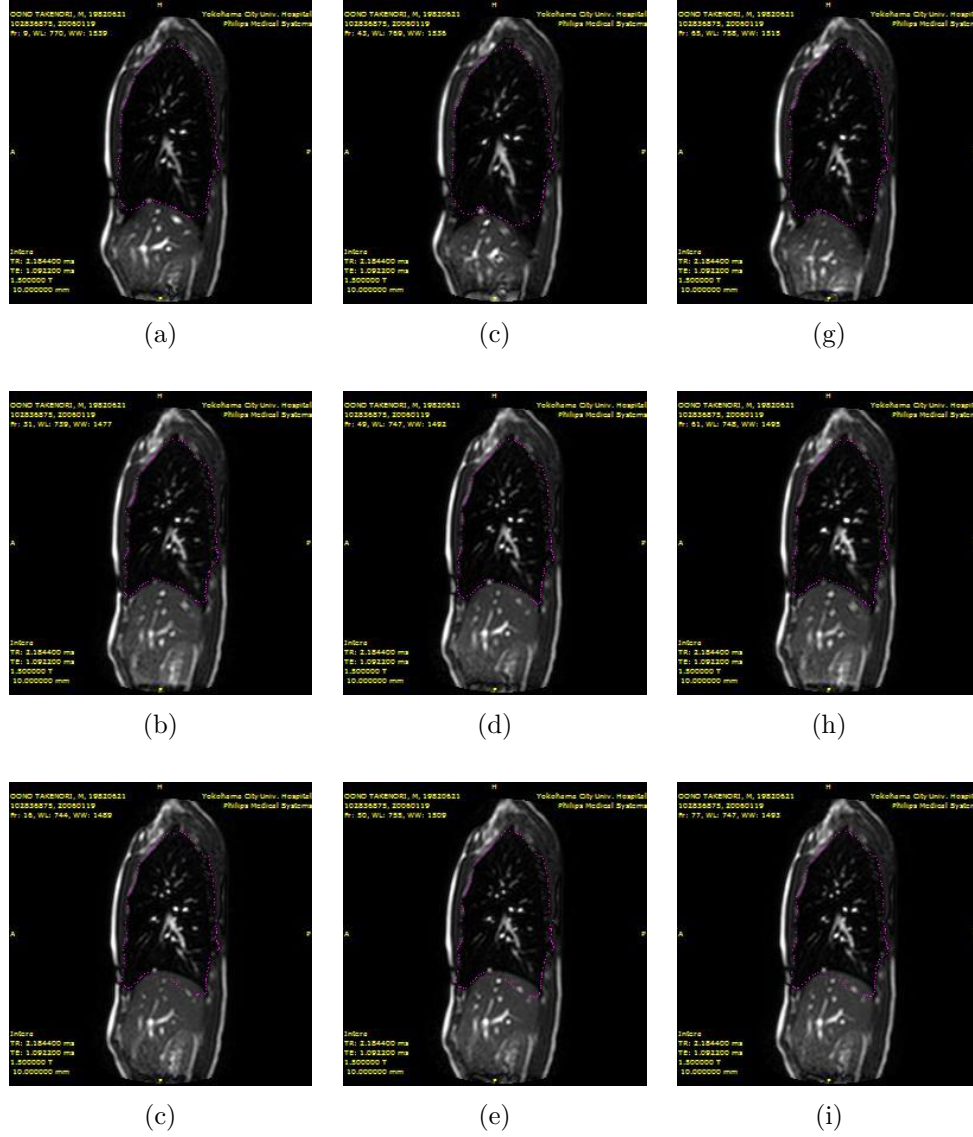


Figura 4.4: As imagens segmentadas apresentaram resultados variáveis, dependendo do tipo de imagem. (a)-(c)-(g) Imagens cujos contornos não penetraram apropriadamente na cavidade do diafragma, correspondentes aos momentos da inspiração. (b)-(d)-(h) Imagens segmentadas perfeitamente, correspondentes a instantes intermediários a inspiração e expiração ou expiração e inspiração. (e) Imagens cujo contorno fugiu da forma original do diafragma, correspondentes ao momento da expiração. (d) Similar a (a). (e) Similar a (b). (f) Similar a (c). (g) Similar a (a). (h) Similar a (b). (i) Similar a (c).

5 CONCLUSÃO

O algoritmo não funciona perfeitamente para uma larga sequência de imagens. Como comentamos anteriormente, os contornos obtidos são uma solução de compromisso entre a penetração das cavidades no diafragma para imagens de momentos de inspiração e manutenção da forma do diafragma para imagens de momentos de expiração. No entanto os resultados são ótimos para imagens relativas a momentos intermediários a estes dois. A fig. 5.1 caracteriza bem o problema.

Os contornos obtidos apresentaram a coerência temporal que buscávamos, atenuando as variações drásticas entre uma imagem e outra. Isto suaviza o efeito da aquisição não-uniforme na imagem permitindo que se explore o caráter temporal do movimento pulmonar, mas como já dissemos perdemos um pouco de qualidade na segmentação.

5.1 Possíveis Aprimoramentos

Dentre as muitos aprimoramentos possíveis em futuros trabalhos, temos a determinação de funções peso apropriadas, utilizando o GGVF (XU; PRINCE (1998)).

Outra possibilidade a ser explorada é o refino da malha dos contornos para obter um modelo dinâmico bidimensional do movimento pulmonar (o movimento dos contornos). Neste caso, é necessário determinar cautelosamente o tamanho do refino da malha, o tipo de interpolação utilizada e a taxa de frames por segundo que vai ser utilizada de modo que o modelo se movimente em ritmo similar ao movimento respiratório.

Um outro caminho intuitivo a seguirmos, é aumentarmos o número de direções dos planos de corte da Transformada de Hough para obter uma nuvem de pontos que apresente melhor definição nas cavidades do diafragma em imagens de inspiração. Também podemos definir uma maneira de gerar os parâmetros do contorno inicial de maneira diferente para cada imagem. Isso requer informação da imagem e, provavelmente, podemos aproveitar o processo de geração de máscaras.

Finalmente, acredito que a mudança que traria maior melhora nos resultados seria o relaxamento das restrições da coerência temporal, trabalhando com os frames mais próximos a uma dada imagem, da qual queremos gerar um novo campo de forças através

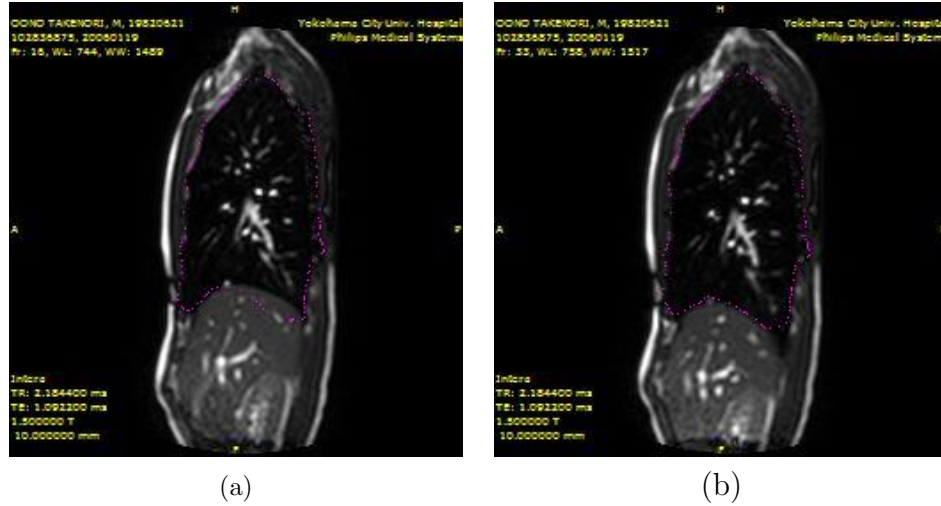


Figura 5.1: (a) Imagem relativa a inspiração. (b) Imagem relativa a expiração.

de uma média de GVFs. Obviamente, é importante definir o tamanho dessa vizinhança, 3 ou 5 frames, talvez mais, e reformular completamente as funções de inserção e remoção de nós. Claramente o problema do campo resultante ser instável e estar mal definido na região do diafragma será bem atenuado. Acredito que este método permita relaxar a escolha do contorno inicial.

REFERÊNCIAS

- KASS, M.; WITKIN, A.; TERZOPOULOS, D. Snakes: active contour models. *International Journal of Computer Vision*, v. 1, p. 321–331, 1987.
- LANDINI, L.; POSITANO, V.; SANTARELLI, M. *Advanced image processing in magnetic resonance imaging*. CRC/Taylor & Francis, 2005. (Signal processing and communications). ISBN 9780824725426. Disponível em: <<http://books.google.com/books?id=WyVHAM93dlkC>>.
- MATSUSHITA, K.; ASAKURA, A.; KAGEI, S.; GOTOH, T.; IWASAWA, T.; INOUE, T. Shape tracking on chest mr sequence images using respiratory patterns. *The Journal of the Institute of Image Electronics Engineers of Japan*, v. 33, p. 1115–1122, 2004.
- TAVARES, R. S. *Segmentação do Pulmão em Sequências de Imagens de Ressonância Magnética Utilizando a Transformada de Hough*. Dissertação (Mestrado) — Escola Politécnica da Universidade de São Paulo, 2011.
- TAVARES, R. S.; ABE, L. I.; CHIRINOS, J. M. M.; TSUZUKI, M. S. G.; GOTOH, T.; KAGEI, S.; IWASAWA, T. Comparison of two lung segmentation algorithms from mri temporal sequences. In: *IASTED International Conference Computational Bioscience (CompBio 2011)*. [S.l.: s.n.], 2011.
- TAVARES, R. S.; CHIRINOS, J. M. M.; ABE, L. I.; GOTOH, T.; KAGEI, S.; IWASAWA, T.; TSUZUKI, M. S. G. Temporal segmentation of lung region from mri sequences using multiple active contours. In: *33rd Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*. [S.l.: s.n.], 2011.
- WILLIAMS, D. J.; SHAH, M. A fast algorithm for active contours and curvature estimation. *Computational Visual Graphical Image Processing*, v. 1, p. 14–26, 1992.
- XU, C.; PRINCE, J. Snakes, shapes and gradient vector flow. In: *IEEE Proc. Conf. on Comp. Vis.* [S.l.: s.n.], 1997. p. 66–71.
- XU, C.; PRINCE, J. Generalized gradient vector flow external forces for active contours. *Signal Processing* 71, 1998.