

André Kubagawa Sato

Fábio Hiroshi Takahashi

**Utilizando Contornos Ativos na
Determinação da Presença do Movimento
Pulmonar em Sequências de Imagens
Obtidas por Ressonância Magnética**

Monografia de Conclusão de Curso
apresentada à Escola Politécnica da
Universidade de São Paulo para obten-
ção do Título de Engenheiro

André Kubagawa Sato

Fábio Hiroshi Takahashi

**Utilizando Contornos Ativos na
Determinação da Presença do Movimento
Pulmonar em Sequências de Imagens
Obtidas por Ressonância Magnética**

Monografia de Conclusão de Curso
apresentada à Escola Politécnica da
Universidade de São Paulo para obten-
ção do Título de Engenheiro

Área de concentração:
Engenharia Mecatrônica

Orientador:
Prof. Dr. Marcos de Sales Guerra
Tsuzuki

São Paulo
2008

Ficha Catalográfica

Fábio Hiroshi Takahashi, André Kubagawa Sato

Utilizando Contornos Ativos na Determinação da Presença do Movimento Pulmonar em Sequências de Imagens Obtidas por Ressonância Magnética. São Paulo, 2008. 64 p.

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

A nossas famílias, amigos e professores, que nos deram grande apoio e incentivo
durante nossa jornada acadêmica.

Agradecimentos

Agradecemos ao nosso orientador, Prof. Dr. Marcos de Sales Guerra Tsuzuki, pelas orientações durante a realização deste trabalho, por ter nos orientado pelos caminhos da pesquisa, por seus ensinamentos e oportunidades oferecidos ao longo deste semestre.

Agradecemos às nossas famílias e amigos que indiretamente nos ajudaram na execução deste trabalho. Agradecemos a todos que, de maneira direta ou indireta, colaboraram na execução deste trabalho.

Resumo

Temos como principal objetivo conseguir observar o movimento dos órgãos do corpo humano em imagens digitais, no nosso caso mais especificamente o pulmão.

O pulmão é um órgão cujo movimento só pode ser visto de forma indireta. A ressonância magnética, ou MR, é a forma de aquisição mais recomendada para aquisição de sequências de imagens com o objetivo de visualizar o pulmão em movimento. As imagens estão armazenadas em arquivos de formato DICOM (Digital Imaging and Communications in Medicine) ou em formato BMP.

A função de respiração é o padrão com o qual o pulmão se movimenta. Em um plano qualquer, aplica-se o operador de borda e então se aplica a transformada de Hough. A transformada de Hough é um mapeamento pontoreta entre dois espaços, e é útil para se encontrar padrões em imagens, mesmo na presença de ruídos.

Sequências de imagens sagitais e coronais obtidas por meio de ressonância magnética permitem observar o movimento pulmonar, que ocorre em maior amplitude na direção vertical. Um fato importante é que em pulmões saudáveis, todos os órgãos da caixa torácica se movimentam em sincronismo. Neste projeto, todo movimento síncrono ao movimento pulmonar será determinado. O imageamento por ressonância magnética da caixa torácica fica prejudicado devido à grande quantidade de sangue em movimento, dificultando a utilização de técnicas convencionais de processamento de imagens. Como os órgãos da caixa torácica não se interseccionam, não é possível que o movimento de órgãos distintos se cruzem. Os resultados obtidos por meio de aritmética intervalar serão utilizados como entrada para o algoritmo de contornos ativos. O algoritmo de contornos ativos faz uso de propriedades da geometria do contorno que deve ser contínua e de propriedades da imagem.

Abstract

The main goal of this project is to observe the movement of the organs of the human body in digital images, in our case more specifically the lung. The movement of the lung can only be seen in an indirect way. The magnetic resonance, or MR, is the most recommended way of acquiring sequences of images in order to view the lung in motion. These images are often stored in DICOM (Digital Imaging and Communications in Medicine) format file. The respiratory function represents the way the lung moves during the period of the exam. In any plane, the Edge operator and the Hough Transform are applied to obtain the respiratory function. The Hough Transform is a line-point mapping between two spaces, and is used to find patterns in images, even in the presence of noise. Sequences of sagital and coronal images obtained by magnetic resonance imaging can be used to observe the lung movement, which occurs in greater magnitude in the vertical direction. One important fact is that in healthy lungs, all organs of the thoracic cavity have synchronous movement. In this project, the synchronous lung movement will be determined. The magnetic resonance imaging for the thoracic cavity might contain noise due to the large amount of blood in motion, making the use of conventional techniques of image processing difficult. As the organs of the thoracic cavity do not intersect, it is not possible that the movement of distinct organs cross. The results obtained through interval arithmetic will be used as input to the active contours algorithm. The active contours algorithm makes use of properties of the geometry of the contour, that must be continuous, and properties of the image.

Conteúdo

Lista de Figuras

1	Introdução	14
2	Definições	15
2.1	Formato de Arquivos DICOM	15
2.2	Função Respiração	16
2.3	Detector de Bordas	18
2.4	Transformada de Hough	20
2.5	Aritmética Intervalar	23
2.6	Principal Components Analysis (PCA)	25
2.7	Contornos Ativos (snakes)	26
3	Contornos Ativos (snakes): Formulação	27
3.1	Formulação Clássica	27
3.2	Greedy Snake	30
4	Aplicação dos algoritmos	32
4.1	Transformada de Hough e Aritmética Intervalar	32
4.2	Contornos ativos	34
4.3	Visão Geral	35
4.4	Determinando a função respiração base	36
4.4.1	Método Manual	36
4.4.2	Método dos Parâmetros do snakes	36
4.4.3	Método PCA	37

5 Resultados	40
5.1 Correção da função respiração base	40
5.2 Correção da função respiração	41
5.3 Definição da função respiração base	41
6 Conclusões	62
Referências	64

Listas de Figuras

2.1	Interface do programa para abertura de arquivos DICOM.	17
2.2	Interface do Programa: Imagens coronais.	18
2.3	(a) Imagem Slice. (b) Imagem Slice com funções respiração destaca-das.	19
2.4	(a) Imagem Slice. (b) Aplicação do algoritmo de detecção de bordas na imagem Slice (Imagen Edge).	20
4.1	Aplicação do Algoritmo de Hough.	33
4.2	Aplicação do Algoritmo de Hough usando Aritmética Intervalar. .	34
4.3	Exemplo de aplicação do princípio da não colisão. (a) Função Res-piração com os pontos de máximo e mínimo destacados. (b) Zona de colisão com as retas de máximo e mínimo da função respiração destaca-dos.	35
4.4	Visão geral dos algoritmos.	38
4.5	Exemplo de função respiração escalonada de 2.4 e deslocada de 2.	39
5.1	Efeito "zig-zag"na aplicação do snakes na correção da função res-piração base.	41
5.2	Exemplo da aplicação do algoritmo de contornos ativos para cor-reção da função respiração base.	42
5.3	Exemplo da aplicação do algoritmo de contornos ativos para cor-reção da função respiração base.	42
5.4	Exemplo da aplicação do algoritmo de contornos ativos para cor-reção da função respiração base.	43
5.5	Exemplo da aplicação do algoritmo de contornos ativos para cor-reção da função respiração base.	43

5.6 Exemplo da aplicação da correção da função respiração. (a) Função respiração. (b) Função respiração corrigida após cinco iterações do snakes.	44
5.7 Exemplo da aplicação da correção da função respiração. (a) Função respiração. (b) Função respiração corrigida após cinco iterações do snakes.	44
5.8 Exemplo da aplicação da correção da função respiração. (a) Função respiração. (b) Função respiração corrigida após cinco iterações do snakes.	45
5.9 Exemplo da aplicação da correção da função respiração. (a) Função respiração. (b) Função respiração corrigida após cinco iterações do snakes.	45
5.10 Exemplo da aplicação da definição manual da função respiração base. (a) Segmento escolhido para imagem Slice. (b) Função Respiração base obtida.	46
5.11 (a) Destaque do plano de corte para Imagem Slice no VET coronal. (b) Imagem Slice para coordenada $x = 178$. (c) As 30 primeiras funções respiração encontradas para o método manual.	46
5.12 Exemplo da aplicação da definição manual da função respiração base. (a) Segmento escolhido para imagem Slice. (b) Função Respiração base obtida.	47
5.13 (a) Destaque do plano de corte para Imagem Slice no VET coronal. (b) Imagem Slice para coordenada $x = 178$. (c) As 30 primeiras funções respiração encontradas para o método manual.	47
5.14 Funções Respiração Base obtidas pelo método dos parâmetros do snakes em um conjunto de imagens coronais. (a) Função candidata nº 10. (b) Função candidata nº 9. (c) Função candidata nº 8. . .	48
5.15 Funções Respiração Base obtidas pelo método dos parâmetros do snakes em um conjunto de imagens coronais. (a) Função candidata nº 7. (b) Função candidata nº 6. (c) Função candidata nº 5. . .	49
5.16 Funções Respiração Base obtidas pelo método dos parâmetros do snakes em um conjunto de imagens coronais. (a) Função candidata nº 4. (b) Função candidata nº 3. (c) Função candidata nº 2. . .	49

5.17 Função Respiração Base escolhida obtida pelo método dos parâmetros do snakes em um conjunto de imagens coronais.	50
5.18 Funções Respiração Base obtidas pelo método dos parâmetros do snakes em um conjunto de imagens sagitais. (a) Função candidata nº 10. (b) Função candidata nº 9. (c) Função candidata nº 8. . .	50
5.19 Funções Respiração Base obtidas pelo método dos parâmetros do snakes em um conjunto de imagens sagitais. (a) Função candidata nº 7. (b) Função candidata nº 6. (c) Função candidata nº 5. . .	51
5.20 Funções Respiração Base obtidas pelo método dos parâmetros do snakes em um conjunto de imagens sagitais. (a) Função candidata nº 4. (b) Função candidata nº 3. (c) Função candidata nº 2. . .	51
5.21 Função Respiração Base escolhida obtida pelo método dos parâmetros do snakes em um conjunto de imagens sagitais.	52
5.22 (a) Destaque do plano de corte para Imagem Slice no VET coronal. (b) Imagem Slice para coordenada $x = 65$. (c) As 30 primeiras funções respiração encontradas para o método dos parâmetros do snakes.	52
5.23 (a) Destaque do plano de corte para Imagem Slice no VET coronal. (b) Imagem Slice para coordenada $x = 86$. (c) As 30 primeiras funções respiração encontradas para o método dos parâmetros do snakes.	53
5.24 (a) Destaque do plano de corte para Imagem Slice no VET coronal. (b) Imagem Slice para coordenada $x = 93$. (c) As 30 primeiras funções respiração encontradas para o método dos parâmetros do snakes.	53
5.25 (a) Destaque do plano de corte para Imagem Slice no VET coronal. (b) Imagem Slice para coordenada $x = 178$. (c) As 30 primeiras funções respiração encontradas para o método dos parâmetros do snakes.	54
5.26 (a) Destaque do plano de corte para Imagem Slice no VET sagital. (b) Imagem Slice para coordenada $x = 86$. (c) As 30 primeiras funções respiração encontradas para o método dos parâmetros do snakes.	54

5.27 (a) Destaque do plano de corte para Imagem Slice no VET sagital. (b) Imagem Slice para coordenada $x = 121$. (c) As 30 primeiras funções respiração encontradas para o método dos parâmetros do snakes.	55
5.28 (a) Destaque do plano de corte para Imagem Slice no VET sagital. (b) Imagem Slice para coordenada $x = 161$. (c) As 30 primeiras funções respiração encontradas para o método dos parâmetros do snakes.	55
5.29 Função Respiração Base obtida pelo método PCA para conjunto de imagens coronais.	57
5.30 (a) Destaque do plano de corte para Imagem Slice no VET coronal. (b) Imagem Slice para coordenada $x = 65$. (c) As 30 primeiras funções respiração encontradas para o método PCA.	57
5.31 (a) Destaque do plano de corte para Imagem Slice no VET coronal. (b) Imagem Slice para coordenada $x = 86$. (c) As 30 primeiras funções respiração encontradas para o método PCA.	58
5.32 (a) Destaque do plano de corte para Imagem Slice no VET coronal. (b) Imagem Slice para coordenada $x = 93$. (c) As 30 primeiras funções respiração encontradas para o método PCA.	58
5.33 (a) Destaque do plano de corte para Imagem Slice no VET coronal. (b) Imagem Slice para coordenada $x = 178$. (c) As 30 primeiras funções respiração encontradas para o método PCA.	59
5.34 Função Respiração Base obtida pelo método PCA para conjunto de imagens sagitais.	59
5.35 (a) Destaque do plano de corte para Imagem Slice no VET sagital. (b) Imagem Slice para coordenada $x = 86$. (c) As 30 primeiras funções respiração encontradas para o método PCA.	60
5.36 (a) Destaque do plano de corte para Imagem Slice no VET sagital. (b) Imagem Slice para coordenada $x = 121$. (c) As 30 primeiras funções respiração encontradas para o método PCA.	60
5.37 (a) Destaque do plano de corte para Imagem Slice no VET sagital. (b) Imagem Slice para coordenada $x = 161$. (c) As 30 primeiras funções respiração encontradas para o método PCA.	61

1 Introdução

Métodos de visualização indireta como a Ressonância Magnética (MR, sigla em inglês) fazem parte da medicina já há algum tempo e permitem a realização de exames e diagnósticos sem a necessidade de utilização de métodos intrusivos. O estudo do corpo humano, de sua anatomia e de seu funcionamento também progrediu e hoje em dia é possível fazer análises mais detalhadas de quase todos os órgãos. Porém, o pulmão é um órgão que ainda não recebeu um estudo mais aprofundado. Isto ocorre devido ao fato do pulmão não poder ser observado *in vivo*. Ao se abrir a caixa torácica, os pulmões colapsam. Assim, propõe-se recorrer a imagens geradas por MR para se compreender e observar o movimento pulmonar.

A MR obtém a imagem através da polarização dos átomos de hidrogênio. A vantagem deste método é o fato de não fazer uso de radiação, fato que possibilita submeter o paciente a sessões mais longas de exame. Entretanto, no caso do imageamento do pulmão por MR, as imagens são afetadas pelo bombeamento de sangue. Quando o sangue é bombeado, ocorre a introdução de ruídos na imagem, decorrentes do movimento sanguíneo. Esta interferência não ocorre entre cada batimento do coração, intervalo em que se obtêm imagens com razoável nitidez.

Inicialmente explicaremos sobre definições necessárias para o entendimento dos algoritmos empregados no capítulo 2, no capítulo 3 será detalhado o algoritmo de contornos ativos (snakes), no capítulo 4 será explicado todos os algoritmos utilizados, apresentando os resultados no capítulo 5 e por fim as conclusões serão explicitadas no capítulo 6.

2 Definições

Neste capítulo serão apresentados o formato DICOM, a função respiração associada a uma sequência de imagens do tórax, o algoritmo de detecção de bordas verticais, a Transformada de Hough e a Transformada de Hough Intervalar empregando aritmética intervalar e por fim o algoritmo de contornos ativos.

2.1 Formato de Arquivos DICOM

Com a premissa de criar um padrão para facilitar a distribuição e visualização de imagens médicas, tais como CT, MR e Ultra-som, a Associação Americana de Fabricantes de Aparelhos Elétricos (NEMA, sigla em inglês) criou um formato de arquivos chamado Digital Imaging and Communications in Medicine, ou simplesmente DICOM.

O arquivo DICOM possui extensão dcm e pode ser considerado uma compilação de todo o exame, pois armazena as informações do paciente, do aparelho utilizado, características específicas do exame, o plano de exame, entre outros. O arquivo pode ser dividido em blocos chamados Data Sets (3). Um Data Set pode ser considerado como uma instância de informação do mundo real. Por exemplo, há um Data Set para informações de paciente e outro para informações do exame. Cada Data Set pode ser dividido em outras partes menores, chamadas Data Elements. Um Data Element é uma informação específica de um Data Set. Por exemplo, dentro do Data Set Patient, há o Data Element Patient Name, cujo valor é o nome do paciente. Cada Data Element é composto por até quatro campos, Data Element Tag, obrigatório a todos, Value Representation, que pode ser omitido dependendo do caso, Value Length, sempre presente, e, por fim, Value Field, também sempre presente. O Data Element possui três estruturas possíveis, sendo duas com Value Representation explícito e diferentes entre si apenas na forma como o Value Length é apresentado. A terceira estrutura possível possui Value Representation implícito.

O Data Element Tag é um par de inteiros de 16 bits, sem sinal. Seu tamanho, portanto, é 4 bytes. O primeiro inteiro representa o Group Number, enquanto o segundo representa o Element Number. O Group Number identifica o Data Set, enquanto o Element Number identifica o Data Element. Por exemplo, (0040) como primeiro inteiro significa que aquele Data Element se refere ao paciente, ou seja, pertence ao Data Set de paciente, e se o segundo inteiro for (1102), significa que este Data Element é o endereço do paciente. Assim, o Data Element (0040, 1102) é o endereço do paciente, e possui o nome Person's Address. O Data Element Tag é um número único e identifica o atributo. Além disso, também é utilizado na ordenação, pois sempre deve ser apresentado em ordem crescente. Observa-se que Data Elements com Group Number par são reservados, isto é, já são todos identificados pelo padrão DICOM. Porém, se por um lado isto parece dar flexibilidade ao fabricante de um equipamento com suporte a DICOM, por outro isto faz com que sejam criados muitos atributos proprietários, o que gera incompatibilidade entre sistemas de fabricantes diferentes. E o fato de a NEMA não expedir um certificado DICOM e nem um método de teste de compatibilidade, garantindo a compatibilidade de um sistema com o padrão DICOM, agrava os problemas quando se trabalha com fabricantes diferentes. Assim, observa-se ainda que todo arquivo DICOM possui seus primeiros 128 bytes vazios, geralmente fixos em zero e em seguida, estão as quatro letras 'D', 'I', 'C' e 'M', para só então iniciar o cabeçalho. O programa desenvolvido neste projeto é capaz de obter as informações e imagens contidas no arquivo DICOM. Sua interface está apresentada na figura 2.1. As imagens contidas nos arquivos serão a base de estudo para a determinação do movimento pulmonar.

2.2 Função Respiração

Os algoritmos estudados são baseados no conceito de função respiração (2, 6–8). A função respiração representa o movimento pulmonar para uma seqüência de imagens. Como não se trata de uma função cíclica, cada função respiração encontrada só é válida no espaço de tempo do exame tomado. Além disso, como o exame é composto por uma série de imagens, a função respiração também não é contínua, mas discreta, possuindo um determinado valor para cada imagem.

Além disso, está sendo considerado que todos os órgãos de uma pessoa sadia se movem sincronamente. Isto faz sentido, pois o único órgão que possui movimento próprio é o coração, com amplitude muito menor. Assim, utilizando a função respiração, é possível determinar o movimento de cada ponto do contorno do

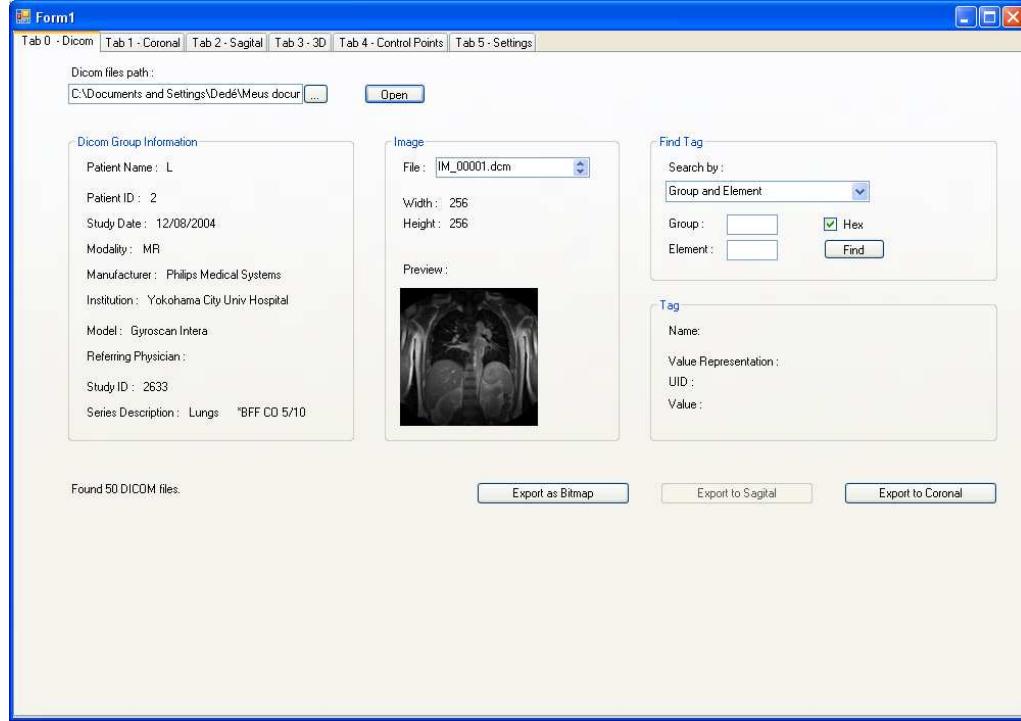


Figura 2.1: Interface do programa para abertura de arquivos DICOM.

pulmão, mesmo em imagens prejudicadas pela movimentação sanguínea. Uma seqüência de imagens de ressonância magnética, sendo todas as imagens do mesmo corte do pulmão, define um volume espaço-temporal (VET) com coordenadas x , y e t , em que x e y representam as coordenadas da imagem e t representa o tempo. Define-se o volume $I_s(x, y, t)$.

Define-se um plano $Q_s(x, y, \theta_s)$ em que θ_s é o ângulo formado entre o plano e o eixo x . No caso do algoritmo apresentado, os valores para θ_s considerados restringem-se a apenas 90 graus (ou seja, um plano vertical). A intersecção do plano $Q_s(x, y, \theta_s)$ com o volume $I_s(x, y, t)$ forma uma nova imagem, na qual a função respiração pode ser observada.

Na figura 2.2 pode-se observar a primeira imagem da série de imagens coronais do pulmão (Coronal), e a imagem resultante da intersecção (Slice).

Na imagem Slice, pode-se verificar a função respiração em diversas posições e com diversas escalas. O objetivo desta análise é encontrar a escala e o deslocamento da função respiração para cada ponto do pulmão. Em seguida, poderemos encontrar também o deslocamento de diversas funções respiração. Assim, podemos estimar a movimentação de todo o pulmão com maior precisão, o que no permitiria criar um modelo 4D com menos erros. A figura 2.3 apresenta alguns resultados para a função respiração para uma imagem Slice do pulmão.



Figura 2.2: Interface do Programa: Imagens coronais.

2.3 Detector de Bordas

Um detector de bordas visa encontrar bordas na imagem, ou simplesmente curvas e retas. Para isso, a idéia utilizada é calcular o gradiente da intensidade do pixel em cada um dos pontos. O resultado é, onde há bordas, o gradiente é elevado, por causa da mudança abrupta do branco para o preto, ou o inverso, e onde o gradiente é baixo, não houve mudanças significativas na imagem, então o ponto se encontra dentro de uma área. Tal operador mostra-se muito útil aplicado a nossa imagem. A imagem gerada pela ressonância magnética é essencialmente preta onde é ar, e branca, onde há água, como os tecidos ou sangue. Assim, utilizando a imagem de corte, o movimento da fronteira do pulmão é bem nítido e utilizar um detector de bordas nos fornecerá uma função com menor ruído, descartando informações inúteis da imagem. O algoritmo considera dois conjuntos de pixels para cada ponto.

O primeiro conjunto é formado pelos três pontos abaixo do ponto considerado, enquanto o segundo conjunto é pelos dois pontos acima do ponto considerado mais ele próprio. Somam-se as intensidades dos pixels de cada conjunto e calcula-se a média das intensidades de ambos os conjuntos de pontos dividindo as somas pelo número de pixels considerados em cada um. Em seguida, subtraem-se os

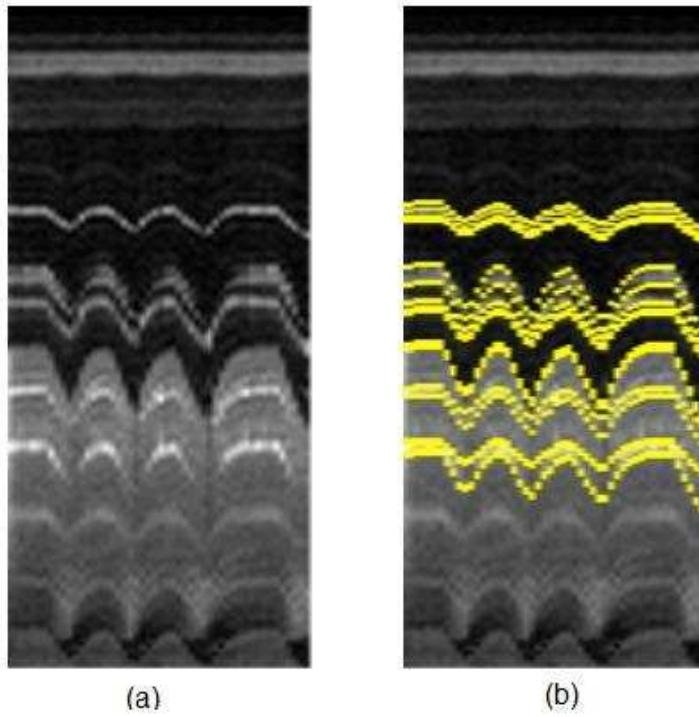


Figura 2.3: (a) Imagem Slice. (b) Imagem Slice com funções respiração destacadas.

valores das médias. O resultado é um vetor de intensidades de pixels cujo módulo representa a possibilidade de ser uma aresta.

Observa-se que no sistema de cor em escala de cinza utilizado, a cor preta tem código RGB 000000 e a cor branca tem código FFFFFF. Assim, o valor da intensidade da cor do pixel é maior quanto mais próximo ele estiver do branco. No caso da figura 2.4, o gradiente estará no mesmo sentido do eixo y . Porém, o sentido do gradiente não é de importância na análise, uma vez que apenas o fato de ele ter valor elevado já indica a possibilidade de fronteira naquele ponto. No algoritmo utilizado, considera-se apenas a direção vertical, pois utilizamos apenas planos verticais.

A varredura é feita em toda a imagem, com o cuidado devido nos limites da própria. O módulo de cada vetor gradiente é armazenado na imagem edge, na posição do ponto considerado para seu cálculo. Assim, de acordo com nosso sistema de cor, pixels de fronteira estarão indicados em cores claras, enquanto regiões internas estarão indicadas por cores próximas à preta. A figura 2.4 mostra um exemplo da aplicação da detecção de borda em uma imagem Slice.

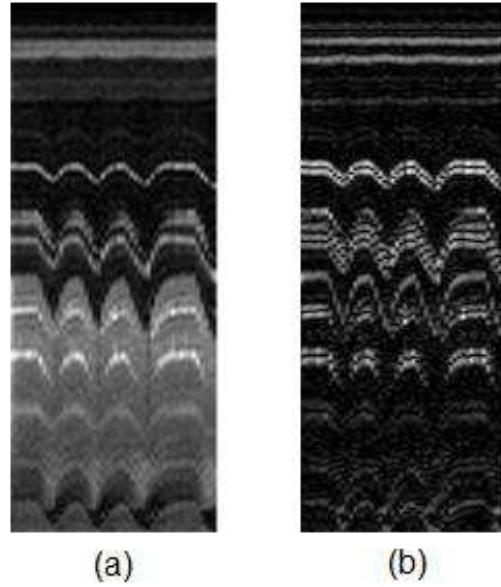


Figura 2.4: (a) Imagem Slice. (b) Aplicação do algoritmo de detecção de bordas na imagem Slice (Imagen Edge).

2.4 Transformada de Hough

A Transformada de Hough permite determinar a presença de retas em uma imagem, mesmo com a presença de ruídos. A transformada de Hough pode ser definida como um mapeamento reta-ponto entre dois espaços, o espaço das imagens e o espaço de Hough, e é baseada no Princípio da Dualidade. A equação geral da reta é:

$$y = a * x - b \quad (2.1)$$

Em que a representa uma escala e b representa um offset. Fixados a e b , variando-se y e x , obtém-se uma única reta. No espaço de Hough, esta reta é representada pelo ponto $(a; b)$, e a equação das retas que passam por este ponto é:

$$b = x * a - y \quad (2.2)$$

Assim, neste espaço, x e y se tornam a escala e o offset. Observe que, definidos

a e b , no espaço de imagens temos infinitos pares $(x; y)$ que satisfazem a equação. Estes infinitos valores de x e y , no espaço de Hough, representam infinitas retas, com escala x e offset y , que passam pelo ponto $(a; b)$, ou seja, infinitas retas que se intersectam neste ponto. O raciocínio inverso também é válido, isto é, se no espaço de imagem forem fixados os valores de x e y , existem infinitos pares de valores $(a; b)$ que satisfazem a equação (2.1). E todos esses infinitos pares de valores seriam mapeados para uma única reta no espaço de Hough. Esta é a dualidade da Transformada de Hough: um ponto em um espaço representa uma reta no outro espaço. E o par (x, y) é o dual do par (a, b) . Além disto, dados $P1 = (x1, y1)$ e $P2 = (x2, y2)$, dois pontos no espaço de imagens. Eles são mapeados no espaço de Hough para as seguintes retas:

$$l1 \Rightarrow x1 * a - y1 - b = 0 \quad (2.3)$$

$$l2 \Rightarrow x2 * a - y2 - b = 0 \quad (2.4)$$

E a intersecção das retas $l1$ e $l2$ será o ponto $(a0, b0)$, no espaço de Hough. Este ponto, por sua vez, é mapeado para a reta $l0$, no espaço de imagens, e esta reta contém os pontos $P1$ e $P2$. Tomemos, agora, a seguinte reta, no espaço de imagens:

$$r \equiv y = c * x - d \quad (2.5)$$

Vamos compará-la com os pontos $P1$ e $P2$. E vamos supor que $P1$ está acima e $P2$ está abaixo da reta r .

$$y = c * x1 - d < y1 \quad (2.6)$$

$$y = c * x2 - d > y2 \quad (2.7)$$

Então, temos:

O dual da reta r no espaço de Hough é (c, d) , e os duais dos pontos $P1$ e $P2$

são as seguintes retas:

$$b = x1 * a - y1 \quad (2.8)$$

$$b = x2 * a - y2 \quad (2.9)$$

Comparando, agora, os duais de $P1$, $P2$ e a reta r , temos:

$$b = x1 * c - y1 < x1 * c - x1 * c + d = d \Rightarrow b < d \quad (2.10)$$

$$b = x2 * c - y2 > x2 * c - x2 * c + d = d \Rightarrow b > d \quad (2.11)$$

Ou seja, se um ponto no espaço imagem está acima de uma reta, seu dual deverá estar abaixo do dual da reta no espaço de Hough. Se, por outro lado, um ponto está abaixo de uma reta no espaço imagem, seu dual deverá estar acima do dual da reta, no espaço de Hough. Esta propriedade nos será importante para definir a zona de não colisão de uma função respiração.

2.5 Aritmética Intervalar

Uma imagem digital, de computador, independente do formato, é formada por pixels e tem uma limitação de resolução. Isto é, não se consegue maior precisão do que a representada pelos pixels. Quando se captura uma imagem real e a transforma em imagem digital, a imagem gerada terá seu número de pixels e, portanto, resolução máxima, definidos. Porém, o pixel acaba representando um intervalo da imagem real. Desta forma, por não representar corretamente a realidade, o pixel deve ser tratado como um intervalo, e a sua intensidade de cor é de um ponto dentro deste intervalo.

Além disso, trabalhar com intervalos tem outra vantagem sobre operações em ponto flutuante. Arredondamentos errados e não esperados podem afetar o resultado final. Utilizando intervalos, podemos controlar todas as operações feitas. Assim, a proposta feita aqui é a utilização da aritmética intervalar para que a análise englobe, em todas as suas operações, ou ao menos nas relevantes, tais erros. A seguir, serão apresentadas definições e operações básicas e principais da aritmética intervalar.

As operações em aritmética intervalar básicas são definidas como:

$$[a, b] + [c, d] = [a + c, b + d] \quad (2.12)$$

$$[a, b] - [c, d] = [a - c, b - d] \quad (2.13)$$

$$[a, b] * [c, d] = [\min(a * c, a * d, b * c, b * d), \max(a * c, a * d, b * c, b * d)] \quad (2.14)$$

$$[a, b] / [c, d] = [\min(a/c, a/d, b/c, b/d), \max(a/c, a/d, b/c, b/d)] \quad (2.15)$$

, onde $0 \notin [c; d]$.

Porém, caso as operações internas sejam realizadas em ponto flutuante, não há garantia de que o arredondamento aplicado aos limites seja feito de forma que

conserve o intervalo inteiro, e correto, dentro desses limites. Assim, a aritmética intervalar arredondada (Rounded-Interval Arithmetic) garante que o resultado final computado sempre contenha o intervalo exato, da seguinte forma:

$$[a, b] + [c, d] = [a + c - \epsilon l, b + d + \epsilon u] \quad (2.16)$$

$$[a, b] - [c, d] = [a - c - \epsilon l, b - d + \epsilon u] \quad (2.17)$$

$$[a, b] * [c, d] = [\min(a*c, a*d, b*c, b*d) - \epsilon l, \max(a*c, a*d, b*c, b*d) + \epsilon u] \quad (2.18)$$

$$[a, b] / [c, d] = [\min(a/c, a/d, b/c, b/d) - \epsilon l, \max(a/c, a/d, b/c, b/d) + \epsilon u] \quad (2.19)$$

, onde $0 \notin [c; d]$.

Onde, ϵl e ϵu são as unidades na última posição (units-in-last-place), denotadas por $ulpl$ e $ulpu$ para cada número em ponto flutuante resultante de operações em ponto flutuante, dando os limites superior e inferior. Ao realizar operações comuns usando aritmética intervalar arredondada, o limite inferior é estendido, caso necessário, ao número em ponto flutuante imediatamente menor, o qual é menor por $ulpl$. De forma similar, o limite superior é estendido por $ulpu$ para incluir o número imediatamente maior. Assim, o intervalo resultante é ampliado em $ulpl + ulpu$, e o resultado será confiável para as próximas operações.

Definimos agora a intersecção e a união de dois intervalos. A intersecção entre os intervalos $[a; b]$ e $[c; d]$ é vazia caso $a > d$ ou $b < c$. Caso contrário, é definida como:

$$[a, b] \cap [c, d] = [\max(a, c), \min(b, d)] \quad (2.20)$$

A união entre dois intervalos com intersecção vazia é definida como:

$$[a, b] \cup [c, d] = [\min(a, c), \max(b, d)] \quad (2.21)$$

E a comparação entre dois intervalos pode resultar em três possibilidades:

- Certamente iguais, possivelmente iguais e certamente não iguais,
- Dois intervalos $[a, b]$ e $[c, d]$ são considerados certamente iguais se $a = c$ e $b = d$. Dois intervalos $[a, b]$ e $[c, d]$ são considerados certamente não iguais se a intersecção entre eles for vazia,
- E dois intervalos $[a, b]$ e $[c, d]$ são considerados possivelmente iguais se a intersecção entre eles for não nula.

2.6 Principal Components Analysis (PCA)

O Principal Components Analysis é uma ferramenta estatística muito útil para diversos campos de aplicação, desde reconhecimento facial à compressão de imagens. O PCA é um dos resultados mais importantes e difundidos da aplicação da álgebra linear, porque é um método simples, não paramétrico de extração de informação a partir de um conjunto de dados confusos. O método têm como resultado a redução de dimensão de um conjunto de dados complexos para obtenção de um padrão.

O PCA é definido como uma transformação linear ortogonal que transforma os dados para um novo sistema de coordenadas, sendo que a maior variância em qualquer projeção caia na primeira coordenada (a direção principal) e a segunda maior variância caia na segunda coordenada, e assim por diante. PCA representa a transformação ótima para um conjunto de dados pelo método dos mínimos quadrados.

Esta análise pode ser usada para reduzir a dimensão em um conjunto de dados, mantendo as características que contribuem mais para sua variância, mantendo os componentes principais de baixa ordem e ignorando os de alta ordem. Os componentes de baixa ordem usualmente contém os aspectos mais importantes do conjunto de dados.

Uma limitação do método é a necessidade da linearidade dos dados, embora exista a possibilidade da aplicação de outros métodos de linearização do problema antes da aplicação do PCA. Outra limitação do método considera como dados estatísticos suficientes a média e a variância. Desta forma, as únicas distribuições consideradas são as distribuições exponenciais.

2.7 Contornos Ativos (*snakes*)

O problema de detecção de contornos em imagens é de grande complexidade e é um desafio na área de computação. Para resolução deste problema, um modelo foi proposto por Kass et al. em (4), no qual uma curva é definida dentro do domínio da imagem e esta se move sob influência de forças internas e externas. Estas forças são definidas de modo que a curva deforme convergindo para o contorno de um objeto desejado na imagem. Este modelo foi chamado de *snakes*, ou contornos ativos. Neste modelo, os pontos da curva se movem de forma a atingir um mínimo de energia quando um contorno de objeto for encontrado. Este problema foi originalmente abordado como um problema de cálculo variacional em (4).

Problemas com o modelo original de Kass et al. (4) foram encontrados. A curva inicial deve estar bem próxima do contorno desejado para haver convergência. Caso contrário, a curva será atraída por um mínimo local indesejado. Outro ponto importante é a impossibilidade da curva detectar concavidades no contorno, devido ao modelo de forças externas utilizados. Além destes, problemas foram encontrados no algoritmo proposto originalmente e reportados em Amini et al. (1). O algoritmo apresenta instabilidade e tendência dos pontos se aglomerarem em um determinado ponto.

Mais adiante, o algoritmo Greedy Snake (9), foi proposto para resolver estas últimas dificuldades. O Greedy Snake é um algoritmo mais estável e pode apresentar uma melhora considerável na velocidade da convergência da curva em comparação com o método original.

O modelo de contornos ativos é muito utilizado em variadas áreas, como extração de contornos de imagens de rostos humanos, acompanhamento do movimento de objetos e também na área de imagens médicas. Este último será o foco da nossa aplicação.

3 Contornos Ativos (snakes): Formulação

Neste capítulo apresentamos maiores detalhes sobre a formulação dos contornos ativos. Será apresentado a formulação clássica proposta no modelo original e em seguida a formulação do algoritmo Greedy Snake.

3.1 Formulação Clássica

Um contorno ativo sofre influência de forças internas, que fazem com que a curva fique suave, e de forças externas. As forças externas consistem de forças da imagem, que fazem com que a curva seja atraída por bordas, linhas ou terminações; e de restrições externas.

Representando o contorno ativo como uma curva paramétrica:

$$v(s) = (x(s), y(s)) \quad (3.1)$$

onde s é o comprimento de arco, a energia definida para este contorno, de modo que o seu mínimo corresponda ao contorno final desejado, é:

$$E_{\text{snake}}^* = \int_0^1 E_{\text{snake}}(v(s)) ds \quad (3.2)$$

$$= \int_0^1 E_{\text{int}}(v(s)) + E_{\text{image}}(v(s)) + E_{\text{con}}(v(s)) ds \quad (3.3)$$

Onde E_{int} representa a energia interna devido à descontinuidade e curvatura, E_{image} corresponde às forças de imagem e E_{cont} às forças de restrição externas.

A energia interna da curva spline pode ser dada por:

$$E_{int} = \frac{1}{2}\alpha(s)|v_s(s)|^2 + \frac{1}{2}\beta(s)|v_{ss}(s)|^2 \quad (3.4)$$

Esta equação apresenta dois termos importantes. O termo de primeira ordem aumenta com a descontinuidade da curva e o termo de segunda ordem cresce com o aumento da curvatura. Os coeficientes α e β são os pesos atribuídos para cada um desses termos, a fim de se controlar a importância de cada um.

A energia de imagem faz a curva se atrair para características específicas da imagem como linha, bordas e terminações. A energia da imagem é a soma destes três termos, com seus respectivos pesos.

$$E_{image} = w_{line}E_{line} + w_{edge}E_{edge} + w_{term}E_{term} \quad (3.5)$$

Definimos $E_{ext} = E_{image} + E_{con}$. Se adotarmos $\alpha(s) = \beta$ e $\beta(s) = \beta$ constantes, a minimização da equação (3.3) é dada por duas equações independentes de Euler-Lagrange:

$$\alpha x_{ss} + \beta x_{ssss} + \frac{\partial E_{ext}}{\partial x} = 0 \quad (3.6)$$

$$\alpha y_{ss} + \beta y_{ssss} + \frac{\partial E_{ext}}{\partial y} = 0 \quad (3.7)$$

No caso de α e β não forem constantes, utilizamos a função discretizada da equação (3.4). Dessa forma, temos que:

$$E_{snake}^* = \sum_{i=1}^n E_{int}(i) + E_{ext}(i) \quad (3.8)$$

Definindo o vetor $v_i = (x_i, y_i)$, que é a discretização de $v(s)$ e utilizando as diferenças finitas: $\frac{\partial v_i}{\partial i} = \frac{v_i - v_{i-1}}{2h^2}$ e $\frac{\partial^2 v_i}{\partial i^2} = \frac{v_{i-1} - 2v_i + v_{i+1}}{2h^4}$, temos que E_{int} :

$$E_{int}(i) = \alpha_i \frac{|v_i - v_{i-1}|^2}{2h^2} + \beta_i \frac{|v_{i-1} - 2v_i + v_{i+1}|^2}{2h^4} \quad (3.9)$$

Sendo $f_x(i) = \frac{\partial E_{ext}}{\partial x_i}$ e $f_y(i) = \frac{\partial E_{ext}}{\partial y_i}$. As equações de Euler-Lagrange discretizadas ficam:

$$\alpha_i(v_i - v_{i-1}) - \alpha_{i+1}(v_{i+1} - v_i) + \beta_{i-1}[v_{i-2} - 2v_{i-1} + v_i]$$

$$-2\beta_i[v_{i-1} - 2v_i + v_{i+1}] + \beta_{i+1}[v_i - 2v_{i+1} + v_{i+2}] + (f_x(i), f_y(i)) = 0 \quad (3.10)$$

Na forma de matriz, a equação pode ser escrita como:

$$Ax + f_x(x, y) = 0 \quad (3.11)$$

$$Ay + f_y(x, y) = 0 \quad (3.12)$$

Onde A é a matriz dos coeficientes α e β é pentadiagonal. A evolução temporal do snake pode então ser obtida pela seguinte equação:

$$x^t = (A + \gamma I)^{-1}(x^{t-1} - f_x(x^{i-1}, y^{t-1})) \quad (3.13)$$

$$y^t = (A + \gamma I)^{-1}(y^{t-1} - f_y(x^{i-1}, y^{t-1})) \quad (3.14)$$

Nestas equações o fator gamma é o tamanho do passo temporal. A inversão da matriz pentadiagonal $A + \gamma I$ pode ser obtida com complexidade $O(n)$ através de decomposição LU.

A abordagem padrão ao problema utiliza $w_{line} = 0$ e $w_{term} = 0$ para E_{image} . E_{con} também é adotada como zero. A energia externa E_{ext} fica:

$$E_{ext} = w_{edge}E_{edge} = -w_{edge}|\nabla I(x, y)|^2 \quad (3.15)$$

3.2 Greedy Snake

O método Greedy Snake (9) apresenta uma abordagem diferente para a solução de contornos ativos. O método corrige problemas de instabilidade na implementação original de Kass et al. (4) e apresenta uma maior eficiência computacional. O algoritmo não garante a localização de um mínimo global, mas apresenta resultados comparáveis com outros métodos.

A nova energia para ser minimizada neste método é:

$$E_{\text{snake}} = \int_0^1 (E_{\text{int}} + \gamma(s)E_{\text{image}}) ds = \int_0^1 (\alpha(s)E_{\text{cont}} + \beta(s)E_{\text{curv}} + \gamma(s)E_{\text{image}}) ds \quad (3.16)$$

Onde E_{cont} é a energia interna relacionada à continuidade da curva e E_{curv} é a energia interna relacionada à curvatura. A E_{image} é a energia relacionada a imagem, correspondente à equação (3.5).

A cada iteração do algoritmo, a vizinhança de cada ponto da curva é examinada e o ponto que possui menor energia é escolhido como o novo ponto da curva para próxima iteração. Se utilizarmos o índice j para enumerar os pontos da vizinhança, e i para o i -ésimo ponto da curva, podemos reescrever a equação da energia a ser minimizada:

$$E_{\text{snake}} = \sum_{i=0}^{N-1} (\alpha(s)E_{\text{cont}}(v(i), j) + \beta(s)E_{\text{curv}}(v(i), j) + \gamma(s)E_{\text{image}}(v(i), j)) \quad (3.17)$$

O primeiro termo, a energia de continuidade, é definido como a diferença entre a média da distância entre os pontos e os dois pontos considerados: $d_{\text{avr}} - d_{(v(i),j)-v(i-1)}$, onde d_{avr} representa a média da distância entre os pontos da curva e $d_{(v(i),j)-v(i-1)}$ é a distância entre o ponto da vizinhança de número j do i -ésimo ponto da curva e o ponto $i - 1$ da curva. Desta forma a curva não possui a tendência de encolher como no método clássico, mas mantém a mesma propriedade de favorecer a continuidade de primeira ordem. O valor da energia deve ser normalizado, fornecendo:

$$E_{\text{cont}}(v(i), j) = \frac{|d_{\text{avr}} - d_{(v(i),j)-v(i-1)}|}{\max|d_{\text{avr}} - d_{(v(i),j)-v(i-1)}|} \quad (3.18)$$

A energia de curvatura utilizada é a mesma obtida pelas diferenças finitas no método clássico, desta vez normalizada. Na nova notação, a energia é:

$$E_{\text{curv}}(v(i), j) = \frac{|v(i-1) - 2(v(i), j) + v(i+1)|}{\max|v(i-1) - 2(v(i), j) + v(i+1)|} \quad (3.19)$$

O termo E_{image} provém da magnitude do gradiente ($|\nabla I(x, y)|^2$), que também deve ser normalizado. A normalização é feita em relação à amplitude dos valores do gradiente, para obter maior sensibilidade na variação da magnitude. O termo da magnitude é negativo para que os pontos com grandes gradientes possuam menor energia. Denotando $|\nabla I(x, y)|^2$ por $G(v(i), j)$, onde as coordenadas x e y são as coordenadas do ponto $(v(i), j)$, temos:

$$E_{image}(v(i), j) = \frac{\min(G(v(i), j)) - G(v(i), j)}{\max(G(v(i), j)) - \min(G(v(i), j))} \quad (3.20)$$

4 Aplicação dos algoritmos

Neste capítulo será apresentado o método proposto para determinar a função respiração em diversas posições. O método proposto faz uso dos diversos algoritmos apresentados anteriormente: detecção de bordas, Transformada de Hough, aritmética intervalar e contornos ativos. Será introduzido o princípio de não-colisão para detecção das funções respiração em posições distintas. Por fim será apresentado um diagrama com a visão geral dos aplicação dos algoritmos.

4.1 Transformada de Hough e Aritmética Intervalar

Para o processamento de imagens, a transformada de Hough é importante, pois permite a busca de padrões mesmo em imagens com ruídos. O padrão deve ser conhecido a priori. No nosso caso, queremos encontrar funções de respiração escaladas e transladadas a partir de uma imagem resultante do método de detecção de borda. Queremos encontrar a escala e o offset da função respiração base para cada ponto da série de imagens. Após encontrar esses parâmetros, é possível obter a função respiração desejada fazendo a inversa da Transformada de Hough.

Quando se aplica a transformada de Hough a um ponto da imagem Edge (proveniente do método de detecção de borda), obtém-se uma reta no espaço de Hough que possui a mesma intensidade de cor do ponto original. Porém, a transformada de Hough aplicada a todos os pontos funciona como um mecanismo de votação. Com a adição de novas retas no espaço de Hough, as intersecções apresentam soma de intensidades. Assim, os pontos mais claros (ou seja, de maior intensidade de cor, em escala cinza) serão aqueles por onde passam o maior número de retas claras e, portanto, com maior probabilidade de existir uma função respiração, com essa escala e offset, na imagem original. Um exemplo de imagem resultante da transformada de Hough pode ser observado na figura 4.1. As funções respiração são obtidas, então, pela aplicação da Transformada Inversa de Hough nos pontos de maior intensidade na imagem de Hough.

O mapeamento de uma função não linear como a função de respiração utilizando a transformada de Hough pode não ser trivial, uma vez que a transformada de Hough é utilizada para mapeamentos de ponto-reta. Porém, podemos realizar uma transformação intermediária que relate $f(t)$ e x , linearizando a função respiração. Basta fazer $x = f(t)$.

Desta forma, a nova variável x é uma representação da função respiração linearizada. Além disso, a variável x possui valores de máximo e mínimo bem definidos, e todos os demais valores estão ordenados entre os dois valores extremos. Mais do que isso, x_{min} e x_{max} definem um par de retas concorrentes no espaço de Hough. A intersecção de ambas as retas ocorre no ponto cuja dual é a própria reta de x . Além disso, todas as outras retas no espaço de Hough, definidas pelos demais valores de x , devem estar dentro da área definida pelas duas retas de máximo e mínimo.

A função de respiração base é obtida através de uma imagem Slice, que é a intersecção de um plano com o VET. O algoritmo considera os pontos de maior gradiente para cada instante de tempo, atribuindo um fator de peso proporcional a sua distância em relação ao ponto anterior. Quanto maior for esta distância, menor o peso para que esse ponto seja escolhido como o próximo.

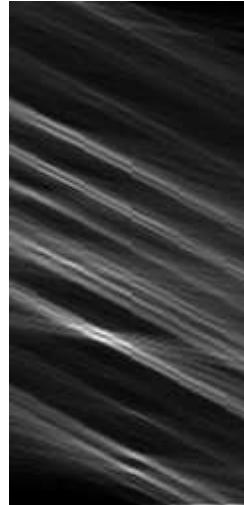


Figura 4.1: Aplicação do Algoritmo de Hough.

Para diminuir os erros de arredondamento, utilizaremos a aritmética intervalar na formulação da Transformada de Hough. Desta forma, a função respiração obtida é um intervalo entre duas curvas. A figura 4.2 mostra um exemplo da Transformada de Hough Intervalar aplicada a uma imagem Slice.

O princípio da não colisão adotado diz que o movimento de dois órgãos não podem se cruzar. Desta forma, duas funções respiração encontradas não podem

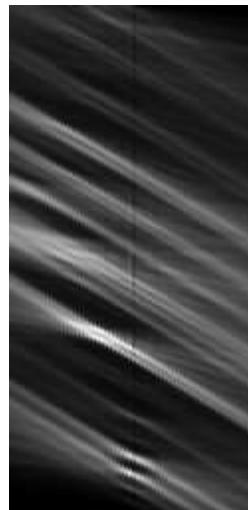


Figura 4.2: Aplicação do Algoritmo de Hough usando Aritmética Intervalar.

se cruzar. Se uma função de respiração está acima de uma outra, então o mínimo desta função de respiração está acima do mínimo da outra função e também seu máximo também está acima do máximo da outra função de respiração.

No espaço de Hough, como cada ponto da função representa uma reta e todas elas se cruzam em um ponto, temos que o ponto de mínimo e máximo de uma função constitui duas retas no espaço de Hough se interseccionando no ponto de maior intensidade. Sabendo que, no espaço de Hough, a função de respiração atua como coeficiente angular da reta, podemos concluir que quanto maior o valor da função respiração, mais inclinada é a reta. Desta forma, uma vez encontrada uma função respiração através da Transformada Inversa de Hough, devemos eliminar não só o ponto de maior intensidade encontrado, mas também todas as retas que estão entre a de maior e menor valor da função respiração. Esta zona é denominada de zona de não colisão e deverá ser eliminada para prosseguir o procedimento para encontrar a próxima função respiração. Pode se observar este procedimento na figura 4.3.

4.2 Contornos ativos

O algoritmo de snakes foi utilizado para fazer a correção da função respiração base. O algoritmo greedy foi escolhido, pois apresenta maior eficiência e estabilidade. Como a curva da função respiração está definida para cada instante de tempo, o algoritmo implementado só permite movimento dos pontos na direção de y . Assim, a cada iteração, em cada ponto, apenas dois pontos vizinhos são candidatos para a nova localização do ponto. Outra modificação é a aplicação

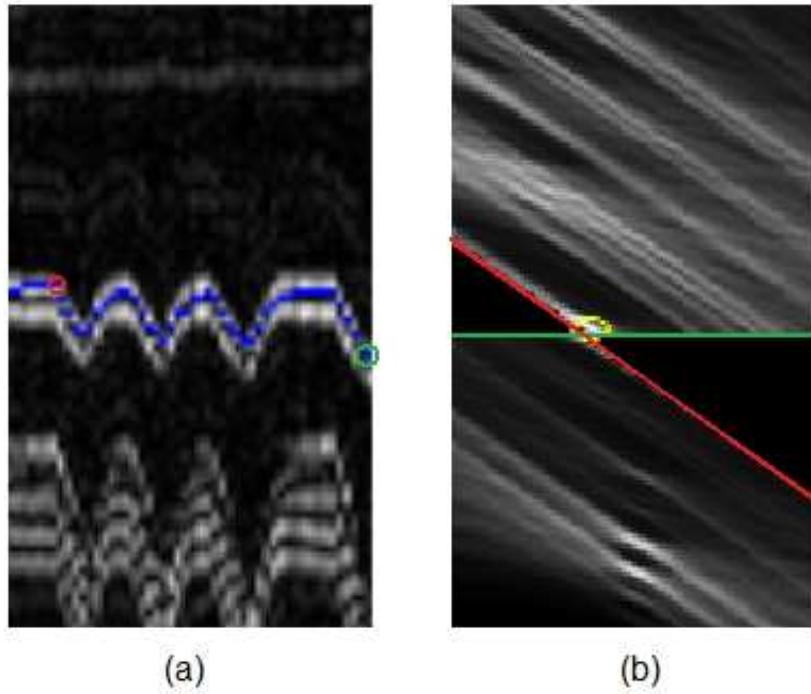


Figura 4.3: Exemplo de aplicação do princípio da não colisão. (a) Função Respiração com os pontos de máximo e mínimo destacados. (b) Zona de colisão com as retas de máximo e mínimo da função respiração destacados.

de regras diferentes para o primeiro e o último ponto da curva, por se tratar de uma curva aberta, diferentemente da curva contemplada pelo algoritmo snakes original. A curvatura nos dois pontos extremos não pode ser contabilizada, por necessitar de três pontos para o cálculo e, portanto, apenas a energia de continuidade e da imagem serão computadas.

A aplicação do snakes tem como objetivo obter a curva de respiração base levando em consideração as propriedades de suavidade e curvatura. Desta forma, podemos obter resultados mais precisos que irão auxiliar em um melhor resultado da Transformada de Hough.

Utilizaremos contornos ativos também para a correção da função respiração obtida pela Transformada de Hough.

4.3 Visão Geral

O diagrama da aplicação dos algoritmos pode ser visto na figura 4.4.

4.4 Determinando a função respiração base

A função respiração base é a função que serve como base do algoritmo da Transformada de Hough. A partir da definição correta função, a Transformada de Hough é capaz de obter as funções respiração na imagem Slice original. As coordenadas do espaço de Hough representam o escalonamento da função e o deslocamento. A figura 4.5 ilustra como essa transformação ocorre.

A função respiração base interfere diretamente na qualidade dos resultados obtidos pela Transformada de Hough. Uma definição incorreta desta função pode implicar na falha da detecção de padrões na imagem Slice desejada. Para obter essa função, foram testados três métodos diferentes.

4.4.1 Método Manual

O primeiro método consiste na definição manual de um segmento que intersecciona o VET do pulmão, obtendo uma imagem Slice, e a detecção da função respiração base a partir desta imagem através de um algoritmo que busca pelo maior gradiente da imagem. Este algoritmo varre todos os pixels da direção vertical a cada passo. O algoritmo começa por buscar o pixel de maior intensidade da imagem Edge, proveniente da aplicação do algoritmo de detecção de borda na imagem Slice. Este pixel representa o pixel de maior intensidade de gradiente da imagem Slice quando t igual a zero. Para os passos seguintes, a coordenada t é incrementada e o pixel que apresenta o maior valor da expressão $Gradiente(i) * (1 - \frac{|y_i - y_{i-1}|}{50})$, onde $1 - \frac{|y_i - y_{i-1}|}{50}$ deve estar limitado por $[0; 1]$, é escolhido como próximo ponto. Isso implica que os pontos da função devem estar próximos um do outro, resultando em uma curva mais contínua.

4.4.2 Método dos Parâmetros do snakes

O segundo método consiste em examinar todas as Imagens Slices verticais do pulmão e escolher, utilizando os parâmetros do algoritmo de contornos ativos, a melhor solução entre as curvas obtidas. O mesmo algoritmo de determinação da função respiração base do método manual é utilizado, neste caso para cada slice vertical do VET do pulmão. Para cada função obtida, é calculada uma energia associada, que deve ser função das energias de continuidade e curvatura do algoritmo de snakes e da sua amplitude. Pequenas amplitudes da função respiração representam uma função pouco definida, em decorrência do fato do pixel representar um intervalo no mundo real. A formulação utilizada para a

energia total da função foi:

$$E_{total} = \alpha E_{cont} Amp^{k1} + \beta E_{curv} Amp^{k2} \quad (4.1)$$

Onde E_{cont} é a energia de continuidade, E_{curv} é a energia de curvatura e Amp é a amplitude. Os parâmetros α , β , $k1$ e $k2$ devem ser definidos.

4.4.3 Método PCA

O terceiro método se utiliza da mesma coleção de funções do segundo método, obtidas através da análise de cada Slice vertical do pulmão. Esta amostra é então analisada utilizando-se o método do PCA (Principal Components Analysis). Para a utilização do método, a coordenada y de cada ponto é considerada como uma dimensão, fazendo-se assim uma análise do componente principal com N dimensões, onde N é a quantidade total de imagens (no tempo) do pulmão. Como cada função respiração da amostra deve ser a mesma, apenas deslocada e escalonada, o princípio da linearidade do PCA é obedecido. A direção principal de menor ordem encontrada é então a função respiração base que melhor se aproxima da real, de acordo com a amostra inicial. Para a resolução do método foi utilizado o método da covariância visto em (5).

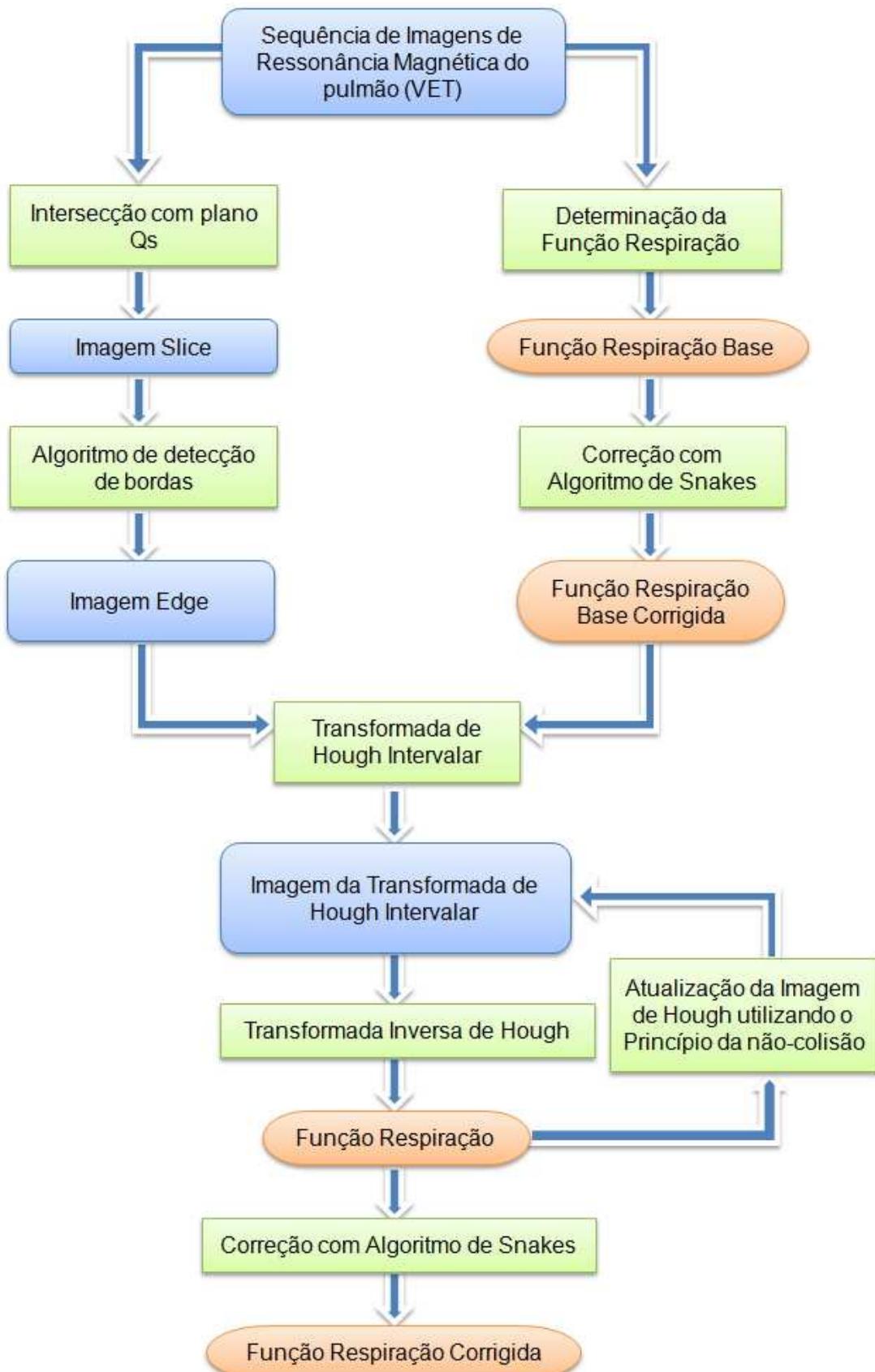


Figura 4.4: Visão geral dos algoritmos.

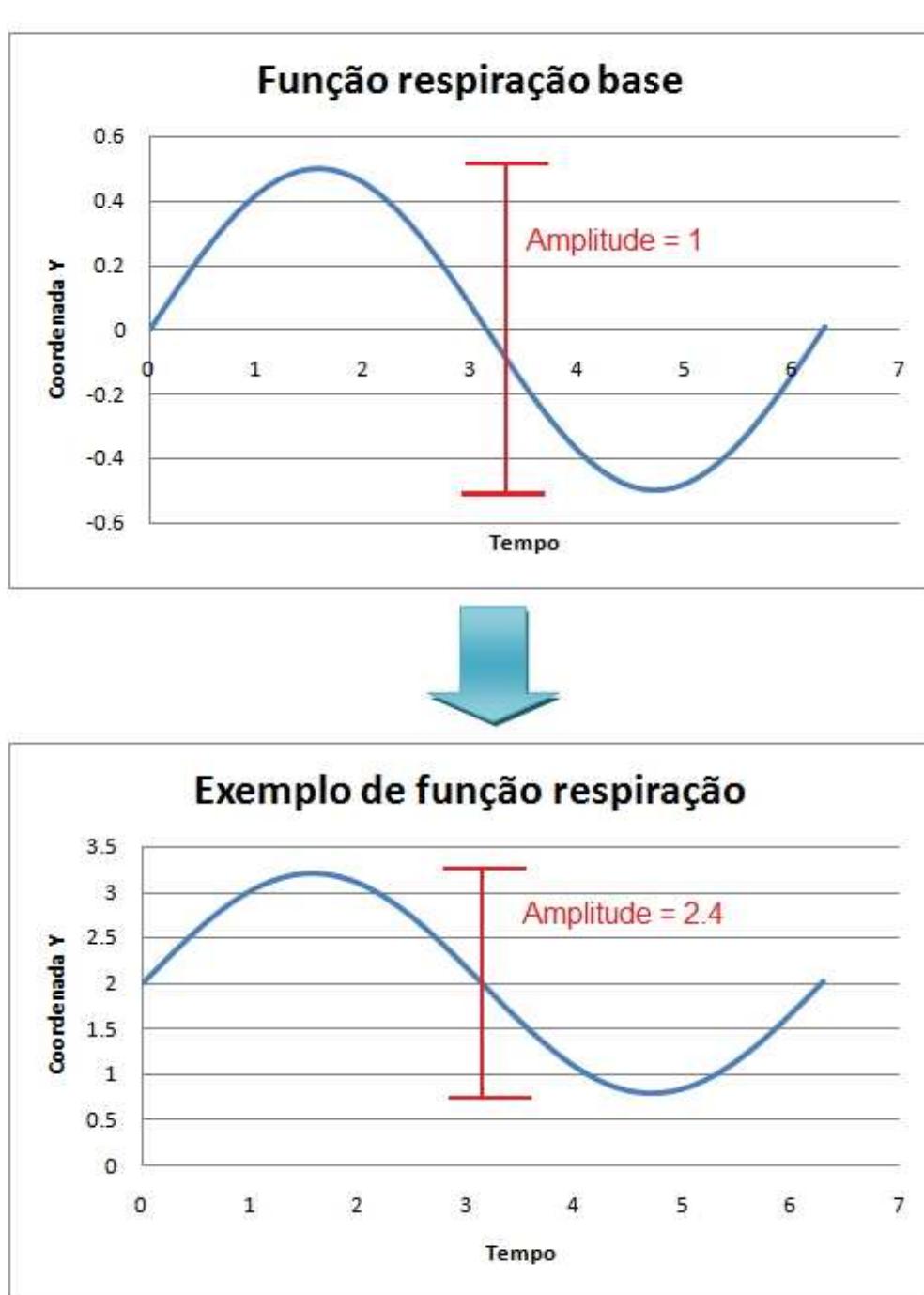


Figura 4.5: Exemplo de função respiração escalonada de 2.4 e deslocada de 2.

5 Resultados

Os resultados da aplicação do algoritmo de contornos ativos serão apresentados. Para a determinação da função respiração base, foram propostos três métodos diferentes, e neste capítulo são apresentados resultados da implementação destes três métodos.

5.1 Correção da função respiração base

A adaptação do algoritmo para uma curva aberta causou um comportamento peculiar da curva. Quando a curva inicial apresenta um segmento horizontal, aplicação de snakes faz com que os pixels se movam intercaladamente em direções contrárias, apresentando um padrão "zig-zag" como pode ser observado na figura figura 5.1. Para contornar este problema, a aplicação do algoritmo foi dividida em dois passos. No primeiro passo, apenas os pontos com coordenadas em x pares se movem, e, no passo seguinte, apenas os ímpares. Após essa modificação, a utilização de contornos ativos para a correção da função respiração base apresentou bons resultados para pequenas correções. A figura 5.2, a figura 5.3 e a figura 5.4 são exemplos de aplicações sucedidas do snakes. Quando a curva inicial não é próxima à desejada, no entanto, não apresenta os resultados desejados como na figura 5.5. Isto é coerente com a formulação original do algoritmo de snakes, que necessita de uma curva próxima da desejada para convergir para o contorno desejado.

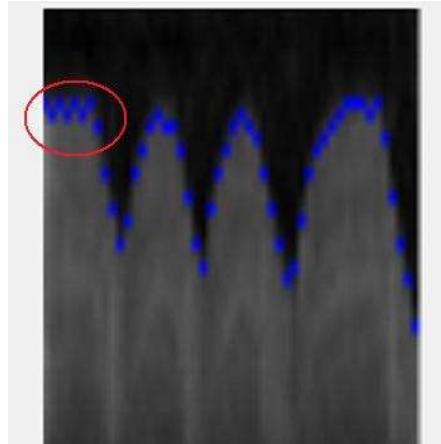


Figura 5.1: Efeito "zig–zag" na aplicação do snakes na correção da função respiração base.

5.2 Correção da função respiração

Na função respiração resultante da Transformação Inversa de Hough foi aplicado o algoritmo de contornos ativos para efetuar correções. No algoritmo foram utilizados os parâmetros de snakes: $\alpha = 0.8$, $\beta = 0.6$ e $\gamma = 1.2$. Após aplicação da Transformada Inversa de Hough foram efetuadas cinco iterações com o algoritmo de snakes para observar se havia melhora significativa. Os resultados dessa operação estão ilustrados nas figura 5.6 até a figura 5.9.

5.3 Definição da função respiração base

O método de obtenção manual da respiração base tem como limitação a necessidade da entrada manual do segmento a ser escolhido. Se o segmento escolhido contiver uma função respiração bem definida, o resultado é satisfatório, no entanto em outros casos a função respiração é incorretamente definida (figura 5.12). As figuras figura 5.11 e figura 5.13 apresentam os 30 primeiros resultados para as funções respiração base definidas na figura 5.10 e figura 5.12, correspondentemente. Outra desvantagem é que o método não busca por uma solução ótima, ficando a critério do usuário a aceitação ou não da função obtida.

O método dos parâmetros do snakes foi utilizado para determinar a função respiração base para um conjunto de imagens coronais e. Os parâmetros utilizados na equação (4.1) foram: $\alpha = 1$, $\beta = 1$, $k_1 = -1$ e $k_2 = -2$, valores obtidos empiricamente. Foram analisadas as 10 funções respiração que apresentaram as menores energias associadas representadas pela figura 5.14 até a figura 5.17 no

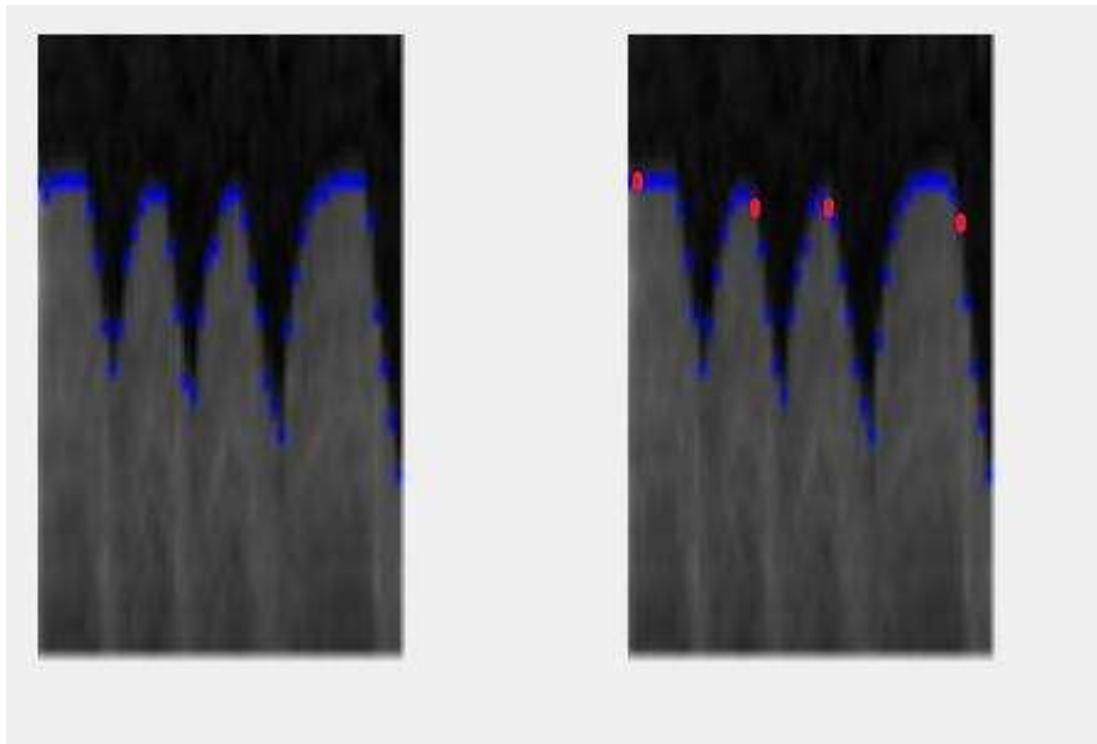


Figura 5.2: Exemplo da aplicação do algoritmo de contornos ativos para correção da função respiração base.

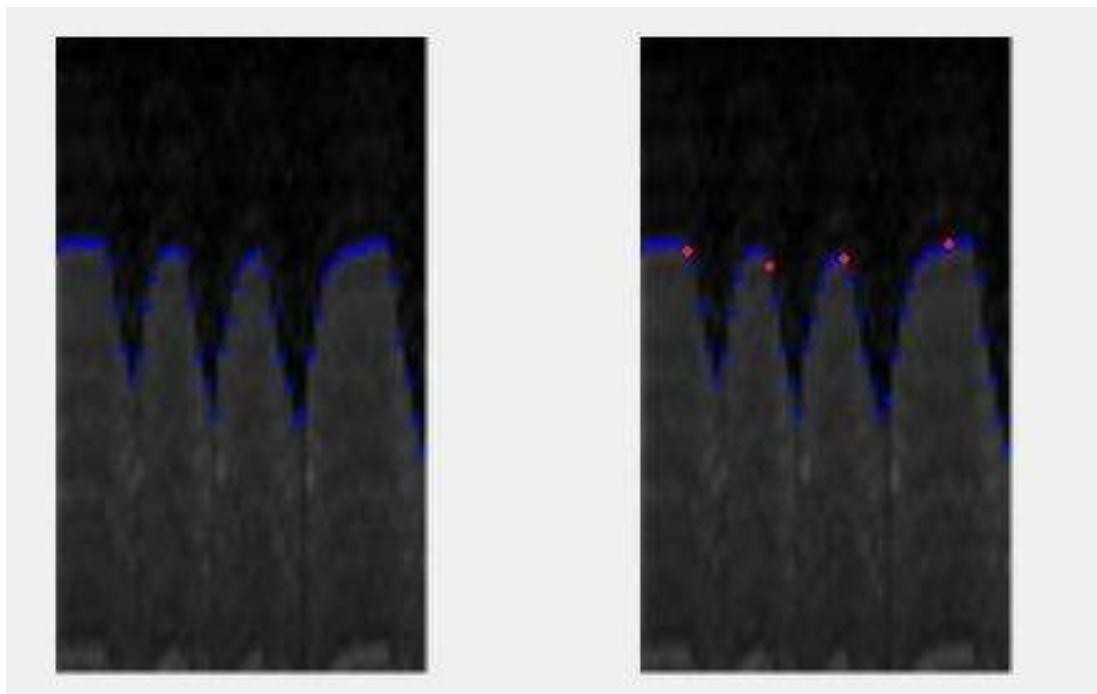


Figura 5.3: Exemplo da aplicação do algoritmo de contornos ativos para correção da função respiração base.

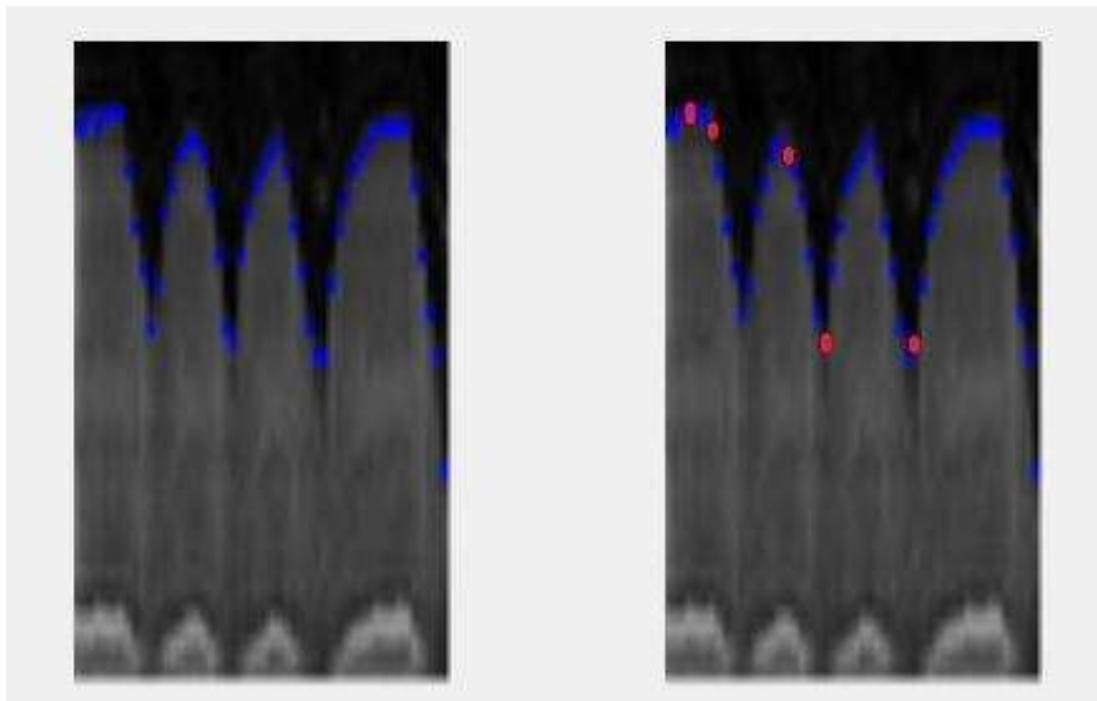


Figura 5.4: Exemplo da aplicação do algoritmo de contornos ativos para correção da função respiração base.

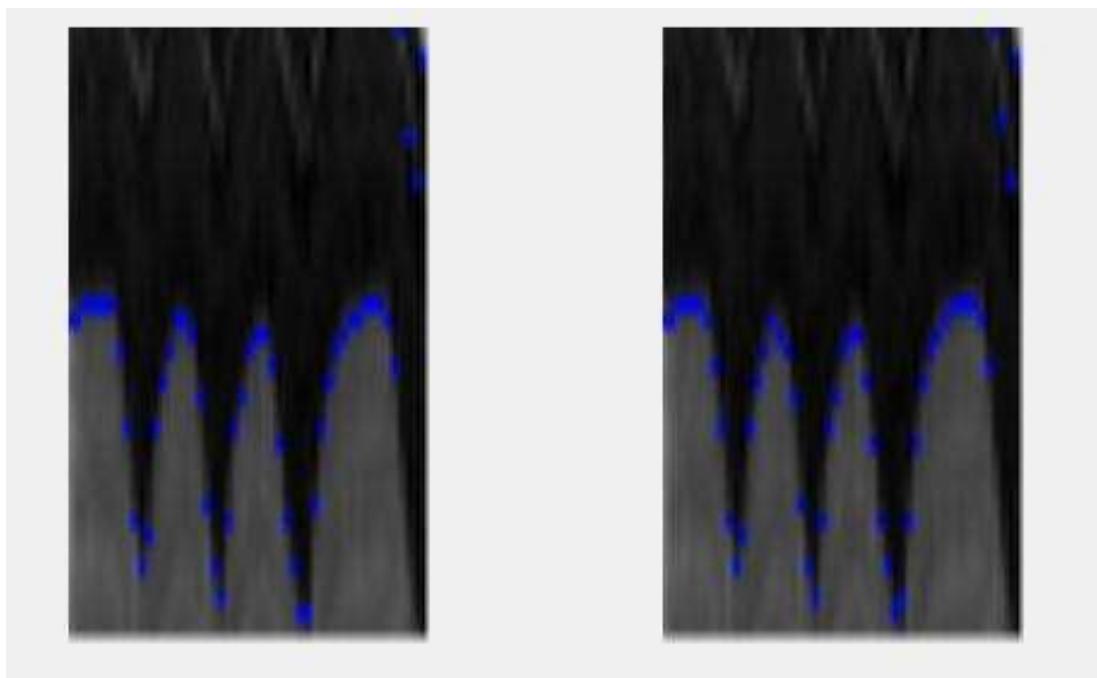


Figura 5.5: Exemplo da aplicação do algoritmo de contornos ativos para correção da função respiração base.

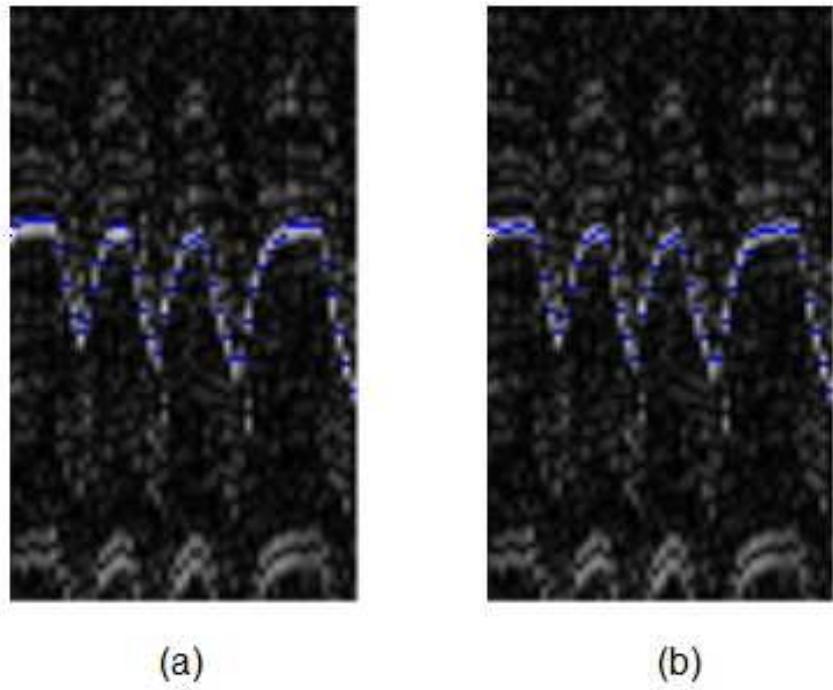


Figura 5.6: Exemplo da aplicação da correção da função respiração. (a) Função respiração. (b) Função respiração corrigida após cinco iterações do snakes.

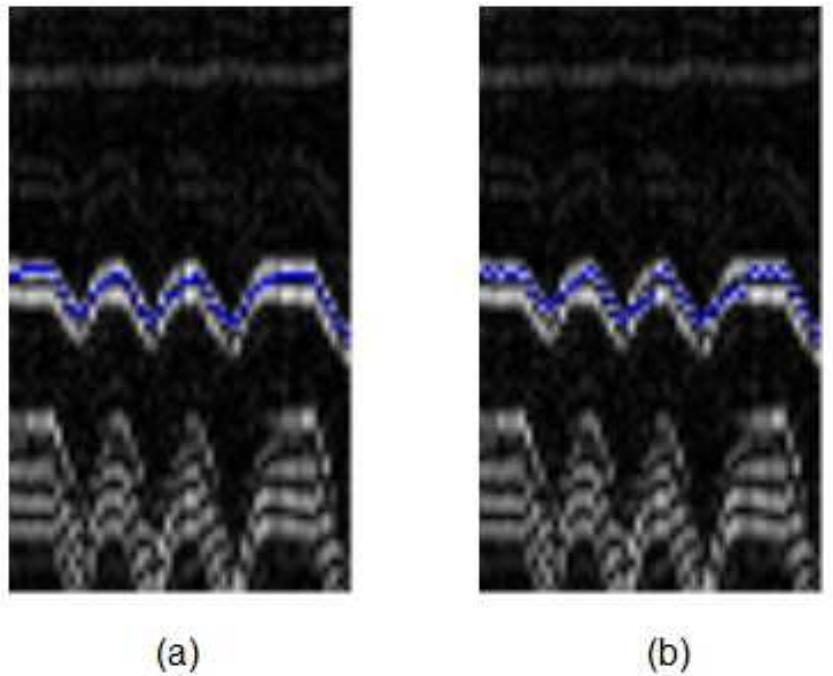


Figura 5.7: Exemplo da aplicação da correção da função respiração. (a) Função respiração. (b) Função respiração corrigida após cinco iterações do snakes.

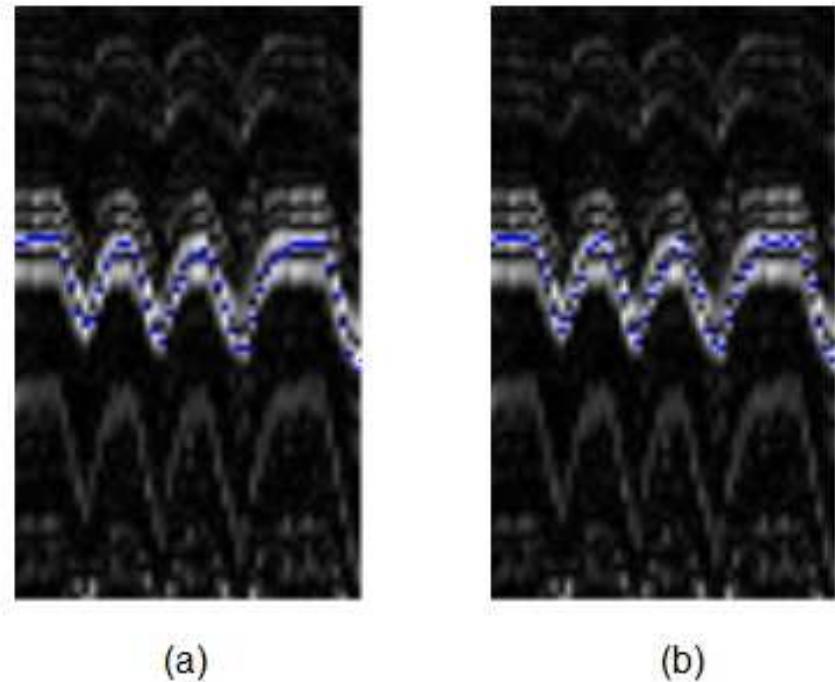


Figura 5.8: Exemplo da aplicação da correção da função respiração. (a) Função respiração. (b) Função respiração corrigida após cinco iterações do snakes.

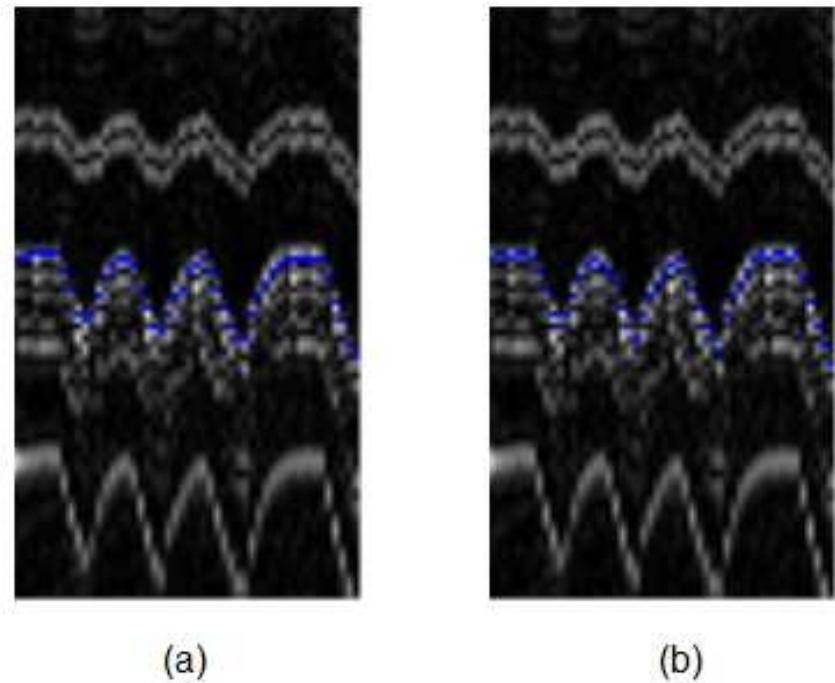


Figura 5.9: Exemplo da aplicação da correção da função respiração. (a) Função respiração. (b) Função respiração corrigida após cinco iterações do snakes.

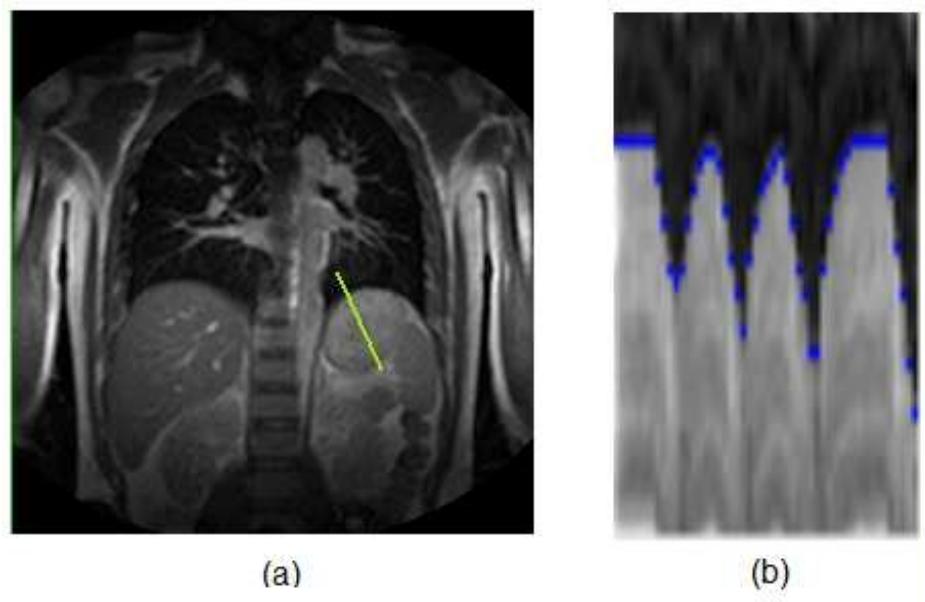


Figura 5.10: Exemplo da aplicação da definição manual da função respiração base. (a) Segmento escolhido para imagem Slice. (b) Função Respiração base obtida.

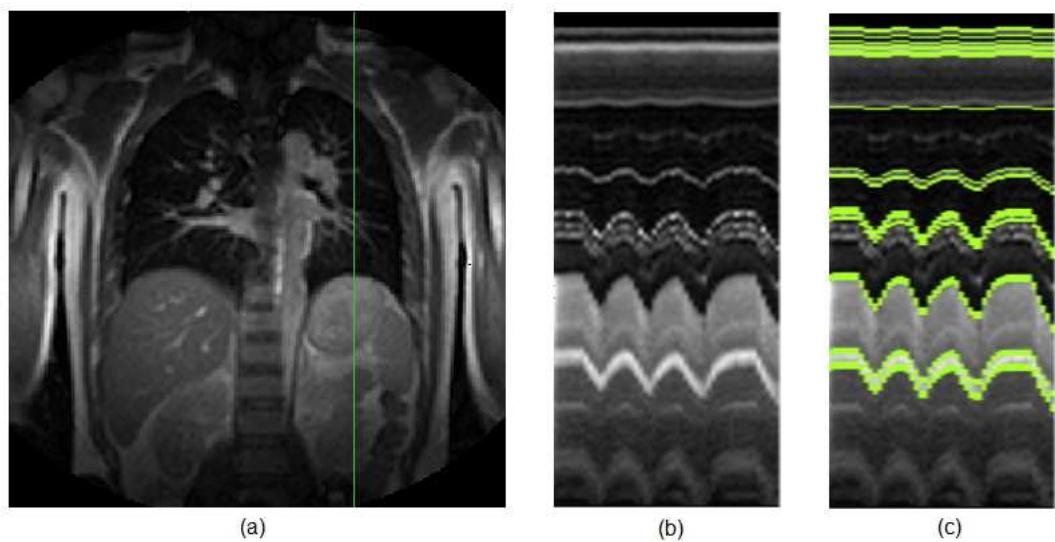


Figura 5.11: (a) Destaque do plano de corte para Imagem Slice no VET coronal. (b) Imagem Slice para coordenada $x = 178$. (c) As 30 primeiras funções respiração encontradas para o método manual.

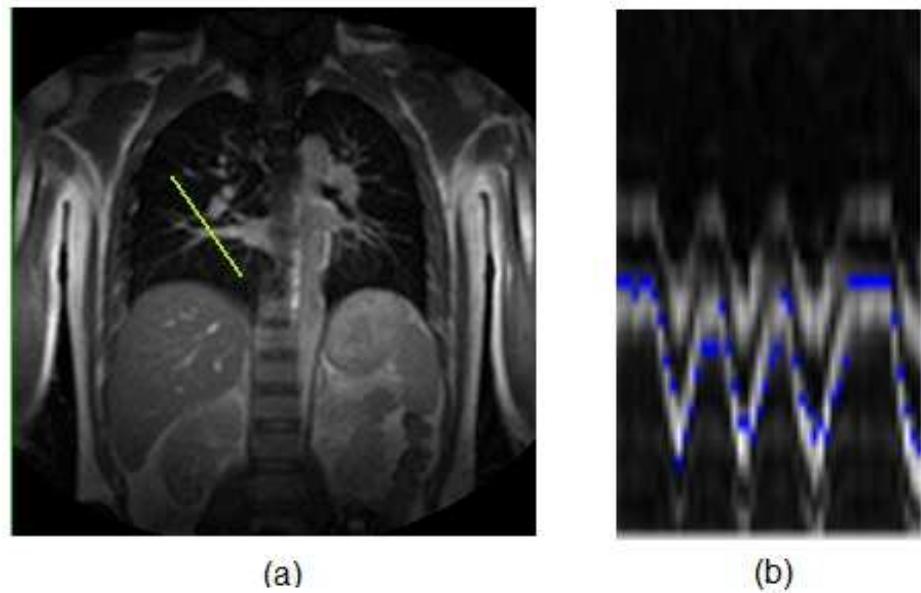


Figura 5.12: Exemplo da aplicação da definição manual da função respiração base. (a) Segmento escolhido para imagem Slice. (b) Função Respiração base obtida.

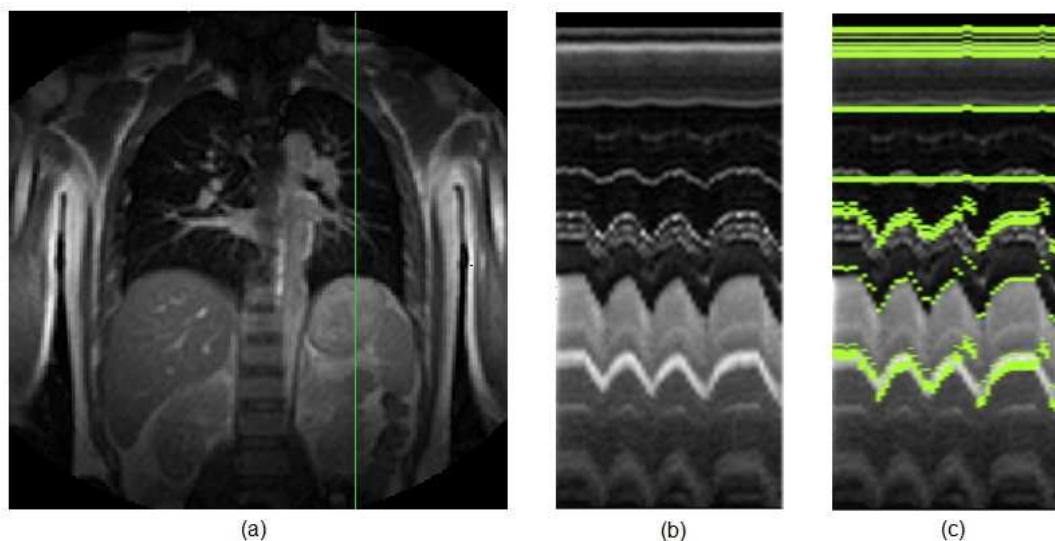


Figura 5.13: (a) Destaque do plano de corte para Imagem Slice no VET coronal. (b) Imagem Slice para coordenada $x = 178$. (c) As 30 primeiras funções respiração encontradas para o método manual.

caso de um VET coronal e da figura 5.18 até a figura 5.21 no caso de um VET sagital. Através dessa análise, podemos observar que as funções que apresentam menor energia são as que têm o maior potencial de serem as que apresentem melhores resultados. No entanto, dentro dessas 10 funções, pode-se observar distorções em alguma delas como nas figura 5.14 (b) e figura 5.18 (a). Os 30 primeiros resultados obtidos através da aplicação da Transformada de Hough Intervalar e o princípio da não colisão para os dois conjuntos de imagens e em Imagens Slices distintas podem ser observadas na figura 5.22 até figura 5.25 para o conjunto de imagens coronais e de figura 5.26 até figura 5.28 para o conjunto de imagens sagitais. A média entre as curvas resultantes da aplicação da Transformada Intervalar Inversa de Hough foi utilizada para melhor visualização das funções respiração obtidas.

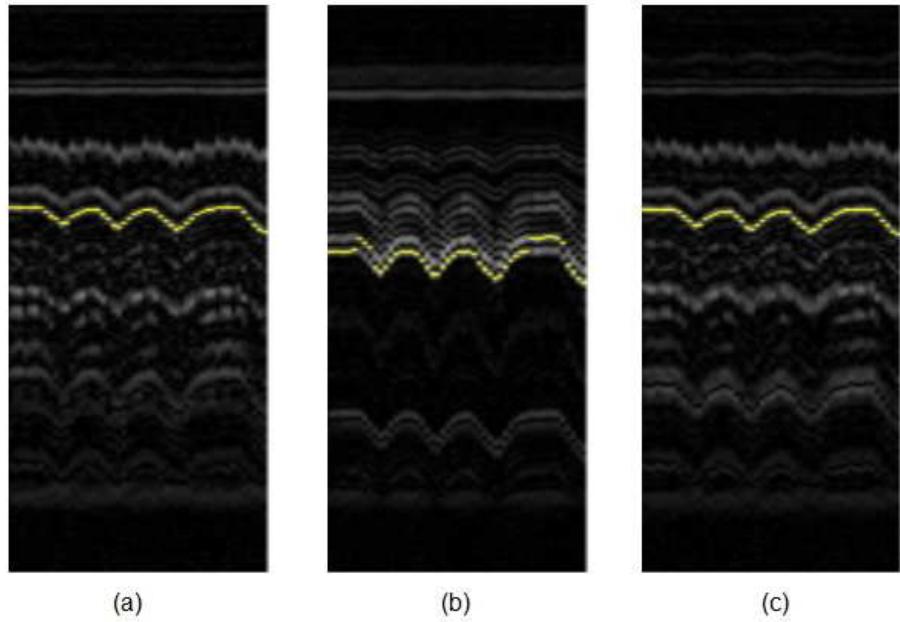


Figura 5.14: Funções Respiração Base obtidas pelo método dos parâmetros do snakes em um conjunto de imagens coronais. (a) Função candidata nº 10. (b) Função candidata nº 9. (c) Função candidata nº 8.

O método PCA para determinação da respiração base se utilizou da mesma base de funções respiração, obtidas através da aplicação do algoritmo para determinação da função respiração em cada Imagem Slice do conjunto de imagens coronais e sagitais. Devido a aplicação do algoritmo, que normaliza as funções da amostra subtraindo o maior valor e obtendo o módulo de cada ponto da curva, a função respiração base, representada nas figura 5.29 e figura 5.34 , é invertida verticalmente com relação às funções obtidas pelos outros métodos. Isso, no entanto, não influencia no resultado, uma vez que o escalonamento da função pela Transformada de Hough corrige esta inversão. Da figura 5.30 até figura 5.33 são

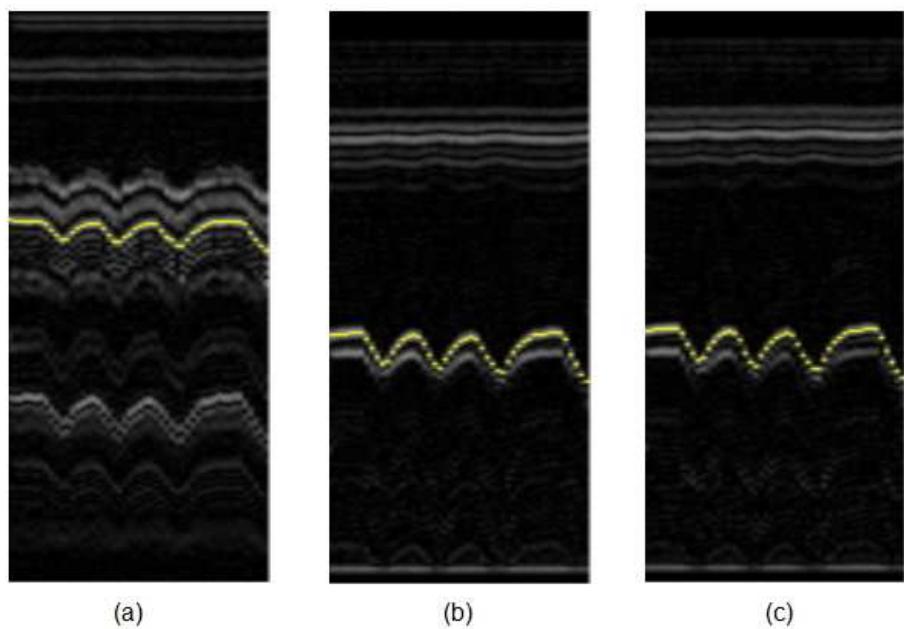


Figura 5.15: Funções Respiração Base obtidas pelo método dos parâmetros do snakes em um conjunto de imagens coronais. (a) Função candidata nº 7. (b) Função candidata nº 6. (c) Função candidata nº 5.

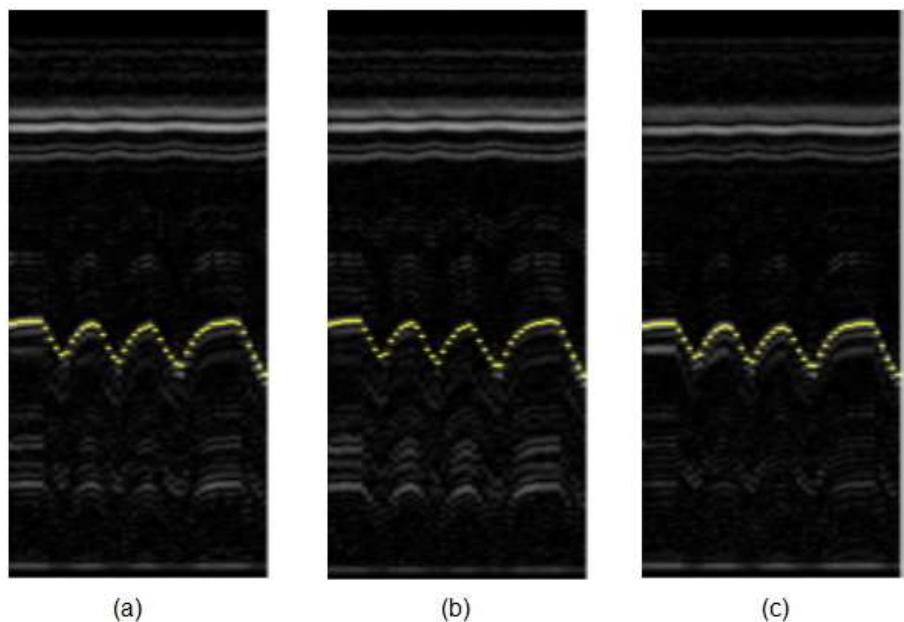


Figura 5.16: Funções Respiração Base obtidas pelo método dos parâmetros do snakes em um conjunto de imagens coronais. (a) Função candidata nº 4. (b) Função candidata nº 3. (c) Função candidata nº 2.

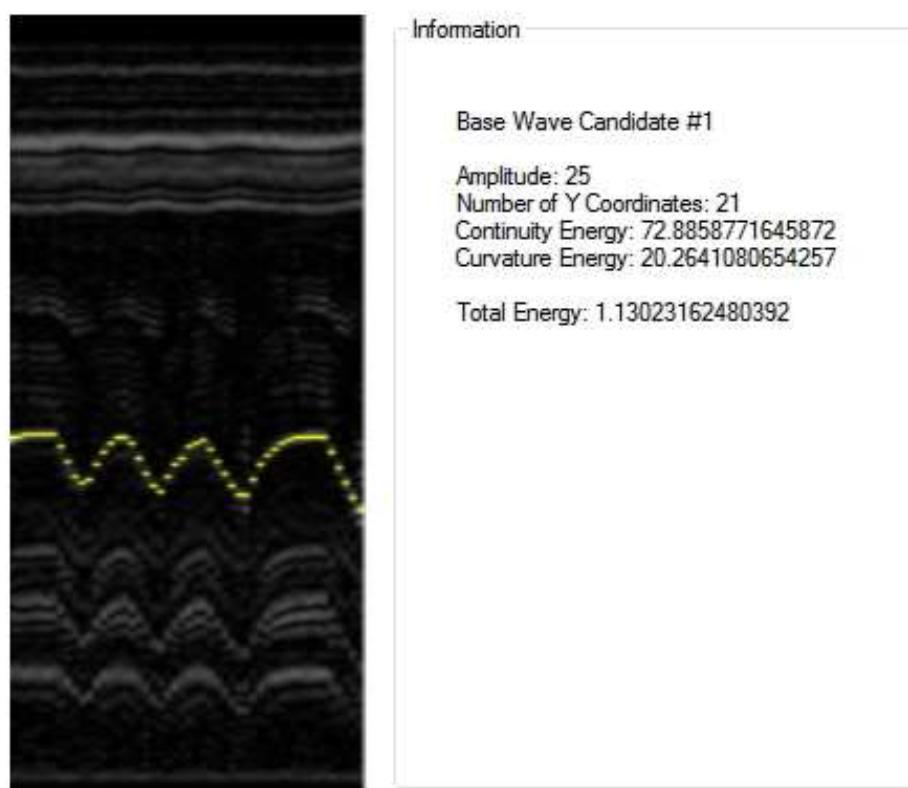


Figura 5.17: Função Respiração Base escolhida pelo método dos parâmetros do snakes em um conjunto de imagens coronais.

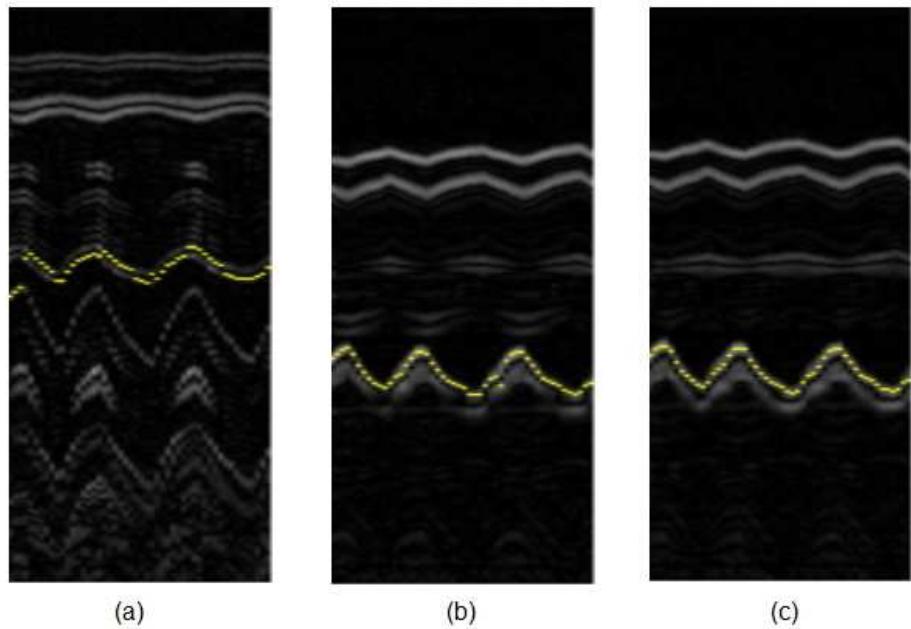


Figura 5.18: Funções Respiração Base obtidas pelo método dos parâmetros do snakes em um conjunto de imagens sagitais. (a) Função candidata nº 10. (b) Função candidata nº 9. (c) Função candidata nº 8.

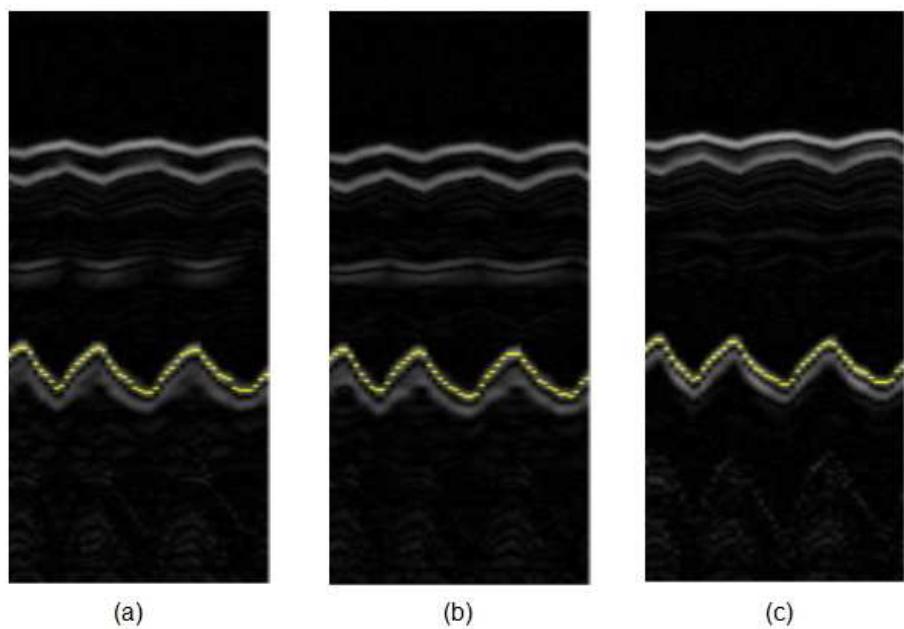


Figura 5.19: Funções Respiração Base obtidas pelo método dos parâmetros do snakes em um conjunto de imagens sagitais. (a) Função candidata nº 7. (b) Função candidata nº 6. (c) Função candidata nº 5.

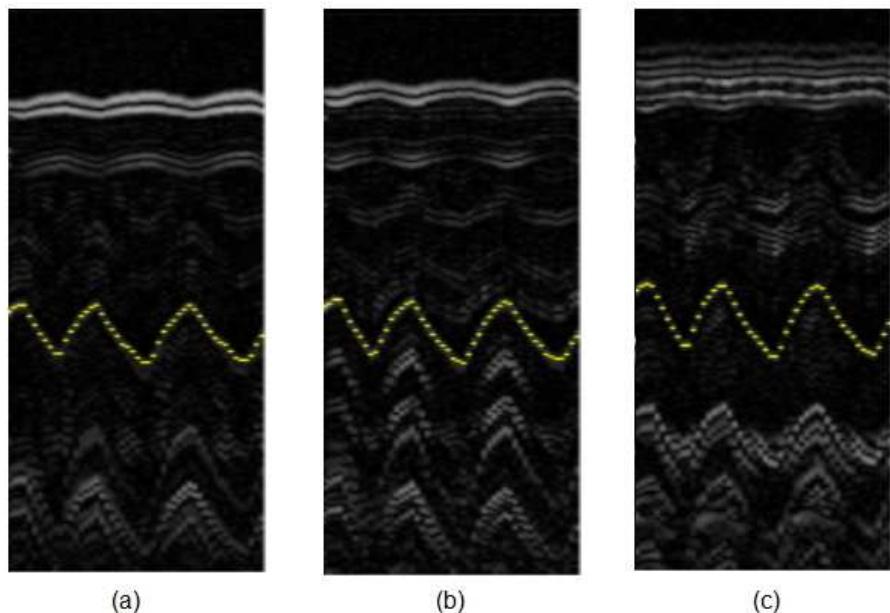


Figura 5.20: Funções Respiração Base obtidas pelo método dos parâmetros do snakes em um conjunto de imagens sagitais. (a) Função candidata nº 4. (b) Função candidata nº 3. (c) Função candidata nº 2.

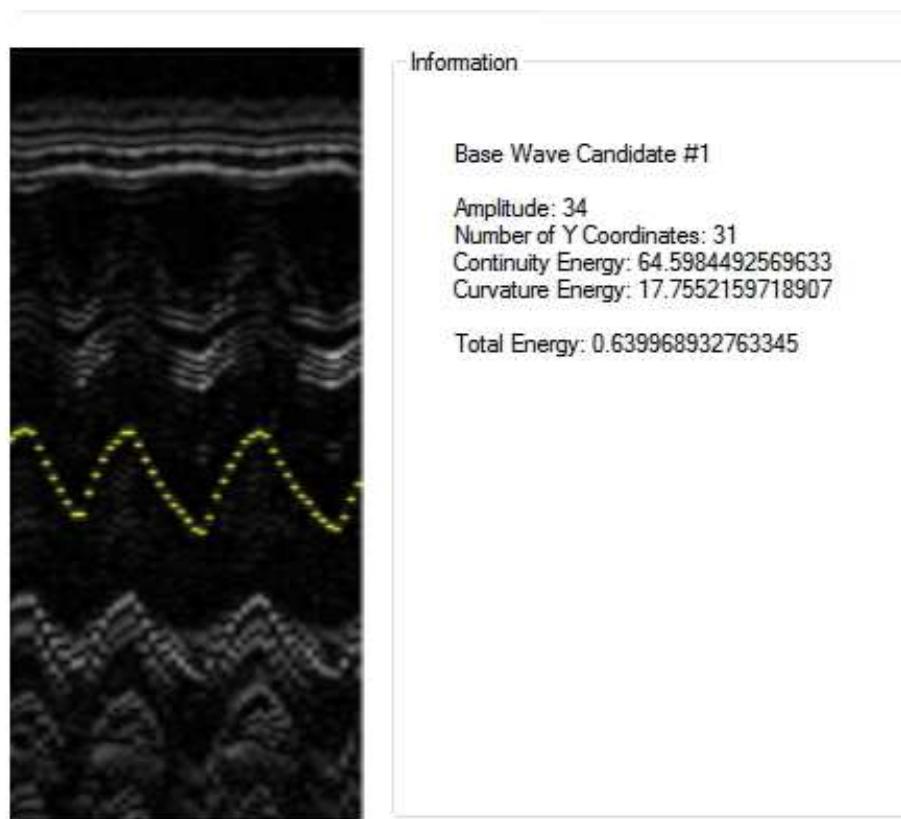


Figura 5.21: Função Respiração Base escolhida pelo método dos parâmetros do snakes em um conjunto de imagens sagitais.

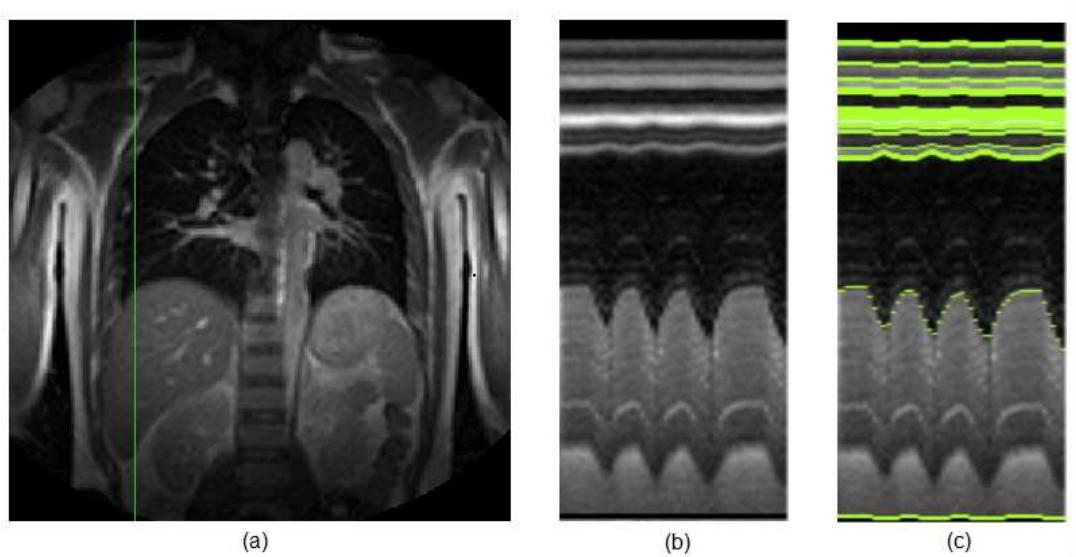


Figura 5.22: (a) Destaque do plano de corte para Imagem Slice no VET coronal. (b) Imagem Slice para coordenada $x = 65$. (c) As 30 primeiras funções respiração encontradas para o método dos parâmetros do snakes.

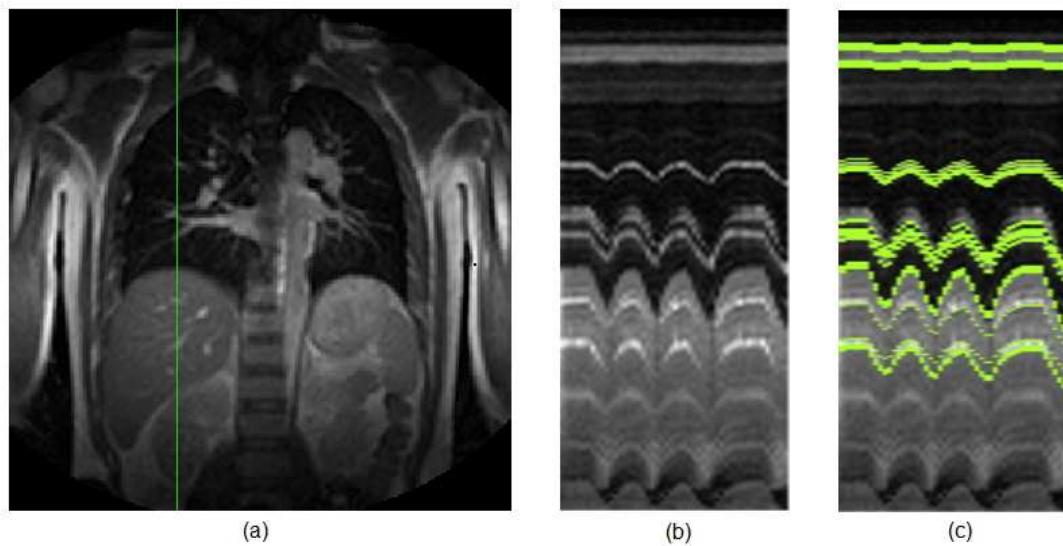


Figura 5.23: (a) Destaque do plano de corte para Imagem Slice no VET coronal. (b) Imagem Slice para coordenada $x = 86$. (c) As 30 primeiras funções respiração encontradas para o método dos parâmetros do snakes.

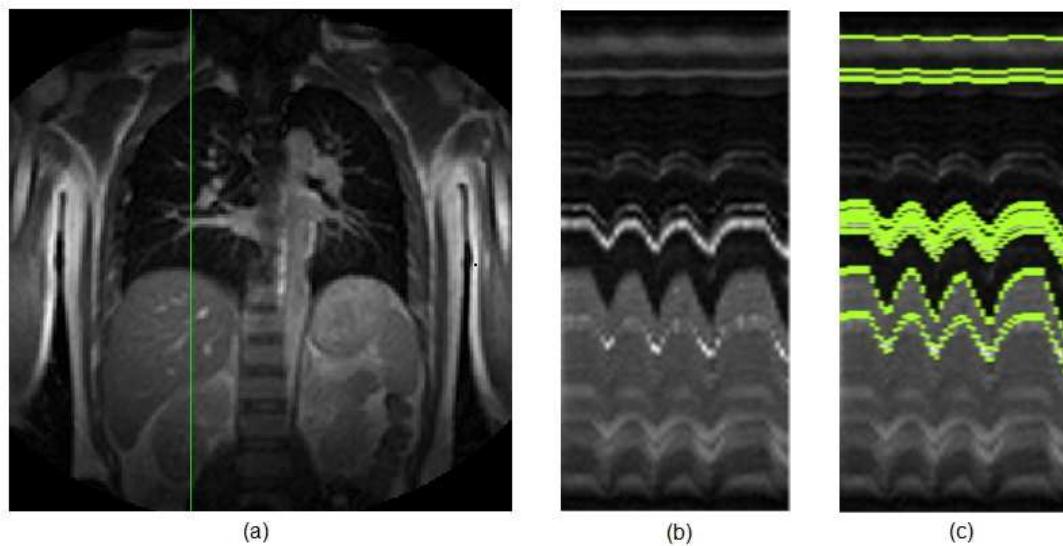


Figura 5.24: (a) Destaque do plano de corte para Imagem Slice no VET coronal. (b) Imagem Slice para coordenada $x = 93$. (c) As 30 primeiras funções respiração encontradas para o método dos parâmetros do snakes.

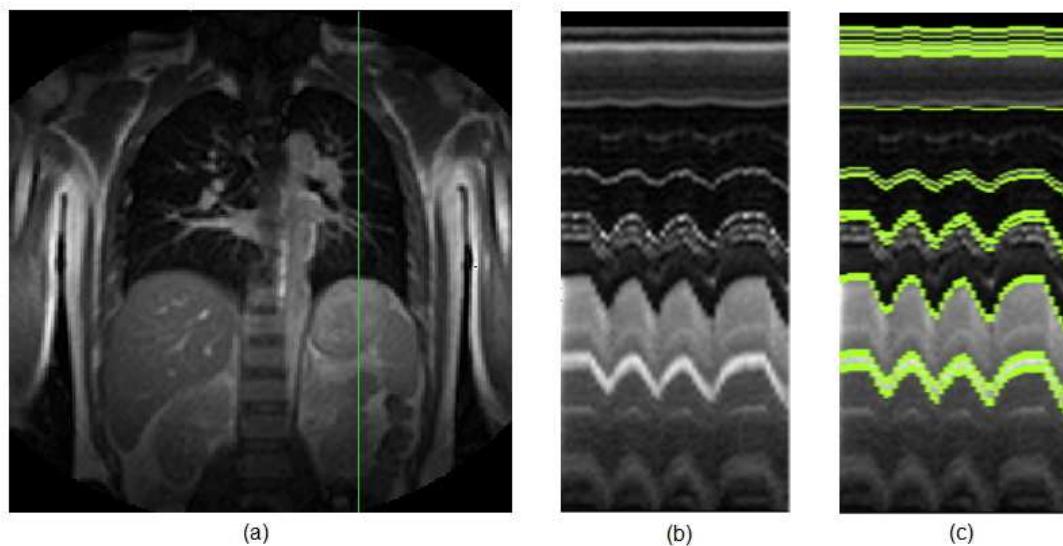


Figura 5.25: (a) Destaque do plano de corte para Imagem Slice no VET coronal. (b) Imagem Slice para coordenada $x = 178$. (c) As 30 primeiras funções respiração encontradas para o método dos parâmetros do snakes.

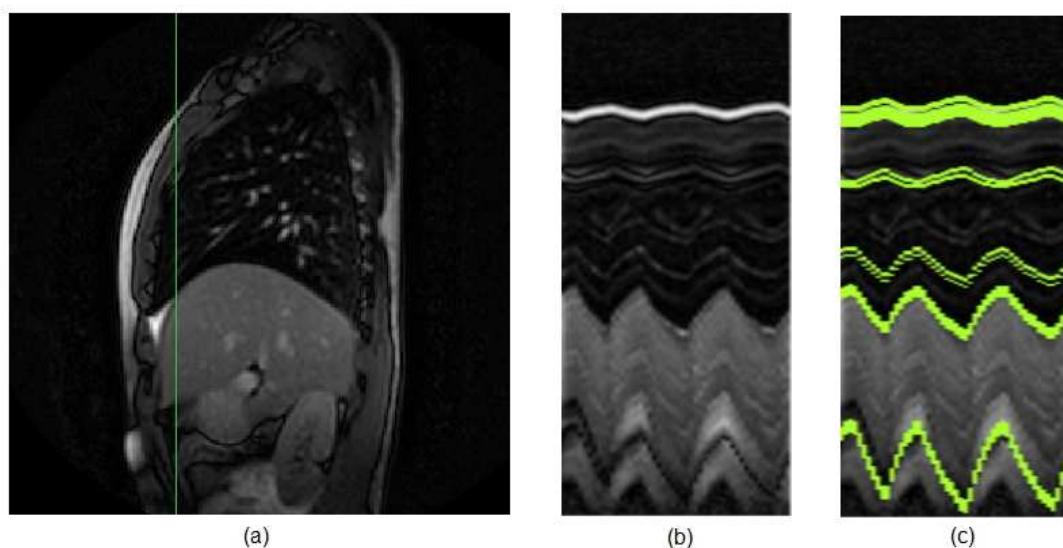


Figura 5.26: (a) Destaque do plano de corte para Imagem Slice no VET sagital. (b) Imagem Slice para coordenada $x = 86$. (c) As 30 primeiras funções respiração encontradas para o método dos parâmetros do snakes.

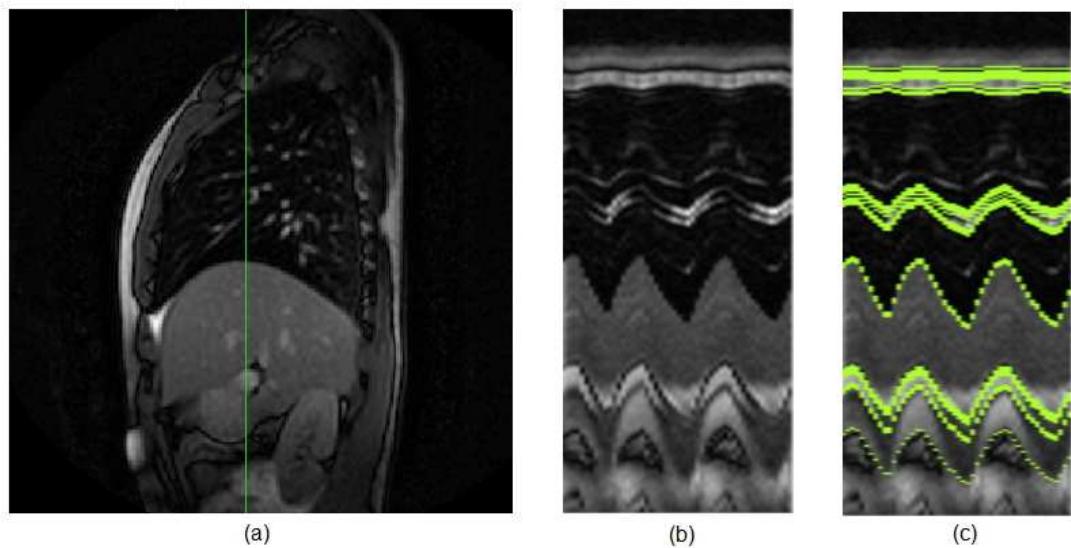


Figura 5.27: (a) Destaque do plano de corte para Imagem Slice no VET sagital. (b) Imagem Slice para coordenada $x = 121$. (c) As 30 primeiras funções respiração encontradas para o método dos parâmetros do snakes.

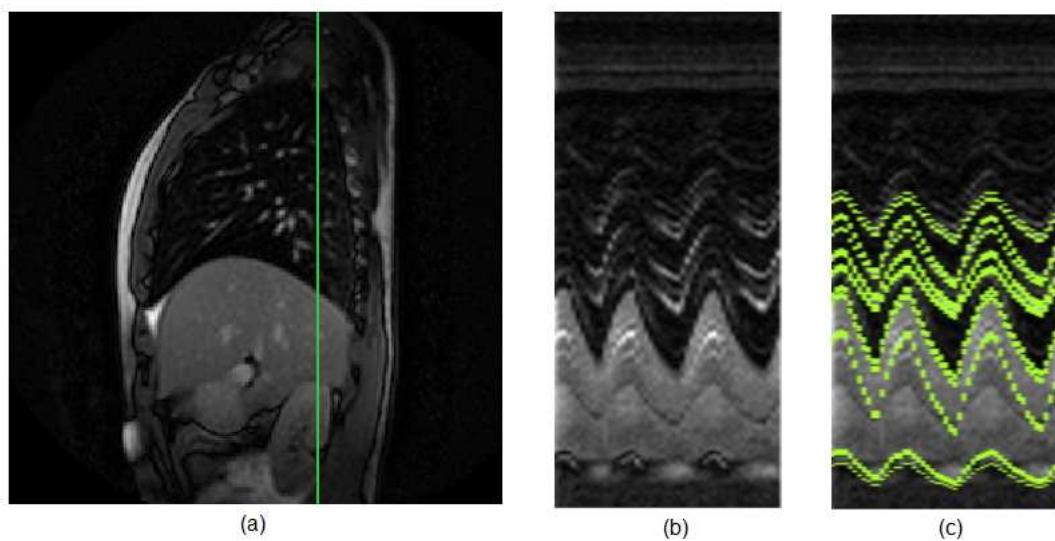


Figura 5.28: (a) Destaque do plano de corte para Imagem Slice no VET sagital. (b) Imagem Slice para coordenada $x = 161$. (c) As 30 primeiras funções respiração encontradas para o método dos parâmetros do snakes.

as funções respiração base obtidas pelo método PCA para o conjunto de imagens coronais e da figura 5.35 até figura 5.37 são as funções respiração base para o conjunto de imagens sagitais.

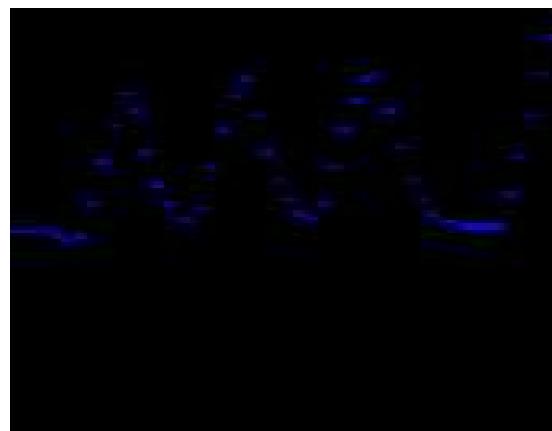


Figura 5.29: Função Respiração Base obtida pelo método PCA para conjunto de imagens coronais.

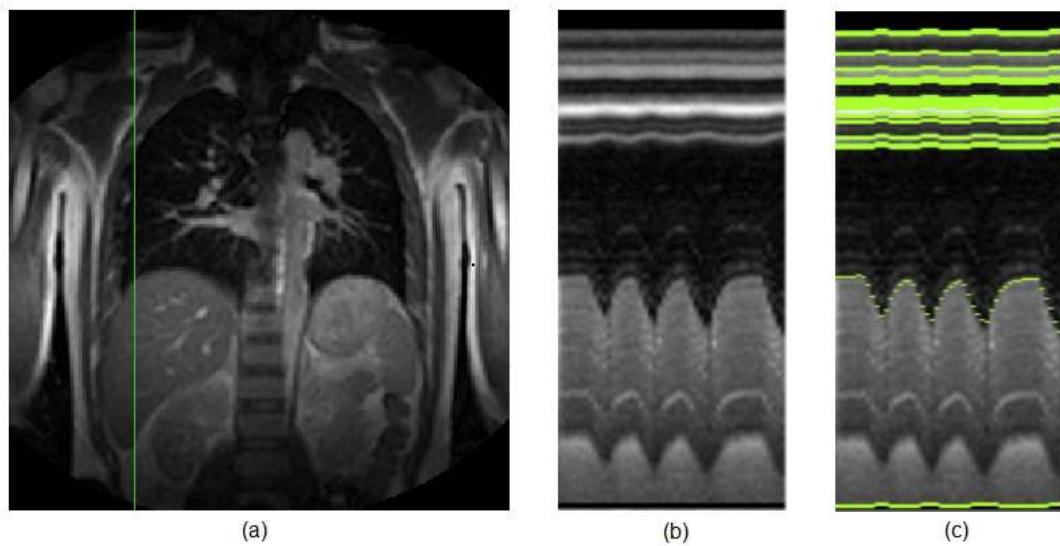


Figura 5.30: (a) Destaque do plano de corte para Imagem Slice no VET coronal. (b) Imagem Slice para coordenada $x = 65$. (c) As 30 primeiras funções respiração encontradas para o método PCA.

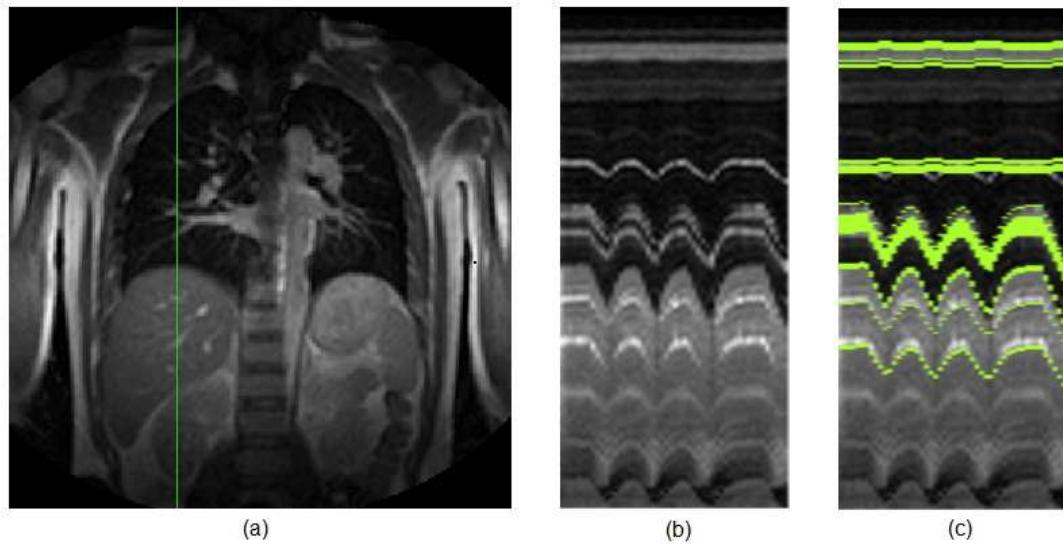


Figura 5.31: (a) Destaque do plano de corte para Imagem Slice no VET coronal. (b) Imagem Slice para coordenada $x = 86$. (c) As 30 primeiras funções respiração encontradas para o método PCA.

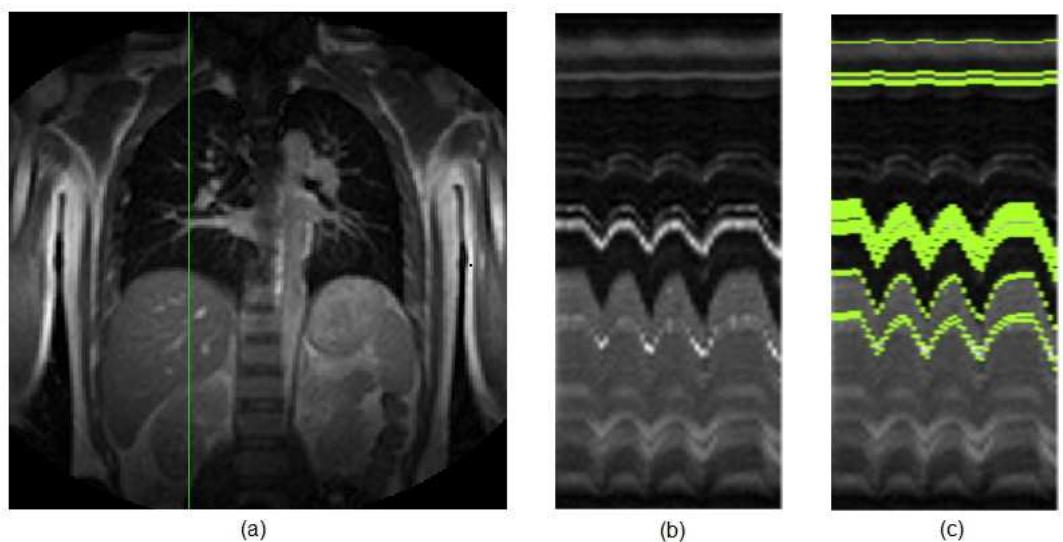


Figura 5.32: (a) Destaque do plano de corte para Imagem Slice no VET coronal. (b) Imagem Slice para coordenada $x = 93$. (c) As 30 primeiras funções respiração encontradas para o método PCA.

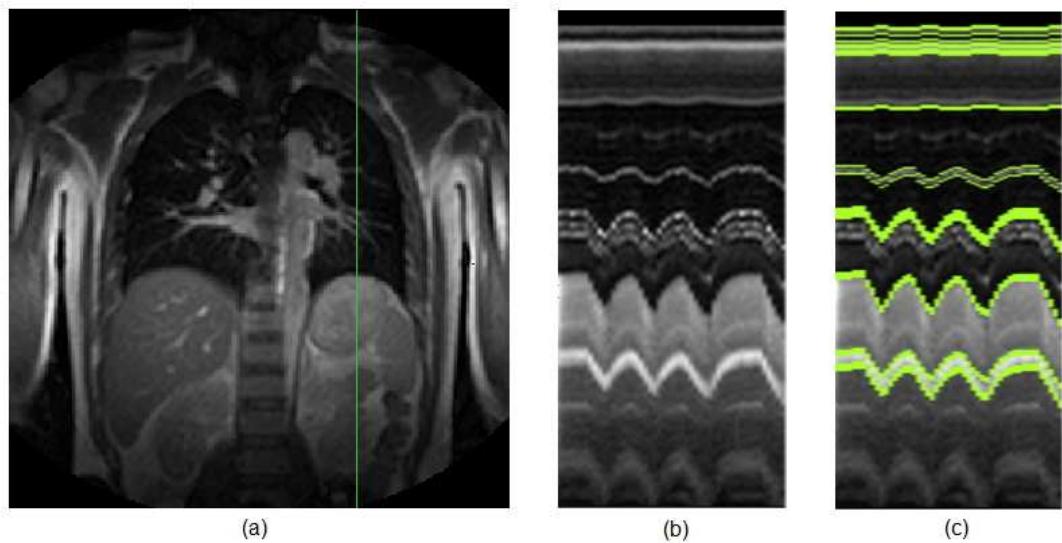


Figura 5.33: (a) Destaque do plano de corte para Imagem Slice no VET coronal. (b) Imagem Slice para coordenada $x = 178$. (c) As 30 primeiras funções respiração encontradas para o método PCA.

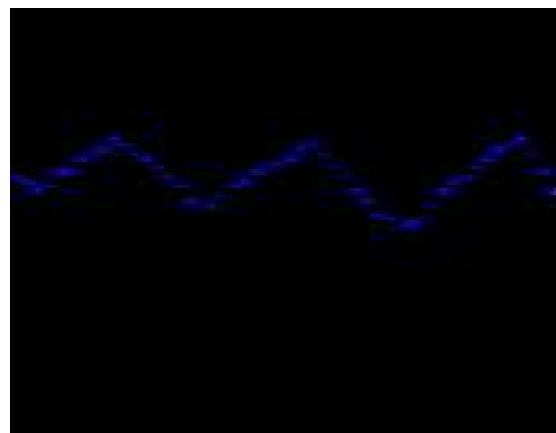


Figura 5.34: Função Respiração Base obtida pelo método PCA para conjunto de imagens sagitais.

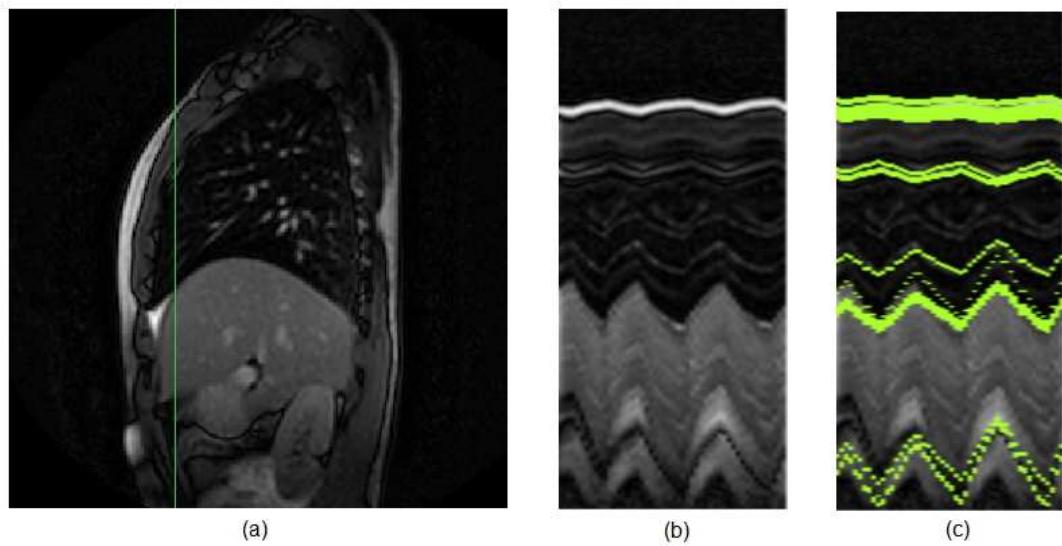


Figura 5.35: (a) Destaque do plano de corte para Imagem Slice no VET sagital. (b) Imagem Slice para coordenada $x = 86$. (c) As 30 primeiras funções respiração encontradas para o método PCA.

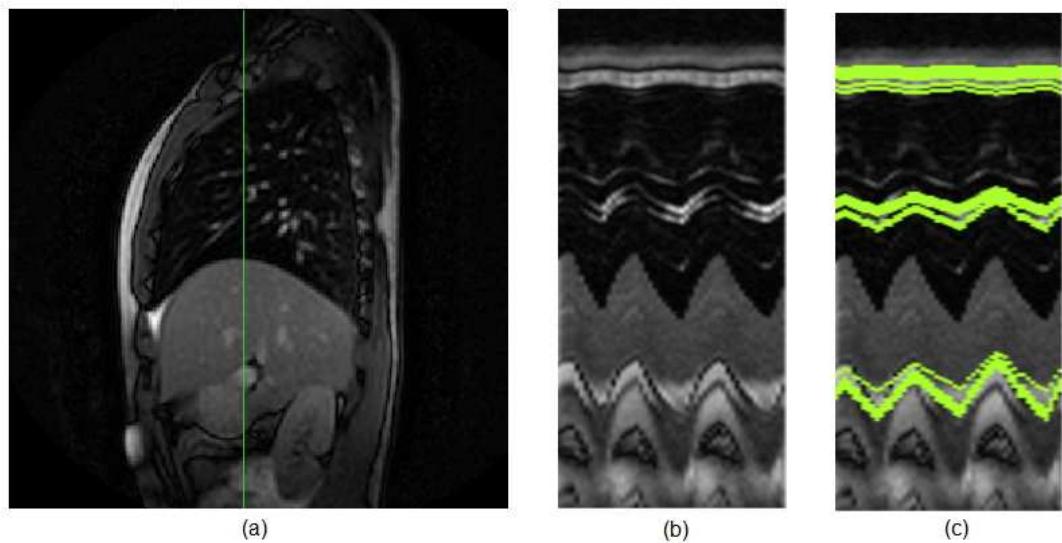


Figura 5.36: (a) Destaque do plano de corte para Imagem Slice no VET sagital. (b) Imagem Slice para coordenada $x = 121$. (c) As 30 primeiras funções respiração encontradas para o método PCA.

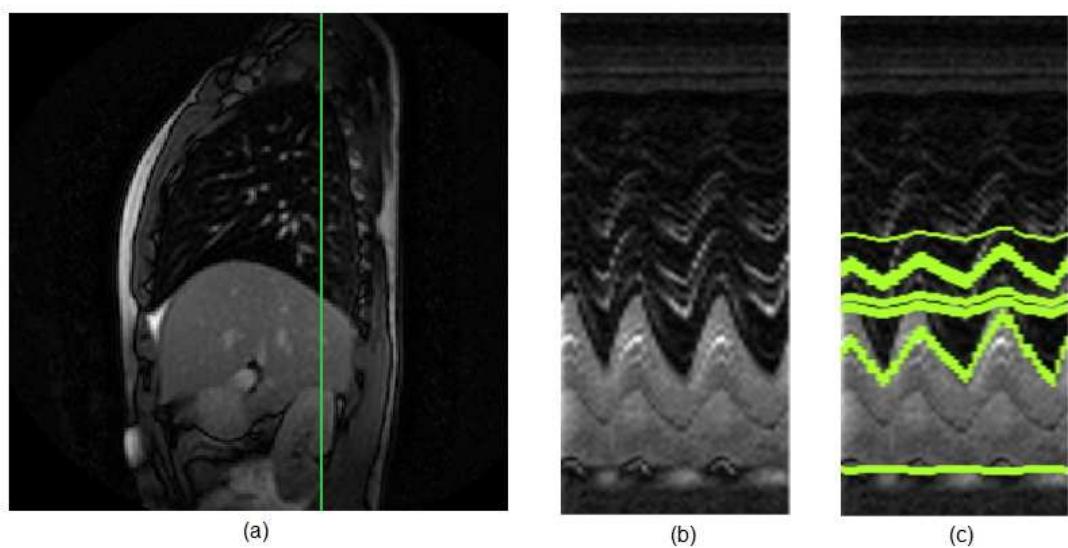


Figura 5.37: (a) Destaque do plano de corte para Imagem Slice no VET sagital. (b) Imagem Slice para coordenada $x = 161$. (c) As 30 primeiras funções respiração encontradas para o método PCA.

6 Conclusões

O algoritmo de contornos ativos foi empregado em diversas etapas da determinação do movimento pulmonar. O objetivo é de obter funções respiração para os órgãos da caixa torácica mais precisamente. O processo de determinação das funções respiração pode ser separadas nas etapas de determinação da função respiração e a aplicação da Transformada de Hough a partir de uma Imagem Slice. O algoritmo do snakes foi utilizado para tentar melhorar os resultados em ambas as etapas.

O algoritmo de contornos ativos foi empregado na correção da função respiração base obtida a partir do algoritmo de análise do gradiente da imagem Slice. Foi possível observar algumas melhorias em casos em que a função inicial já se apresentava próxima da desejada. O efeito zig-zag foi minimizado a partir da modificação do algoritmo, porém não completamente eliminado. Para casos em que a curva inicial estava mal definida, não obtemos nenhum resultado. Isso ocorreu porque o algoritmo que gera a curva inicial leva em consideração o gradiente da imagem, que também é o fator de maior peso no algoritmo do snakes. Isto provocou pouco movimento da curva quando aplicado o snakes.

O algoritmo também foi aplicado para a correção da função respiração obtida pela Transformada Inversa de Hough. Os resultados não foram satisfatórios uma vez que não houve melhora das curvas, e em alguns casos a curva se deformou de forma indesejada. O efeito zig-zag pode ser observado com mais frequência. Os resultados foram coerentes, pois na maior parte dos casos o gradiente da imagem Slice apresenta muito ruído, atraindo a curva pelo algoritmo de snakes a mínimos indesejados.

Através da análise dos resultados foi possível observar a grande influência da determinação correta da função respiração base. Por isso foram desenvolvidos métodos automáticos para a determinação da função respiração base a partir de um conjunto de imagens coronais ou sagitais do pulmão para a substituição da determinação manual. Os métodos foram: o método dos parâmetros do snakes e o método PCA.

O método dos parâmetros do snakes apresentou bons resultados tanto para o conjunto de imagens coronais quanto para as sagitais, sendo semelhantes aos resultados obtidos com o método manual aplicado de forma correta. A determinação dos parâmetros, no entanto, foi feita de forma empírica e a base de dados testada não foi grande o suficiente para a comprovação dos valores adotados para os parâmetros. Um estudo mais aprofundado e a realização de testes podem aprimorar o método, mas o mesmo assim ele não possui uma garantia matemática da obtenção de uma resposta ótima.

O método PCA apresentou qualidade distinta para os resultados obtidos no conjunto de imagens coronais e sagitais. Para o caso das imagens coronais, a função respiração base obtida apresentou resultados semelhantes à função obtida tanto pelo método dos parâmetros do snakes quanto o método manual. No caso de imagens sagitais, a função respiração base obtida provocou resultados incorretos na maior parte. O método não foi capaz de gerar uma boa função respiração base para este caso porque o conjunto de funções obtido a partir das imagens sagitais apresentou uma qualidade muito inferior a das coronais.

Dentre os métodos de determinação da função respiração base, a única que apresenta uma busca matemática por uma solução ótima é o método PCA. Por esse motivo, é o que pode ser melhor estudado e testado no futuro. Uma tentativa de aprimoramento seria melhorar a qualidade da base de dados. O método é prejudicado também pelo fato dele tentar encontrar movimento em regiões onde não existe movimento. Assim, se for possível reduzir a busca, determinando onde o movimento realmente existe, o método deverá apresentar resultados ainda melhores.

Referências

- 1 Amini, A. A.; Tehrani, S. and Weymouth, T. E. Using dynamic programming for minimizing the energy of active contours in the presence of hard constraints, in Proc. Int. Conf. Computer Vision, 1988, pp. 95-99.
- 2 Chixaro, P.; Takase, F. K.; Tsuzuki, M. S. G. Modelo Sólido Animado do Pulmão Construído a Partir de Seqüências Não Síncronas de Imagens de RM. In: 1.o Encontro Nacional de Engenharia Biomédica, 2007, Petrópolis. Anais do 1.o Encontro Nacional de Engenharia Biomédica, 2007. v. CD-ROM.
- 3 Clunie, D. A. DICOM Structured Reporting, PixelMed Publishing, 2000.
- 4 Kass, M.; Witkin, A. and Terzopoulos D. Snakes: active contour models, a Int. J. Comput. Vis., vol. 1, no. 4, pp. 321-331, 1987.
- 5 Krzanowski, W. Principles of Multivariate Analysis. Oxford: Oxford University Press, 2000.
- 6 Nakamura, C.; Asakura, A.; Tsuzuki, M. S. G.; Gotoh, T.; Kagei, S.; Iwasawa, T. Three Dimensional Lung Modeling from Sequential MR Images Based on Respiratory Motion Analysis. In: Technical Committee on Medical Imaging (MI), 2005, Chiba. IEICE Technical Report, 2005. v. 105. p. 33-38.
- 7 Tsuzuki, M. S. G.; Takase, F. K.; Asakura, A.; Gotoh, T.; Kagei, S.; Iwasawa, T. 4D Thoracic Organ Modeling from Unsyncronized MR Sequential Images. Proc. of 12th International Conference on Biomedical Engineering, 2005, Cingapura.
- 8 Tsuzuki, M. S. G.; Takase, F. K.; Asakura, A.; Gotoh, T.; Kagei, S.; Iwasawa, T. Visualization of a 4D B-Rep Solid Model of the Lung Constructed from Unsyncronized MR Sequential Images. Proc. of the 12th International Conference on Geometry and Graphics, 2006, Salvador, Brasil.
- 9 Williams D. J. and Shah M. A fast algorithm for active contours and curvature estimation, Comput. Vis. Graph. Image Process., vol. 55, pp. 14-26, 1992.