Unsupervised Reconstruction of Abdominal Muscle Contours in CT Images based on Statistical Shape Modeling

Gabriel Furtado Lins Melo[1], **Paulo Matheus Barroso de Vasconselos**[1], **José Fortunato Mendonça**[1], **Guilherme Souto de Andrade**[1], **Thelmo Pontes de Araujo**[1]

[1] Universidade Estadual do Ceará - UECE
Av. Dr. Silas Munguba, 1700, Itaperi – Fortaleza – CE – Brasil

gabrielinsmelo@gmail.com
{guilherme.souto,jose.fortunato,paulinho.matheus}@aluno.uece.br
thelmo.araujo@uece.br

Abstract. *Body composition analysis by computed tomography (CT) in oncological patients requires accurate differentiation between adipose and muscle tissues, which is often hindered by incomplete contours. This work proposes an unsupervised method for contour reconstruction using Statistical Shape Models (SSM) and Point Distribution Models (PDM), with classification via the Isoperimetric Quotient (IPQ). Experimental results in subcutaneous adipose tissue segmentation achieved an average Jaccard index (IoU) of 93.4%, validating the effectiveness and low computational cost of the technique.*

Resumo. *A análise da composição corporal por tomografia computadorizada (TC) em pacientes oncológicos exige a diferenciação precisa entre tecidos adiposos e musculares, frequentemente dificultada por contornos incompletos. Este trabalho propõe um método não supervisionado para reconstrução desses contornos utilizando Modelos Estatísticos de Forma (SSM) e Modelos de Distribuição de Pontos (PDM), com classificação via Quociente Isoperimétrico (IPQ). Resultados experimentais em segmentação de tecido adiposo subcutâneo alcançaram um índice de Jaccard (IoU) médio de 93,4%, validando a eficácia e o baixo custo computacional da técnica.*

Palavras-chave: Segmentação de Imagens, Modelo Estatístico de Forma, Tomografia Computadorizada, Composição Corporal.

1. Introdução

A análise quantitativa da composição corporal tem se consolidado como um biomarcador crítico na prática oncológica moderna. Estudos clínicos demonstram que os percentuais de tecidos adiposos e musculares estão diretamente correlacionados com o prognóstico de sobrevida e recidiva em diversos tipos de câncer [Bradshaw et al. 2019]. Em especial, o câncer de mama apresenta uma relação estreita entre a obesidade visceral, a sarcopenia e o risco de recidiva [Caan et al. 2018].

O padrão-ouro para a estimativa dos compartimentos corporais de Tecido Adiposo Subcutâneo (SAT - *Subcutâneous Adipose Tissue*), (VAT - *Visceral Adipose Tissue*) e (SMT - *Skeletal Muscle Tissue*) é a segmentação da imagem de Tomografia Computadorizada (TC) correspondente à fatia axial na altura da terceira vértebra lombar (L3), pela

conhecida relação entre as áreas dos tecidos na TC-L3 e o volume total dos tecidos no corpo [Mourtzakis et al. 2008].

Numa imagem TC-L3, os tecidos adiposo, muscular e ósseo apresentam radiodensidade (em Unidades Hounsfield - HU) em faixas de valores não sobrepostas, permitindo discriminá-los. No entanto, SAT e VAT compartilham uma mesma faixa de radiodensidade, o mesmo ocorrendo com SMT e as vísceras, o que impossibilita discriminá-los corretamente.

O tecido adiposo subcutâneo é anatomicamente separado do tecido adiposo visceral pela musculatura abdominal e intercostal, como ilustrado na Figura 1(a). No entanto, artefatos de ruído e atenuação em imagens de TC-L3 podem comprometer a representação precisa da radiodensidade do músculo esquelético, potencialmente levando à classificação incorreta entre os tecidos adiposos subcutâneo e visceral, como mostrado nos detalhes da Figura 1(c).

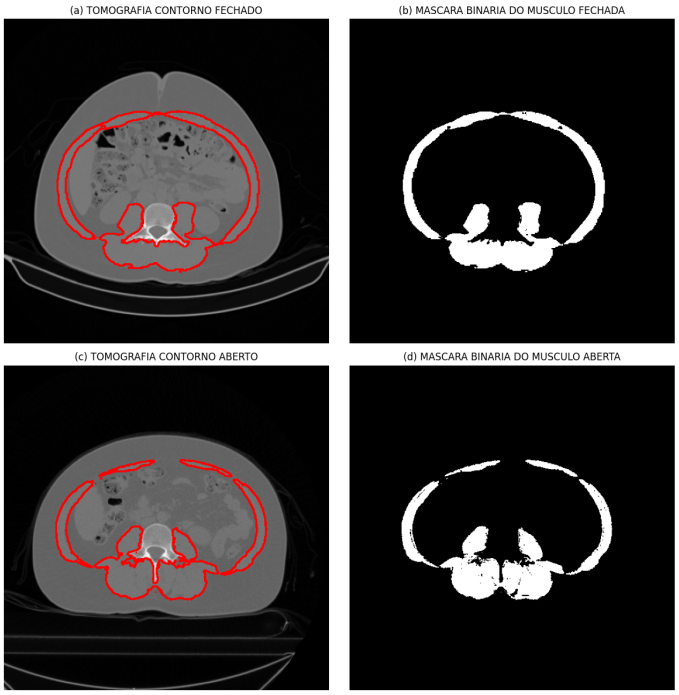


Figura 1. Comparação entre contornos musculares fechados e abertos em uma imagem de TC-L3 e suas máscaras correspondentes.

Neste estudo, as máscaras binárias SMT semelhantes ao caso mostrado na Figura 1(b) são chamadas de *máscaras fechadas*, enquanto aquelas análogas ao caso ilustrado na Figura 1(d) são denominadas *máscaras abertas*. As formas correspondentes são igualmente denotadas como *formas fechadas* e *formas abertas*, respectivamente.

Por causa dos custos financeiro (softwares proprietários) e em tempo de trabalho de pessoal especializado, buscam-se alternativas automatizadas para a segmentação manual de imagens de TC-L3. Diversas técnicas de Aprendizado Profundo (*Deep Learning*), em especial as Redes Neurais Profundas como as CNN (Redes Neurais Convolucionais), têm sido propostas para realizar a segmentação automática das TC-L3 [Castiglione et al. 2021]. Tais técnicas, no entanto, dependem de grandes volumes de dados rotulados manual-

mente, nem sempre disponibilizados publicamente.

Considerando que no processo de segmentação manual utiliza-se o conhecimento de anatomia e a capacidade humana de reconstruir figuras (curvas e superfícies), este trabalho propõe um método não supervisionado de reconstrução de contornos musculares abdominais utilizando Modelos Estatísticos de Forma (SSM - *Statistical Shape Models*), em especial os Modelos de Distribuição de Pontos (PDM - *Point Distribution Models*). Cada imagem representa uma única fatia de TC-L3, dificultando a tarefa, já que a segmentação manual frequentemente utiliza fatias de outros níveis para melhorara a inferência do usuário.

O método é validado utilizando o coeficiente de similaridade DICE, que quantifica o grau de sobreposição espacial entre a segmentação automática gerada pelo algoritmo e as máscaras de referência (padrão-ouro), fornecendo uma medida geométrica robusta da acurácia e da fidelidade anatômica das reconstruções.

A principal contribuição deste trabalho é fornecer um método de inferência e reconstrução do contorno de separação entre SAT e VAT, nas regiões onde o SMT apresenta-se atenuado ou ruidoso, utilizando somente conhecimento estatístico da anatomia local e técnicas de Processamento de Imagens, atingindo um índice DICE de 96% na segmentação do SAT, comparável aos valores obtidos por métodos no estado-da-arte, sem a necessidade de grandes volumes de imagens TC-L3 rotuladas manualmente, comum a eles.

Este artigo segue com a Seção de Fundamentação Teórica, na qual são abordados os conceitos basilares de Composição Corporal e a aplicação da Escala de Hounsfield, técnicas de Registro de Máscaras Binárias, fundamentos de Morfologia Matemática e Avaliação de Forma, bem como a Modelagem Estatística de Forma (PDM e SSM) que embasam a metodologia proposta.

2. Fundamentação Teórica

2.1. Composição Corporal e Escala de Hounsfield

A avaliação da composição corporal por meio de imagens de tomografia computadorizada (TC) na terceira vértebra lombar (L3) é amplamente adotada por possuir alta correlação com a composição total de tecidos do corpo. A estimativa do volume total (V) de músculo esquelético (ME) ou tecido adiposo visceral (TAV) é dada por uma relação linear dependente da área da secção transversal em L3 (A_{L3}):

$$V = \alpha \times A_{L3} + \beta \tag{1}$$

Para o isolamento inicial das regiões de interesse, utiliza-se a Escala de Hounsfield (HU). Essa escala distingue os tecidos baseando-se na radiodensidade, permitindo segmentar, por exemplo, tecidos adiposos (-190 a -30 HU) e músculos (-29 a 150 HU) [Aubrey et al. 2014, Hounsfield 1980].

2.2. Registro de Máscaras Binárias

O registro de imagens consiste no processo de determinar a transformação espacial ótima que alinha duas ou mais imagens em um sistema de coordenadas comum. No escopo da avaliação morfológica e anatômica, o registro de máscaras binárias atua como uma etapa fundamental de pré-processamento, garantindo que as variações extraídas entre

os indivíduos reflitam diferenças anatômicas reais, e não artefatos de posicionamento, escala ou orientação geométrica oriundos da aquisição da tomografia computadorizada.

Matematicamente, dadas uma máscara binária de referência I_F (imagem fixa) e uma máscara I_M (imagem móvel), o problema de registro formula-se como a otimização dos parâmetros de uma função de transformação espacial T para minimizar uma métrica de dissimilaridade funcional entre I_F e $T(I_M)$. No domínio de imagens binárias, onde a região de interesse assume valor 1 (e.g., área do músculo esquelético na vértebra L3) e o fundo assume valor 0, esta métrica de sobreposição frequentemente se baseia no coeficiente de Dice ou na minimização da distância métrica entre os contornos extraídos.

Dependendo da complexidade do alinhamento, a transformação T pode ter natureza linear e global (transformações rígidas, que abrangem translação e rotação; ou afins, adicionando escala e cisalhamento) ou não-linear (transformações elásticas e deformáveis). Para a construção subsequente de modelos estatísticos sobre essas máscaras, o alinhamento prévio dos contornos segmentados demanda a supressão das variações espaciais globais. Conforme será detalhado adiante, este alinhamento rígido é classicamente resolvido através da Análise de Procrustes, que ajusta iterativamente a translação, rotação e escala isotrópica das formas para minimizar a soma das distâncias quadráticas entre pontos correspondentes, isolando exclusivamente as variações intrínsecas do tecido.

2.3. Morfologia Matemática e Avaliação de Forma

Como a segmentação por HU é suscetível a ruídos e variações individuais, aplicam-se operadores de morfologia matemática [Pedrini and Schwartz 2007]. Operações fundamentais de interação entre uma imagem binária A e um elemento estruturante B, como a erosão ($A \ominus B$) e a dilatação, permitem o refinamento das máscaras e a extração exata de bordas anatômicas através da operação:

$$Contorno(A) = A - (A \ominus B) \tag{2}$$

Para avaliar e classificar as formas geradas, emprega-se o Quociente Isoperimétrico (IPQ). Trata-se de uma métrica que quantifica a compacticidade geométrica bidimensional no intervalo (0, 1]:

$$IPQ = \frac{4\pi A}{P^2} \tag{3}$$

onde A é a área e P o perímetro [Blåsjö 2005]. Nesta aplicação, o IPQ é o critério que divide as segmentações em máscaras "fechadas" (contornos contínuos e IPQ alto) e "abertas" (contornos fragmentados e IPQ baixo).

2.4. Modelagem Estatística de Forma (PDM e SSM)

Para solucionar o problema das máscaras "abertas", utiliza-se o conhecimento a priori fornecido por um Modelo Estatístico de Forma (SSM), construído a partir do Modelo de Distribuição de Pontos (PDM) [Cootes et al. 1995]. Após o alinhamento das máscaras de referência ("fechadas") via Análise de Procrustes, aplica-se a Análise de Componentes Principais (PCA) para extrair a forma média ($\bar{x}$) e seus principais eixos de variação (P).Qualquer forma plausível dentro do modelo pode ser aproximada por:

$$x \approx \bar{x} + Pb \tag{4}$$

onde b é o vetor de pesos. Esse modelo estatístico atua como um guia robusto que impede a convergência da segmentação para resultados implausíveis, inferindo a posição correta do contorno em áreas fragmentadas com base na variabilidade aprendida.

3. Trabalhos Relacionados

A literatura recente é dominada por arquiteturas convolucionais como a U-Net para segmentação abdominal [Ronneberger et al. 2015, Weston et al. 2019]. Suas diversas variações se tornaram a principal referência para segmentação semântica de imagens médicas, mostrando ótimos resultados na identificação de músculos, tecido adiposo e órgãos.

Esses modelos aprendem a identificar padrões complexos diretamente dos dados, atingindo precisão próxima à de especialistas. Porém, sua maior limitação está na necessidade de grandes volumes de dados rotulados manualmente, um processo caro e demorado. Além disso, podem gerar segmentações anatomicamente inconsistentes ao lidar com imagens atípicas ou de baixa qualidade, por não contarem com um modelo explícito da anatomia.

Como alternativa aos métodos puramente orientados por dados, os Modelos Estatísticos de Forma (SSMs) incorporam conhecimento prévio sobre a forma das estruturas anatômicas. Esses modelos aprendem a variabilidade natural de um órgão a partir de exemplos e utilizam esse conhecimento para encontrar a instância que melhor se ajusta a uma nova imagem, garantindo segmentações anatomicamente plausíveis. Sua robustez foi demonstrada em estruturas complexas: [Lamecker et al. 2004] construíram um modelo 3D do osso pélvico validado em 23 conjuntos de TC, enquanto [Rasoulian et al. 2013] desenvolveram um modelo que captura forma e pose de múltiplas vértebras, atingindo erro médio de apenas 1,17 mm na segmentação da coluna espinhal.

Essa abordagem também se mostra eficaz na segmentação muscular.
[Kamiya et al. 2010] demonstraram que o uso de modelos *a priori* para os músculos psoas aumenta a robustez contra bordas ambíguas, problema comum em imagens de baixa qualidade. O presente trabalho expande esses conceitos ao aplicar SSMs especificamente para o reparo de descontinuidades em contornos musculares abertos.

Por fim, a segmentação da musculatura esquelética abdominal apresenta desafios particulares devido à sua forma complexa e ao contato direto com outros tecidos, resultando frequentemente em fronteiras ambíguas ou incompletas. Nesse contexto,
[Kamiya et al. 2010] propuseram um método baseado em modelo para o reconhecimento automatizado do músculo psoas maior em imagens de TC, utilizando um modelo de forma para guiar a segmentação e alcançando um coeficiente de Jaccard médio de 0,7. Esse resultado evidencia que modelos de forma pré-definidos são uma estratégia viável e eficaz para a análise quantitativa de músculos específicos.

Os trabalhos revisados demonstram a consolidação dos SSMs como ferramenta robusta para segmentação anatômica. Enquanto as abordagens existentes focam na segmentação de estruturas completas, o presente artigo propõe uma aplicação distinta: utilizar o conhecimento estatístico aprendido a partir de contornos musculares completos para inferir e reconstruir porções ausentes em contornos incompletos, resolvendo o problema das descontinuidades no contorno muscular, etapa crítica para a separação entre tecido adiposo subcutâneo e visceral.

4. Metodologia

A metodologia proposta baseia-se em um Modelo Estatístico de Forma (SSM) construído a partir do conjunto de máscaras fechadas para inferir pontos de marcação em formas abertas. Os pontos de marcação estimados são então utilizados para fechar as máscaras abertas. A metodologia compreende quatro etapas: pré-processamento, classificação de contornos, construção do SSM e reconstrução da forma.

4.1. Préprocessamento e classificação de contorno

O formato DICOM das imagens de TC fornece os coeficientes m e b que permitem a conversão dos valores de pixel P em Unidades Hounsfield (HU), uma medida padronizada de radiodensidade tecidual. Essa escala é definida linearmente, com valores de referência de -1000 HU para o ar e 0 HU para a água destilada. A conversão é realizada usando a relação afim:

$$HU = m \times P + b\,.$$

Uma vez que as intensidades dos pixels são expressas em HU, operadores morfológicos são aplicados às imagens de TC-L3 para remover ruído, artefatos e pixels correspondentes à pele, resultando em imagens que contêm apenas os tecidos de interesse. Em seguida, a imagem de TC-L3 é binarizada aplicando a faixa de radiodensidade associada ao músculo esquelético, $[-29, 150]$ HU, como valores de limiar, de acordo com o protocolo de Alberta [TomoVision 2021]. Como a radiodensidade das vísceras também está na faixa de $[-29, 150]$ HU, a informação de radiodensidade por si só não é capaz de distinguir as vísceras do músculo esquelético.

O maior componente conectado na imagem binária é definido como a região de interesse (ROI).

O Quociente Isoperimétrico (IPQ), descrito na Seção 2.3, é calculado para a ROI de todas as imagens de TC-L3. O algoritmo de otimização de Otsu é então empregado para determinar um valor de limiar (aproximadamente 0.6 para o presente conjunto de dados) para distinguir entre máscaras abertas e fechadas. Consequentemente, máscaras com IPQ > 0.6 são classificadas como *fechadas*, enquanto aquelas com IPQ ≤ 0.6 são classificadas como *abertas*.

4.2. Modelo Estatístico de Forma - SSM

Modelos Estatísticos de Forma (SSMs) geralmente requerem correspondência ponto a ponto; ou seja, o k-ésimo ponto de marcação (*landmark*) deve representar a mesma localização anatômica em todas as formas. Por exemplo, em formas faciais, se o segundo ponto de marcação corresponde ao centro do olho esquerdo em uma forma, então o segundo ponto de marcação em todas as formas também deve corresponder ao centro do olho esquerdo. Esse requisito frequentemente exige anotação manual ao construir o conjunto de formas de treinamento.

As máscaras fechadas são normalizadas em um sistema de coordenadas comum e representadas por marcações angulares equidistadas. A partir dessas marcações, obtém-se uma forma média e sua variabilidade. Para máscaras abertas, os pontos discrepantes são substituídos com base na forma fechada mais próxima, gerando uma forma completada compatível com o modelo estatístico.

Para normalizar as máscaras fechadas, o centroide de cada máscara é calculado e subtraído das coordenadas, de modo que todos os centroides coincidam com a origem $(0, 0)$. O vetor de translação $[t_x, t_y]_i$ para cada máscara é salvo.

Para tornar as máscaras invariantes à rotação,

1. **Centralização:** Dados os pontos (x_i, y_i), subtraia o centróide:

$$\tilde{\mathbf{x}}_i = \begin{bmatrix} x_i - \bar{x} \\ y_i - \bar{y} \end{bmatrix}.$$

2. **Decomposição SVD:** Forme a matriz $X \in \mathbb{R}^{N\times 2}$ com os pontos centrados e compute:

$$X = U\Sigma V^\top.$$

3. **Rotação (alinhamento):** Alinhe os pontos pelos eixos principais:

$$Y = XV.$$

4. **Normalização de escala:** Normalize usando o traço da covariância:

$$s = \sqrt{\frac{\sigma_1^2 + \sigma_2^2}{N}}, \quad \hat{Y} = \frac{Y}{s}.$$

O alinhamento e a normalização dos *hulls* antes da extração da forma reduzem a incompatibilidade dos pontos de marcação porque o procedimento tende a capturar correspondências mais consistentes entre pontos homólogos ao longo do contorno uma vez que considera a similaridade ponto a ponto nos *hulls*.

Na próxima etapa, todos os *hulls* são normalizados usando a normalização pela média dada por:

$$\overline{r}(\theta) = \frac{r(\theta)}{\frac{1}{2\pi}\int_0^{2\pi} r(\theta)\, d\theta}\,, \tag{5}$$

onde $r(\theta)$ é a distância radial do pixel no *contour hull* a partir do centroide do *hull*.

Para cada forma fechada, os pontos de contorno são normalizados para um espaço de coordenadas (x, y), com $x, y \in [-1, 1]$.

Após a normalização, são selecionados N pontos de referência (PR) equidistantes angularmente. Para isso, os pontos são convertidos em coordenadas polares (ρ, θ) com origem no centro do espaço normalizado (0,0).

O espaço angular resultante é divido em N fatias de mesmo tamanho, e em cada fatia angular i, o PR corresponde àquele que possuir o maior raio ρ. Disso se obtém um vetor de N PRs para cada forma fechada.

O modelo estatístico é definido pelo raio médio $\bar{\rho}$ e desvio padrão σ_ρ calculados a partir de cada PR $i \in [0, N-1]$ de cada forma fechada.

4.3. Reconstrução de Forma

O modelo estatístico é usado para identificar PRs anômalos (*outliers*) no contorno aberto. Um PR i é considerado *outlier* se o seu raio ρ_i estiver em um dos seguintes casos:

$$\rho_i < \bar{\rho}_i - k\sigma_{\rho_i} \quad \text{ou} \quad \rho_i > \bar{\rho}_i + k\sigma_{\rho_i} \tag{6}$$

onde k é um multiplicador que ajusta a sensibilidade da detecção, sendo que o multiplicador utilizado no trabalho foi escolhido de forma empírica e assumiu o valor de k=1,5.

A forma aberta então é associada à forma fechada mais próxima, e cada *outlier* é substituído pelo PR equivalente (mesmo índice angular i) na forma fechada. Por fim, ocorre uma suavização do contorno usando interpolação linear, seguida pelo mapeamento inverso para as coordenadas originais da imagem.

5. Resultados

O método foi avaliado em uma base de 204 TCs abdominais de pacientes do sexo feminino. Realizou-se um estudo quantitativo comparativo entre a segmentação do tecido adiposo subcutâneo (TAS) resultante do algoritmo e os dados de referência (ground truth), incluindo, ainda, análises qualitativas e de sensibilidade dos parâmetros, comprovando a robustez do modelo e sua consistência em múltiplos cenários.

5.1. Análise do Modelo Estatístico de Forma

A etapa inicial da análise de resultados consistiu na inspeção do Modelo Estatístico de Forma, derivado do conjunto de 46 máscaras classificadas como “fechadas”. A forma média foi estabelecida a partir dos raios médios ($\bar{\rho}$) de todos os pontos de referência. Adicionalmente à média, determinaram-se os principais modos de variação, os quais foram visualizados mediante a adição e subtração de múltiplos do desvio padrão (σ_ρ) em relação à forma média.

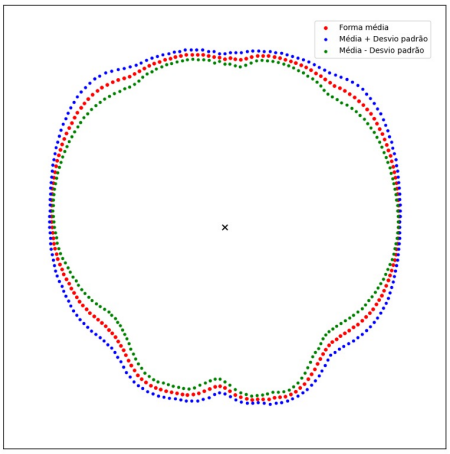


Figura 2. Visualização da variabilidade do modelo: forma média (centro), média menos desvio padrão (interno) e média mais desvio padrão (externo).

5.2. Análise de Sensibilidade dos Parâmetros

Dois parâmetros foram essenciais nas medições feitas, sendo eles N e K. O parâmetro N é o número de pontos de referência (N) utilizados para descrever o contorno impacta diretamente na resolução da forma e na precisão do modelo. Para esse estudo, seu valor foi fixado como 200; valores baixos (e.g., N = 60), resultaram em contornos grosseiros, enquanto valores altos, (e.g., N = 360), capturaram ruídos indesejados.

Já o multiplicador K controla a sensibilidade aos *outliers*. Valores baixos (e.g., $k = 1,0$) forçam o contorno a ficar igual à média, perdendo os detalhes do paciente. Já valores altos (e.g., $k = 3,0$) ignoram falhas óbvias. O ajuste $k = 1,5$ foi o melhor equilíbrio, corrigindo erros sem perder as características individuais. Testes com $k = 2,0$ foram feitos posteriormente e seus resultados serão expostos nessa seção.

5.3. Análise Quantitativa

A validação quantitativa foi feita comparando-se a máscara de tecido adiposo subcutâneo (TAS) gerada automaticamente com as segmentações de referência (*ground truth*) produzidas por um especialista. A métrica de avaliação adotada foi o índice de Jaccard, também conhecido como Interseção sobre União (IoU), que quantifica a sobreposição entre as duas máscaras.

Foram empregadas duas estratégias principais: 1) substituição dos *outliers* pelos pontos correspondentes da forma média e 2) substituição dos mesmos pelos pontos da forma mais próxima disponível no conjunto de dados. No segundo caso a forma mais próxima de cada forma foi identificada através do cálculo da distância absoluta média entre os raios dos pontos válidos da imagem aberta e os pontos correspondentes no conjunto de máscaras fechadas. Ambas as abordagens utilizaram suavização de pontos baseada no comprimento da falha e padrões da forma.

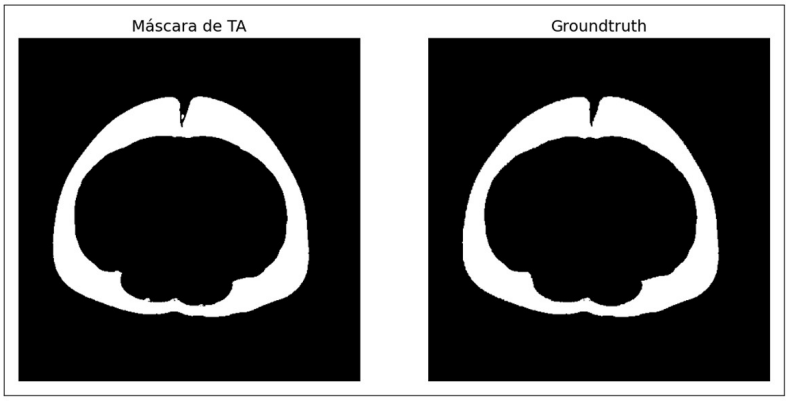


Figura 3. Comparativo visual entre a máscara de TAS obtida pelo método (esquerda) e o ground truth correspondente (direita).

O primeiro método alcançou um IoU médio de 93,31%, enquanto o segundo obteve um IoU médio de 93,38% para o mesmo parâmetro, o que corresponde, em ambos os casos, a uma acurácia de aproximadamente 93,4% no conjunto de imagens avaliadas. Uma terceira abordagem foi testada utilizando a segunda estratégia com o parâmetro k fixado em 2,0. Esta configuração apresentou um desempenho levemente superior às anteriores, alcançando um IoU médio de 0,9356. O resultado sugere que uma menor

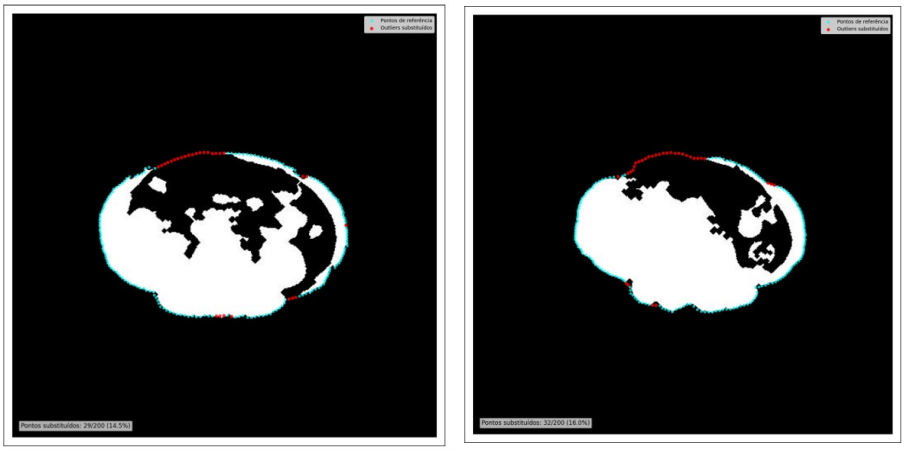
sensibilidade na detecção de *outliers* favoreceu a estabilidade da segmentação para este conjunto específico de imagens.

Estes resultados evidenciam um elevado grau de concordância entre a segmentação automática e o *ground truth*, consolidando a eficácia da reconstrução de contorno como uma etapa de pré-processamento robusta. A alta acurácia obtida demonstra que o método é capaz de mitigar artefatos e descontinuidades, fornecendo uma base confiável para a delimitação precisa do TAS em imagens clínicas.

5.4. Análise Qualitativa

Esta seção demonstra a eficácia do método de reconstrução em máscaras classificadas como "abertas", comparando o contorno original incompleto sobre a imagem de TC com o resultado final processado. Casos com descontinuidades moderadas, como o ilustrado na Figura 4a, evidenciam a capacidade do algoritmo em identificar pontos anômalos e preencher lacunas de forma suave, garantindo a coerência anatômica do modelo.

Mesmo em cenários de maior complexidade e aberturas significativas, como o apresentado na Figura 4b, o modelo estatístico forneceu uma base robusta para a interpolação. O resultado demonstra a viabilidade da abordagem em promover um fechamento completo e plausível do compartimento muscular, validando a robustez da técnica frente a diferentes extensões de falhas na máscara original.



(a) (b)

Figura 4. Exemplos de reconstrução em máscaras abertas: (a) descontinuidades moderadas e (b) abertura extensa.

6. Conclusões e Trabalhos Futuros

Este artigo apresentou uma técnica não supervisionada para a reconstrução de contornos musculares, baseada em um Modelo Estatístico de Forma (SSM), visando mitigar a dificuldade de segmentação do tecido adiposo subcutâneo (TAS). A abordagem apresenta vantagens em relação a métodos supervisionados devido à sua baixa complexidade computacional, poucos parâmetros e independência de grande volume de dados rotulados.

A validação quantitativa demonstrou a alta performance do método, alcançando um IoU médio de 93,4% na segmentação do TAS em relação ao *ground truth*. O método

proposto constitui um passo fundamental no pré-processamento de imagens TC, garantindo uma alta precisão e menor necessidade de intervenção manual.

O método desenvolvido possui algumas limitações como a dependência da base de dados de máscaras "fechadas". O número reduzido de formas de treinamento ou a ausência de variações das máscaras podem limitar a robustez do modelo. Com base nas conclusões e limitações apresentadas, diferentes linhas de pesquisa se mostram promissoras para melhorar e potencializar o trabalho apresentado, incluindo:

- **Aprimoramento do modelo de forma:** Aplicação da Análise de Componentes Principais (PCA) sobre os vetores de coordenadas, permitindo capturar modos de variação anatômica mais complexos e correlacionados.
- **Alinhamento espacial:** Integração da Análise de Procrustes Generalizada (GPA) previamente à construção do modelo, isolando a variabilidade intrínseca da forma para aumentar a precisão geométrica da reconstrução.
- **Detecção adaptativa de *outliers*:** Investigação de um parâmetro multiplicador k dinâmico, que se ajuste automaticamente de acordo com a variabilidade morfológica específica de cada região do contorno (*e.g.*, maior flexibilidade próximo à coluna vertebral).
- **Expansão da aplicabilidade:** Adaptação da metodologia para outros desafios de segmentação em imagens médicas, como a reconstrução de estruturas vasculares com ramificações pouco visíveis ou órgãos parcialmente ocluídos.

Referências

Aubrey, J., Esfandiari, N., Baracos, V. E., Buteau, F. A., Frenette, J., Putman, C. T., and Mazurak, V. C. (2014). Measurement of skeletal muscle radiation attenuation and basis of its biological variation. *Acta Physiologica (Oxford, England)*, 210(3):489–497.

Blåsjö, V. (2005). The isoperimetric problem. *The American Mathematical Monthly*, 112(6):526–566.

Bradshaw, P. T., Ibrahim, J. G., Stevens, J., Cleveland, R., Gould, M. K., Olshan, A. F., and Troester, M. A. (2019). Association of sarcopenia and body composition with recurrence and mortality in patients with nonmetastatic breast cancer. *JAMA oncology*, 5(2):178–186.

Caan, B. J., Cespedes Feliciano, E. M., Prado, C. M., Alexeeff, S., Kroenke, C. H., Bradshaw, P., Quesenberry, C. P., Weltzien, E. K., Castillo, A. L., Olobatuyi, T. A., and Chen, W. Y. (2018). Association of muscle and adiposity measured by computed tomography with survival in patients with nonmetastatic breast cancer. *JAMA Oncology*, 4(6):798–804.

Castiglione, J., Somasundaram, E., Gilligan, L. A., Trout, A. T., and Brady, S. (2021). Automated segmentation of abdominal skeletal muscle on pediatric ct scans using deep learning. *Radiology: Artificial Intelligence*, 3(2):e200130. PMID: 33937859; PMCID: PMC8043356.

Cootes, T. F., Taylor, C. J., Cooper, D. H., and Graham, J. (1995). Active shape modelstheir training and application. *Computer Vision and Image Understanding*, 61(1):38–59.

Hounsfield, G. N. (1980). Computed medical imaging technique: The EMI scanner. *British Journal of Radiology*, 53(628):446–457.

Kamiya, N., Zhou, X., Chen, H., Hara, T., Yokoyama, R., Kanematsu, M., Hoshi, H., and Fujita, H. (2010). A model based method for recognizing psoas major muscles in torso ct images. In *Medical Imaging 2010: Computer-Aided Diagnosis*, volume 7624. SPIE.

Lamecker, H., SeebaSS, M., Hege, H.-C., and Deuflhard, P. (2004). A 3d statistical shape model of the pelvic bone for segmentation. In *Medical Imaging 2004: Image Processing*, volume 5370. SPIE.

Mourtzakis, M., Prado, C. M., Lieffers, J. R., Reiman, T., McCargar, L. J., and Baracos, V. E. (2008). A practical and precise approach to quantification of body composition in cancer patients using computed tomography images acquired during routine care. *Applied Physiology, Nutrition, and Metabolism*, 33(5):997–1006. PMID: 18923576.

Pedrini, H. and Schwartz, W. R. (2007). *Morfologia Matemática, Análise de Imagens Digitais*, volume 1. Cengage Learning.

Rasoulian, A., Rohling, R., and Abolmaesumi, P. (2013). A statistical multi-vertebrae shape plus pose model for segmentation of ct images. In *Medical Imaging 2013: Image Processing*, volume 8669. SPIE.

Ronneberger, O., Fischer, P., and Brox, T. (2015). *U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation*. Springer International Publishing.

TomoVision (2021). *sliceOmatic*. Versão 5.0, Magog, Canadá.

Weston, A. D., Korfiatis, P., Kline, T. L., Philbrick, K. A., Kostandy, P., Sakinis, T., Sugimoto, M., Takahashi, N., and Erickson, B. J. (2019). Automated abdominal segmentation of ct scans for body composition analysis using deep learning. *Radiology*, 290(3):669–679.