SEGMENTAÇÃO 3D DE FISSURAS PULMONARES EM IMAGENS DE TC DO TÓRAX UTILIZANDO TEXTURAS

E. Cavalcanti Neto*, P. C. Cortez *, T. S. Cavalcante *, V. E. Rodrigues**, L. S. Marinho*, M.A. Holanda*

*Universidade Federal do Ceará, Fortaleza, Brasil
**Instituto Federal de Ciência e Tecnologia do Ceará, Fortaleza, Brasil
e-mail: edsoncavalcanti@hotmail.com

Resumo: Entre todos os tipos de câncer, o câncer de pulmão (CP) é o mais comum de todos os tumores malignos. Nesse sentido, com a finalidade de obter uma segmentação da fissura pulmonar mais eficaz, independente das demais estruturas presentes no exame de TC, o presente trabalho realiza a segmentação 3D das fissuras utilizando medidas de textura e Redes Neurais Artificiais (RNA). Os resultados deste trabalho são baseados nos *voxels* classificados como fissura através do método proposto comparando com o padrão ouro definido por um especialista. Os resultados foram analisados utilizando o Coeficiente de Similaridade com taxa de 95,6%, a Sensibilidade com taxa de 71,1% e a Especificidade com taxa de 95,6%. Desta forma, é possível identificar que o trabalho possui um ganho devido a não utilização de segmentação de outras estruturas pulmonares e não necessita de utilização de atlas pulmonares.
Palavras-chave: Fissura, Redes Neurais, Textura

Abstract: *Among all cancers, lung cancer (LC) is the most common of all malignant tumors. In order to obtain a more effective segmentation of pulmonary fissures, independent to other structures present in the CT scan, this paper proposes the segmentation of 3D fissures using texture measures and Artificial Neural Networks (ANN). The results of this study are based on voxels classified as fissure through the proposed method compared to the gold standard set by an expert. The results were analyzed using similarity coefficient rate of 95.6%, the rate sensitivity of 71.1% and specificity of 95.6% rate. Thus, it is possible to identify the job has a gain due to not using segmentation of other pulmonary structures and does not require the use of pulmonary atlas*
Keywords: *Fissure, Neural Network, Texture.*

Introdução

O câncer de pulmão (CP) é o mais comum de todos os tumores malignos, apresentando aumento de 2% por ano na sua incidência mundial. Quanto ao número de mortes é estimado 22.424 sendo 13.698 homens e 8.726 mulheres, o tratamento inicial para esta doença é a lobectomia [1].

Para a cirurgia de lobectomia é importante utilizar informações anatômicas das cavidades do pulmão para o seu planejamento. A anatomia típica do pulmão humano possui cinco divisões distintas chamadas de lóbulos, cujos limites são determinados pelas fissuras. A segmentação 3D dos lóbulos, a partir de imagens de Tomografia Computadorizada(TC), é geralmente obtida através da detecção das fissuras pulmonares. Para superar essas dificuldades, diversos trabalhos na literatura fazem uso de informações anatômicas do pulmão para ajudar a auxiliar na segmentação da fissura pulmonar [2].

Zhang e*t al* [3] utilizam um atlas anatômico do pulmão e um sistema fuzzy para inicializar a segmentação da fissura lobular e emprega um outro sistema *fuzzy* juntamente com pontos inseridos manualmente que servem como base para identificar a fissura pulmonar, ou seja, depende diretamente do atlas anatômico do pulmão e da interação com o usuário que insere pontos para segmentação final. Pu e*t al* [4] fazem uso de um modelo geométrico para realizar a segmentação inicial da fissura, após aplicar um filtro de suavização Laplaciano e realiza um processamento na imagem resultante através de método estatístico de forma a obter uma aproximação da fissura na imagem de TC, o que torna um algoritmo dependente do modelo geométrico que pode variar dependendo do pulmão em análise. Já, Sapthagirivasan e*t al* [5] utilizam uma filtragem para realçar as árvores vasculares e brônquicas de forma a identificar o local das fissuras e então aplica uma transformada *wavelet* baseada em uma árvore dupla complexa 2D para encontrar as curvaturas das fissuras. Com base no local e nas curvaturas, é realizado uma busca para a fissura pulmonar, ou seja, o algoritmo depende de uma prévia identificação das árvores vasculares e brônquicas, além do resultado da identificação das curvaturas através transformada *wavelet*. Lassen e*t al* [6] utilizam segmentação dos vasos sanguíneos e um filtro de realce através dos autovalores da matriz hessiana para realizar a segmentação da fissura, dependendo também de uma prévia segmentação da árvore vascular.

Nesse contexto, observa-se que a segmentação das fissuras geralmente é baseada em um modelo genérico pré-definido que não considera a individualidade da anatomia de cada paciente. Quando não baseada nesses modelos, a segmentação das fissuras baseia-se no resultado de algoritmos de detecção e segmentação de outras estruturas, como vasos sanguíneos ou vias aéreas. Vale ressaltar que esses algoritmos possuem algum grau de erro que podem chegar a comprometer a segmentação das fissuras.

Nesse sentido, com o intuito de obter uma segmentação 3D da fissura totalmente independente de modelos anatômicos e da segmentação das demais estruturas existentes no exame de TC, o presente trabalho tem por objetivo realizar a segmentação 3D de fissuras utilizando apenas medidas de textura baseado em Haralick [7], Redes Neurais Artificiais (RNA) e morfologia matemática.

Fundamentação Teórica

As imagens utilizadas neste trabalho fazem parte de um banco de imagens de TC disponibilizadas para fins acadêmicos por LOLA11 em

http://lola11.com/. O LOLA11 consiste em um banco de dados de imagens de TC de tórax, com anormalidades diferentes, que são utilizadas como base para avaliação de algoritmos de segmentação de estruturas pulmonares. Lassen *et al* utilizam o banco LOLA11 para validação do método de segmentação de lóbulos pulmonares.

Textura - As texturas podem ser interpretadas como relações espaciais e arranjos de elementos básicos de uma imagem. Em geral, são utilizadas para indicar propriedades intrínsecas de superfícies ou regiões, principalmente as que apresentam uma variação suave de nível de cinza, sendo tão pequenas que não conseguem separar objetos na resolução observada [7].

Neste trabalho, a extração das características de texturas é realizada por meio de estatísticas de segunda ordem, baseado na repetição de pares de *pixels* proposto por Haralick [7]. As estatísticas de segunda ordem são calculadas com base na função de probabilidade da co-ocorrência de dois pares de pixels na imagem. Esta função de probabilidade é também definida como matriz de co-ocorrência $P(i, j \mid d, \theta)$ dada por

$$P(i,j \mid d,\theta) = \frac{\left| \left\{ \begin{array}{cc} & I(k,l) = i \\ & I(m,n) = j \\ [\vec{u}(k,l), \vec{v}(m,n)]; & (k,l);(m,n) \in M \times N \\ & \vec{d} = d\angle\theta = (d\cos\theta, d\sin\theta) \\ & \vec{v} = \vec{u} + \vec{d} \end{array} \right\} \right|}{(M - dx)(N - dy)} \quad (1)$$

em que *i* e *j* são, respectivamente, a intensidade de dois pixels localizados em (*k*, *l*) e (*m*, *n*), separados por uma distância d na orientação de θ com a horizontal.

A partir da definição de matriz de co-ocorrência, é possível definir a matriz *S* de dependência espacial do nível de cinza (SGLDM - *Spatial Gray Level Dependence Matrix*) [7]

$$S = \frac{S_0 + S_{45} + S_{90} + S_{135}}{4} \quad (2)$$

em que,

$$S_\theta(i, j \mid d) = \frac{P(i, j \mid d, \theta) + P(i, j \mid d, \theta)'}{2} \quad (3)$$

De posse desta matriz, é possível calcular as medidas de texturas definidas por Haralick [8]:

- Contraste (C)

$$C = \sum_{ij} (i - j)^2 S(i, j) \quad (4)$$

- Homogeneidade (H)

$$H = \sum_{ij} \frac{S(i, j)}{1 + (i - j)^2} \quad (5)$$

- Energia (En)

$$En = \sum_{ij} S(i, j)^2 \quad (6)$$

- Máxima Probabilidade (MAX)

$$MAX = \max(S(i, j)) \quad (7)$$

- Entropia (Ent)

$$Ent = -\sum_{ij} S(i, j).\log_2(S(i, j)) \quad (8)$$

- Correlação (Corr)

$$Corr = \frac{\sum_{ij} i.j.S(i, j) - \mu_i.\mu_j}{\sigma_i \sigma_j} \quad (9)$$

- Autocorrelação (A)

$$A = \sum_{ij} i.j.S(i, j) \quad (10)$$

- Covariância (Cov)

$$Cov = \sum_{ij} (i - \mu_i)(j - \mu_j).S(i, j) \quad (11)$$

- Proeminência (P)

$$P = \sum_{ij} (i - \mu_i + j - \mu_j)^3.S(i, j) \quad (12)$$

- Sombra (S)

$$S = \sum_{ij} (i - \mu_i + j - \mu_j)^4.S(i, j) \quad (13)$$

Rede MLP - O classificador MLP (*Multilayer Perceptron*) consiste em uma rede em cascata com a camada de entrada, camada oculta e camada de saída [8].

O princípio do treinamento da MLP consiste em calcular a saída dos neurônios das camadas ocultas através de uma estimativa do efeito que estas camadas causam no erro dos neurônios da camada de saída [8]. Dessa maneira, o erro na camada de saída do classificador é retropropagado para as camadas ocultas, possibilitando o aperfeiçoamento dos valores dos pesos entre as camadas.

A detecção da fissura utilizada neste trabalho utiliza como entradas da MLP as 10 métricas de textura descritas na seção anterior. Desta forma a rede utilizada possui uma camada de entrada com 10 atributos, uma camada oculta com 60 neurônios e uma camada de saída com 2 neurônios, sendo o primeiro neurônio para detectar positivamente a fissura e o segundo neurônio o oposto do primeiro.

Na fase de treinamento foi formado um banco de dados com 28000 conjuntos de atributos provenientes de 60 imagens selecionadas aleatoriamente do banco de imagens LOLA11. São atribuídos aos *voxels* selecionados um rótulo igual a 1 caso o mesmo represente parte de uma fissura, e rótulo igual a -1 caso contrário. Desta forma o banco de dados é composto pelas 10 medidas de texturas descrita na seção da Textura, seguidas do rótulo atribuído. A rede utilizada foi treinada por 150 épocas com uma taxa de aprendizagem □= 0,2.

Metodologia

O algoritmo proposto neste trabalho consiste inicialmente na segmentação do pulmão e filtragem Gaussiana 3D. Em seguida é realizada a classificação da MLP baseado em texturas para detecção de regiões semelhantes a fissuras, e por fim é aplicada uma etapa de pós-processamento que consiste em uma análise de componentes conectados e operações de morfologia matemática.

A segmentação da área do pulmão foi processada baseada no algoritmo de [9]. O método é iniciado com uma análise da imagem de TC, ver Figura 1a, para identificar a semente e após realizar um crescimento de região com um limiar fixo.

Após segmentar os pulmões, é realizada uma filtragem gaussiana 3D com o objetivo de suavizar os componentes de alta frequência da imagem. Neste

trabalho foi aplicado um filtro gaussiano com μ=1mm e máscara de 3x3x3.

Para etapa de detecção de fissura, é utilizada uma rede MLP conforme procedimento descrito na seção Rede MLP, na qual são submetidos os atributos calculados.

Para cada voxel pertencente ao pulmão é estabelecida uma sub imagem de dimensões 11x11, centralizada no voxel em questão. Dessa forma, para o cálculo da matriz de co-ocorrência, com base na equação 1, são formados 120 pares de *voxels* considerando o *voxel* central e cada um dos *voxels* da sub imagem estabelecida. Em seguida a matriz de dependência espacial é definida, e baseada nesta, as 10 medidas de texturas utilizadas neste trabalho são calculadas de acordo com a equação 2. Estas são utilizadas como entradas da MLP e o resultado da classificação pode ser observada na Figura 1b.

Na etapa de pós-processamento para a remoção de ruídos e falsos positivos gerados pela MLP, é utilizada uma técnica de análise de componentes conectados, em que estruturas com volume menor do que 1000 *voxels* são eliminadas, ver Figura 1c.

a) b) c)

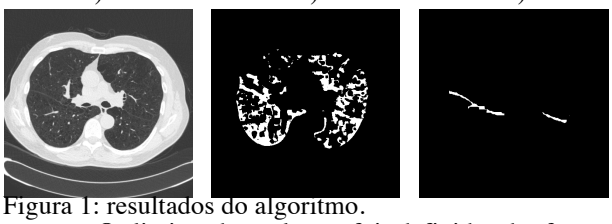

Figura 1: resultados do algoritmo.

O limiar do volume foi definido de forma empírica através da análise dos exames. Por fim, é realizado um fechamento na imagem, com o intuito de conectar algumas lacunas menores presentes na detecção das fissuras.

Exame	Es (%)	S (%)	CS (%)
1	95,635	84,550	95,621
2	99,072	59,086	99,024
3	95,326	76,885	95,320
4	97,028	78,846	97,024
5	97,897	48,925	97,831
6	93,467	89,589	93,465
7	95,918	84,102	95,909
8	92,334	69,510	92,318
9	97,293	62,286	97,278
10	92,273	92,581	92,273

Avaliação do Método – Na avaliação de algoritmos aplicados a imagens médicas, alguns autores chegam a um padrão-ouro por meio da expertise de médicos especialistas e validam algoritmos com base na comparação visual ou obtenção de taxas de acerto entre os resultados obtidos e os resultados apresentados no padrão ouro.

Neste trabalho, para obtenção do padrão-ouro, um total de 15 imagens, representativas de todas as regiões dos pulmões de 10 exames do LOLA11 são analisadas por dois médicos especialistas.

Os resultados apresentados neste trabalho, são baseados nos *voxels* definidos como fissura após a etapa de pós-processamento. Desta forma cada *voxel* é classificado antes e depois do pós-processamento em uma das categorias seguintes, Verdadeiro Positivos (VP) que consistem nos *voxels* que constam no padrão ouro como fissura e classificados como fissura pelo algoritmo.

Verdadeiro Positivos (VN) que consistem em *voxels* que não constam no padrão ouro como fissura e não são classificados como fissura pelo algoritmo. Falso Positivos (FP) que consistem em *voxels* que não constam no padrão ouro como fissura e são classificados como fissura pelo algoritmo. Falso Negativos (FN) que consistem em v*oxels* que constam no padrão ouro como fissura e não são classificados como fissura pelo algoritmo.

Por fim, é calculado o Coeficiente de Similaridade (CS) e Sensibilidade (S) e Especificidade (Es) dados por:

$$CS = \frac{VP+VN}{VP+VN+FP+FN} \quad (11)$$

$$S = \frac{VP}{VP+FN} \quad (12)$$

$$Es = \frac{VN}{VN+FP} \quad (13)$$

Resultados

A partir do padrão ouro das 15 imagens analisadas pelos especialistas, o algoritmo foi processado e o resultado das imagens das fissuras foram analisadas.

Uma abordagem possível para o levantamento do resultado, consiste em calcular as detecções totais não fazendo distinção entre exames. Desse modo, no total após a etapa do processamento houveram 25.836 classificações *VP*, 47.593.096 *VN*, 2.177.977 *FP* e 10.451 *FN*. As taxas de acerto do classificador é ilustrada na Tabela 1.

Tabela 1: Resultado do classificador.

	Taxa (%)
CS	**95,6**
Es	**95,6**
S	**71,1**

Ressalta-se o excelente desempenho do algoritmo ao observar as taxas de *CS* e *Es*. Baseado no valor do *CS*, percebe-se que o resultado obtido está bem próximo do cenário desejado, já em relação a *Es* conclui-se que o algoritmo define bem estruturas que não são fissuras.

Tabela 2: Resultado por exame.

Na tabela 2 é ilustrado uma outra abordagem de analisar o resultado do algoritmo através das taxas calculadas para cada um dos exames baseados nos resultados da classificação da MLP

A sensibilidade obteve a menor taxa entre as três, porém ainda se mostra uma taxa satisfatória, uma vez que a classificação é realizada a nível de *voxel*. Logo, mesmo que a fissura detectada pelo algoritmo não possua todos os *voxels*, ainda é possível obter uma representação da fissura pulmonar satisfatória.

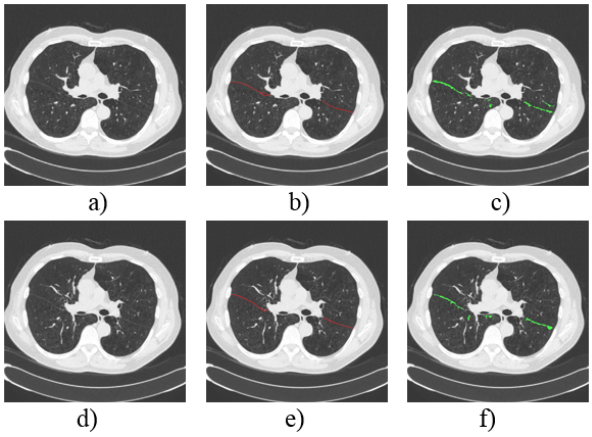

Figura 2: a) e d) imagens originais de TC, b) e e) imagens marcadas pelo especialista e c) e f) as imagens resultantes do processamento.

A partir da Figura 2 é possível observar que o resultado da classificação da fissura pelo algoritmo proposto é satisfatório, pois está bem próximo ao segmentado pelo especialista.

Conclusão

Este trabalho aborda um método computacional para a detecção automática de fissuras pulmonares em imagens de TC do tórax. O método proposto consiste na análise de padrões de textura de segunda ordem, classificadas por uma rede neural MLP e posteriormente pós-processada utilizando análise de componentes conectados e morfologia matemática. As imagens utilizadas neste trabalho são provenientes do banco de imagens LOLA11 disponível em http://lola11.com.

Para quantificação de resultados foram levantados a quantidade de detecções *VP*, *VN*, *FP* e *FN*, e posteriormente calculadas as taxas de sensibilidade, especificidade e coeficiente de similaridade. Foram obtidos resultados satisfatórios com taxas *CS* = 95,6\%, *S* = 71,1% e *Es* = 95,6%, obtendo assim uma elevada taxa de acerto para o classificador.

Por fim, para trabalhos futuros, sugere-se realizar a segmentação dos lóbulos baseado na detecção da fissura proposta neste trabalho.

Agradecimentos

Ao CNPq por incentivo e apoio à esta pesquisa. Ao LESC - Laboratório de Engenharia de Sistemas Computação pelo apoio à esta pesquisa.

Referências

[1] Instituto Nacional do Câncer – INCA – *Câncer do pulmão* [internet]. 2014 Disponível em: http://www.inca.gov.br/estimativa/2014.

[2] Kumar S. N., Kavitha V., Automatic segmentation of lung lobes and fissures for surgical planning, in International Conference on Emerging Trends in Electrical and Computer Technology, 2011.

[3] Zhang L, Hoffman EA, Reinhardt JM. Atlas-driven lung lobe segmentation in volumetric x-ray CT images. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2006, 25(1):1-15.

[4] Pu J, Leader JK, Zheng B, Knollmann F, Fuhrman C, Sciurba FC, Gur D. A computational geometry approach to automated pulmonary fissure segmentation in CT examinations. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2009, 28(5):710-719.

[5] Sapthagirivasan V, Mahadevan V. Denoising and fissure extraction in high resolution isotropic CT images using Dual Tree Complex Wavelet Transform. In: 2nd International Conference on Software Technology and Engineering (ICSTE); 2010 p.v1-362-366.

[6] Lassen B, van Rikxoort EM, Schmidt M, Kerkstra S, van Ginneken B, Kuhnigk JM. Automatic Segmentation of the Pulmonary Lobes From Chest CT Scans Based on Fissures, Vessels, and Bronchi. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2013, 32(2):210-222.

[7] Haralick, R. Statistical and structural approaches to texture, Proceedings of IEEE 67: p786-804, 1979.

[8] Haykin S. O., Neural Networks and Learning Machines. Pearson Prentice Hall, 2008.

[9] Kuhnigk JM. Quantitative analysis of lung morphology and function in computed tomographic images [tese]. Bremen: Center for Medical Image Computing; 2008.