

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J1905447

基于改进的活动轮廓模型的胸膜接触型肺结节分割*

陈业航¹, 李智^{1,2}, 冯宝^{2,3}, 陈相猛³, 龙晚生³

(1. 桂林电子科技大学电子工程与自动化学院 桂林 541004; 2. 桂林航天工业学院电子信息与自动化学院 桂林 541004; 3. 中山大学附属江门市中心医院放射科 江门 529000)

摘要:针对胸膜接触型肺结节由于亮度不均匀、边界模糊、与胸膜接触部分对比度极低等特点造成的分割准确率低的问题,提出一种改进的活动轮廓模型的分割算法。首先,构建结合小波能量和局部二值模式(LBP)的特征向量,利用小波的多尺度特性和LBP特征表征肺结节与背景组织的差异性;然后,提出结合小波能量和LBP特征的模糊K-近邻算法,计算鲁棒速度函数中的隶属度;最后,将鲁棒速度函数引入到活动轮廓模型中,当轮廓曲线位于肺结节边界时,该鲁棒速度函数趋近0,轮廓曲线停止演变,从而完成胸膜接触型肺结节的分割。实验结果表明,所提出的模型得到的真阳性率为0.90、假阳性率为0.06和相似度为0.85,非常接近于临床专家手动分割的理想结果。

关键词: 胸膜接触型肺结节;模糊K-近邻;活动轮廓模型;鲁棒速度函数;肺结节分割

中图分类号: TP391.41 TH7 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.6040

Pleural contact pulmonary nodule segmentation based on improved active contour model

Chen Yehang¹, Li Zhi^{1,2}, Feng Bao^{2,3}, Chen Xiangmeng³, Long Wansheng³

(1. School of Electronic Engineering and Automation, Guilin University of Electronic Technology, Guilin 541004, China;

2. School of Electronic Information and Automation, Guilin University of Aerospace Technology, Guilin 541004, China;

3. The Department of Radiology, The Affiliated Jiangmen Hospital of Sun Yat-sen University, Jiangmen 529000, China)

Abstract: For the type of pleural connected pulmonary nodule, the segmentation accuracy is low due to fuzzy boundary, intensity inhomogeneity and low contrast between the pleural part and pulmonary nodule part. To solve this problem, an improved active contour model is proposed. First, the eigenvector with the combination of wavelet energy and local binary mode (LBP) is constructed to enhance the dissimilarities between pulmonary nodule and other tissues, such as pulmonary parenchyma and pleura. Secondly, the membership degree of robust speed function is calculated by the fuzzy K-nearest neighbor method which combines wavelet energy feature and LBP feature. Thirdly, the robust speed function is introduced into the active contour model. At the boundary of the pulmonary nodule, the robust speed function is close to 0. The evolution of the active contour curve stops, and the segmentation results of pleural connected pulmonary nodule are obtained. Experimental results show that the proposed model has a true positive rate of 0.90, a false positive rate of 0.06 and a similarity of 0.85. These results are very close to the ideal result of manual segmentation by clinical experts.

Keywords: pleural contact pulmonary nodules; fuzzy K-nearest neighbor (KNN); active contour model; robust speed function; pulmonary nodules segmentation

0 引言

肺癌是全世界范围内发病率和死亡率最高的恶性肿

瘤之一^[1],早期肺癌表现为肺结节。随着低剂量计算机断层扫描(computed tomography, CT)胸部筛查的广泛应用,肺结节的检出率大增,如何快速、高效、准确地对肺结节进行定量评估是胸部影像专家面临的难题之一^[2]。胸

膜接触型肺结节是指出现在胸膜附近并且与胸膜发生接触的肺结节,此时癌细胞极容易侵犯到胸膜淋巴管组织,从而通过引流淋巴道转移到其他远处部位,导致肿瘤 TNM 分期从 T1 期提高到 T2 期^[3]。在对胸膜接触型肺结节进行 CT 影像诊断时,仅靠肺结节与胸膜的接触程度难以评估癌细胞是否发生远处转移,而充分利用肺结节的大小、密度、边缘等内部特征更容易反映癌细胞活跃程度,进而更可靠地对癌细胞的远处转移风险进行定量评估。为了提高胸膜接触型肺结节定量评估的准确性,准确分割肺结节边界是一个重要的预处理步骤^[4]。然而由于肺结节与胸膜发生不同程度的接触,导致肺结节与胸膜接触部分对比度极低,且肺结节本身具有内部密度不均匀、边界模糊等特点,因此如何准确分割胸膜接触型肺结节仍然是当前临床中的研究热点之一。

近年来,国内外学者围绕着肺结节边界模糊、对比度低的问题已经提出了大量的分割方法,其中基于活动轮廓模型(active contour models, ACM)的分割方法将图像分割问题转化为求解与三维水平集函数有关的偏微分方程数值问题,并且具有获得平滑闭合曲线和实现曲线拓扑结构变化等优点,在图像分割方面取得了广泛的应用^[5-8]。活动轮廓模型主要有边界活动轮廓模型和区域活动轮廓模型。边界活动轮廓模型的核心思想是使用局部边缘信息(如梯度信息)将轮廓曲线吸引到目标边界^[9-10];区域活动轮廓模型的核心思想是利用轮廓曲线内外的统计信息驱动轮廓曲线向目标边界演变^[11-12]。陈侃等^[13]提出一种基于模糊速度函数的活动轮廓模型对非实性肺结节和血管粘连型肺结节进行分割。Li 等^[14]提出一种结合基于概率密度函数的相似距离和多特征聚类的自适应局部活动轮廓模型对亚实性肺结节和血管粘连型肺结节进行分割。冯宝等^[15]提出一种结合小波能量和汉森形状指数的活动轮廓模型完成对血管粘连型部分实性肺结节中实性成分的分割。Li 等^[16]提出一种小波自适应局部能量和基于后验概率的速度函数的活动轮廓模型分割非实性肺结节。但是,由于胸膜接触型实性肺结节在接触部位,肺结节边界与胸膜之间具有极低的对比度,因此其梯度变化并不明显,基于梯度信息的分割方法容易导致边界泄漏。此外肺结节本身(如胸膜接触型非实性肺结节)也具有边界模糊和内部亮度不均匀等特点,上述方法很难准确分割胸膜接触型的肺结节。

针对胸膜接触情况下的肺结节,Kostis 等^[17]利用形态学“滚球”法获取平滑的肺实质轮廓,从而将胸膜接触型肺结节转化为孤立型肺结节。Awad 等^[18]使用 Otus 多阈值法和形状约束法获得肺实质轮廓,然后利用基于稀疏场的活动轮廓模型在肺实质中对肺结节进行分割。Keshani 等^[19]使用两个 45° 的旋转窗口将胸膜接触型肺结节转化为孤立型肺结节,再利用活动轮廓模型进行细

分割。Pu 等^[20]首先使用移动立方体算法和主曲率分析法获得肺实质轮廓,然后利用基于径向基函数的隐式曲面实现对肺结节分割。然而对于宽基底的胸膜接触型肺结节,由于接触部位较宽导致其曲率变化并不明显,在利用曲率来区分边界时容易发生过分割从而导致边界泄漏。此外,近些年一些学者也将深度神经网络应用在肺结节分割上。Wang 等^[21]提出一种中央聚焦的卷积神经网络从 CT 图像中分割不同类型的肺结节。Alakwaa 等^[22]使用 3D 卷积神经网络对肺结节进行分割与检测。

为了解决不同接触情况下的胸膜接触型肺结节分割问题,本文提出一种改进的活动轮廓模型的分割算法。首先,利用肺结节在 CT 影像上具有内部亮度不均匀而胸膜、肺实质等正常组织内部亮度均匀这一先验信息,结合小波变换,将图像的亮度信息转变成小波能量,利用小波多尺度特性来加强肺结节与肺实质、胸膜等组织的区分;其次,利用肺结节与胸膜、肺实质等组织内部纹理信息的差异性,引入局部二值模式(local binary patterns, LBP)特征表征肺结节内部由于癌细胞的集聚而导致的结节内部纹理的变化,从纹理特征角度提高对肺结节与胸膜、肺实质等组织的区分;然后,针对肺结节与胸膜接触部位具有极低对比度的特点(尤其是宽基底肺结节),放弃基于梯度信息的边界停止函数构建方式,结合模糊 K 近邻(fuzzy K-nearest neighbor, F-KNN)方法,计算结合小波能量特征和 LBP 特征的鲁棒速度函数中的隶属度,并将鲁棒速度函数引入活动轮廓模型。当轮廓曲线位于肺结节边界时,鲁棒速度函数趋近 0,轮廓曲线停止演变,完成胸膜接触型肺结节的准确分割。

1 改进的活动轮廓模型的胸膜接触型肺结节分割方法

图 1 所示为不同接触面情况下胸膜接触型肺结节。由于胸膜接触型实性肺结节的边界与胸膜之间具有极低的对比度(见图 1(b)和(c)),胸膜接触型非实性肺结节的边界与肺实质之间也具有较低的对比度(见图 1(a)),此外肺结节本身也具有边界模糊和内部亮度不均匀等特点,因此单纯基于梯度或者基于区域的分割方法容易导致分割结果出现边界泄漏的问题。

为了准确分割不同接触情况下的胸膜接触型肺结节,本文提出一种鲁棒速度函数引导下的活动轮廓模型分割方法。该算法的流程如图 2 所示,图 2 中的虚线方框是本文的主要处理步骤。

1.1 活动轮廓模型中的隶属度

本文采用结合小波能量特征和 LBP 特征的 F-KNN 分类算法,计算鲁棒速度函数中的隶属度。首先,结合小波能量和 LBP 特征构造特征向量;然后,采用 F-KNN 分

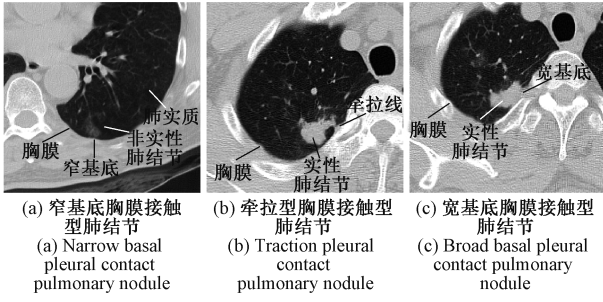


图 1 胸膜接触型肺结节

Fig.1 Pleural contact pulmonary nodules

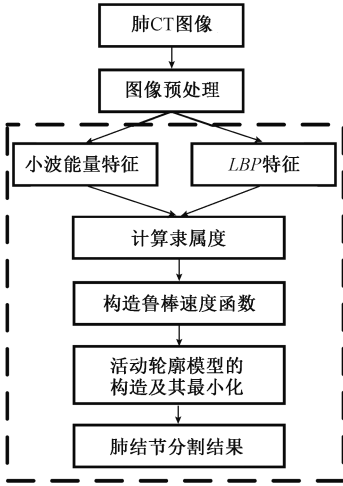


图 2 本文分割方法流程

Fig.2 Algorithm architecture for the segmentation method

类算法构造肺结节图像的隶属度矩阵。

针对肺结节在 CT 影像上内部亮度不均匀的特点,结合小波变换,将图像的亮度信息转变成小波能量,利用小波多尺度特性加强肺结节与肺实质、胸膜等组织的区分^[15]。定义像素 (x, y) 的小波能量为:

$$W(x, y) = E_A(x, y) + E_H(x, y) + E_V(x, y) + E_D(x, y) \quad (1)$$

式中: $E_A(x, y)$ 、 $E_H(x, y)$ 、 $E_V(x, y)$ 和 $E_D(x, y)$ 分别是图像的近似细节小波能量、水平细节小波能量、垂直细节小波能量和对角细节小波能量,定义如下:

$$\begin{cases} E_A(x, y) = \sum_{r, s \in Z} (D_A(x, y))^2 K(x - r, y - s) \\ E_H(x, y) = \sum_{r, s \in Z} (D_H(x, y))^2 K(x - r, y - s) \\ E_V(x, y) = \sum_{r, s \in Z} (D_V(x, y))^2 K(x - r, y - s) \\ E_D(x, y) = \sum_{r, s \in Z} (D_D(x, y))^2 K(x - r, y - s) \end{cases} \quad (2)$$

式中: $D_A(x, y)$ 是低频小波系数; $D_H(x, y)$ 、 $D_V(x, y)$ 和 $D_D(x, y)$ 均是高频小波系数; Z 是整数的集合; r 和 s 分别是邻域像素的横坐标和纵坐标; $K(\cdot)$ 是高斯核函数。

与胸膜和肺实质等组织相比,由于肺结节内部癌细胞的集聚程度不同而导致结节内部密度的不均匀变化,使得肺结节表现出更丰富的纹理信息。而 LBP 纹理特征不仅可以反映肺 CT 图像的局部细小特征和图像边缘的细节(如血管、胸膜等),还可以将纹理特征的分布情况进行实时反映,加强区分肺结节与胸膜组织的边界。像素 (x, y) 的 LBP 特征可定义为^[23]:

$$LBP(x, y)_{p, R} = \sum_{p=0}^{P-1} s(g_p - g_c) 2^p \quad (3)$$

式中: $LBP(x, y)_{p, R}$ 表示在像素 (x, y) 半径为 R 的圆形领域像素空间内选取 P 个采样点进行 LBP 计算; g_c 为像素点 (x, y) 的像素值; g_p 为邻域像素值。 $s(h)$ 表示一个二值函数,定义如下:

$$s(h) = \begin{cases} 1, & h > 0 \\ 0, & h \leq 0 \end{cases} \quad (4)$$

为了获得不受旋转影响的 LBP 特征,可定义:

$$LBP_{p, R}^i = \min \{ ROR(LBP_{p, R}, i) \mid i = 0, 1, \dots, P-1 \} \quad (5)$$

式中: $ROR(x, i)$ 是对数值 x 绕圆形向后逐位移动 i 次, x 由 P 位组成。

图 3 所示为小波能量和 LBP 特征,从图 3(c)可以看出,小波能量特征可以增强肺结节与肺实质的区分;图 3(d)和(e)是肺结节和胸膜边界的 LBP 特征,可以看出在肺结节与胸膜边界处的 LBP 值为 15,可以有效区分肺结节与胸膜组织的边界。但单一使用图像的小波能量特征和 LBP 特征很难将肺结节从背景中分离出来,又由于肺结节边界具有模糊的特性,考虑使用结合小波能量特征和 LBP 特征构建特征向量 X , 并利用 F-KNN 算法计算像素点的隶属度,进一步加强肺结节与周围背景的区分。

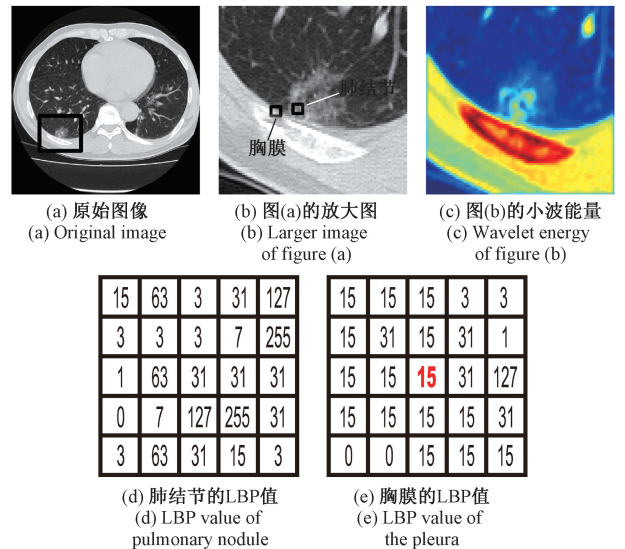


图 3 小波能量特征和 LBP 特征

Fig.3 The wavelet energy feature and LBP feature

F-KNN 算法主要包括 3 个步骤。首先将训练样本的类别信息模糊化得到类隶属度,然后计算待分类样本与训练样本的欧氏距离得到 k 个邻居;最后通过 k 个邻居的类隶属度以及距离权重来确定待分类样本类隶属度^[24]。

假设 $T = \{(\mathbf{a}_i, c_i) \mid i = 1, \dots, N\}$ 为训练样本,其中 N 为样本的个数,每个样本 $\mathbf{a}_i$ 都是由小波能量特征和 LBP 特征构建的特征向量,其中 $\mathbf{a}_i \in X$ 。 c_i 是 $\mathbf{a}_i$ 对应的类别。 $C = \{c_l \mid l = 1, \dots, M\}$ 表示所有类别组成的集合。对于待分类样本 $\mathbf{a}_s$,利用欧氏距离在训练集中找出它的 k 个邻居,记为 $\Phi_s = \{(\mathbf{a}_s^j, c_s^j) \mid j = 1, \dots, k\}$ 。则待分类样本的类隶属度可定义为:

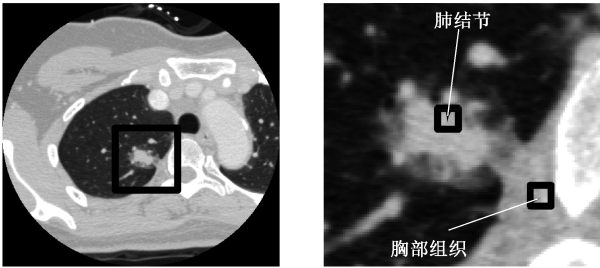
$$u_l(\mathbf{a}_s) = \frac{\sum_{j=1}^k u_{lj} \left(\frac{1}{\|\mathbf{a}_s - \mathbf{a}_s^j\|^{2/(m-1)}} \right)}{\sum_{j=1}^k \left(\frac{1}{\|\mathbf{a}_s - \mathbf{a}_s^j\|^{2/(m-1)}} \right)} \quad l = 1, \dots, M \quad (6)$$

式中: m 为模糊权重系数,表征样本与其 k 个邻居距离的重要程度。上式中 u_{lj} 的定义为:

$$u_l(\mathbf{a}_s^j) = \begin{cases} 0.51 + (n_l/k) \times 0.49, & l = c_s^j \\ (n_l/k) \times 0.49, & l \neq c_s^j \end{cases} \quad (7)$$

式中: n_l 表示 $\mathbf{a}_s^j$ 属于第 l 类的邻居个数。F-KNN 最终得到特征向量 $\mathbf{a}_s$ 属于每一种类别的隶属度,根据 $u_l(\mathbf{a}_s)$ 可得像素 (x, y) 属于肺结节的隶属度 $u(x, y)$ 。

图 4 所示为胸膜接触型肺结节和背景的灰度值和隶属度。从图 4(c)、(d)、(e1)和(d1)可以看出,使用灰度值很难将肺结节从背景中分离开来。而从图 4(e)、(f)、(e1)和(f1)可以明显看出,肺结节的隶属度大于 0.5,而背景的隶属度小于 0.5,说明该隶属度可加强肺结节与背景的区别。



(a) 实性肺结节CT原图
(a) Original CT image of solid pulmonary nodule
(b) 肺结节区域的放大图
(b) Larger image of pulmonary nodule

209	210	209	207	207
204	206	202	206	209
199	200	200	200	200
208	205	202	200	200
217	213	208	208	210

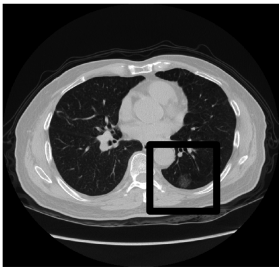
(c) 实性肺结节的灰度值
(c) Gray value of solid pulmonary nodule

205	205	197	195	196
195	194	195	198	198
195	193	190	191	192
195	189	185	184	185
188	191	194	191	188

(d) 胸膜组织的灰度值
(d) Gray value of pleural tissue

0.77	0.90	0.96	0.98	0.97
0.58	0.83	0.91	0.94	0.96
0.75	0.90	0.92	0.93	0.93
0.92	0.95	0.95	0.95	0.97
0.90	0.98	0.98	0.97	0.98

(e) 实性肺结节的隶属度
(e) Membership degree of solid pulmonary nodule



(g) 非实性肺结节CT原图
(g) Original CT image of non-solid pulmonary nodule

74	69	70	65	65
82	79	71	70	64
91	78	75	72	70
91	81	76	78	79
84	74	79	81	84

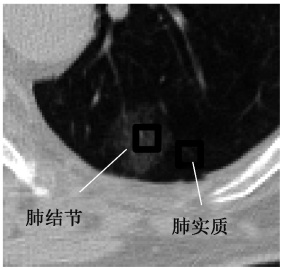
(i) 非实性肺结节的灰度值
(i) Gray value of non-solid pulmonary nodules

0.85	0.86	0.78	0.74	0.58
0.90	0.89	0.91	0.85	0.77
0.95	0.92	0.91	0.93	0.87
0.98	0.94	0.94	0.91	0.92
0.98	0.97	0.93	0.95	0.91

(k) 非实性肺结节的隶属度
(k) Membership degree of non-solid pulmonary nodule

0.01	0.00	0.01	0.01	0.02
0.01	0.02	0.02	0.03	0.03
0.02	0.05	0.11	0.13	0.16
0.08	0.14	0.22	0.28	0.28
0.11	0.22	0.31	0.32	0.29

(f) 胸膜组织的隶属度
(f) Membership degree of pleural tissue



(h) 肺结节区域的放大图
(h) Larger image of

64	58	47	48	44
66	66	51	44	52
52	64	66	52	50
48	63	71	61	54
44	49	54	57	60

(j) 肺实质的灰度值
(j) Gray value of lung parenchyma

0.03	0.03	0.02	0.00	0.00
0.07	0.09	0.06	0.03	0.00
0.06	0.10	0.08	0.06	0.02
0.01	0.09	0.11	0.06	0.03
0.00	0.02	0.06	0.05	0.03

(l) 肺实质的隶属度
(l) Membership degree of lung parenchyma

图 4 肺结节和背景的灰度值和隶属度

Fig.4 Gray values and membership degree of a pulmonary nodule

1.2 活动轮廓模型中的鲁棒速度函数

在理想的情况下,肺结节的隶属度大于 0.5,在肺结节边界处隶属度近似等于 0.5,而胸膜组织和肺实质等背景的隶属度小于 0.5。为了使得轮廓曲线在肺结节边界处停止演变,轮廓曲线向内演变的鲁棒速度函数 $V_1(x, y)$ 、轮廓曲线向外演变的鲁棒速度函数 $V_2(x, y)$ 和反映轮廓边界的鲁棒速度函数 $V_3(x, y)$ 必须满足:在肺结节边界处,鲁棒速度函数约等于 0;在远离肺结节边界处,

鲁棒速度函数越来越大;在趋近肺结节边界处,鲁棒速度函数越来越小。

在本文提出的模型中 $V_1(x, y)$ 、 $V_2(x, y)$ 和 $V_3(x, y)$ 分别定义为:

$$\begin{cases} V_1(x, y) = |e^{-t_1[u(x, y) - 0.5]} - 1| \\ V_2(x, y) = |e^{-t_2[0.5 - u(x, y)]} - 1| \\ V_3(x, y) = e^{t_3[(u(x, y) - 0.5)^2]} - 1 \end{cases} \quad (8)$$

式中: t_1 、 t_2 和 t_3 为大于 0 的常数。图 5 所示为实性肺结节和非实性肺结节中的鲁棒速度关系。图 5(b) 和 5(d) 分别展示了轮廓曲线向内演变的鲁棒速度函数 V_1 、轮廓曲线向外演变的鲁棒速度函数 V_2 和反映轮廓边界的鲁棒速度函数 V_3 在图 5(a) 中 AB 线段上和图 5(c) 中 CD 线段上的曲线图。从图 5(b) 和 (d) 以看出,在实性肺结节与肺实质的边界点 A,实性肺结节与胸膜的边界点 B 和非实性肺结节与肺实质的边界点 C 和点 D,鲁棒速度函数 $V_k(A)$ 、 $V_k(B)$ 、 $V_k(C)$ 和 $V_k(D)$, $k = 1, 2, 3$ 分别趋近 0。

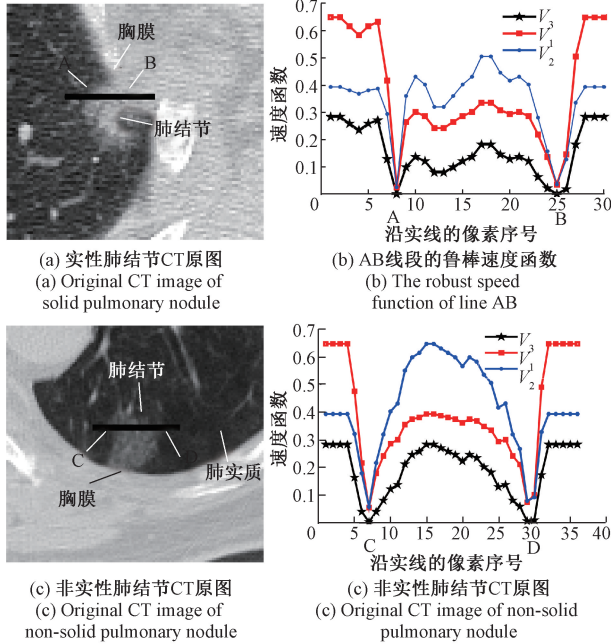


图 5 鲁棒速度函数

Fig.5 Robust speed function

1.3 活动轮廓模型的能量泛函及其最小化

在活动轮廓模型中,通常假设 C 是一条封闭的轮廓曲线,可以将图像区域 Ω 划分为:曲线内部区域 Ω_1 和曲线外部区域 Ω_2 。根据轮廓曲线向内演变的模糊速度函数 V_1 和轮廓曲线向外演变的模糊速度函数 V_2 可定义活动轮廓模型的区域项为:

$$E_1(\phi) = \iint_{\Omega} [V_1(x, y) |I(x, y) - c_1|^2 H(\phi)] dx dy +$$

$$\iint_{\Omega} [V_2(x, y) |I(x, y) - c_2|^2 (1 - H(\phi))] dx dy \quad (9)$$

式中: ϕ 是水平集函数; $I(x, y)$ 是像素点 (x, y) 处的灰度值; c_1 和 c_2 分别表示轮廓曲线内部灰度平均值和轮廓曲线外部灰度平均值; $H(\cdot)$ 是 Heaviside 函数。

根据反映轮廓边界的模糊速度函数 V_3 可定义活动轮廓模型的边界检测项为:

$$E_2(\phi) = \iint_{\Omega} V_3(x, y) \delta(\phi) |\nabla \phi| dx dy \quad (10)$$

式中: $|\nabla \phi| = \sqrt{\phi_x^2 + \phi_y^2}$; s 是 $H(\cdot)$ 的导数。

结合式(9)和(10),活动轮廓模型的能量泛函可定义为:

$$\begin{aligned} E(\phi) = & \lambda \iint_{\Omega} [V_1(x, y) |I(x, y) - c_1|^2 H(\phi)] dx dy + \\ & \lambda \iint_{\Omega} [V_2(x, y) |I(x, y) - c_2|^2 (1 - H(\phi))] dx dy + \\ & \mu \iint_{\Omega} V_3(x, y) \delta(\phi) |\nabla \phi| dx dy + \\ & \gamma \iint_{\Omega} 0.5 (|\nabla \phi| - 1)^2 dx dy \end{aligned} \quad (11)$$

式中: 右边第 3 项是使水平集函数 ϕ 在演化过程中始终保持为距离函数的正则项^[25],即水平集函数 ϕ 在演化过程中始终满足 $|\nabla \phi| = 1$,避免了轮廓曲线在演变过程中对水平集函数 ϕ 进行重新初始化。 λ 、 μ 和 γ 分别是控制区域项、边界检测项和正则项的权重参数。 c_1 和 c_2 可定义为:

$$\begin{cases} c_1 = \frac{\iint_{\Omega} V_1(x, y) I(x, y) H(\phi) dx dy}{\iint_{\Omega} V_1(x, y) H(\phi) dx dy} \\ c_2 = \frac{\iint_{\Omega} V_2(x, y) I(x, y) (1 - H(\phi)) dx dy}{\iint_{\Omega} V_2(x, y) (1 - H(\phi)) dx dy} \end{cases} \quad (12)$$

使用欧拉-拉格朗日变分法,再通过标准的梯度下降法解决活动轮廓模型能量泛函的最小化问题。首先固定 c_1 和 c_2 ,对能量泛函关于 $E(\phi)$ 求关于 ϕ 的变分。设 $F(\cdot)$ 为式(11)的被积函数,书写上省略变量 x 和 y , 则:

$$F(\phi, \phi_x, \phi_y) = \lambda e_1 H(\phi) + \lambda e_2 (1 - H(\phi)) +$$

$$\mu V_3 \delta(\phi) \sqrt{\phi_x^2 + \phi_y^2} + \frac{1}{2} \gamma (\sqrt{\phi_x^2 + \phi_y^2} - 1)^2 \quad (13)$$

式中: $e_1 = V_1(x, y) |I(x, y) - c_1|^2$, $e_2 = V_2(x, y) |I(x, y) - c_2|^2$, 式(13)的最小化对应于求解如下偏微分方程。

$$\frac{\partial F}{\partial \phi} - \frac{d}{dx} \left(\frac{\partial F}{\partial \phi_x} \right) - \frac{d}{dy} \left(\frac{\partial F}{\partial \phi_y} \right) = 0 \quad (14)$$

即式(13)分别对 ϕ 、 ϕ_x 和 ϕ_y 求偏导数为:

$$\begin{cases} \frac{\partial F}{\partial \phi} = \lambda e_1 \delta(\phi) - \lambda e_2 \delta(\phi) + \mu V_3 \delta'(\phi) \sqrt{\phi_x^2 + \phi_y^2} \\ \frac{\partial F}{\partial \phi_x} = \mu V_3 \delta(\phi) \frac{\phi_x}{\sqrt{\phi_x^2 + \phi_y^2}} + \gamma \left(\phi_x - \frac{\phi_x}{\sqrt{\phi_x^2 + \phi_y^2}} \right) \\ \frac{\partial F}{\partial \phi_y} = \mu V_3 \delta(\phi) \frac{\phi_y}{\sqrt{\phi_x^2 + \phi_y^2}} + \gamma \left(\phi_y - \frac{\phi_y}{\sqrt{\phi_x^2 + \phi_y^2}} \right) \end{cases} \quad (15)$$

进一步可得:

$$\begin{cases} \frac{d}{dx} \left(\frac{\partial F}{\partial \phi_x} \right) = +\gamma \frac{d}{dx} \left(\phi_x \left(1 - \frac{1}{\sqrt{\phi_x^2 + \phi_y^2}} \right) \right) + \\ \mu \left[V_3 \delta'(\phi) \frac{\phi_x^2}{\sqrt{\phi_x^2 + \phi_y^2}} + V_3 \delta(\phi) \frac{d}{dx} \left(\frac{\phi_x}{\sqrt{\phi_x^2 + \phi_y^2}} \right) \right] \\ \frac{d}{dy} \left(\frac{\partial F}{\partial \phi_y} \right) = +\gamma \frac{d}{dy} \left(\phi_y \left(1 - \frac{1}{\sqrt{\phi_x^2 + \phi_y^2}} \right) \right) + \\ \mu \left[V_3 \delta'(\phi) \frac{\phi_y^2}{\sqrt{\phi_x^2 + \phi_y^2}} + V_3 \delta(\phi) \frac{d}{dy} \left(\frac{\phi_y}{\sqrt{\phi_x^2 + \phi_y^2}} \right) \right] \end{cases} \quad (16)$$

又:

$$\begin{cases} \frac{\phi_x^2}{|\nabla \phi|} + \frac{\phi_y^2}{|\nabla \phi|} = |\nabla \phi| \\ \frac{d}{dx} \left(\frac{\phi_x}{|\nabla \phi|} \right) + \frac{d}{dy} \left(\frac{\phi_y}{|\nabla \phi|} \right) = \operatorname{div} \frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \end{cases} \quad (17)$$

把式(15)、(16)和(17)代入式(14)得:

$$\begin{aligned} & \lambda \delta(\phi) (e_1 - e_2) - \mu \delta(\phi) \left(\operatorname{div} \left(V_3 \frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right) \right) - \\ & \gamma \left(\Delta \phi - \operatorname{div} \left(\frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right) \right) = 0 \end{aligned} \quad (18)$$

式(18)是对应于能量函数关于水平集函数 ϕ 的最终欧拉-拉格朗日方程。由变分原理可得 ϕ 的梯度下降流:

$$\begin{aligned} & \frac{\partial \phi}{\partial t} = -\lambda \delta(\phi) (e_1 - e_2) + \mu \delta(\phi) \left(\operatorname{div} \left(V_3 \frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right) \right) + \\ & \gamma \left(\Delta \phi - \operatorname{div} \left(\frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right) \right) \end{aligned} \quad (19)$$

2 分割结果评价标准

以医生手动分割结果作为参照标准,分别采用阳性率(R_{TP})、假阳性率(R_{FP})和相似度(D_s)3个指标评价分割结果。

$$\begin{cases} R_{TP} = \frac{|A_m \cap A_a|}{|A_m|} \\ R_{FP} = \frac{|A_m \cup A_a - A_m|}{|A_m|} \\ D_s = \frac{|A_m \cap A_a|}{|A_m \cup A_a|} \end{cases} \quad (20)$$

式中: A_m 是医生手工分割获取的区域; A_a 是分割方法获取的区域。 R_{TP} 反映的是分割方法获取的区域与医生手动分割区域的覆盖率,值越大,说明分割方法获取的区域包含目标越多。 R_{FP} 反映的是分割方法获取的区域包含的背景与医生手动分割区域的占比,值越小,说明分割方法获取的区域包含更少的背景。 D_s 反映的是分割方法获取的区域对医生手动分割区域的相似度,值越大,说明分割方法获取的区域与医生手工分割获取的区域越相似。

3 实验结果与分析

为了验证本文所提出的方法的有效性,采用中山大学附属江门医院的临床数据库进行验证分析。临床数据库的CT图像扫描参数为:管电压120 kV,管电流42~170 mAs,切片厚度0.625~1.250 mm,重建间隔80%;像素大小0.55~0.75 mm/pixel,图像大小为512×512。采用肺窗(窗宽1500亨氏单位(Hounsfield Unit, HU);窗位-400 HU)进行图片读取和勾画。

在本文的所有实验中,模糊权重调节因子 $m=2$, λ , μ 和 γ 分别都为1^[26]。在结果对比分析中,将本文方法分别与基于二值水平集和形态学的ACM、基于区域ACM、基于局部高斯模型的ACM、基于模糊聚类的ACM、基于边界ACM、基于小波能量的ACM、基于LBP特征的ACM以及深度学习框架中的U-net和V-net进行对比分析。U-net和V-net的原始训练样本共包含150个病例的1625张肺结节CT图像,并对每张原始CT图像进行变形、水平翻转、竖直翻转、平移、旋转等数据增强预处理。测试集共41个病例的肺结节CT图像。U-net和V-net的对比结果如表1所示。

图6所示为4例典型的胸膜接触型非实性肺结节在10种分割方法下的分割结果,半透明区域表示分割结果。图6(a)原CT图像病灶区域放大图;图6(b)是医生手动分割结果;图6(c)和(d)分别为基于模糊聚类的ACM和基于二值水平集和形态学的ACM的分割结果,当肺结节边界存在边界模糊和低对比度时分割结果发生边界泄漏,如第3和第4行;图6(e)为基于边界ACM的分割结果,分割结果无法收敛于肺结节边界;图6(f)和(g)分别为基于局部高斯模型的ACM和基于区域ACM的分割结果,在模糊的边界处也无法准确收敛至肺结节边界。图6(h)和(i)分别为U-net和V-net的分割结果,可以准确识别出胸膜组织,但无法准确识别肺结节的准确边界。图6(j)和(k)分别为基于小波能量的ACM和基于LBP特征的ACM的分割结果,可以看出在肺结节与胸膜接触时分割结果发生边界泄露。图6(l)为本文提出的模型的分割结果,该方法很好地保留了非实性肺结节的边界,和医生手动分割的结果最为相似。

表 1 U-net 和 V-net 的分割结果

Table 1 Segmentation results of U-net and V-net

模型	参数设置	数据集	R_{TP} (均值±标准差)	R_{FP} (均值±标准差)	D_S (均值±标准差)
U-net	学习率:0.001;迭代次数:400;batch size:7; 损失函数:binary;crossentropy	训练集	0.96±0.09	0.14±0.38	0.85±0.21
		测试集	0.91±0.11	0.49±0.58	0.65±0.17
V-net	学习率:0.000 1;迭代次数:20 000;batch size:7; 损失函数:dice;coefficient	训练集	0.95±0.03	0.01±0.01	0.94±0.03
		测试集	0.87±0.08	0.10±0.10	0.79±0.07

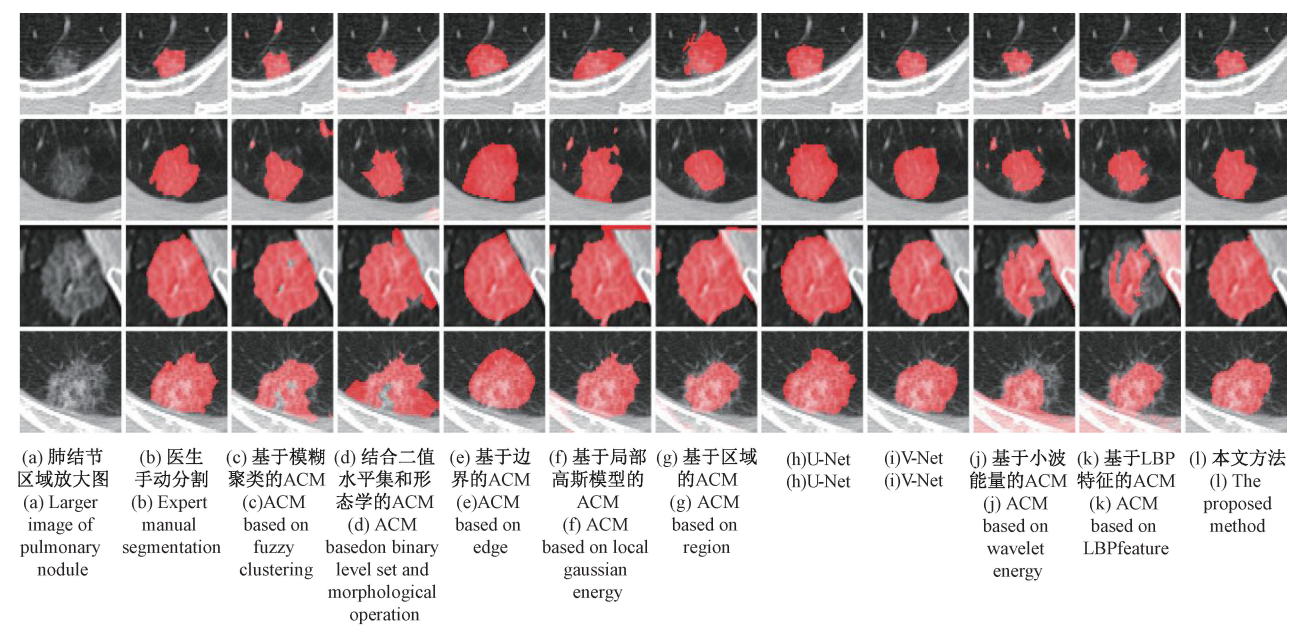


图 6 胸膜接触型非实性肺结节分割结果(4 例)

Fig.6 The segmentation results of pleural contact nonsolid pulmonary nodules(four samples)

图 7 所示为 5 例典型的胸膜接触型实性肺结节在 10 种分割方法下的分割结果,半透明区域表示分割结果。图 7(a)为原 CT 图像病灶区域放大图;图 7(b)为医生手动分割结果;图 7(c)、(d)和(g)分别为基于模糊聚类的 ACM、基于二值水平集和形态学的 ACM 和基于区域的 ACM 的分割结果,当肺结节与胸膜的灰度值相近时,这 3 种方法的分割结果发生严重边界泄漏(如第 4 和 5 行);图 7(e)为基于边界的 ACM 的分割结果,分割结果对初始轮廓敏感且无法向凹边界收敛;图 7(f)为基于局部高斯模型的 ACM 的分割结果,当肺结节边界模糊时,分割结果发生边界泄漏(如第 3 行)。图 7(h)和(i)分别为 U-net 和 V-net 的分割结果,该两种基于深度学习的分割方法的结果都存在误分割问题。图 7(j)和(k)分别为基于小波能量的 ACM 和基于 LBP 特征的 ACM 的分割结果,可以看出分割结果存在边界泄露问题。图 7(l)为本文提出的模型的分割结果,该方法在肺结节与胸膜接触处没有发生边界泄漏,和医生手动分割的结

果最为相似。

基于模糊聚类的 ACM 和基于边界的 ACM 使用梯度信息引导轮廓曲线演变,在实性肺结节和胸膜接触处,由于肺结节和胸膜之间具有相似的灰度值,基于梯度的速度函数不趋近 0,导致活动轮廓模型的能量泛函在肺结节边界处也无法达到最小值,从而发生边界泄漏。而基于区域的 ACM、基于二值水平集和形态学的 ACM 和基于局部高斯模型的 ACM 在模型演化的过程中,仅仅考虑轮廓曲线内外灰度信息的统计特性驱动轮廓曲线演变而没有考虑胸膜接触型肺结节的边界形状等先验信息,在接触部位无法正确识别边界导致分割结果发生边界泄漏。基于小波能量的 ACM 和基于 LBP 特征的 ACM 无法获得准确的分割结果的原因是:单一使用图像的小波能量无法识别肺结节与胸膜接触的边界,单一使用图像的 LBP 特征无法加强肺结节与周围背景的区分,从而使分割结果无法准确收敛至肺结节边界。另外,深度学习框架 U-net 和 V-net 方法也取得了不错的分割结果,但

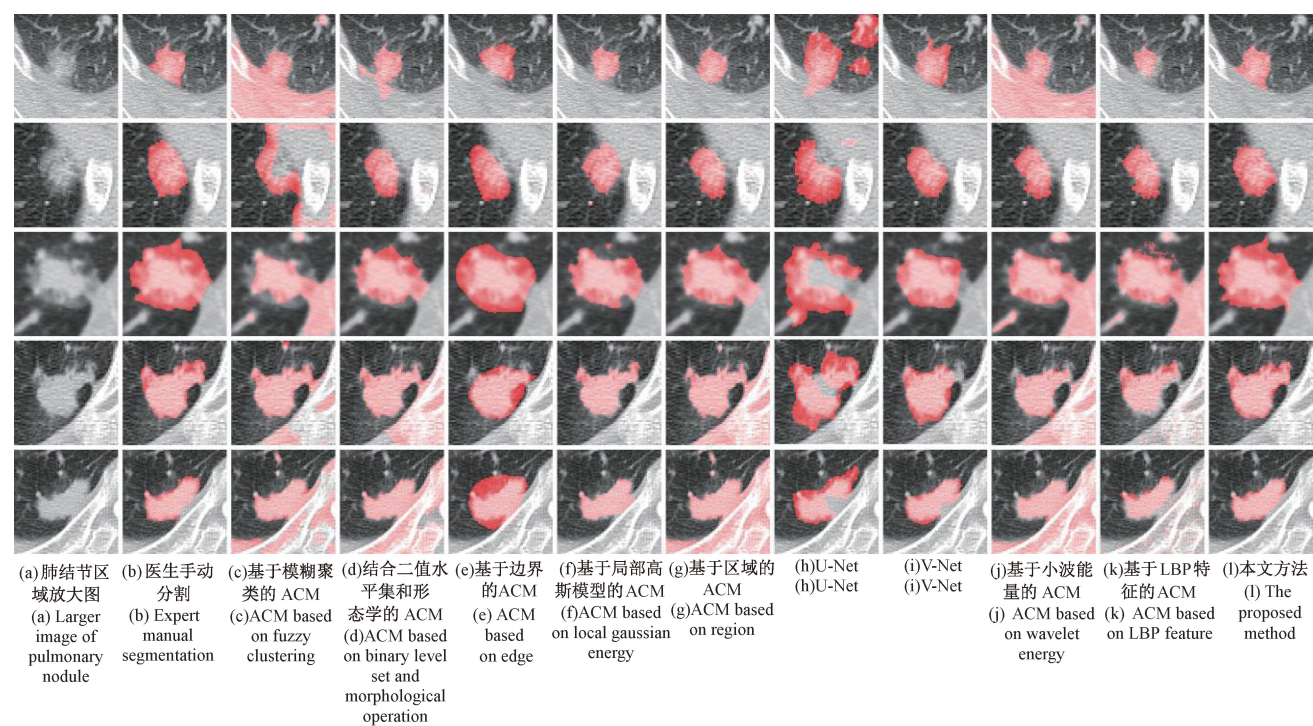


图 7 胸膜接触型非实性肺结节分割结果(5 例)

Fig.7 Segmentation results of pleural contact solid pulmonary nodules(five samples)

是也出现了边界泄露问题,特别是胸膜接触型实性肺结节中分割结果不理想。原因可能是:1)深度学习的分割算法是基于数据驱动的分割方法,对数据的数量和质量都有相当高的要求,但由于医学领域的敏感性和特殊性,相比于自然图像的大样本量,训练过程中的样本量仍然相对较小,又因为胸膜接触型实性肺结节与胸膜组织高度相似,导致分割结果存在边界泄露问题;2)肺 CT 图像中的正负样本比例严重失衡(病灶区域(正类)的大小远小于背景区域(负类)的大小),并且图像中混杂着多种背景(如血管、肺实质和胸膜等),导致算法的鲁棒性较差。而本文根据肺结节边界模糊特性在活动轮廓模型中引入鲁棒速度函数 $V_1(x,y)$ 、 $V_2(x,y)$ 和 $V_3(x,y)$,这 3 个速度函数在肺结节的边界处趋近 0,即活动轮廓模型能量泛函在肺结节边界处达到最小值,使得轮廓曲线在边界处停止演变。

为了进一步验证算法性能,选择 41 个胸膜接触型肺结节的临床样本进行分割。分别用 R_{TP} 、 R_{FP} 、 D_s 的平均值进行分割结果的对比,结果如表 2 所示,U-Net 虽然得到最好的 R_{TP} 均值(0.91),但是得到的 R_{FP} 和 D_s 均值较差,分别为 0.49 和 0.65,说明 U-Net 的结果存在过分割的问题。而本文方法得到了较好的 R_{TP} 均值(0.90),最好的 R_{FP} 和 D_s 的均值,分别为 0.06 和 0.85,说明本文方法的分割结果包含的背景少且与医生手动分割结果外形最相似,优于基于模糊聚类的 ACM、基于边界的 ACM、基

于区域的 ACM 基于、二值水平集和形态学的 ACM、基于局部高斯模型的 ACM、基于小波能量的 ACM、基于 LBP 特征的 ACM、U-net 和 V-net 的分割结果。

表 2 10 种分割算法的 R_{TP} 、 R_{FP} 、 D_s 值对比
Table 2 Comparison results of R_{TP} 、 R_{FP} 、 D_s values
among ten algorithms

分割方法	评价指标		
	R_{TP} (均值± 标准差)	R_{FP} (均值± 标准差)	D_s (均值± 标准差)
基于二值水平集和形态学的 ACM	0.78±0.07	0.60±0.78	0.56±0.19
基于边界的 ACM	0.89±0.11	0.29±0.22	0.71±0.12
基于区域的 ACM	0.76±0.09	0.70±0.97	0.55±0.019
基于局部高斯模型的 ACM	0.83±0.10	0.17±0.19	0.71±0.06
基于模糊聚类的 ACM	0.74±0.13	0.93±1.47	0.50±0.23
U-net	0.91±0.11	0.49±0.58	0.65±0.17
V-net	0.87±0.08	0.10±0.10	0.79±0.07
基于小波能量的 ACM	0.67±0.09	1.26±1.49	0.38±0.18
基于 LBP 特征的 ACM	0.65±0.10	0.35±0.34	0.50±0.13
本文方法	0.90±0.03	0.06±0.03	0.85±0.04

4 结 论

为了准确分割不同接触情况下的胸膜接触型肺结节,本文提出一种改进的活动轮廓模型的胸膜接触型肺结节分割算法。首先,结合小波变换,将图像的亮度信息转变成小波能量,利用小波多尺度特性加强肺结节与肺实质、胸膜等组织的区分;其次,引入 LBP 特征表征肺结节内部由于癌细胞的集聚而导致的纹理变化,从纹理特征角度提高肺结节与胸膜、肺实质等组织的区分;然后,提出结合小波能量特征和 LBP 特征的 F-KNN 算法,计算鲁棒速度函数中的隶属度;最后,将鲁棒速度函数引入活动轮廓模型中,当轮廓曲线位于肺结节边界时,鲁棒速度函数趋近零,轮廓曲线停止演变,完成胸膜接触型肺结节的准确分割。实验结果表明,本文提出的算法能够精确分割出胸膜接触型肺结节。

参考文献

- [1] CHEN W Q, ZHENG R SH, BAADE P D, et al. Cancer statistics in China, 2015 [J]. A Cancer Journal for Clinicians, 2016, 66(2) : 115-132.
- [2] The National Lung Screening Trial Research Team. Reduced lung-cancer mortality with low-dose computed tomographic screening[J]. The New England Journal of Medicine, 2011, 365(5) :395-409.
- [3] DETTERBECK F C, BOFFA D J, KIM A W, et al. The 8th edition lung cancer stage classification [J]. Chest, 2016,151(1) :193-203.
- [4] LAMBIN P, RIOS-VELAZQUEZ E, LEIJENAAR R, et al. Radiomics: Extracting more information from medical images using advanced feature analysis [J]. European Journal of Cancer, 2012, 48(4) :441-446.
- [5] 詹曙,李敏,徐甲甲,等.局域化互信息度量的 ACM 下医学图像的分割[J]. 电子测量与仪器学报, 2013, 27(4) : 340-346.
ZHAN SH, LI M, XU J J, et al. Medical image segmentation based on ACM of localized mutual information[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrument, 2013, 27(4) : 340-346.
- [6] JI Z X, XIA Y, SUN Q S, et al. Active contours driven by local likelihood image fitting energy for image segmentation[J]. Information Sciences, 2015, 301(20) : 285-304.
- [7] 刘小园,杨磊.基于加权全局图像拟合能量的主动轮廓图像分割模型[J]. 电子测量与仪器学报, 2018, 32(1) : 89-95.
LIU X Y, YANG L. Active contour image segmentation model based on weighted global image fitting energy[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2018,32(1) : 89-95.
- [8] 张永德,彭景春,刘罡,等. 基于水平集的前列腺磁共振图像分割方法研究 [J]. 仪器仪表学报, 2017, 38(2) : 416-424.
ZHANG Y D, PENG J CH, LIU G, et al. Research on the segmentation method of prostate magnetic resonance image based on level set[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2017, 38(2) : 416-424.
- [9] LI CH M, HUANG R, DING ZH H, et al. A level set method for image segmentation in the presence of intensity inhomogeneities with application to MRI [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2011, 20(7) : 2007-2016.
- [10] WU H Q, GENG X Y, ZHANG X F, et al. A self-adaptive distance regularized level set evolution method for optical disk segmentation[J]. Bio-medical Materials and Engineering, 2014, 24(6) :3199-3206.
- [11] ACHO S N, RAE W I D. Interactive breast mass segmentation using a convex active contour model with optimal threshold values [J]. Physica Medica, 2016, 32(10) :1352-1359.
- [12] GORTHI S, VALERIE D, BRESSON X, et al. Active deformation fields: Dense deformation field estimation for atlas-based segmentation using the active contour framework[J]. Medical Image Analysis, 2011, 15(6) : 787-800.
- [13] 陈侃,李彬,田联芳,等.基于模糊速度函数的活动轮廓模型的肺结节分割[J].自动化学报, 2013, 39(8) : 1257-1264.
CHEN K, LI B, TIAN L F, et al. A segmentation algorithm of pulmonary nodules using active contourmodel based on fuzzy speed function [J]. Acta Automatica Sinica, 2013, 39(8) :1257-1264.
- [14] LI B, CHEN Q L, PENG G M, et al. Segmentation of pulmonary nodules using adaptive local region energy with probability density function-based similarity distance and multi-features clustering [J]. BioMedical Engineering OnLine, 2016, 15(1) :49-77.
- [15] 冯宝,张绍荣,陈业航,等.结合小波能量和汉森形状指数的肺结节分割[J].仪器仪表学报, 2018, 39(11) : 240-247.
FENG B, ZHANG SH R, CHEN Y H, et al. Pulmonary nodule segmentation combining wavelet energy and Hessian shape index [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2018,39(11) :240-247.
- [16] LI B, CHEN Q L, PENG G M, et al. Segmentation of ground glass opacity pulmonary nodules using an

- integrated active contour model with wavelet energy-based adaptive local energy and posterior probability-based speed function [J]. *Materials Express*, 2016, 6(4): 317-327.
- [17] KOSTIS W J, REEVES A P, YANKELEVITZ D F, et al. Three-dimensional segmentation and growth-rate estimation of small pulmonary nodules in helical CT images [J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2003, 22(10): 1259-1274.
- [18] AWAD J, OWRANGI A, VILLEMAIRE L, et al. Three-dimensional lung tumor segmentation from X-ray computed tomography using sparse field active models [J]. *Medical Physics*, 2012, 39(2): 851-865.
- [19] KESHANI M, AZINIFAR Z, BOOSTANI R, et al. Lung nodule segmentation using active contour modeling [C]. *IEEE Machine Vision & Image Processing*, 2011: 1-6.
- [20] PU J T, PAIK D S, MENG X, et al. Shape “Break-and-Repair” strategy and its application to automated medical image segmentation [J]. *IEEE Transactions on Visualization & Computer Graphics*, 2011, 17(1): 115-124.
- [21] WANG SH, ZHOU M, LIU Z Y, et al. Central focused convolutional neural networks: Developing a data-driven model for lung nodule segmentation [J]. *Medical Image Analysis*, 2017, 40(8): 172-183.
- [22] ALAKWAA W, NASSEF M, BADR A. Lung cancer detection and classification with 3d convolutional neural network (3D-CNN) [J]. *International Journal of Advanced Computer Science & Applications*, 2017, 8(8): 409-417.
- [23] SONG L, LIU X B, MA L, et al. Using HOG-LBP features and MMP learning to recognize imaging signs of lung lesions [C]. *IEEE International Symposium on Computer-based Medical Systems*, doi:10.1109/CBMS.2012.6266313.
- [24] DENOEUX T. A k-nearest neighbor classification rule based on Dempster-Shafer theory [J]. *IEEE Transaction on Systems, Man, and Cybernetics*, 1995, 25(5): 804-813.
- [25] LI CH M, XU CH Y, GUI CH F, et al. Level set evolution without reinitialization: A new variational formulation [C]. *Proceeding of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2005: 430-436.
- [26] ACHUTHAN A, RAJESWARI M, RAMACHANDRAM

D, et al. Wavelet energy-guided level set-based active contour: A segmentation method to segment highly similar regions [J]. *Computers in Biology and Medicine*, 2010, 40(7): 608-620.

作者简介



陈业航, 2017 年于桂林航天工业学院获得学士学位, 现为桂林电子科技大学硕士研究生, 主要研究方向为机器学习、生物医学信号处理。

E-mail: CYH93YL@163.com

Chen Yehang received his B. Sc. degree from Guilin University of Aerospace Technology in 2017. He is currently a M. Sc. candidate at Guilin University of Electronic Technology. His main research interests include machine learning and biomedical signal processing.



李智, 1987 年于东南大学获得学士学位, 1993 年于上海理工大学获得硕士学位, 2003 年于电子科技大学获得博士学位, 现为桂林航天工业学院教授、博士生导师, 主要研究方向为智能仪器系统、现代测试理论与技术。

E-mail: cclizhi@guet.edu.cn

Li Zhi received his B. Sc. degree from Southeast University in 1987, received his M. Sc. degree from University of Shanghai for Science and Technology in 1993, and received his Ph. D. degree from University of Electronic Science and Technology of China in 2003. He is currently a professor and a Ph. D. supervisor at Guilin University of Aerospace Technology. His main research interests include intelligent instrument systems, modern testing theory and technology.



冯宝(通信作者), 2009 年于广西科技大学获得学士学位, 分别在 2011 年和 2014 年于华南理工大学获得硕士、博士学位, 现为桂林航天工业学院副教授, 主要研究方向为机器学习、模式识别及在生物医学信号处理中的应用研究。

E-mail: fengbao1986.love@163.com

Feng Bao (Corresponding author) received his B. Sc. degree from Guangxi University of Science and Technology in 2009, received his M. Sc. degree and Ph. D. degree both from South China University of Technology in 2011 and 2014, respectively. He is currently an associate professor at Guilin University of Aerospace Technology. His main research interests include machine learning, pattern recognition and applied research in biomedical signal processing.