

基于模糊速度函数的活动轮廓模型的肺结节分割

陈侃¹ 李彬¹ 田联房¹

摘要 肺结节是肺癌在早期阶段的表现形式. 利用计算机辅助诊断 (Computer-aided diagnosis, CAD) 技术对血管粘连型肺结节和磨玻璃型肺结节进行检测, 需要对这两类肺结节进行准确的分割. 目前基于传统活动轮廓模型的肺结节分割算法, 存在边界泄露现象. 对此, 本文提出一种基于模糊速度函数的活动轮廓模型的肺结节分割算法. 首先, 采用结合灰度特征和局部形态特征的模糊聚类算法, 计算模糊速度函数中的模糊隶属度; 其次, 将模糊速度函数引入到活动轮廓模型中, 在肺结节的边界处, 该速度函数为零, 轮廓曲线停止演变, 从而完成肺结节的分割. 实验结果表明, 本文提出的算法可以精确地分割血管粘连肺结节和磨玻璃型肺结节.

关键词 肺结节分割, 计算机辅助诊断, 活动轮廓模型, 模糊速度函数, 模糊聚类算法

引用格式 陈侃, 李彬, 田联房. 基于模糊速度函数的活动轮廓模型的肺结节分割. 自动化学报, 2013, 39(8): 1257–1264

DOI 10.3724/SP.J.1004.2013.01257

A Segmentation Algorithm of Pulmonary Nodules Using Active Contour Model Based on Fuzzy Speed Function

CHEN Kan¹ LI Bin¹ TIAN Lian-Fang¹

Abstract Pulmonary nodules are potential manifestation of lung cancer. In order to detect juxta-vascular pulmonary nodules and ground glass opacity pulmonary nodules in computer-aided diagnosis (CAD) system, the above two types of pulmonary nodules need to be accurately segmented. At present, the segmentation algorithm of pulmonary nodules using traditional active contour model may cause boundary leakage. In order to avoid this phenomenon, a new segmentation algorithm of pulmonary nodules using active contour model based on fuzzy speed function is proposed in this paper. First, the fuzzy membership degree in fuzzy speed function is calculated by using the fuzzy clustering algorithm, which uses gray feature and local shape index. Second, a fuzzy speed function is incorporated into the active contour model. At the boundary of pulmonary nodules, the fuzzy speed function equals zero and the evolution of the contour curve stops, so that the accurate segmentation of pulmonary nodules is completed. Experimental results show that the proposed algorithm can achieve accurate segmentation of juxta-vascular pulmonary nodules and ground glass opacity pulmonary nodules.

Key words Pulmonary nodules segmentation, computer-aided diagnosis (CAD), active contour model, fuzzy speed function, fuzzy clustering algorithm

Citation Chen Kan, Li Bin, Tian Lian-Fang. A segmentation algorithm of pulmonary nodules using active contour model based on fuzzy speed function. *Acta Automatica Sinica*, 2013, 39(8): 1257–1264

收稿日期 2012-06-18 录用日期 2012-10-31

Manuscript received June 18, 2012; accepted October 31, 2012
国家自然科学基金 (61273249), 广东省自然科学基金 (S2012010009886, S2011010005811), 教育部高等学校博士学科点专项科研基金资助项目 (200805610018), 粤港关键领域重点突破项目 (佛山 2010Z11), 华南理工大学国家人体组织功能重建工程技术研究中心以及广东省生物医学工程重点实验室资助课题, 自主系统与网络控制教育部重点实验室资助

Supported by National Natural Science Foundation of China (61273249), Natural Science Foundation of Guangdong Province (S2012010009886, S2011010005811), the Specialized Research Fund for the Doctoral Program of Higher Education of China (200805610018), Guangdong-Hong Kong Technology Cooperation Funding (2010Z11), the National Engineering Research Center for Tissue Restoration and Reconstruction and the Guangdong Key Laboratory for Biomedical Engineering (SCUT of China), Key Laboratory of Autonomous Systems and Network Control of Ministry of Education

本文责任编辑 刘一军

Recommended by Associate Editor LIU Yi-Jun

1. 华南理工大学自动化科学与工程学院 广州 510640

1. School of Automation Science and Engineering, South China

肺癌是导致人类死亡的最大恶性肿瘤之一. 肺癌在早期阶段常表现为肺结节的形式. 对肺结节进行检查并且治疗, 可以提高肺癌患者的生存率^[1]. 为了提高肺结节检测的效率, 肺结节精确分割是一个重要的预处理. 由于血管粘连型肺结节与血管之间具有相似的灰度值, 磨玻璃型肺结节与背景之间具有较低的对比度, 所以, 这两种类型的肺结节的精确分割仍然是一个极其困难的问题.

近年来, 国内众多学者基于活动轮廓模型的思想提出了许多处理边界泄露的算法, 这些算法主要包括: 边界活动轮廓模型、区域活动轮廓模型和混合活动轮廓模型. 边界活动轮廓模型使用基于梯度的速度函数, 引导轮廓曲线沿梯度方向进行演变. Papandreou 等^[2] 提出了多栅几何活动轮廓模型.

University of Technology, Guangzhou 510640

Li 等^[3]提出了基于距离规则的活动轮廓模型. Cui 等^[4]提出了惯性的侧地线活动轮廓模型. Tao 等^[5]结合图割和侧地活动轮廓模型. Sakalli 等^[6]提出了一种快速收敛的边界活动轮廓模型. 区域活动轮廓模型使用基于轮廓曲线的内外灰度统计特性, 驱动轮廓曲线收敛于可疑对象的边界. Xiao 等^[7]提出了基于区域和梯度的活动轮廓模型. Sun 等^[8]提出了局部形态学活动轮廓模型. Li 等^[9]提出了在像素领域的灰度聚类标准函数. Liu 等^[10]提出了局部区域的 C-V 模型. Lankton 等^[11]提出了局部区域描述的活动轮廓模型. Sum 等^[12]提出了灰度非均匀图像分割的活动轮廓模型. Li 等^[13]提出了基于区域收缩适应能量的活动轮廓模型. Wang 等^[14]提出了高斯分布能量函数的活动轮廓模型. Krinidis 等^[15]将模糊隶属度引入活动轮廓模型中, 加强了轮廓曲线的收敛速度. 混合活动轮廓模型将边界活动轮廓模型融合到区域活动轮廓模型中^[16], 结合基于梯度的速度函数和轮廓曲线内外灰度统计特征, 使得轮廓曲线收敛到可疑对象的边界. Chen 等^[17]提出了几何辅助的 C-V 模型, 该模型将几何活动轮廓模型引入到 C-V 模型中. Zhang 等^[16]在 Chen 等提出的模型中添加了轮廓边界的方向信息和统计区域信息的贝叶斯错误率, 提高轮廓曲线的收敛速度. 因为在血管粘连型肺结节的边界处, 肺结节与血管之间具有相似的灰度值, 在磨玻璃型肺结节的边界处, 肺结节与背景之间具有较低的对比度, 所以, 边界活动轮廓模型中的基于梯度的速度函数不收敛于零, 区域活动轮廓模型的能量函数也不能达到最小值. 因此, 以上三种活动轮廓模型算法仍然存在边界泄露问题.

为了解决血管粘连型和磨玻璃型肺结节的分割中存在的边界泄露问题, 本文提出了一种基于模糊速度函数的活动轮廓模型的肺结节分割算法. 本文的主要工作表现在两个方面: 1) 将模糊速度函数引入到活动轮廓模型中, 该模型避免采用梯度信息计算速度函数, 而是根据肺结节边界处的模糊特性计算速度函数, 使得在肺结节边界处, 模糊速度函数趋近零, 轮廓曲线停止演变, 从而完成肺结节的精确分割; 2) 采用了结合灰度特征和局部形态特征的模糊聚类算法, 计算出模糊速度函数中的模糊隶属度.

1 基于模糊速度函数的活动轮廓模型的肺结节分割

为了解决血管粘连型肺结节和磨玻璃型肺结节中存在的边界泄露问题, 本文提出了一种基于模糊速度函数的活动轮廓模型的肺结节分割算法. 该算法的流程如图 1 所示. 本文提出的算法包括以下两个步骤: 1) 基于全局阈值和数学形态学的肺实质的

提取^[18]; 2) 基于模糊速度函数的活动轮廓模型的肺结节分割算法. 图 1 的粗体方框标记出本文的主要处理步骤.

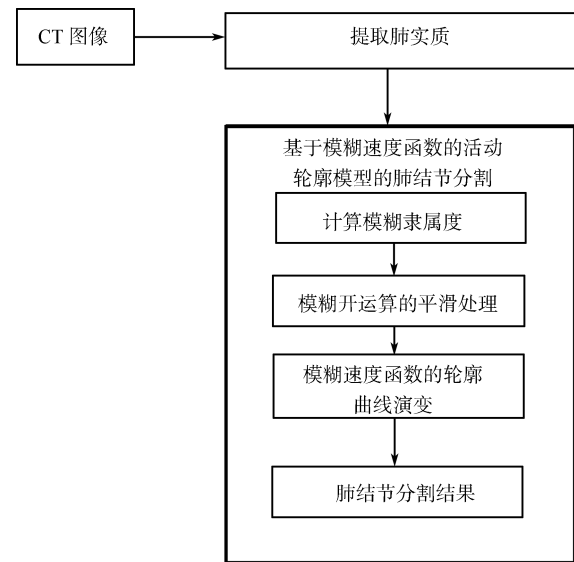


图 1 肺结节分割算法流程图

Fig. 1 Algorithm architecture for pulmonary nodules segmentation

1.1 活动轮廓模型的能量函数

假设 C 是图像定义域 Ω 上一条封闭的轮廓曲线, 它将 Ω 分成两个区域: 轮廓曲线的内部区域 Ω_1 和轮廓曲线的外部区域 Ω_2 . 模糊速度函数的活动轮廓模型的能量函数定义为

$$E(C, c_1, c_2) = \int_0^{L(C)} V_3(C(s)) ds + \int_{\Omega_1} V_1(p) |I(p) - c_1|^2 dp + \int_{\Omega_2} V_2(p) |I(p) - c_2|^2 dp \quad (1)$$

其中, $p \in \Omega$ 为像素, $I(p)$ 为 p 的亮度值, $L(C)$ 为活动轮廓曲线的长度, c_1 和 c_2 分别表示区域 Ω_1 和区域 Ω_2 的灰度平均值, $V_1(p)$, $V_2(p)$ 和 $V_3(p)$ 分别表示轮廓曲线在像素 p 向内演变的模糊速度函数, 向外演变的模糊速度函数和属于轮廓边界的模糊速度函数.

本文提出的活动轮廓模型与边界活动轮廓模型、区域活动轮廓模型和混合活动轮廓模型不同的是: 1) 采用灰度特征和局部形状指数相结合的模糊聚类算法获取模糊隶属度, 根据该模糊隶属度分别计算属于轮廓边界的模糊速度函数 $V_3(p)$ 、轮廓曲线向内演变的模糊速度函数 $V_1(p)$ 和轮廓曲线向

外演变的模糊速度函数 $V_2(p)$; 2) 将模糊速度函数 $V_3(p)$ 引入到活动轮廓模型的内部能量函数中, 控制轮廓曲线演变的平滑性; 3) 将模糊速度函数 $V_1(p)$ 和 $V_2(p)$ 分别引入到活动轮廓模型的外部能量函数中, 引导轮廓曲线收敛到肺结节的边界.

1.2 模糊速度函数中的模糊隶属度

本文采用结合灰度特征和局部形状指数的模糊聚类算法, 计算模糊速度函数中的模糊隶属度. 首先, 结合局部形状特征^[19]和灰度特征构造一个二维向量; 然后, 采用模糊聚类算法^[20]构造属于肺结节的模糊隶属矩阵.

定义像素 p 的形状指数:

$$SI(p) = \frac{1}{2} - \frac{1}{\pi} \arctan \frac{k_1(p) + k_2(p)}{k_1(p) - k_2(p)} \quad (2)$$

其中, $k_1(p)$ 和 $k_2(p)$ 是像素 p 的两个主曲率, 分别定义为

$$k_1(p) = H(p) + \sqrt{H^2(p) - K(p)} \quad (3)$$

$$k_2(p) = H(p) - \sqrt{H^2(p) - K(p)} \quad (4)$$

其中, $K(p)$ 和 $H(p)$ 分别是像素 p 的高斯曲率和平均曲率, 分别通过一阶差分 and 两阶差分求出.

模糊聚类算法属于迭代聚类方法, 通过迭代寻找最优的目标函数. 目标函数定义为

$$J(U, \mathbf{G}) = \sum_{j=1}^n \sum_{i=1}^2 (u_{i,j})^m d^2(\mathbf{O}_j, \mathbf{G}_i) \quad (5)$$

其中, \mathbf{O}_j 是由局部形状指数和灰度特征构成的一个二维向量; $U = \{u_{i,j}\}$ 是 $2n$ 维隶属度矩阵, $u_{i,j}$ 是向量 \mathbf{O}_j 隶属 i 类的程度; $\mathbf{G} = \{\mathbf{a}_1, \mathbf{a}_2\}$ 是聚类中心向量; m 是一个模糊控制常数; $d(\mathbf{O}_j, \mathbf{G}_i)$ 是 \mathbf{O}_j 和距离中心 \mathbf{G}_i 之间的距离, 定义为

$$d(\mathbf{O}_j, \mathbf{G}_i) = \|\mathbf{O}_j - \mathbf{G}_i\| \quad (6)$$

当所有的二维向量被正确分类时, 目标函数 $J(U, \mathbf{G})$ 达到最小值. 根据下面的式 (7) 和式 (8) 重复计算 $u_{i,j}$ 和 \mathbf{G}_i , 使得目标函数 $J(U, \mathbf{G})$ 达到最小值.

$$u_{i,j} = \frac{1}{\sum_{k=1}^2 \left(\frac{d(\mathbf{O}_j, \mathbf{G}_i)}{d(\mathbf{O}_j, \mathbf{G}_k)} \right)^{\frac{2}{m-1}}} \quad (7)$$

$$\mathbf{G}_i = \frac{\sum_{j=1}^n (u_{i,j})^m \mathbf{O}_j}{\sum_{j=1}^n (u_{i,j})^m} \quad (8)$$

根据 $u_{i,j}$ 构造隶属肺结节的模糊隶属度矩阵 A . 为了消除模糊隶属度矩阵中存在的噪声和保留边界信息, 本文采用模糊形态学开运算进行平滑处理. 模糊开运算^[21]可以消除噪声和保留可疑对象的边界信息. 对模糊隶属矩阵 A , 采用结构元素 B (模板大小为 w , 每个元素服从高斯分布), 先后进行模糊腐蚀和模糊膨胀, 即实现模糊开运算. 设 Z 为模糊隶属矩阵 A 经过模糊开运算后的模糊隶属矩阵, 注意像素 p 的模糊隶属度 $Z(p) \in [0, 1]$. 模糊开运算定义为

$$Z = D[F(A, B), B] \quad (9)$$

其中, 模糊腐蚀运算 $F(A, B)$ 和模糊膨胀运算 $D(A, B)$ 定义为

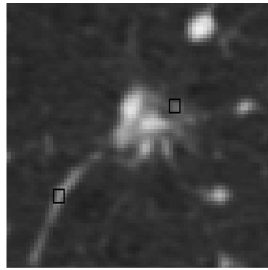
$$F(A, B) = \min[1, \min_{y \in B} [1 + u_A(m+n) - u_B(n)]] \quad (10)$$

$$D(A, B) = \max[0, \max_{y \in B} [u_A(m-n) + u_B(n) - 1]] \quad (11)$$

其中, $u_A(\cdot)$ 和 $u_B(\cdot)$ 分别表示肺图像的模糊隶属度和模板图像的模糊隶属度.

图 2 是血管粘连型肺结节、血管的灰度值、形状指数和模糊隶属度. 从图 2(b)、图 2(c)、图 2(f) 和图 2(g) 中可以看出, 单一使用图像的灰度值和局部形状指数很难将肺结节从血管中分离出来. 从图 2(d) 和图 2(h) 中粗体数字可以看出, 将图像的空间区域转变到模糊空间域, 会引入一些噪声, 为了消除这些噪声, 本文采用模糊形态学进行滤波. 从图 2(e) 和图 2(i) 中可以看出, 本文结合灰度值和局部形态指数的模糊聚类算法, 将图像的空间区域转变到模糊空间域, 并且采用模糊形态学进行滤波处理, 使得肺结节的模糊隶属度大于 0.5, 而血管模糊隶属度小于 0.5, 从而加强了肺结节与血管的区分.

图 3 是磨玻璃型肺结节和背景的灰度值、形状指数和模糊隶属度. 从图 3(b)、图 3(c)、图 3(f) 和图 3(g) 中可以看出, 单一使用图像的灰度值和局部形状指数很难将肺结节与背景区分出来. 从图 3(d) 和图 3(h) 中粗体数字可以看出, 将图像的空间区域转变到模糊空间域, 会引入一些噪声, 为了消除这些噪声, 本文采用模糊形态学进行滤波. 从图 3(e) 和图 3(i) 中可以看出, 本文结合灰度值和局部形态指数的模糊聚类算法, 将图像的空间区域转变到模糊空间域, 并且采用模糊形态学进行滤波处理, 使得肺结节的模糊隶属度大于 0.5, 而背景的模糊隶属度小于 0.5, 从而加强了肺结节与背景的区分.



(a) 血管粘连型肺结节

(a) Original juxta-vascular pulmonary nodule

848	857	950	970	980
864	790	938	940	975
853	863	898	950	978
853	853	853	853	853
846	837	842	849	850

(b) 肺结节的灰度值
(b) The gray value of pulmonary nodule

0.81	0.81	0.81	0.71	0.71
0.71	0.71	0.75	0.75	0.75
0.71	0.75	0.75	0.81	0.81
0.71	0.71	0.81	0.81	0.81
0.81	0.81	0.81	0.81	0.81

(c) 肺结节的形状指数
(c) The shape index of pulmonary nodule

0.51	0.51	0.53	0.53	0.53
0.51	0.51	0.53	0.53	0.53
0.53	0.53	0.53	0.48	0.51
0.51	0.51	0.52	0.52	0.52
0.51	0.51	0.51	0.51	0.51

(d) 肺结节模糊形态学前的模糊隶属度

(d) The degree of membership of pulmonary nodules before the fuzzy morphological filtering

0.51	0.51	0.53	0.53	0.53
0.51	0.51	0.53	0.53	0.53
0.53	0.53	0.53	0.51	0.51
0.51	0.51	0.52	0.52	0.52
0.51	0.51	0.51	0.51	0.51

(e) 肺结节模糊形态学后的模糊隶属度

(e) The degree of membership of pulmonary nodules after the fuzzy morphological filtering

846	859	870	876	854
851	797	850	861	869
853	863	890	976	898
859	843	873	857	863
856	839	853	852	850

(f) 血管的灰度值

(f) The gray value of vascular

0.71	0.71	0.71	0.65	0.71
0.71	0.71	0.65	0.65	0.75
0.61	0.65	0.65	0.71	0.61
0.65	0.65	0.65	0.65	0.65
0.67	0.65	0.65	0.65	0.65

(g) 血管的形状指数

(g) The shape index of vascular

0.48	0.48	0.48	0.47	0.48
0.49	0.51	0.48	0.47	0.46
0.47	0.49	0.48	0.46	0.46
0.46	0.47	0.46	0.46	0.46
0.46	0.45	0.45	0.45	0.45

(h) 血管模糊形态学前的模糊隶属度

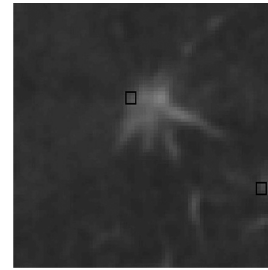
(h) The degree of membership of vascular before the fuzzy morphological

0.48	0.48	0.48	0.47	0.48
0.49	0.49	0.48	0.47	0.46
0.47	0.49	0.48	0.46	0.46
0.46	0.47	0.46	0.46	0.46
0.46	0.45	0.45	0.45	0.45

(i) 血管模糊形态学后的模糊隶属度

(i) The degree of membership of vascular after the fuzzy morphological

图 2 肺结节和血管的灰度值、形状指数和模糊隶属度
Fig. 2 Gray values, shape index and fuzzy membership degree of a pulmonary nodule and vascular



(a) 血管粘连型肺结节

(a) Original juxta-vascular pulmonary nodule

756	764	770	766	768
760	769	763	760	771
763	770	769	769	770
772	775	769	769	770
770	769	759	769	772

(b) 肺结节的灰度值
(b) The gray value of pulmonary nodule

0.76	0.75	0.76	0.76	0.76
0.74	0.76	0.76	0.77	0.78
0.73	0.78	0.79	0.75	0.76
0.70	0.76	0.77	0.74	0.74
0.72	0.73	0.75	0.76	0.73

(c) 肺结节的形状指数
(c) The shape index of pulmonary nodule

0.52	0.59	0.54	0.54	0.56
0.50	0.59	0.59	0.52	0.53
0.53	0.54	0.53	0.55	0.56
0.53	0.54	0.48	0.52	0.44
0.51	0.51	0.53	0.51	0.53

(d) 肺结节模糊形态学前的模糊隶属度

(d) The degree of membership of pulmonary nodules before the fuzzy morphological filtering

0.52	0.59	0.54	0.54	0.56
0.50	0.59	0.59	0.52	0.53
0.53	0.54	0.53	0.55	0.56
0.53	0.54	0.51	0.52	0.54
0.51	0.51	0.53	0.51	0.53

(e) 肺结节模糊形态学后的模糊隶属度

(e) The degree of membership of pulmonary nodules after the fuzzy morphological filtering

760	763	769	769	766
764	763	765	765	770
763	770	769	769	770
770	773	765	769	765
772	766	763	763	773

(f) 血管的灰度值

(f) The gray value of vascular

0.72	0.69	0.69	0.70	0.66
0.70	0.69	0.69	0.72	0.70
0.73	0.74	0.73	0.75	0.76
0.73	0.74	0.72	0.72	0.74
0.71	0.70	0.67	0.67	0.77

(g) 血管的形状指数

(g) The shape index of vascular

0.42	0.47	0.49	0.44	0.46
0.43	0.46	0.46	0.47	0.48
0.43	0.48	0.49	0.45	0.46
0.45	0.46	0.50	0.47	0.44
0.46	0.46	0.46	0.46	0.43

(h) 血管模糊形态学前的模糊隶属度

(h) The degree of membership of vascular before the fuzzy morphological

0.42	0.47	0.49	0.44	0.46
0.43	0.46	0.46	0.47	0.48
0.43	0.48	0.49	0.45	0.46
0.45	0.46	0.48	0.47	0.44
0.46	0.46	0.46	0.46	0.43

(i) 血管模糊形态学后的模糊隶属度

(i) The degree of membership of vascular after the fuzzy morphological

图 3 肺结节和背景的灰度值、形状指数和模糊隶属度
Fig. 3 Gray values, shape index and fuzzy membership degree of a pulmonary nodule and background

1.3 活动轮廓模型中的模糊速度函数

根据第 1.2 节的讨论, 肺结节的隶属度 $Z(p)$ 大于 0.5, 在肺结节的边界处模糊隶属度 $Z(p)$ 约等于 0.5, 血管与背景的模糊隶属度 $Z(p)$ 均小于 0.5. 为了使模型在模糊的边界处可以停止演变, 并且使模型在远离模糊边界处可以快速演变, 必须使得轮廓曲线向内演变的模糊速度函数 $V_1(p)$ 、轮廓曲线向外演变的模糊速度函数 $V_2(p)$ 和反映轮廓边界的模糊速度函数 $V_3(p)$ 具有以下特性: 1) $V_1(p), V_2(p), V_3(p) \in [0, 1]$; 2) 当轮廓曲线处于对象的模糊边界时, $V_1(p) \approx V_2(p) \approx V_3(p) \approx 0$; 3) 当轮廓曲线趋近对象的模糊边界时, $V_1(p), V_2(p)$ 和 $V_3(p)$ 越来越小; 4) 当轮廓曲线远离对象的模糊边界时, $V_1(p), V_2(p)$ 和 $V_3(p)$ 越来越大.

在本文提出的模型 (如式 (1) 所示) 中, 轮廓曲线向内演变的模糊速度函数 $V_1(p)$ 、轮廓曲线向外演变的模糊速度函数 $V_2(p)$ 和反映轮廓边界的模糊速度函数 $V_3(p)$ 分别定义为

$$V_1(p) = |\exp\{-t_1 \times [Z(p) - 0.5]\} - 1| \quad (12)$$

$$V_2(p) = |\exp\{-t_2 \times [0.5 - Z(p)]\} - 1| \quad (13)$$

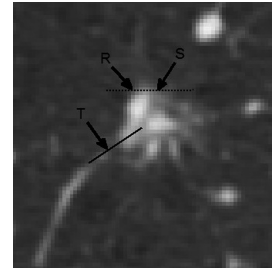
$$V_3(p) = \exp[t_3 \times (Z(p) - 0.5)^2] - 1 \quad (14)$$

其中, t_1, t_2 和 t_3 是正数, $Z(p)$ 是像素 p 隶属肺结节的模糊隶属度.

图 4 是直线上像素序号与其对应的模糊速度的关系图. 在图 4(b) 和图 4(c) 中, 实线是轮廓曲线向内演变的模糊速度函数, 虚线是轮廓曲线向外演变的模糊速度函数, 点线是轮廓曲线边界的模糊速度函数. 从图 4(b) 可以看出, 在肺结节边界点 R 和点 S 处, 模糊速度函数 $V_1(R), V_2(R), V_3(R), V_1(S), V_2(S)$ 和 $V_3(S)$ 分别趋近零. 从图 4(c) 可以看出, 在肺结节与血管粘连处 T 点, 速度函数 $V_1(T), V_2(T)$ 和 $V_3(T)$ 趋近零.

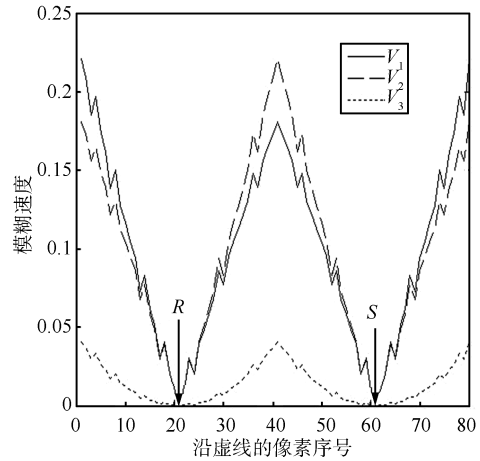
1.4 活动轮廓模型的水平集计算

根据第 1.3 节, 当轮廓曲线处于对象的模糊边界时, 模糊速度函数 $V_1(p), V_2(p)$ 和 $V_3(p)$ 接近零, 而轮廓曲线远离对象的模糊边界时, 模糊速度函数 $V_1(p), V_2(p)$ 和 $V_3(p)$ 越来越大. 将模糊速度函数 $V_1(p), V_2(p)$ 和 $V_3(p)$ 引入到活动轮廓模型, 使得轮廓模型可以很好地处理肺结节的模糊边界泄露和加快轮廓曲线的演变. 本文采用水平集的方法^[22], 引导轮廓曲线的演变. 假设水平集函数 ϕ 分别在轮廓曲线 C 内部取正数, 在轮廓曲线 C 外部取负数, H 表示 Heaviside 函数. 模糊速度函数的活动轮廓模型的水平集定义为



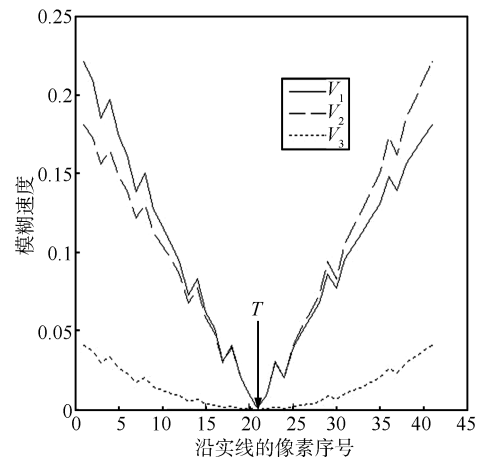
(a) 原始图像

(a) Original image



(b) 点型直线的隶属度函数

(b) The relationship between serial number of pixels on dot line and fuzzy speed function



(c) 实型直线的隶属度函数

(c) The relationship between serial number of pixels on solid line and fuzzy speed function

图 4 模糊速度函数

Fig. 4 Fuzzy speed function

$$E(C, c_1, c_2) = \int_{\Omega} V_3(\phi(p)) |\nabla H(\phi(p))| dp + \int_{\Omega} V_1(p) |I(p) - c_1|^2 H(\phi(p)) dp +$$

$$\int_{\Omega} V_2(p) |I(p) - c_2|^2 (1 - H(\phi(p))) dp \quad (15)$$

其中, 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.

通过 Euler-Lagrange 变分法^[13], 使用标准的梯度下降法解决活动轮廓模型中的能量函数最小化. 变分后的模糊速度函数的活动轮廓模型如式 (16) 所示.

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = \delta(\phi) \left\{ \operatorname{div} \left[V_3 \frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right] + \mu V_3(p) \right\} + \delta(\phi) \{ V_2(p) [I(p) - c_2] - V_1(p) [I(p) - c_1] \} \quad (16)$$

其中, $\delta(\phi)$ 是 Dirac 函数, 即 Heaviside 函数的导数.

在式 (16) 中, 等式右边第一个大括号内的项是轮廓曲线演变的内部能量函数, 第二个大括号的项是轮廓曲线演变的外部能量函数. 当轮廓曲线趋近肺结节的边界时, 像素的模糊隶属度 $Z(p)$ 趋近 0.5. 当轮廓曲线位于肺结节边界的边界时, 像素的模糊隶属度 $Z(p) \approx 0.5$. 根据式 (12)~式 (14), 当轮廓曲线向肺结节边界趋近时, $V_1(p)$, $V_2(p)$ 和 $V_3(p)$ 越来越小, 轮廓曲线演变的速度越来越慢. 当轮廓曲线位于肺结节的边界时, $V_1(p) \approx V_2(p) \approx V_3(p) \approx 0$, 式 (16) 接近零, 轮廓曲线停止演变.

2 实验结果与分析

本文采用的实验数据, 来自美国肺影像数据库协会 (The Lung Image Database Consortium, LIDC)^[23]. 表 1 是本文采用的实验数据集.

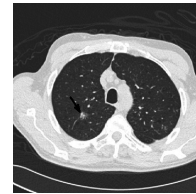
在本文的所有实验中, 模糊控制常数 m 取 2.0, 模糊形态学运算使用模板大小 w 为 5×5 , 计算模糊速度函数的正常数 t_1 , t_2 和 t_3 分别为 1.

图 5 是血管粘连型肺结节的分割的结果. 黑色曲线是检测到的肺结节的边界, 黑色箭头指向肺结节. 图 5(a) 是原 CT 图像, 图 5(b) 是边界活动轮廓模型的分割结果的放大图像, 图 5(c) 是区域活动轮廓模型的分割结果的放大图像, 图 5(d) 是混合活动轮廓模型的分割结果的放大图像, 这些方法在肺结节和血管粘连处发生边界泄露, 图 5(e) 是本文提出模型的分割结果的放大图像, 该方法在肺结节和血管粘连处没有发生边界泄露.

图 6 磨玻璃型肺结节的分割的结果. 黑色曲线是检测到的肺结节边界, 黑色箭头指向肺结节. 图 6(a) 是原 CT 图像; 图 6(b) 是边界活动轮廓模型的分割结果的放大图像, 该方法发生了严重的边界泄露; 图 6(c) 是区域活动轮廓模型的分割结果的放大图像; 图 6(d) 是混合活动轮廓模型的分割结果的放大图像, 这两种方法发生了边界泄露; 图像 6(e)

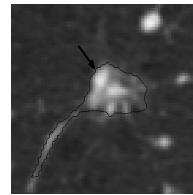
是本文提出模型的分割结果的放大图像, 该方法很好地保留了磨玻璃影结节的边界.

通常情况下, 血管和肺结节之间具有相似的灰度值, 边界活动轮廓模型、区域活动轮廓模型和混合活动轮廓模型仅使用灰度值引导轮廓曲线演变. 在肺结节与血管粘连处, 由于基于梯度的速度函数不趋近零, 活动轮廓曲线的能量函数也不能获得最小值, 所以发生边界泄露. 磨玻璃型肺结节与背景之间具有很低的对比度. 边界活动轮廓模型仅使用梯度信息计算速度函数, 在磨玻璃型肺结节边界处速度函数不趋近零, 从而发生边界泄露. 区域活动轮廓模型根据轮廓曲线内外灰度统计信息驱动轮廓曲线演变, 在磨玻璃影结节的边界处, 轮廓曲线的能量函数不能获取最小值, 从而发生边界泄露. 混合活动轮廓模型根据轮廓曲线内外灰度统计信息和基于梯度的速度函数驱动轮廓曲线演变, 在磨玻璃影结节的边界处, 轮廓曲线的能量函数不能获取最小值和基于梯度速度函数不趋近零, 从而发生边界泄露. 为了解决血管粘连型肺结节和磨玻璃型肺结节分割的边界泄露问题, 本文在活动轮廓模型中添加了模糊速度



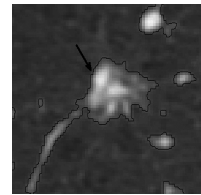
(a) 原始图像

(a) Original image



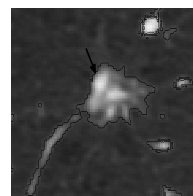
(b) 边界活动轮廓模型

(b) The edge-based active contour model



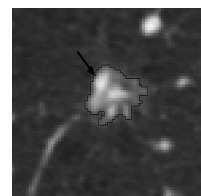
(c) 区域活动轮廓模型

(c) The region-based active contour model



(d) 混合活动轮廓模型

(d) The integrated active contour model



(e) 本文提出的模型

(e) The proposed active contour model

图 5 血管粘连型肺结节的分割

Fig. 5 Segmentation of the juxta-vascular pulmonary nodules

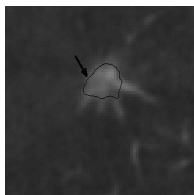
表 1 实验数据集
Table 1 Experimental data sets

CT 图像 平均每组		CT 图像的参数					肺结节的数目	
扫描数	切片数	图像大小	管道电压	管道电流	切片的厚度	像素大小	血管粘连型肺结节	磨玻璃型肺结节
80	120	512 × 512	120 kV	50 mA ~ 160 mA	1 mm ~ 3 mm	0.5 mm/pixel ~ 0.7 mm/pixel	31	12



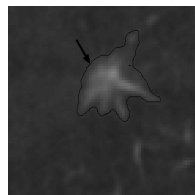
(a) 原始图像

(a) Original image



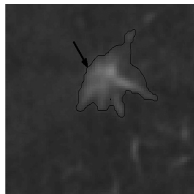
(b) 边界活动轮廓模型

(b) The edge-based active contour model



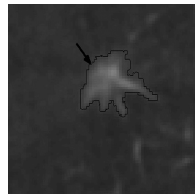
(c) 区域活动轮廓模型

(c) The region-based active contour model



(d) 混合活动轮廓模型

(d) The integrated active contour model



(e) 本文提出的模型

(e) The proposed active contour model

图 6 磨玻璃型肺结节的分割

Fig. 6 Segmentation of the ground glass opacity pulmonary nodules

函数 $V_1(p)$, $V_2(p)$ 和 $V_3(p)$ (见式 (16)), 这三个速度函数在肺结节与血管粘连处趋近零和在磨玻璃型肺结节的边界处的速度趋近零, 式 (16) 等号的右边趋近零使得活动轮廓曲线能够停止演变.

表 2 是对表 1 中的实验数据集分别使用边界活动轮廓模型、区域活动轮廓模型、混合活动轮廓模型和本文提出的轮廓模型所得到的错误率 $A(C_m, C_0)$. 该 Tanimono/Jaccard 错误率 $A(C_m, C_0)$ ^[16] 定义为

$$A(C_m, C_0) = 1 - \frac{\int_{C_0 \cap C_m} dx dy}{\int_{C_0 \cup C_m} dx dy} \quad (17)$$

其中, C_m 和 C_0 分别是提取和期望提取的肺结节的边界.

表 2 分割错误率 (31 血管粘连型结节, 12 磨玻璃型结节)
Table 2 Segmentation error rate measure (31 juxta-vascular pulmonary nodules and 12 GGO pulmonary nodules)

CT 图像	血管粘连型结节	磨玻璃影结节
边界活动轮廓模型	0.61	0.26
区域活动轮廓模型	0.64	0.22
混合活动轮廓模型	0.63	0.20
本文提出的模型	0.15	0.13

从表 2 可以看出, 在血管粘连型肺结节和磨玻璃型肺结节的分割, 本文提出的模糊速度函数轮廓模型的错误效率小于边界活动轮廓模型, 区域活动轮廓模型和混合活动轮廓模型.

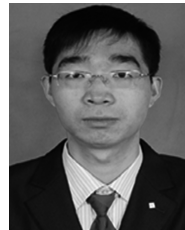
3 结论

为了解决血管粘连型肺结节和磨玻璃型肺结节中存在的边界泄露问题, 本文提出了一种基于模糊速度函数的活动轮廓模型的肺结节分割算法. 通过结合灰度特征和局部形态特征的模糊聚类算法, 计算出模糊速度函数所需的模糊隶属度, 从而增强了肺结节与周围组织的可分性. 为了解决活动轮廓模型存在边界泄露问题, 本文提出基于模糊隶属度的速度函数, 使得在肺结节的边界处, 该速度函数趋近零, 轮廓曲线停止演变. 实验结果表明, 本文提出的算法, 能够精确分割出血管粘连型肺结节和磨玻璃型肺结节, 并且证明了本文提出的肺结节分割算法优于边界活动轮廓模型、区域活动轮廓模型和混合活动轮廓模型.

References

- 1 Diciotti S, Picozzi G, Falchimi M, Mascacchi M, Villari N, Valli G. 3-D segmentation algorithm of small lung nodules in spiral CT images. *IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine*, 2008, **12**(1): 7–19
- 2 Papandreou G, Maragos P. Multigrid geometric active contour models. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2007, **16**(1): 229–240
- 3 Li C M, Xu C Y, Gui C F, Fox M D. Distance regularized level set evolution and its application to image segmentation. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2010, **19**(12): 3243–3254

- 4 Cui H, Gao L Q. Geodesic active contour, inertia and initial speed. *Pattern Recognition Letters*, 2008, **29**(16): 2197–2205
- 5 Tao W B. Iterative narrowband-based graph cuts optimization for geodesic active contours with region forces (GACWRF). *IEEE Transactions on Image Processing*, 2012, **21**(1): 284–296
- 6 Sakalli M, Lam K M, Yan H. A faster converging snake algorithm to locate object boundaries. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2006, **15**(5): 1182–1191
- 7 Xiao D, Ng W S, Tsang C B, Abeyaratne U R. A region and gradient based active contour model and its application in boundary tracking on anal canal ultrasound images. *Pattern Recognition*, 2007, **40**(12): 3522–3539
- 8 Sun K Q, Chen Z, Jiang S F. Local morphology fitting active contour for automatic vascular segmentation. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2012, **59**(2): 464–473
- 9 Li C M, Huang R, Ding Z H, Gatenby J C, Metaxas D N, Gore J C. A level set method for image segmentation in the presence of intensity inhomogeneities with application to MRI. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2011, **20**(7): 2007–2015
- 10 Liu S G, Peng Y L. A local region-based Chan-Vese model for image segmentation. *Pattern Recognition*, 2012, **45**(7): 2769–2779
- 11 Lankton S, Tannenbaum A. Localizing region-based active contours. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2008, **17**(11): 2029–2039
- 12 Sum K W, Cheung P Y S. Vessel extraction under non-uniform illumination: a level set approach. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2008, **55**(1): 358–360
- 13 Li C M, Kao C Y, Gore J C, Ding Z H. Minimization of region-scalable fitting energy for image segmentation. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2008, **17**(10): 1940–1949
- 14 Wang L, He L, Mishra A, Li C M. Active contours driven by local Gaussian distribution fitting energy. *Signal Processing*, 2009, **89**(12): 2435–2447
- 15 Krinidis S, Chatzis V. Fuzzy energy-based active contours. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2009, **18**(12): 2747–2755
- 16 Zhang Y, Li G Y, Sun X H, Zhou X M. Geometric active contours without re-initialization for image segmentation. *Pattern Recognition*, 2009, **42**(9): 1970–1976
- 17 Chen L, Zhou Y, Wang Y G, Yang J. GACV: geodesic-aided C-V method. *Pattern Recognition*, 2006, **39**(7): 1391–1395
- 18 Sluimer I, Schilham A, Prokop M, Van Ginneken B. Computer analysis of computed tomography scans of the lung: a survey. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2006, **25**(4): 385–405
- 19 Ye X J, Lin X Y, Dehmeshki J, Slabaugh G, Beddoe G. Shape-based computer-aided detection of lung nodules in thoracic CT images. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2009, **56**(7): 1810–1820
- 20 Hwang C, Rhee F C H. Uncertain fuzzy clustering: interval type-2 fuzzy approach to C-means. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 2007, **15**(1): 107–120
- 21 Bloch I. Duality vs. adjunction for fuzzy mathematical morphology and general form of fuzzy erosions and dilations. *Fuzzy Sets and Systems*, 2009, **160**(13): 1858–1867
- 22 Zhang K H, Song H H, Zhang L. Active contours driven by local image fitting energy. *Pattern Recognition*, 2010, **43**(4): 1199–1206
- 23 Armato S G III, McLennan G, Bidaut L, McNitt-Gray M F, Meyer C R, Reeves A P, Zhao B, Aberle D R, Henschke C I, Hoffman E A, Kazerooni E A, MacMahon H, Van Beeke E J, Yankelevitz D, Biancardi A M, Bland P H, Brown M S, Engelmann R M, Laderach G E, Max D, Pais R C, Qing D P, Roberts R Y, Smith A R, Starkey A, Batrah P, Caligiuri P, Farooqi A, Gladish G W, Jude C M, Munden R F, Petkovska I, Quint L E, Schwartz L H, Sundaram B, Dodd L E, Fenimore C, Gur D, Petrick N, Freymann J, Kirby J, Hughes B, Castele A V, Gupte S, Sallamm M, Heath M D, Kuhn M H, Dharaiya E, Burns R, Fryd D S, Salganicoff M, Anand V, Shreter U, Vastagh S, Croft B Y. The lung image database consortium (LIDC) and image database resource initiative (IDRI): a completed reference database of lung nodules on CT scans. *Medical Physics*, 2011, **38**(2): 915–931



陈侃 华南理工大学自动化科学与工程学院博士研究生。主要研究方向为医学图像处理与模式识别。

E-mail: scut.chenkan@126.com

(CHEN Kan Ph.D. candidate at the College of Automation Science and Engineering, South China University of Technology. His research interest covers medical image processing and pattern recognition.)



李彬 博士，华南理工大学自动化科学与工程学院副教授。主要研究方向为医学图像处理与模式识别。本文通信作者。

E-mail: binlee@scut.edu.cn

(LI Bin Ph.D., associate professor at the College of Automation Science and Engineering, South China University of Technology. His research interest covers medical image processing and pattern recognition. Corresponding author of this paper.)



田联房 博士，华南理工大学自动化科学与工程学院教授。主要研究方向为医学图像处理与模式识别。

E-mail: chlftian@gmail.com

(TIAN Lian-Fang Ph.D., professor at the College of Automation Science and Engineering, South China University of Technology. His research interest covers medical image processing and pattern recognition.)