

基于水平集方法的数字胸片图像分割

张继武^{1),3)} 张道兵¹⁾ 史舒娟²⁾ 孙立新¹⁾ 许朝晖¹⁾

¹⁾(中国科学院西安光学精密机械研究所, 西安 710068)

²⁾(西安交通大学图像处理与识别研究所, 西安 710049) ³⁾(东北大学信息科学与工程学院, 沈阳 110006)

摘要 水平集方法能有效地解决曲线演化过程中的拓扑变化问题, 基于全局特性的活动轮廓模型采用水平集方法给出的迭代解, 能有效进行分割。用这种方法对CR胸片图像进行分割研究, 并根据CR图像的特点, 给出了只需一次演化的方法; 直接针对原图像可以得到肺部大致区域; 而针对CR的局部标准偏差图像可以得到肋骨的边缘图像。实验结果表明, 该方法能很好地对CR图像进行分割。

关键词 水平集方法 活动轮廓模型 图像分割 CR

中图分类号: TP391.41 **文献标识码:** A **文章编号:** 1006-8961(2004)12-1459-07

Digital Chest Image Segmentation Based on Level Set Method

ZHANG Ji-wu^{1),3)}, ZHANG Dao-bing¹⁾, SHI Shu-juan²⁾, SUN Li-xin¹⁾, XU Zhao-hui¹⁾

¹⁾(Xi'an Institute of Optics and Precision Mechanics of CAS, Xi'an 710068)

²⁾(Institute of Image Processing and Recognition, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049)

³⁾(School of Information Science and Engineering, Northeastern University, Shenyang 110006)

Abstract Level set method could efficiently solve the problem of the topologic change involved in the evolvement of the curve. Using the loop solution presented by level set method, active contour model based on global traits can segment objects efficiently. The paper uses this method to research segmentation technique in Chest Radiography Image. Taking account of the characteristic of Chest Radiography Image, a method with only once evolvement is presented here. We could get coarse lung area from original image and could get rib edge from local standard deviation image of Chest Radiography. The results verify that it is a robust way for Chest Radiography Image segmentation.

Keywords level set method, active contour model, image segmentation, chest radiography

1 引言

现代医学成像技术为医学研究、诊断和治疗提供了十分有价值的依据。这些医学数字图像的最大优点在于可以进行各种后处理, 可以提高图像质量和诊断能力。然而CR(computer radiography, 计算机放射线成像)胸片图像, 采用传统的图像处理方法并不能获得满意的效果, 其根本原因在于CR胸片图像具有较宽的信息动态范围^[1]。大量研究者基于各种假设分割CR胸片图像, 如最早做肋骨提取尝试的Toriwaki假设所有肋骨宽度一致^[2]; Persoon

通过模板匹配的方法探测肋骨边缘^[3]; Wechsler^[4]和Yue等人^[5]用抛物线等拟合的方式探测; McNitt-Gray根据数字胸片的解剖结构进行特征提取^[6], 而曹新华等人在此基础上根据其直方图的双峰特性成功提取出肺部区域^[1]。以上这些方法都是基于各种假设模型得出的结果, 在假设成立的条件下都可以得到很好的结果, 然而并不是所有的数字胸片都满足假设条件, 因而有一定的局限性。

水平集方法(level set method)是Osher和Sethian在研究曲线以曲率相关的速度演化时提出来的^[7], 用来描述曲线的演化过程。其基本思想是将当前正在演化的闭合曲线(曲面)的问题转化为更高

维空间中的水平集函数曲线(曲面)的隐式解。与其他曲线演化方法相比,它的最大优势在于它的稳定性和拓扑无关性,因此,该方法自 1988 年提出以来已在图像处理、计算机视觉、晶体增长和机器人导航等领域中广泛应用^[8]。由于维数的扩展,使得计算的复杂度增加、计算量增大,为此, Sethian 提出了窄带(narrow band)快速步进方法(fast marching method)^[9],以减少运算量,提高速度。而 Chan 和 Vese^[10]提出基于简化 Mumford-Shah 模型^[11]来提高分割速度和分割的鲁棒性^[12]。李俊^[12]利用 Chan-Vese 的全局优化偏微分方程,采用源点扫描的距离生成方法进行符号距离的初始化,进一步简化了计算量。

本文用一种改进的水平集方法,考虑图像局部特性,在 CR 胸片图像的局部标准偏差图像中进行曲线演化,检测出 CR 胸片图像的肺部区域和肋骨边缘,取得了较好的效果。

2 水平集方法和活动轮廓模型

2.1 水平集方法

设给定的平面上有一条封闭的初始曲线 C , 点 (x, y) 到曲线 C 的距离用符号距离函数表示为 $\Phi(x, y) = \pm d$, 在曲线内部取值为负, 曲线外取值为正, d 表示点 (x, y) 到曲线 C 的距离。则曲线 C 可以用 $\Phi(x, y)$ 的零水平集来表示, 即

$$C = \{(x, y) | \Phi(x, y) = 0\}$$

曲线演化需要考虑经过时间 t 后位置的变化, 可以将时间参数 t 加到函数中来, 即

$$C(t) = \{(x, y) | \Phi(x, y, t) = 0\}$$

如图 1 中粗黑线所示的部分。

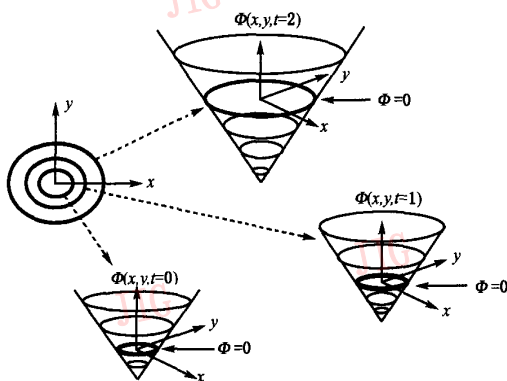


图 1 符号距离函数与曲线

由于曲线上的点始终满足 $\Phi(x, y, t) = 0$, 因此, $\Phi_t + \Phi_x \frac{dx}{dt} + \Phi_y \frac{dy}{dt} = 0$ 。假设曲线上各点的运动速度为 F , 运动方向沿着曲线的法线方向, 其演化满足 Hamilton-Jacobi 方程, 即 $\Phi_t - F |\nabla \Phi| = 0$ 。于是通过将二维空间扩展为三维空间时, 曲线 C 的演化问题转化为偏微分方程 $\Phi(x, y)$ 的求解问题, 同时曲线 C 的拓扑结构变化并不影响 $\Phi(x, y)$ 的求解。

设 h 是水平集函数的离散二维网格步长, 则 $(x_i, y_j) = (ih, jh)$ 表示坐标, 并记 $\Phi(x, y, nt)$ 在网格上的近似表示为 $\Phi(x_i, y_j, n\Delta t)$, 简记为 $\Phi_{ij}^{(n)}$ 。在离散情况下, 等式变为 $\frac{\Phi_{ij}^{(n+1)} - \Phi_{ij}^{(n)}}{\Delta t} + F |\nabla_{ij} \Phi_{ij}^{(n)}| = 0$, 其中, $\Phi^0 = \Phi_0 = C$, 同时将 F 分为与曲率无关的不变成分 F_0 和与曲率 K 相关的可变成份 $F_1(K)$ 。并设:

$$\begin{aligned} D_{ij}^{-x} &= \Phi_{ij} - \Phi_{(i-1)j} \\ D_{ij}^{+x} &= \Phi_{(i+1)j} - \Phi_{ij} \\ D_{ij}^{0x} &= (\Phi_{(i+1)j} - \Phi_{(i-1)j})/2 \\ D_{ij}^{-y} &= \Phi_{ij} - \Phi_{i(j-1)} \\ D_{ij}^{+y} &= \Phi_{i(j+1)} - \Phi_{ij} \\ D_{ij}^{0y} &= (\Phi_{i(j+1)} - \Phi_{i(j-1)})/2 \end{aligned}$$

根据“熵守恒条件”(entropy conservation condition)和“逆风解”(upwind solution)得到递归解形式为^[14,15]:

$$\begin{aligned} \Phi_{ij}^{(n+1)} &= \Phi_{ij}^{(n)} - \Delta t \{ (\max(D_{ij}^{-x}, 0))^2 + \\ &\quad (\min(D_{ij}^{+x}, 0))^2 + (\max(D_{ij}^{-y}, 0))^2 + \\ &\quad (\min(D_{ij}^{+y}, 0))^2 \}^{1/2} - \\ &\quad F_1(K) ((D_{ij}^{0x})^2 + (D_{ij}^{0y})^2)^{1/2} \} \end{aligned}$$

2.2 活动轮廓模型及改进

活动轮廓(或 snake)模型定义为一个能量最小化的样条, 其能量大小取决于它的形状和它在图像中的位置。snake 用参数 $v(s) = [x(s), y(s)]$ 的形式定义, 其中, $x(s)$ 和 $y(s)$ 是 x, y 沿着等高线(contour)的坐标, 且 $s \in [0, 1]$ 。一般能量函数定义为^[13]

$$E_{\text{snake}}^* = \int_0^1 \{ [E_{\text{int}}(v(s))] + [E_{\text{image}}(v(s))] + [E_{\text{con}}(v(s))] \} ds$$

其中, $E_{\text{int}}(v(s))$ 表示内部能量; $E_{\text{image}}(v(s))$ 表示由于不同图像特征, 如: 边缘、直线和终点等产生的图像能量; $E_{\text{con}}(v(s))$ 表示用户定义的外部限制条件。这种能量函数的定义通常只考虑局部信息, 没有考虑全局信息, 因此在图像内部容易造成速度慢, 而在

平滑的边缘附近则越过边缘的“冒顶”现象^[12,13]。

Chan 和 Vese 提出了一种基于简化 Mumford-Shah 区域最优划分的图像分割模型^[10,12],可以改善上述现象。设闭合边界曲线 C 将图像 $I(x, y)$ 分为目标 ω_o (曲线 C 的内部) 和背景 ω_b (曲线 C 的外部) 两个同质区域,各区域的平均灰度为 c_o 和 c_b 。该模型的能量函数定义为

$$E(C, c_o, c_b) = \mu L(C) + \nu S_o(C) + \lambda_o \int_{\text{inside}(C)} |I - c_o|^2 dx dy + \lambda_b \int_{\text{outside}(C)} |I - c_b|^2 dx dy$$

其中, $\mu, \nu \geq 0, \lambda_o, \lambda_b > 0$ 为各项权重系数, $L(C)$ 是闭合轮廓线 C 的长度, $S_o(c)$ 是曲线 C 内部区域面积。

用欧拉-拉格朗日方法得出用水平集函数 Φ 表示的解为

$$\begin{cases} c_o(\Phi) = \frac{\int_a I(x, y) H(\Phi) dx dy}{\int_a H(\Phi) dx dy} \\ c_b(\Phi) = \frac{\int_a I(x, y) (1 - H(\Phi)) dx dy}{\int_a (1 - H(\Phi)) dx dy} \\ \frac{\partial \Phi}{\partial t} = \delta(t) \left[\mu \nabla \cdot \frac{\nabla \Phi}{|\nabla \Phi|} - \nu - \lambda_o (I(x, y) - c_o)^2 + \lambda_b (I(x, y) - c_b)^2 \right] \\ \Phi(x, y, 0) = \Phi_0(x, y) = C \end{cases} \quad (1)$$

其中, $H(z) = \begin{cases} 1 & z > 0 \\ 0 & z < 0 \end{cases}$ 是 Heaviside 函数, 而 $\delta(x)$ 是 Dirac 函数。

由于 Dirac 函数 $\delta(x)$ 的定义范围狭窄,限制了图像边缘检测的全局性;李俊等人经过研究发现,用 $|\nabla \Phi|$ 代替 $\delta(x)$ 有更好的全局特性,有利于检测出远离曲线 C 的内外部边缘^[12]。文献[12]还给出更改后式(1)的有限差分迭代解

$$\begin{aligned} \Phi_{ij}^{(n+1)} = & \Phi_{ij}^{(n)} + \Delta t [(\max(F_{m-}, 0)) \nabla^+ + \\ & (\min(F_{m-}, 0)) \nabla^- + \mu K_{ij} ((D_{ij}^{ox})^2 + (D_{ij}^{oy})^2)^{1/2}] \end{aligned} \quad (2)$$

其中,

$$\begin{aligned} \nabla^+ = & [(\max(D_{ij}^{-x}, 0))^2 + (\min(D_{ij}^{+x}, 0))^2 + \\ & (\max(D_{ij}^{-y}, 0))^2 + (\min(D_{ij}^{+y}, 0))^2]^{1/2} \\ \nabla^- = & [(\min(D_{ij}^{-x}, 0))^2 + (\max(D_{ij}^{+x}, 0))^2 + \\ & (\min(D_{ij}^{-y}, 0))^2 + (\max(D_{ij}^{+y}, 0))^2]^{1/2}; \end{aligned}$$

K_{ij} 是水平集函数在 (i, j) 的曲率, 定义为

$$K = \nabla \cdot \frac{\nabla \Phi}{|\nabla \Phi|} = \frac{\Phi_{xx}\Phi_y^2 - 2\Phi_{xy}\Phi_x\Phi_y + \Phi_{yy}\Phi_x^2}{(\Phi_x^2 + \Phi_y^2)^{3/2}}$$

$$F_{m-}(x, y) = -\nu - \lambda_o (I(x, y) - c_o)^2 + \lambda_b (I(x, y) - c_b)^2$$

由于定义为全局解,因此不能用 Sethian 提出的窄带(narrow band)快速步进方法(fast marching method)^[9]来解,故计算量大,但一般情况下只需少数几次迭代就可以得到理想结果,真正影响速度的是每次演化后重新初始化符号距离函数 Φ 的计算量。文献[12]采用 4 次扫描地方法准确地生成符号距离函数。

3 CR 胸片图像分割

沿用文献[12]中的公式和方法对 CR 胸片图像进行分割研究,并根据 CR 图像的特点进行改进。实验若无特殊说明,均取网格步长 $h=1, \Delta t=1, \mu=0.000\ 000\ 1 \times 255 \times 255=0.006\ 202\ 5, \nu=0$, 初始曲线取为以图像中心为圆心、以 5 为半径的圆。

3.1 直接针对原图像的分割

分析文献[12]中用到的式(2),最终的分割结果将受目标和背景参数 λ_o, λ_b 的影响,因此检测的结果要受检测边缘信息强弱的影响,而曲线演化的速度要受曲线分成两类同质区域的平均灰度的影响。由于只考虑两类同质区域,即目标和背景的影响,因此出现的中间结果可能和直接二值化得到的结果类似,但是,这种动态的方法一般会检测出更丰富的细节信息。下面是一个在圆盘背景下包含点颗粒的图像,要检测其中的点颗粒的例子。图 2 是该方法得到的结果和 Otsu 方法进行二值化得到结果的比较(其中, λ_o 取 2, λ_b 取 2)。

由于 CR 胸片图像具有较宽的信息动态范围,因此,直接用文献[12]中给出的方法进行分割可以得到大体的肺部区域,但不能得到更细节的肋骨信息,其结果与直接用 Otsu 方法得到的结果接近,如图 3 所示(其中, λ_o 取 0.5, λ_b 取 2)。

实验结果表明,本方法得到的结果随着演化次数的增加,分割出来的肺部区域逐渐缩小,且第 1 次得到的结果比 Otsu 方法得到的结果好。因此,直接针对原图像只用 1 次演化就能得到比较完整的肺部区域,可以作为进一步处理的基础。同时,一次演化意味着只需

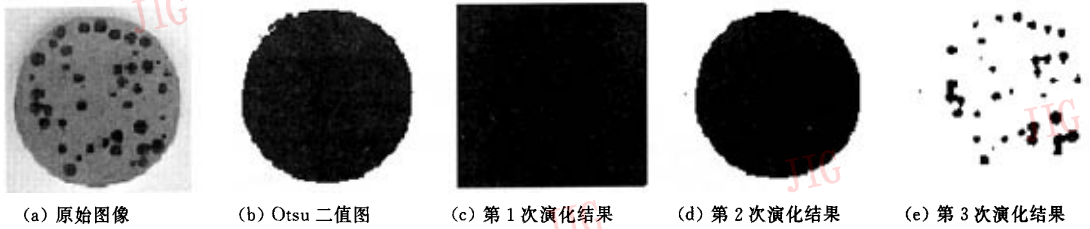
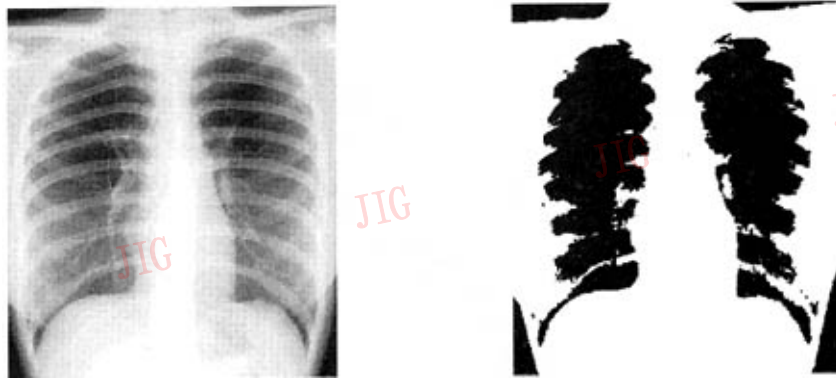


图 2 本方法结果与 Otsu 方法结果比较



(a) 原始图像

(b) Otsu 方法二值图



(c) 第 1 次演化结果

(d) 第 2 次演化结果

(e) 第 3 次演化结果

图 3 CR 分割结果与 Otsu 方法结果比较

第 1 次对符号距离函数 Φ 进行初始化,而这个过程是一个简单的赋值过程,因此大大降低了计算量。

3.2 对 CR 局部标准偏差图像的分割

局部标准偏差 (LSD, local standard deviation) 反映了一种局部偏差程度,能有效反映出图像中局部灰度的细微变化,因此,能很好地反映出整体动态范围大而局部变化小的图像的边缘信息,但它同时对噪声信息特别敏感。设局部窗宽为 $2n+1$,则每个像素点 $I(x,y)$ 的 LSD 计算方法为

$$\sigma^2(x,y) = \frac{1}{(2n+1)^2} \sum_{s=i-n}^{i+n} \sum_{t=i-n}^{i+n} [I(s,t) - m(x,y)]^2$$

其中, $I(x,y)$ 为像素点的灰度值, $m(x,y)$ 为窗口中心为 (x,y) 的平均灰度:

$$m(x,y) = \frac{1}{(2n+1)^2} \sum_{s=i-n}^{i+n} \sum_{t=i-n}^{i+n} I(x,y)$$

针对 CR 图像的特点,将对 CR 图像的分割转化为对 LSD 图像分割的处理,有利于分割出细节的肋骨信息。这里取窗口宽度为 3,这种小的窗口也有利于形成细的边缘。这里仍针对上面使用的 CR 图

像,在得到 LSD 图像后将其灰度范围扩展到整个有效范围 $[0, 255]$,再用水平集的方法进行分割实验,

进行 3 次演化,得到的实验结果如图 4 所示(其中, λ_0 取 0.5, λ_b 取 2)。



(a) 原始图像



(b) 方差图像



(c) Otsu 方法二值图



(d) 第 1 次演化结果



(e) 第 2 次演化结果



(f) 第 3 次演化结果

图 4 CR 的 LSD 图像分割演化 3 次结果

从该实验结果可以清楚地看到:第 1 次演化的结果与直接 Otsu 结果比较相似,但是比 Otsu 方法包含更多的细节信息(同时对大量的 CR 图像实验的结果表明,第 1 次演化的结果比直接 Otsu 更能稳

定地得到结果),但是它们同时都包含过多的其他信息,如肺部血管形成的细纹理;该方法能有效检测出突出的全局信息,但随着演化次数的增大,所得到的肋骨边缘越来越细化,但同时并没有减小肺部血管

等信息对肋骨边缘的影响。

3.3 对CR的LSD图像的分块分割

由于实验所采用的方法针对全局特性进行,因此不可避免地将包含具有与肋骨信息相同全局特性的细纹理信息。若将全局的窗口缩小,则当肋骨和细纹理同时存在时细纹理将不容易检测,因此得到的将是去掉细纹理的结果。然而,在中隔膜区,却能检测出直接对整体处理检测不出来的脊椎信息和噪声信息,如图5所示,因此,将分块得到的结果与整体直接处理得到的结果匹配能得到想要的肋骨边缘信息。

分块分割的算法流程如下:

(1) 对原图像进行高斯平滑,求其LSD图像,并将其扩展为 $[0, 255]$ 范围;

(2) 分别对原图和 4×4 分块后的每块图像用

水平集方法做如下处理:

① 根据假设的初始闭合曲线确定符号距离函数(在曲线内部为负,在外部为正;根据每点与该曲线最短的距离确定欧氏距离);

② 求每点的 ∇^+ 、 ∇^- 、曲率 K 中点差分 D_{ij}^{0+} 、 D_{ij}^{0-} 和每点的能量函数系数;

③ 根据 $\Phi_{i,j}^0$ 和上面得到的结果通过迭代求解 $\Phi_{i,j}^1$;

④ 取 $\Phi_{i,j}^1$ 过零点的值为曲线演化后的边缘。

(3) 将分块处理得到的结果合并,并与整体处理得到的结果匹配,得到最后结果。

图5所示是分块分割得到的实验结果(其中, λ_a 取0.5, λ_b 取2,分块数为 4×4 ,分块和整体处理都只演化1次)。

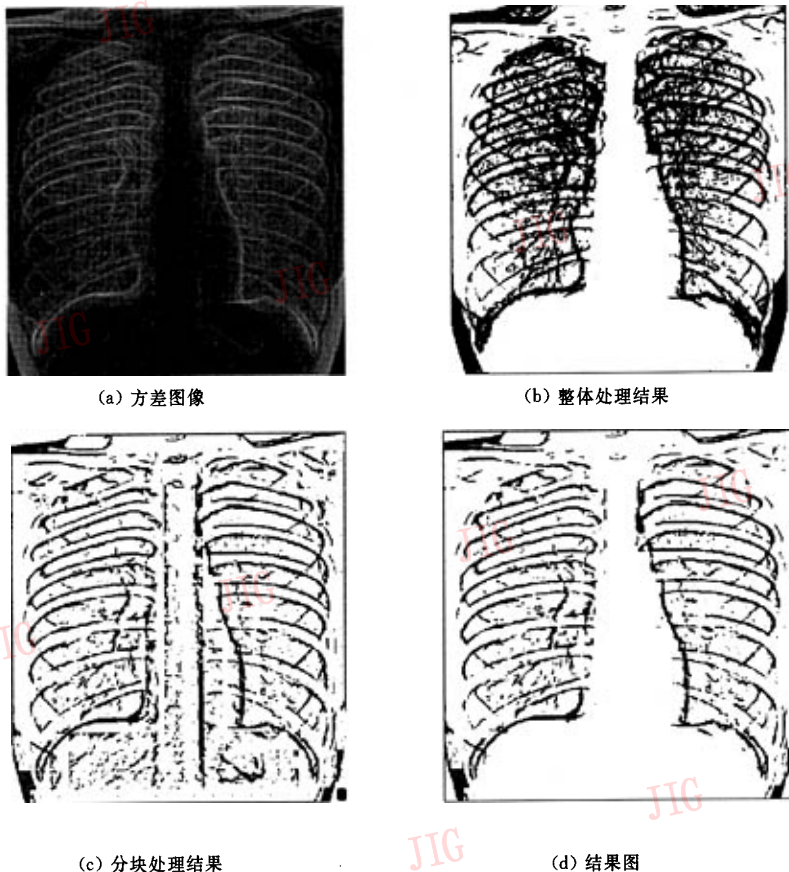


图5 CR的LSD图像分块分割结果

4 结论

将文献[12]中的方法引入到CR图像分割的研

究中,并根据CR图像的特点进行改进,得到适合CR图像分割的方法。直接针对原图像,得到肺部大致区域;而针对CR的LSD图像,得到肋骨的边缘图像。实验表明,本文介绍的方法能有效的对CR图

像进行分割。

然而,得到的肺部大致区域还需要进一步的精确;肋骨的边缘图像还需要处理以得到更加完整而无纹理和噪声干扰的肋骨信息,这些有待于进一步的研究。

参 考 文 献

- 曹新华,蒋大宗,郑崇勋. 一种数字胸片图像肺部区域的自动分割方法[J]. 生物医学工程学杂志,1998,15(4):393~396.
- Toriwaki J, Suenaga Y, Fukumura T. Pattern recognition of chest X-ray images[J]. Computer Graphics Image Processing, 1973,2(3):252~271.
- Persoon E. A new edge detection algorithm and its applications in picture processing[J]. Computer Graphics Image Processing, 1976,5(3):425~446.
- Wechsler H. Automatic Detection of Rib Contours in Chest Radiographs[M]. New York: Birkhauser Verlag, 1977.
- Yue Zhanjun, Goshtasby A, Ackerman L V. Automatic detection of rib borders in chest radiographs [J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 1995,14(3):525~536.
- McNitt-Gray M F, Huang H K, Sayre J W. Feature selection in the pattern classification problem of digital chest radiograph segmentation [J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 1995,14(3):537~547.
- Osher S, Sethian J A. Fronts propagating with curvature dependent speed: algorithms based on Hamilton-Jacobi formulations[J]. Journal of Computer Physics, 1988,79(1):12~49.
- Sethian J A. Level Set Methods and Fast Marching Methods: Evolving Interfaces in Computational Geometry, Fluid Mechanics, Computer Vision and Materials Sciences [M]. London: Cambridge University Press, 1996.
- Adalsteinsson D, Sethian J A. A fast level set method for propagating interfaces [J]. Journal of Computer Physics, 1995, 118(2):269~277.
- Chan F T, Vese L. Active contours without edges [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2001,10(2):266~277.
- Mumford D, Shah J. Optimal approximation by piece-wise smooth functions and associated variational problems [J]. Communications on Pure and Applied Mathematics, 1989,42(5): 577~685.
- 李俊,杨新,施鹏飞. 基于 Mumford-Shah 模型快速水平集图像分割方法[J]. 计算机学报,2002,25(11):1175~1183.
- Sonka M, Hlavac V, Boyle R. Image Processing, Analysis, and machine Vision[M]. 人民邮电出版社(影印版),2002:374~380.

14 Kimmel R, Kiryati N, Bruckstein A M. Analyzing and synthesizing Images by evolving curves with the Osher-Sethian method[J]. International Journal of Computer Vision, 1997, 24(1):37~55.

15 Malladi R, Sethian J A, Vemuri B C. Shape modeling with front propagation: A level set approach [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1995,17(2):158~175.



张继武 1967年生。教授、博士生导师。1998年于西安交通大学获生物医学工程博士学位,现为柯达医疗影像大亚太区研发总监。目前的研究领域包括医学成像技术、医学图像处理、基于医学图像内容的自动诊断技术。



张道兵 1978年生。1999年毕业于湖北大学,现为中国科学院西安光学精密机械研究所读硕士研究生。主要研究方向是生物医学多媒体信息处理与通信技术。E-mail:gistty@sina.com



史舒娟 1975年生。1997年毕业于西安交通大学,现为西安交通大学图像处理与识别研究所读硕士研究生。主要研究方向为计算机视觉与图像处理技术。



孙立新 1977年生。1999年毕业于湖北大学,现为中国科学院西安光学精密机械研究所读硕士研究生。主要研究方向为生物医学光学成像与图像处理技术。



许朝晖 1975年生。中级工程师。2003年于西安理工大学获控制理论与控制工程硕士学位。主要研究领域为医学图像处理与应用、图像模式识别、视频图像处理技术。