

基于冗余小波变换的相对模糊连通图像交互式分割算法

田春娜 高新波

(西安电子科技大学电子工程学院 西安 710071)

摘要 为了提高图像分割算法的抗噪声性能, 该文提出一种基于冗余小波变换的相对模糊连通图像交互式分割算法。与文献中基于尺度的相对模糊连通交互式分割算法相比, 新算法在几乎不改变分割效果的前提下, 速度提高了十几倍, 且对不同的噪声模型均具有较好的鲁棒性。此外, 文中还对小波变换的不同尺度对图像分割效果的影响进行了较为系统地研究。用人造图像和实际的医学图像所做的测试实验结果表明, 该文提出的新算法可实现对非噪声和噪声图像中感兴趣目标的快速而准确的分割。

关键词 冗余小波变换, 交互式图像分割, 模糊连通度, 快速算法

中图分类号: TP 391.4

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2006)12-2287-05

Relative Fuzzy Connected Interactive Image Segmentation Algorithm Based on Redundant Wavelet Transform

Tian Chun-na Gao Xin-bo

(School of Electronic Engineering, Xidian University, Xi'an 710071, China)

Abstract To improve the performance of the image segmentation algorithm, a relative fuzzy connected interactive segmentation algorithm is presented based on Redundant Wavelet Transform (RWT). In comparison with the original scale-based algorithm, the proposed one, with almost the same accuracy, accelerates the segmentation speed by tens times. And it is insensitive to different noise models. In addition, a study of the influence of different redundant wavelet decomposition scales is also included. The experimental results illustrate that the proposed algorithm can obtain the object regions of interest from medical as well as man-made noisy images quickly and reliably with only a little interaction.

Key words Redundant Wavelet Transform, Interactive image segmentation, Fuzzy connectedness, Fast algorithm

1 引言

图像分割是指把感兴趣的目标从背景中分离出来, 是计算机视觉中的一个经典难题, 至今仍没有一个有效的通用分割方法。为此, 人们提出了大量的图像分割算法。就分割的方式而言, 现有算法可大致分为3种类型^[1-5]: 自动分割, 手工分割和交互式分割。

常见的自动分割方法对多目标或背景复杂的图像很难奏效。并且高层次的图像处理要求识别图像中所包含的目标, 即要对图像进行语义层次的分解。虽然自动分割技术很先进, 但目前尚不能满足这一要求。因此, 往往需要适当的人工干预。不过, 手工图像分割是一项极为耗时和枯燥的工作, 而且分割结果是不精确和不可重复的。尤其是当图像尺寸较大或数目较多时, 如遥感图像, 医学图像序列等, 手工的方法是不可取的。鉴于自动分割和手工分割的局限性, 交互式图像分割方法也就应运而生了。

从另一种意义上来说, 图像中目标的定义依赖于用户的主观理解, 也就是语义层级或测度因子等。因此, 图像没有

特定的分解模式可以满足所有用户, 而是一些可供用户选择的基于不同测度的目标集合。然而, 定义一个完整意义上的目标集合可能会导致指数级的运算复杂度, 并使得用户难以使用这样一个集合。所以在分割过程中必须介入用户的参与, 将用户的主观测度因子作为一个重要的组织参数, 即是我们的交互式图像分割技术^[2]。我们的研究就致力于辅助用户将图像分割为有意义的部分, 最终使用户能方便地选择图像中的任意目标。

交互式分割方法就其分割思想而言, 可分为两大类: 基于边缘的分割方法和基于区域的分割方法。前者利用图像的局部细节信息对图像进行分割, 主要有Live-Wire^[3,4], Live-Lane^[3]和Snakes^[5]等, 但是这些基于动态规划的算法分割速度较慢; 后者则是利用图像的整体连通性对图像进行分割, 主要是基于区域增长的方法, 不过传统的区域增长算法的停止条件往往难以确定。通过引入模糊集理论, Udupa等人提出了一种新的区域增长算法——基于模糊连通度的阈值分割算法^[6-9], 但是最优的分割阈值仍然难以确定。为此, Udupa等人又进一步提出了相对模糊连通度算法^[10-12], 该算法的思想源于图像中物体是相对其它物体的存在而定义的^[10]。因此, 由用户来交互式指定图像中目标和背景的种子

2005-03-15 收到, 2005-09-26 改回
国家自然科学基金(60202004), 教育部重点项目(104173)和新世纪优秀人才支持计划资助课题

点, 通过比较图像中所有点与目标和背景的种子点的连通度大小来进行目标和背景的判决, 从而不再依赖阈值的选择。

模糊连通度的计算可分为非尺度和尺度两种情况^[7], 前者利用像素自身的特性来计算模糊连通度, 所以分割速度快, 但对噪声敏感; 后者由以该像素为中心的超球体内所有元素的特性加权平均来定义。超球体的半径根据目标的局部特征通过某种自适应规则来决定。这里所选用的空域变化的尺度不同于常用的多尺度策略。尽管基于空域尺度的方法比非尺度的方法对噪声或非噪声图像都具有更好的分割效果, 但该方法极其耗时。我们知道小波函数具有时频局部化特性, 而冗余小波变换还具有时移不变性和抗噪声等性能。将其应用到相对模糊连通度分割算法当中, 希望能提高图像分割的效率。

2 基于冗余小波变换的相对模糊连通图像分割算法

2.1 基于相对模糊连通度的交互式图像分割算法

令 X 表示一个有限集合, F 是 X 中的模糊子集, 其隶属度函数 $\mu_F \in [0, 1]$ 。若用 n 组相互正交的平面划分 n 维欧氏空间 R^n , 空间将被分割为若干超立方体, 即为空素 (spel, spatial elements)。这里, 我们不妨假设每组平面是等间距的, 而且每个空素的中心点坐标为 n 维整数向量, 所有这些点的集合用 Z^n 来表示。 X 中的一个模糊关系 s 是 $X \times X$ 的模糊子集: $s = \{(x, y), \mu_s(x, y) \in [0, 1] | x, y \in X\}$ 。如果 s 具有自反和对称性, 则称 Z^n 为模糊数字空间。假设模糊数字空间 (Z^n, s) 上的图像场 $I = (C, f)$, 其中 $C = \{c | -b_j \leq c_j \leq b_j \text{ for some } b \in Z_+^n\}$, Z_+^n 是 n 维正整数向量的集合, 场景强度函数 f 是场景域 C 的函数, 它的范围是一个整数集合^[6]。

本文以二维数字空间 Z^2 为例进行算法描述。假设在图像场 I 中, 从 p_i 到 p_j 的第 k 条 m -连通 ($m = 4, 8$) 路径 P_k 定义为序列: $P_k = \langle p_i = p_k^1, p_k^2, \dots, p_k^{L_k} = p_j \rangle$, 其中 $k = 1, 2, \dots, K$; $L_k = |P_k|$ 为路径 P_k 的长度。 I 上从 p_i 到 p_j 的所有路径的集合表示为 $\bigcup_{k=1}^K P_k$ 。对于任一集合 $R \subseteq I$, 如果 $P_k \in R$, 则认为路径 P_k 在 R 里。

在 Z^2 上定义一个满足自反和对称性的模糊关系 s , 称 (Z^2, s) 为模糊数字空间。 (Z^2, s) 上的图像场 I 中的任意两点 p_i 和 p_j 间的模糊连通度定义^[6]如下:

$$\mu_E(p_i, p_j) = \max_{k=1}^K \left\{ \min_{l=1}^{L_k-1} \left[\mu_s(p_k^l, p_k^{l+1}) \right] \right\} \quad (1)$$

其中模糊关系 E 具有自反、对称和传递性, 是 (Z^2, s) 上的等价关系; $\mu_s(p_k^l, p_k^{l+1})$ 为两个像素间的局部模糊连通度, $(p_k^l, p_k^{l+1}) \in N_m \subset Z^2$, N_m 表示 m -邻接关系的像素对的集合。 μ_s 定义为

$$\mu_s(p_k^l, p_k^{l+1}) = \sqrt{\mu_\phi(p_k^l, p_k^{l+1}) \cdot \mu_\psi(p_k^l, p_k^{l+1})} \quad (2)$$

即为 μ_ϕ 和 μ_ψ 的几何平均, 且定义 $\mu_s(p, p) = 1$; 其中 μ_ϕ 和 μ_ψ 分别为物体的特征分量 (object feature component) 和均匀

性分量 (homogeneity component), μ_s 还可定义为其它形式。文献 [7] 中给出 μ_s 采用不同形式时的详细比较, 还示出了基于空域尺度的定义形式。相对模糊连通图像分割算法可简要描述如下:

对于待分割的图像, 首先由用户交互式指定图像中目标 O 和背景 B 的种子点 S_o, S_b , 本文中分别用下标 o 和 b 表示目标和背景的参数。对图像中的任意一个像素 p , 分别计算它与 S_o, S_b 的模糊连通度, 并通过式 (3) 做出分割的判决。

$$\eta(p) = \begin{cases} > 1, & p \in O \\ \leq 1, & p \in B \end{cases} \quad (3)$$

2.2 小波变换改进后的图像分割算法

本节将详细讨论基于冗余小波变换的特征分量 μ_ϕ 和均匀性分量 μ_ψ 的定义方法。由于图像分割是对图像进行处理, 因此, 需要了解离散图像在二维正交小波基下的分解问题。从数字滤波器的角度来看, 小波分解可用一个双通道的滤波器组来实现。即一个数字信号分别通过低通滤波器 h 和高通滤波器 g 后, 再进行下二采样以去除信号的冗余性, 使得信号长度保持不变。然而, 信号的冗余性有助于降低信号对噪声的敏感性, 并提高变换的时移不变性^[13], 这两个性质对提高图像分割算法的性能是至关重要的。所以, 我们不对滤波后信号进行下二采样, 即采用冗余小波变换的方法。

对一幅图像进行的冗余小波分解如图 1 所示: (1) 先对图像的行进行一维冗余小波变换; (2) 将行变换所得到的低通和高通冗余小波系数各自作为新的图像, 分别对它们的列进行一维冗余小波变换。最终得到 4 个冗余小波变换系数图像: 低频系数图像 A , 对角、水平和垂直 3 个方向的高频系数图像 D, H 和 V ; (3) 对低频系数图像重复步骤 (1) 和 (2) 直至得到满意的分解尺度。

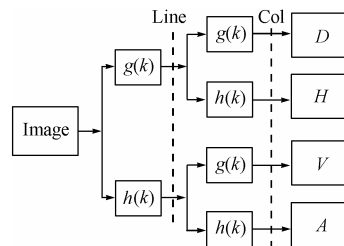


图 1 图像的冗余小波分解图示

Fig. 1 Redundant wavelet decomposition of an image

由于低频系数图像 A 保持了原图的概貌, 我们可用式 (4) 来描述局部模糊连通度 μ_s 的特征分量 μ_ϕ 。

$$\mu_\phi = \exp \left[- \frac{(f_A(p_k^l) + f_A(p_k^{l+1}) - m_A)^2}{2k_A^2} \right] \quad (4)$$

其中 $k_A = t\sigma_A$, m_A 和 σ_A 分别表示 $f_A(p_k^l) + f_A(p_k^{l+1})$ 的均值和方差。 $f_A(p)$ 代表 A 中与图像 I 中像素 p 位置对应的像素的强度值。 3 个高频系数图像 D, H 和 V 可通过一定的数学运算组合后, 来描述局部模糊连通度 μ_s 的均匀性 (事实上是非均匀性) 分量 μ_ψ , 我们选用如下数学运算: 最大化准则、

最小化准则、几何平均、数学平均、加权平均来表示均匀性分量, 它们的数学表达式如下:

$$\mu_{\psi}(p_k^l, p_k^{l+1}) = \max\{\mu_{\psi_H}(p_k^l, p_k^{l+1}), \mu_{\psi_V}(p_k^l, p_k^{l+1}), \mu_{\psi_D}(p_k^l, p_k^{l+1})\} \quad (5)$$

$$\mu_{\psi}(p_k^l, p_k^{l+1}) = \min\{\mu_{\psi_H}(p_k^l, p_k^{l+1}), \mu_{\psi_V}(p_k^l, p_k^{l+1}), \mu_{\psi_D}(p_k^l, p_k^{l+1})\} \quad (6)$$

$$\mu_{\psi}(p_k^l, p_k^{l+1}) = \sqrt[3]{\mu_{\psi_H}(p_k^l, p_k^{l+1}) \cdot \mu_{\psi_V}(p_k^l, p_k^{l+1}) \cdot \mu_{\psi_D}(p_k^l, p_k^{l+1})} \quad (7)$$

$$\mu_{\psi}(p_k^l, p_k^{l+1}) = \left(\mu_{\psi_H}(p_k^l, p_k^{l+1}) + \mu_{\psi_V}(p_k^l, p_k^{l+1}) + \mu_{\psi_D}(p_k^l, p_k^{l+1}) \right) / 3 \quad (8)$$

$$\mu_{\psi}(p_k^l, p_k^{l+1}) = \omega_1 \mu_{\psi_H}(p_k^l, p_k^{l+1}) + \omega_2 \mu_{\psi_V}(p_k^l, p_k^{l+1}) + \omega_3 \mu_{\psi_D}(p_k^l, p_k^{l+1}), \quad \omega_1 + \omega_2 + \omega_3 = 1 \quad (9)$$

采用式(10)来定义水平高频系数图像 H 上的 μ_{ψ_H} 。 μ_{ψ_V} 和 μ_{ψ_D} 可类似地计算得到。

$$\begin{aligned} \mu_{\psi_H}(p_k^l, p_k^{l+1}) &= \min \left\{ \exp \left(-\frac{f_H(p_k^l)^2}{2k_H^2} \right), \exp \left(-\frac{f_H(p_k^{l+1})^2}{2k_H^2} \right) \right\} \\ &= \exp \left(-\frac{\left[\max \left[|f_H(p_k^l)|, |f_H(p_k^{l+1})| \right] \right]^2}{2k_H^2} \right) \end{aligned} \quad (10)$$

这里, $k_H = m_H + t\delta_H$, $t \in [2, 3]$; m_H 和 σ_H 分别代表水平高频图像 H 中目标的均值和方差, H 上的 $f_H(p)$ 和 A 中的 $f_A(p)$ 意义相同。式(4)和式(10)中的参数可通过某种交互式的方法得到^[7]。其中式(10)的含义就是通过强度值的均匀性来获得像素 p_k^l 和 p_k^{l+1} 的局部连通程度。当使用不同形式的 μ_{ψ} 作为 μ_s 的均

匀性分量时, 分割速度略有不同。

改进后的图像分割算法由如下 4 个步骤组成:

(1)选定一幅图像 I , 由用户交互式地指定图像中目标 O 和背景 B 的种子点 s_o 和 s_b ;

(2)利用冗余小波变换来分解图像 I , 并估计各个参数的值;

(3)根据冗余小波变换所提取的特征, 通过动态规划的方法分别计算目标 O 和背景 B 的模糊连通度图, 采用式(3)做出分割判决;

(4)输出所得到的目标区域 O 。

当 μ_{ψ} 由式(5)–式(7)定义时, 分割的判决式(3)可通过文献[14]中所提出的方法来进一步简化。使得在分割精度不变的情况下, 分割速度再提高 2–3 倍。

3 实验结果与分析

我们选取了大量不同噪声模型污染的图像数据来测试本文所提出的分割算法的有效性和鲁棒性, 部分实验结果由图 2, 图 3 示出。为了证明本文算法在速度上的优势, 对原基于空域尺度的模糊连通度算法^[7]和基于冗余小波变换的方法, 在相同的运行环境下进行了比较, 结果如表 1 所示。本文在进行冗余小波分解时, 小波基均采用 Daubechies_4。

表 1 中 t_1 为基于空域尺度的分割算法的运行时间, t_2 为基于冗余小波变换的分割算法的运行时间, 采用的是未经化简的最大化准则来定义局部模糊连通度的均匀性分量。运行环境为: CPU: p4-2.4 G, 256 M 内存, 编程工具 VC++6.0。

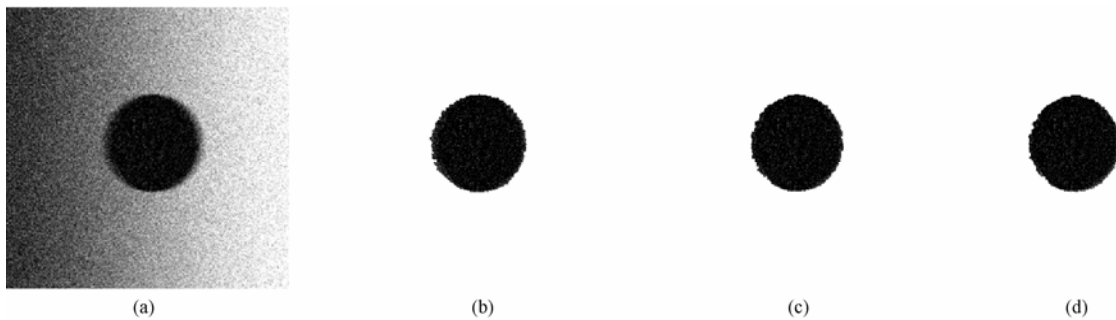


图 2 选择不同的小波分解尺度对人造图像的分割结果 (a)为背景光照不均匀、目标模糊情况下加入强高斯噪声的人造图像 (b), (c)和(d)分别为冗余小波变换尺度选一、二和三时, 采用本文提出的分割算法对(a)分割后的结果

Fig.2 Segmentation of the man-made images using RWT at different scales (a) A 2D scene of a blurry (via Gaussian smoothing) disk after adding the Gaussian noise, whose contrast with the background increases from left to right (b), (c) and (d) show the object regions extracted from (a) through the relative fuzzy connected segmentation algorithm using RWT at scale one, two and three respectively

表 1 基于空域尺度的和基于冗余小波变换的相对模糊连通图像的分割算法运行时间比较

图像尺寸 (像素)	128×128	200×200	256×256	316×280	512×512
t_1 (s)	7.609	18.750	39.015	54.935	82.703
t_2 (s)	0.966	1.652	2.081	3.544	7.594
t_1 / t_2	7.877	11.350	18.748	15.501	10.891

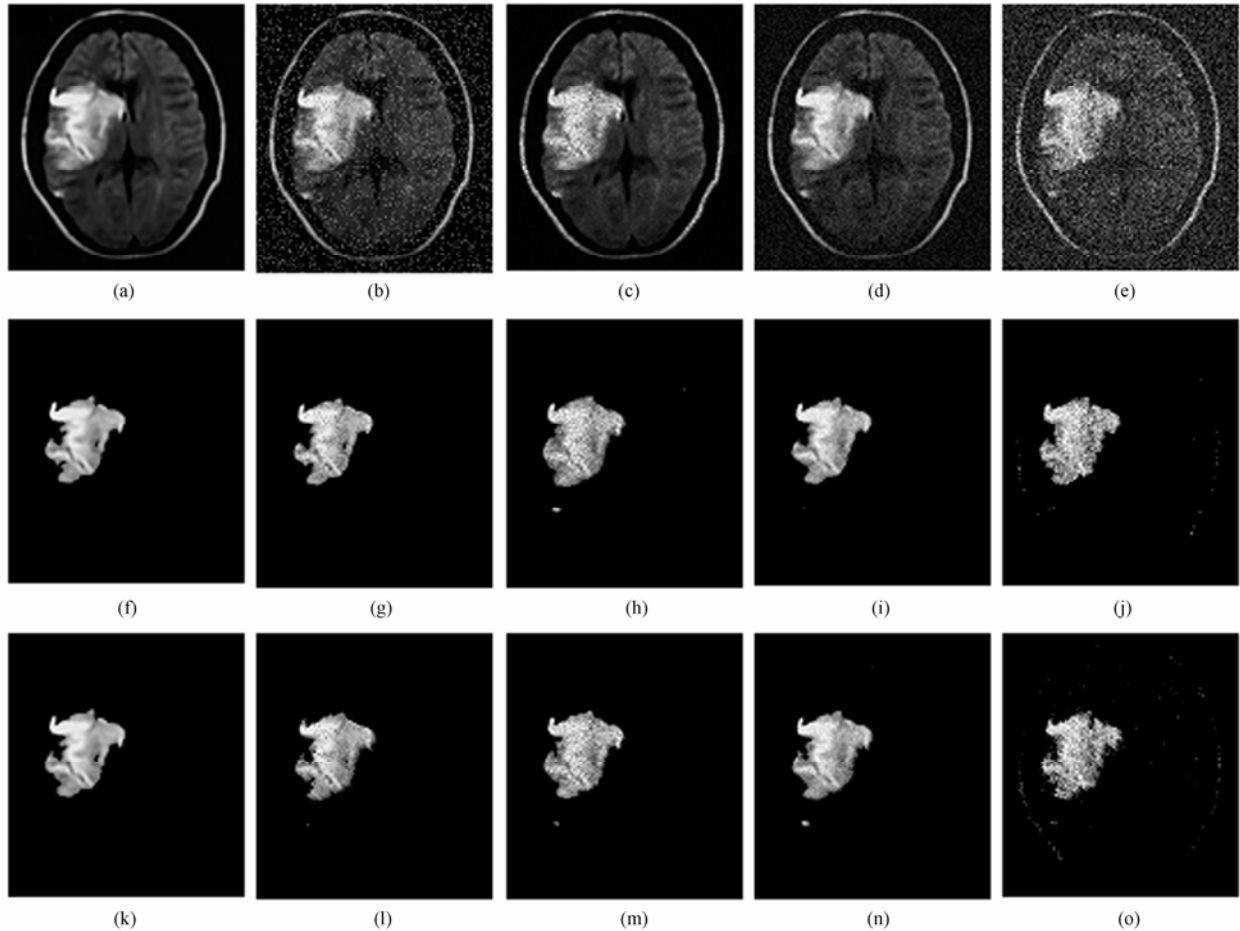


图3 不同噪声模型下, 真实医学图像的分割结果

(a)为带病灶的人体脑部MR图像 (b)为对(a)加入强度为0.07的椒盐噪声图像 (c)为对(a)加入乘性均匀分布的随机噪声后的图像, 图像峰值信噪比23.183 (d)和(e)分别代表对(a)加入高斯白噪声后的图像, (d)和(e)的峰值信噪比分别为: 21.597和12.507。图像(f)~(j)和(k)~(o)分别为用基于空域尺度的和基于冗余小波变换的相对模糊连通图像的分割算法提取出的脑部肿瘤

Fig.3 Segmentation of real medical images stained by different noise models

(a) A MR slice of brain with edema (b) is obtained by adding salt and pepper noise to (a) at density of 0.07 (c) Multiplicative uniformly distributed random noised image of (a) with the peak signal to noise ratio (PSNR) at 23.183 (d) and (e) represent the Gaussian white noised images of (a) with the PSNR at 21.597 and 12.507. Image (f)~(j) and (k)~(o) illustrate the brain edema extracted from image (a)~(e) through the original scale-based fuzzy connected segmentation algorithm and the fast one using RWT decomposed at scale one dividually

4 结束语

本文所提出的基于冗余小波变换的相对模糊连通图像交互式分割算法对不同的噪声模型均显示出很强的鲁棒性, 尤其是乘性随机噪声。因为小波的时频局部化特性对提高算法的性能至关重要, 所以我们应选择具有紧支撑的小波基, 小波基的不同对算法的性能略有影响。此外, 小波还具有多尺度的特性, 一般情况下, 选择尺度为1的冗余小波分解就可以获得令人满意的噪声图像分割结果。当图像受噪声污染比较严重时, 可选择尺度为2或3的冗余小波分解以得到较好的分割效果。

本文在实验中未采用任何如小波软、硬阈值等去噪技术来抑制背景或噪声。经过大量的实验观察, 我们发现在局部模糊连通度的均匀性分量 μ_v 的几个函数形式(5)~(9)中, 采用最大化准则函数式(5)和取几何平均准则函数式(7)通常会得

到比较好的分割效果。对于具有某种方向特点的图像, 可通过调整加权平均准则函数式(9)中相应的权系数 ω_i , 以获得好的分割性能。本文所提出的基于冗余小波变换的分割算法与原基于空域尺度的分割算法相比, 在不降低分割精度的前提下, 速度上有很大的提高。该快速算法也可以扩展到多目标分割和序列图像的分割^[14]。

实验结果表明, 本文所提出的算法对于不同噪声模型下的医学图像的快速分割具有很高的可行性, 并值得进一步研究。在后续的工作中, 我们将结合具有更高性能的稀疏信号表示和处理理论, 使算法更具适应性, 对噪声图像具有更好的鲁棒性。

参考文献

- [1] 罗希平, 田捷, 诸葛婴等. 图像分割方法综述. 模式识别与人工智能, 1999, 12(3): 300-312.

- [2] Hans Meine, Ullrich Köthe, Siegfried Stiehl H. Fast and accurate interactive image segmentation in the GeoMap framework. Proc. Bildverarbeitung für die Medizin 2004, Heidelberg, Springer-Verlag, 2004: 60–64.
- [3] Falcão A X, Udupa J K, Samarasekera S, Sharma S. User-steered image segmentation paradigms: Live Wire and Live Lane. *Graphical Models and Image Processing*, 1998, 60(4): 233–260.
- [4] 高新波, 雷云, 姬红兵. 一种改进的 Live-Wire 交互式图像分割算法. *系统工程与电子技术*, 2003, 25(8): 915–917.
- [5] 李培华, 张田文. 主动轮廓线模型(蛇模型)综述. *软件学报*, 2000, 11(6): 751–757.
- [6] Udupa J K, Samarasekera S. Fuzzy connectedness and object definition: Theory, algorithms, and applications in image segmentation. *Graphical Models and Image Processing*, 1996, 58(3): 246–261.
- [7] Saha P K, Udupa J K, Odhner D. Scale-based fuzzy connected image segmentation: Theory, algorithms, and validation. *Computer Vision and Image Understanding*, 2000, 77(2): 145–174.
- [8] Carvalho B M, Gau C J, Herman G T, Kong T Y. Algorithms for fuzzy segmentation. *Pattern Analysis & Applications*, 1999, 2(1): 73–81.
- [9] Lin Y, Tian J, He H G. Image segmentation via fuzzy object extraction and edge detection and its medical application. *Journal of X-Ray Science and Technology*, 2002, 10(1): 95–106.
- [10] Udupa J K, Saha P K, Lotufo R A. Fuzzy connected object definition in images with respect to co-objects. Medical Imaging, 1999, SPIE Proceedings, San Diego, CA, 1999: 236–245.
- [11] Udupa J K, Saha P K, Lotufo R A. Relative fuzzy connectedness and object definition: Theory, algorithms, and applications in image segmentation. *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2002, 24(11): 1485–1500.
- [12] Udupa J K, Saha P K. Fuzzy connectedness and image segmentation. Parallel and Large-Data Visualization and Graphics, 2003, Proceedings of the IEEE, Seattle, WA, USA, 2003: 1649–1669.
- [13] Sheng Y. Wavelet Transform. Boca Raton, Florida: CRC Press, 1996: 747–827.
- [14] 田春娜, 高新波, 哈力旦 A. 一种基于相对模糊连通度的交互式序列图像快速分割算法. *电子与信息学报*, 2005, 27(10): 1549–1554.
- 田春娜: 女, 1980年生, 博士生, 研究方向为交互式图像分割算法模式识别与智能信息处理.
- 高新波: 男, 1972年生, 博士, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为图像/视频信息处理、模式识别与智能系统.