

基于模糊熵和 RPCL 的彩色图像聚类分割

李桂芝^{1),2)} 安成万³⁾ 张永谦³⁾ 涂序彦²⁾ 谭民³⁾

¹⁾(北京信息科技大学计算中心, 北京 100085) ²⁾(北京科技大学信息学院, 北京 100083)

³⁾(中国科学院自动化研究所, 北京 100080)

摘要 提出了一种基于模糊熵和 RPCL(rival penalized competitive learning)的彩色图像聚类分割算法。该算法可以自动确定图像的颜色类数目和初始类中心,从而提高了聚类的收敛速度,并且能够解决模糊熵阈值化分割算法所造成的过度分割问题。首先,计算彩色图像各颜色分量的模糊熵,获得分量模糊熵曲线,并根据模糊熵原理确定各分量的分割区域及聚类中心;然后,对各分量的聚类中心进行组合,形成彩色图像可能的聚类中心。但是,组合的聚类中心数目会多于实际的聚类数目,造成过度分割。因此,本文采用 RPCL 算法,对这些组合的聚类中心颜色进行学习来确定实际的颜色类数目以及聚类中心,并用学习后的聚类中心对原图像进行聚类分割。实验结果表明,该算法能有效地分割彩色图像,无需事先给定聚类数目和初始类中心。

关键词 RPCL 模糊熵 彩色图像 聚类分割

中图分类号: TP391.4 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2005)10-1264-05

Color Image Clustering Segmentation Based on Fuzzy Entropy and RPCL

LI Gui-zhi^{1),2)}, AN Cheng-wan³⁾, ZHANG Yong-qian³⁾, TU Xu-yan²⁾, TAN Min³⁾

¹⁾(Computer Center, Beijing Information Science and Technology University, Beijing 100085)

²⁾(Institute of Information, Beijing Science and Technology University, Beijing 100083)

³⁾(Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100080)

Abstract This paper presents a clustering segmentation approach for color image based on fuzzy entropy and RPCL. It not only can adaptively detect the appropriate number and centers of the initial clusters of color image for RPCL and improve the learning rate, but also avoid over-segmentation caused by fuzzy entropy thresholding approach. Firstly fuzzy entropy of each color component is computed and initial clusters' centers of each color component are determined according to the fuzzy entropy curve. Then, these centers of different color components are combined to form the initial clusters' centers of color image. But the number of these combined clusters may be larger than that of the actual clusters, which may result in the over-segmentation. Therefore, RPCL is utilized to converge some of initial centers to actual centers of original color image and image is segmented by these learned cluster centers. The experiment shows that the method can effectively and adaptively segment color images without specifying the number and centers of initial clusters in advance.

Keywords RPCL, fuzzy entropy, color image, clustering segmentation

1 引言

图像分割是将图像分成各具特性的区域并提取出感兴趣目标的技术和过程,是图像分析的关键步

骤,广泛地应用在模式识别、计算机视觉、机器人视觉与图像压缩等领域。目前,研究人员已经提出了多种彩色图像分割方法,大致分为如下几类:(1)基于特征的分割方法,如阈值法、聚类法和均值移动法(mean-shift);(2)基于边缘的分割方法,如边缘流动、蛇形法

收稿日期:2004-06-16; 改回日期:2005-04-11

第一作者简介:李桂芝(1971~),女,1999年于北京理工大学计算机科学与工程学院获计算机应用专业硕士学位,现为北京科技大学信息学院博士研究生。主要研究方向为图像处理、计算机视觉。E-mail:lgz403@sina.com

和球形法;(3)基于区域的分割方法,如区域增长、区域分裂与合并;(4)混合式分割方法,如区域竞争、边缘检测与图像分割结合的方法(edge detection and image segmentation, EDISON)^[1-3]。

在上述方法中,聚类分割具有良好的鲁棒性和分割效果,得到了广泛的应用与研究。彩色图像的聚类分割是根据图像中具有相似颜色的区域在彩色空间趋于形成点的性质,典型的聚类方法有模糊 C 均值法 (FCM)、自组织映射 (SOM)、竞争学习 (CL) 等。它们属于有监督学习的范畴,需要在聚类前正确指定聚类数目和初始类中心,否则分割效果会很差。但是,对于一幅内容未知的图像,其颜色的类数目在分割前往往是无法确定的。针对此问题, Xu 等人提出了改进的竞争学习——次胜者受罚竞争学习 (rival penalized competitive learning, RPCL)^[4]。在初始类数目大于实际类数目的情况下,RPCL 算法能够将初始的部分类中心收敛到数据集的实际类中心,其余的类中心则被“推到”远离数据集的位置。因此,对于彩色图像分割,如果在分割前给出的类数目多于实际的聚类数目,RPCL 算法就能将部分初始类中心收敛到实际图像颜色的类中心,实现图像的无监督分割^[5]。

基于 RPCL 的此特性,提出一种 RPCL 聚类算法和模糊熵阈值化分割法相结合的彩色图像分割算法。对于原始彩色图像,首先计算各颜色分量的模糊熵对图像的分量直方图进行平滑,获得各分量的模糊熵曲线,并在模糊熵曲线的基础上确定各颜色分量的聚类中心;然后对各颜色分量的聚类中心进行组合形成彩色图像中可能的聚类中心,减少了初始猜测的盲目性。但是,组合的聚类中心数目可能会大于实际的聚类数目,造成过度分割。因此,在获得初始聚类中心的基础上,使用了 RPCL 算法搜索图像的实际类中心,实现彩色图像的无监督聚类分割。

2 次胜者受罚竞争学习算法 (RPCL)

次胜者受罚竞争学习算法是传统竞争学习的改进形式,它能够自适应地确定输入数据集 D 的类数目。其基本思想是:对每个输入而言,不仅其竞争获胜单元的权值被修正以适应输入值,而且对次胜单元采用惩罚的方法,使之远离该输入。设 D 为包含 n 个样本的输入数据集,对于一个包含 k 个输出的单层竞争学习网络,每个输出节点记为 y_i ,权值记为

$\omega_i (i \in [1, k])$, 节点代表类别,权值代表类中心。RPCL 分为如下两步^[4]:

(1) 对于任意从数据集 D 中选取的输入样本数据 x , 每个输出节点 y_i 的值为

$$y_i = \begin{cases} 1 & i = c \\ -1 & i = r \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (1)$$

其中, c, r 分别为获胜节点和次节点,满足如下条件:

$$\gamma_c \|x - \omega_c\|^2 = \min_j \gamma_j \|x - \omega_j\|^2 \quad (2)$$

$$\gamma_r \|x - \omega_r\|^2 = \min_{j \neq c} \gamma_j \|x - \omega_j\|^2 \quad (3)$$

(2) 按照下式更新节点的权值向量 ω_i :

$$\Delta \omega_i = \begin{cases} \alpha_c (x - \omega_i) & y_i = 1 \\ -\alpha_r (x - \omega_i) & y_i = -1 \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (4)$$

在上面的公式中, γ_c 与 γ_r 分别为节点的获胜频率,节点 j 的获胜频率 $\gamma_j = n_j / \sum_{i=1}^k n_i$, n_i 与 n_j 分别为节点 i, j 的获胜次数, α_c 与 α_r 分别为获胜者学习速度及次胜者学习速度,为保证算法的收敛,通常 $\alpha_c \gg \alpha_r$ 。在初始节点数目大于数据集 D 实际类数目的情况下,RPCL 算法能够将权值接近于 D 的初始节点收敛到实际的类中心,对于远离 D 的节点,则被“推到”了远离数据集 D 的位置,如图 1 所示。

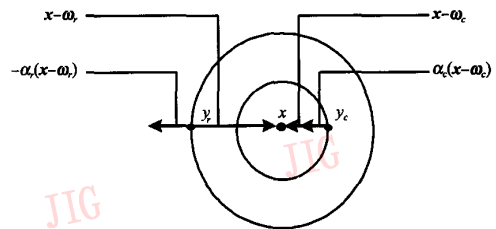


图 1 RPCL 学习示意图

Fig. 1 Illustration of RPCL

Ma 等人给出了上述 RPCL 算法的收敛性证明^[6],文献[5]给出了彩色图像分割实验结果,结果表明:对于随机给定的初始节点的权值,经过学习,部分初始节点被“推到”了数据集 D 之外,其余的节点收敛到了实际的类中心附近。

3 基于模糊熵的图像阈值分割算法

模糊熵阈值化分割算法是由 Pal 等人针对灰度图像分割而提出的。其思路是先将一幅灰度图像看

作一个模糊阵列,通过给定的隶属函数计算图像的模糊熵曲线来确定图像的分割阈值^[7,8]。其实,模糊熵曲线是图像直方图经隶属函数平滑的结果。一般情况下,模糊熵曲线的极值点对应于直方图的极值点。因此,图像的模糊熵分割阈值就是使模糊熵曲线取得极值的灰度值。

对于一幅 $M \times N$ 的图像,灰度级为 $[0, L]$, $\mu(x)$ 是定义在 L 级灰度上的隶属函数。设灰度为 x_{mn} 的像素 (m, n) 的隶属度为 $\mu(x_{mn})$ ($m \in [1, M], n \in [1, N]$), 则图像 X 的模糊熵为

$$E(X) = \frac{1}{MN \ln 2} \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N S_n(\mu(x_{mn})) \quad (5)$$

$$S_n(x) = -x \ln x - (1-x) \ln(1-x) \quad (6)$$

其中, $S_n(\cdot)$ 是 Shannon 熵函数。令 $f(g)$ 为图像 X 中灰度级为 g 的像素的个数,那么模糊熵 $E(X)$ 可写为如下形式:

$$E(X) = \frac{1}{MN \ln 2} \sum_{g=1}^L S_n(\mu(g)) f(g) \quad (7)$$

在模糊熵阈值化分割算法中,图像模糊熵 $E(X)$ 的计算取决于不同的隶属函数 $\mu(x)$, 本文取标准的 S 函数,其隶属函数形式如下:

$$\mu(x_{mn}, a, b, c) = \begin{cases} 0 & 0 \leq x_{mn} \leq a \\ 2 \times [(x_{mn} - a)/(c - a)]^2 & a < x_{mn} \leq b \\ 1 - 2 \times [(x_{mn} - c)/(c - a)]^2 & b < x_{mn} \leq c \\ 1 & c < x_{mn} \leq L \end{cases} \quad (8)$$

式中,交叉点 $b = \frac{a+c}{2}$, $[a, c]$ 为模糊区域, $\Delta b = c - a$ 为模糊区域的带宽。从式(7)与式(8)可以看出:模糊熵 $E(X)$ 的值由带宽 Δb 及交叉点 b 决定。在选定带宽 Δb 的情况下, $E(X)$ 只与交叉点 b 有关。在这里,选取图像颜色分量直方图的相邻峰值点之间

的最大距离为带宽 Δb ^[3],然后在灰度区间 $[0, L]$ 内计算不同交叉点 b 下的图像模糊熵 $E_b(X)$,以获得模糊熵曲线,该曲线的谷点,即使 $E_b(X)$ 取极小值的参数 b ,也就是待分割图像的域值。模糊熵阈值化分割主要分为以下 3 步:

(1) 确定模糊区域的带宽 Δb 设 $G = \{g_1, g_2, \dots, g_n\}$ 为灰度图像 X 的直方图曲线极大值点的集合,则 $\Delta b = \max \{g_{i+1} - g_i\}$, 其中 $g_i \in G, g_{i+1} \in G, g_{i+1} > g_i$ 。

(2) 以 Δb 作为固定模糊区域带宽,令交叉点 b 在区间 $[0, L]$ 内取不同的灰度值,根据式(7)与式(8)计算直方图的模糊熵曲线 $E_b(X)$ 。

(3) 根据模糊熵原理,在模糊熵曲线 $E_b(X)$ 中确定原灰度图像的分割阈值。

4 基于模糊熵和 RPCL 的彩色图像聚类分割

对于图像的聚类分割,初始聚类中心的选择对聚类结果、分割时间有较大的影响。目前,初始聚类中心的选取大致有以下几种方法:(1)从图像数据集 D 中随机选取 k 个相异颜色;(2)从 D 中选取 k 个显著的颜色;(3)在数据集 D 中选取 k 个均匀分布的颜色^[9]。对于彩色图像而言,一般情况下在颜色空间中出现频率较高的像素(在 3 维统计直方图中局部极大值对应的像素点),它们的颜色分量在各分量轴上的投影也比较大。因此,各颜色分量直方图能够大致反映图像中颜色的分布情况^[10]。在本文中,彩色图像采用 RGB 颜色空间,图版 I 图 1(a) 为彩色图像,其 RGB 颜色分量的直方图如图 2 所示。

基于此,对彩色图像的颜色分量直方图,采用上述的模糊熵阈值化分割算法确定初始聚类中心及聚类

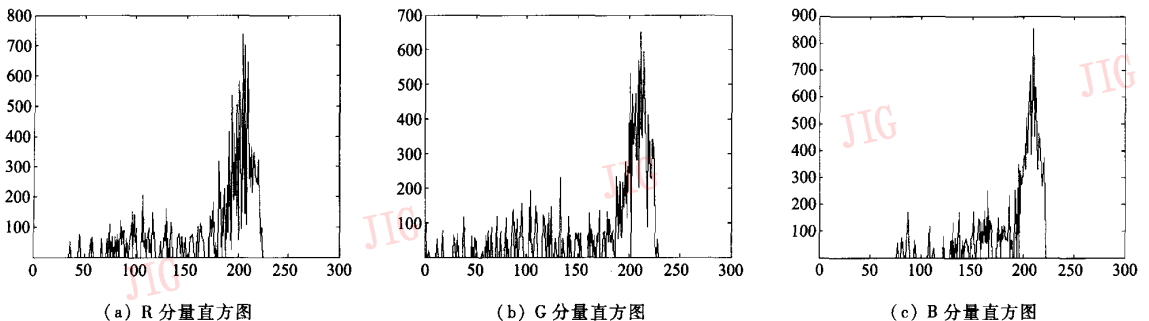


图 2 图版 I 图 1(a) 的 RGB 分量直方图

Fig. 2 RGB components' histograms of Fig. 1(a) on color page I

数目,可取各分割区域颜色的平均值作为聚类中心颜色值。然后对各颜色分量的聚类中心进行组合,获得原图像在 3 维彩色空间中所有可能的聚类中心。但是,只要任何 1 维颜色分量的类中心取值不合适,使用这些组合的聚类中心对原图像进行分割,都会造成目标被过度分割,使得同一聚类错分为不同的类。针对此问题,采用 RPCL 算法,对这些组合的聚类中心颜色进行学习来确定实际的颜色类数目以及各类中心,并用学习后的聚类中心对原图像进行聚类分割。该方法的优点是有效地解决了直接使用模糊熵阈值化分割算法所造成的过度分割问题,同时又避免了基于 RPCL 聚类分割算法中初始点选择的盲目性,从而提高了聚类的收敛速度。

5 实验结果及分析

图 3 为图版 I 图 1(a)的各分量模糊熵曲线,经过模糊熵平滑,各分量的模糊熵曲线消除了对应直方图曲线中大部分“毛刺”点,并且保留了原直方图曲线的基本形状。表 1 给出了各颜色分量通过模糊

熵算法确定的几个聚类中心颜色值,可以看出,各分量的聚类中心基本为各分量直方图曲线中极大值对应的分量颜色。表 1 中各分量聚类中心的颜色组合为 160 种,其中只有 28 种颜色为图像中具有的颜色,图版 I 图 1(b)为以这 28 种颜色为聚类中心对图像进行聚类分割的结果,可以看到分割结果中出现明显的过度分割问题。同一区域出现了不同的颜色。为了获得实际的颜色类中心,并解决过度分割问题,以此组合颜色作为初始类中心进行 RPCL 学习。实验中获胜者学习速度 $\alpha_c = 0.01$,次胜者学习速度 $\alpha_r = 0.002$,表 2 为其学习结果。可以看到,通过 RPCL 学习,聚类中心颜色数目减少为 18 个,图版 I 图 1(d)给出进行 RPCL 学习后的聚类分割结果,可以看到,随着聚类数目的减少,过度分割得到明显改善。图版 I 图 1(c)给出了直接使用 RPCL 算法进行聚类分割的结果,实验中取相同的迭代次数,并且随机选取图像中 28 个不同颜色作为初始类中心进行学习。经 RPCL 学习后,聚类中心颜色数减少为 22 个。这说明,在相同迭代次数的前提下,本文算法获得的聚类数目更少,收敛速度更快。

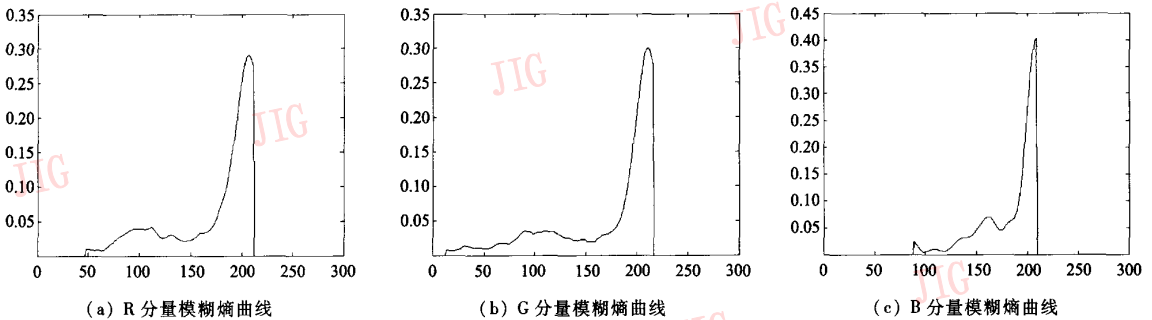


图 3 图版 I 图 1(a)的 RGB 分量模糊熵曲线

Fig. 3 RGB components' fuzzy entropy curve of Fig. 1(a) on color page I

表 1 图版 I 图 1(a)各颜色分量的聚类中心颜色值
Tab.1 Clusters' centers of RGB components of Fig.1(a) on color page I

	1	2	3	4	5	6	7	8
R 分量	99	111	131	207				
G 分量	15	33	45	66	90	116	147	211
B 分量	89	109	137	161	209			

图版 I 图 2 给出了另一幅彩色图像及其分割结果,图 4 为各颜色分量的模糊熵曲线。RGB 颜色分量通过模糊熵算法确定的聚类中心颜色数分别为

8、5、4,各分量聚类中心的颜色组合为 160 种,其中只有 43 种颜色为图像中具有的颜色,图版 I 图 2(b)为以这 43 种颜色为类中心对图像进行聚类分割的结果。以此为初始类中心进行 RPCL 学习,获胜者学习速度 $\alpha_c = 0.01$,次胜者学习速度 $\alpha_r = 0.004$,通过 RPCL 学习,聚类中心颜色数目减少为 15 个,图版 I 图 2(d)给出进行 RPCL 学习后的聚类分割结果。图版 I 图 2(c)给出直接使用 RPCL 进行聚类分割的结果,实验中随机选取图像中 43 个不同颜色作为初始类中心进行学习,经 RPCL 学习后的类中心颜色数减少为 21 个。

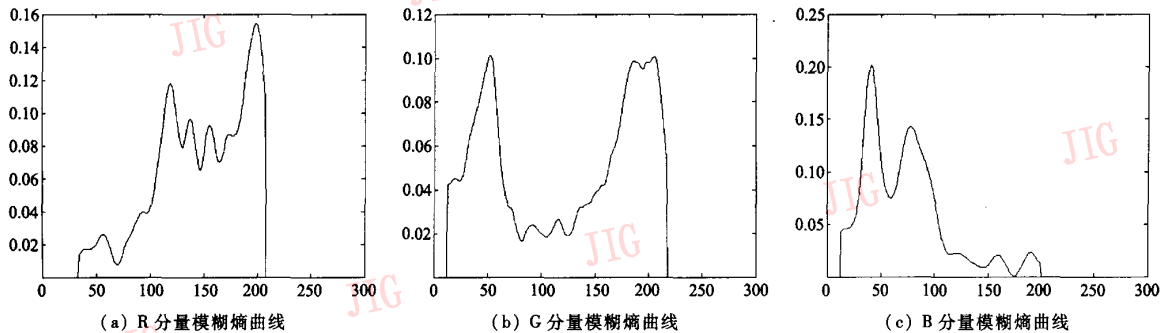


图 4 图版 I 图 2(a) 的 RGB 分量模糊熵曲线

Fig. 4 RGB components' fuzzy entropy curve of Fig. 2(a) on color page I

表 2 图版 I 图 1(a) 的 RPCL 算法确定的聚类中心

Tab. 2 Clusters' centers learned by RPCL of Fig. 1(a) on color page I

序号	聚类中心	序号	聚类中心
1	(40, 17, 80)	10	(139, 133, 163)
2	(60, 46, 106)	11	(90, 134, 189)
3	(73, 66, 132)	12	(171, 172, 185)
4	(78, 79, 144)	13	(199, 204, 204)
5	(94, 81, 138)	14	(208, 2, 196)
6	(88, 97, 157)	15	(155, 197, 140)
7	(111, 111, 159)	16	(171, 81, 99)
8	(97, 38, 76)	17	(206, 210, 208)
9	(109, 89, 139)	18	(216, 221, 216)

6 结 论

本文提出了一种 RPCL 聚类算法和模糊熵阈值化分割算法相结合的彩色图像分割算法。该算法有效地解决了直接使用模糊熵阈值化分割算法所造成的过度分割问题,同时又避免了基于 RPCL 聚类分割算法中初始点选择的盲目性,从而提高了聚类的收敛速度。实验结果进一步验证了该算法的有效性。

参考文献 (References)

1 Luo J B, Guo C E. Perceptual grouping of segmented regions in color

images[J]. *Pattern Recognition*, 2003, 36(12): 2781 ~ 2792.

- 2 Park S H, Yun D I, Lee S U. Color image segmentation based on 3-D clustering: morphological approach [J]. *Pattern Recognition*, 1998, 31(8): 1061 ~ 1076.
- 3 Cheng H D, Jiang X H, Wang J L. Color image segmentation based on homogram thresholding and region merging [J]. *Pattern Recognition*, 2002, 35(2): 373 ~ 393.
- 4 Xu L, Krzyzak A, Oja. E. Rival penalized competitive learning for clustering analysis, RBF net, and curve detection [J]. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 1993, 4(4): 636 ~ 649.
- 5 Law L T, Cheung Y M. Color image segmentation using rival penalized controlled competitive learning[A]. In: *Proceedings of the 2003 International Joint Conference on Neural Networks [C]*, Portland, OR, USA, 2003: 108 ~ 112.
- 6 Ma J W, Wang T J, Xu L. Convergence analysis of rival penalized competitive learning (RPCL) algorithm [A]. In: *Proceedings of the 2002 International Joint Conference on Neural Networks [C]*, Honolulu, HI, USA, 2002: 1596 ~ 1601.
- 7 Pal S K, King R A, Hashin A A. Automatic graylevel thresholding through index of fuzziness and entropy [J]. *Pattern Recognition Letters*, 1983, 1(1): 141 ~ 146.
- 8 Murthy C A, Pal S K. Histogram thresholding by minimizing graylevel fuzziness [J]. *Information Sciences*, 1992, 60(1/2): 107 ~ 135.
- 9 Kim D K, Lee K H, Lee D. A novel initialization scheme for the fuzzy c-means algorithm for color clustering [J]. *Pattern Recognition Letters*, 2004, 25(2): 227 ~ 237.
- 10 Smith J R, Chang S F. Single color extraction and image query [A]. In: *Proceedings of International Conference on Image Processing (ICIP-95) [C]*, Washington, DC, USA, 1995: 528 ~ 531.



图1 彩色图像3种算法的分割结果

Fig.1 The color image and its segmentation results based on the three methods

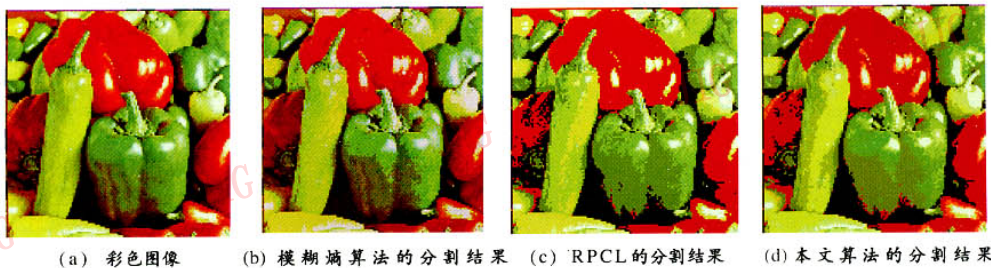


图2 彩色图像及3种算法的分割结果

Fig.2 The color image and its segmentation results based on the three methods

翟伟明等:基于动态自适应体素生长的肺部CT图像3维分割算法

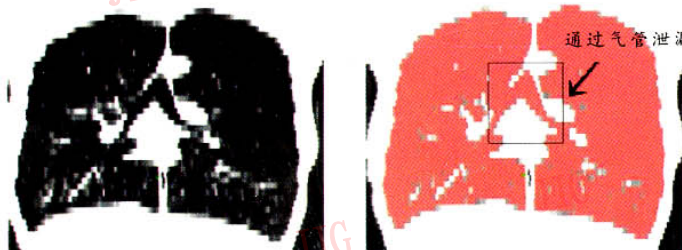
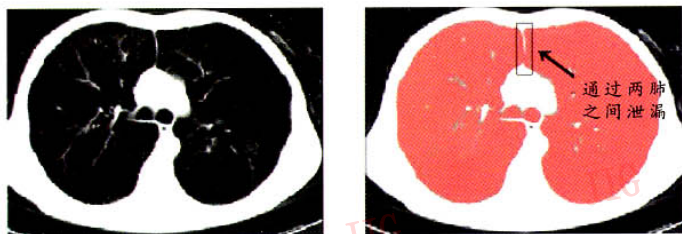


图1 分割中的泄漏现象

Fig.1 Leaks in segmentation

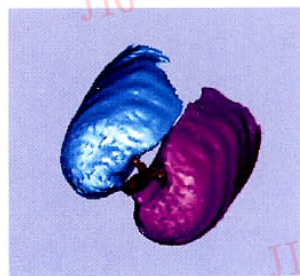


图2 3维分割效果图

Fig.2 Segmentation result