

# 基于粗糙性度量的彩色图像分割方法

岳晓冬<sup>1</sup> 苗夺谦<sup>1</sup> 钟才明<sup>1,2</sup>

**摘要** 彩色图像分割技术是现代图像处理和图像分析领域的重要研究议题. 结合粗糙集理论, 利用像素邻域的空间信息, 可以构造图像色彩分布的上下近似以及量化粗糙性表示, 并据此设计基于量化粗糙信息的分割方法: QR measure, 该方法依据数据分布获取自适应阈值进行峰值选定和区域合并. 实验采用 UC Berkeley 开放的图像分割测试集, 通过比较基于多种统计信息的分割方法, 验证提出的优化算法可以取得更好的分割效果.

**关键词** 彩色图像分割, 粗糙集, 量化粗糙信息, 同质性, 自适应阈值

**DOI** 10.3724/SP.J.1004.2010.00807

## Roughness Measure Approach to Color Image Segmentation

YUE Xiao-Dong<sup>1</sup> MIAO Duo-Qian<sup>1</sup> ZHONG Cai-Ming<sup>1,2</sup>

**Abstract** Color image segmentation is very essential and critical to modern image processing and analysis. According to the rough set theory, the lower, upper approximations and quantitative roughness representation of the color distributions are constructed based on the homogeneity of the pixels' neighborhood. Furthermore, a new segmentation approach — QR measure is designed, in which an adaptive thresholding strategy is proposed to select peaks of indexes and merge regions. The experimental results demonstrate that the proposed approach outperforms several methods based on various kinds of statistics.

**Key words** Color image segmentation, rough set theory, quantitative roughness, homogeneity, self-adaptive thresholding

图像分割是图像分析和机器视觉的首要问题, 作为识别系统最重要的前期处理部分, 图像分割的质量将直接决定对图像内容进行分析判别的结果<sup>[1-2]</sup>. 图像分割的目标是将数字图像划分为若干具有某些共同性质的互不相交的区域, 这些性质可以定义为灰度级、颜色、纹理以及材质等<sup>[3-4]</sup>. 由于彩色图像通常可以提供较灰度图像更为丰富的视觉信息, 随着计算机处理数据能力的快速提高, 彩色图像分割近年来已经成为图像内容识别问题的研究热点, 并被广泛应用于图像压缩、网络视频传输、医疗图像诊断以及运动目标定位跟踪等领域.

现有的彩色图像分割方法依据其采用的数据表现形式和理论背景可主要分为以下类型: 直方图阈值法、特征空间聚类、基于区域的方法、边缘检测方法、模糊方法和神经网络方法等<sup>[5-6]</sup>. 各类方法针对不同的数据和应用需求各有所长, 其中基于直方图表示的分割方法由于直观、高效且易于实现, 一直是被广泛采用的策略之一<sup>[7-8]</sup>.

粗糙集理论 (Rough sets) 作为一种可以结构化

表示和处理不确定性数据的有效工具, 已经在数据挖掘、模式识别以及机器学习等领域取得了广泛的研究成果和实际应用<sup>[9-12]</sup>. 将粗糙集理论应用于图像分析, 在多个层次和侧面上提取并分析图像内容的特征, 不仅可以提高应用问题的识别效率, 也可以更有效地理解图像内容<sup>[13-15]</sup>. 相关文献将粗糙集理论应用于彩色图像分割, 定义了色彩分布信息的近似和粗糙性表示, 构造的相关算法取得了良好的分割效果<sup>[16-17]</sup>.

然而现有的色彩分布粗糙性表示不够准确, 此外, 由于其对应的分割方法采用固定经验阈值, 因此算法性能仍有提升空间. 针对上述问题, 本文提出的分割方法利用各颜色特征及其局部空间分布构造图像色彩的量化粗糙性表示, 量化粗糙信息是对色彩分布更精确的描述, 相较传统的统计信息可以更加有效地体现图像中的同质区域. 为了便于比较原有的粗糙性度量方法, 以及依据实验处理的图像类型 (采用 UC Berkeley 开放图像分割测试集, 多为含有复杂内容的自然景观及人物图像, 侧重显示效果), 本文方法选取 RGB 颜色特征空间进行分割. 分割算法采取直方图数据表示, 并且在分割和后处理过程中采用了自适应阈值选取策略. 本文内容编排如下: 第 1 节介绍色彩分布信息的近似表示及其粗糙性量化方法, 在此基础上, 第 2 节着重构造基于量化粗糙信息的分割算法, 第 3 节表述数据实验及实验分析, 最后在第 4 节中将对本人的研究工作进行总结和展望.

收稿日期 2008-07-02 录用日期 2009-03-06  
Manuscript received July 2, 2008; accepted March 6, 2009  
国家自然科学基金 (60475019, 60775036) 资助  
Supported by National Natural Science Foundation of China (60475019, 60775036)  
1. 同济大学电子与信息工程学院 上海 201804 2. 宁波大学科学技术学院 宁波 315211  
1. School of Electronics and Information, Tongji University, Shanghai 201804 2. College of Science and Technology, Ningbo University, Ningbo 315211

## 1 色彩分布的粗糙性度量

Mohabey 和 Ray 依据粗糙集理论首先提出了图像色彩统计信息的近似表示方法, 根据像素颜色的邻域相似性, 方法将平均色差在一定范围内的邻域像素看作具有相同的颜色以构造统计直方图的上近似<sup>[16]</sup>, Mushrif 在此基础上进一步定义了色彩分布的粗糙性表示<sup>[17]</sup>, 方法表明, 当属于某种颜色特征灰度的像素相对其邻域像素色差较小时, 会形成差别较大的上、下近似信息, 则分布就具有一定的粗糙性. 这样的情况通常发生在色彩变化很小的连续区域, 而这些区域往往代表图像中某类同质对象, 同时图像中不同对象的临界区域色彩变化幅度较大, 由此形成的上下近似就比较接近, 粗糙度较低. 因此依据色彩分布的粗糙统计信息差异进行颜色特征分割, 较传统的统计方法具有以下优势.

传统的基于统计直方图 (Histogram) 的分割方法仅仅利用了图像的颜色特征而忽略了色彩在空间中的分布, 基于分布上近似 (Histone) 的分割方法在一定程度上综合了像素邻域含有的空间信息, 但是由于其基于像素数目的统计, 导致同质性很高的小区域在分割中无法体现, 而这些小区域通常对应图像内容中含有的小物体. 基于粗糙性 (Roughness) 描述的方法<sup>[17]</sup> 可以避免像素规模对于色彩分布信息的影响, 有效识别小规模的同质区域, 因此对于复杂背景中的小物体具有良好的分割效果. 此外, 由于体现了同质区域色彩的空间分布, 依据粗糙信息在

颜色特征空间中形成的划分可以较准确地定位区域所属的颜色波段, 从而使分割后的图像色彩更接近于原始图像.

然而, 现有粗糙性表示对分布信息的表达仍不够准确. 首先, 此类方法认为色差在一定范围内的像素邻域具有相同的同质程度, 由此导致构造的上近似不够精确, 另外, Roughness 度量是对分布的一种定性描述, 过分重视小区域而忽略了不同规模像素集所具有的粗糙性在分割过程中的重要性是不同的, 因此, 背景中含有的噪点将可能导致与图像所含主要对象等同的粗糙性, 从而引起错误的分割结果.

鉴于原有方法存在的问题, 本文构造了更为精确的近似表示和粗糙性测度, 以进一步改善分割效果. 上述各类统计信息及据此形成的分割效果如图 1 和图 2 所示.

### 1.1 色彩分布信息的近似表示

设  $F$  是一幅 RGB 颜色空间表示的数字图像, 分辨率为  $M \times N$ , 定义  $F$  在三个基色特征分量上统计信息的近似表示如下.

**定义 1.**  $F$  在各颜色特征上分布信息的下近似表示为

$$\begin{aligned} H_i(l) &= \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N \delta(F(m, n, i) - l), \\ 0 \leq l \leq L - 1 \text{ 且 } i \in \{R, G, B\} \end{aligned} \quad (1)$$

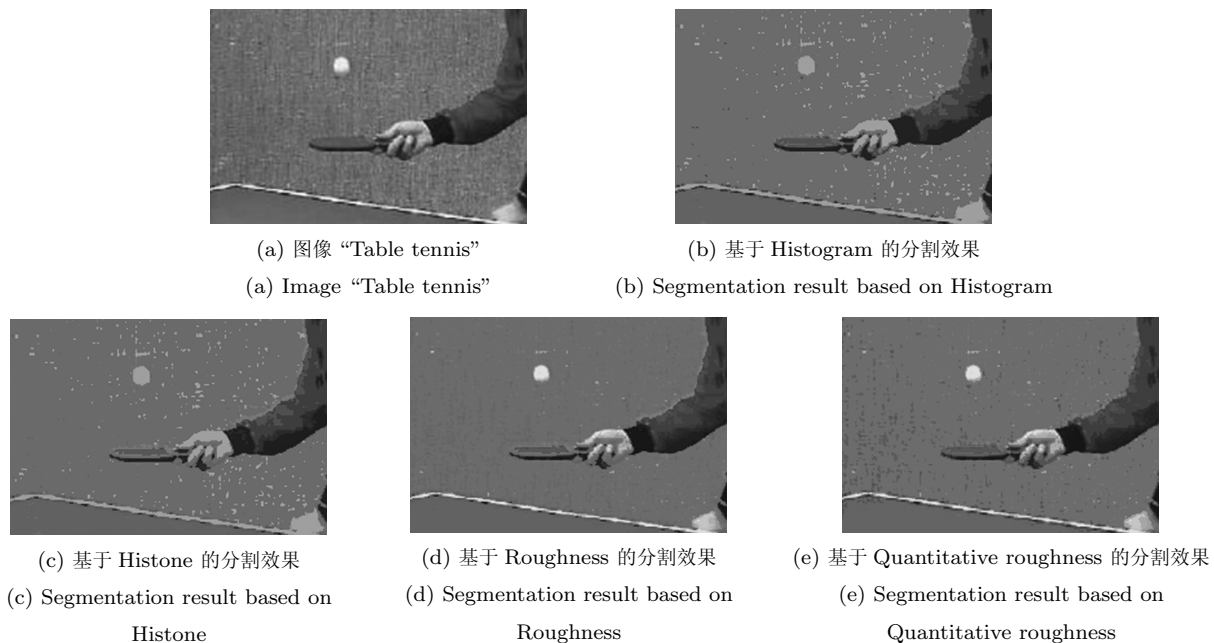
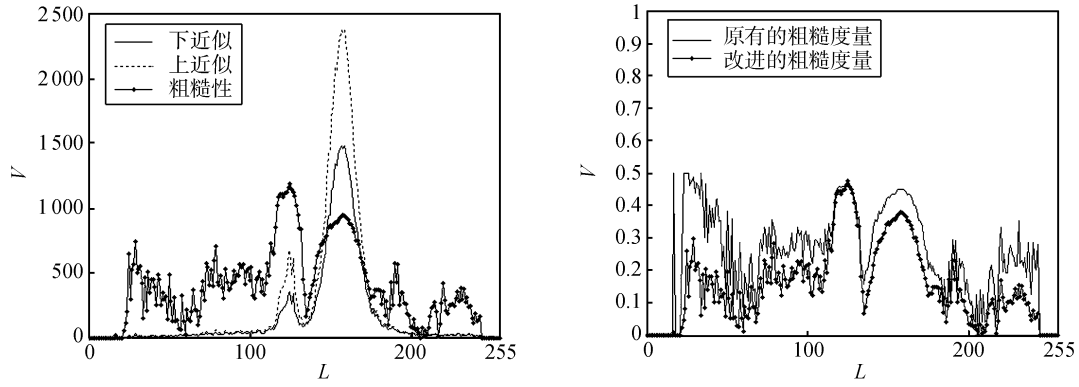


图 1 采用相同的峰值选定策略, 基于各类统计信息对图像进行分割后的结果

Fig. 1 Segmented results of image “Table tennis” based on various statistics adopting the same peak thresholding strategy



(a) 图像 “Table tennis” 在 Red 基色特征上分布的上、下近似与粗糙性信息表示  
 (b) 定性的粗糙性信息表示 (原有) 与量化的粗糙性信息表示 (改进)

(a) Approximation and roughness on red color of image “Table tennis”  
 (b) Representation of roughness and quantitative roughness

图 2 图像 “Table tennis” 的各类统计特征  
 Fig. 2 Several statistics of image “Table tennis”

其中,  $F(m, n, i)$  为像素  $F(m, n)$  在  $i$  基色上的灰度级,  $\delta(\cdot)$  近似为零点处高度为 1 的冲激函数,  $L$  为图像在每个颜色特征上的灰度级数目. 显然式 (1) 中定义的下近似表示就是图像在各基色上的统计直方图,  $\bar{H}_i(l)$  是在颜色属性  $i$  上具有灰度级  $l$  的像素数目, 是对各基色灰度分布的确定性度量.

**定义 2.** 设  $F_1 : F(m_1, n_1), F_2 : F(m_2, n_2)$  是  $F$  中两像素点, 则  $F_1, F_2$  在 RGB 颜色特征空间中的距离为

$$d(F_1, F_2) = \sqrt{\sum_{i=R,G,B} (F(m_1, n_1, i) - F(m_2, n_2, i))^2} \quad (2)$$

对于像素  $F(m, n)$  的  $P \times Q$  规模邻域, 邻域中的各邻接像素与  $F(m, n)$  的距离定义为

$$d_{P \times Q}(m, n) = \sum_{p \in P} \sum_{q \in Q} d(F(m, n), F(p, q)) \quad (3)$$

当像素邻域中的其他像素与该像素在颜色特征空间中的距离处于一定范围内时, 认为该邻域内的像素具有同质性.

**定义 3.** 设  $F(m, n)$  为  $F$  中的像素, 其  $P \times Q$  邻域相对  $F(m, n)$  具有的同质程度为

$$S(m, n) = \begin{cases} 1, & d_{P \times Q}(m, n) \leq r \\ \frac{1}{1 + \left[ 2 \left( \frac{d_{P \times Q}(m, n)}{r} - 1 \right) \right]^3}, & r < d_{P \times Q}(m, n) \leq 2.5r \\ 0, & 2.5r < d_{P \times Q}(m, n) \end{cases} \quad (4)$$

如图 3 所示, 邻域同质度函数  $S(m, n)$  是一个 Cauchy 型分布函数, 参数  $r$  表示邻域内不可区分色差的阈值, 当  $d_{P \times Q}(m, n)$  小于这个阈值时, 可认为  $F(m, n)$  的邻域相对该像素完全同质, 邻域同质度随着  $d_{P \times Q}(m, n)$  的增长而逐渐减弱, 当超出一定的色差范围时, 则认为邻域不具备同质性,  $r$  可以根据相关资料及具体实验确定.

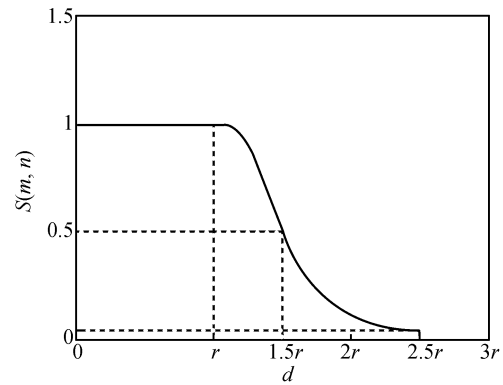


图 3 同质度函数  $S(m, n)$   
 Fig. 3 Homogeneity function  $S(m, n)$

**定义 4.** 依据像素邻域同质性度量, 在各颜色特征上分布信息的上近似可表示为

$$\bar{H}_i(l) = \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N (1 + S(m, n)) \delta(F(m, n, i) - l), \quad 0 \leq l \leq L - 1 \text{ 且 } i \in \{R, G, B\} \quad (5)$$

其中,  $F(m, n, i)$  为像素  $F(m, n)$  在  $i$  基色上的灰度级,  $\delta(\cdot)$  为零点处高度为 1 的冲激函数,  $L$  为各基色

灰度级数. 定义的上近似表示  $\overline{H}_i(l)$  是对于在颜色特征  $i$  上具有灰度  $l$  像素分布的可能性度量, 显然  $\overline{H}_i(l) \geq \underline{H}_i(l)$ .

## 1.2 色彩分布粗糙性的信息表示

图像色彩信息的下近似是对像素集在各颜色特征上分布的确定性描述, 而其上近似是结合空间邻域同质性度量形成分布信息的可能性描述, 两种近似概念构成了不同层次上色彩分布信息的表示形式. 据此可以进一步定义颜色分布的粗糙性度量.

**定义 5.** 在各颜色特征上分布的粗糙程度可表示为

$$\rho_i(l) = W(|\underline{H}_i(l)|) \left( 1 - \frac{|\underline{H}_i(l)|}{|\overline{H}_i(l)|} \right),$$

$$0 \leq l \leq L-1 \text{ 且 } i \in \{R, G, B\} \quad (6)$$

其中,  $L$  为图像在每个颜色特征上的灰度级数目,  $1 - |\underline{H}_i(l)|/|\overline{H}_i(l)|$  为基色特征  $i$  上灰度值  $l$  的分布粗糙度,  $W(|\underline{H}_i(l)|)$  为权重函数, 设参数  $0 < b < c$ .

$$W(|\underline{H}_i(l)|) = \begin{cases} k_1 \left( \frac{|\underline{H}_i(l)|}{c} \right)^2, & |\underline{H}_i(l)| \leq b \\ 1 - k_2 \left( \frac{|\underline{H}_i(l)|}{c} \right)^2, & b < |\underline{H}_i(l)| \leq c \\ 1, & c < |\underline{H}_i(l)| \end{cases} \quad (7)$$

其中,  $k_1 = c^2/2b^2$ ,  $k_2 = c^2/2(c-b)^2$ , 在实际应用中, 参数  $b, c$  可以根据像素在统计直方图上的分布均值计算. 式 (7) 定义的粗糙权重函数是  $S$  型分布函数, 如图 4 所示, 根据下近似表示计算颜色特征上每一类灰度分布的粗糙性对于图像分割的权重, 可以有效减弱极小规模像素 (可能是噪点) 引起的粗糙性对于分割效果的不良影响, 突出图像内容中主要对象所包含的色彩分布信息.

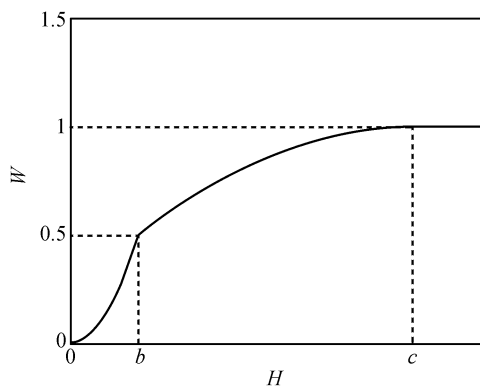


图 4 粗糙权重函数  $W|\underline{H}_i(l)|$

Fig. 4 Weight function  $W|\underline{H}_i(l)|$

综上所述, 针对原有方法存在的问题, 本文提出的测度定义采用了同质度函数, 可以有效地量化邻域色差以构造更为精确的上近似, 同时定义粗糙权重函数基于像素规模有效计算粗糙程度, 在注重小区域分割的基础上减弱极小像素集引发的粗糙性对于分割效果的不良影响, 由图 2 可见两种粗糙性统计信息的差异. 改进的粗糙性度量形成一种量化粗糙信息 (Quantitative roughness), 是对色彩分布更精确的描述, 在此统计信息上构建的分割算法可以获得更优的分割效果, 如图 1 (d)、(e) 所示, 基于 Roughness 的分割将墙壁上的斑驳与手的部分暗影赋予了和球台相同的颜色, 而基于量化粗糙信息的分割则产生了相对精确的结果. 相关结论将在本文的实验部分中得到进一步验证.

## 2 基于量化粗糙信息的分割算法

本节主要介绍根据色彩分布粗糙量化信息设计的分割算法 (Quantitative roughness measure, QR measure). 如图 5 所示, 算法主要分为以下三个步骤: 首先, 生成色彩分布的上、下近似并据此计算粗糙量化表示, 参照相关文献经验阈值以及综合分析大量的数据测试结果, 具体算法采用  $3 \times 3$  规模的邻域并设置同质度函数的色差阈值  $r = 50$ , 粗糙权重函数的参数  $b, c$  取值与统计直方图分布均值的比例分别为 0.05 和 0.5; 然后, 对量化粗糙信息进行检测, 选定峰值并将各个基色特征灰度划分为波段对图像进行初分割; 最后需要对初分割的结果进行后处理, 由于基于粗糙性度量的分割方法易导致颜色特征空间的过细划分, 因此算法的后处理过程主要侧重初分割后的色彩区域合并, 即在不过分影响分割效果的前提下, 将色彩相近的区域赋予相同颜色以进一步减少图像所含的颜色数量.

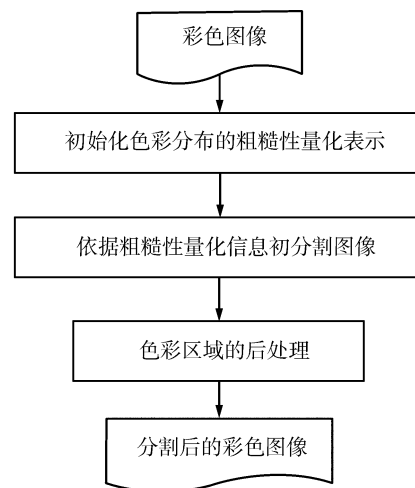


图 5 QR measure 的算法框架图

Fig. 5 QR measure algorithm framework

## 2.1 峰值选取策略

与传统基于统计直方图的分割方法相似, 量化粗糙信息表示上的重要波峰通常对应某类色彩在图像中的一致分布, 因此正确选取并定位波峰是初分割步骤中提高分割精度的关键. 算法主要采用了两个标准以界定给定统计信息中的波峰是否重要: 峰值的高度以及相邻峰值之间的距离. 传统的分割方法将分布均值的固定比值作为峰高阈值以选取波峰, 而实际应用中图像色彩的分布通常具有较大差异, 过小的阈值会造成冗余的峰值选取, 而过大的阈值会导致信息损失, 因此, 通过固定比值设定普适的阈值是非常困难的. 实际上可以利用波峰的分布信息来制定简单有效的自适应峰值选取策略.

**算法 1.** 自适应峰值选定算法

**输入.** 给定的统计信息表示;

**输出.** 统计信息上选定的波峰序列  $P$ ;

**步骤 1.** 生成所有峰值  $P_k: P_{l_1}, P_{l_2}, \dots, P_{l_k}, l_i$  为第  $i$  个峰值所属的灰度值索引, 且  $l_1 < l_2 < \dots < l_k$ ;

**步骤 2.** 取极大极小峰值  $P_{\max} = \max\{P_{l_1}, P_{l_2}, \dots, P_{l_k}\}$ ,  $P_{\min} = \min\{P_{l_1}, P_{l_2}, \dots, P_{l_k}\}$  及其均值  $\mu_m = (P_{\max} + P_{\min})/2$ , 计算各峰值到  $\mu_m$  的标准差,  $\sigma_m = \sqrt{\sum_{i=1}^k (P_{l_i} - \mu_m)^2 / k}$ , 设定高度阈值  $T_h = \mu_m - \sigma_m$ ;

**步骤 3.** 根据高度阈值  $T_h$  选取波峰后形成峰值序列  $P_h: P_{l_1}, P_{l_2}, \dots, P_{l_k}$ , 设定宽度阈值  $T_w = 10$ ;

**步骤 4.** 依次选取  $P_h$  中两相邻峰值  $P_{l_{h1}}$  和  $P_{l_{h2}}$  且  $l_{h1} < l_{h2}$ , 若  $T_w > l_{h2} - l_{h1}$ , 则选择其中峰值较大者作为波峰保留, 同时将另一峰值从  $P_h$  中删除;

**步骤 5.** 输出依据峰值距离合并后的波峰序列  $P$ .

在选定了峰值之后, 根据两相邻峰值之间统计信息的最小值可以确定波谷的位置, 这样基于波峰波谷的位置, 就可以在各颜色特征的灰度值域上形成波段, 每个波段的灰度值为这个波段内各灰度值的加权平均, 权值由所属各灰度值的像素规模确定. 利用各个特征上的灰度波段信息, 可以对彩色图像形成初步的分割.

## 2.2 色彩区域合并

由图 2 所示, 色彩分布的粗糙性统计信息注重对区域同质性的描述, 而不是单纯统计像素数目, 因此, 颜色特征上的统计信息具有更多的波峰, 这样可能导致过细的划分, 因此有必要在后处理阶段将相似的颜色区域合并以进一步减少颜色数目, 达到更优的分割效果. 合并过程主要针对小区域和相似区域, 当颜色区域中所含的像素数小于一定规模时 (设定阈值  $T_n$  为图像像素规模的 0.1%), 应并入与其色

彩最相似的区域, 另外, 当两个区域在颜色特征空间中非常相近时, 也可以进行合并.

设两个初分割后的色彩区域  $R_1, R_2$ , 由于划分形成的各区域内部具有相同的颜色, 可以参照式 (2) 定义两个区域在颜色特征空间中的距离为其色差  $d(R_1, R_2)$ , 然后据此决定色彩区域是否相似. 类似传统的峰值选取策略, 现有的区域合并方法通常采用单一的阈值设定以确定区域之间的相似性, 忽视了图像色彩分布的差异. 当图像的主要内容色彩对比度较弱时, 为了达到较好的分割效果, 色彩区域合并应设定相对小的相似阈值, 反之当图像整体色彩具有较大差异时, 阈值应该有对应的提升. 因此可以综合两个因素以判定区域相似: 视觉色差区分能力以及图像色差的整体分布.

设图像色彩被初分割为  $M$  个区域, 则区域色差的数目为  $N = C_M^2 = M(M-1)/2$ , 其中与每个色差相关的像素数目  $n_i$  为形成该色差的区域所包含的像素规模之和, 计算区域色差的加权均值和方差如下,

$$d_\mu = \frac{\sum_{i=1}^N d_i \times n_i}{\sum_{i=1}^N n_i}, \quad d_\sigma = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N ((d_i - d_\mu)^2 \times n_i)}{\sum_{i=1}^N n_i}} \quad (8)$$

由色差的分布信息可以计算区域相似判定阈值为

$$T_c = \begin{cases} d_\mu - d_\sigma, & d_\mu \leq 50 \\ 50 \times \left(1 - \frac{d_\sigma}{d_\mu}\right), & d_\mu > 50 \end{cases} \quad (9)$$

其中的分段处理是为了避免当  $d_\mu$  较大时出现过大的阈值, 综合视觉可区分的最小区域色差  $T_v$  (设定为 20), 可以得到最终的判定阈值  $T_s = \max\{T_c, T_v\}$ .

**算法 2.** 色彩区域合并算法

**输入.** 给初分割后的色彩区域序列  $R_k:$

$R_1, \dots, R_k$ ;

**输出.** 合并后的色彩区域序列  $R_m:$

$R_1, \dots, R_m$ ;

**步骤 1.** 将序列  $R_k$  按照区域所含像素规模递增排序;

**步骤 2.** 依次取序列  $R_k$  中对象  $R_i$ , 如果  $R_i$  所含像素规模小于  $T_n$ , 查找与其色彩最接近的区域  $R_j$ , 选择其中含有较少像素的区域并入另一区域, 并从序列中删除该区域;

**步骤 3.** 检测序列  $R_k$ , 如果存在像素规模小于  $T_n$  的区域, 则转至步骤 2;

**步骤 4.** 将小区域合并后的序列  $R_s$  按照区域所含像素规模递增排序;

**步骤 5.** 依次取序列  $R_s$  中对象  $R_j$ , 查找与其色差小于  $T_s$  的区域  $R_j$ , 选择其中含有较少像素的区域并入另一区域, 并从序列中删除该区域;

**步骤 6.** 检测序列  $R_s$ , 如果存在区域色差小于  $T_s$  的情况, 则转至步骤 5;

**步骤 7.** 输出合并处理后的区域序列  $R_m$ .

算法先后合并小规模区域和相似区域, 依据像素规模对区域排序, 可以通过相关算法有效提高小区域检测和区域合并的效率.

### 2.3 算法复杂度分析

QR 分割算法的效率主要取决于图像的规模, 设像素规模为  $n$ , 基色灰度范围为  $L$ , 如图 5 所示, 分割算法在生成相关统计信息的步骤中, 计算所有像素的邻域色差需要在三个基色特征上进行运算, 其复杂度约为  $O(24n)$ , 同时计算上下近似需要  $n$  次判别累加, 若将邻域同质度与粗糙权重的计算看作单位操作, 则生成近似表示的复杂度约为  $O(26n)$ , 据此计算各基色特征上粗糙性表示的复杂度为  $O(6L)$ .

在初分割步, 设  $k$  为峰值数, 计算自适应阈值并选定峰值的复杂度约为  $O(L + 4k)$ , 根据基色波段初分割图像的过程中, 需要判别各像素基色所处波段并做赋值, 复杂度约为  $O(3kn)$ , 由于  $k$  通常远小于  $L$ , 则算法在初分割步中的复杂度约为  $O(3(L+kn))$ . 在后处理步骤中, 设  $r_k$  和  $r_m$  分别为合并前后的色彩区域数, 计算相似阈值及合并色彩区域的算法复杂度约为  $O(3r_k^2)$ , 区域合并后对应调整图像色彩的复杂度约为  $O(3n(r_k - r_m))$ . 由此可得算法全部的计算复杂度约为  $O(26n + 9L + 3(kn + r_k^2 + n(r_k - r_m)))$ . 相较原有的粗糙性度量算法<sup>[16-17]</sup>, 改进方法仅在生成统计信息以及计算区域合并阈值的步骤中增加了  $n + 2r_k^2$  次浮点运算.

## 3 基于量化粗糙信息的分割算法

实验采用 UC Berkeley 开放的图像分割测试集, 将具体验证改进策略以及整体算法 (QR measure) 的有效性.

### 3.1 峰值选定策略测试

峰高阈值按照统计均值的固定比例取值, 对于色彩分布差异较大的数据很难取得良好效果, 过小的阈值可以避免信息损失, 但会造成冗余分割, 过大的阈值可以大量减少颜色数目, 然而可能影响分割效果. 实验分别采用与统计均值比例为 0.2, 0.8, 1 的定比值以及算法 1 得到的  $T_h$  作为峰高阈值 ( $T_w = 10$ ) 进行峰值选定, 取得的分割效果如图 6 (见下页) 所示.

首先, 由图 6 可见不同的峰高阈值对于分割效果的影响, 当设定较小阈值时, 基于各类统计信息的

方法都可以得到细腻的分割结果, 但是会造成较多冗余的颜色, 当阈值不断增大时, 颜色数减少, 但是对分割效果却产生了不良影响. 基于自适应阈值的分割产生了相对较优的结果, 如表 1 所示, 根据具体的数据分布计算得到的阈值, 在满足一定分割精度的基础上进一步减少了分割后的色彩规模. 需要注意, 示例图像所具有的粗糙信息统计曲线趋势较为平缓, 在这种分布类型下, 精确的峰值选定就更为重要. 实验中选取一定数量的具有分布差异的彩色图像对自适应峰值选定算法进行测试, 均取得了良好效果.

表 1 图像“Old man”峰值选定信息表  
Table 1 Peak threshold table of image “Old man”

分割方法	峰高阈值	Blue 波段	Green 波段	Red 波段	颜色数目
Roughness	0.2 × 粗糙均值	12	13	13	153
	0.8 × 粗糙均值	12	13	13	153
	粗糙均值	12	9	8	79
	自适应阈值	12	13	13	153
QR measure	0.2 × 粗糙均值	12	14	12	170
	0.8 × 粗糙均值	12	12	12	150
	粗糙均值	10	9	7	62
	自适应阈值	10	14	12	136

此外, 由图 7 可知, 定性的粗糙度量在各个基色上得到的统计信息变化幅度较小, 因此对于色彩分布粗糙性的描述就较为有限, 而改进的定量度量由于构造了更为精确的上近似表示以及粗糙权重, 因此形成了更为丰富的信息表述, 进一步突出了同质区域的色彩分布, 据此导致了更精确的分割, 如图 6 所示, 基于原有粗糙度量信息的分割会在面部形成与帽子颜色相似的暗色区域, 而根据量化粗糙信息的分割则在相应区域形成了更贴近初始图像的色彩.

### 3.2 统计信息测试

相关文献 [17] 已经验证基于粗糙统计信息对彩色图像进行分割较现有的多数方法具有一定优势, 可有效表示色彩同质区域, 减弱了像素规模对色彩分布统计的影响, 侧重小区域分割. 但是现有色彩分布信息的近似和粗糙性表示, 是一种定性的描述, 忽视了邻域相似程度的差异, 以及不同规模像素所具有的粗糙性对分割的作用并不相同, 而改进的统计信息利用同质度函数和粗糙权重, 构造了更为精确的上近似并进一步量化粗糙性, 是对色彩分布信息的优化表述. 实验主要比较基于现有粗糙统计信息的分割方法: 定性上近似度量 (Histone), 定性粗糙性度量 (Roughness), 量化粗糙性度量 (Quantitative roughness), 各方法采用相同的自适应峰值选定策略, 示例图像的统计曲线和分割效果如图 8 和图 9 所示.



图 6 图像 “Old man” 的分割效果图  
Fig.6 Segmented results of image “Old man”

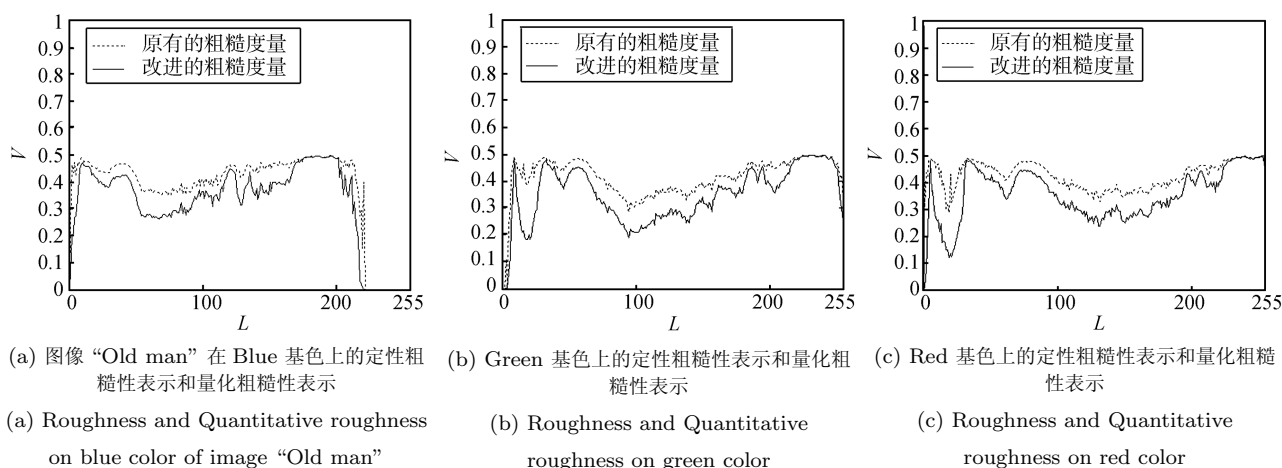


图 7 图像 “Old man” 的粗糙统计信息  
Fig.7 Roughnesses of image “Old man”

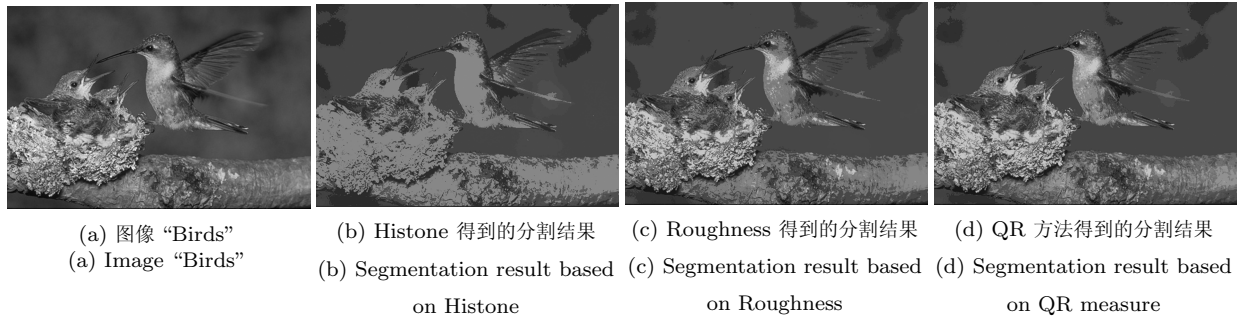


图 8 图像“Birds”的分割效果图  
Fig. 8 Segmented results of image “Birds”

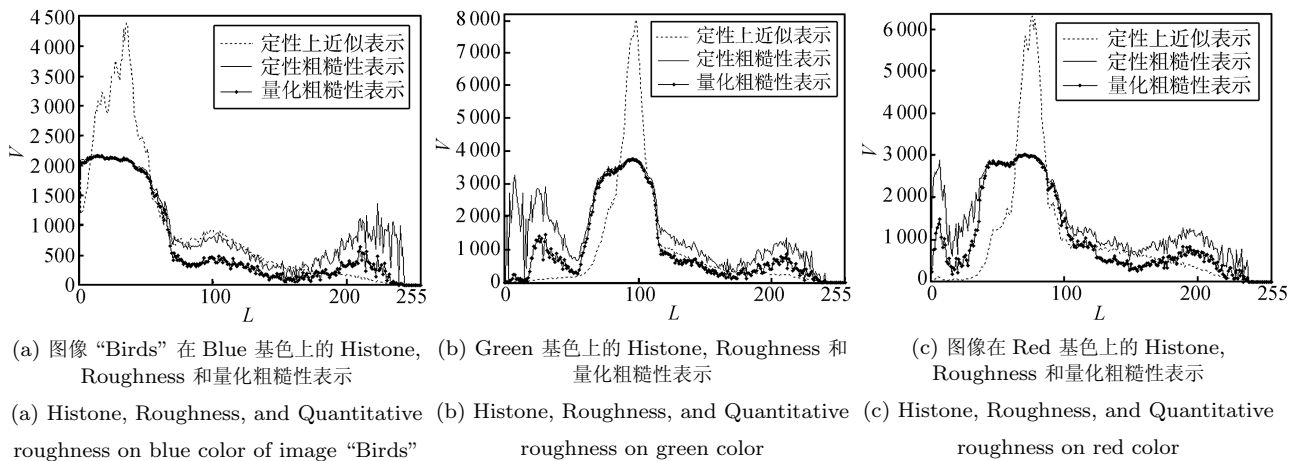


图 9 图像“Birds”的各类统计特征  
Fig. 9 Several statistics of image “Birds”

可见由于受像素规模影响, Histone 过分突出了大像素集具有的邻域相似性而忽视了小区域的颜色分布, 因此导致了较粗糙的分割, 分割后图像的细节信息损失很大. 定性和量化的粗糙度量对应的统计曲线都反映了更多的色彩分布信息, 形成了更细致的分割. 但是由于前者采用的邻域相似是一种定性的表示, 据此计算出的粗糙性不够精确, 因此导致基色上错误的峰值选定和波段从而造成不良的分割效果. 如图 8 (c), 分割后的图像在鸟身和树干上形成了过于偏重背景的颜色, 而基于量化粗糙信息的分割由于采用了更精确的粗糙性计算, 分割效果更接近于初始图像. 此外由于量化表示依据像素规模考虑了粗糙权重, 因而可以有效地减少冗余信息, 形成更精确的峰值, 在对小区域有效分割的同时, 进一步缩小了分割后的颜色数目, 如表 2 所示. 实验在多幅图像上进行了测试, 基于量化粗糙信息的分割方法均取得了较优结果.

### 3.3 区域合并测试

由上所示, 粗糙性统计可以体现色彩分布的更

表 2 图像“Birds”分割信息表

Table 2 Segmentation table of image “Birds”

分割方法	Blue 波段	Green 波段	Red 波段	颜色数目
Histone	8	3	5	74
Roughness	8	9	8	90
QR measure	5	7	8	77

多信息, 相关方法可以形成细腻的分割, 但是对颜色特征空间过细的划分也可能导致分割后冗余的色彩区域, 这就需要在后处理过程中进行区域合并. 实验采用算法 2 对基于各类粗糙统计信息初分割后的图像进行区域合并, 取得的分割效果如图 10 所示.

由图 10 和表 3 可见, 区域合并操作在较好保持初分割效果的同时, 极大缩减了分割后图像具有的颜色规模. 此外也应注意到, 对于色彩对比度较高的图像, 自适应相似度较固定阈值可以在不影响分割效果的基础上进一步缩减颜色数目.

通过对库中随机选取的 40 幅图像以及另外获



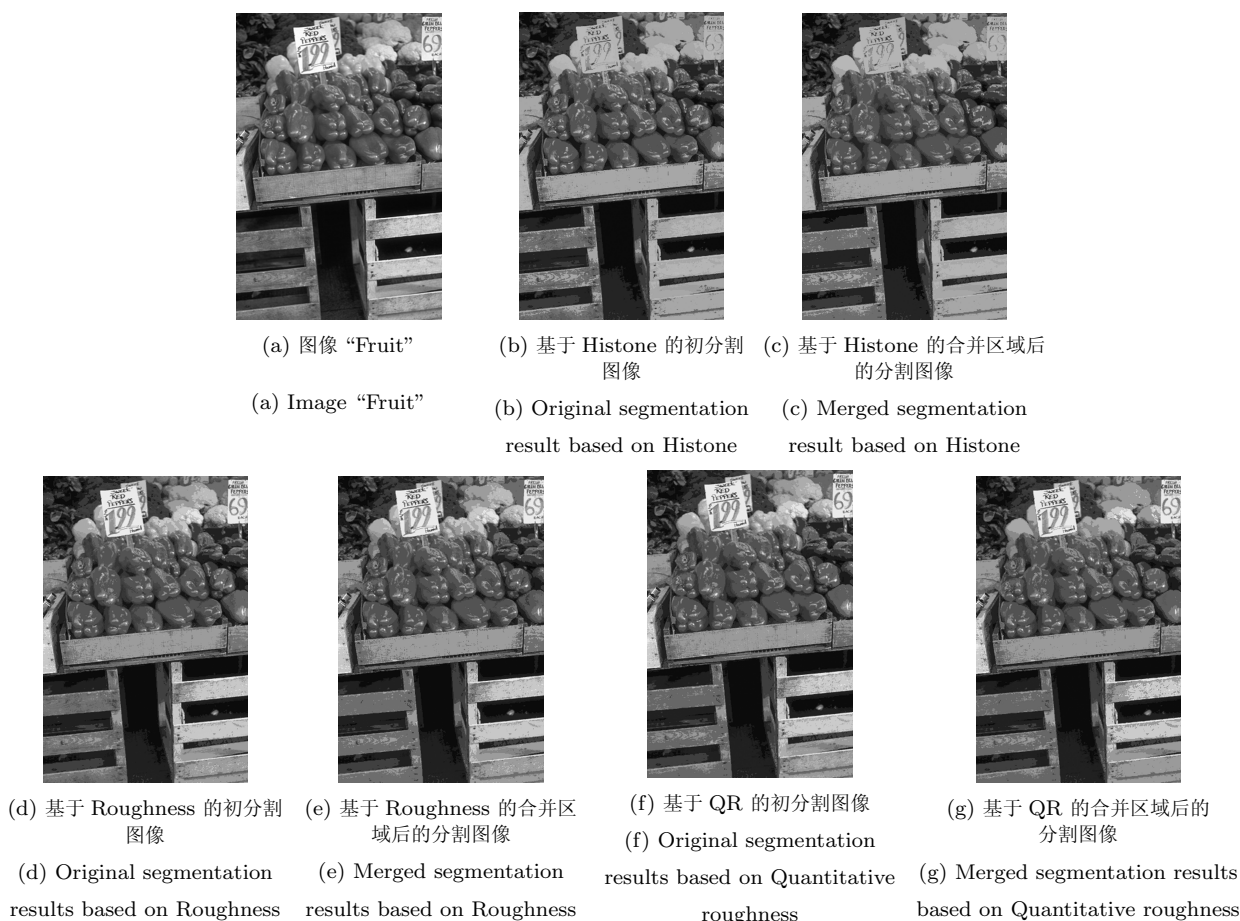


图 10 图像 “Fruit” 的分割效果图

Fig. 10 Segmented results of image “Fruit”

表 3 图像 “Fruit” 区域合并信息表

Table 3 Merged segmentation table of image “Fruit”

分割方法	初分割色数	区域相似度	合并后色数
Histone	163	固定阈值 20	52
		自适应阈值	41
Roughness	274	固定阈值 20	62
		自适应阈值	55
QR Measure	197	固定阈值 20	66
		自适应阈值	66

取的彩色图像集进行测试分析, 实验证明量化粗糙信息是对色彩分布更精确的描述, 由于算法采用了改进策略选定峰值和合并区域, 因此 QR 方法在绝大多数图像上都获得了较优的分割效果. 此外由于改进算法的复杂度与像素规模线性相关, 相较定性的粗糙度量方法, 仅增加了有限次浮点运算, 因此算法具有较低的复杂度且易于编程实现. 相关实验表明, QR 方法是一种有效的彩色图像分割算法.

## 4 结论

综上所述, 量化粗糙信息是对图像色彩分布更精确的描述, 相较传统的直方图统计信息以及定性的粗糙性度量可以更加有效地体现图像中的同质区域. 此外由于采用了自适应的峰值选定和区域合并策略, 改进分割方法可以在形成准确分割的同时, 进一步缩减分割后图像的色彩规模. 通过相关实验, 基于量化粗糙信息的分割方法 (QR measure) 所具有的有效性和优越性得以验证. 然而方法仍然存在改进空间, 今后的研究工作将注重不同色彩空间中的粗糙性度量以及颜色特征和空间分布信息的综合表示以进一步改进分割效果. 此外, 作者可以根据需要进一步提供由于篇幅限制而无法列出的其他实验数据.

## References

- 1 Gonzalez R C, Woods R E. *Digital Image Processing (Second Edition)*. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2006
- 2 Zhang Yu-Jin. *Image Segmentation*. Beijing: Science Press, 2001

- (章毓晋. 图像分割. 北京: 科学出版社, 2001)
- 3 Cheng H D, Jiang X H, Wang J L. Color image segmentation based on homogram thresholding and region merging. *Pattern Recognition*, 2002, **35**(2): 373–393
  - 4 Cheng H D, Li J. Fuzzy homogeneity and scale-space approach to color image segmentation. *Pattern Recognition*, 2003, **36**(7): 1545–1562
  - 5 Cheng H D, Jiang X H, Sun Y, Wang J L. Color image segmentation: advances and prospects. *Pattern Recognition*, 2001, **34**(4): 2259–2281
  - 6 Lin Kai-Yan, Wu Jun-Hui, Xu Li-Hong. A survey on color image segmentation techniques. *Journal of Image and Graphics*, 2005, **10**(1): 1–10  
(林开颜, 吴军辉, 徐立鸿. 彩色图像分割方法综述. 中国图象图形学报, 2005, **10**(1): 1–10)
  - 7 Chen Guo, Zuo Hong-Fu. The image adaptive thresholding by index of fuzziness. *Acta Automatica Sinica*, 2003, **29**(5): 791–796  
(陈果, 左洪福. 图像的自适应模糊阈值分割法. 自动化学报, 2003, **29**(5): 791–796)
  - 8 Liu J, Yang Y. Multiresolution color image segmentation. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1994, **16**(7): 689–700
  - 9 Miao Duo-Qian, Li Dao-Guo. *Theory, Algorithm and Application of Rough Sets*. Beijing: Tsinghua University Press, 2008  
(苗夺谦, 李道国. 粗糙集理论, 算法与应用. 北京: 清华大学出版社, 2008)
  - 10 Pawlak Z, Grzymala-Busse J, Slowinski R, Ziarko W. Rough sets. *Communications of the ACM*, 1995, **38**(11): 88–95
  - 11 Pawlak Z. *Rough Sets: Theoretical Aspects of Reasoning about Data*. Dordrecht: Kluwer Academic Publishers, 1991
  - 12 Pawlak Z. Some issues on rough sets. *Transactions on Rough Sets I*. Berlin: Springer, 2004. 1–58
  - 13 Hassanien A. Fuzzy rough sets hybrid scheme for breast cancer detection. *Image and Vision Computing*, 2007, **25**(2): 172–183
  - 14 Pal S K, Mitra P. Multispectral image segmentation using the rough-set-initialized EM algorithm. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2002, **40**(11): 2495–2501
  - 15 Miao Duo-Qian, Zhang Hong-Yun, Li Dao-Guo, Wang Zhen. Off-line handwritten digit recognition based on principal curves. *Acta Electronica Sinica*, 2005, **33**(9): 1639–1643  
(苗夺谦, 张红云, 李道国, 王真. 基于主曲线的脱机手写数字识别. 电子学报, 2005, **33**(9): 1639–1643)

- 16 Mohabey A, Ray A K. Rough set theory based segmentation of color images. In: Proceedings of the 19th International Conference of the North American Fuzzy Information Processing Society. Washington D. C., USA: IEEE, 2000. 338–342
- 17 Mushrif M M, Ray A K. Color image segmentation: rough set theoretic approach. *Pattern Recognition Letters*, 2008, **29**(4): 483–493



**岳晓冬** 同济大学电子与信息工程学院博士研究生. 2003 年获得山西大学计算机与信息技术学院学士学位. 主要研究方向为粗糙集理论和模式识别. 本文通信作者.

E-mail: yswantfly@yahoo.com.cn

(**YUE Xiao-Dong** Ph.D. candidate at the School of Electronics and Information, Tongji University. He received his bachelor degree from Shanxi University in 2003. His research interest covers rough set theory and pattern recognition. Corresponding author of this paper.)



**苗夺谦** 同济大学电子与信息工程学院教授. 主要研究方向为粗糙集理论、粒计算、Web 智能、模式识别.

E-mail: miaoduoqian@163.com

(**MIAO Duo-Qian** Professor at the School of Electronics and Information, Tongji University. His research interest covers rough sets, granular computing, Web intelligence, and pattern recognition.)



**钟才明** 同济大学电子与信息工程学院博士研究生. 2000 年获得武汉理工大学计算机科学系硕士学位. 主要研究方向为模式识别、机器学习.

E-mail: zhongcaiming@nbu.edu.cn

(**ZHONG Cai-Ming** Ph.D. candidate at the School of Electronics and Information, Tongji University. He received his master degree from Wuhan University of Technology in 2000. His research interest covers pattern recognition and machine learning.)