

文章编号: 1001-0920(2013)06-0935-05

## 基于邻域灰度值聚类的图像色彩量化

肖满生<sup>a</sup>, 吴卫<sup>b</sup>, 王宏<sup>b</sup>

(湖南工业大学 a. 科技学院, b. 包装设计学院, 湖南 株洲 412008)

**摘要:** 在将图像中的多种颜色或灰度量化成数目较少的颜色或灰度的过程中, 存在着计算过于复杂、量化后图像偏差较大等问题, 鉴于此, 提出基于邻域灰度值聚类的图像色彩量化方法. 首先结合邻域像素的灰度和空间信息对像素进行一维灰度化; 然后采用基于像素灰度加权系数的改进模糊  $C$  均值聚类算法对像素进行聚类. 分析和实验表明, 该方法可以减少量化计算的复杂度, 保持图像的整体层次, 量化后图像偏差较小, 对图像处理具有一定的实用价值.

**关键词:** 色彩量化; 邻域; 模糊  $C$  均值; 灰度加权系数

**中图分类号:** TP391

**文献标志码:** A

## Image color quantization based on clustering of neighborhood gray level

XIAO Man-sheng<sup>a</sup>, WU Wei<sup>b</sup>, WANG Hong<sup>b</sup>

(a. College of Science and Technology, b. Institute of Packaging Design Art, Hu'nan University of Technology, Zhuzhou 412008, China. Correspondent: XIAO Man-sheng, E-mail: xiaomansheng@tom.com)

**Abstract:** For the main problems appearing in the process of reducing the number of either colors or gray level of the image, for example, the computation tends to be too complex and the image deviation tends to be too big, the method of image color quantization based on the clustering of neighborhood gray level is proposed. Firstly, the one-dimensional gray level expression of pixels is carried out by integrating the space and the gray information of the neighborhood pixels. Then the pixels are clustered by using the improved fuzzy  $C$ -means clustering algorithm. The theoretical analysis and the experiment show that the proposed method can reduce the complexity of the quantization computation and maintain the overall level and the partial details of the image, and the image deviation becomes smaller after the quantization, which has the certain practical value to the imagery processing.

**Key words:** color quantization; neighborhood; fuzzy  $C$ -means; gray weighted coefficient

### 0 引言

色彩量化即是原图像中的多种颜色根据图像处理的偏重需要和人的视觉特性归类到数目较少的颜色, 以此为基础重建图像, 使重建后的图像偏差即量化误差较小. 该技术在图像压缩、边沿检测、模式识别特别是模糊图像的去模糊化处理等领域有广泛的应用.

综合国内外专家学者对色彩量化技术的研究现状, 可将现有的量化算法分为图像分割算法和聚类算法两类. 图像分割算法<sup>[1-4]</sup>是按照一定的规则来分割色彩空间, 如变量切分、中位切割等, 该类算法量化速度快, 但不能获得全局最优, 因此量化后的图像整体色彩分布会出现不均匀, 过渡区域的颜色欠平滑. 聚类算法是色彩量化技术中采用的主要方法, 如  $K$ -

means 及其改进聚类算法<sup>[5-8]</sup>和模糊  $C$  均值 (FCM) 及其改进聚类算法<sup>[9-14]</sup>. 目前各种基于聚类的色彩量化及其改进算法在实际应用过程中还存在一些不足, 表现在图像量化前后的偏差较大、重建效果不理想、不能真实地反映原图或计算过于复杂而失去实际应用价值. 文献 [5] 提出的快速  $K$ -means 算法通过引入三角形等式和按平均距离顺序的局部代码搜索技术, 在图像量化过程中能减少计算时间, 但对色彩分布极不均匀的图像的量化效果不太理想, 如“万绿丛中一点红”, 其起点缀作用的重要颜色“红色”会丢失. 文献 [15] 提出改进的 FCM 算法 ASFCM 在一定程度上解决了图像量化过程中噪音数据的影响和重要颜色着色不正或丢失等问题, 同时量化前后图像偏差较小, 但该算法运算量过大, 处理效率不高. 此外, 文献 [7,

收稿日期: 2012-01-29; 修回日期: 2012-06-16.

基金项目: 湖南省自然科学基金项目(10JJ6089); 湖南省教育厅科研重点项目(12A042).

作者简介: 肖满生(1968—), 男, 副教授, 从事智能计算、智能信息处理的研究; 吴卫(1967—), 男, 教授, 从事数字图像处理等研究.

9, 12, 16]等提出的图像量化方法也有其缺点和不足,限于篇幅,此处不一一细述。

本文在传统FCM算法的基础上,结合文献[9-11, 17-18]的相关知识和技术,综合图像像素的邻域空间位置和灰度信息,提出了一种基于邻域灰度值聚类的像素色彩量化方法。在色彩一维灰度化处理过程中,通过设计不同颜色分量的比重,来应对人们对不同颜色敏感度不同的视觉特性。理论分析和实验表明,所提出方法不但能以较小的计算复杂度量化色彩,而且图像量化重建后的偏差小,符合人的视觉特性,对研究图像重建、特别是图像的去模糊化处理有一定的实际价值。

## 1 像素的灰度化表示

组成图像的每一像素都与其邻域像素存在联系,如一幅颜色分布均匀的图像,其邻域像素间灰度差别小,联系紧密,这些像素属于同一类别的可能性大;“万绿丛中一点红”这类的图像,像素点“红色”与其周围的像素差别大、联系小,它们属于同一类别的可能性较小。另外,图像中噪声点与周围组成图像的正常像素点联系也较小,在图像量化时容易消除。因此,图像中的像素信息,除了像素本身的灰度值外,还应结合像素的空间位置信息,即邻域像素特征才能完整地表示出来。设某一像素集 $X$ , $i, j$ 分别为 $X$ 中的像素, $i, j \in X$ , $x_i$ 和 $x_j$ 分别为像素点 $i$ 和 $j$ 的灰度,且 $j$ 为 $i$ 的某一邻域窗口内的像素点,因此结合像素的邻域像素信息,像素 $i$ 的一维灰度化表示为

$$g_i = \frac{1}{1 + \alpha} \left( x_i + \frac{\alpha}{N_R} \sum_{j \in N_i} x_j \right). \quad (1)$$

其中: $g_i$ 为像素集中第 $i$ 个像素的一维化灰度; $x_j$ 为像素 $i$ 的邻域像素灰度; $N_i$ 为落在像素 $i$ 邻域窗口内的“邻域”像素 $j$ 的集合; $N_R$ 为像素集 $N_i$ 的基数,其值视图像量化的要求而定,可取8, 16, 24等,一般的图形图像处理中, $N_R$ 的值为8,即8-邻域像素。

式(1)中, $\alpha$ 是一个重要的参数,其值直接影响图像灰度化表示的质量和图像量化效果, $\alpha$ 的取值要结合像素的灰度和空间关系,具体确定方法如下。

**定义1** 设有两个像素 $i, j$ , $S_{ij}^s$ 为 $i$ 和 $j$ 的空间关系, $S_{ij}^g$ 为灰度关系,则两个像素间的关系可结合空间和灰度关系来表示,即

$$S_{ij} = \begin{cases} S_{ij}^g S_{ij}^s, & j \neq i; \\ 1, & j = i. \end{cases} \quad (2)$$

下面定义求两像素空间关系 $S_{ij}^s$ 和灰度关系 $S_{ij}^g$ 的方法。

**定义2** 设 $(p_i, q_i)$ 分别为像素 $i$ 的位置坐标, $(p_j, q_j)$ 为像素 $j$ 的位置坐标, $\lambda_s$ 为像素空间关系求值的

规范化比例因子。通常情况下, $\lambda_s$ 的大小由像素坐标值的大小决定,目的是使 $S_{ij}^s$ 的值控制在 $[0,1]$ 的合理范围内,如取 $\lambda_s = 1$ ,则 $S_{ij}^s$ 可定义为

$$S_{ij}^s = \exp \left( \frac{-\max(|p_j - p_i|, |q_j - q_i|)}{\lambda_s} \right). \quad (3)$$

由式(3)可见,两像素位置越靠近,其值越大,当两像素位置之差趋于0,即两像素合二为一时, $S_{ij}^s \rightarrow 1$ 。因此,只要适当调整比例因子 $\lambda_s$ ,即可使 $S_{ij}^s$ 的值合理地分布在区间 $[0,1]$ 之内。

**定义3** 两像素 $(i, j)$ 间的灰度关系定义为

$$S_{ij}^g = \exp \left( \frac{-\|x_i - x_j\|^2}{\lambda_g \times \sigma_g^2} \right). \quad (4)$$

其中: $\lambda_g$ 与 $\lambda_s$ 一样,是一个只影响 $S_{ij}^g$ 的规范化因子,通过取合适的 $\lambda_g$ 值从而使 $S_{ij}^g$ 的值合理分布在区间 $[0,1]$ 内,一般情况下可取 $\lambda_g = 1$ ; $\|x_i - x_j\|^2$ 为两像素灰度值之间的欧几里德距离,在计算该值时,考虑到人对不同颜色敏感度不同的视觉特性,对组成像素点的不同色彩分量设置不同的比重,如对于由R, G, B三原色构成的色彩空间,其比重值的确定方法基于进化策略的特征加权FCM算法<sup>[14]</sup>进行; $\sigma_g$ 是可以影响到 $S_{ij}^g$ 的全局型比例因子,表示像素间的分离量差,有

$$\sigma_g^2 = \sum_{i=1}^n \|x_i - \bar{x}\|^2 / n, \quad \bar{x} = \sum_{i=1}^n x_i / n, \quad (5)$$

$n$ 为 $X$ 集合中所有像素个数, $\bar{x}$ 为其像素灰度均值。通过分析式(4)可知,两像素灰度值越接近, $S_{ij}^g$ 值越大,当两像素的灰度相等时 $S_{ij}^g = 1$ 。

将定义2中的 $S_{ij}^s$ 和定义3中的 $S_{ij}^g$ 代入式(2),得到两像素间的关系值 $S_{ij}$ ,该值即为式(1)的 $\alpha$ 值,用 $S_{ij}$ 代替式(1)的 $\alpha$ ,并对式(1)进行整理,得到

$$g_i = \frac{\sum_{j \in N_i} (S_{ij} x_j)}{N_R \sum_{j \in N_i} S_{ij}}. \quad (6)$$

式(6)即为本文所得到的基于邻域像素一维灰度值的表示方法,利用式(6)将图像像素灰度化,不但能清楚地表达图像像素的位置和灰度关系,为图像量化后保持原图像不失真、不偏色提供了理论依据,而且灰度化计算简单,提高了图像色彩量化处理的效率。下一节的像素量化分类即以此为基础,采用一种改进的FCM聚类算法来完成。

## 2 基于改进的FCM聚类像素量化方法

### 2.1 像素灰度加权系数

第1节将图像中所有像素点经变换映射成一维灰度值表示形式,本节对这些灰度值按一定算法进行聚类,以确定某一类像素的代表点像素值。如果某一像素的灰度与其邻近像素的灰度差别越小,则它们属

于同一类别的可能性越大. 因此, 像素点与其周围像素点灰度差可以表征该像素点对聚类的影响程度, 本文引入加权系数  $h_k$  来表示第  $k$  个像素点灰度  $g_k$  与其邻域像素灰度差关系. 首先计算像素点  $k$  与其邻域像素的绝对灰度差之和  $t_k$ , 即

$$t_k = \sum_{j=1, j \neq k}^n \frac{d_{jk}}{n \times n - 1}, \quad 1 \leq j \leq n, 1 \leq k \leq n. \quad (7)$$

其中:  $d_{jk} = |g_j - g_k|$  为像素点  $k$  与其邻域像素  $j$  的灰度差,  $n \times n$  为采用图像像素的  $n \times n$  邻域. 令  $t'_k = 1/t_k$  表示  $g_k$  对聚类的影响程度, 对  $t'_k$  进行归一化处理, 得到加权系数为

$$h_k = t'_k / \sum_{j=1}^n t'_j, \quad 1 \leq k \leq n. \quad (8)$$

## 2.2 改进的FCM聚类像素量化实现

像素量化是将一幅图像中的多种颜色或多级灰度归类到数目较少的颜色或灰度, 因此, 如何确定某一颜色(灰度)的代表色(代表灰度)是量化的关键, 传统的FCM聚类算法没有考虑到图像中不同像素点对聚类贡献的不同和像素灰度化表示时计算方法的不准确、欠完整等问题, 因此量化效果不理想. 本文以式(6)得到的像素一维灰度值  $g$  为基础, 通过引入灰度加权系数, 对传统的FCM聚类算法进行改进, 其改进的目标函数为

$$J = \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^{q_c} h_j u_{ij}^m (g_j - c_i)^2. \quad (9)$$

其中:  $q_c$  为图像灰度化后像素的数目,  $c$  为聚类类别数,  $h_j$  和  $g_j$  分别为第  $j$  个像素灰度的加权系数和灰度,  $c_i$  为第  $i$  个聚类中心.

利用拉格朗日乘数法求解, 得到

$$u_{ij} = 1 / \sum_{l=1}^c \left( \frac{g_j - c_i}{g_j - c_l} \right)^{\frac{2}{m-1}}, \quad (10)$$

$$c_i = \sum_{j=1}^{q_c} h_j u_{ij}^m g_j / \sum_{j=1}^{q_c} h_j u_{ij}^m. \quad (11)$$

聚类过程具体实现步骤如下.

**Step 1:** 初始化聚类中心. 该过程包括确定初始聚类中心个数  $c$  和每个聚类中心的初始值, 初始聚类中心的个数即为图像量化颜色(灰度)的级数, 每一量化颜色的初始值即为每个聚类中心的初始值, 此步骤直接关系到聚类收敛的速度和聚类结果质量. 初始聚类中心的个数和初始值可以根据图像自身内容自适应确定<sup>[7]</sup>, 方法如下:

1) 首先扫描整幅图像的灰度  $g$ , 计算图像中所有像素灰度的最大差值(欧几里德距离), 即

$$T_{\max} = \max_{x_i, x_j \in g} D(x_i, x_j), \quad (12)$$

其中  $x_i$  和  $x_j$  为任意两个像素点的一维灰度值.

2) 计算整幅图像的灰度变化度  $T_{\text{ave}} = T_{\max}/q_c$ ,  $q_c$  为图像像素灰度化后的总数目, 由此可以确定图像量化的初始聚类中心个数为  $c = \beta \times T_{\text{ave}}$ ,  $\beta$  为常数, 由实验给出.

3) 初始聚类中心个数确定后, 各聚类中心的初始值可以采用等间距像素灰度值方法进行设计, 因为图像像素灰度值通常具有连续性, 即相邻像素一般具有相似的灰度值, 所以可以将图像的所有像素灰度值(去掉重复)按顺序排成一个向量, 再以  $c$  值为间距, 取每个间距中的一个值作为相应聚类中心的初始值.

**Step 2:** 像素聚类时利用式(10)更新各像素的隶属度划分矩阵.

**Step 3:** 利用式(11)更新每个聚类中心.

**Step 4:** 设置门限域值  $\varepsilon$ , 如果

$$\sum_{i=1}^c \|c_i(\text{old}) - c_i(\text{new})\|^2 > \varepsilon,$$

即更新前后聚类中心值之差的平方和大于某一域值, 则返回 **Step 2** 继续迭代, 否则停止, 聚类过程结束. 门限值的选取对聚类的收敛速度、迭代次数和聚类效果有一定影响, 根据实际经验, 当  $\varepsilon < 0.01$  时, 聚类结果趋于稳定, 此时  $\varepsilon$  取更小值将只能增加迭代次数, 而对聚类结果影响不大.

经过以上聚类, 最后得到的聚类中心值即为图像量化归类后每一类的代表像素值, 以此为基础对图像进行重建即可得到量化后图像.

## 3 实验结果分析

为了检验上述方法的实际应用效果, 分别用人工合成图像、标准测试图像、医学扫描图像和各类色彩分布均匀、不均匀图像进行实验, 并与其他方法进行广泛对比. 实验表明, 本文所提出的色彩量化方法是有效的, 在图像处理应用中具有一定的优势. 作为实例, 选用其中3幅图像进行实验和分析. 实验分别对3幅图像进行64级量化重建, 原图和量化重建效果图见图1. 实验环境和条件为: PC机CPU AMD速龙II x2 2.8 GHZ双核、内存2 GB, 采用Microsoft Visual C++6.0编程, 在Windows XP系统下运行. 根据实验情况, 参照文献[7]的方法, 令  $\beta = 1.4$ ,  $\lambda_s$  和  $\lambda_g$  均取值为1, 方差  $\sigma_g$  在64级量化实验中经计算后其值为  $\sigma_g = 49.3$ . 另外, 根据实际经验, FCM聚类迭代终止门限值为  $\varepsilon = 0.01$ .

对比图像量化前后的效果, 从视觉上可以看出, 量化后的图像与原图像差别不大, 像素灰度整体层次基本不变, 失真度小, 特别是色彩分布极不均匀的图像(clippart), 量化后仍能有效地保持图像清晰度, 不偏色、不失真, 较好地反映原图.

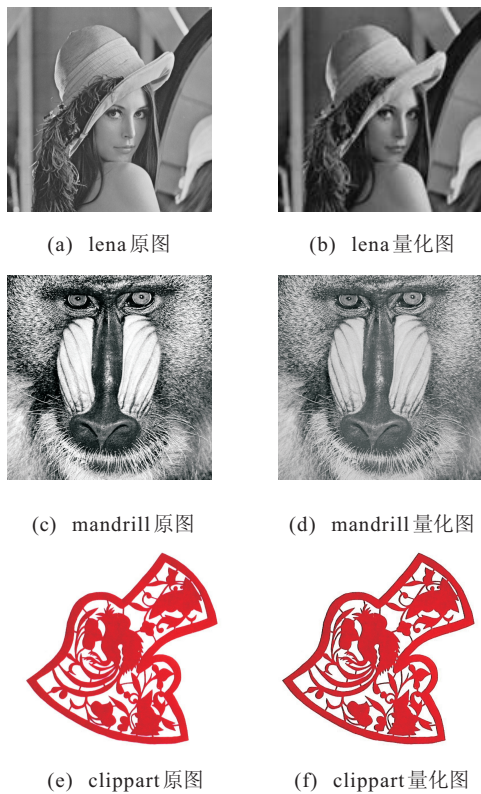


图 1 原图和量化重建效果图

为了定量检验该方法的有效性,采用基于邻域信息改进的FCM算法IFCM<sup>[9]</sup>和加速K-均值聚类算法AKMC<sup>[5]</sup>进行对比实验,两种算法均是当前研究图像量化技术中较新的方法,并在图像处理技术中获得了实际应用,同时也得到了国内外学者的认可.其对比参数包括量化前后图像像素的均方差值MSE和量化计算时间CT.设一大小为 $m \times n$ 像素的图像,其均方差值MSE定义为

$$MSE = \frac{1}{3mn} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m [(R(i,j) - R'(i,j))^2 + (G(i,j) - G'(i,j))^2 + (B(i,j) - B'(i,j))^2].$$

其中: $R(i,j)$ , $G(i,j)$ , $B(i,j)$ 分别为原图像中位于 $(i,j)$ 位置像素的3个分量(红、绿、蓝)值, $R'(i,j)$ , $G'(i,j)$ , $B'(i,j)$ 为量化后图像相应位置的3个分量值.均方差值用来比较图像量化后的偏差,其值越小,图像量化后失真度越小.量化计算时间主要用来衡量方法的执行效率,它是图像量化各阶段所需时间的总和.

表1为采用上述3种方法进行32级量化后得到的MSE和CT数据,表2为进行64级量化后得到的MSE和CT数据.表1和表2中,本文所提出的方法定义为NGFCM(fuzzy C-means with neighborhood and gray information).

由表1和表2可见,NGFCM量化图像后的均方差值要比IFCM和AKMC两种方法小得多,特别是对于色彩分布不均匀的图像,其值更小.另外,本文方法

表 1 32级量化后MSE和CT比较

算法	MSE			CT/s		
	AKMC	IFCM	NGFCM	AKMC	IFCM	NGFCM
lena	268.54	234.35	189.45	4.17	5.86	4.28
mandrill	376.45	485.60	359.41	4.01	5.52	3.84
clippart	433.50	541.32	366.87	4.23	5.38	4.11

表 2 64级量化后MSE和CT比较

算法	MSE			CT/s		
	AKMC	IFCM	NGFCM	AKMC	IFCM	NGFCM
lena	187.43	129.85	89.74	3.88	4.91	3.96
mandrill	143.42	256.31	131.46	3.76	4.73	3.44
clippart	205.37	234.85	141.33	3.82	4.54	3.90

量化计算所需的时间同AKMC方法基本一致,但比IFCM方法所需时间明显要少.综合来看,本文所提出的方法不但能使量化图像的偏差较小,而且具有较高的执行效率,在图像处理的应用中有一定的实际意义.

## 4 结 论

在图像量化过程中,如何最大限度地保持量化后图像不偏色、不失真,并使量化过程简单,一直是该领域研究者追求的目标.本文首先结合图像像素的灰度和空间邻域位置,将像素映射成一维灰度值,并在映射过程中考虑人的视觉特性,使获得的灰度值更加真实地反映原像素特征;然后采用一种基于像素灰度加权的改进FCM聚类算法对像素灰度进行聚类,从而获得量化图像的代表点信息.实验表明,该方法不但能使图像量化后偏差较小,而且能有效提高图像量化的计算效率,在数字化图像处理中有一定的实用价值.但是,该方法是在完全没有噪声的环境下取得的效果,对于受噪声污染的图像,其噪声点会象正常的像素点一样被进行处理,因此量化后的图像中也会包含相应的噪声点.如何去掉这些噪声点,可以采用其他方法实现,此处限于篇幅不再介绍.

## 参考文献(References)

- [1] 高晓亮,王志良,刘冀伟.基于灰度特征统计的可变区域图像分割算法[J].光学学报,2011,31(1):1-6.  
(Gao X L, Wang Z L, Liu J W. Variable domain algorithm for image segmentation using statistical models based on intensity features[J]. Acta Optica Sinica, 2011, 31(1): 1-6.)
- [2] Zheng Gang, Wang Hui-nan, Li Yuan-lu. A tree like multiphase level set algorithm for image segmentation based on the Chan-Vese model[J]. Acta Electronica Sinica, 2006, 34(8): 1508-1512.
- [3] Kanjana Wanishkule, Bunyarit Uyyanonvara. Fast adaptive algorithm for time-critical color quantization

- application[C]. Proc 7th Digital Image Computing. Sydney, 2003: 781-790.
- [4] Cheng S C, Yang C K. A fast novel technique for color quantization using reduction of color space dimensionality[J]. Pattern Recognition Letters, 2001, (22): 845-856.
- [5] Hu Y C, Su B H. Accelerated  $k$ -means clustering algorithm for colour image quantization[J]. The Imaging Science J, 2008, 56(1): 29-40.
- [6] Hu Y C, Lee M G, Tsai P. Colour palette generation schemes for colour image quantization[J]. The Imaging Science J, 2009, 57(1): 46-59.
- [7] 王向阳, 胡峰丽, 刘春辉. 一种基于图像内容的自适应色彩量化算法[J]. 辽宁师范大学学报: 自然科学版, 2007, 30(3): 310-314.  
(Wang X Y, Hu F L, Liu C H. A new adaptive color image quantization algorithm[J]. J of Liaoning Normal University: Natural Science Edition, 2007, 30(3): 310-314.)
- [8] 王丹丹, 李彬, 陈武凡. 基于多目标规划的模糊  $C$  均值聚类算法[J]. 中国图像图形学报, 2008, 13(8): 1492-1495.  
(Wang D D, Li B, Chen W F. An improved FCM algorithm based on multiple objective programming[J]. J of Image and Graphics, 2008, 13(8): 1492-1495.)
- [9] Yong Yang. Image segmentation based on fuzzy clustering with neighborhood information[J]. Oplica Applicata, 2009, (1): 135-147.
- [10] Gerald Schaefer, Huiyu Zhou. Fuzzy clustering for colour reduction in images[J]. Telecommun System, 2009, 40: 17-25.
- [11] Cai W, Chen S, Zhang D. Fast and robust fuzzy  $c$ -means clustering algorithms incorporating local information for image segmentation[J]. Pattern Recognition, 2007, 40(3): 825-838.
- [12] Lee Wan-jui, Chung Jun-shiu, Ouyang Chen-sen, et al. Vector quantization of images using a fuzzy clustering method[J]. Cybernetics and System, 2009, 39(1): 45-60.
- [13] 杨润玲, 高新波. 基于加权模糊  $c$  均值聚类的快速图像自动分割算法[J]. 中国图象图形学报, 2007, 12(12): 2105-2112.  
(Yang R L, Gao X B. A fast automatic image segmentation algorithm based on weighting fuzzy  $c$ -means clustering[J]. J of Image and Graphics, 2007, 12(12): 2105-2112.)
- [14] 肖满生, 吕勇, 曾嵘. 一种特征加权 FCM 算法的图像重建技术研究[J]. 控制与决策, 2009, 24(12): 1917-1920.  
(Xiao M S, Lv Y, Zeng R. Research on image reconstruction technology by FCM of weighted characteristic[J]. Control and Decision, 2009, 24(12): 1917-1920.)
- [15] Liew A W C, Yan H, Law N F. Image segmentation based on adaptive clusterprototype estimation[J]. IEEE Trans on Fuzzy Systems, 2005, 3(14): 444-451.
- [16] Ferahth A, Moussaout A, Benmahammed K, et al. New fuzzy clustering algorithm applied to RMN image segmentation[J]. Int J of Soft Computing, 2006, 1(2): 137-142.
- [17] Ahmed M, Yamany S, Mohamed N, et al. A modified fuzzy  $c$ -means algorithm for bias field estimation and segmentation of MRI data[J]. IEEE Trans on Medical Imaging, 2002, 21(3): 193-199.
- [18] Akarun L. A fuzzy algorithm for color quantization of images[J]. Pattern Recognition, 2002, 35(8): 1785-1790.

(上接第934页)

- [9] Dean T, Angluin D, Basye K, et al. Inferring finite automata with stochastic output functions and an application to map learning[J]. Machine Learning, 1995, 18(1): 81-108.
- [10] El-Osery, Jamshidi M. A stochastic learning automaton based autonomous control of robotic agents[C]. IEEE Int Conf on Systems, Man and Cybernetics. Piscataway: IEEE Press, 2002: 100-105.
- [11] Wang X, Ray A, Lee P. Optimal control of robot behaviour using language measure[J]. Int J of Vehicle Autonomous Systems, 2004, 2(3/4): 147-167.