

·信号与信息处理·

## 一种改进的快速 HCM 颜色聚类算法

蔡云骧, 秦建飞, 孟宪浩, 卢 辉

(解放军理工大学, 江苏 南京 210007)

**摘要:**针对传统 HCM 算法运算时间过长且易陷入局部最优解的缺点, 提出一种结合金字塔结构与减法聚类的 HCM 算法. 该算法先将图像描述为不同尺度上的金字塔图像序列, 对顶层图像运用减法聚类确定初始中心后进行 HCM, 然后依次将上一层图像的聚类结果作为初始中心对本层图像进行 HCM 聚类, 对最底层聚类得到的结果即是最终的聚类结果. 仿真试验表明, 该算法的运行时间远远低于传统 HCM 算法, 且聚类质量比传统 HCM 算法好.

**关键词:**硬 C-均值聚类; 减法聚类; 颜色聚类; 金字塔结构

**中图分类号:** E951.4; TN911.73

**文献标识码:** A

**文章编号:** 1673-1255(2009)01-0073-05

## A Modified Fast HCM Algorithm for Color Clustering

CAI Yun-xiang, QIN Jian-fei, MENG Xian-hao, LU Hui

(PLA Univ. of Sic. & Tech., Nanjing 210007, China)

**Abstract:** Aiming at two disadvantages of the traditional HCM, which are its too long running time and its easy getting into local optimum solution, the HCM algorithm combined with pyramidal structure and subtractive clustering is put forward. This algorithm uses the pyramidal structure to describe the image in different scales, and carries out HCM after getting the initial center by the subtractive clustering in the top image. Then HCM is done in the image at this layer with cluster result of upper image as the initial center, the result of the bottom image is the final clustering result. Simulation experiments show that the running time of this algorithm is far shorter than that of traditional HCM, and clustering quality also is better.

**Key words:** hard c-means(HCM); subtractive clustering; color clustering; pyramidal structure

获取背景颜色特征的传统方法是利用比色板采样, 该方法简单、实用但存在结果不精确、操作周期长的缺点. 为了快速准确地获取背景颜色特征, 开始利用数字图像处理的方法, 许多学者也在这方面做了有益的工作. 有的按人眼的颜色视觉感知特性在颜色空间 H、S、V 中进行非等间隔量化并合成为一维特征矢量, 最后根据图像的序列化颜色直方图对图像进行颜色统计, 有的对背景图像颜色进行聚类分割后再进行颜色特征的提取<sup>[1-3]</sup>. 事实证明, 对彩色图像的聚类分析具有直观、易于实现的特点, 并且能够把 3 个彩色分量作为一个整体进行考虑,

分割效果较好<sup>[4]</sup>. 但由于聚类分析本质属于局部搜索的爬山算法, 其分割结果对初始值敏感, 容易陷入局部最优且收敛时间长. 尤其是在对背景颜色信息的提取过程中, 所处理的背景图像数据庞大, 普通聚类算法的收敛时间不能很好地满足快速的实用性要求. 文献[1-2]通过小波提取图像低频分量以压缩图像数据, 虽然一定程度上降低了聚类时间, 但没有解决局部最优的问题, 且该方法时间降低度与原图信息损失率之间存在矛盾; 文献[5-6]分别通过山峰算法和减法算法优化初始聚类中心来提高算法的收敛速度, 其基本思想均是寻找一个靠近最优解的

收稿日期: 2009-01-13

作者简介: 蔡云骧(1984-), 男, 江苏无锡人, 硕士研究生, 研究方向为光电工程技术; 秦建飞(1966-), 男, 博士, 副教授, 主要从事光电工程技术研究; 孟宪浩(1983-), 男, 硕士研究生, 研究方向为光电工程技术; 卢辉(1984-), 男, 硕士研究生, 研究方向为光电工程技术.

初始中心以便能够在较少的迭代次数内收敛到全局最优解,但其算法复杂度随数据量和数据维数的增多而大大加大.文献[7]用塔型结构描述图像数据,用金字塔顶端的数据进行聚类,这与文献[1-2]一样,用降低分辨率来提高聚类速度,而且处理的是灰度图像.

在前人研究的基础上,提出一种基于金字塔结构与减法聚类的 HCM 彩色图像聚类算法 (PSHCM). 仿真试验表明,PSHCM 方法在颜色分割效果与速度上都优于传统的 HCM 算法,可以作为一种快速提取背景颜色特征的技术手段.

## 1 基于金字塔结构与减法聚类的 HCM 算法

### 1.1 图像的金字塔结构描述

人类用眼睛观察物体时,当物体和观察者之间的距离不断变化时,视网膜将感知到不同尺度上的图像信息.金字塔结构就是一组不同尺度上的图像序列,用它描述图像符合人类的视觉信息处理过程.如图1所示构造金字塔图像序列,金字塔中表示较高的层是下层平滑后的下采样形式,原始图像层数为零.设任意第  $n$  层图像上  $(x, y)$  位置的像素的颜色特征量为  $f_n(x, y)$ ,则其上一层图像  $(x, y)$  位置

的  $f_{n+1}(x, y)$  有

$$f_{n+1}(x, y) = \frac{1}{4}(f_n(x, y) + f_n(x+1, y) + f_n(x, y+1) + f_n(x+1, y+1)) \quad (1)$$

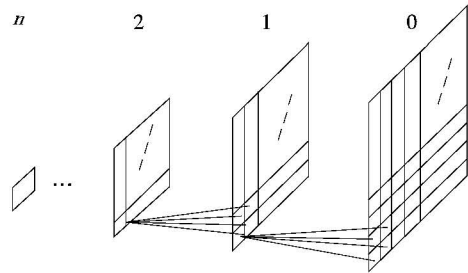


图1 金字塔图像序列的构造

可见金字塔序列的构造相当于让下层图像通过一个低通均值滤波器,相邻2层图像的信息存在大量的冗余,上层图像包含了下层图像的大部分信息.虽然上层图像在细节方面较下层有所损失,但同时也具有更强的抗噪能力,这一点对于获取背景主要颜色特征是有益的,因为不希望图像中的某些奇异点影响最终的聚类结果.如图2所示,从金字塔序列的构造方式也可以知道,为了满足图像在任意尺度下的提取,应要求原图像的长宽皆为2的指数幂.



图2 Lena图的金字塔图像序列,3—0层

### 1.2 减法聚类

减法聚类方法可以看作是一种独立的近似聚类方法,它通过计算样本数据点的密度指标来判断该

数据点可否成为聚类中心点.令  $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\} \subset R^s$  是样本点集,减法聚类算法如下:

(1)第一个聚类中心的确定方法

对于  $X$  中的每一个点  $x_i$  计算出其密度指标

$$D_i = \sum_{j=1}^n \exp\left(\frac{-\|x_i - x_j\|^2}{(0.5\gamma_a)^2}\right) \quad (2)$$

选取密度指标最高的数据点  $x_{c_1}$  作为第一个聚类中心  $c_1$ .

(2)其他聚类中心的确定方法

假设  $x_{c_k}$  为确定的第  $k$  个聚类中心,其密度指标为  $D_{c_k}$ ,对于每个点的密度指标修正为

$$D_i = D_i - D_{c_k} \exp\left(\frac{-\|x_i - x_{c_k}\|^2}{(0.5\gamma_b)^2}\right) \quad (3)$$

同样选取密度指标最高的数据点作为聚类中心  $c_k$ .

(3)重复步骤(2)直到获得足够多的初始聚类中心个数.

其中,  $\gamma_a$  和  $\gamma_b$  均为正数,式(2)中的  $\gamma_a$  定义了数据点的一个邻域,在邻域内的点对密度指标的贡献很大,当某数据点在  $\gamma_a$  邻域内有許多相邻数据时,该点的密度指标就大,其成为聚类中心的可能性就越大.式(3)中的  $\gamma_b$  定义了一个密度指标显著减小的邻域,为使得所选的初始聚类中心间不会靠得太紧,一般令  $\gamma_b = 2\gamma_a$ . 研究表明,  $\gamma_a$  和  $\gamma_b$  的取值应该与样本数据集合的分布特性有关<sup>[8]</sup>

$$\gamma_a = \frac{1}{2\sqrt{\frac{1}{n(n-1)} \sum_{i=1}^n \sum_{l=i+1}^n \|x_i - x_l\|^2}} \quad (4)$$

### 1.3 HCM 算法

传统的 HCM 算法是一种已知聚类类别数“无监督学习”算法.基于给定的聚类目标函数,算法采用迭代更新的方法,算法保证每一次迭代过程都是向目标函数减小的方向进行,在初始聚类中心良好的前提下,算法最终使目标函数取得极小值,达到较优的聚类效果.

同样,令  $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\} \subset R^s$  是样本点集,得到的  $c$  个聚类中心为  $p_1, p_2, \dots, p_c$ .

定义目标函数为

$$J = \sum_{i=1}^c \sum_{k=1}^{n_i} d_{ik}(x_k, p_i) \quad (5)$$

其中  $d_{ik}$  为样本  $x_k$  与第  $i$  类的聚类原型  $p_i$  之间的距离:  $d_{ik} = \|x_k - p_i\|$ . 目标函数  $J$  为每个数据点到相应聚类中心的距离平方和,即聚类的最小均方误差.

传统的 HCM 算法流程如下:

(1)给定聚类类别数  $c, 2 \leq c \leq n, n$  是数据个数,设定迭代停止阈值  $\epsilon$ ,初始化聚类原型模型  $P^{(0)}$ ,设置迭代计数器  $b=0$ ;

(2)用式(6)计算或更新划分矩阵  $\mu^{(b)}$

$$\mu_{ik}^{(b)} = \begin{cases} 1 & d_{ik}^{(b)} = \min_{1 \leq r \leq c} \{d_{ir}^{(b)}\} \\ 0 & \text{other} \end{cases} \quad (6)$$

式(3)用式(7)更新聚类原型模式矩阵  $p^{(b+1)}$

$$p_i^{(b+1)} = \frac{\sum_{k=1}^n \mu_{ik}^{(b+1)} * x_k}{\sum_{k=1}^n \mu_{ik}^{(b+1)}}, \quad i = 1, 2, \dots, c \quad (7)$$

(4)如果  $\|p^{(b)} - p^{(b+1)}\| < \epsilon$ ,则算法停止并输出划分矩阵  $\mu$  和聚类原型  $p$ ,否则令  $b = b + 1$ ,转向算法(2).

### 1.4 逐层的快速 HCM

正如前文所说,HCM 算法受初始聚类中心的影响很大,聚类结果往往只是局部最优且收敛时间很长,这不利于背景颜色特征的快速提取.于是提出一种基于金字塔结构与减法聚类的 HCM 彩色图像聚类算法(PSHCM),将背景图像描述为不同尺度下的金字塔序列,由于相邻 2 层图像在信息上存在大量的冗余,所以其 HCM 聚类中心应该十分接近,当把上一层图像的聚类结果作为下一层图像的初始聚类中心时,HCM 算法的收敛时间将大大减少.最顶层图像的初始中心用减法聚类算法确定.算法流程如下:

(1)由于 RGB 颜色空间不是均匀的视觉空间,不利于基于颜色特征的图像聚类,而 Lab 颜色空间中两点间的差别与人眼的感觉一致,故先将图像从 RGB 空间转化到 Lab 空间<sup>[9]</sup>.

(2)按 1.2 节中所述将背景分解为不同尺度上的金字塔图像序列.假设分解后顶层图像为  $I_n$ ,为了使对  $I_n$  的颜色聚类有意义,要求  $I_n$  的长宽满足:  $a \times b > 20c, c$  为聚类类别.

(3)对金字塔序列顶层图像  $I_n$  进行减法聚类,将密度指标最大的前  $c$  个数据点作为初始聚类中心进行 HCM 聚类.

(4)从第  $n-1$  层到第 0 层图像,依次将上一层图像的聚类结果作为初始中心对本层图像进行 HCM 聚类.第 0 层图像得到的结果就是最终的聚类中心.

## 2 仿真试验

为检验 PSHCM 算法的运算性能,对测试图像



图3 Lena图的PSHCM聚类效果

分别应用传统 HCM 算法、Haar 小波分解后的 HCM 算法(WHCM)和 PSHCM 算法进行处理. 测试图像为标准的 Lena 图和空中俯拍的背景图, 大小均为  $512 \times 512$ , 如图 3、图 4 所示. 测试环境: Pentium M725 的笔记本电脑, 512 M 内存, WindowsXP 和 Visual C++6.0.

主要从算法运行效率和聚类质量 2 方面作对比试验, 其中运行效率用算法运行时间和迭代次数描述, 聚类质量用均方误差 MSE 描述<sup>[10]</sup>. 由于传统 HCM 算法中随机确定初始中心导致聚类结果的随机性, 因此对于 HCM 算法与 WHCM 算法均是取 10 次运行的平均值. 对于 PSHCM 只给出在原图像(0 层图像)上的迭代次数.

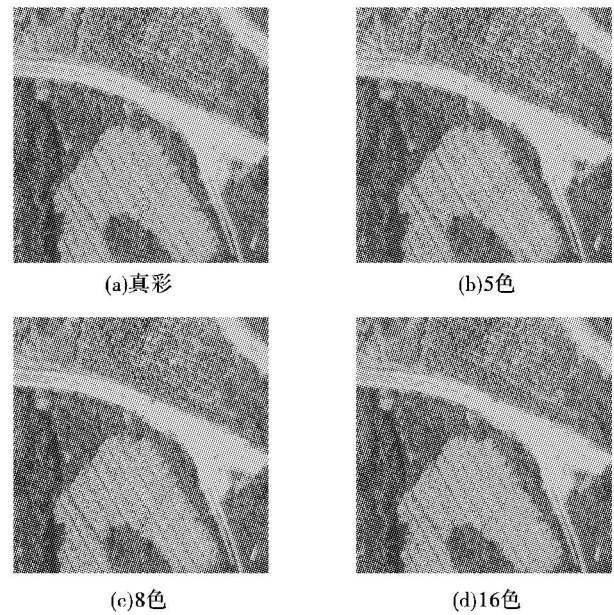


图4 背景图 PSHCM 聚类效果

表1 Lena 图的运算时间(s)和迭代次数

	c=3		c=5		c=8		c=16	
	迭代数	时间	迭代数	时间	迭代数	时间	迭代数	时间
PSHCM	8	8.27	10	15.65	16	46.81	8	60.65
HCM	18	13.72	46	51.09	61	116.44	59	223.74
WHCM	20	4.16	48	14.77	46	22.36	64	61.60

表2 背景图的运算时间(s)和迭代次数

	c=3		c=5		c=8		c=16	
	迭代数	时间	迭代数	时间	迭代数	时间	迭代数	时间
PSHCM	7	7.36	19	32.88	15	43.31	24	113.72
HCM	32	23.89	40	48.45	85	162.84	91	345.81
WHCM	18	3.71	43	13.43	81	39.06	114	103.81

表 3 Lena 图的聚类质量

算法	c=3	c=5	c=8	c=16
PSHCM	8.873	8.140	7.564	6.449
HCM	8.896	8.158	7.564	6.451
WHCM	9.025	8.747	8.232	6.760

表 4 背景图的聚类质量

算法	c=3	c=5	c=8	c=16
PSHCM	9.114	7.897	7.032	5.624
HCM	9.326	8.468	7.583	6.793
WHCM	9.275	8.525	7.694	6.981

从表 1、表 2 可以看出,PSHCM 的迭代次数远远低于 HCM 和 WHCM 算法,在大多数情况下,运行时间较 HCM 减少 50% 以上.在聚类数较少的时候,WHCM 有更快的运行速度,但随着聚类数的增加,PSHCM 的运行时间近于 WHCM.

从表 3、表 4 可以看出,PSHCM 的聚类质量最好,HCM 次之,WHCM 由于降低了图像的分辨率,因而聚类质量最差.

### 3 结 论

利用 HCM 聚类算法提取背景颜色特征具有易于实现、提取效果好的特点,但其收敛时间随初始聚类中心敏感,这严重降低了 HCM 算法提取颜色特征的时间效率.因此采用结合金字塔结构与减法聚类确定初始聚类中心,并逐层进行 HCM 聚类,试验表明该方法具有以下特点:

(1)对数据量较小的顶层图像作减法聚类得到

的初始中心靠近全局最优中心,避免了传统 HCM 算法随机确定初始中心易陷于局部最优的问题.

(2)由于金字塔序列相邻 2 层图像间存在大量的信息冗余,因此 2 层图像的聚类中心相近.用上层的聚类中心作为本层的初始中心,将大大提高收敛速度.

(3)与传统 HCM 方法相比,PSHCM 算法能获得更快、更好、唯一的聚类结果.能够满足快速、准确提取背景颜色特征的要求.

### 参考文献

- [1] 林伟,吕绪良.基于颜色聚类的伪装迷彩设计[C]//中国土木工程学会防护工程分会第九次学术年会论文集,2004:55-58.
- [2] 朱超,胡江华,吕绪良,等.一种基于图像处理的变形迷彩设计方法[J].光电技术应用,2006,21(4):71-74.
- [3] 徐英.基于背景代表色提取的迷彩伪装色提取算法[J].光电工程,2007,36(1):100-103.
- [4] Cheng H D, Jiang X H, Sun Y. Color image segmentation: advance and prospects [J]. Pattern Recognition, 2001,34(12):2259-2281.
- [5] Ronald R Yager, Dimitar P Filev. Approximate clustering via the mountain method[J]. IEEE SMC, 1994,24(8):1279-1284.
- [6] Chiu S L. Fuzzy model identification based on cluster estimation [J]. Journal of Intelligent and Fuzzy Systems, 1994,2(3):267-278.
- [7] 裴继红,杨焯巨.塔型模糊聚类及区域模糊合并图像分割方法[J].红外与毫米波学报,1999,18(2):83-88.
- [8] 裴继红,范九伦,谢维信.聚类中心的初始化方法[J].电子科学学刊,1995,21(3):320-325.
- [9] 刘素一,刘晶琛.基于计算机视觉的织物色差检验[J].棉纺织技术,2008,36(6):232-355.
- [10] 吕华,沈西挺,胡希文.数字图像质量评价方法研究[J].河北省科学院学报,2005,22:119-120.

### 简讯

#### 法国陆军未来陆地士兵系统获得非制冷热传感器

法国 Sofradir 的子公司 ULIS 近期宣布与萨吉姆防御安全公司签订为期 5 年的合同,提供非制冷热传感器.该公司是法国武器瞄准具、手持式设备和军用摄像机和包括法国陆军未来陆地士兵系统(FELIN)在内的军事项目的主要供货商.

非制冷热传感器即微型辐射热测量计,适于热成像步枪瞄准具、多功能目镜和摄像机,以便进行昼夜观测和目标搜

索探测.根据合同,ULIS 将在今年末交付首个  $25 \mu\text{m} 384 \times 288$  微型辐射热测量计.

根据合同规定还将向多个军事项目和新市场提供其他高性能非制冷红外产品,如  $25 \mu\text{m} 640 \times 480$  微型辐射热测量计、 $17 \mu\text{m} 1024 \times 768$  微型辐射热测量计.

(王浩提供)