# 融合均值漂移和加权谱聚类的彩色图像分割\*

桂 阳<sup>a,c</sup>,苑 云<sup>a,c</sup>,杜 晶<sup>b,c</sup>

(国防科学技术大学 a. 航天与材料工程学院; b. 计算机学院; c. 图像测量与视觉导航湖南省重点实验室, 长 沙 410073)

摘 要:为了提高彩色图像分割的效率,提出了一种彩色图像分割新方法。该方法首先利用均值漂移算法滤除 噪声干扰并对图像进行初始分割,初始分割后的图像由一些互不相交的区域组成;然后将这些区域视为图的节 点建立区域连接图;最后采用融入了区域之间面积差异信息与空间距离信息的加权谱聚类算法进行聚类,获得 最终分割结果。实验结果表明,该方法可较好地对彩色图像进行分割,并能有效地降低噪声的影响,保持图像边 缘,且运算速度较快。

关键词:均值漂移;加权谱聚类;彩色图像;图像分割 中图分类号:TP391 文献标志码:A 文章编号:1001-3695(2012)09-3528-03 doi:10.3969/j.issn.1001-3695.2012.09.087

## Color image segmentation combining mean shift and weighted spectral clustering

### GUI Yang<sup>a,c</sup>, YUAN Yun<sup>a,c</sup>, DU Jing<sup>b,c</sup>

(a. College of Aerospace & Materials Engineering, b. College of Computer, c. Hunan Key Laboratory for Image Measurement & Vision Navigation, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China)

**Abstract**: This paper proposed a novel algorithm for improving efficiency of color image segmentation. Firstly, it filtered noise and transformed input image from pixel-based to region-based model by using mean shift algorithm, and composed the input image after mean shift procedure by some disjoint regions. Then it treated the regions as nodes in image plane and applied a graph structure to represent them. Finally it applied the weighted spectral clustering algorithm which merged the information of area differences and spatial distances among the regions to perform final clustering, and abtained the result of image segmentation. Experimental results show that the proposed algorithm is effective on color image segmentation, and it also has the properties of low computation cost, keeping boundary well and reducing noise interference.

Key words: mean shift; weighted spectral clustering; color image; image segmentation

图像分割的目的是把原图像分割成一些在空间上相邻、光 谱相似的同质区域,将目标与背景分离。图像分割是图像处理 的重要环节,其分割结果的好坏对后续的图像理解、分析和模 式识别等都有很大的影响。彩色图像是外部客观世界最为逼 近的描述,随着计算机处理能力的提高,彩色图像的分割技术 正日益受到人们的关注。

均值漂移<sup>[1]</sup> 是一种非参数概率估计方法,通过有限次的 迭代过程,能够快速找到数据分布的模式。由于其原理简单、 无须预处理、参数少等诸多优点,均值漂移方法在目标跟 踪<sup>[2]</sup>、滤波<sup>[3,4]</sup>和图像分割<sup>[5,6]</sup>等领域得到了广泛的应用。均 值漂移模型能实现图像的自适应滤波,在滤除图像噪声的同时 能自适应地减小局部结构中显著边缘信息的平滑,是一种保边 缘的滤波方法。在滤波的基础上作进一步的标记处理,能将图 像分割为多个独立的区域。

谱聚类算法基于谱图划分理论,能对任意形状的数据进行 划分,近年来已成功应用于很多领域,包括生物信息学<sup>[7]</sup>、信 息检索<sup>[8]</sup>和图像分割<sup>[9-13]</sup>等。由于谱聚类是基于图论的以相 似性为基础的聚类方法,在图像分割的过程中需要计算每对像 素点之间的相似性,具有较大的空间复杂度和计算复杂度,这 限制了该方法的应用。文献[11]中利用分水岭算法先对图像 过分割再进行谱聚类,在一定的条件下取得了较好的效果,但 是分水岭算法对噪声和细密纹理非常敏感,而且在进行谱聚类 时仅考虑了过分割后小块区域之间的灰度差异,没有考虑区域 面积差异、区域空间距离等有用信息。文献[12]中先采用均 值漂移滤波算法进行预分割,建立区域连接图,然后利用最小 生成树方法进行分割,该方法同样仅考虑了相邻区域间的灰度 差异。文献[14]将谱聚类算法应用于颜色量化,并在原始谱 聚类的基础上加入了面积差异信息,取得了较好的颜色量化效 果。文献[15]融合了均值漂移和谱聚类算法对图像进行分 割,但该文侧重于分析不同的核函数对分割结果的影响,而没 有考虑谱聚类算法的改进。为了提高图像分割的质量并减少 计算复杂度,本文提出了一种融合均值漂移和加权谱聚类的彩 色图像分割方法。

#### 1 均值漂移分割

均值漂移是一种概率密度函数的无参数估计算法,它使局

**收稿日期:** 2012-01-06; 修回日期: 2012-02-16 基金项目: 国家自然科学基金资助项目(60904084)

作者简介:桂阳(1983-),男,湖北黄梅人,博士研究生,主要研究方向为图形图像处理、计算机视觉(guiyangwh@ sohu. com);范云(1986-),男,山 东阳谷人,博士研究生,主要研究方向为目标识别、计算机视觉;杜晶(1987-),男,安徽广德人,硕士研究生,主要研究方向为目标识别、计算机视觉. 部每个点都指向概率密度增加最大的方向<sup>[5,12]</sup>。在核密度估 计中,核函数一般满足条件 $K(x) = c_{k,d}k(||x||^2)$ ,其中k(x) $(x \ge 0)$ 称为核K(x)的剖面函数,归一化常数 $c_{k,d}$ 为一保证 K(x)积分为1的正数。两种常用的核函数是单位均匀核函数 和单位高斯核函数,本文采用高斯核函数。令g(x) = -k'(x),  $G(x) = c_{s,d}g(||x||)$ ,得到均值漂移矢量为

$$m_{h,G}(x) = \frac{\sum_{i=1}^{n} \left[ x_i g\left( \left\| \frac{x - x_i}{h} \right\|^2 \right) \right]}{\sum_{i=1}^{n} \left[ g\left( \left\| \frac{x - x_i}{h} \right\|^2 \right) \right]} - x$$
(1)

均值漂移过程分两步: a) 计算均值漂移矢量  $m_{h,G}(x)$ ; b)根据 $m_{h,G}(x)$ 的值转移核窗口的位置。这一过程可保证收敛 到其领域中梯度为零的点。均值漂移是一种自适应的梯度上 升方法,在低密度区域,均值漂移的步长大,相反,在局部最大 值附近,均值漂移步长小。

令 { y<sub>j</sub> } (j = 1, 2, …, n) 为核 G 在均值漂移过程中的位置序
 列,由式(1)可得

$$y_{j+1} = \frac{\sum_{i=1}^{n} \left[ x_i g\left( \left\| \frac{x - x_i}{h} \right\|^2 \right) \right]}{\sum_{i=1}^{n} \left[ g\left( \left\| \frac{x - x_i}{h} \right\|^2 \right) \right]}$$
(2)

式(2)为由核 G 计算得到在  $y_i$  处的权值,其中  $y_1$  是核的 初始位置。

一幅图像可表示为一个 p 维矢量的二维网格:p = 1 表示 灰度图像;p = 3 表示彩色图像;p > 3 为多谱图像。本文讨论灰 度图像的处理,因而 p = 1。将网格空间称为空间域,灰度值空 间称为值域。令  $x_i$  和  $z_i(i = 1, 2, \dots, n)$ ,分别为输入矢量和滤 波输出结果。对所有数据点  $x_i(i = 1, 2, \dots, n)$ ,分别计算每一 点的均值漂移矢量  $m_{h,G}(x)$ ,根据  $m_{h,G}(x)$ 值移动核窗口中心 到下一个点,并计算该点的  $m_{h,G}(x)$ 。重复这个过程,直到收 敛到数据空间中密度的峰值,将该点的像素值  $x^*$ 赋值给  $z_i$ ,即  $z_i = x^*$ 。基本步骤如下:

a)初始化*j*=1 和 *y*<sub>*i*,1</sub> = *x*<sub>*i*</sub>。

b)根据式(2)计算  $y_{i,i+1}$ ,直到收敛,令  $y = y_{i,c}$ 。

c)赋值  $z_i = (x_i^s, y_{i,c}^r)_{\circ}$ 

上标 s 和 r 分别表示输入矢量的空域部分和值域部分,z<sub>i</sub> 为滤波后的像素点。对图像中所有的像素均采用以上三个步 骤进行处理后,得到滤波后的图像。然后只需要把收敛到同一 点的起始点归为一类,把这一类的标号赋给这些起始点,并消 去一些包含像素太少的区域即可得到预分割的图像,预分割后 的图像是由一些互不相交的区域组成的,如图1所示。



图1 均值漂移分割

采用均值漂移滤波方法,需设置带宽矢量 h = (h<sub>r</sub>, h<sub>s</sub>)和 最小区域面积 m。带宽的大小可以看做是分割分辨率,带宽越 大,越多的图像细节就会被忽略。设置最小区域面积阈值为 m,将小于 m 个像素的区域融入周围的区域。

#### 2 加权谱聚类

采用谱聚类进行图像分割时一般先以图像的像素为节点

构造赋权图,像素之间的连接被看做是带权的边,边权反映了 像素间的相似程度,然后通过分析一个以图的边权为元素的矩 阵的特征向量和特征值来对图的节点进行聚类以达到分割图 像的目的。将一幅图像视为带权无向图 *G*(*V*,*E*),*V*为节点集, *E* 为边集。利用均值漂移对图像进行预分割后,将每块区域视 为无向图的一个节点,区域之间的连接视为边。

若节点 i n j间的特征距离为 d(i,j),则  $A(i,j) = \exp(-d(i, j)/\sigma^2)$ 为相似度,其中,d(i,j)为各种距离的度量, $\sigma$ 为事先确定的核参数。由  $A_i$ 组成的对称矩阵 **A** 称为相似矩阵,谱聚类本质上是利用相似矩阵的特征向量进行聚类<sup>[16]</sup>。

相似矩阵是谱聚类的关键。对于特征距离一般采用欧式 距离,由于 RGB 不是均匀的颜色空间,一般采用加权距离,即

 $d(i,j) = \sqrt{w_r(r_i - r_j)^2 + w_g(g_i - g_j)^2 + w_b(b_i - b_j)^2}$ (3) 其中:各分量的权值一般取 3、4、2。

对于均值漂移预分割后的图像,由于各个区域的面积不相同,如果特征距离 d(i,j) 只考虑颜色值的差异,而不考虑颜色 值所占的区域比重,也很可能会出现错划分。此外,各区域之 间空间距离的远近也是图像分割的一个重要信息,应该加以考 虑,以提高分割的质量。为此本文设计了一种可调节权重的加 权距离为

$$d_w(i,j) = W_1(i,j) \times W_2(i,j) \times d(i,j)$$

$$\tag{4}$$

权函数 W<sub>1</sub>(*i*,*j*)和 W<sub>2</sub>(*i*,*j*)分别为

$$W_1(i,j) = \exp(\alpha L(i,j) / \max(L(i,j)))$$
(5)

 $W_{2}(i,j) = \exp(-\beta |n_{i} - n_{j}| / \max(n_{i}, n_{j}))$ (6)

其中:L(i,j)表示区域 *i* 和区域 *j* 之间距离,定义为两个区域中 像素点之间的最短距离;max(L(i,j))表示所有区域距离中的 最大值;调节因子  $\alpha \ge 0$ ; $W_1 \in [1 e^{\alpha}]$ ; $n_i$ 表示区域 *i* 包含的像 素个数;max( $n_i, n_j$ )表示区域 *i* 和区域 *j* 之中较大区域的像素 个数;调节因子  $\beta \ge 0$ ; $W_2 \in [e^{-\beta} 1]$ 。

 $W_1(i,j)$ 具有如下性质:

a)两块区域之间的距离越近,L(*i*,*j*)/max(L(*i*,*j*))越小,
 W<sub>1</sub>(*i*,*j*)越小,把两块区域划分为一类的可能性越大;

b)两块区域之间的距离越远, $L(i,j)/\max(L(i,j))$ 越大,  $W_1(i,j)$ 越大,把两块区域划分为一类的可能性越小。

 $W_{2}(i,j)$ 具有如下性质<sup>[14]</sup>:

a)两块区域之间的像素个数差别越小, $|n_i - n_j|/\max(n_i, n_j)$ 越趋于0, $W_2(i,j)$ 越接近于1,保留原始谱聚类算法的性质;

b)两块区域之间的像素个数差别越大, $|n_i - n_j|/max(n_i, n_j)$ 越趋于1, $W_2(i,j)$ 越接近于 $e^{-\beta} \leq 1$ ,两块区域被划为一类的可能性越大,减小了像素少的区域被单独分割成一类的可能性,分割结果的整体感更强。相反,若要增大像素少的区域被单独分割成一类的可能性,突出重要细节,需将 $\beta$ 设为负值。

实验表明  $\alpha$  和  $\beta$  可以取 0 ~1。当  $\alpha$  = 0, $\beta$  = 0 时,  $W_1(i,j)$ =1,  $W_2(i,j)$  =1,即标准的谱聚类算法。设  $X = \{x_1, x_2, \dots, x_h\}$ 是均值漂移预分割后的区域的集合,将 X 聚成 K 个子集合。 具体算法描述如下:

a) 计算相似矩阵  $A_w \in \mathbb{R}^{h \times h}$ , 当 $i \neq j$ 时,  $A_w(i,j)$ 表达式为  $A_w(i,j) = \exp[(-d(i,j)/\sigma^2) \times W_1(i,j) \times W_2(i,j)]$  (7) 否则,  $A_w(i,i) = 0$ 。

b)定义对角矩阵 D,其对角元素(*i*,*i*)是矩阵  $A_{w}$  第 *i* 行元 素之和,即  $D(i,i) = \sum A_{w}(i,j)$ ,构造拉普拉斯矩阵  $L = D^{-1/2}$   $A_{m}D^{-1/2}$ 

c)计算 L 的前 K 个最大特征值( $\lambda_1 \ge \lambda_2 \ge \cdots \ge \lambda_{\kappa}$ ),尺度 化相应的特征向量  $\nu_i$  (*i* = 1,2,…,*K*),即  $\sqrt{\lambda_1 v_1}$ ,  $\sqrt{\lambda_2 v_2}$ ,…,  $\sqrt{\lambda_{\kappa}v_{\kappa}}$ ,并构成矩阵  $S \in \mathbb{R}^{h \times \kappa}$ ,其中 S的每一列为一个被特征 值尺度化的特征向量。

d)对矩阵 S中的每一行进行单位化处理,即将行向量转 变为单位向量,得到矩阵 Y。

e)把矩阵 Y 中的每一行当做  $R^{t}$  空间中的一个点并通过 K-均值聚类方法将它们聚成K类。

f)当且仅当矩阵 Y 的第i 行被指派到第i类时,原始数据 点 $x_i$ 也属于第j类。

在上述方法中,相似矩阵 A<sub>w</sub> 的大小(h×h)取决于图像预 分割后产生的图像块数,而不是图像中像素的个数 $N(N \times N)$ , 通常 h 比 N 小得多,因而算法的计算复杂度和空间复杂度都 大为降低。

#### 3 实验与讨论

为了验证新方法的有效性,选取三幅含噪声的标准分割测 试图像作为实验对象,如图2所示,对这三幅图像分别进行分 割,并与原始谱聚类、均值漂移+K-均值、均值漂移+原始谱聚 类三种方法进行对比。在用原始谱聚类算法对图像进行处理 之前,先用中值滤波滤除图像噪声,再作后续处理。



图 2(a)的大小是 300 × 200 像素,该实验的目的是将海鸟 从背景中分割出来,图像聚成三类。根据经验,在该实验中参 数值为: $h = (h_r, h_s) = (8, 8), m = 40, \sigma = 10, \alpha = 0.4, \beta = 0.2_{\circ}$ 实验结果如图3所示。



图 2(b) 的大小是 300 × 200 像素, 该实验的目的是将大象 从背景中分割出来,图像聚成四类。在该实验中参数值为:h=  $(h_r, h_s) = (8, 8), m = 40, \sigma = 3, \alpha = 0.65, \beta = 0.25$  实验结果 如图4所示。



图4 不同方法对图2(b)的分割结果对比

图 2(c)的大小是 300 × 200,该实验的目的是将犀牛从背景中 分割出来,图像聚成三类。在该实验中参数值为: $h = (h_r, h_s) =$ (6,6),*m*=40,*σ*=10,*α*=0.2,*β*=0.05。实验结果如图 5 所示。

从图3~5的实验结果中可以看出,本文方法所得的实验 结果在完整性和准确性上都优于其他三种方法,能够更好地将 目标从图像中分割出来。本文方法优于均值漂移+原始谱聚 类方法的主要原因在于本文不仅考虑了初始分割后区域块之



(c)均值漂移 盾始谱聚举

图5 不同方法对图2(c)的分割结果对比 间颜色值的差异信息,而且融入了区域之间面积差异信息和空 间距离信息,更多有用信息的融入有助于提高分割的质量。

表1是四种不同方法的运行时间对比。实验平台为:Windows XP. Microsoft Visual Studio 2008. Intel Corei5 2. 67 GHz+4 GB RAM.

表1 四种不同方法运行时间对比

图像	原始谱聚类	均值漂移 + K-均值		
		均值漂移	K-均值	
图 2(a)	49.43	2.12	0.047	
图 2(b)	50.86	2.32	0.052	
图 2(c)	47.55	2.05	0.040	
图像	均值漂移 + 原始谱聚类		本文算法	
	均值漂移	原始谱聚类	均值漂移	加权谱聚类
图 2(a)	2.12	0.093	2.12	0.125
图 2(b)	2.32	0.102	2.32	0.143
图 2(c)	2.05	0.083	2.05	0.116

从表1中可以看出,原始谱聚类算法的运行时间大大多于 其他三种方法,其他三种方法的运行时间很接近。除原始谱聚 类以外三种方法的运行时间主要由两部分组成,第一部分是运 用均值漂移算法进行滤波和初始分割的时间,第二部分是对初 始分割后的区域进行谱聚类的时间,这三种方法的主要运行时 间是在第一部分。本文方法运行时间略高于均值漂移+原始 谱聚类方法,原因是本文方法在原始谱聚类的基础上融入了区 域面积差异信息和区域距离信息。与原始谱聚类方法相比,本 文方法大大提高了算法的运算速度。本文方法中的内存空间 占用主要是由于存储图像和开辟临时图像空间,算法运行过程 的内存占用量最大约为530 KB。均值漂移+K-均值和均值漂 移+原始谱聚类方法的内存占用量与本文方法的内存占用量 接近,都优于原始谱聚类方法。

#### 4 结束语

本文提出了一种融合均值漂移和加权谱聚类的彩色图像 分割方法,该方法首先利用均值漂移算法滤除噪声干扰并对图 像进行初始分割,然后建立区域连接图,最后采用加权谱聚类 算法进行聚类。利用均值漂移算法对图像进行预处理,不仅能 有效减小噪声干扰,而且能大大降低后续加权谱聚类算法的计 算量。加权谱聚类算法不仅考虑了区域之间的颜色值差异信 息,而且融入了区域之间的面积差异信息与空间距离信息,更 多有用信息的融入有助于提高分割的质量。实验结果表明,与 原始谱聚类方法相比,本文方法能有效地降低计算复杂度,减 少噪声干扰,提高分割质量。

区域之间面积差异和空间距离调节参数以及核参数的选 取是一个尚未解决的问题,如何根据图像的特点选择最优的参 数值需要进一步的研究。

#### 参考文献:

 $[\,1\,]$  CHENG Yi-zong. Mean shift, mode seeking, and clustering  $[\,J\,].$ IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1995, 17(8): 790-799.

(上接第3530页)

- [2] YANG Chang-jiang, DURAISWAMI R, DAVIS L. Efficient meanshift tracking via a new similarity measure [C]//Proc of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Washington DC: IEEE Computer Society, 2005:176-183.
- [3] NICOLAS-PRESA M, JARABO-AMORES P, MATA-MOYA D, et al. Application of mean-shift filtering to canny edge detection in SAR images[C]//Proc of International Conference on Space Technology. 2009:155-163.
- [4] JARABO-AMORES P, ROSA-ZURERA M, De LaMATA-MOYA D, et al. Spatial-range mean-shift filtering and segmentation applied to SAR images[J]. IEEE Trans on Instrumentation and Measurement,2011,60(2):584-597.
- [5] COMANICIU D, MEER P. Mean shift: a robust approach toward feature space analysis [J]. IEEE Trans on Pattern Analysis Machine Intelligence, 2002, 24(5):603-619.
- [6] 陈允杰,张建伟,王利,等. 基于改进的 Mean Shift 算法虚拟人脑 图像分割[J]. 计算机辅助设计与图形学学报,2008,20(1):667-671.
- [7] HIGHAM D J, KALNA G, KIBBLE M. Spectral clustering and its use in bioinformatics [ J ]. Journal of Computation and Applied Mathematics, 2007, 204(1):25-37.
- [8] HE Xiao-fei, CAI Deng, WEN Ji-rong, et al. Clustering and sear-

ching WWW images using link and page layout analysis [J]. ACM Trans on Multimedia Computing, Communications and Applications, 2007, 3(2):10-es.

- [9] GUO Shui-ping, ZHUANG Xiong, JIAO Li-cheng. Quantum immune fast spectral clustering for SAR image segmentation [J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2012,9(1):8-12.
- [10] SHI Jian-bo, MALIK J. Normalized cuts and image segmentation[J].
   IEEE Trans on Pattern Analysis and machine Intelligence, 2000, 22(8):888-905.
- [11] 马秀丽,焦李成.基于分水岭—谱聚类的 SAR 图像分割[J]. 红 外与毫米波学报,2008,27(6):452-457.
- [12] 陶文兵,金海.基于均值漂移滤波及谱分类的海面舰船红外目标 分割[J].红外与毫米波学报,2007,26(1):61-64.
- [13] FOWLKES C, BELONGIE S, CHUNG F, et al. Spectral grouping using the Nystrom method [J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2004, 26(2):214-225.
- [14] 谷瑞军, 叶宾, 须文波. 基于谱聚类的两阶段颜色量化算法[J]. 中国图象图形学报, 2007, 12(10):1922-1925.
- [15] OZERTEM U, ERDOGMUS D, JENSSEN R. Mean shift spectral clustering[J]. Pattern Recognition, 2008, 41(6):1924-1938.
- [16] NG A Y, JORDAN M I, WEISS Y. On spectral clustering analysis and an algorithm [C]//Proc of the 14th Neural Information Processing Systems. Cambridge, MA: MIT Press, 2001;849-856.