

# 融合多特征的均值漂移彩色图像分割方法

李 华, 张明新, 郑金龙

(西北师范大学 数学与信息科学学院, 兰州 730070)

(li\_hua23@tom.com)

**摘 要:** 针对均值漂移图像分割方法中只考虑图像颜色和空间信息, 对纹理丰富的图像不能进行有效分割的情况, 提出一种新的融合图像颜色、纹理和空间等低层特征信息的图像分割方法。用极性、各向异性和对比度来表示图像的纹理信息, 并结合颜色和空间信息形成图像分割特征; 然后用均值漂移进行图像滤波; 最后, 进行区域合并得到分割结果。实验结果表明, 该方法对纹理丰富的自然风景图像有较好的分割效果。

**关键词:** 均值漂移; 图像分割; 多特征

**中图分类号:** TP391.41 **文献标志码:** A

## Color image segmentation based on mean shift and multi-feature fusion

LI Hua, ZHANG Ming-xin, ZHENG Jing-long

(College of Mathematics and Information Science Northwest Normal University, Lanzhou Gansu 730070, China)

**Abstract:** Since mean shift segmentation algorithm merely concerns about color and spatial information of images and is not sufficient to segment images with complex texture. A new color image segmentation method using the combination of color texture and spatial information was presented in this paper. Image feature with color, spatial and texture including polarity, anisotropy and contrast were extracted from images. Segmentation results were obtained by mean shift filtering and merging regions. The experiment results show that the proposed algorithm illustrates excellent performance to natural images with complex texture.

**Key words:** mean shift; image segmentation; multi-feature

### 0 引言

图像分割是指把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<sup>[1]</sup>。由于它是图像分析、计算机视觉和模式识别的关键步骤<sup>[2]</sup>, 所以一直受到人们的高度重视, 至今已提出了上千种分割算法, 但大部分是基于灰度图像分割。由于彩色图像提供了比灰度图像更加丰富的信息, 因此随着计算机处理能力的快速提高, 人们对彩色图像分割也越来越重视。彩色图像分割大致分为: 直方图阈值法、特征空间聚类法、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>[3-4]</sup>。

均值漂移 (mean shift) 算法是由 Fukunaga 等人<sup>[5]</sup>在 1975 年提出, 直到 1995 年, Cheng 的论文<sup>[6]</sup>发表才引起人们的研究兴趣, 掀起研究和应用 mean shift 算法的热潮。作为一种无参统计迭代算法, 李乡儒等人<sup>[7]</sup>已对其收敛性进行了严格的证明, 为该算法的应用奠定了理论基础。Comaniciu 等人<sup>[8]</sup>将 mean shift 算法运用到图像特征空间分析中, 进行图像的平滑与分割。但由于只考虑图像的颜色和空间信息, 对纹理丰富的图像分割效果并不理想。本文通过引入图像的纹理特征矢量 (极性、各向异性和对比度), 利用新的多元核函数进行 mean shift 滤波, 再对滤波后的图像进行区域合并, 得到分割结果, 对于纹理丰富的图像分割效果要比一般 mean shift 分割算法要好。

### 1 mean shift 算法<sup>[9]</sup>

以下给出一些 mean shift 算法的基本概念。

假设  $X$  是  $d$  维欧氏空间中的总体,  $\{x_i, 1 \leq i \leq n\}$  是来自总体  $X$  的独立同分布样本集,  $K(x)$  为核函数,  $h$  为核半径, 则概率密度函数  $f(x)$  的核函数估计为:

$$\hat{f}(x) = \frac{\sum_{i=1}^n K\left(\frac{x_i - x}{h}\right) w(x_i)}{h^d \sum_{i=1}^n w(x_i)} \quad (1)$$

其中,  $w(x_i) \geq 0$  是一个赋给采样点  $x_i$  的权重,  $K(x)$  是一个核函数,  $h$  为带宽。经常使用的核函数是 Epanechnikov 核:

$$K_E(x) = \begin{cases} \frac{(d+2)(1+x^T x)}{2c_d}, & x^T x < 1 \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (2)$$

和高斯核函数:

$$K_G(x) = \frac{1}{(2\pi)^{d/2}} \exp\left(-\frac{1}{2} \|x\|^2\right) \quad (3)$$

核函数  $K(x)$  的剖面函数为  $k(x)$ , 使得:

$$K(x) = k(\|x\|^2) \quad (4)$$

$k(x)$  的负导函数为  $g(x)$ , 即  $g(x) = -k'(x)$ , 其对应的核函数:

$$G(x) = g(\|x\|^2) \quad (5)$$

概率密度函数  $f(x)$  的核密度估计梯度为:

$$\hat{\nabla} f_k = \frac{2c_d d}{nh^{d+2}} \left[ \sum_{i=1}^n g\left(\left\|\frac{x - x_i}{h}\right\|^2\right) \right]$$

收稿日期: 2009-02-26; 修回日期: 2009-04-16。基金项目: 甘肃省自然科学基金资助项目 (3ZS051-A25-047)。

作者简介: 李华 (1984-), 男, 甘肃民勤人, 硕士研究生, 主要研究方向: 数据挖掘、数字图像处理、模式识别; 张明新 (1962-), 男, 山西偏关人, 教授, 主要研究方向: 信息处理、数据挖掘、模式识别; 郑金龙 (1983-), 男, 甘肃榆中人, 硕士研究生, 主要研究方向: 多媒体数据挖掘、模式识别。

$$\left[ \frac{\sum_{i=1}^n x_i g(\| \frac{x-x_i}{h} \|^2)}{\sum_{i=1}^n g(\| \frac{x-x_i}{h} \|^2)} - x \right] \quad (6)$$

从而得到 mean shift 矢量:

$$M_h(x) = \frac{\sum_{i=1}^n x_i g(\| \frac{x-x_i}{h} \|^2)}{\sum_{i=1}^n g(\| \frac{x-x_i}{h} \|^2)} - x \quad (7)$$

进一步得到 mean shift 的迭代公式:

$$m_h(x) = \frac{\sum_{i=1}^n x_i g(\| \frac{x-x_i}{h} \|^2)}{\sum_{i=1}^n g(\| \frac{x-x_i}{h} \|^2)} \quad (8)$$

给定一个初始点  $x$  核函数  $K(x)$ , 容许误差  $\epsilon$ , mean shift 算法循环地执行以下 3 步, 直到结束条件满足:

- 1) 计算  $m_h(x)$ ;
- 2) 把  $m_h(x)$  赋值给  $x$ ;
- 3) 如果  $\|m_h(x) - x\| < \epsilon$  结束循环; 否则, 继续执行 1)。

由式 (7) 可得,  $m_h(x) = x + M_h(x)$ 。因此, 上述步骤是不断沿着概率密度的梯度方向移动; 同时, mean shift 算法移动的步长也是自适应的<sup>[6]</sup>。

## 2 图像的颜色和纹理特征

### 2.1 颜色空间选取

根据不同的应用目的, 表达颜色的彩色空间有很多种。目前应用最广泛的彩色空间是 RGB 空间, 这种颜色空间虽然简单不需要转换, 但 R、G、B 三分量之间有很高的相关性, 且不具有视觉一致性, 因此不太适合图像分割和分析。而 HSV 颜色空间中, 当饱和度 S 很低时, 色度 H 和亮度 V 无意义。因此, 本文选取具有视觉一致性的 CIELuv 颜色空间, 并用欧氏距离度量颜色的相似性。RGB 颜色空间到 CIELuv 颜色空间的转换利用文献<sup>[9]</sup>中方法。

### 2.2 图像纹理特征的确

纹理是灰度在空间以一定的形式变化而产生的图案, 是真实图像区域固有的特征之一<sup>[1]</sup>。本文采用 Carson 等人<sup>[10]</sup>提出的图像纹理表示方法。用极性、各向异性和对比度三个参数来表示每个像素处的纹理 (p a c), 它们都是针对图像的 L 颜色分量。

每个像素处  $2 \times 2$  的对称半正定矩阵  $M_\sigma(x, y)$  定义为:

$$M_\sigma(x, y) = G_\sigma(x, y) \cdot (\nabla I)(\nabla I)^T \quad (9)$$

其中  $G_\sigma(x, y)$  是方差为  $\sigma^2$  的高斯平滑核,  $\nabla I = \begin{bmatrix} G_x \\ G_y \end{bmatrix}$  是图像

梯度,  $G_x, G_y$  分别为 L 颜色分量沿 x 方向和 y 方向的梯度, 其中:

$$p = \frac{|E_+ - E_-|}{E_+ + E_-} \quad (10)$$

$E_+$  和  $E_-$  计算方法如下:

$$E_+ = \sum_{(x, y) \in \Omega} G_\sigma(x, y) [\nabla I \cdot \hat{n}]_+ \quad (11)$$

$$E_- = \sum_{(x, y) \in \Omega} G_\sigma(x, y) [\nabla I \cdot \hat{n}]_- \quad (12)$$

其中,  $\Omega$  表示像素的高斯窗口邻域;  $\hat{n}$  是正交于  $\varphi$  的单位向量,  $\varphi$  是  $M_\sigma$  主特征向量, 表示梯度向量  $(G_x, G_y)$  最相一致的方向;  $E_+$  和  $E_-$  分别表示  $G_\sigma(x, y)$  窗口中有多少梯度向量处

理“正方向”和“负方向”。

通过计算每个像素处对称半正定矩阵  $M_\sigma$  的特征值  $\lambda_1$  和  $\lambda_2$  ( $\lambda_1 \geq \lambda_2$ ), 可得各像素处的各向异性 a 和对比度 c

$$a = 1 - \lambda_2 / \lambda_1 \quad (13)$$

$$c = 2 \sqrt{\lambda_1 + \lambda_2} \quad (14)$$

## 3 改进的 mean shift 彩色图像分割算法

分割算法的基本流程如图 1 所示, 主要由 mean shift 滤波和区域合并两部分组成, 下面具体介绍各模块实现过程。

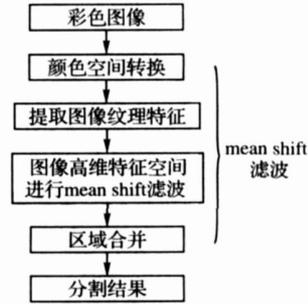


图 1 分割流程

### 3.1 mean shift 滤波

用  $\{y_j | j = 1, 2, \dots\}$  表示核函数  $K(x)$  移动中的一系列位置,  $y_j$  处以核  $K(x)$  计算出的加权平均值  $y_{j+1}$  为:

$$y_{j+1} = \frac{\sum_{i=1}^n x_i g(\| \frac{x-x_i}{h} \|^2)}{\sum_{i=1}^n g(\| \frac{x-x_i}{h} \|^2)} \quad (15)$$

以核  $K(x)$  计算出的一系列相应的概率密度估计

$\{\hat{f}_{h,K}(j) | j = 1, 2, \dots\}$  为:

$$\hat{f}_{h,K}(j) = \hat{f}_{h,K}(y_j); j = 1, 2, \dots \quad (16)$$

用  $y_c$  表示  $\hat{f}_{h,K}(y_j)$  的一个收敛点, 给所有收敛于此点的像素点赋予同一值。由于这里比一般的 mean shift 图像分割方法多考虑了纹理信息, 所以多元核函数公式为:

$$K_{h_s, h_r, h_t}(x) = \frac{c}{h_s^2 h_r^2 h_t^2} k(\| \frac{x}{h_s} \|^2) k(\| \frac{x'}{h_r} \|^2) k(\| \frac{x''}{h_t} \|^2) \quad (17)$$

其中  $x^s$  是特征向量的空间信息,  $x^r$  是颜色信息,  $x^t$  是纹理信息,  $h_s, h_r$  和  $h_t$  是所用核的带宽,  $c$  是相应的归一化常数。由于位置、颜色和纹理信息完全不同, 所以进行了适当的归一化处理来补偿。另外, 虽然上式中将这信息联合处理, 但在处理时仍然有所区别, 通过调整各自带宽尺度的大小来改变其权重。

设  $\{x_i | 1 \leq i \leq n\}$  和  $\{z_i | 1 \leq i \leq n\}$  分别表示 p 维图像特征空间输入值和滤波后值。对图像每个像素, 滤波步骤为:

- 1) 初始化  $j = 1, y_{j1} = x_j$ ;
- 2) 用式 (15) 计算  $y_{j+1}$  直到其收敛, 记收敛值  $y = y_{jc}$ ;
- 3)  $z_j = (x_j^s, y_{jc}^r)$ 。

以上算法中 2) 实质上是求核半径内的加权平均, 而最后的赋值是将收敛点  $y_c$  的颜色分量赋值给  $x_j$  处的数据, 通过以上算法便完成了图像的初步分割。

### 3.2 区域合并

对图像进行 mean shift 滤波后, 可能含有某些无意义的小区域, 因此需要将它们进行合并。区域合并时, 最小区域大小 T 对分割效果非常关键。通过实验发现, 当 T 取分割图像像素总数的 0.16% 时, 能得到较好分割效果。本文主要采用区域

的颜色特征来进行区域合并<sup>[11]</sup>。

在 CIE<sub>Luv</sub>颜色空间中两区域  $R_i$  和  $R_j$  的距离定义为:

$$Dis(R_i, R_j) = \max(|\bar{L}_i - \bar{L}_j|, |\bar{u}_i - \bar{u}_j|, |\bar{v}_i - \bar{v}_j|)$$

其中,  $(\bar{L}_i, \bar{u}_i, \bar{v}_i)$  和  $(\bar{L}_j, \bar{u}_j, \bar{v}_j)$  分别为两区域颜色均值。

区域合并步骤如下:

1) 初始化。M 为初始分割区域数,  $R = \{r_1, r_2, \dots, r_M\}$ , R 为区域像素数小于阈值 T 的集合。

2) 计算区域  $r_i$  与  $r_j$  的距离:

$$Dis(r_i, r_j) = \min\{Dis(r_i, r_j) \mid 1 \leq i, j \leq M, r_i \in R\}.$$

3)  $r' = r_i \cup r_j$ ;  $M_i = M - 1$ , 如果  $r' < T$ ;  $R = R \cup r'$ ;  $R = R - (r_i \cup r_j)$ 。

4) 重复 2) ~ 3) 直到 R 为空。

## 4 实验结果

为了验证本文方法的有效性,在 P4 2.8 GHz 512 MB 内存的机器上,用 Matlab 2007 对 50 幅自然景物图像进行分割,式 (17) 中  $h_s$ ,  $h_r$  和  $h_t$  的取值分别 8、10 和 10,核函数用 Epanechnikov 核,图 2 是其中 2 幅的试验结果。

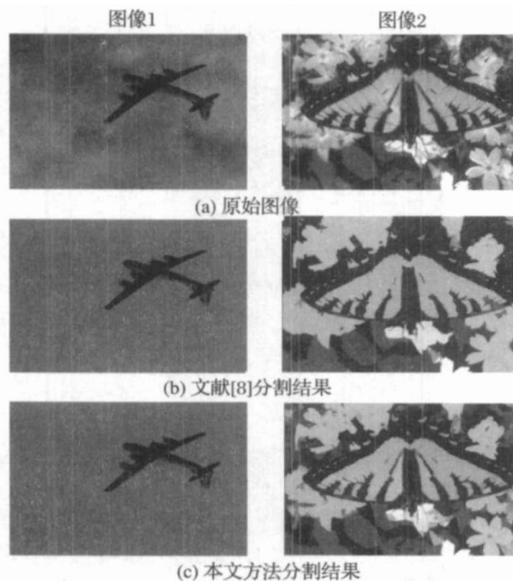


图 2 两种算法分割结果对比图

用文献 [8] 中的 mean shift 分割方法和本文方法进行对比分析,图像 1 是一幅包含纹理信息较少的彩色图像,利用文献 [8] 中方法获得分割结果与本文方法所得分割结果差别不大;图像 2 是一幅纹理比较丰富的彩色图,当用文献 [8] 中方法进行分割时分割边缘比较模糊,不能很好地将

对象分割出来;而利用本文方法进行分割,能产生清晰的边缘,分割效果相对较好。

## 5 结语

本文提出了一种融合颜色、纹理和空间信息的 mean shift 彩色图像分割方法。在一般的 mean shift 图像分割算法基础上,另外考虑了纹理信息,在包含颜色、纹理和空间信息的图像特征空间进行 mean shift 滤波和区域合并,实现彩色图像的分割。实验结果表明:对所含纹理信息较少的图像能获得与 mean shift 分割相同的效果;对于所含纹理丰富的图像,相比之下分割效果更符合人的视觉感知。

## 参考文献:

- [1] 章毓晋. 图像分割 [M]. 北京: 科学出版社, 2001.
- [2] CHENG H D, JIANG X H, SUN Y, et al. Color image segmentation: Advances and prospects [J]. Pattern Recognition, 2001, 34(12): 2259-2281.
- [3] AGHBARI Z A, ALHAJ R. Hillmanipulation: An effective algorithm for color image segmentation [J]. Image and Vision Computing, 2006, 24(8): 894-903.
- [4] CHENG H D, LI J. Fuzzy homogeneity and scale-space approach to color image segmentation [J]. Pattern Recognition, 2003, 36(7): 1545-1562.
- [5] FUKUNAGA K, HOSTETLER L D. The estimation of the gradient of a density function with applications in pattern recognition [J]. IEEE Transactions Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1975, 21(1): 32-40.
- [6] CHENG Y Z. Mean shift mode seeking and clustering [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1995, 17(8): 790-799.
- [7] 李乡儒, 吴福朝, 胡占义. 均值漂移算法的收敛性 [J]. 软件学报, 2005, 16(3): 365-374.
- [8] COMANCIU D, MEER P. Mean shift: A robust approach toward feature space analysis [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2002, 24(5): 603-619.
- [9] SHARMA C, TRUSSELL H. Digital color image [J]. IEEE Transaction on Image Processing, 1997, 6(7): 901-932.
- [10] CARSON C, BELONGIE S, GREENSPAN H, et al. Recognition of images in large databases using color and texture [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2002, 24(8): 1026-1038.
- [11] CHENG H D, JIANG X H, WANG J. Color image segmentation based on homogram thresholding and region merging [J]. Pattern Recognition, 2002, 35(2): 373-393.
- [12] MRAZEK P, WEICKERT J. Rotationally invariant wavelet shrinkage [C] // DAGM 2003, LNCS 2781. Berlin: Springer-Verlag, 2003: 156-163.
- [13] 朱景福, 黄凤岗. 二维小波收缩与各向异性扩散等价性框架及在图像去噪中的应用 [J]. 电子与信息学报, 2008, 30(3): 524-528.
- [14] CATTE F, LIONS P L, MOREL J M, et al. Image selective smoothing and edge detection by nonlinear diffusion [J]. SIAM Journal on Numerical Analysis, 1992, 29(1): 182-193.
- [15] WHITAKER R, PIZER S M. A nonlocal approach to nonuniform diffusion [J]. Computer Vision, Graphics and Image Processing: Image Understanding, 1993, 57(1): 99-110.

(上接第 2070 页)

- [7] 贾迪野, 黄凤岗, 苏茜. 一种新的基于高阶非线性扩散的图像平滑方法 [J]. 计算机学报, 2005, 28(5): 882-891.
- [8] LEE S H, SEO J K. Noise removal with Gauss curvature driven diffusion [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2005, 14(7): 904-909.
- [9] YOU Y L, KAVEH M. Fourth-order partial differential equations for noise removal [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2000, 9(10): 1723-1730.
- [10] STEIDL G, WEICKERT J. Relations between soft wavelet shrinkage and total variation denoising [C] // Proceedings of the 24th DAGM Symposium on Pattern Recognition, LNCS 2449. London: Springer-Verlag, 2002: 198-205.