

## 基于均值偏移的彩色图像分割算法

伊怀锋, 黄贤武

(苏州大学 电子信息学院, 江苏 苏州 215021)

(huaifeng\_ws@163.com)

**摘 要:**提出了一种基于均值偏移的彩色图像分割算法。首先阐述了在 CIE-LUV 均匀彩色模型下均值偏移算法的基本原理,然后给出了在图像分割中的具体实现方法:选定一个像素,在适当的空间窗和色彩窗限定的特征空间中寻找模式点,实现窗口中心从选定点到模式点的偏移,重复此过程,直到找到稳定的模式点并用模式点的色彩值代替该像素,遍历所有像素,最终达到对所有像素进行聚类。通过两幅图像对算法进行检验,实验结果证明该算法对彩色图像具有良好的分割效果。

**关键词:**颜色空间;均值偏移;图像分割

**中图分类号:** TP317.4 **文献标识码:** A

## Color image segmentation algorithm based on mean shift

YI Huai-feng, HUANG Xian-wu

(School of Electronics & Information Engineering, Soochow University, Suzhou Jiangsu 215021, China)

**Abstract:** A color image segmentation algorithm based on mean shift was proposed. The basic principle of the mean shift algorithm under CIE-LUV color mode was demonstrated. The color image segmentation process methods were given. That is to select a pixel, find the mode in a given feature window and let the center of the window shift to the mode, repeat this operation until find a convergent mode, run this procedure for all the pixels and finally obtain the segmented image. Experiment results on two different color images show that the proposed algorithm can get excellent segmentation.

**Key words:** color space; mean shift; image segmentation

图像分割在数字图像处理领域有着非常广泛的应用,是图像分析的第一步,其目的是把图像分割成若干有意义的区域。这里的“有意义”是指这些分割后的区域与图像景物中的实际物体相对应。彩色图像中不同目标在人类视觉上可以视为一种或几种不同色彩的集合,因此彩色图像的分割本质上是对图像的色彩信息进行聚类——以不同的色彩类表示不同的物体。

本文采用的均值偏移(Mean Shift)算法是一种特征空间聚类算法,它的一个突出优点是不须人为地设定过多参数,而可以得到较为客观的分割结果。因此,本文设计了基于均值偏移算法的彩色图像分割算法。

### 1 颜色空间的选择

颜色空间的选取对于彩色图像分割有着重要的意义,选择不同的颜色空间,实现分割的算法也有较大差异。鉴于要采用的均值偏移算法是一种特征空间中的自动聚类算法,我们考虑选取 CIE 提出的  $L^*U^*V^*$  均匀彩色模型。在该彩色空间模型中,用三个分量表示颜色: $L^*$  分量表示图像的亮度, $U^*$  和  $V^*$  分别表示色差<sup>[1]</sup>。

在  $L^*U^*V^*$  彩色空间中,不同颜色的色距可以用欧氏距离来定义,如式(1)所示:

$$\Delta C = \sqrt{(L_a^* - L_b^*)^2 + (U_a^* - U_b^*)^2 + (V_a^* - V_b^*)^2} \quad (1)$$

因此在该彩色空间中,距离近的点颜色差异小,距离远的点颜色差异大。当我们获取彩色图像每个像素的  $L^*U^*V^*$  值

后,就得到其 3 维色彩信息,再结合像素在图像中的位置,即空间信息  $(x, y)$ ,就能得到每个像素在 5 维特征空间中的值,即  $(x, y, L^*, U^*, V^*)$ 。在此基础上采用聚类算法,就可以把空间和颜色距离都相近的点归为一类,从而实现彩色图像的分割。

### 2 均值偏移算法的理论依据

均值偏移算法实质是核密度估计算法,该算法的核心是对特征空间中的样本点进行聚类,得到所谓的模式点,即密度梯度为零的点。均值偏移的理论基础如下:假设在  $d$  维空间  $R^d$  中有  $n$  个点  $\mathbf{x}_i, i = 1, 2, \dots, n$ ,则在点  $\mathbf{x}$  处,用定义的核函数  $K(\mathbf{x})$  和  $d \times d$  的正对称窗宽矩阵  $\mathbf{H}$  得到多变量密度估计算子表达式为:

$$\hat{f}(\mathbf{x}) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n K_{\mathbf{H}}(\mathbf{x} - \mathbf{x}_i) \quad (2)$$

其中:

$$K_{\mathbf{H}}(\mathbf{x}) = |\mathbf{H}|^{-1/2} K(\mathbf{H}^{-1/2} \mathbf{x}) \quad (3)$$

在实际应用过程中,窗宽矩阵  $\mathbf{H}$  的选择对聚类结果有直接影响。为了减少计算的复杂性,往往选择对角阵  $\mathbf{H} = \text{diag}[h_1^2, \dots, h_d^2]$  或单位矩阵的比例阵  $\mathbf{H} = h^2 \mathbf{I}$ 。其中后者的优点是只需要指定一个大于零的窗宽参数  $h$ 。在该种情况下,(2)式中的密度估计算子就可以转化成一种更常见的形式:

$$\hat{f}(\mathbf{x}) = \frac{1}{nh^d} \sum_{i=1}^n K\left(\frac{\mathbf{x} - \mathbf{x}_i}{h}\right) \quad (4)$$

使用可微分的核函数,我们可以用密度估计算子的梯度

来估计密度的梯度<sup>[2]</sup>,即:

$$\hat{\nabla} f(\mathbf{x}) = \nabla \hat{f}(\mathbf{x}) = \frac{1}{nh^d} \sum_{i=1}^n \nabla K\left(\frac{\mathbf{x} - \mathbf{x}_i}{h}\right) \quad (5)$$

核函数有多种选择,若采用一般的 Epanechnikov 核,如式(6)表示:

$$K_E(\mathbf{x}) = \begin{cases} \frac{1}{2} c_d^{-1} (d+2) (1 - \mathbf{x}^T \mathbf{x}), & \text{if } \mathbf{x}^T \mathbf{x} < 1 \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (6)$$

其中  $c_d$  表示  $d$  维空间中单位超球体的体积。可见,该核函数为各向同性的核函数,即对特征矢量中的各个参数权重系数相同。若使用 Epanechnikov 核函数,则(5)式可以写成如下的形式:

$$\begin{aligned} \hat{\nabla} f(\mathbf{x}) &= \frac{1}{n(h^d c_d)} \frac{d+2}{h^2} \sum_{\mathbf{x}_i \in S_h(\mathbf{x})} [\mathbf{x}_i - \mathbf{x}] \\ &= \frac{n_x}{n(h^d c_d)} \frac{d+2}{h^2} \left( \frac{1}{n_x} \sum_{\mathbf{x}_i \in S_h(\mathbf{x})} [\mathbf{x}_i - \mathbf{x}] \right) \end{aligned} \quad (7)$$

其中  $S_h(\mathbf{x})$  表示  $d$  维特征空间中半径为  $h$ , 体积为  $h^d c_d$  的超球体,其中心在  $\mathbf{x}$ , 包含  $n_x$  个数据点。我们可以定义:

$$\begin{aligned} M_h(\mathbf{x}) &\equiv \frac{1}{n_x} \sum_{\mathbf{x}_i \in S_h(\mathbf{x})} [\mathbf{x}_i - \mathbf{x}] \\ &= \frac{1}{n_x} \sum_{\mathbf{x}_i \in S_h(\mathbf{x})} \mathbf{x}_i - \mathbf{x} \end{aligned} \quad (8)$$

则(8)式称为均值偏移矢量。而(7)式中的  $\frac{n_x}{n(h^d c_d)}$  即在超球体  $S_h(\mathbf{x})$  中计算得到的核密度估计,因此可将(7)式写为如下形式:

$$\hat{\nabla} f(\mathbf{x}) = \hat{f}(\mathbf{x}) \frac{d+2}{h^2} M_h(\mathbf{x}) \quad (9)$$

则导出下式:

$$M_h(\mathbf{x}) = \frac{h^2}{d+2} \frac{\hat{\nabla} f(\mathbf{x})}{\hat{f}(\mathbf{x})} \quad (10)$$

从(10)式可见,如果使用 Epanechnikov 核函数,在点  $\mathbf{x}$  处的密度梯度方向与均值偏移矢量的方向一致,这就说明,我们可以通过求 Mean Shift 矢量的方向来得到梯度的方向,进而通过对其跟踪,得到密度最大的点,即聚类算法中的所谓模式点。

### 3 彩色图像分割中的均值偏移算法实现

均值偏移算法是一种不用直接计算梯度而找到模式点的算法。对应于图像分割,就是要找到不同色彩的聚类点。如前所述,经过色彩空间的转化可以在 5 维特征空间中获得很多点,每个点对应图像中的一个像素,表达了该像素所有的信息——空间位置和色彩信息。图像中空间位置和色彩均相近的像素点,在该 5 维特征空间中也相近,因此,只需在 5 维空间进行聚类,得到聚类结果后再反向映射到图像中,就可达到分割图像的目的。

设  $\{\mathbf{x}_j\}_{j=1,2,\dots,n}$  和  $\{\mathbf{z}_j\}_{j=1,2,\dots,n}$  分别代表 5 维特征空间中处理前后的像素点。

滤波过程:对  $j = 1, 2, \dots, n$ :

1) 从图像中第一个像素开始,依次遍历图像:初始化  $k = 1$ , 令  $\mathbf{y}_k = \mathbf{x}_j$ , 表示均值偏移过程中不断变化的超球体中心位置;

2) 在以  $\mathbf{y}_k$  为中心的超球体中计算  $\mathbf{y}_{k+1} = \frac{1}{n_k} \sum_{\mathbf{x}_i \in S_1(\mathbf{y}_k)} \mathbf{x}_i$ ,  $k$

$\leftarrow k + 1$  实现窗口中心的偏移,直到满足设定的收敛条件;

3) 给  $\mathbf{z}_j$  赋值,将收敛的色彩值赋给当前像素:  $\mathbf{z}_j = (\mathbf{x}_j^s, \mathbf{y}_{con}^s)$ 。

考虑到具体应用的需要,可以为空间域和色彩域选择不同的窗宽。在我们的处理过程中,用  $h_s, h_r$  分别表示空间域和色彩域的窗宽,即用两个量来确定搜索区域  $S(\mathbf{y}_k)$ 。在编程处理时,为了遍历像素,先用空间窗确定一个区域,确保空间上的邻接性,然后对此区域中包含的像素,用色彩窗选定适合的像素进行处理,确保其色彩上的一致性。经过该处理以后,空间上相邻、色彩一致的像素就被归为一类,从而达到分割图像的目的。

### 4 实验结果

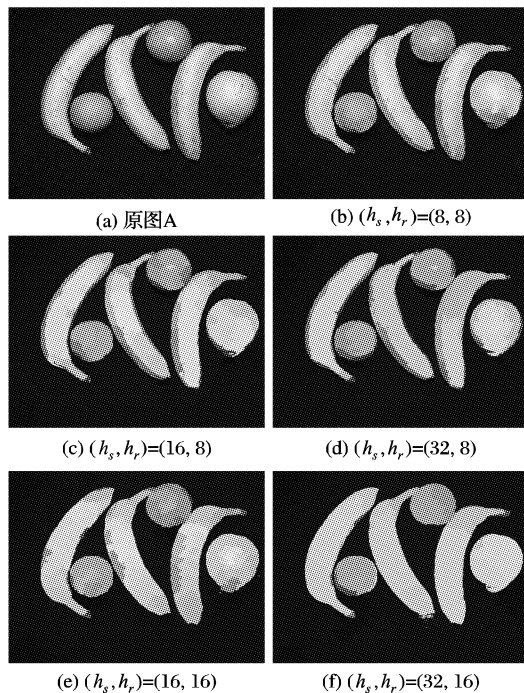


图1 一幅简单图像的分割

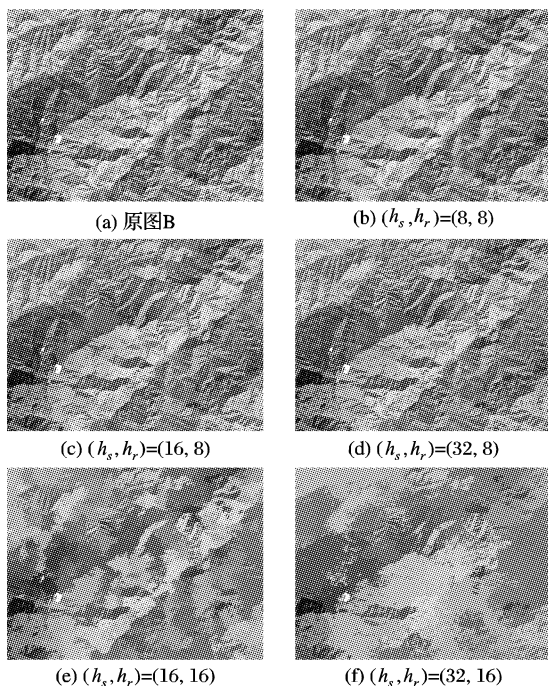


图2 一幅复杂图像的分割

数可能多也可能少),这是因为本文算法对相关系数和平均偏差的计算公式进行变换时,使用了灰度均值和方差的近似计算公式,但仍能保证图像中原来匹配度较高的窗口具有相对较高的匹配度。

图 5 为不同的双眼模板匹配阈值下,两算法分别能通过双眼模板筛选的窗口数对比,图 6 是相应的总检测时间对比。从图 5 可知,双眼模板匹配阈值过小,能通过双眼模板筛选的窗口将过多,可能导致最终检测结果的虚警过多;双眼模板匹配阈值过大,能通过双眼模板筛选的窗口又将过少,可能造成漏检。而从图 6 来看,双眼模板匹配阈值过小,将导致模板匹配的总检测时间过长;而双眼模板匹配阈值在 1.0 以上时,模板匹配的总检测时间减小不明显。综合看来,双眼模板匹配阈值取 1.0~1.1 之间较为合适。从图 5 和图 6 还可以看出,本文算法通过双眼模板筛选后的窗口数虽然比文献[7]算法要多,但计算时间仍大大少于文献[7]的算法。双眼模板匹配阈值在 1.0 以上时,模板匹配总检测时间大约只有文献[7]的算法的 1/3。

## 5 结语

本文提出了一种基于适于人脸检测的模板匹配快速算法。以积分图像为基础,提出了平方积分图像的概念。用积分图像和平方积分图像实现了图像窗口的灰度均值及方差快速计算;并应用经过变换的灰度分布标准化公式,大大提高了图像窗口灰度分布标准化处理的速度;省略了模板匹配前图像窗口的灰度分布标准化处理时拷贝窗口及窗口灰度值变换等不必要的步骤,节约了计算时间;相关系数和平均偏差公式的变换进一步减少了计算开销。理论分析和实验结果都证明了这种快速算法可有效地提高人脸检测中模板匹配的速度。

### 参考文献:

- [1] CROW F. Summed-area tables for texture mapping[J]. ACM Computer Graphics, 1984, 18(3): 207-212.
- [2] VIOLA P, JONES M. Rapid object detection using a boosted cascade of simple features[A]. Proceedings of the International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition[C], 2001. 511-518.
- [3] 张敏贵. 基于小波和支持向量机的人脸识别方法研究[D]. 西北工业大学, 2003.
- [4] 邢藏菊. 人脸自动检测方法研究[D]. 中国科学院半导体研究所, 2001.
- [5] 梁路宏, 艾海舟, 何克忠, 等. 基于多关联模板匹配的人脸检测[J]. 软件学报, 2001, 12(1): 94-102.
- [6] 梁路宏, 艾海舟, 何克忠, 等. 基于仿射模板匹配的多角度单人脸定位[J]. 计算机学报, 2000, 23(6): 640-645.
- [7] 梁路宏, 艾海舟, 何克忠. 基于多模板匹配的单人脸检测[J]. 中国图象图形学报(A), 1999, 4(10): 825-830.
- [8] BARNEA DI, SILVERMAN HF. A class of algorithms for fast digital image registration[J]. IEEE Transactions on Computers, 1972, C21(2): 179-186.
- [9] VENDERBURG GJ, ROSENFELD A. Two-stage template matching[J]. IEEE Transactions Computers, 1977, C-26(4): 384-393.
- [10] VINOD VV, MURASE H. Focused color intersection with efficient searching for object extraction[J]. Pattern Recognition, 1997, 30(10): 1787-1797.
- [11] KAWANISHI T, KUROZUMI K, KASHINO K, et al. A fast template matching algorithm with adaptive skipping using inner-subtemplates' distances[A]. Proceedings of the 17th International Conference on Pattern Recognition[C], 2004. 654-657.
- [12] 艾海舟, 梁路宏, 徐光, 等. 基于肤色和模板的人脸检测[J]. 软件学报, 2001, 12(12): 1784-1792.
- [13] 周彩霞, 匡纲要, 宋海娜, 等. 用差影法与多模板匹配快速实现人脸检测[J]. 计算机应用研究, 2004, 21(5): 197-199.

(上接第 1606 页)

我们选取了两幅 640×480 像素的 24 位彩色位图对算法进行检验,其中图像 A 较为简单,图像 B 则非常复杂。选用不同参数( $h_s$ ,  $h_r$ )处理后的图像如图 1,图 2 所示。

图 1,图 2 在 Intel 赛扬 2.4G CPU,256M 内存的机器和 Visual C++6.0 平台编程实现,结果的主要性能指标如表 1 所示。

表 1 主要实验参数

窗宽 ( $h_s$ , $h_r$ )	A 图		B 图	
	区域数	耗时/s	区域数	耗时/s
(8,8)	2202	1.078	37111	3.625
(16,8)	2386	1.250	42171	6.703
(32,8)	2578	1.906	51333	15.344
(16,16)	264	0.938	7371	2.407
(32,16)	372	1.141	7662	3.813

## 5 结语

对彩色图像的分割,采用均值偏移算法只需人为设定两个参数:空间窗宽和色彩窗宽。而根据实验结果,可以得出结论:对于较为简单的图像,如图 1(a),可以选择较大的窗宽,例如(32,16),这样不但可以得到准确的分割结果,而且耗时较少;而对于较为复杂的图像,如图 2(a),可以选择较小的窗宽,例如(8,8),既能得到较为真实的分割结果,又能节省时间<sup>[3,4]</sup>。在实际应用中,通过实验确定参数更为准确。

均值偏移算法得到了越来越多的应用,对该算法的改进

主要有两种方向:一是选取不同的核函数以期获得更为优越的性能。本文中选用的 Epanechnikov 核函数是各向同性函数,特征向量中各个参数权重相同,有时为了侧重表达空间信息或色彩信息,可以选择各向异性核函数<sup>[5]</sup>,得到更佳效果;二是寻找更为便捷的搜索算法寻找模式点,提高算法的速度。遍历图像寻找模式点耗时较多,可以随机选取部分像素为初始点,进行均值偏移运算,得到一定数量的模式点,然后根据选定的窗宽对所有像素进行聚类。该方法虽然牺牲了精确性,但可以有效节省时间,获得实时性,在视频分割领域应该可以获得理想的效果。

### 参考文献:

- [1] 章毓晋. 图像分割[M]. 北京: 科学出版社, 2001.
- [2] COMANICIU 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.
- [3] HAZELTON ML. An optimal local bandwidth selector for kernel density estimation[J]. Journal of Statistical Planning and Inference, 1999, 77(1): 37-50.
- [4] ALTMAN N, LEGER C. Bandwidth selection for kernel distribution function estimation[J]. Journal of Statistical Planning and Inference, 1995, 46: 195-214.
- [5] WANG J, THIESSON B, XU Y, et al. Image and video segmentation by anisotropic kernel mean shift[A]. PAJDLA T, MATAS J, ed. ECCV 2004, LNCS 3022[C], 2004. 238-249.