

基于区域色彩空间和 LBP 算法的图像分割

张竹伟, 周海英

(中北大学 计算机与控制工程学院, 山西 太原 030051)

摘 要: 提出一种基于区域色彩空间和 LBP 算法的图像分割. 该算法用颜色和 LBP 直方图作为区域描述符, 量化 HSV 颜色空间, 并根据 LBP 算法的 Uniform 模式, 利用较少的 LBP 算子描述大部分纹理特征, 有效降低了区域特征矢量的维数, 提高了区域相似度计算的执行效率. 此算法能有效地将对象从复杂图像场景中分割提取出来, 且结果与人眼的主观视觉有良好的一致性, 在轮廓细节和执行效率上比 MRSM 算法更优.

关键词: 图像分割; LBP 算子; Uniform 模式; 区域特征

中图分类号: TP391

文献标识码: A

文章编号: 1000-7180(2015)02-0084-04

Image Segmentation Based on the Region of Color Space and LBP Algorithm

ZHANG Zhu-wei, ZHOU Hai-ying

(School of Computer and Control Engineering, North University of China, Taiyuan 030051, China)

Abstract: We present a kind of image segmentation based on the region of color space and LBP algorithm. It uses color and LBP histogram as the descriptors of the region and quantify the HSV color space, using the Uniform pattern of LBP algorithm to describe most of the texture features. It reduces the number of regional dimension feature vectors effectively and improves the execution efficiency of regional similarity calculation. The results have a good consistency with visual human eyes and more better than the MRSM algorithm in detail and execution efficiency.

Key words: image segmentation; LBP operator; uniform pattern; regional characteristics

1 引言

随着计算机视觉技术的发展, 越来越多的研究着重于彩色图像的分割上, 且彩色图像提供的信息比灰度图像更多.

彩色图像的分割方法, 常见的有 4 类: 有直方图阈值法^[1]、基于区域的方法^[2]、特征空间聚类^[3]和混合方法^[4]. 文献^[5]中提出了一种基于区域最大相似度合并的图像分割算法, 即 MRSM 算法. 该算法利用 Meanshift 分割算法将图像初始分割, 并量化 RGB 颜色空间, 用颜色直方图作为区域描述符, 用 Bhattacharyya 系数来度量区域之间的相似性, 该算法的优点是仅依靠区域最大相似度合并准则完成区

域合并, 而不需要提前设置任何阈值参数. 但该算法提取的颜色特征矢量维数高达 4 096 维, 合并计算量比较大, 执行效率较低.

针对上述问题, 本文提出一种基于区域彩色空间和 LBP 算法的图像分割, 该算法用颜色和 LBP 直方图作为区域描述符, 量化 HSV 颜色空间, 并根据 LBP 算法的 Uniform 模式, 用较少的 LBP 算子描述大部分纹理特征, 有效降低了区域特征矢量的维数, 分割结果在轮廓细节和执行效率上比 MRSM 算法更优.

2 MRSM 算法

MRSM 算法首先利用 Meanshift 算法将图像

收稿日期: 2014-05-20; 修回日期: 2014-06-24

基金项目: 山西省自然科学基金项目(2013011017-6)

做初始分割,采用颜色直方图作为区域描述符,用 Bhattacharyya 系数来度量区域之间的相似性,具体算法如下:

(1) 标记区域

区域合并之前,需要标记一些目标区域和背景区域,设整个彩色图像 I 被分割成 m 个区域,标记后,则 I 可以表示成:

$$\begin{aligned} I &= \{R_1, \dots, R_m\} \\ &= O \cup B \cup U = \{O_1, \dots, O_{n_1}\} \cup \\ &\quad \{B_1, \dots, B_{n_2}\} \cup \{U_1, \dots, U_{n_3}\} \\ n_1 + n_2 + n_3 &= m \end{aligned} \quad (1)$$

(2) 基于最大相似度的区域合并准则

人工区域标记后需要给出一种基于相似度的合并准则. MSRM 算法采用基于最大相似度的区域合并准则. 设 Q 是区域 R 的邻域, $\overline{S_Q} = \{S_i^Q\}_{i=1,2,\dots,q}$ 为 Q 的邻域的集合,显然区域 $R \in \overline{S_Q}$, 计算区域 Q 与其所有邻域的相似度 $\rho(Q, S_i^Q)_{i=1,\dots,q}$, 如果

$$\rho(R, Q) = \max_{i=1,2,\dots,q} \rho(Q, S_i^Q) \quad (2)$$

则合并区域 R 和 Q .

(3) 区域合并

MSRM 算法的整个合并过程可以分为两个阶段. 第一个阶段:合并标记背景区域与其邻域.

对每个区域 $B \in M_B$, 其邻域的集合为 $\overline{S_B} = \{A_i\}_{i=1,2,\dots,r}$, 则 $A_i \notin M_B$, 其 A_i 邻域的集合为 $\overline{S_{A_i}} = \{S_j^{A_i}\}_{j=1,2,\dots,k}$, 则 $B \in \overline{S_{A_i}}$, 计算 $\rho(A_i, S_j^{A_i})$, 根据准则(2), 若

$$\rho(A_i, B) = \max_{j=1,2,\dots,k} \rho(A_i, S_j^{A_i}) \quad (3)$$

则合并区域 B 与 A_i , 合并后的新区域则标记成 B , 即 $B = B \cup A_i$; 否则不合并.

第二阶段:合并第一阶段中未合并的区域 P (包括目标区域和背景区域). 区域 P 的邻域的集合为

$$\overline{S_P} = \{H_i\}_{i=1,2,\dots,p}, \text{ 则 } H_i \notin M_B, H_i \notin M_O.$$

区域 H_i 的邻域集合为 $\overline{S_{H_i}} = \{S_j^{H_i}\}_{j=1,2,\dots,k}, \rho \in \overline{S_{H_i}}$.

根据合并准则(2), 若

$$\rho(P, H_i) = \max_{j=1,2,\dots,k} \rho(H_i, S_j^{H_i}) \quad (4)$$

则合并区域 P 与 H_i , 即: $P = P \cup H_i$; 否则不合并. 当整个区域不再有未标记时, 迭代结束, 经过以上两个阶段的合并, 整个图像就被分成目标区域和背景区域分割结束.

3 改进的 MSRM 算法

MSRM 算法采用 Bhattacharyya 系数来度量区

域之间的相似性:

$$\rho(R, Q) = \sum_{\mu=1}^{4096} \sqrt{H_R^\mu H_Q^\mu} \quad (5)$$

式中, H_R, H_Q 为区域 R 和 Q 的归一化直方图, 上标 μ 表示第 μ 个颜色块, 是将 RGB 颜色空间中的每个颜色通道量化成 16 等级, 最终颜色特征矢量维数高达 4 096 维, 合并计算量比较大, 执行效率较低, 且只利用了区域的颜色特征, 未充分利用纹理等特征. 因此, 本文提出一种改进的 MSRM 算法, 用颜色和 LBP 直方图作为区域描述符, 利用最大相似度区域合并准则分割图像.

3.1 区域颜色特征的描述

彩色图像的颜色信息是非常丰富的. 而人眼对颜色的分辨力是有限的, 能识别的颜色远远小于文献[5]中颜色特征矢量的维数, 因此, 可以对相似色区间进行量化划分. 颜色空间的量化也经常用在图像检索方面[6], 结合形状纹理等特性进行有效的图像检索.

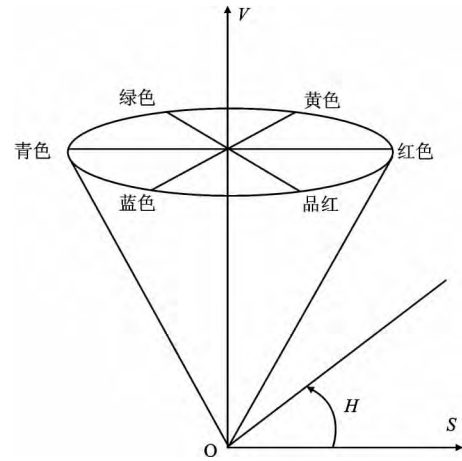


图 1 HSV 颜色空间模型

因 HSV 颜色空间符合人眼感知特性, 本文将 HSV 颜色空间进行相似色区间划分. HSV 颜色空间模型如图 1 所示. RGB 颜色空间快速转换成 HSV 空间的计算公式如下:

$$\begin{aligned} V &= \frac{1}{\sqrt{3}}[R + G + B] \\ S &= 1 - \frac{\sqrt{3}}{V} \min(R, G, B) \\ H &= \begin{cases} \theta & G \geq B \\ 2\pi - \theta & G < B \end{cases}, \text{ 其中} \\ \theta &= \arccos \left[\frac{\frac{1}{2}[(R - G) + (R - B)]}{\sqrt{(R - G)^2 + (R - B)(G - B)}} \right] \end{aligned} \quad (6)$$

$$H \in [0, 360^\circ], S \in [0, 1], V \in [0, 1] \quad (7)$$

对颜色的色调 H 的量化本文采用文献[6]中的量化方法,将色调均匀量化成 18 个不重叠的局部区间,即:

$$[20k, 20(k+1)], k = 0, 1, \dots, 17.$$

色调 H 和饱和度 S 反映了颜色种类和颜色的深浅程度,在视觉判断中起着主要影响作用,亮度 V 与图像的彩色信息无关,这里我们将饱和度 S 及亮度 V 均匀划分如下:

$$S = \begin{cases} 0, & S \in [0, 0.25] \\ 1, & S \in [0.25, 0.5] \\ 2, & S \in [0.5, 0.75] \\ 3, & S \in [0.75, 1] \end{cases}$$

$$V = \begin{cases} 0, & V \in [0, 0.5] \\ 1, & V \in [0.5, 1] \end{cases}$$

由于色调在色调轴上的分布实际上是连续过度

的,且各色调区间并不存在截然的界限,因此,在第一次划分基础上再次改变区间的划分:

$$[20k + 10, (20(k+1) + 10) \bmod 360],$$

$$k = 0, \dots, 17.$$

计算此时的颜色直方图,颜色直方图描述的是图像颜色的统计特性,设给定的一幅图像 $(f_{xy})_{M \times N}$, f_{xy} 表示像素点 (x, y) 处的颜色值, $M \times N$ 表示一幅图像的尺寸大小,图像所包含的颜色集为 C ,则图像的颜色直方图表示为

$$h_c = \frac{1}{M \times N} \sum_{i=0}^{M-1} \sum_{j=0}^{N-1} \delta(f_{ij} - c), \forall c \in C \quad (8)$$

最后将这两个直方图逐项相加取平均得到的直方图作为区域最终的颜色特征.如图 2 所示(b)(c)分别是不同的划分区间得到的直方图,(d)是加权平均直方图

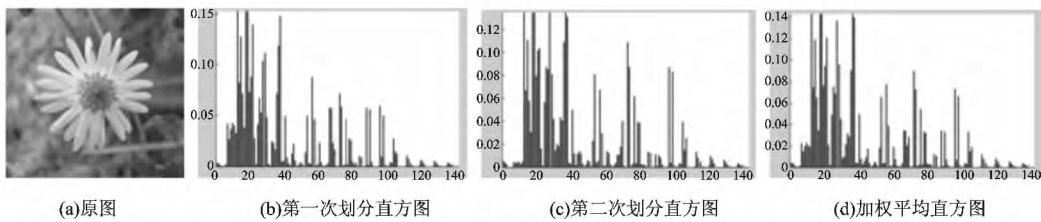


图 2 不同划分区间所的直方图

3.2 LBP 纹理特征的描述

LBP 算法^[7]它是通过刻画图像中的每个像素点与其邻域像素点的灰度值差异来描述图像的局部纹理特征,这种算法能很好的刻画出图像的边缘轮廓,如图 3(a) 所示.

圆形邻域 (P, R) 可以描述不同尺度下的纹理结构.根据区域所有像素点的 LBP 值,计算 LBP 值对应结构模式的概率,即计算 LBP 直方图,取参数 $P = 8, R = 1$,则 LBP 直方图的维数为 256,彩色图像直方图维数为 256×3 ,为了降低模式的种类,本文采用 Uniform 模式,当把二进制串看成一个圆时,串由 0 到 1 以及由 1 到 0 的转换次数不超过 2,具体如下:设图像局部邻域纹理特征为 $T, P(P > 1)$ 个图像像素的灰度联合分布为

$$T = t(g_c, g_0, \dots, g_i, \dots, g_{P-1}) \quad (9)$$

式中, g_c 是中心像素灰度值, g_i 是圆形对称区域内第 i 个相邻像素灰度值.经过像素值差值的近似代替、旋转不变,图像像素的灰度联合分布可以表示为 $T \approx t(s(g_0 - g_c), \dots, s(g_i - g_c), \dots, s(g_{P-1} - g_c))$

$$(10)$$

式中,

$$s(x) = \begin{cases} 1, & x \geq 0 \\ 0, & x < 0 \end{cases} \quad (11)$$

Uniform 模式的 LBP 的测度采用 0 和 1 空间变换的数目实现,定义为

$$\text{LBP}_{P,R} = \begin{cases} \sum_{p=0}^{P-1} s(g_p - g_c), & \text{if } U(\text{LBP}_{P,R}) \leq 2 \\ P + 1, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (12)$$

$$U(\text{LBP}_{P,R}) = |s(g_{P-1} - g_c) - s(g_0 - g_c)| + \sum_{p=0}^{P-1} |s(g_p - g_c) - s(g_{p-1} - g_c)| \quad (13)$$

本文的纹理特征描述使用 Uniform 模式,当尺度为 $(8, 1)$ 的 LBP 算子时,这种模式的数量为 59,虽然占 LBP 算子总数的 23%,却能表达出 87.2% 的纹理,可以有效的描述图像的大部分纹理特征.在彩色图像中 Uniform 模式可以有 59×3 种类,明显减少了直方图的维数,且能较好的刻画出图像的边缘轮廓,如图 3 所示.

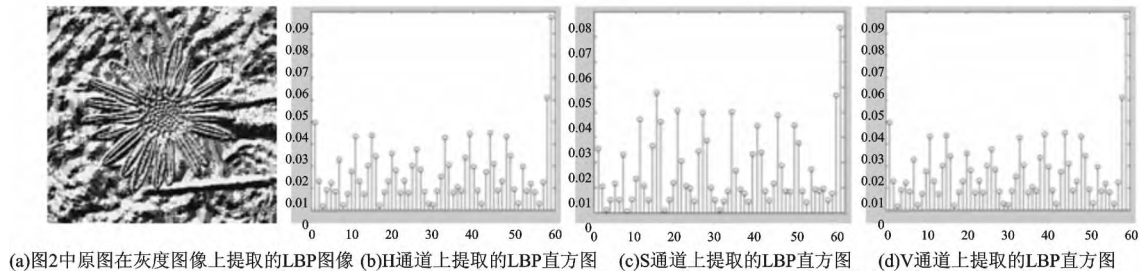


图3 提取灰度图像的LBP图像及H、S、V各通道上的LBP直方图注:

4 实验分析

本实验是在 MATLAB2009b 上编译程序, 利用区域的颜色和 LBP 纹理特征分割图像, 为了与 MSRM 算法进行比较, 本文采用文献[5]中所选的测试图像数据库。

实验结果表明, 两种算法在分割性能上与人眼主观分割结果都比较相近, 但在细节上, 本文算法的分割结果比 MSRM 算法分割的结果要好, 改进的算法分割结果与人眼更为接近。在算法执行效率上, 由表 1 可以看出, 本文算法的执行效率比 MSRM 算法高, MSRM 算法是在 RGB 空间中计算区域间 4 096 维的相似度, 计算量比较大, 改进的 MSRM 算法结合了图像各区域的颜色、纹理等特征, 计算 321 维的相似度, 因此执行效率比较高。

表1 本文算法与 MSRM 算法执行效率对比

图像	a	b	c	d	e
大小	163×192	229×216	259×329	376×425	264×192
初始分割块	170	250	259	522	604
MSRM 合并时间/s	10.9	15.8	16.2	26.7	30.8
本文算法合并时间/s	5.4	8.1	9.3	15.1	18.4
合并时间提升率/%	50.54	48.73	42.59	43.44	40.26

5 结束语

本文提出的基于区域色彩空间和 LBP 算法的图像分割, 充分利用了区域的低层特征, 降低了特征矢量的维数, 减少了区域相似度计算量, 提高了 MSRM 算法中区域合并的执行效率, 且能准确的提取出目标对象的边缘轮廓。

参考文献:

- [1] Siang Tan K, Mat Isa N A. Color image segmentation using histogram thresholding - Fuzzy C-means hybrid approach[J]. Pattern Recognition, 2011, 44(1): 1-15.
- [2] 许凯, 秦昆, 黄伯和, 等. 基于云模型的图像区域分割方法[J]. 中国图象图形学报, 2010, 15(5): 757-763.
- [3] Chen T W, Chen Y L, Chien S Y. Fast image segmentation based on K-Means clustering with histograms in HSV color space[C]// Multimedia Signal Processing, 2008 IEEE 10th Workshop on, Australia: Queensland, IEEE, 2008: 322-325.
- [4] Garcia Ugarriza L, Saber E, Vantaram S R, et al. Automatic image segmentation by dynamic region growth and multiresolution merging[J]. Image Processing, IEEE Transactions on, 2009, 18(10): 2275-2288.
- [5] Ning J, Zhang L, Zhang D, et al. Interactive image segmentation by maximal similarity based region merging[J]. Pattern Recognition, 2010, 43(2): 445-456.
- [6] 孙君顶, 崔江涛, 母小省, 等. 基于颜色和形状特征的彩色图像检索方法[J]. 中国图象图形学报: A 辑, 2004, 9(7): 820-827.
- [7] 付朝霞, 王黎明. 基于 LBP 算子与 EMD 的人脸识别算法[J]. 微电子学与计算机, 2012, 29(12): 163-165.

作者简介:

张竹伟 女, (1988-), 硕士研究生. 研究方向为图像处理. E-mail: zisebeiyuzzw@163.com.

周海英 男, (1962-), 教授, 硕士生导师. 研究方向为视觉认知、模式识别.