

一种基于图的颜色纹理区域分割方法

孟庆涛 龚声蓉 刘纯平 王朝晖

(苏州大学计算机科学与技术学院, 苏州 215006)

摘要 针对传统基于图论的图像分割方法在分割纹理图像或有突变边缘的图像时,分割效果不理想的问题,提出了一种新的基于图论的颜色-纹理区域分割方法,该方法采用分块的小波能量直方图与三阶颜色矩组成块特征向量生成图顶点的集合,同时根据块间距离进行加权,计算块间的相似度,作为图的边权值,再利用最小生成树的方法进行图像分割,方法有效地弥补了传统基于图论的分割方法中的两个问题。实验结果表明,该算法具有良好的分割准确性与鲁棒性。

关键词 图切分 小波能量直方图 图分割 纹理特征

中图法分类号: TP301.6 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2009)10-2092-05

Graph-based Color-texture Region Segmentation

MENG Qing-tao, GONG Sheng-rong, LIU Chun-ping, WANG Chao-hui

(School of Computer Science & Technology, Soochow University, Suzhou 215006)

Abstract Graph cutting is a popular technique for image segmentation. However, it is invalid for images with texture or strong edge. In this paper, we propose a novel segmentation method that graph-based color-texture region segmentation, which overcomes the shortcoming of existing graph-based segmentation method. This method computed feature vector of blocks using color moment, wavelets energy histogram and distance of blocks. Then we segment the image based on a minimal spanning tree. The experimental results show that our method is robust and efficient for image segmentations.

Keywords graph cuts, wavelet energy histogram, texture feature, graph partitioning

1 引言

图像分割是多媒体技术与计算机视觉领域中的一项基本技术,是从图像处理到图像分析的关键步骤。有效合理的图像分割能够为基于内容的视频检索、图像检索、视频编解码、对象分析、运动估计等抽象出十分有用的对象信息,从而使得更高层的图像

理解成为可能,但图像分割技术一直是一个没有得到很好解决的难题。

近些年,基于图论的分割方法成为图像分割的新的热点,产生了很多优秀的基于图论的图像分割算法,同时也有很多问题需要解决。如:文献[1]提出 Minimum cut (Min-cut) 方法试图找到最小的 cut,容易陷入局部极值,易倾向于较小的分割。文献[2]提出的 Average cut 倾向于产生较大的分割。文

基金项目:国家自然科学基金项目(60873116);江苏省自然科学基金项目(BK2009116, BK2009593);江苏省科技支撑计划(工业)项目(BF2009048);江苏省高校自然科学基金项目(07KJD520186);江苏省现代企业信息化应用支撑软件工程技术研发中心开放基金项目(SX200903)

收稿日期:2009-06-30; **改回日期:**2009-07-13

第一作者简介:孟庆涛(1979~),男,苏州大学计算机科学与技术学院计算机应用专业硕士研究生。主要研究方向为图像处理、模式识别。E-mail: fense8000@163.com

通讯作者:龚声蓉, E-mail: shrgong@suda.edu.cn

献[3]中提出的 Min-max cut 方法较好地解决了前面两篇的问题但后处理需要处理很多事件,算法复杂度较高。文献[4]中基于 Graph-cut 提出了 Grabcut 交互式分割方法在选定区域内进行特定对象分割得到了良好的效果。文献[5]很好地解决了收缩偏差(shrinking bias)问题。文献[6]用图论去分割多视角 3 维图像。文献[7]使用混合高斯背景建模方法,提出了一种基于 Graph cut 的能量函数,对视频中的对象进行分割。为了提高传统基于图分割的效率,文献[8]使用 GPU 并行编程的方法使分割时间大大缩减。在众多的基于图论的方法中文献[9]提出 N-cut(normalized cut)方法同文献[10]中提出的 EGBIS(efficient graph-based image segmentation)分割方法是较经典的两种分割方法。

N-cut 是较规范的方法,与其他的基于图的分割方法比较有更好的通用性与分割结果。但求最小 N-cut 是一个 NP-hard(non-deterministic polynomial-time hard)问题^[9],同时这个方法要求解全相似度矩阵的特征向量与特征值,随着图像尺寸的增长,分割效率急剧下降,达不到实际应用的要求^[10]。EGBIS 分割方法是基于图的方法中很有代表性的方法。该方法达到了与 N-cut 方法相当的分割准确率,同时由于采用最小生成树的分割方法,不需要计算特征向量与特征值,计算时间随尺度的增长是线性增加的,因此可以适用于大图像的分割。但该方法也存在着两个主要缺点,(1)EGBIS 方法计算边的权值时采用颜色特征,没有考虑到纹理特征对纹理较丰富的图像分割不理想;(2)同时由于采用的是 8 邻域的像素作为图顶点的邻接顶点,对突变的边缘很敏感。

本文提出了一种基于 EGBIS 算法的新方法,基于图的颜色-纹理区域分割方法(graph-based color-texture region segmentation, GBCTS)。通过与 N-cut, EGBIS 分割方法的实验比较,GBCTS 在具有比 EGBIS 算法更高的执行效率的同时,还解决了 EGBIS 算法对于边缘敏感、对纹理图像分割不好的缺点,提高了图像分割的准确性与鲁棒性。

2 EGBIS 分割算法描述

基于图论的方法可以把图像映射为带权的无向图 $G=(V,E)$,其中 V 是由所有结点 v_i 组成的集合, E 表示顶点 v_i 与 v_j 之间的边 e_{ij} 的集合。根据一

定规则,为每条边计算一个边权值 $w(v_i, v_j)$ 。利用一定的最优化准则使分割结果区域 S 内的边有较低的权值,区域间的边有较高的权值。

2.1 EGBIS 分割方法思想

EGBIS 是一个对区域反复迭代合并的算法,初始时选择每一个像素作为图 G 的一个顶点 v_i ,像素周围的 8 邻域像素作为邻接顶点 v_j ,利用彩色图像两个像素的 RGB 颜色的欧氏距离计算边 e_{ij} 的权值 $w(e_{ij})$ 。对一个分割状态 S^q 下的一个类别 $C \subseteq V$,使用 Kruskal 算法求最小生成树 $MST(C, E)$ 有:

$$Int(C) = \max_{e_{ij} \in MST(C, E)} w(e_{ij}) \quad (1)$$

$$Dif(C_1, C_2) = \min_{e_{ij} \in E} w(e_{ij}) \quad (2)$$

式中, $Int(C)$ 是类内差异, C_1 与 C_2 是两个不同的分割成分, $Dif(C_1, C_2)$ 是类间差异。算法使用一个断言 D 决定是否对连个成分进行合并。

$$D(C_1, C_2) = \begin{cases} \text{true} & \text{如果 } Dif(C_1, C_2) > MInt(C_1, C_2) \\ \text{false} & \text{其他} \end{cases} \quad (3)$$

其中

$$MInt(C_1, C_2) = \min(Int(C_1) + \tau(C_1), Int(C_2) + \tau(C_2)) \quad (4)$$

式中, $\tau(C) = k/|C|$ 是一个与成分大小 $|C|$ 有关阈值函数。

2.2 EGBIS 分割步骤

EGBIS 算法的输入是包含有 n 个顶点和 m 条边的图 $G=(V, E)$,输出是一个顶点集合 V 被分割的结果 $S=(C_1, \dots, C_r)$ 。算法步骤如下:

(1)对边集合 E 进行非降序排序,排序结果为 $E_0=(e_1, \dots, e_m)$,其中, e_i 为排序后的边。

(2)建立初始分割 S^0 ,初始时每个顶点 v_i 作为一个单独的区域。

(3)对于 $q=1, \dots, m$,重复执行步骤(4)。

(4)计算 S^q ,如果 $C_i^{q-1} \neq C_j^{q-1}$,计算断言 $D(C_i^{q-1}, C_j^{q-1})$,如果 D 为 false,则合并区域 C_i^{q-1} 和 C_j^{q-1} 。

(5)返回分割结果 $S=S^m$ 。

3 GBCTS 算法描述

针对传统的基于图论的图像分割方法在分割纹理图像或有突变边缘的图像时,分割效果不理想的问题。本文在 EGBIS 算法的基础上提出的 GBCTS

图像分割算法,新算法保持了 EGBIS 算法的计算效率,因为考虑了纹理特征对纹理图像有很好的鲁棒性,并且解决了 EGBIS 算法中的对突变边缘敏感以及分割纹理图像不理想的问题。

3.1 GBCTS 算法步骤

本文算法将图像分成固定大小的小块,并把块映射为图的顶点集合 V ,利用块内的颜色-纹理特征组成的特征向量计算图中边的权值,最后使用最小生成树方法进行图聚类。具体步骤如下:

(1)将宽为 W ,高为 H 的图像分成固定大小的 $w \times h$ 小块 b_{mn} (其中 $m \leq \lceil W/w \rceil, n \leq \lceil H/h \rceil$) 映射为图的顶点集合 V 。本文实验采用 4×4 大小分块。

(2)提取第 q 块内颜色特征向量 Vec_color_i^q 与块内小波能量直方图 $WEH^q(i)$ 。向量具体求法见 3.2、3.3 节。然后计算块的组合特征向量

$$\text{Vec}^q = \left\{ \begin{array}{l} w_1 \text{Vec_color}_1^q, \dots, w_9 \text{Vec_color}_9^q, \\ w_{10} WEH^q(1), \dots, w_{25} WEH^q(16) \end{array} \right\} \quad (5)$$

(3)重复步骤(2),计算所有块的特征向量。

(4)计算边 (v_i, v_j) 的权重。

$$w(v_i, v_j) = e^{-d_{ij}} \left(\sum_{k=1}^{k=25} (\text{Vec}_k^i - \text{Vec}_k^j)^2 \right)^{\frac{1}{2}} \quad (6)$$

其中 $d_{ij} = \max(m_i - m_j, n_i - n_j)$ 是顶点 v_i 与 v_j 对应的图像块 b_{m_i, n_i} 与 b_{m_j, n_j} 的街道距离。本文采用分块的 48 个邻接分块作为映像图中顶点的邻接顶点。

(5)利用 2.2 节中的分割思路对图聚类分割。

3.2 颜色特征向量提取过程

颜色特征采用颜色一阶矩、二阶中心矩和三阶中心矩。算法分别对彩色图像的 3 个颜色通道分别计算 3 个颜色矩,计算公式如下:

$$\mu^q = \frac{1}{m \times n} \sum_{j=0}^{m \times n} c_j^q \quad (7)$$

$$\sigma^q = \left(\frac{1}{m \times n} \sum_{j=0}^{m \times n} (c_j^q - \mu^q)^2 \right)^{\frac{1}{2}} \quad (8)$$

$$s^q = \left(\frac{1}{m \times n} \sum_{j=0}^{m \times n} (c_j^q - \mu^q)^3 \right)^{\frac{1}{3}} \quad (9)$$

块内的颜色特征组成一个 9 维的特征向量 Vec_color_i^q ,其中 $1 \leq i \leq 9$ 。

3.3 小波能量直方图特征向量提取过程描述

为了提取纹理特征,本文对分块进行小波变换,提取小波能量直方图 $(WEH(i), i = 1, \dots, 16)$ 。小波能量直方图是一种反映能量分布的一阶统计量。为

了计算小波能量直方图首先需要对每个像素点的小波系数进行量化,为了避免小波系数中的极大值与极小值影响,本文采用高斯量化的方法得到 16 级离散的能量值。量化方法如下:

首先计算图像小波系数均值 μ 和标准差 σ ,利用式(10)对小波系数归一化。归一化后小波能量系数 WE 变成一个服从 $N(0,1)$ 分布的 WE^N , WE^N 落在 $[-1,1]$ 区间的概率超过 99%,实际应用中将 $[-1,1]$ 区间外的数据设为 -1 和 1 以保证 WE^N 数据全部落在 $[-1,1]$ 区间。然后根据式(11)把 WE^N 量化为 $0 \sim 15$ 区间的整数,量化结果为 WE^Q 。

$$WE^N = \frac{WE - \mu}{3\sigma} \quad (10)$$

$$WE^Q = \text{round}((WE^N + 1) \times 16/2) \quad (11)$$

式中, $\text{round}()$ 是舍入函数。

根据量化结果,小波能量直方图 $WEH(i)$ 通过计算块内能量等于 i 的像素数目占有所有像素的数目的百分比得到。

本文算法通过对图像分块,并同时考虑 7×7 个分块邻域,有效地解决了 EGBIS 算法中突变边界的问题。同时本文算法采用颜色特征与纹理特征结合的方法,对纹理图像分割有更好的鲁棒性。

4 实验结果与分析

本文从分割效率,主观感觉, RBIR (region-base image retrieval) 系统验证等 3 方面对本文提出的 GBCTS 算法、文献[9]中提出的 N-cut、文献[10]中提出的 EGBIS 方法进行了详尽的比较验证,实验测试分 3 步。

第 1 步采用 4 种不同尺度的图像,每种尺度图像包含 100 幅不同图像,分别使用 3 种算法进行分割测试,计算各 3 种分割算法在每种尺度上所有 100 幅的平均分割时间。表 1 给出了 3 种分割算法的效率比较。实验计算机硬件环境: Cpu, 奔腾 4, 3.0 GHz, 内存为 1.5 G。可以看出, EGBIS 与 GBCTS 方法分割时间基本是随图像尺寸增长成线性比率增加,同时 GBCTS 平均分割事件不到 EGBIS 方法的二分之一。N-cut 方法分割速度慢,并随图像尺寸增加计算时间增加非常明显。当图像尺寸超过 512×512 时,就无法计算特征值与特征向量。因此 N-cut 算法只能应用于较小图像分割。

表 1 不同分割方法的分割时间对比

Tab. 1 Comparison of different segmentation methods

单位:s

图像尺寸(像素)	分割方法		
	N-cut	EGBIS	GBCTS
128 × 128	11.153	0.587	0.231
256 × 256	60.50	2.392	1.027
512 × 512	—	10.681	4.494
1 024 × 1 024	—	45.795	17.388

第 2 步用人的主观判断来判断分割的结果。图 1、图 2 列举了对两个不同类型图像的分割结果。图 1 给出了具有突变边缘的 bus 图像的分割结果。如图 1(b)与图 1(c)显示 N-cut 与 EGBIS 对细小的突变直线很敏感,对于巴士的窗口部分分割的不好。

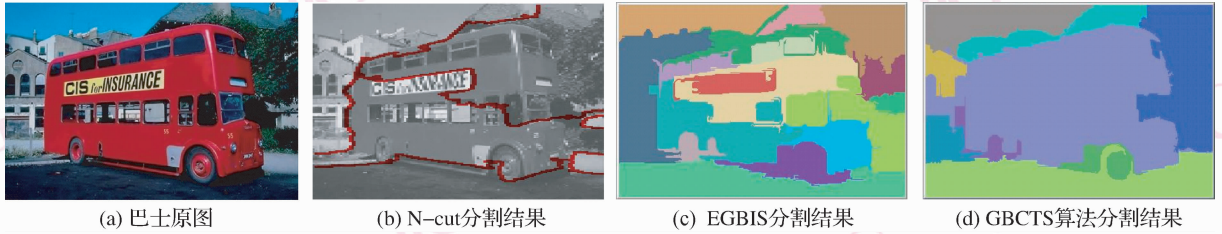


图 1 巴士的分割结果比较

Fig. 1 Performance comparison of segmentation result

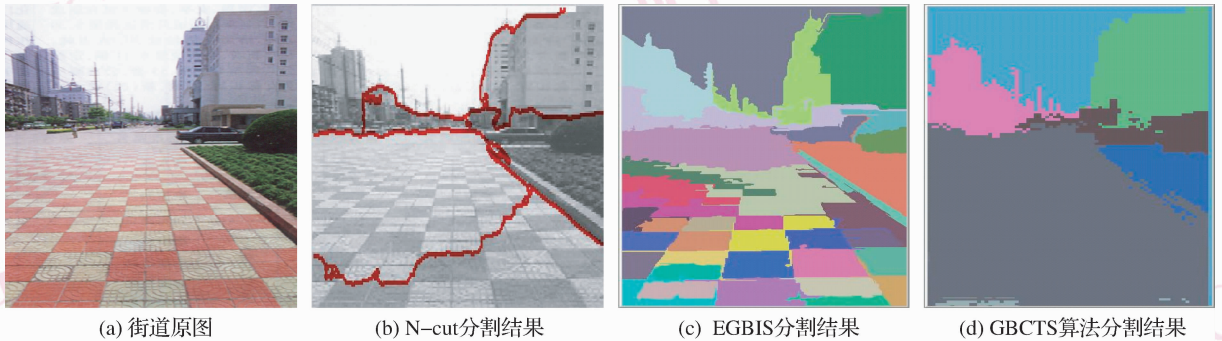
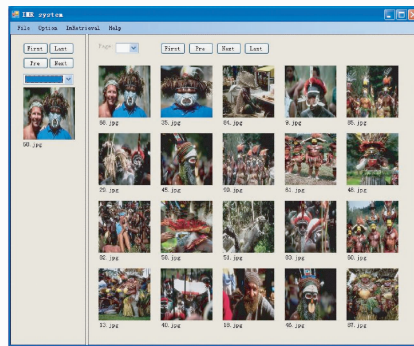


图 2 街道图像的分割结果比较

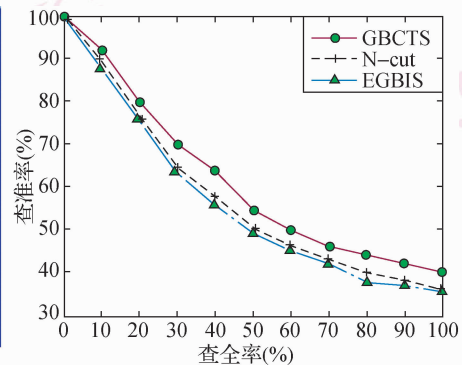
Fig. 2 Performance comparison of segmentation result



(a) 图像库图像举例



(b) 检索结果样例



(c) 3种分割方法的检索查全率-查准率曲线图

图 3 基于区域图像检索结果

Fig. 3 Result of RBIR

图 1(d)显示了本文算法很好地把巴士的整体分割出来。可以看出,对于这类有对象内部有突变边缘的图像,N-cut 与 EGBIS 算法都存在一定的问题,误分割现象严重,而本文提出的 GBCTS 算法对这种突变边缘有很好的鲁棒性。

图 2(a)是一个纹理较丰富的街道图像。图 2(b)与图 2(c)分别是 N-cut 与 EGBIS 方法的分割结果,图 2(d)是本文提出的 GBCTS 算法分割结果。可以看出,这两种算法遇到纹理丰富图像或边界突变分割效果就变得很差,而本文提出的 GBCTS 算法由于采用分块的多邻域方式,并采用了纹理与颜色特征与分块位置关系,因此对纹理图像同样具有很好的鲁棒性。

第 3 步在基于区域图像检索 (RBIR) 系统中验证本文算法在实际应用中的有效性。RBIR 系统根据文献 [12] 给出的实验框架开发。测试图像库使用 Wang 的网站^[11] 提供的测试图像库, 包含 africans, beach, architecture, buses, dinosaurs, elephants, flowers, horses, mountain, foods 共 10 类, 每类 100 幅共 1 000 幅图像的图像。统计检索的平均查全率和查准率。查准率 $precision = n/T$, 查全率 $recall = n/N$, 其中 N 为人眼主观从图像数据库中找到的与待检索图像 Q 相关的图像数量, T 检索系统自动检索出的所有图像数量, n 是检索到的相关图像数量。最后计算 1 000 幅图像的平均查全率和查准率。下面给出了实验具体步骤与实验结果。

实验步骤: (1) 分别使用 3 种分割方法进行区域分割; (2) 提取区域内的 HSV 空间颜色直方图与小波能量直方图特征作为区域特征; (3) 与事先提取好的特征库中的特征向量进行比较, 判断检索的准确率。图 3 (a) 列举了一些检索图像样例, 图 3 (b) 给出了一个检索结果样例。图 3 (c) 给出了 1 000 幅图像检索的平均查全率-查准率图。可以看出, 使用本文算法进行区域分割后的 RBIS 系统的在查全率相同情况下, 平均查准率有一定的提高。

以上 3 步的实验结果表明, 对于自然图像的分割, 本文算法有较好的分割结果与鲁棒性。很好地解决了传统基于图论的分割方法中对纹理丰富的图像分割效果不好, 以及分割时对边缘敏感的问题。

5 结 论

针对传统基于图论的图像分割方法对于纹理图像与具有强边缘图像分割不理想的问题。本文提出的 GBCTS 算法是一种基于图的颜色特征、纹理特征以及分块间位置关系的区域分割算法。实验表明, 本文算法很好地解决了上述两个问题的同时, 还提高了分割的效率。在 RBIR 系统中的实验比较也表明, 在实际应用中, GBCTS 也同样表现出了很好的

鲁棒性。得到了比使用传统基于图论的分割算法的 RBIS 系统获得了更高的准确率与查全率。

参考文献 (References)

- 1 Wu Z, Leahy R. An optimal graph theoretic approach to data clustering: theory and its application to image segmentation [J]. IEEE Transactions on PAMI, 1993, **15**(11): 1101-1113
- 2 Sarkar S, Quantitative K L. Measures of change based on feature organization: eigenvalues and eigenvectors [J]. Computer Vision and Image Understanding, 1998, **71**(1): 110-136
- 3 Ding C, Ren X F, Zha H, et al. Spectral min-max cut for graph partitioning and data clustering [A]. In: Proceedings of the IEEE International Conference on Data Mining [C], Los Alamitos, CA, USA, 2001: 107-114
- 4 Rother C, Kolmogorov V, Blake A. "GrabCut"-interactive foreground extraction using iterated graph cuts [J]. ACM Transactions on Graphics, 2004, **23**(3): 309-314
- 5 Vicente S, Kolmogorov V, Rother C. Graph cut based image segmentation with connectivity priors [A]. In: Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR08) [C], Anchorage, Alaska, USA, 2008.
- 6 Campbell N, Vogiatzis G, Hernandez C, et al. Automatic 3D object segmentation in multiple views using volumetric graph-cuts [A]. In: Proceedings of the British Machine Vision Conference [C], University of Warwick, Warwick, UK, 2007, **1**: 530-539.
- 7 Tang Zhen, Miao Zhen-jiang. Fast Background subtraction using improved GMM and graph cut [A]. In: Proceedings of Congress on Image and Signal Processing [C], Hainan, China, 2008: 181-186.
- 8 Vineet V, Narayanan P J. CUDA-Cuts: Fast graph cuts on the GPU [A]. In: Proceedings of the CVPR Workshop on Visual Computer Vision on GPUs [C], Anchorage, Alaska, USA, 2008.
- 9 Shi J, Malik J. Normalized cuts and image segmentation [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2000, **22**(8): 888-905.
- 10 Felzenszwalb P F, Huttenlocher D P. Efficient graph-based image segmentation [J]. International Journal of Computer Vision, 2004, **59**(2): 167-181.
- 11 Wang J Z. Test database used in SIMPLiCity paper [EB/OL]. <http://wang.ist.psu.edu/IMAGE/>, 2005-08-16/2009-07-10.
- 12 Jing Feng, Li Ming-jing, Zhang Hong-jiang, et al. "An efficient and effective region-based image retrieval framework" [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2004, **13**(5): 699-708.