

DOI: 10.7652/xjtuxb201402004

利用超图图割的图像共分割算法

袁飞¹, 朱利², 张磊³

(1. 西安交通大学电子与信息工程学院, 710049, 西安; 2. 西安交通大学软件学院, 710049, 西安;
3. 北京理工大学计算机学院, 100081, 北京)

摘要: 针对基于传统图割的图像共分割算法存在计算复杂度高而导致分割效率低的问题,提出了一种基于超图的图像共分割算法,利用超图能更简洁有效地代表图像中特征关系的特性来提高图像共分割的效率。该算法首先对具有相似前景的 2 幅图像分别进行 Mean-shift 过分割,并将得到的过分割区域分块作为超图的节点;然后利用分块的颜色直方图计算所有分块间的相似性,并将相似的分块对应的相似节点集合和单幅图像中相邻节点集合作为超边并计算其权值,构造超图;最后利用基于谱分析的近似算法求解超图归一化分割问题,获得图像对的共分割结果。实验结果表明,所提算法相比于单幅图像的归一化分割算法以及基于传统图割的图像共分割算法具有更好的分割效果,同时分割时间缩短至少 45%。

关键词: 图像共分割;图割;超图;谱分析

中图分类号: TP391.41 **文献标志码:** A **文章编号:** 0253-987X(2014)02-0020-05

An Image Co-Segmentation Algorithm Using Hyper-Graphcut

YUAN Fei¹, ZHU Li², ZHANG Lei³

(1. School of Electronics and Information Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China;
2. School of Software Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China;
3. School of Computer, Beijing Institute of Technology, Beijing 100081, China)

Abstract: An image co-segmentation algorithm using hyper-graphcut is proposed to improve the efficiency of image co-segmentation algorithms based on traditional graph-cut for the high computational complexity in optimizing energy functions. The algorithm bases on the property that hyper-graphs represent the relationship among images better. Mean-shift over-segmentation is applied to the input image pair to obtain image patches and these patches are then expressed as the nodes of a hyper-graph. Then the similarities between patches are calculated through their color histogram features, and the collections of similar patches and their neighbor patches are set as hyper-edges and a hyper-graph is constructed. The spectral analysis algorithm is performed on the constructed hyper-graph to obtain the final co-segmentation result of the image pair. Experimental results and comparisons with the normalized-cut of single image and the co-segmentation algorithm based on graph-cut show that the proposed algorithm has a notable improvement on image co-segmentation efficiency with a calculation cost reduction at least 45%.

Keywords: image co-segmentation; graph-cut; hyper-graph; spectral analysis

单幅图像分割是计算机视觉领域的一个难题。完全非监督的图像分割算法依赖于图像的局部特征

而缺少图像内或图像间的邻域域信息,使得图像分割的结果不佳;监督或半监督的图像分割算法虽然能获得较好的结果,但是通常依赖于大量的人为标注训练数据,且图像分割的速度通常很慢^[1]。因此,近年来解决单幅图像分割的图像共分割就成为新的研究热点。图像共分割是指从具有相同或者相似目标的 2 幅或者多幅图像中通过聚类算法^[2-6]来分割出目标。相对于单幅图像的分割,共分割对多幅相似图像同时进行处理,引入了更多的先验信息(例如多个目标的相似性等),所以能更准确有效地完成图像内容的分割任务。

在图像分割算法中,基于图割的图像分割技术是研究广泛的热点问题之一。其基本思想是将图像映射为图,通过对所构造的图的聚类,完成对图像的分割。同其他图像分割技术一样,基于图割的图像分割技术也可以应用于图像共分割问题上,且相比传统方法具有更好的分割结果。文献[2]采用对输入图像潜在前景直方图的 L_1 距离来衡量前景差异,并作为全局约束加入基于马尔科夫随机场(MRF)的能量函数,通过优化能量函数的方法来实现图像共同前景的分割,但能量函数的优化求解过程的计算复杂度相对较高,使得算法耗费时间较长,同时其分割效果并不理想。文献[3]同样采用输入图像潜在前景直方图距离作为前景差异,利用最大流最小割的算法对优化问题求解,提高了分割的效率,但其算法基于图像像素计算,计算复杂度仍然很高。文献[6]首先通过对图像的归一化分割和基于核的方法进行分割,然后根据分块相似性建立优化问题能量函数,通过降低节点数目来提高算法效率,但预处理所耗费的时间较长。Huang 等借助图像共分割的思想实现高效的重复前景物体分割^[7]和视频分割^[8],但构造的图比较复杂,无法有效表示图像和视频场景中的共性对象,从而不利于高效求解。目前基于图割的图像共分割算法都是在传统简单图的基础上对图像进行表示,需要引入更多的特征信息,从而增加了优化过程的计算复杂度。本文引入超图模型替代传统简单图,可以更好地对图像内和图像间的相关关系进行表达,同时通过降低图构造的复杂度和维度来降低算法计算的复杂度,从而达到提高分割算法效率的目的。

1 超图模型介绍

Berge 于 1970 年第一次提出超图并对其进行系统的阐述^[9],其初衷是表示多端子网络所联成的

超网络的拓扑结构。超图理论已经在计算机科学和人工智能领域得到长足发展。

设 $G = \{V, E\}$ 为超图,其中 $V = \{v_1, v_2, \dots, v_n\}$ 为超图节点集, $v_j \in V$ 为超图节点, $E = \{e_1, e_2, \dots, e_m\}$ 为超边集, $e_i \in E$ 为超边,且满足

$$\bigcup_{e_i \in E} e_i = V, \quad i = 1, 2, \dots, m \quad (1)$$

超图可由一个 $m \times n$ 的矩阵 H 表示,称 H 为超图的关联矩阵。 $h(i, j)$ 表示矩阵 H 中第 i 行第 j 列的元素,定义为

$$h(i, j) = \begin{cases} 1, & v_j \in e_i \\ 0, & v_j \notin e_i \end{cases} \quad (2)$$

若给第 i 条超边赋予权值 $\omega(e_i)$,则对角矩阵 W 表示超边权值矩阵,且对角线上第 i 个元素为 $w(e_i)$ 。令 D_v 表示节点度的对角阵,对角线上第 i 个元素表示节点 $v_j \in V$ 的度定义为

$$d(v_j) = \sum_{e_i \in E} \omega(e_i) h(i, j) \quad (3)$$

令 D_e 表示超边度的对角阵,对角线上第 i 个元素表示超边 $e_i \in E$ 的度定义为

$$\delta(e_i) = \sum_{v_j \in V} h(i, j) \quad (4)$$

超图克服了简单图只能表示 2 个顶点之间的双向关系的缺点,可以表示多个顶点之间的局部聚合信息,这样就能完整地描述客观世界中数据间的复杂多重的相关关系。图像作为一种数据形式,其中包含了大量的特征,可以提取高维特征来代表图像。对于图像分割来说,用简单图映射图像,只能保留每 2 个像素或分块间的相关关系,而实际上它们间的相关关系是十分复杂的,这势必导致信息的丢失;超图可以同时表示像素或分块在局部邻域与多个像素或分块间的多重相关关系,从而保留了更多的特征信息。超图表示示例如图 1 所示。

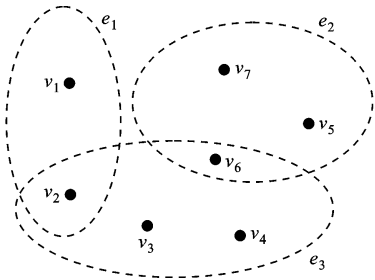
从图 1b 可以看出,超图能表示任意数目的节点间的相关关系,即包含在同一超边内的节点相互关联。超图能更好地表示多个数据之间的相关性,同时使得数据的表达更加简单。因此,利用超图对图像进行映射,可以对图像中局部或者全局信息进行更简单完备的进行表达,从而提高图像分割的效率。

2 算法介绍

利用超图图割的共分割算法将图像以超图的形式来表达,首先对具有相似前景的 2 幅图像分别进行 Mean-shift 过分割,并将得到的过分割区域分块作为超图的节点;然后利用分块的颜色直方图计算

	e_1	e_2	e_3
v_1	1	0	0
v_2	1	0	1
v_3	0	0	1
v_4	0	0	1
v_5	0	1	1
v_6	0	1	1
v_7	0	1	0

(a) 超图邻接关系



(b) 超图图形化表达

图 1 超图表示示例

所有分块间的相似性,并将相似的分块对应的相似节点集合和单幅图像中相邻节点集合作为超边并计算其权值,构造超图;最后利用基于谱分析的近似算法求解超图归一化分割问题,获得图像对的共分割结果。

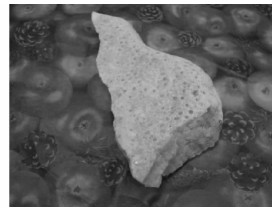
2.1 Mean-shift 过分割处理

在图像至超图的映射过程中,一般选用图像的单像素、超像素或者区域分块作为节点。本文采用 Mean-shift 算法^[10]先对图像进行过分割的预处理,将得到的分割分块作为超图节点,如对图 2a、2b 分别进行过分割,得到的结果如图 2c、2d 所示。Mean-shift 算法先在特征空间中算出当前点的偏移均值,将该点移动至其偏移均值处,然后以此为新的起始点,重复上述移动,直到满足一定的收敛条件结束。采用 Mean-shift 算法对图像进行预处理,能很好的保持目标局部的一致性,从而提高共分割结果的质量;同时,能降低超图的节点数目,从而降低超图分割的计算复杂度,提高分割的效率。

2.2 超图构造

将 2 幅图像分别做预分割处理,得到每个分块作为超图的节点,通过节点的某种相邻关系,例如欧式空间的相邻、特征相似等,将这些节点划为一个集合作为超边,如图 3 所示。具体构造过程如下。

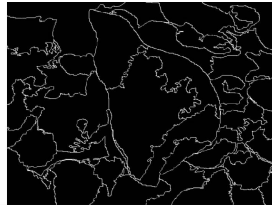
在同一幅图像中,将空间相邻的 2 个分块划为



(a) 原始图像 1



(b) 原始图像 2

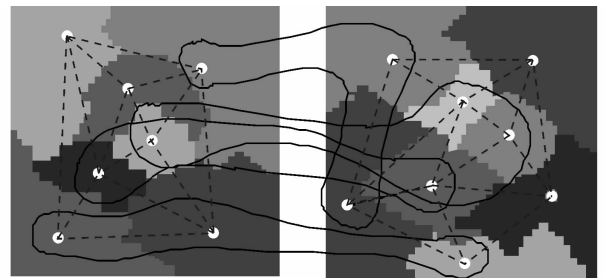


(c) 图像 1 过分割结果



(d) 图像 2 过分割结果

图 2 图像过分割实例



虚线表示图像内相邻节点的超边;
实线表示图像间相似节点的超边

图 3 图像对超图构造

一个超边。分块相邻也就是在 2 个分块中存在像素点 4 相邻。这样就将 2 幅图像分别构造了 2 个独立的超图。由于在不同的图像中,相似区域的空间位置一般不会保持不变,故不能采用上面的分块空间相邻的方法将不同图像的分块联系起来,而超边可以理解为由具有某种一致性的节点的集合,这样就可以将分块的特征将相似度较高的分块划为一个超边集合,利用分块的 R 、 G 、 B 颜色直方图判断其相似性。 H_1 、 H_2 分别为 2 幅图中的某一分块的归一化 R 、 G 、 B 颜色直方图, $H_l = [H_{l,1}, H_{l,2}, H_{l,3}]$, $l = 1, 2$, 其中 $H_{l,k}$, $k = 1, 2, 3$ 表示分块 l 颜色直方图的 k 分量,计算 (H_1, H_2) 的 Chi 距离 $d(H_1, H_2)$ 作为分块的相关系数,即

$$d(H_1, H_2) = \sum_k \frac{(H_{1,k} - H_{2,k})^2}{(H_{1,k} + H_{2,k})^2} \quad (5)$$

由式(5)可知,分块相似度越高,相关系数越小。故将相关系数小于 0.1 的分块作为相似分块,否则为非相似分块。然后将 2 幅图中相似的分块集合划为一个集合,该集合则可以作为联系 2 幅图的一条超边,从而构造超图。

由于分块相似性判断方法是基于分块的颜色直方图,则计算超边权值的时候也采用分块的颜色信息进行计算。 C_m 、 C_n 分别代表分块 m 、 n 的 R 、 G 、 B 颜色均值,则定义 C_m 、 C_n 的相似度为

$$s_{mn} = \begin{cases} \frac{1}{1 + \alpha \|C_m - C_n\|^2}, & m \neq n \\ 0, & m = n \end{cases} \quad (6)$$

式中: α 为 0 到 1 的系数。

在超图中,对相关性越强的节点,其所属的超边具有更大的权值。选择超边中图像分块间相似度的最大值作为超边的权值。由于通过直方图相关性判断得到的超边中的图像分块具有更强的相关性,故对其权值乘上权值系数 λ ($\lambda > 1$) 后作为该超边的权值。权值系数越大,表示通过直方图相关性判断得到的超边中的图像分块的相似性在超图中得到了强调,尤其减小了由前景背景分块过于相似造成的对共分割结果的影响,得到更好的共分割结果。

2.3 超图分割

根据上述方法将图像对构造为对应的超图,本文采用超图归一化分割算法^[9]对其进行分割。假设节点子集 $S \subset V$, S_c 表示 S 的补集。 Ω 表示超图边界包含的被分割的超边集合,将超图分割为 S 、 S_c 两部分

$$\Omega = \{e \in E \mid e \cap S \neq \emptyset, e \cap S_c \neq \emptyset\} \quad (7)$$

式中: e 为任意超边,超图的分割可以定义为

$$\text{vol}\Omega = \sum_{e \in \partial S} w(e) \frac{|e \cap S| |e \cap S_c|}{\delta(e)} \quad (8)$$

式中: vol 表示图的分割。

超图 G 的归一化分割则可以定义为

$$\arg \min_{\emptyset \neq S \subset V} \text{vol}G = \text{vol}\Omega \left(\frac{1}{\text{vol}S} + \frac{1}{\text{vol}S_c} \right) \quad (9)$$

这是一个 NP-hard 的优化问题,根据文献^[11]可以被松弛为一个实值优化问题。根据文献^[9]求解,可以采用谱分析的近似算法,定义超图的拉普拉斯矩阵为

$$\mathbf{A} = \mathbf{I} - \mathbf{D}_v^{-1/2} \mathbf{H} \mathbf{W} \mathbf{D}_e^{-1} \mathbf{H}^T \mathbf{D}_v^{-1/2} \quad (10)$$

由文献^[9]可以知道超图拉普拉斯矩阵最小非零特征值对应的特征向量即为该实值优化问题的最优解,即该特征向量对应一个超图的二值划分,其第 N 列的数大于 0 时,则对应标号为 N 的分块为前景分块,反之,则属于背景分块,从而通过对超图的归一化分割,得到对图像对的前景背景共分割的结果。

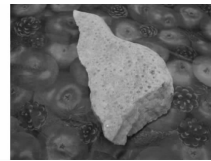
3 实验结果分析

为了验证本文分割提出算法的有效性,对 MSCR

数据集^[4]和 FlickrMFC 数据集^[12]中的部分图像进行了共分割实验。作为对比,将本文算法的实验结果与单幅图像的归一化分割算法^[11]以及共分割算法^[6]进行了比较。

实验中所用的机器配置如下:AMD 速龙双核 CPU,2 GHz 主频,2 GB 内存,32 位操作系统。Mean-shift 算法中 2 个参数的选择为:位置空间带宽 5,颜色空间带宽 5。图像间超边相似度计算系数 $\alpha = 0.1$,超边的权值系数 λ ,在实验中取 $\lambda = 2$ 。

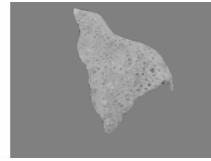
图 4 为本文算法及对比算法的图像分割实验结果。从实验结果来看,本文算法在实验中能更好地对图像进行共分割。由于本文算法首先基于 Mean-shift 算法进行预分割处理,所以最后的分割结果对于目标的完整性保持得较好。文献^[11]算法为单图归一化分割,对 2 幅图像分别进行分割,没有引入图像间分块的相关关系作为相似性约束,因此分割误差较大。文献^[6]算法基于像素进行共分割处理,没有预先对图像中局部连通的区域进行聚类,最终共分割结果中产生了相应误差。



(a) 原始图像 1



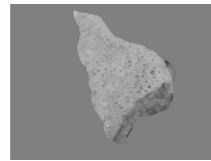
(b) 原始图像 2



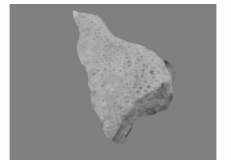
(c) 对图像 1 的归一化分割结果



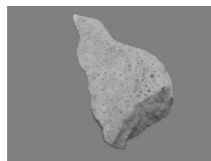
(d) 对图像 2 的归一化分割结果



(e) 文献^[6]算法对图像 1 的过分割结果



(f) 文献^[6]算法对图像 2 的过分割结果



(g) 本文算法对图像 1 的共分割结果



(h) 本文算法对图像 2 的共分割结果

图 4 共分割实验结果对比

超边权值系数 λ 对分割结果有较大的影响。图 5 所示为图像对中的一幅图像以及在不同权值系数下的分割结果。从实验结果来看,随着权值系数的增大,图像分割的结果能更好地将较为相似的前景与背景分块分割开来,得到更好的分割结果。

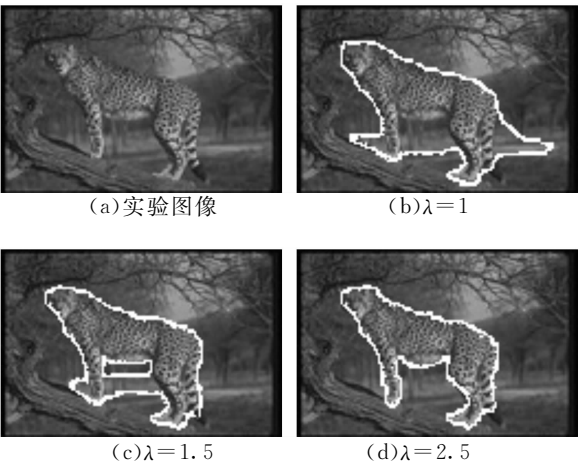


图 5 超边权值系数 λ 对实验结果的影响

实验的时间对比如表 1 所示。算法均选择采用颜色特征实现分割。本文算法与文献[6]算法相比,求解优化问题的计算复杂度降低,分割所需时间减少。文献[11]算法对每一幅图像单独进行归一化分割,本文算法与文献[11]算法相比,由于是对 2 幅图像同时进行分割,因而分割所需的时间减少了。从实验结果来看,本文算法相较于对比算法,其共分割的效率明显提高,分别为文献[6]和[11]算法所需时间的 4%~10%、32%~55%。本文算法所耗的时间主要在 Mean-shift 预处理过程。

表 1 采用 3 种算法对 4 组图像对进行共分割所需时间比较

算法	<i>t/s</i>			
	Stone	Flower	Duck	Butterfly
本文算法	9.75	7.32	5.48	3.69
文献[11]算法	97.36	95.30	92.05	88.67
文献[6]算法	17.36	15.32	12.77	11.24

4 总 结

本文针对基于传统简单图割算法的图像共分割方法效率低的问题,提出了一种基于超图模型的图像共分割算法。利用 Mean-shift 预分割所得到的分块作为节点,将相似的分块和相邻的分块划为一个超边子集,从而构造超图。然后,利用超图的归一

化分割算法对所构造的超图进行划分,从而得到最终的图像共分割结果。实验结果表明,本文方法在分割质量和计算效率上均有很大的提高。然而,本文算法仍然存在一些需要进一步完善的地方,例如共分割结果对 Mean-shift 初始分割结果的要求较高,分块数不能过多,同时为了保证共分割的质量,分块必须保持良好的独立性等。此外,如何简单高效地判断并计算分块间的相似性是算法的关键,还有待进一步研究。

参考文献:

[1] 林开颜, 吴军辉, 徐立鸿等. 彩色图像分割方法综述 [J]. 中国图象图形学报, 2005, 10(1): 1-10.
LIN Kaiyan, WU Junhui, XU Lihong. A survey on color image segmentation techniques [J]. Journal of Image and Graphics, 2005, 10(1): 1-10.

[2] ROTHER C, MINKA T, BLAKE A, et al. Cosegmentation of image pairs by histogram matching-incorporating a global constraint into MRFs [C]// Proceedings of 2006 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2006: 993-1000.

[3] HOCHBAUM D S, SINGH V. An efficient algorithm for co-segmentation [C]// Proceedings of 2009 IEEE 12th International Conference on Computer Vision. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2009: 269-276.

[4] CHANG K Y, LIU T L, LAI S H. From co-saliency to co-segmentation: an efficient and fully unsupervised energy minimization model [C]// Proceedings of 2011 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2011: 2129-2136.

[5] VICENTE S, ROTHER C, KOLMOGOROV V. Object cosegmentation [C]// Proceedings of 2011 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2011: 2217-2224.

[6] JOULIN A, BACH F, PONCE J. Discriminative clustering for image co-segmentation [C]// Proceedings of 2010 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2010: 1943-1950.

[7] HUANG Hua, ZHANG Lei, ZHANG Hongchao. RepSnapping: efficient image cutout for repeated scene elements [J]. Computer Graphics Forum, 2011, 30 (7): 2059-2066.

(下转第 37 页)