

DOI:10.11830/ISSN.1000-5013.201706027



# 块聚类的协同显著性检测

杨麟, 杜吉祥, 聂一亮

(华侨大学 计算机科学与技术学院, 福建 厦门 361021)

**摘要:** 针对复杂背景的多图像显著性检测问题,提出一种基于块聚类的多图像协同显著性检测方法.该方法通过构建多图像间共同对象的关联性,利用块聚类计算 4 种显著性测度并融合,获得较好的协同显著性检测效果.实验结果表明:基于块聚类的协同显著性检测方法能够有效提高检测精度,且鲁棒性较高.

**关键词:** 协同显著性检测; 协同分割; 块聚类; 显著性测度; 测度融合

**中图分类号:** TP 391      **文献标志码:** A      **文章编号:** 1000-5013(2018)03-0445-06

## Co-Saliency Detection Using Patch-Cluster

YANG Lin, DU Jixiang, NIE Yiliang

(College of Computer Science and Technology, Huaqiao University, Xiamen 361021, China)

**Abstract:** For the co-saliency detection problem in multiple images with complex background, this paper put forward a co-saliency detection method for multiple images which based on patch-cluster. This method constructing the correlation of the common objects between images, and using block clustering to calculate four kinds of saliency measurement and fused to get a better co-saliency detection effect. Experimental results show that the co-saliency detection method which based on patch-cluster can effectively improve the detection accuracy, and the have higher robustness.

**Keywords:** co-saliency detection; co-segmentation; patch clustering; saliency cue; cue fused

目前应用较多的显著性检测算法基本是对单图像进行显著性检测<sup>[1]</sup>,然而,随着图像数据量的增加,需要在许多有关联性的图像中找到感兴趣的共同目标<sup>[2]</sup>.因此,多图像的协同显著性检测成为研究热点<sup>[3]</sup>.现有的显著性检测算法大致可以分为两类:自底向上和自顶向下<sup>[4-6]</sup>.Itti 等<sup>[7]</sup>提出一种模拟生物视觉注意机制的算法,但该算法模型只对于自然图像的效果较好.田明辉<sup>[8]</sup>提出一种适用于自然场景的视觉显著度模型.对于较为复杂的图像,Hou 等<sup>[9]</sup>和 Guo 等<sup>[10]</sup>利用图像频域的统计特性计算图像显著性,但是,如果采用数据规模较大的图像集时,直接使用协同显著性检测方法,效果一般并不理想.针对复杂背景的多图像显著性检测问题,本文提出基于块聚类方法的协同显著性检测方法.

## 1 检测算法的实现

### 1.1 算法流程

基于块聚类的协同显著性目标检测算法是一种结合人类视觉对显著性物体的注意机制与多图像间

**收稿日期:** 2017-06-12

**通信作者:** 杜吉祥(1977-),男,教授,博士,主要从事模式识别与图像处理的研究. E-mail:jxdu@hqu.edu.cn.

**基金项目:** 国家自然科学基金资助项目(61673186, 61370006, 61502183);福建省自然科学基金资助项目(2013J06014, 2014J01237);华侨大学中青年教师科研提升资助计划项目(ZQN-YX108);华侨大学研究生科研创新培育计划资助项目(1511314025)

关联性的目标检测算法,算法流程如图 1 所示.

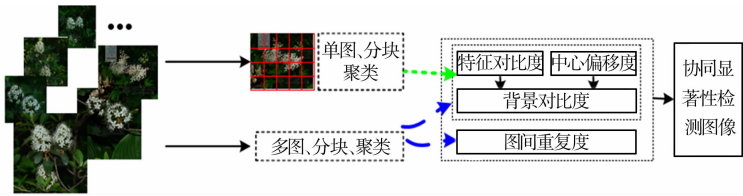


图 1 目标检测算法流程图

Fig. 1 Target detection algorithm flow chart

对图像集合中的所有图像进行分块操作,将每张图像分为  $M \times N$  的小块,经实验研究  $2 \text{ px} \times 2 \text{ px}$  的小块效果最好.分块后,取块内的像素平均值作为这个块的特征,对所有块进行聚类,聚类方式采用 K-means 方法,即在单图像与多图像显著性检测中都先进行块聚类.经过多次实验分析,在聚类时,获得较好结果的聚类数目  $K$  为

$$K = \begin{cases} 20, & 3i \geq 20, \\ 3i, & 3i < 20. \end{cases} \quad (1)$$

式(1)中: $i$  为图象数目.

初始化类中心一般采用随机或猜测的方式,采用随机的方法实现简单,但聚类的质量往往比较差.因此,块聚类的协同显著性检测先使用层次聚类,从层次聚类中提取  $K$  个簇,并用这些簇的质心作为初始质心.聚类完成以后,进行单图像的测度计算与多图像的测度计算.首先,对单图像进行特征对比度、中心偏移度、背景对比度 3 种测度的计算,并将这 3 种测度进行融合,得到单图像显著性图像.然后,对多幅图像进行协同测度的计算,在特征对比度、中心偏移度、背景对比度 3 种测度的基础上,加入图间重复度测度,以加强多图像间目标关联性的约束.将计算完的 4 种测度进行融合,得到多图像显著性图像.将计算得到单图像显著性图像与多图像显著性图像进行融合,得到最终的协同显著性图像.这里的融合方法采用较为简单快捷的乘性融合.

1.2 特征对比度

块聚类后的每一类结果的特征对比度可以定义为该类中所有的块与其他类别的块差异之和,如果差异越大,则该值越大.特征对比度的优势在于即使一个类的特征相对较少,特征对比度也会比较显著;相对的,如果一个类的块数目越多且相似度越大,则特征对比度越大.

类  $c^k$  特征对比度  $w^c(k)$  定义为类  $c^k$  与其他所有类的特征对比差,即

$$w^c(k) = \sum_{i=1, i \neq k}^k \left( \frac{n^i}{N} \| u^k - u^i \|_2 \right). \quad (2)$$

式(2)中: $L_2$  范数为特征空间的距离; $n^i$  为聚类结果类  $c^k$  的块数目; $N$  为所有图像的块数目.

特征对比度  $w^c(k)$  表明,越大的类具有越大的影响.但是,特征对比度在图像背景较为复杂及目标对象和背景较为相似这两种情况下容易受到干扰.

1.3 中心偏移度

在人类视觉注意机制中,对图像中心的目标对象关注度总是比对图像边缘的对象关注度高很多,这种情况被称为中心偏移准则.采用中心偏移准则测量所要检测的目标对象类在多幅图像中的全局分布.在块聚类的基础上,中心偏移测度可以通过各类别中所有块的中心位置与图像中心位置的欧式距离进行定义.该测度将块的位置信息加入计算,可以获得图像的中心偏移约束.中心偏移测度能去除复杂背景,尤其是远离图像中心的干扰性背景,采用特征对比度与中心偏移度结合的算法可以有效区分目标对象和相似背景的区域.

类  $c^k$  的中心偏移测度值定义为类中各个块中心位置与块所在的图像中心的欧氏距离的平均值.为了使离图像中心更近的块具有更高的权重,采用高斯核函数计算图像块之间的欧式距离,即

$$w^c(k) = \frac{1}{n^k} \sum_{j=1}^M \sum_{i=1}^M [N(\| z_i^j - o^j \|^2) \cdot \delta[b(p_i^j) - c^k]]. \quad (3)$$

式(3)中:归一化参数  $n^k$  为类  $c^k$  的块数目; $N(\cdot)$  为高斯核函数,函数方差设置为图像半径; $p_i^j$  为第  $j$

张图像中的第  $i$  个块;  $z_i^j$  为块  $p_i^j$  在图像中的位置;  $o^j$  为第  $j$  张图像的图像中心;  $b(p_i^j)$  为块到类的映射函数, 表示块  $p_i^j$  所在的类;  $\delta(\cdot)$  为 Kronecker delta 方程, 用于区别块是否属于当前类, 即当块  $p_i^j$  属于类  $c^k$  时,  $\delta[b(p_i^j) - c^k]$  输出为 1; 否则, 输出为 0.

1.4 背景对比度

基于基本的图像原则, 图像拍摄者通常会将关注的目标对象放于图像中心位置. 据此做出假设: 图像的背景区域有很大的几率为图像的边缘区域, 同时, 背景区域不单分布于边缘区域, 也会分布在其他位置, 但是背景区域和显著性区域的特征差别很大. 因此, 背景对比度算法可以通过估计的背景区域同图像的每个区域之间的对比度来计算它的显著值. 在特征对比度和中心偏移度协同检测下, 可以得到可能的背景区域, 在此基础上, 通过计算每个聚类结果中所有块的背景对比度来度量该区域的显著性. 令  $R$  表示输入图像所有属于估计的图像目标(前景)的块集合,  $B$  表示所有属于估计的图像背景的块集合, 则每个图像块的背景对比度可以计算为该图像块和所有属于估计的背景区域图像块的加权背景对比度之和, 即

$$w^b(r_j) = f(r_j, b_k) = \sum w^s(r_j, b_k) w^c(r_j, b_k). \tag{4}$$

式(4)中:  $w^c(r_j, b_k)$  为图像目标块  $r_j$  和属于估计的图像背景的块  $b_k$  之间的对比度;  $w^s(r_j, b_k)$  是在对比度计算中的全局权重值引入空间距离关系, 将其设定为块与估计的显著性区域的中心距离, 所以当块和估计的显著性区域的中心距离越远, 显著性值就越低, 这可去除那些和目标对象特征相似的干扰背景.

1.5 图间重复度

一个目标块在多张图像中出现的频率是这个目标对象块的重重复度. 多图间的块聚类本身就反映了多幅图像的全局关联性, 每一个块在多幅图像中的全局关联性可以通过其分布进行估计, 某类的块在多幅图像中的分布越平均, 该类的块的全局关联性就越高. 某类的块在多幅图像中的分布可以使用各类块的方差或熵粗略计算. 一个  $N$  区间划分的直方图  $q = \{q_j^k\}_{j=1}^n$  可以定义为一个聚类结果  $c^k$  在  $N$  张图像中的分布度,  $q$  为类分布于各图像中块的比例, 即

$$q_j^k = \frac{1}{n^k} \sum_{i=1}^{N_j} \delta[b(p_i^j) - c^k], \quad j = 1, \dots, N. \tag{5}$$

式(5)中: 归一化参数  $n^k$  表示类  $c^k$  的块数目;  $b(p_i^j)$  为块到类的映射函数, 表示块  $p_i^j$  所在的类;  $\delta(\cdot)$  为 Kronecker delta 方程.

图间重复度  $w^d(k)$  定义为

$$w^d(k) = \frac{1}{\text{var}(q^k) + 1}. \tag{6}$$

式(6)中:  $\text{var}(q^k)$  为类  $c^k$  的直方图  $q^k$  的方差.

完成显著性测度设计后, 每一幅图像的协同显著图可以通过将单图显著性和经由 4 种测度融合的多图像显著性值进行乘性融合来计算协同显著性. 理论上, 协同显著性应该是各种显著性测度的非线性函数融合得到的结果最佳, 但是鉴于计算效率与代价, 文中方法只考虑简单的乘性模型方法.

基于块聚类的协同显著性检测算法的具体步骤如下.

输入: 待测图像  $n$  张, 块的大小为  $2 \text{ px} \times 2 \text{ px}$ , 聚类数目为  $K$ .

**步骤 1** 在完成对  $n$  张图像分块并进行  $K$ -means 聚类后, 计算特征对比度、中心偏移度、背景对比度、图间重复度, 并将 4 种测度乘性融合.

**步骤 2** 在完成对单张图像分块并进行  $K$ -means 聚类后, 计算特征对比度、中心偏移度、背景对比度, 并将 3 种测度乘性融合.

**步骤 3** 将步骤 1 和步骤 2 得到的显著性图像分别对应进行乘性融合.

输出:  $n$  张图像的协同显著性图.

2 实验分析

选取 MSRA 1000 和 CMU-Cornell iCoseg 两个图像数据集进行实验, 这是图像数据集中较大的两

个人工标记的数据集. 选取 Monks-LAO PDR 2008-Rolandito 图片组进行算法过程的实验,如图 2 所示. 由图 2(a),(b)可知:单图像的显著性检测无法将复杂的背景与所要检测的对象分离开. 由图 2(c)可知:已经基本将不相关的对象和所要的对象区分开来,但还是无法很好地抑制背景. 由图 2(d)可知:效果比之前的图像提升了较多,较好地将背景和前景区分开.



(a) 原图



(b) 单图像显著图



(c) 多图像显著图



(d) 协同显著图

图 2 实验结果图

Fig. 2 Experimental figure

为了更形象地比较实验结果,对基于块聚类的协同显著性检测算法(PCS)与基于上下文关系的显著性检测算法(CA)<sup>[11]</sup>、基于布尔映射的显著性检测算法(BMS)<sup>[12]</sup>、基于最大对称环绕的显著性检测算法(MSSS)<sup>[13]</sup>、基于谱残差法的显著性检测算法(SR)<sup>[9]</sup>、基于聚类的显著性检测算法(CS)<sup>[14]</sup>进行比较分析,结果如图 3 所示.

由图 3 可知:PCS 能较好地抑制复杂的背景,将所需的共同对象较准确地分割出来,并将不相关的对象筛选掉,而这些对象往往在其他显著性检测方法中被误作为显著性对象. 图 3(b)~(e)等单图像显著性检测算法会把不相关的对象当成所需的共同对象检测出来,而图 3(f),(g)协同显著性检测算法则能将不相关的对象筛选掉,并且文中算法 PCS 对噪声和复杂背景中的显著性对象检测效果更为精确.

采用准确率( $P$ )与召回率( $R$ )曲线进行实验效果评估. 选取 MSRA 1000 图像集中的 1 000 张图像(原图像且有正确标注的显著性图像),将基于块聚类的协同显著性检测算法(PCS)和基于聚类的显著性检测算法(CS)、从协同显著性检测到协同分割的方法(CO)<sup>[15]</sup>、基于改进的基于区域颜色对比的显著性检测算法(RC)<sup>[16]</sup>、基于全局颜色直方图的颜色对比度算法(HC)<sup>[16]</sup>进行比较,阈值设置为 0~255 的



(a) 原图





(b) CA



(c) BMS



(d) MSSS



(e) SR



(f) CS



(g) PCS

图 3 不同方法的显著性检测比较  
Fig. 3 Visual comparison of different methods

整数,对显著性图像进行二值化计算,并将得到的二值化图像和标注的准确显著性图像进行比较,准确率与召回率曲线如图 4 所示.由图 4 可知:文中方法 PCS 较其他显著性检测的方法有更好的表现.

### 3 结束语

提出一种基于块聚类的协同显著性检测方法,其可在数据量较大的图像集中进行协同显著性的检测.相较于传统的单图像显著性检测方法,基于块聚类的检测方法通过多图像间信息的互补,加强图像间共同对象的关联性,取得良好的显著性检测效果.相较于其他的协同显著性检测方法,块聚类的检测方法通过 4 种协同显著性测度对图像集合进行显著性测量,并进行乘性的融合,有效地抑制复杂背景的影响,并且块级别的计算可以去除噪点与小像素块的影响,使检测效果更为精确.

### 参考文献:

[1] ACHRNTA R,HEMAMI S,ESTRADA F,*et al.* Frequency-tuned salient region detection[C]// Computer Vision

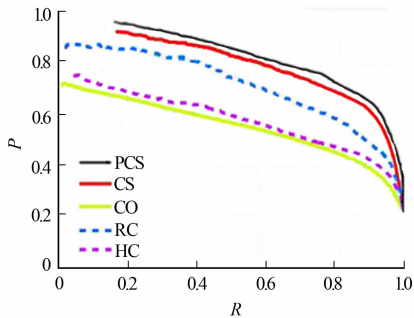


图 4 不同方法的准确率召回率曲线  
Fig. 4 Precision-recall curves  
for different methods

- and Pattern Recognition, Miami; IEEE Press, 2009; 1597-1604. DOI:10.1109/CVPR.2009.5206596.
- [2] 张雅清, 刘忠宝. 融合全局和局部特征的图像特征提取方法[J]. 华侨大学学报(自然科学版), 2015, 36(4): 406-411. DOI:10.11830/ISSN.1000-5013.2015.04.0406.
- [3] 张宝. 协同显著性检测技术研究[D]. 天津: 天津大学, 2012.
- [4] JACOBS D E, DAN B G, SHECHTMAN E. Cosaliency: Where people look when comparing images[C]// ACM Symposium on User Interface Software and Technology. New York; DBLP, 2010; 219-228. DOI:10.1145/1866029.1866066.
- [5] JIA Chao, DUAN Liangliang, YANG Wenji, *et al.* A unified approach to salient object detection via local and global image information[J]. International Journal of Digital Content Technology and Its Applications, 2013, 7(5): 391-399. DOI:10.4156/jdcta.vol7.issue5.47.
- [6] LIU Tie, YUAN Zejian, SUN Jian, *et al.* Learning to detect a salient object[C]// Computer Vision and Pattern Recognition, Minneapolis; IEEE Press, 2007; 1-8. DOI:10.1109/TPAMI.2010.70.
- [7] ITTI L, KOCH C, NOEBUR E. A model of saliency-based visual attention for rapid scene analysis[M]. Boston: IEEE Press, 1998. DOI:10.1109/34.730558.
- [8] 田明辉. 视觉注意机制建模及其应用研究[D]. 合肥: 中国科学技术大学, 2010. DOI:10.7666/d.y1706285.
- [9] HOU Xiaodi, ZHANG Liqing. Saliency detection: A spectral residual approach[C]// IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Minneapolis; IEEE Press, 2007; 1-8. DOI:10.1109/CVPR.2007.383267.
- [10] GUO Chenlei, MA Qi, ZHANG Liming. Spatio-temporal saliency detection using phase spectrum of quaternion fourier transform[C]// Computer Vision and Pattern Recognition. Anchorage; IEEE Press, 2008; 1-8. DOI:10.1109/CVPR.2008.4587715.
- [11] GOFERMAN S, ZELNIKMANOR L, TAL A. Context-aware saliency detection[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2012, 34(10): 1915-1926. DOI:10.1109/TPAMI.2011.272.
- [12] ZHANG Jianming, SCLAROFF S. Saliency detection: A boolean map approach[C]// IEEE International Conference on Computer Vision. Sydney; IEEE Press, 2013; 153-160. DOI:10.1109/ICCV.2013.26.
- [13] ACHANTA R, SUSSTRUNK S. Saliency detection using maximum symmetric surround[C]// IEEE International Conference on Image Processing. Hong Kong; IEEE Press, 2010; 2653-2656. DOI:10.1109/ICIP.2010.5652636.
- [14] FU Huazhu, CAO Xiaochun, TU Zhuowen. Cluster-based co-saliency detection[J]. IEEE Transactions on Image Processing a Publication of the IEEE Signal Processing Society, 2013, 22(10): 3766-3778. DOI:10.1109/TIP.2013.2260166.
- [15] CHEN Hao, WANG Panbing, LIU Ming. From co-saliency detection to object co-segmentation: A unified multi-stage low-rank matrix recovery approach[C]// IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics. Zhu-hai; IEEE Press, 2016; 1602-1607. DOI:10.1109/ROBIO.2015.7419000.
- [16] CHENG Mingming, MITRA N J, HUANG Xiaolei, *et al.* Global contrast based salient region detection[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2015, 37(3): 569-582. DOI:10.1109/CVPR.2011.5995344.

(责任编辑: 钱筠 英文审校: 吴逢铁)