

# 超像素内容感知先验的多尺度 贝叶斯显著性检测方法

张荣国<sup>1</sup>, 贾玉闪<sup>1</sup>, 胡 静<sup>1</sup>, 刘小君<sup>2</sup>, 李晓明<sup>1</sup>

(1. 太原科技大学计算机科学与技术学院, 山西太原 030024; 2. 合肥工业大学机械工程学院, 安徽合肥 230009)

**摘 要:** 针对复杂背景下显著性检测方法不能够有效地抑制背景, 进而准确地检测目标这一问题, 提出了超像素内容感知先验的多尺度贝叶斯显著性检测方法. 首先, 将目标图像分割为多尺度的超像素图, 在每个尺度上引入内容感知的对比度先验、中心位置先验、边界连通背景先验来计算单一尺度上的目标显著值; 其次, 融合多个尺度的内容感知先验显著值生成一个粗略的显著图; 然后, 将粗略显著图值作为先验概率, 根据颜色直方图和凸包中心先验计算观测似然概率, 再使用多尺度贝叶斯模型来获取最终显著目标; 最后, 使用了3个公开的数据集、5种评估指标、7种现有的方法进行对比实验, 结果表明本文方法在显著性目标检测方面具有更好的表现.

**关键词:** 显著性; 多尺度; 内容感知先验; 边界连通性; 贝叶斯模型

**中图分类号:** TP391 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112(2020)08-1509-07

**电子学报 URL:** <http://www.ejournal.org.cn> **DOI:** 10.3969/j.issn.0372-2112.2020.08.008

## Superpixel Content-Aware Priors Based Multi-Scale Bayesian Saliency Detection

ZHANG Rong-guo<sup>1</sup>, JIA Yu-shan<sup>1</sup>, HU Jing<sup>1</sup>, LIU Xiao-jun<sup>2</sup>, LI Xiao-ming<sup>1</sup>

(1. School of Computer Science and Technology, Taiyuan University of Science and Technology, Taiyuan, Shanxi 030024, China;

2. School of Mechanical Engineering, Hefei University of Technology, Hefei, Anhui 230009, China)

**Abstract:** Existing saliency detection methods can not suppress the background effectively and detect the salient object accurately in complex background, a method of superpixel content-aware priors based multi-scale Bayesian saliency detection is proposed. Firstly, the image containing object is segmented into multi-scale superpixel maps, then the content-aware priors of contrast priors, center position priors, and boundary connected background priors are introduced on each scale to calculate the salient object values on a single scale; Secondly, the content-aware priors values of the various scales generate a rough saliency map; Thirdly, the rough saliency map value is used as the prior probability, and the likelihood is calculated according to the color histogram and the convex hull center, using the multi-scale Bayesian model to obtain the final salient object; Finally, three public data sets, five evaluation indicators, and seven existing methods are used for comparative experiments. The experiments show that the method has better performance in the detection of salient objects.

**Key words:** saliency; multi-scale; content-aware prior; boundary connectivity; Bayesian model

### 1 引言

目标对象引起人们产生视觉注意的起因主要来自于两个方面. 一方面是由于目标对象具有和周围区域明显不同的显著特征, 刺激视觉系统产生被动的视觉注意对象目标. 另一种就是由于某种客观或主观需要强制性地使视觉注意力转移到其关注的目标对象上,

让其成为主动的视觉注意显著目标. 在计算机视觉技术快速发展的今天, 如何让计算机对视觉显著目标进行快速准确地提取, 成为该领域的主要研究任务.

显著性检测是指计算机通过模拟人眼的视觉注意系统, 消除背景冗余点, 捕捉目标显著区域点, 进而达到符合人们视觉注意的显著区域图像. 显著性检测已成功应用到图像缩放<sup>[1]</sup>、图像检索<sup>[2]</sup>、目标识别<sup>[3]</sup>、背景

抑制<sup>[4]</sup>等诸多领域中. 目前的显著性检测方法主要分为下面几类:

(1) 基于视觉处理模型的显著性检测. 例如最早被 ITTI 等人<sup>[5]</sup>提出的并以他名字命名的 ITTI 模型, 该算法模型可分为两个步骤, 先是特征提取, 再是显著图生成. 它是依据自底向上的视觉系统进行建模, 通过使用颜色、强度和方向上的中心-环绕差异来检测显著区域.

(2) 基于频域特征分析的显著性检测. 如 Jian 等人<sup>[6]</sup>提出的 HFT(Hypercomplex Fourier Transform)方法. HFT 方法通过分析频域中的尺度空间来进行显著性检测, 它的特点是可以准确地检测包含两个显著区域的图像和无显著区域的图像.

(3) 基于统计特征的显著性检测. Bruce 等人<sup>[7]</sup>提出的基于信息最大化的注意力显著性检测 AIM(Attention Information Maximization)方法, 其显著值为该特征和其他特征提供的信息差别度. 启发了后面一系列的基于信息论的显著性检测方法. 如 Qian 等人<sup>[8]</sup>提出的一种基于加权稀疏编码的频域视觉显著性检测算法.

(4) 基于其他特征的显著性检测. 例如 Zhu 等人<sup>[9]</sup>提出的鲁棒背景检测的显著性方法, 它是基于边界先验的显著性检测方法. Lu 等人<sup>[10]</sup>提出的多尺度超像素显著性检测利用了贝叶斯模型来抑制复杂的背景. Guo 等人<sup>[11]</sup>提出的基于 Local 特征和 Regional 特征的图像显著性检测方法, 利用了全局和局部对比度来检测显著图.

(5) 基于深度学习的显著性检测. 最近基于卷积神经网络的显著性检测研究<sup>[12-14]</sup>已经取得了很大的进步, 如 Cornia 等人<sup>[15]</sup>提出的 LSTM(Long Short Term Memory)模型, 通过神经网络来反复提炼、预测显著图. 近些年来基于深度学习的显著性检测在性能方面超过了许多传统的检测方法, 但这类方法需要大量数据训练, 训练过程繁琐.

现有显著性检测方法, 在面对显著目标接触图像边界的情况时, 不能完整地将显著目标提取出来; 在面对复杂背景情况时, 不能准确地去除背景区域. 为此本文提出了超像素内容感知先验的多尺度贝叶斯显著性检测方法 SCAMB(Superpixel Content-aware Priors based Multi-scale Bayesian Saliency Detection), 首先使用内容对比度先验突出显著目标, 再使用中心位置先验确定显著目标位置, 然后使用边界连通背景先验方法有效地检测连接图像边界的显著目标, 最后使用贝叶斯模型来抑制复杂的背景.

## 2 内容感知多尺度显著图生成

随着图像分割技术的不断发展, 将图像分割成为超像素的技术也随之出现. 这里我们首先使用了 SLIC(Simple Linear Iteration Clustering)<sup>[16,17]</sup>方法对图像进行

预分割, 得到  $M$  个尺度的预分割图并给出相关的相似性度量, 然后使用内容感知的 3 个先验项, 得到基于内容感知先验的粗略显著图, 再融合多尺度贝叶斯模型抑制复杂的背景区域, 得到最终准确的显著图.

### 2.1 图像超像素预分割

在本文中通过控制每个超像素中包含的像素个数, 使用 SLIC 方法生成不同尺度的超像素. 我们将图像分割为  $M$  个不同的尺度, 在其中的一个尺度  $m$  上, 图片被分割成超像素  $\{p_i^m\}, i=1, \dots, N$ , 其中  $N$  是尺度  $m$  上超像素的个数. 根据图像超像素分割的结果, 计算所有相邻超像素  $(p_i^m, p_j^m)$  的颜色距离  $d_{app}(p_i^m, p_j^m)$  和空间距离  $d_{spa}(p_i^m, p_j^m)$ . 定义颜色距离是超像素在 CIE-Lab 颜色空间上的欧几里德距离, 定义空间距离是超像素  $p_i^m$  和  $p_j^m$  中心之间的空间距离. 接下来连接相邻超像素构造无向加权图. 定义任意两个超像素之间的测地线距离  $d_{geo}(p_i^m, p_j^m)$  为图上最短路径的累积权重和.

$$d_{app}(p_i^m, p_j^m) = \sqrt{(l_i^m - l_j^m)^2 + (a_i^m - a_j^m)^2 + (b_i^m - b_j^m)^2} \quad (1)$$

$$d_{spa}(p_i^m, p_j^m) = \sqrt{(x_i^m - x_j^m)^2 + (y_i^m - y_j^m)^2} \quad (2)$$

$$d_{geo}(p_i^m, p_j^m) = \frac{\min_{P_{p_i^m, p_j^m}} \int_0^1 D(P_{p_i^m, p_j^m}(t)) \|P_{p_i^m, p_j^m}(t)\| dt}{P_{p_i^m, p_j^m}} \quad (3)$$

$$D(z) = \frac{edge(z)}{v} \quad (4)$$

$$edge(z) = \frac{\|\nabla I\|}{G_\sigma * \|\nabla I\| + \gamma} \quad (5)$$

其中  $P_{p_i^m, p_j^m}(t)$  是一个连接超像素的参数化路径,  $v$  是一个缩放参数.  $edge(z)$  是一个标准化的边界测量方法,  $I$  代表检测图像,  $G_\sigma$  是具有标准差  $\sigma$  的高斯函数,  $\gamma$  是一个能够缓解边界影响的小常数.

### 2.2 内容感知的粗略显著图

现有的方法只考虑某个方面信息来提取目标的显著性值, 没能很好地利用图像目标区域的特点. 为此, 本文提出了基于内容感知的粗略显著图提取方法, 从 3 个方面对图像目标内容的显著性予以考虑. 并使用边界连通性方法解决在物体略微接触边界时可能会导致检测结果不准确的问题.

#### 2.2.1 内容对比度先验

在图像中显著区域大多和背景区域具有明显不同特征, 这为对比度原理提供了理论依据. 其中局部对比度可以突出显著物体的边缘、轮廓等内容, 全局对比度可以突出图像中的整个显著物体. 所以, 融合局部对比度和全局对比度的方法能够得到更加标准的显著图. 对比度定义为:

$$Ctr(p_i^m) = \sum_{j=1}^N d_{app}(p_i^m, p_j^m) w_{spa}(p_i^m, p_j^m) \quad (6)$$

而  $w_{spa}(p_i^m, p_j^m) = \exp(-\frac{d_{spa}^2(p_i^m, p_j^m)}{2\sigma_{spa}^2})$ , 这里的  $d_{app}(p_i^m,$

$p_j^m$ ) 和  $d_{spa}(p_i^m, p_j^m)$  分别是超像素分割结果得到的颜色距离和空间距离,其中设置  $\sigma_{spa} = 0.25^{[17]}$ ,能够平衡局部对比度和全局对比度的影响。

### 2.2.2 中心位置先验

当观察一幅图像时,通常处于图像中心位置的对象更加容易被人的视觉系统注意到,所以会自动将图像中心位置的对象赋予更高的显著性.根据人类的这种视觉特征原理,在计算显著值时,可以先将图像的中心区域赋予高于其他区域的显著值.中心位置先验原理定义为:

$$g(x_i^m, y_i^m) = \exp\left(\frac{-(x_i^m - x_0)^2}{2\delta_x^2} + \frac{-(y_i^m - y_0)^2}{2\delta_y^2}\right) \quad (7)$$

其中  $(x_i^m, y_i^m)$  为超像素  $p_i^m$  的中心值,  $(x_0, y_0)$  为图像的中心值,  $\delta_x$  和  $\delta_y$  为图像宽、高值的三分之一。

### 2.2.3 边界连通背景先验

使用边界连通性方法来进行显著性检测,可以有效地检测出接触图像边界的显著物体.边界连通性定义为:

$$B_{con}(p_i^m) = \frac{L_{bnd}(p_i^m)}{\sqrt{A_{area}(p_i^m)}} \quad (8)$$

每个超像素  $p$  所属的区域面积相似度为:

$$\begin{aligned} A_{area}(p_i^m) &= \sum_{j=1}^N \exp\left(-\frac{d_{geo}^2(p_i^m, p_j^m)}{2\sigma_{cl}^2}\right) \\ &= \sum_{j=1}^N S(p_i^m, p_j^m) \end{aligned} \quad (9)$$

其中  $N$  是超像素的数量,实验中设置  $\sigma_{cl} = 10$ .

边界的长度定义为:

$$L_{bnd}(p_i^m) = \sum_{j=1}^N S(p_i^m, p_j^m) \cdot \delta(p_j^m \in Bnd) \quad (10)$$

对于  $\delta$  的取值,分两种情况:如果超像素在图像边界上,则取 1,否则取 0.

背景概率定义为:

$$w_i^m = 1 - \exp\left(-\frac{B_{con}^2(p_i^m)}{2\sigma_{B_{con}}^2}\right) \quad (11)$$

根据以上得到的内容对比度先验、中心位置先验和边界连通背景先验,定义第  $m$  尺度上内容感知先验的粗略显著图的显著值为:

$$f(sal) = \sum_{i=1}^N Ctr(p_i^m) \cdot w_i^m \cdot g(x_i^m, y_i^m) \quad (12)$$

### 2.3 多尺度贝叶斯增强显著图

使用贝叶斯框架为每个像素生成准确的显著性值,增强显著性.对于贝叶斯模型,需要计算先验概率  $f(sal)$  和后验概率  $1 - f(sal)$ .首先使用 Harris 角点算子检测突出点.由于超像素表示局部结构信息,并且凸包捕获全局显著区域,利用两者来提取图像的前景区域.如果超像素与凸包的重叠率高于预定阈值,则将超像素标记为前景区域的一部分.由于在多个尺度上提取超像素信息,因此可从相应层的超像素中获得该尺度

的粗略前景区域.根据提取的前景区域内颜色直方图来计算观测似然性.首先,图像由颜色直方图表示,  $S^1$  表示前景区域,  $S^0$  表示背景区域.像素  $z$  的特征  $r(z)$ , 是 CIE LAB 颜色空间中三个颜色通道中的值,表示为  $r(z) = [l, a, b]^T$ .  $N^1(z_r)$  和  $N^0(z_r)$  分别表示每个像素  $z$  在前景  $S^1$  和背景  $S^0$  颜色直方图中的值,  $N_s$  和  $N_{s^0}$  表示前景  $S^1$  和背景  $S^0$  中像素点的总个数.  $p(H(z) | S^1)$  和  $p(H(z) | S^0)$  分别代表前景和背景的观测似然概率.

$$p(H(z) | S^1) = \prod_{r \in [l, a, b]} \frac{N^1(z_r)}{N_{S^1}} \quad (13)$$

$$p(H(z) | S^0) = \prod_{r \in [l, a, b]} \frac{N^0(z_r)}{N_{S^0}} \quad (14)$$

尺度  $m$  的像素  $z$  通过贝叶斯框架生成显著值为:

$$\begin{aligned} H^m(z) &= \frac{f(sal)p(H(z) | S^1)}{f(sal)p(H(z) | S^1) + (1 - f(sal))p(H(z) | S^0)} \end{aligned} \quad (15)$$

最终可以得到内容感知先验的多尺度贝叶斯显著图为:

$$V(z) = \frac{\sum_{m=1}^M W^m(z) \times H^m(z)}{\gamma(z)} \quad (16)$$

$$W^m(z) = \frac{1}{(\|r(z) - p^m(z)\| + o)} \quad (17)$$

$$\gamma(z) = \sum_{m=1}^M W^m(z) \quad (18)$$

其中  $M$  为分割的总尺度数,在这里设置  $p^m(z)$  代表像素  $z$  所属超像素的  $[l, a, b]^T$  平均值,  $o$  是一个很小的常量以避免除数为 0.

### 2.4 SCAMB 算法步骤

超像素内容感知先验的多尺度贝叶斯显著性检测方法 SCAMB 算法如算法 1 所示:

#### 算法 1 超像素内容感知先验的多尺度贝叶斯显著性检测方法 SCAMB

输入:从给定数据集中选取一幅 RGB 图

输出:利用超像素内容感知先验的多尺度贝叶斯显著性检测方法检测的显著图

- Step1. 在步长为  $S = \sqrt{N/K}$  的均匀网格上初始化种子点.
- Step2. 使用 SLIC 方法多尺度分割 RGB 图,生成预分割超像素个数分别为 10, 60, 110, 160, 220 的 5 个尺度.
- Step3. 利用式(6)在单个尺度上计算对比度先验.
- Step4. 利用式(7)在单个尺度上计算中心位置先验.
- Step5. 利用式(11)在单个尺度上计算边界连通性背景先验.
- Step6. 利用式(12)在单个尺度上计算内容感知显著图.
- Step7. 遵循步骤 2 的多尺度划分,在每个尺度上重复 3~6 步骤,共 5 个尺度,生成 5 个不同内容感知粗略显著图.
- Step8. 利用式(13)、式(14)计算经凸包和直方图处理过的前景及背景观测似然概率.

Step9. 利用式(15)在单个尺度内容感知粗略显著图上进行贝叶斯模型计算,增强显著值.

Step10. 对接下来每个尺度上的内容感知粗略显著图重复步骤9.

Step11. 利用式(16)融合5个尺度的粗略显著图,生成最终显著图.

### 3 实验结果及分析

将本文 SCAMB 方法和现有显著性检测方法 SF<sup>[18]</sup> (Saliency Filter)、MNP<sup>[19]</sup> (Manipulation)、COV<sup>[20]</sup> (Covariance)、HC<sup>[21]</sup> (Histogram-based Contrast)、CAS<sup>[22]</sup> (Context-Aware Saliency)、SUN<sup>[23]</sup> (Saliency using Natural statistics)、ITTI<sup>[5]</sup> 方法进行比较. 使用了公开的数据集 MSRA10k<sup>[24]</sup>、ECSSD<sup>[25]</sup>、Juddsal<sup>[26]</sup> 进行实验. 根据需要设置了5个不同尺度,每个尺度上预分割的超像素个数设置为10、60、110、160、220. 实验运行软件环境为 MATLAB R2014,运行系统为 Windows 7,处理器为 Inter Core i5 3.10Ghz CPU,运行内存为4GB.

#### 3.1 测试指标选择

在测试评估当中,选择 PR 曲线、AUC、MAE、F-measure、S-measure 对结果进行评估验证.

##### (1) PR 曲线

PR 曲线<sup>[27]</sup>中的横坐标为查全率(Recall),纵坐标为查准率(Precision).

$$P = \frac{TP}{TP + FP} \quad (19)$$

$$R = \frac{TP}{TP + FN} \quad (20)$$

其中  $P$  为查准率,  $R$  为查全率,  $TP$  为显著目标,  $FP$  为将背景区域划分到前景的区域,  $FN$  为将显著目标划分到背景的区域.

##### (2) AUC 测量

AUC<sup>[27]</sup> 为计算 PR 曲线与横轴、纵轴形成的下面积,值越大越好.

$$AUC = \frac{\sum_{ins, \in positiveclass} rank_{ins} - \frac{M \times (M - 1)}{2}}{M \times N} \quad (21)$$

其中  $M$  为正样本的个数,  $N$  为负样本的个数,

$\sum_{ins, \in positiveclass} rank_{ins}$  代表所有的正例位置相加和.

##### (3) MAE 测量

MAE<sup>[27]</sup> 计算真实显著图与得到的显著图之间的相似性,当值越小的时候表明得到的显著图与真实的显著图越相似.

$$MAE = \frac{1}{M \times N} \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N |S(x, y) - GT(x, y)| \quad (22)$$

其中  $M$  为显著图的长,  $N$  为显著图的宽,  $S(x, y)$  为点  $(x, y)$  在显著图  $S$  上的值,  $GT(x, y)$  为点  $(x, y)$  在真实显著图  $GT$  上的值.

#### (4) F-measure 测量

F-measure<sup>[27]</sup> 是一种统计量,是 Precision 和 Recall 加权调和平均,常用于评价分类模型的好坏.

$$F_{\beta} = \frac{(1 + \beta^2)P \times R}{\beta^2 P + R} \quad (23)$$

其中  $F_{\beta}$  表示 F-measure,  $\beta^2$  等于 0.3,  $P$  为查准率,  $R$  为查全率.

#### (5) S-measure 测量

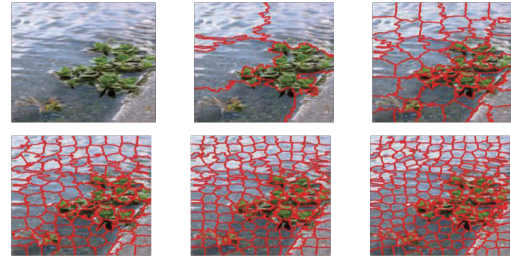
S-measure<sup>[28]</sup> 同时评估显著图和真实显著图之间面向区域和物体的结构相似性. 度量结构表示为:

$$S = \alpha * S_o + (1 - \alpha) * S_r \quad (24)$$

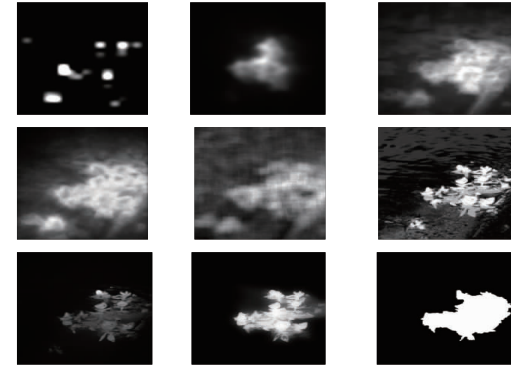
其中  $S_o$  为面向物体的结构相似性度量,  $S_r$  为面向区域的结构相似性度量.

### 3.2 定性及定量分析

以下是在 MSRA10K、ECSSD、Juddsal 数据集上进行的对比实验得出的结果图和结果数据.



(a)原图及超像素预分割图



(b)8种方法效果对比图及真实值

图1 MSRA10k数据集168号图片300\*400

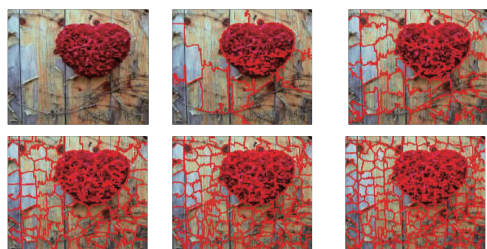
图1(a)、图2(a)、图3(a)从左向右、从上向下排序依次为原图、5个尺度超像素分割结果图(10、60、110、160、220). 图1(b)、图2(b)、图3(b)从左向右、从上向下排序依次为 ITTI 方法、COV 方法、MNP 方法、CAS 方法、SUN 方法、HC 方法、SF 方法、SCAMB 方法、人工标注的真实值 GT.

从图1中可以清晰地发现本文方法在显著目标接触图像边界的时候可以准确完整地检测出显著物体,体现出本文边界连通性的功能. 从图2中可以清晰地发现本文在抑制复杂的背景方面,也有良好的表现. 从图3中可以清晰

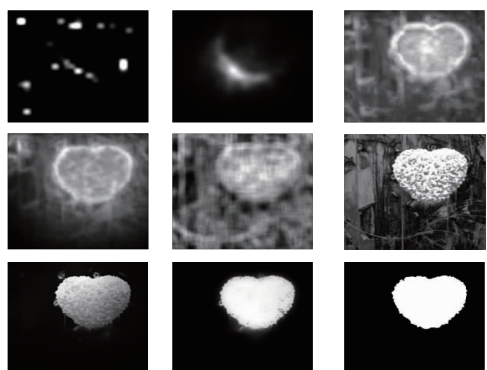
地发现在检测显著目标处于图像中心位置时,本文方法也可以得到较好的显著图。

为了进一步验证本文方法的有效性,将 SCAMB 方法和上述 7 种显著性检测方法在 3 个数据集上分别进行了测

试。表 1、表 2、表 3 是分别在 MSRA10K、ECSSD、Juddsal 数据集上进行对比实验得出的结果,数值代表了该数据集上四种评估指标参数的平均值。图 4 为 3 个数据集上 PR 曲线对比图。

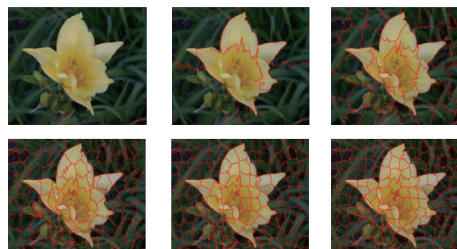


(a)原图及超像素预分割图

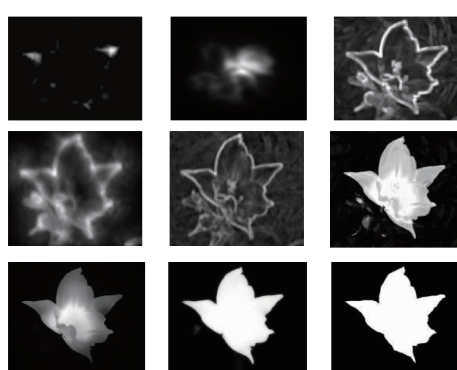


(b)8种方法效果对比图及真实值

图2 MSRA10k数据集12435号图片400\*400



(a)原图及超像素预分割图



(b)8种方法效果对比图及真实值

图3 Juddsal数据集00044号图片1024\*768

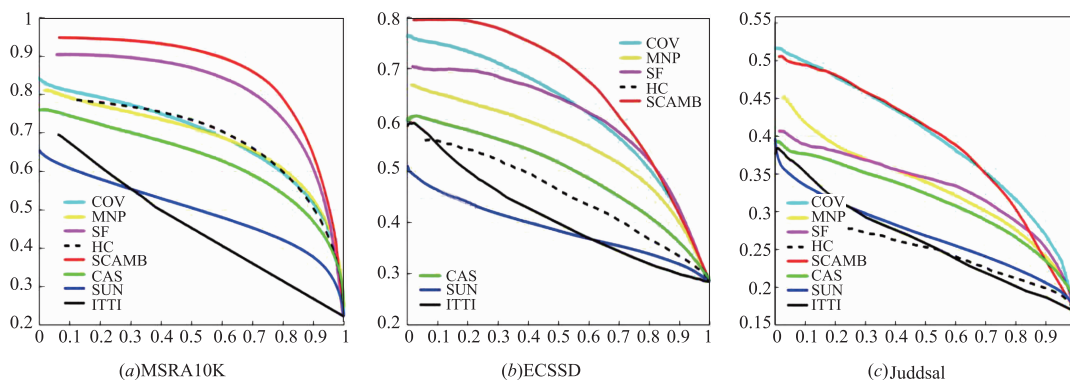


图4 PR曲线对比图

表 1 MSRA10K 数据集测试结果

算法	MAE	F 值	AUC	S-measures
COV	0.1972	0.6349	0.9032	0.5439
MNP	0.2293	0.6071	0.8919	0.6700
SF	0.1753	0.7434	0.9020	0.6302
HC	0.2149	0.6317	0.8665	0.6686
CAS	0.2369	0.5813	0.8715	0.6311
SUN	0.3061	0.4082	0.7783	0.5508
ITTI	0.2134	0.4268	0.6428	0.4566
<b>SCAMB</b>	<b>0.1364</b>	<b>0.7813</b>	<b>0.9423</b>	<b>0.7667</b>

表 2 ECSSD 数据集测试结果

算法	MAE	F 值	AUC	S-measures
COV	0.2673	0.5577	0.8140	0.4955
MNP	0.3378	0.4308	0.7654	0.5404
SF	0.2737	0.5215	0.7755	0.5065
HC	0.3562	0.3940	0.6812	0.4820
CAS	0.3427	0.4177	0.7379	0.5083
SUN	0.4160	0.2253	0.5971	0.4231
ITTI	0.3134	0.2955	0.5655	0.4039
<b>SCAMB</b>	<b>0.2477</b>	<b>0.6046</b>	<b>0.8226</b>	<b>0.6108</b>

表 3 Juddsal 数据集测试结果

算法	MAE	F 值	AUC	S-measures
COV	0.1817	0.3534	0.8259	0.5118
MNP	0.2869	0.2772	0.7661	0.4934
SF	0.2179	0.2887	0.7108	0.4782
HC	0.3478	0.2183	0.6259	0.4236
CAS	0.2824	0.2755	0.7744	0.4901
SUN	0.3189	0.1954	0.6734	0.4509
ITTI	0.2003	0.1926	0.5855	0.4377
<b>SCAMB</b>	<b>0.2071</b>	<b>0.3631</b>	<b>0.7871</b>	<b>0.5454</b>

根据这些对比结果,发现本文方法在 MSRA10K、ECSSD 数据集上表现良好,5 种对比参数都优于其他方法. 在 Juddsal 数据集上本文方法与 COV 方法具有较高的竞争力,其中 MAE 值与 COV、ITTI 方法相比表现的略微差些, AUC 值与 COV 方法相比表现的略微差些,其余部分表现良好. 通过数据集分析,发现 MSRA10K、ECSSD 数据集上的显著物体具有大区域面积的对象, Juddsal 数据集中的显著物体具有的区域面积较小,并且背景更复杂. 由此推断本文方法在检测具有复杂背景小区域的显著物体时,检测结果欠佳.

#### 4 结论

本文提出的超像素内容感知先验的多尺度贝叶斯显著性检测方法 SCAMB 具有更好的检测效果. 在显著目标与图像边界连接的情况下,通过多尺度边界连通性的背景先验方法,可以准确地检测出显著目标. 然后通过贝叶斯模型,高亮了显著目标,并且抑制了复杂的背景. 根据实验对比结果,表明本文方法对显著目标的检测具有更高的准确性,能够抑制复杂的背景,突出显著目标. 但是在面对具有复杂背景小区域的显著目标时,效果有待提升.

#### 参考文献

- [1] Fang Y, Chen Z, Lin W, et al. Saliency detection in the compressed domain for adaptive image retargeting [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2012, 21(9): 3888 – 3901.
- [2] 冯松鹤, 郎丛妍, 须德. 一种融合图学习与区域显著性分析的图像检索算法[J]. 电子学报, 2011, 39(10): 2288 – 2294. Feng Song-he, Lang Cong-yan, Xu De. Combining graph learning and region saliency analysis for content-based image retrieval [J]. Acta Electronica Sinica, 2011, 39(10): 2288 – 2294. (in Chinese)
- [3] Ren Z, Gao S, Chia L T, et al. Region-based saliency detection and its application in object recognition [J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2014, 24(5): 769 – 779.
- [4] 姜维, 卢朝阳, 李静, 等. 基于视觉显著性与文字置信图的场景文字的背景抑制方法 [J]. 电子学报, 2015, 43(1): 62 – 68. Jiang Wei, Lu Zhao-yang, Li Jing, et al. Visual saliency and text confidence map based background suppression for scene text [J]. Acta Electronica Sinica, 2015, 43(1): 62 – 68. (in Chinese)
- [5] Itti L, Koch C, Niebur E. A model of saliency-based visual attention for rapid scene analysis [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1998, 20(11): 1254 – 1259.
- [6] Li J, Levine M D, An X, et al. Visual saliency based on scale-space analysis in the frequency domain [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2013, 35(4): 996 – 1010.
- [7] Bruce N D B, Tsotsos J K. Saliency based on information maximization [A]. International Conference on Neural Information Processing Systems [C]. US: MIT Press, 2005. 155 – 162.
- [8] 钱晓亮, 郭雷, 韩军伟, 等. 一种基于加权稀疏编码的频域视觉显著性检测算法 [J]. 电子学报, 2013, 41(6): 1159 – 1165. Qian Xiao-liang, Guo Lei, Han Jun-wei, et al. A spectral algorithm based on weighted sparse coding for visual saliency detection [J]. Acta Electronica Sinica, 2013, 41(6): 1159 – 1165. (in Chinese)
- [9] Zhu W, Liang S, Wei Y, et al. Saliency optimization from robust background detection [A]. Proceeding of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition [C]. US: IEEE CVPR, 2014. 2814 – 2821.
- [10] Na Tong, Huchuan Lu. Saliency detection with multi-scale superpixels [J]. IEEE Signal Processing Letters, 2014, 21(9): 1035 – 1039.
- [11] 郭迎春, 袁浩杰, 吴鹏. 基于 Local 特征和 Regional 特征的图像显著性检测 [J]. 自动化学报, 2013, 39(8): 1214 – 1224. Guo Ying-Chun, Yuan Hao-Jie, Wu Peng. Image saliency detection based on Local and Regional features [J]. Acta Automatica Sinica, 2013, 39(8): 1214 – 1224. (in Chinese)
- [12] Cong R, Lei J, Fu H, et al. Co-saliency detection for RGBD images based on multi-constraint feature matching and cross label propagation. [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2018, (99): 1 – 1.
- [13] Cornia M, Baraldi L, Serra G, et al. Predicting human eye fixations via an LSTM-Based saliency attentive model [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2018, 27(10): 5142 – 5154.
- [14] Wu J, Yu H, Sun J, et al. Efficient Visual Saliency Detection via Multi-Cues [J]. IEEE Access, 2019, 7(99): 14728 – 14735.
- [15] Cornia M, Baraldi L, Serra G, et al. A deep multilevel network for saliency prediction [A]. International Conference on Pattern Recognition [C]. US: IEEE ICPR, 2016. 3488 – 3493.
- [16] 张荣国, 刘小君, 董磊, 等. 物体轮廓形状超像素图割快速提取方法 [J]. 模式识别与人工智能, 2015, 28(4): 344 – 353.

- Zhang Rong-Guo, Liu Xiao-Jun, Dong Lei, et al. Superpixel graph cuts rapid algorithm for extracting object contour shapes [J]. Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 2015, 28(4): 344 – 353. (in Chinese)
- [17] Liu Y J, Yu C C, Yu M J, et al. Manifold SLIC: A fast method to compute content sensitive superpixels [A]. Proceeding of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition [C]. US: IEEE CVPR, 2016. 651 – 659.
- [18] Hornung A, Pritch Y, Krahenbuhl P, et al. Saliency filters: Contrast based filtering for salient region detection [A]. Proceeding of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition [C]. US: IEEE CVPR, 2012. 733 – 740.
- [19] Ran M, Zelnik-Manor L, Tal A. Saliency for image manipulation [J]. Visual Computer, 2013, 29(5): 381 – 392.
- [20] Erdem E, Erdem A. Visual saliency estimation by nonlinearly integrating features using region covariances [J]. Journal of Vision, 2013, 13(4): 11 – 11.
- [21] Cheng M M, Zhang G X, Mitra N J, et al. Global contrast based salient region detection [A]. Proceeding of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition [C]. US: IEEE CVPR, 2011. 409 – 416.
- [22] Goferman S, Zelnik-Manor L, Tal A. Context-aware saliency detection [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2012, 34(10): 1915 – 1926.
- [23] Zhang L, Tong M, Marks H, et al. SUN: A Bayesian framework for saliency using natural statistics [J]. J Vis, 2008, 8(7): 32. 1.
- [24] Achanta R, Hemami S S, Estrada F J, et al. Frequency-tuned salient region detection [A]. Proceeding of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition [C]. US: IEEE CVPR, 2009. 1597 – 1604.
- [25] Yan Q, Xu L, Shi J, et al. Hierarchical saliency detection [A]. Proceeding of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition [C]. US: IEEE CVPR, 2013. 1, 2, 4 – 6.
- [26] Borji, Ali. What is a salient object? a dataset and a baseline model for salient object detection [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2015, 24(2): 742 – 756.
- [27] Cong R, Lei J, Fu H, et al. Review of visual saliency detection with comprehensive information [J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2019, 28(10): 4819 – 4831.
- [28] Fan D P, Cheng M M, Liu Y, et al. Structure-measure: A new way to evaluate foreground maps [A]. Proceeding of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition [C]. US: IEEE CVPR, 2017. 4558 – 456.

#### 作者简介



张荣国 男, 1964 年 10 月出生, 山西太原人, 合肥工业大学工学博士. 现为太原科技大学计算机学院教授、硕士生导师, 主要研究方向为计算机视觉、图像处理与模式识别.  
E-mail: rg\_zh@163.com



贾玉闪 女, 1993 年 5 月出生, 河北石家庄人, 现为太原科技大学硕士研究生, 研究方向为视觉显著性.  
E-mail: 809132498@qq.com