

# 基于“轮廓-区域”多层互补特性的显著性检测

杨兴明,王雨廷,谢 昭,吴克伟  
(合肥工业大学计算机与信息学院,安徽合肥 230009)

**摘要:** 针对显著性检测在混杂场景中目标容易混淆的问题,本文借助 Gestalt 心理学理论,利用轮廓线索与外观线索的互补特性,提出一种基于“轮廓-区域”多层互补特性的显著性检测方法. 首先,在图像超像素分割基础上,分别提取基于颜色直方图的全局外观线索和基于区域近邻关系的局部对比度线索,充分描述了区域内容的显著性特征;其次,针对混杂场景的区域外观差异小而引起的目标混淆问题,提取基于边缘的目标轮廓封闭性,描述区域轮廓的显著性特征;最后,为了提高对目标尺寸的自适应能力,本文方法使用支持向量机优化多尺度模型中的“轮廓-区域”互补特性融合过程. 在 ASD, MSRA10K, SED2 公认数据集上的实验表明,本文基于轮廓封闭特性的显著性特性,能够有效改善目标显著性查全率、查准率,优于现有的其他先进方法.

**关键词:** 显著性检测; 轮廓封闭性; 多尺度融合; 外观显著性; 互补性

**中图分类号:** TP75      **文献标识码:** A      **文章编号:** 0372-2112 (2018)11-2688-08

**电子学报 URL:** <http://www.ejournal.org.cn>      **DOI:** 10.3969/j.issn.0372-2112.2018.11.016

## Saliency Detection with Multi-layer Contour-Region Complementary

YANG Xing-ming, WANG Yu-ting, XIE Zhao, WU Ke-wei  
(Hefei University of Technology, Hefei, Anhui 230009, China)

**Abstract:** Inspired by Gestalt theory in psychology, we proposes a saliency detection method with multi-layer contour-region characteristic by using the complementary between contour cue and appearance cue, to address the problem that object is indiscoverable in the clutter scene. Firstly, after the image super-pixel segmentation, two kinds of appearance features are extracted respectively, including global appearance cue based on color histogram and local contrast cues based on the regional neighborhood relations. Secondly, in order to solve the object confusion caused by small difference in the appearance, we extract object closure feature to describe the saliency from object contour. Finally, we introduce multi-scale segmentation into our model to enhance the robustness for the diversity of object size, and use the support vector machine to optimize the fusion weights of contour-region cues. Experiments on ASD, MSRA10K, SED2 datasets show that, compared to other state-of-the-art methods, our model can improve the recall and precision measure due to the introduction of contour closure characteristic.

**Key words:** saliency detection; contour closure; multi-layer fusion; appearance saliency; complementary

## 1 引言

人类视觉系统在观察复杂场景时,可以迅速把注意力集中在几个视觉对象上并对其优先处理,以便提高后续视觉任务的处理效率. 这种视觉注意机制,被称为显著性检测. 近年来,显著性已经受到计算机视觉领域的广泛关注,并成功应用到图像压缩<sup>[1]</sup>, 图像分割<sup>[2]</sup>, 视觉跟踪<sup>[3]</sup>, 场景文字定位<sup>[4]</sup> 和图像检索<sup>[5]</sup> 等领域. 目前,场景混杂和多目标是显著性检测中的重要挑战,针对此挑战,外观线索和中心位置线索是两种现有主流的显著性检测依据.

外观线索又可以进一步分组为全局线索、局部线索、深度学习线索三大类. 基于局部对比度的显著性检测方法<sup>[6-10]</sup>在突出整个显著性目标上作用稍弱,且当背景高度混杂时,该方法难以较好的检测图像边缘信息. 基于全局对比度的显著性检测方法<sup>[11-13]</sup>,忽略了图像各部分之间的空间关系,且这个因素对获得可靠的显著性图像起决定性的作用. 因此,该方法不适用于复杂多变的自然图像. 基于深度学习的显著性检测<sup>[14-16]</sup>以图像块为基本对象,并不直接反映人类视觉显著性使用线索的物理本质,仍然存在较大的局限性. 基于中心先验的方法<sup>[17-19]</sup>错误地抑制了远离图像中心的目标

区域.因此,该类方法不能有效的检测目标区域偏离中心的图像.

现有基于外观和中心位置显著性检测方法,难以解决场景混杂情况,为了解决此问题,本文在联合轮廓线索、局部线索和全局线索的基础上,考虑 Gestalt 原理中的显著性分析的物理成因,采用多尺度的超像素分割,研究不同尺度下轮廓线索和外观线索的互补特性,实现了目标的显著性检测.

## 2 联合轮廓和外观的显著性检测

### 2.1 基于“轮廓-区域”多层互补特性的显著性检测

本文的显著性检测方法流程图,如图 1 所示.针对现有模型<sup>[13]</sup>,难以解决的图像背景混杂造成目标混淆的问题,本文提出模型的主要特性在于:(1)为了有效区分前景和背景,采用“轮廓-区域”双通道模型,借助 Gestalt 心理学的封闭性,分析了轮廓封闭性对外观线索

的补充作用.(2)为了有效适应目标尺寸变化,考虑多尺度超像素分割构建多层模型,分析不同尺度下的轮廓封闭性和外观线索的互补作用.

基于以上多线索的显著性检测模型,基于“轮廓-区域”多层互补特性的显著性可以表示为:

$$S_{INT} = w_c \cdot S_c(\mathbf{b}; \boldsymbol{\alpha}, \boldsymbol{\beta}) + w_{reg} \cdot S_{reg}(\mathbf{m}; \boldsymbol{\alpha}, \delta_{cl}, \delta_x) \quad (1)$$

$S_{INT}$ 是基于“轮廓-区域”多层互补特性的显著性, $S_c$ 是基于轮廓的显著性得分, $S_{reg}$ 是基于区域的显著性得分; $w_c, w_{reg}$ 分别为轮廓线索和区域线索的权重; $\mathbf{b} = \{b_{r,i,p}\}$ 为不同尺度下超像素轮廓点集合, $p$ 为轮廓上的像素; $\boldsymbol{\alpha} = \{\alpha_{r,i}\}$ 为不同尺度下超像素面积集合; $\boldsymbol{\beta}$ 是 sigmoid 函数的控制参数; $\mathbf{m} = \{m_{r,i}\}$ 是不同尺度下各个分割的区域内容集合, $i, j$ 为区域位置. $\delta_{cl}$ 和  $\delta_x$ 分别是正态分布中颜色和空间多样性的控制参数.在测试过程中,对不同尺度  $r$  的图像,本文采用不同的显著性子模型参数  $w_s$ ,计算显著性得分  $S_{INT}$ 越大说明越显著.

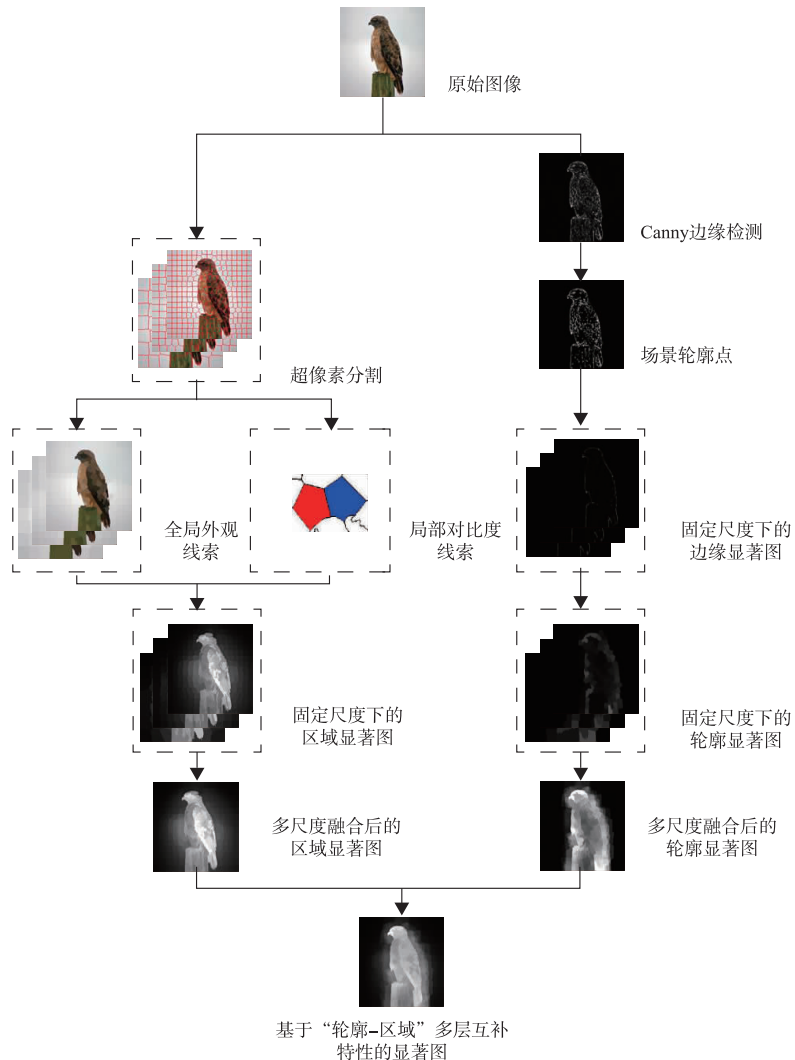


图1 基于“轮廓-区域”多层互补特性的显著性检测流程图

## 2.2 外观线索

基于外观线索的显著性检测,通过各图像块计算平均颜色获得颜色直方图,由此获得基于颜色直方图的区域对比度  $S_{glb}^{[13]}$ . 为了大致区分背景和显著目标,依次分析两两相邻的区域,  $m_{r,i}$  和  $m_{r,j}$  是相邻区域,计算颜色平均值  $\overline{clr}_{r,i}$  和区域质心的位置差  $\overline{x}_{r,i}$ , 每个差值用高斯拟合所有区域,再利用正态分布来建模颜色和空间多样性之间的显著性检测关系,获得相邻区域的局部对比度  $S_{nb}$ , 即:

$$S_{nb}(m_{r,i}, m_{r,j}; \delta_{clr}, \delta_x) = N(\overline{clr}_{r,i} - \overline{clr}_{r,j}; 0, \delta_{clr}^2) \cdot N(\overline{x}_{r,i} - \overline{x}_{r,j}; 0, \delta_x^2) \quad (2)$$

基于区域的单尺度显著图是由基于全局外观线索的单尺度显著图  $S_{glb}$  和基于局部对比度线索的单尺度显著图  $S_{nb}$  融合得到的. 因此,将基于区域的单尺度显著图  $S_{reg,r,i}$  定义为:

$$S_{reg,r,i}(m_r; \delta_{clr}, \delta_x) \propto \sum_j S_{glb}(m_{r,i}) \cdot S_{nb}(m_{r,i}, m_{r,j}; \delta_{clr}, \delta_x) S_{glb}(m_{r,j}), m_{r,j} \in Nei(m_{r,i}) \quad (3)$$

由公式(3)可知,基于区域的显著性是由当前区域相对于其它区域的对比度以及空间距离来计算,因此,基于区域的显著性检测方法更好地反映了图像区域关系与显著性确定之间的联系.

## 2.3 轮廓封闭性

为了可以准确的将目标与背景区分开,本文分析了目标轮廓的封闭性. 首先,计算原始边缘强度  $g_p$ . 其

次,为了降低图像中噪声可能引起的错误边缘检测结果,利用 sigmoid 函数非线性变换去除低响应点,获得场景轮廓点,目标轮廓的得分  $g_c$  为:

$$g_c(b_{r,i,p}; \beta) \propto \text{sigmoid}(g_p - \beta) \quad (4)$$

$\beta$  用平均边缘强度估计,以自适应调整目标轮廓模型. 轮廓封闭性是区域外所有边缘的完整程度,因此,使用所有轮廓点的边缘强度计算,来描述基于单尺度下轮廓的显著性  $S_{c,r,i}$ , 表示为:

$$S_{c,r,i}(b_{r,i}; \beta) \propto \frac{1}{|b_{r,i}|} \sum_p g_c(b_{r,i,p}; \beta) \quad (5)$$

图2以图3第一行的9张输入图标号作为横坐标,以不同线索下每张图显著性结果的  $F$  值作为纵坐标,给出了多实例情况下,边缘、区域和两者融合的  $F$  值<sup>[20]</sup>.  $F$  值越大,表明显著性检测越准确. 图2中不同颜色曲线的分布情况以及图3的实例图,表明“轮廓-区域”存在明显的互补作用.

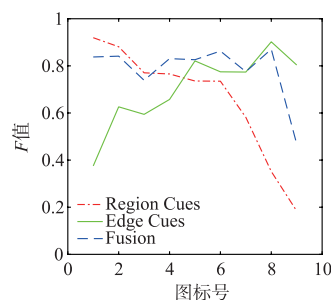


图2 区域与边缘的  $F$  值及“轮廓-区域”互补性

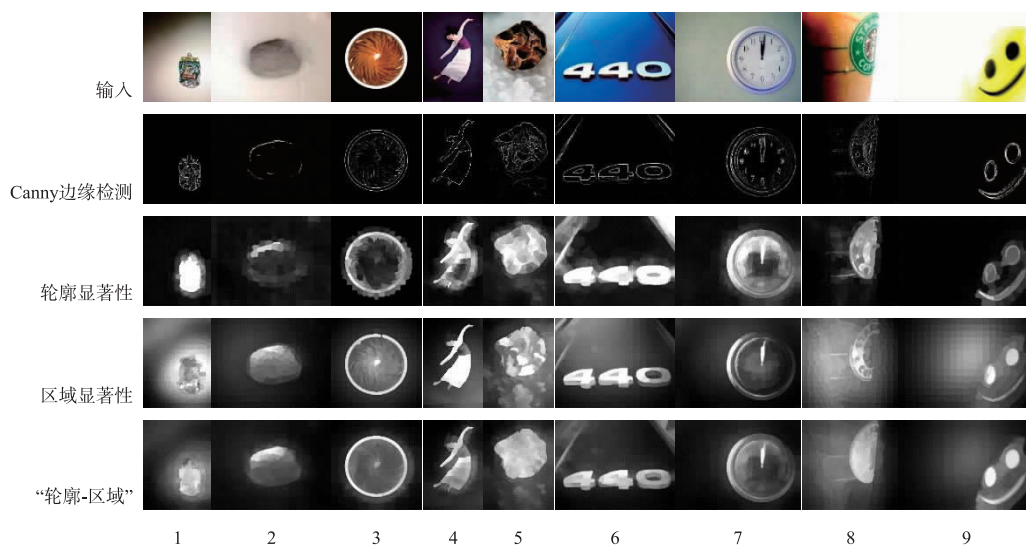


图3 “轮廓-区域”互补性示例图

## 2.4 多尺度效应

显著性检测的另一个挑战是目标尺寸的自适应能力. 从图3中可以看出目标轮廓和目标尺寸之间的对应关系是一个难点,所以,本文对不同尺度下的轮廓得

分和显著性检测结果进行了建模,不同尺度融合的轮廓得分  $g_{c,r}$ , 基于轮廓的多尺度显著性检测结果  $S_c$ , 即

$$S_c(b; \alpha, \beta) \propto \sum_r \sum_i \alpha_{r,i} \cdot S_{c,r,i}(b_{r,i}; \beta) \quad (6)$$

融合不同尺度下全局对比度与局部对比度,获得基于区域的显著性检测结果  $S_{reg}$ ,即:

$$S_{reg}(m; \alpha, \delta_{clr}, \delta_x) = \sum_r \sum_i \alpha_{r,i} \cdot S_{reg,r,i}(m_r; \delta_{clr}, \delta_x) \quad (7)$$

超像素是依据目标尺寸分割的,因此,采用不同分割参数,可以有一定的目标轮廓对应关系.且采用多尺度方法对图像进行分析更容易获得显著性信息.

### 2.5 参数学习

本文融合区域和轮廓显著性的过程中,由公式(1)可知有  $\alpha, \beta, w_c, w_{reg}$ , 4 个模型参数.而模型参数  $w_s^*$  对显著性检测结果有明显的影 响,本文采用线性支持向量机训练参数  $w_s$ ,  $w_s$  训练过程以 ASD 数据集作为训练集,并通过十折交叉验证获得.且模型参数  $w_s^* = \operatorname{argmin} \Omega(w_s)$ ,  $w_s = (w_c, w_{reg})$ , 训练的目标函数,依据  $S_{CT}$  计算目标评价,并尽可能减少误差,表示为:

$$\Omega(w_s) = \|w_s\|^2 + \frac{1}{D \times H} \sum_{u=1}^D \sum_{v=1}^H |S_{INT}(u, v) - S_{CT}(u, v)| \quad (8)$$

式中,  $\|w_s\|^2$  为模型参数的正则项,避免模型参数过于复杂导致过学习情况,  $\frac{1}{D \times H} \sum_{u=1}^D \sum_{v=1}^H |S_{INT}(u, v) - S_{CT}(u, v)|$  为

本文模型引起的训练误差,  $D$  和  $H$  分别表示图像的宽和高,  $S_{CT}$  为理想情况下的显著值.

## 3 实验结果分析

为了验证本文方法的有效性,在三个数据集 ASD, MSRA10K, SED2 上与现有主流方法进行对比实验.其中, ASD 数据集包含 1000 张图像,每一张图像都只有一个显著目标. MSRA10K 数据集包含 10000 张图像,其中包含了 ASD 数据集的所有图像.为了进一步评估显著性检测模型可以有效检测图像中的多个目标,本文在 SED2 数据集上对本文的模型进行了评估, SED2 数据集包含 100 张图像,每一张图像都有两个显著目标.

### 3.1 不同方法的时间对比

为了实现与 IT<sup>[6]</sup>、SUN<sup>[21]</sup>、GB<sup>[7]</sup>、FT<sup>[20]</sup>、AC<sup>[8]</sup>、CA<sup>[22]</sup>、HC<sup>[13]</sup>、RC<sup>[13]</sup> 等方法的对比,本文使用相同的数据集 (MSRA10K) 进行显著性检测评价<sup>[13]</sup>.表 1 给出了不同方法在 MSRA10K 数据集上的平均时间对比.为了保证公平对比,本文方法和对比方法的显著性检测时间均需要在同一台 PC 上单线程条件下估计.

表 1 不同方法在 MSRA10K 数据集上的平均检测时间

Method	HC <sup>[13]</sup>	FT <sup>[20]</sup>	AC <sup>[8]</sup>	RC <sup>[13]</sup>	IT <sup>[6]</sup>	OUR	SUN <sup>[21]</sup>	GB <sup>[7]</sup>	CA <sup>[22]</sup>
Time (s)	0.01	0.0802	0.0916	0.153	0.1706	0.37	1.0105	1.4118	41.511
Code	C++	C++	C++	C++	Matlab	Matlab	Matlab	Matlab	Matlab

本文及对比方法实验采用的 PC 配置为 Intel(R) Core(TM) i7-5960X CPU, 48G 安装内存, 64 位操作系统.深度学习模型运行时间为 1.93275 秒.由表 1 可知,深度学习模型<sup>[23]</sup>相比其他模型,耗费时间更多.原因是深度学习增加了模型复杂度,计算复杂度较高,导致显著性检测耗时较多.在 IT<sup>[6]</sup>、OUR、SUN<sup>[21]</sup>、GB<sup>[7]</sup>、CA<sup>[22]</sup> 方法中,本文方法的平均检测时间仅高于 IT<sup>[6]</sup> 方法的平均检测时间.

### 3.2 定性分析

为了能够直观的说明本文方法的准确性,图 4 中给出了本文方法和对比方法在杂乱背景下的显著图.由图 4 可知 Cheng 提出的 RC 方法<sup>[13]</sup>,其视觉效果要优于其他对比方法,原因在于,Cheng<sup>[13]</sup>在生成 RC 显著图后对其进行了空间先验和颜色空间平滑处理.且本文模型的检测效果比其他方法的效果好,有效地抑制背景区域.图 5 显示了显著性检测模型可以有效检测出单张图像中的多个目标.由图 5 实例图可知,对于多目标的显著性检测,本文方法的检测结果最好.

本文通过 IT<sup>[6]</sup>、RCSS<sup>[10]</sup>、LSP<sup>[18]</sup>、V<sub>ocus2</sub><sup>[9]</sup>、CA<sup>[22]</sup>、

GB<sup>[7]</sup>、RC<sup>[13]</sup> 7 种方法,来分析不同线索对显著性的影响:(1)基于局部外观的显著性检测<sup>[6,7,9,10]</sup>,在突出整个显著性目标上作用稍弱,且当背景高度混杂时,该方法难以较好地检测图像边缘信息;(2)基于全局的显著性检测<sup>[13]</sup>,忽略了图像各部分之间的空间关系,不能有效检测复杂多变的自然图像;(3)基于位置先验的显著性检测<sup>[18,22]</sup>,一定程度上抑制了背景中的稀缺点,但不适用于多目标.

由于上述方法不能有效区分目标边缘和背景,本文通过考虑目标轮廓的封闭性,采用多尺度的超像素分割,为了进一步突出显著目标的细节,有效地抑制背景区域,分析了“轮廓-区域”的互补性,产生全分辨率显著图.

### 3.3 定量分析

本文选择 ROC 曲线和 PR 曲线作为检测方法的评价标准<sup>[13]</sup>.如图 6 曲线所示,红色曲线融合了轮廓线索和区域线索,比单独线索的性能要好,表明了轮廓与区域的互补作用.

本文给出了在三个数据集上的定性和定量结果的综合比较.由图 7、图 8 中的 PR 和 ROC 曲线可以看出,

本文模型的性能和精度为最高,同时,本文方法的稳定性最好.

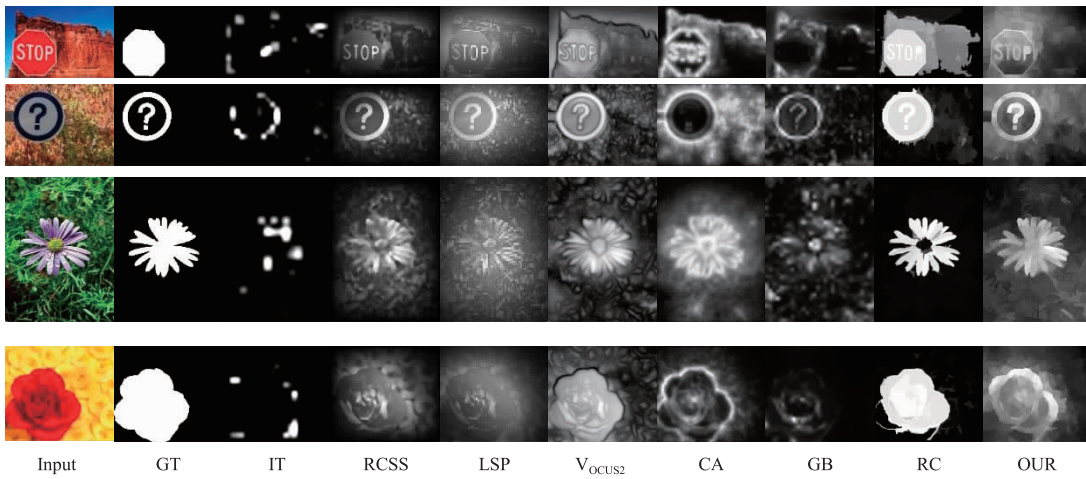


图4 不同方法在杂乱背景下的显著图

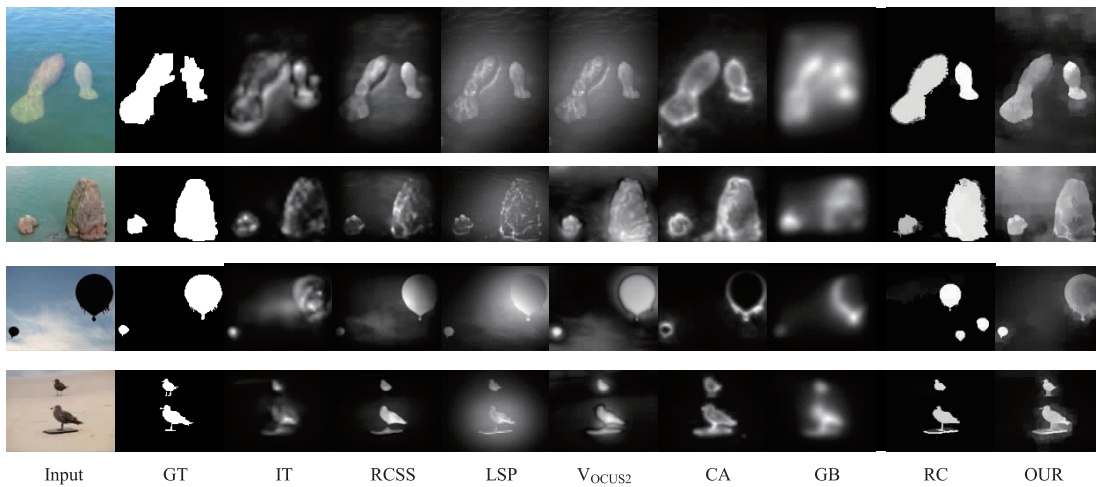


图5 不同方法在SED2数据集上的显著性结果

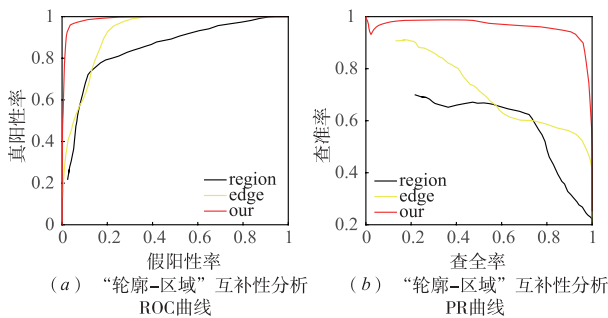


图6 图像轮廓与区域互补性曲线

表 2、3、4 分别记录了 ASD、MSRA10K、SED2 三个数据集中各种方法的 P 值<sup>[24]</sup>, R 值<sup>[24]</sup>, F 值<sup>[20]</sup>, MAE<sup>[25]</sup> 值,对于 P<sup>[24]</sup> 值,R<sup>[24]</sup> 值,F<sup>[20]</sup> 值,这三个值越大,代表检测结果越好;对于 MAE<sup>[25]</sup> 值,其值越小代表检测结果越好.

表 2 不同方法在 ASD 数据集上的 P 值,R 值,F 值,MAE 值

ASD	P	R	F	MAE
CA	0.5530	0.3675	0.4416	0.233389
GB	0.4838	0.3092	0.3773	0.218080
IT	0.5128	0.3246	0.3975	0.193795
LSP	0.6209	0.4415	0.5160	0.303235
RC	0.7977	0.6323	0.7054	0.235435
RCSS	0.6533	0.4723	0.5482	0.222597
Vocus2	0.7552	0.5719	0.6509	0.260974
OUR	<b>0.8641</b>	<b>0.6777</b>	<b>0.7596</b>	<b>0.183222</b>

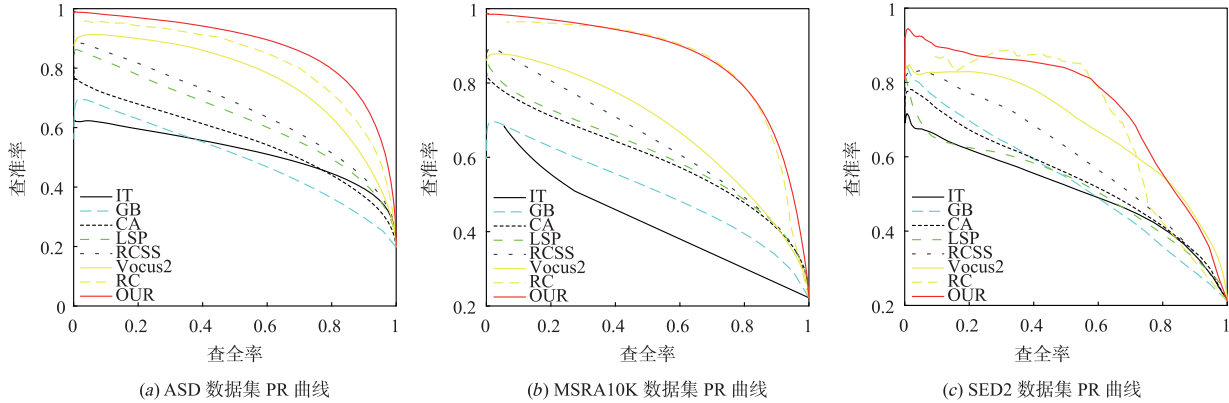


图7 本文及对比方法在三个数据集上的 PR 曲线

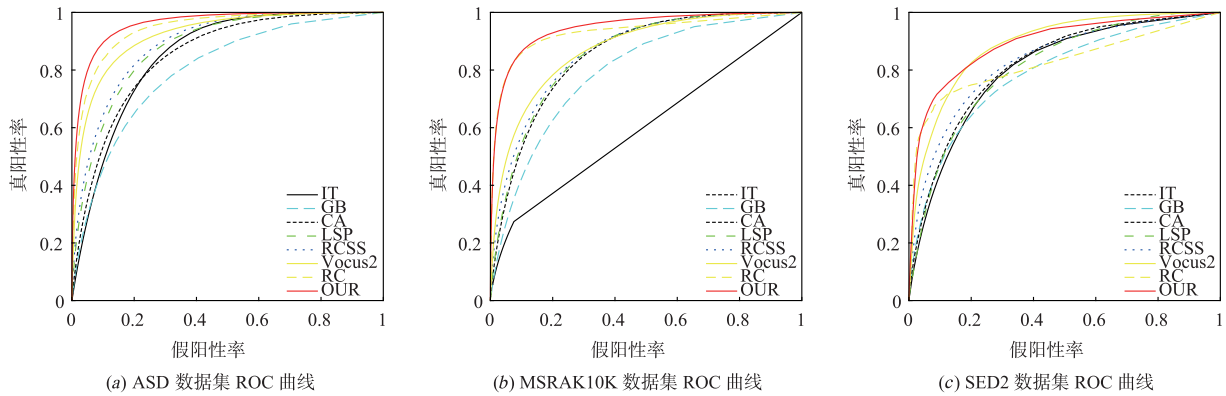


图8 本文及对比方法在三个数据集上的 ROC 曲线

表 3 不同方法在 MSRA10K 数据集上的 P 值, R 值, F 值, MAE 值

MSRA10K	P	R	F	MAE
CA	0.5877	0.3776	0.4598	0.237095
GB	0.4968	0.2983	0.3728	0.234911
IT	0.2893	0.3139	0.3011	0.213439
LSP	0.5981	0.3921	0.4736	0.304120
RC	0.7845	0.6408	0.7054	<b>0.137205</b>
RCSS	0.6361	0.4315	0.5142	0.234280
Vocus2	0.6733	0.4662	0.5509	0.277001
OUR	<b>0.8577</b>	<b>0.6484</b>	<b>0.7385</b>	0.190579

表 4 不同方法在 SED2 数据集上的 P 值, R 值, F 值, MAE 值

SED2	P	R	F	MAE
CA	0.5366	0.3388	0.4154	0.231787
GB	0.5250	0.3280	0.4037	0.240975
IT	0.5003	0.3061	0.3798	0.228728
LSP	0.5121	0.3149	0.3900	0.296390
RC	0.5906	0.5237	0.5551	<b>0.145266</b>
RCSS	0.5915	0.3965	0.4748	0.223692
Vocus2	0.6738	0.4749	0.5571	0.255761
OUR	<b>0.7306</b>	<b>0.5372</b>	<b>0.6191</b>	0.194301

由表 2 可知,在 ASD 数据集上,本文方法的  $P^{[24]}$  值、 $R^{[24]}$  值、 $F^{[20]}$  值和  $MAE^{[25]}$  值相比其它对比方法均是最优值,由表 3、4 可知,本文方法的  $P^{[24]}$  值、 $R^{[24]}$  值和  $F^{[20]}$  值均为最大值,具有比其它对比方法更高的查准率、召回率,而本文方法的  $MAE^{[25]}$  值在 MSRA10K 和 SED2 数据集上是仅高于 RC<sup>[13]</sup> 方法的。

### 4 结论

本文针对混杂环境下目标容易混淆,分析人类视觉注意机制对显著性检测的影响.首先,本文利用 Gestalt 心理学的轮廓封闭性,考虑轮廓与区域的互补性,分析图像的外观线索,以便能够有效区分目标与背景.其次,融合不同尺度下的基于轮廓和外观的显著性检测结果,构建了基于“轮廓-区域”多层互补特性的显著性检测模型,有效的提高了显著性检测的精度.实验表明本文方法检测精度优于当前的先进方法,此基础上仍然存在许多可以深入研究的课题:解决目标边缘与背景颜色渐变不显著时,造成的目标与背景混淆;以及对有挑战性视频中的目标进行显著性检测。

### 参考文献

[1] Hadizadeh H, Bajić I V. Saliency-aware video compression

- [J]. IEEE Transactions on Image Processing a Publication of the IEEE Signal Processing Society, 2013, 23(1): 19–33.
- [2] Ye L, Z Liu, Li L, Shen L, Bai C. Salient object segmentation via effective integration of saliency and objectness[J]. IEEE Transactions on Multimedia, 2017, (99): 1–1.
- [3] Mahadevan V, Vasconcelos N. Saliency-based discriminant tracking[A]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition[C]. Los Alamitos, CA: IEEE Computer Society, 2009. 1007–1013.
- [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 Chao-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] Gao Y, Shi M, Tao D, et al. Database saliency for fast image retrieval[J]. IEEE Transactions on Multimedia, 2015, 17(3): 359–369.
- [6] 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.
- [7] Harel J, Koch C, Perona P, et al. Graph-Based visual saliency[A]. Neural Information Processing Systems[C]. Granada, 2006. 545–552.
- [8] Achanta R, Hemami S, Estrada F, et al. Frequency-tuned salient region detection[A]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition[C]. Los Alamitos, CA: IEEE Computer Society, 2009. 1597–1604.
- [9] Frintrop S, Werner T, Garcia G M. Traditional saliency reloaded: A good old model in new shape[A]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition[C]. Los Alamitos, CA: IEEE Computer Society, 2015. 82–90.
- [10] Vikram T N, M. Tscherepanow, B. Wrede. A saliency map based on sampling an image into random rectangular regions of interest[J]. Pattern Recognition, 2012, 45(9): 3114–3124.
- [11] Perazzi F, Krähenbühl P, Pritch Y, et al. Saliency filters: Contrast based filtering for salient region detection[A]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition[C]. Los Alamitos, CA: IEEE Computer Society, 2012. 733–740.
- [12] Kim J, Han D, Tai YW, Kim J. Salient region detection via high-dimensional color transform[A]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition[C]. Los Alamitos, CA: IEEE Computer Society, 2014. 25(1): 883–890.
- [13] Cheng M M, Mitra N J, Huang X, et al. Global contrast based salient region detection[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2015, 37(3): 569–582.
- [14] Liu T, Yuan Z, Sun J, Wang J, Zheng N, Tang X, Shum H-Y. Learning to detect a salient object[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2011, 33(2): 353–367.
- [15] Kruthiventi SSS, Ayush K, Babu RV. DeepFix: A fully convolutional neural network for predicting human eye fixations[J]. IEEE Transactions on Image Processing A Publication of the IEEE Signal Processing Society, 2015, (99): 1–1.
- [16] Li G, Yu Y. Deep contrast learning for salient object detection[A]. Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition[C]. Los Alamitos, CA: IEEE Computer Society, 2016. 478–487.
- [17] Yang C, Zhang L, Lu H. Graph-regularized saliency detection with convex-hull-based center prior[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2013, 20(7): 637–640.
- [18] Ren T, Liu Y, Ju R, et al. How important is location information in saliency detection of natural images[J]. Multimedia Tools and Applications, 2016, 75(5): 2543–2564.
- [19] 周帅骏, 任福继, 堵俊, 等. 融合背景先验与中心先验的显著性目标检测[J]. 中国图象图形学报, 2017, 22(5): 584–595.  
Zhou Shuai-jun, Ren Fu-ji, Du Jun, et al. Salient region detection based on the integration of background-bias prior and center-bias prior[J]. Journal of Image and Graphics, 2017, 22(5): 584–595. (in Chinese)
- [20] Achanta R, Hemami S, Estrada F, et al. Frequency-tuned salient region detection[A]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition[C]. Los Alamitos, CA: IEEE Computer Society, 2009. 1597–1604.
- [21] Zhang L, Tong MH, Marks K, Shan H, Cottrell GW. SUN: A Bayesian framework for saliency using natural statistics[J]. Journal of Vision, 2008, 8(7): 32. 1–20.
- [22] Goferman S, Zelnikmanor L, Tal A. Context-Aware Saliency Detection[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2012, 34(10): 1915–1926.
- [23] Hou Q, Cheng MM, Hu XW, Borji A, Tu Z. Deeply supervised salient object detection with short connections[A]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition[C]. Los Alamitos, CA: IEEE Computer Society, 2017. 3203–3212.
- [24] 毕威, 黄伟国, 张永萍, 等. 基于图像显著轮廓的目标检测[J]. 电子学报, 2017, 45(8): 1902–1910.  
Bi Wei, Huang Wei-guo, Zhang Yong-ping, et al. Object detection based on salient contour of image[J]. Acta

Electronica Sinica, 2017, 45(8): 1902 – 1910. (in Chinese)

- [25] 罗会兰, 万成涛, 孔繁胜. 基于 KL 散度及多尺度融合的显著性区域检测算法[J]. 电子与信息学报, 2016, 38(7): 1594 – 1601.

Luo Hui-lan, Wan Cheng-tao, Kong Fan-sheng. Salient region detection algorithm via KL divergence and multi-scale merging[J]. Journal of Electronics and Information Technology, 2016, 38(7): 1594 – 1601. (in Chinese)

#### 作者简介



杨兴明 男, 1977 年 5 月出生, 副教授, 合肥工业大学计算机与信息学院, 主要研究方向为计算机控制、图像处理、模式识别。  
E-mail: xmyang168@163.com



王雨廷 女, 1993 年 9 月出生, 硕士研究生, 合肥工业大学计算机与信息学院, 主要研究方向为图像处理、模式识别。  
E-mail: 15256952170@163.com



吴克伟 男, 1984 年 9 月出生, 副研究员, 合肥工业大学计算机与信息学院, 主要研究方向为计算机视觉、人工智能、模式识别。  
E-mail: wu\_kewei1984@163.com