

# 自然场景下的显著性检测优化方法

牟丽 张学武 张卓\* 李敏 范新南

河海大学物联网工程学院, 江苏 常州 213022

**摘要** 为满足自然场景下显著性检测精度的要求,提出了一种显著性检测优化方法。该方法采用简单线性迭代聚类分割算法将图像分割为多个超像素区域,并提取颜色区域对比度特征。通过 Harris 角点检测算法定位目标的大致几何中心,以中心概率的形式表征目标空间分布特征,并进行目标位置自适应的特征融合。基于目标空间分布特征和图像灰度重心,实现抑制背景、增强目标的显著图优化;利用针对显著性值的空间平滑技术,可增加显著图的连续性。实验结果表明,该方法在几个公开的测试集中的测试具有较高的准确率、召回率和较低的平均绝对误差,可应用于复杂自然场景下的显著性检测。

**关键词** 机器视觉; 显著性检测; 显著性优化; 目标空间分布特征

**中图分类号** TP391.41 **文献标识码** A

**doi:** 10.3788/LOP53.121501

## Saliency Detection Optimization Method in Natural Scene

Mou Li Zhang Xuewu Zhang Zhuo Li Min Fan Xinnan

College of Internet of Things Engineering, Hohai University, Changzhou, Jiangsu 213022, China

**Abstract** A new saliency detection optimization method is proposed to satisfy the accuracy requirement of saliency detection in the natural scene. The method can divide an image into multiple superpixel areas using the simple linear iterative clustering algorithm, and extract the contrast feature of color regions. The general target geometric center is located by the Harris corner detection algorithm. The center probability is used to describe the target space distribution feature, and the adaptive feature fusion for the target location is carried out. Optimization of a saliency map with background suppression and target enhancement is realized based on target space distribution feature and image gray centroid. The continuity of the saliency map can be enhanced by the space smoothing technique for the saliency value. Experimental results show that the test with this method does not only have high precision rate and recall rate, but also has low mean absolute error in several testing sets, and the method can be applied to the saliency detection in complex natural scenes.

**Key words** machine vision; saliency detection; saliency optimization; target space distribution feature

**OCIS codes** 150.0155; 330.7326; 110.2970

## 1 引言

显著性检测是人类视觉注意机制中一种非常重要的机制,它可以帮助人类快速有效地从大量复杂的视觉数据中挑选出最突出和高度相关的主题<sup>[1]</sup>。显著性检测方法广泛应用于计算机视觉应用中各种具有挑战性的任务中,比如感兴趣目标的图像分割<sup>[2-4]</sup>、目标识别<sup>[5-8]</sup>、图像检索<sup>[9-10]</sup>、图像融合<sup>[11-12]</sup>等。近年来,利用显著性检测方法模拟视觉注意机制引起了研究者们广泛的兴趣。在自然场景下,由于背景复杂多变、颜色对比度高、存在多种干扰,计算机视觉方法无法与生物视觉系统相比,稳健高效的显著性目标检测仍是一个技术难题。

**收稿日期:** 2016-07-18; **收到修改稿日期:** 2016-08-16; **网络出版日期:** 2016-11-18

**作者简介:** 牟丽(1991—),女,硕士研究生,主要从事图像处理方面的研究。E-mail: 1552216813@qq.com

**导师简介:** 张学武(1973—),男,博士,教授,硕士生导师,主要从事计算机视觉与人工智能、水下探测与成像、人类行为感知与计算建模、fMRI 图像分析、物联网工程设计与规划等方面的研究。E-mail: lab\_112@126.com

\* **通信联系人.** E-mail: 398021795@qq.com

传统方法主要通过结合自顶向下(任务驱动)和自底向上(数据驱动)的显著性检测方法进行复杂背景下的显著性检测<sup>[13-16]</sup>。基于先验知识的任务驱动显著性检测,其学习过程复杂,某些场景的学习知识难以获取;知识随着应用场景改变而变化,检测方法的通用性较差。现有的数据驱动的显著性检测方法,对于背景颜色成分单一的图像具有较好的目标检测效果;在背景复杂的情况下,普遍存在检测准确率低和检测速度慢的问题。

现有的显著性检测方法主要包括基于像素的显著性检测和基于区域的显著性检测两大类。基于像素的显著性检测对每个像素直接获取显著性值,计算量庞大,易受噪声点影响,复杂背景下很难取得较好的检测结果。近年来,借鉴人类视觉注意区域敏感特性,提出了基于区域的显著性检测,该方法将图像划分为一系列区域,以区域为单位进行视觉注意与显著性检测。这种基于区域的目标检测可以将不必要的细节和部分像素噪点抽象化,更加符合人类视觉系统的认知规律,在计算复杂度和抗噪性能方面优于基于像素的检测方法。

在特征选取方面,现有的方法主要采用颜色<sup>[17]</sup>、方向<sup>[18]</sup>、运动、纹理<sup>[19-20]</sup>、形状<sup>[21]</sup>、深度<sup>[22]</sup>等特征进行显著性检测。颜色被认为是最高效的特征,是引起人类视觉注意最重要的因素。Cheng 等<sup>[23]</sup>提出的全局对比度方法以及 Perazzi 等<sup>[24]</sup>提出的显著性滤波器方法都是基于颜色特征进行显著性检测。Liu 等<sup>[25]</sup>提出了显著性树模型,利用颜色对比度进行显著性检测。但是,自然场景下,只考虑图像底层特征对比度及区域空间关系会将背景对比度高的区域误判为显著性目标,从而影响检测精度。

显著特征融合也是影响目标检测精度的关键因素。传统的特征融合方法主要是将特征进行加权求和。Itti 等<sup>[26]</sup>采用简单的相加得到最终结果,这种特征融合方法具有很大的局限性。Hu 等<sup>[27]</sup>对每一种特征分配合适的权重来进行特征融合,但是如何确定合适权重又成为新的问题。通过学习进行特征融合的方法虽然在特定场景中效果较好<sup>[28]</sup>,但是学习本身是一个复杂的过程,需要很多的样本,而且不是所有场景都可以进行学习。因此,探索一种场景自适应的特征融合策略成为提高目标显著性检测效果的难点之一。

为了进一步提高目标显著性检测精度,研究者们开始进行显著性优化的相关研究。Cheng 等<sup>[23]</sup>通过颜色空间平滑操作减小量化误差,从而改善显著性值。该方法将每个颜色的显著性值替换为相似颜色显著性值的加权平均,使得相似颜色尽可能分配到相似的显著性值,一定程度上减少了量化瑕疵。Sugano 等<sup>[29]</sup>采用目标图和加权图残差的最小化平方和优化特征的融合权重。这些优化方法可提高显著性值的精度,无法实现背景抑制和目标增强。然而,在背景干扰较大的自然环境下降低背景显著性,更有利于突出目标,提高目标的检出率。

本文提出了一种自然场景下的显著性检测优化方法。该方法通过检测 Harris 角点定位目标中心,以中心概率作为目标空间分布特征;将该中心概率以指数形式与颜色对比度特征融合,得到初始显著性图;采用目标中心概率特征和图像灰度重心优化显著性值,削弱背景,突出前景,并进行显著性值的平滑操作以增加显著性值的连续性。在现有的几个可信度高的公开数据集中的测试实验表明,相对于现有算法,本文算法在准确率、召回率、 $F$  测度、时间复杂度以及平均绝对误差(MAE)测度方面均有明显提高。

## 2 算法原理

### 2.1 方法概述

采用简单线性迭代聚类(SLIC)超像素分割方法将原图分割为多个固定像素数的超像素区域。SLIC 方法算法简单,生成的像素块大小均匀紧凑,可以较好地保留物体的轮廓信息。为了在复杂自然场景下区分背景和目标,采用 Harris 角点检测方法定位目标的大致中心,根据该中心获取图像的中心概率;为了使远离中心的区域显著性值急剧减小,选用指数形式的中心概率模型,并将它作为权重融合颜色对比度特征,获取初始显著性图。该方法可过滤背景中对比度较高的区域,保证了显著区域的紧凑性。

为了解决前期显著性检测的不足,采用基于 Harris 的目标空间位置优化以及重心优化进一步强化前景,削弱背景,并利用空间平滑操作平滑显著性值。所提出的显著性优化方法改善了初始显著性图的弊端,提高了显著性的检测性能。该优化方法的流程图如图 1 所示。

### 2.2 基于 Harris 角点的目标中心概率

传统的中心先验默认将图像的几何中心作为显著性目标的中心。对于目标不在中心的图像,该方法并不适用。因此提出了一种运用 Harris 角点定位目标中心的方法。

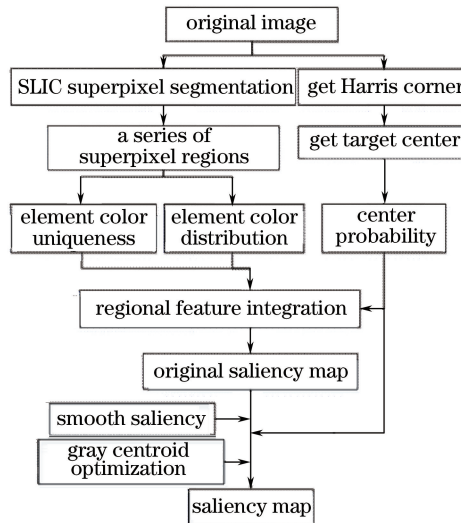


图 1 基于 Harris 角点检测算法的优化方法流程图

Fig. 1 Flowchart of optimization method based on Harris corner detection algorithm

通过 Harris 算子找出图像中的 Harris 角点, 去掉边缘角点, 计算剩余角点的平均坐标作为目标的中心点。如图 2 所示, 红点为图像的 Harris 角点, 绿点为目标中心点, 可见, 采用 Harris 角点方法可大致定位目标中心。

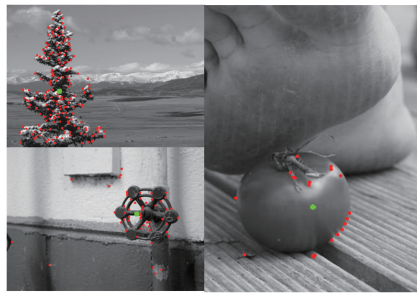


图 2 Harris 角点与目标中心点

Fig. 2 Harris corner point and target center point

获得目标的中心点后, 利用超像素区域与目标大致中心的欧氏距离描述目标中心概率, 超像素区域内所有像素的平均坐标即为超像素区域  $i$  的位置, 目标中心概率可表示为

$$P_{\text{center},i} = 1 - \frac{D_{\text{center},i}}{D_{\text{max}}} = 1 - \frac{\|p_i - p_{\text{center}}\|^2}{\max_{j=1,2,\dots,N} \|p_j - p_{\text{center}}\|^2}, \quad (1)$$

式中  $D_{\text{center},i}$  为超像素区域  $i$  与目标中心的欧氏空间距离,  $D_{\text{max}}$  为所有超像素区域中最大的欧氏距离,  $N$  为超像素区域总数,  $p_{\text{center}}$  为目标大致中心的坐标,  $p_i$  为超像素区域  $i$  的坐标。

由(1)式可知, 中心概率为区间  $[0, 1]$  内分布的值。越靠近中心的区域, 中心概率越高。基于 Harris 角点的检测方法达到了增强前景、削弱背景的目的。

### 2.3 目标位置自适应的特征融合

结合目标空间分布特征的特点, 为了最大程度发挥各特征的优势, 提出了一种目标位置自适应的特征融合方法, 以融合颜色特征和目标空间分布特征。

颜色特征为高效的特征之一, 采用文献[24]中的研究算法计算颜色唯一性和颜色空间分布。颜色唯一性  $U_{C,i}$  可定义为

$$U_{C,i} = \sum_{j=1}^N \|c_i - c_j\|^2 \cdot \omega(p_i, p_j), \quad (2)$$

式中  $c_i, c_j$  为超像素区域  $i, j$  中所有像素的平均颜色,  $\omega(p_i, p_j)$  为高斯权重,  $p_i$  为区域  $i$  的位置,  $p_j$  为区域

$j$  的位置。颜色空间分布  $D_{c,i}$  可定义为

$$D_{c,i} = \sum_{j=1}^N \| p_j - \bar{p}_i \|^2 \cdot \omega(c_i, c_j), \quad (3)$$

式中  $\bar{p}_i$  为颜色特征  $c_i$  的加权平均位置,  $\bar{p}_i = \sum_{j=1}^N \omega(c_i, c_j) \cdot p_j$ ;  $\omega(c_i, c_j)$  为超像素区域  $i$  和  $j$  各自的颜色特征  $c_i$  和  $c_j$  的相似性。

融合颜色唯一性和颜色空间分布, 得到的颜色特征图  $S_{c,i}$  为

$$S_{c,i} = U_{c,i} \exp(-k_c \cdot D_{c,i}), \quad (4)$$

式中  $k_c$  为平衡唯一性和分布测量的比例系数。

确定颜色特征后, 以中心概率作为权重, 引导生成初始显著性图。为了使目标具有较高显著性值且背景边缘显著性值急剧下降, 采用指数函数嵌套中心概率的形式作为权重, 得到初始的显著性图  $S_{\text{initial},i}$  为

$$S_{\text{initial},i} = S_{c,i} \exp(1 - P_{\text{center},i}) + S_{c,i} \exp(P_{\text{center},i}), \quad (5)$$

式中  $P_{\text{center},i}$  为目标中心概率,  $S_{c,i}$  为颜色特征图。由(5)式可得到融合目标空间分布和颜色对比度的初始显著性图。

## 2.4 显著性优化

借鉴人类视觉系统依据目标和背景不同自适应调整注意程度的视觉特性, 利用目标空间分布特征和图像灰度重心优化背景与目标的显著性值, 该方法削弱了背景显著性并增强了目标显著性。在进行显著性权重优化之前, 先进行显著性值空间平滑操作, 以增加显著性图的顺滑度, 防止产生局部高亮。定义平滑度系数  $\omega_{\text{smooth},ij}$  为

$$\omega_{\text{smooth},ij} = \exp[-\|c_i - c_j\|^2 / (2\sigma_{\text{col}})], \quad (6)$$

式中  $\|c_i - c_j\|^2$  为超像素区域  $i$  和  $j$  的欧氏颜色距离,  $\sigma_{\text{col}}$  为稳定系数。由(6)式可知, 越平坦的区域间平滑度系数越大, 边缘处平滑度系数较小。

采用目标中心概率进行显著性优化。假设某一超像素区域的显著性值为  $S_i$ , 对初始显著性值的优化过程可定义为

$$\omega_{\text{bg},i} S_i + \omega_{\text{fg},i} S_i + \sum_j \omega_{\text{smooth},ij} (S_i - S_j)^2, \quad (7)$$

式中  $\omega_{\text{bg},i}$  为背景权重,  $\omega_{\text{bg},i} = 1 - P_{\text{center},i}$ ;  $\omega_{\text{fg},i}$  为前景权重,  $\omega_{\text{fg},i} = P_{\text{center},i}$ 。该区域的前景权重  $\omega_{\text{fg},i}$  越大, 显著性值  $S_i$  越大; 背景权重  $\omega_{\text{bg},i}$  越大, 显著性值  $S_i$  越小。因此, 对初始显著性值的优化可达到强化前景、削弱背景的作用。

由显著性图的灰度分布可知, 显著性区域灰度值较大, 背景灰度值几乎为 0。因此, 当前显著性图的灰度重心总是位于目标区域。据此, 将超像素区域与灰度重心的欧氏距离作为优化权重, 进一步增强前景、削弱背景, 得到最终的显著性图  $S_{\text{final},i}$  为

$$S_{\text{final},i} = S_i \exp(1 - D_{\text{norm},i}) + S_i \exp(-D_{\text{norm},i}), \quad (8)$$

式中  $D_{\text{norm},i}$  为超像素区域  $i$  到灰度重心的归一化欧氏距离,  $D_{\text{norm},i} = \frac{\|p_i - G\|^2}{\max_{j=1,2,\dots,N} \|p_j - G\|^2}$ , 其中  $G$  为重心位置;  $S_i$  为经过前一步优化后的显著性图。

## 3 实验结果分析

实验采用配置为 Intel Core2 E3200、双核双线程、主频 2.4 GHz 的 CPU 以及 512 MB DDR2 内存的设备, 采用 Matlab 软件进行编程。实验中超像素区域的像素数固定为 100, 稳定系数设置为 10, 颜色特征图中的比例系数  $k_c = 4$ , 并选择包含各种背景复杂自然图像的 Achanta、ECSSD、MSRA10K、SED2 数据集进行测试。其中, SED2 数据集中每张图包括 2 个显著性目标, 可用来检验所提方法在多目标场景下的抗干扰能力。为了更好地验证所提方法的有效性, 设置两组实验。实验一采用 Achanta 数据集验证基于 Harris 角点的目标空间分布特征对目标显著性检测性能的影响。Achanta 数据集广泛应用于显著性区域检测的验证, 是目前同类公开测试集中可信度较高的一个数据集。实验二在多个数据集中进行所提方法与现有方法的检



测性能对比。由于不同数据集具有不同的倾向性,在多个数据集进行测试可增加结论的可信度。

### 3.1 实验一

将是否进行优化、是否利用角点进行目标中心定位作为对比条件进行实验。实验结果如图 3、4 所示。从图 3 中可以看出,进行显著性优化操作后,目标增强,背景削弱;进行了角点目标定位后,显著性值在目标处分布明显,在背景处基本无分布;若不进行角点目标检测,对比度较强的背景也会分配到一定的显著性值。从各个性能指标可以看出,显著性优化步骤和角点目标定位操作大幅提高了显著性检测性能, $F$  测度、MAE 等指标均得到明显改善。图 4 中 a 为无优化情况,b 为未利用 Harris 算子进行中心定位的情况,c 为进行优化并利用 Harris 算子进行中心定位的情况。

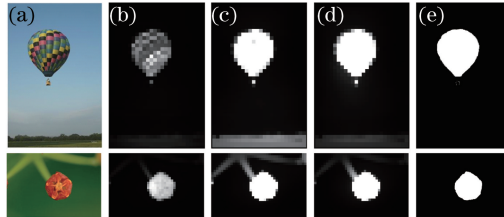


图 3 视觉效果图。(a) 原图;(b) 无优化;(c) 未利用 Harris 算子进行目标中心定位;(d) 进行优化并利用 Harris 算子进行目标中心定位;(e) 人工标注图

Fig. 3 Visual effect figures. (a) Original image; (b) without optimization; (c) Harris operator is not used to locate target center; (d) with optimization and utilizing Harris operator to locate target center; (e) artificial mark figure

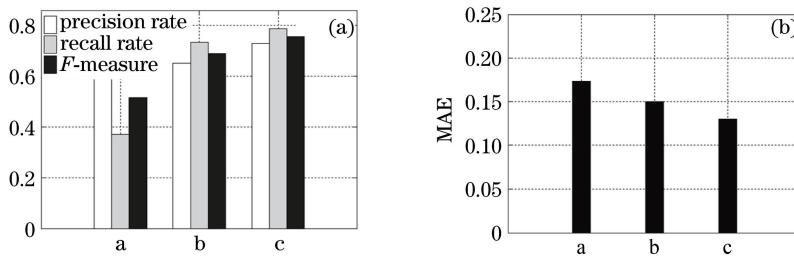


图 4 (a) 准确率、召回率以及  $F$  测度直方图;(b) MAE 直方图

Fig. 4 (a) Histogram of precision rate, recall rate and  $F$ -measure; (b) MAE histogram

### 3.2 实验二

不同的显著性测试集具有不同的分辨率、显著性物体数目、标注方式等。将多种方法在多个测试集中进行测试,可使结果更加可靠。选择在 Achanta、ECSSD、MSRA10K、SED2 数据集进行测试,对比了所提方法和现有方法的显著性检测性能。现有方法包括频率调谐(FT)方法、残余谱(SR)方法、显著性滤波器(SF)方法、基于直方图对比度(HC)和基于区域对比度(RC)的显著性检测方法。实验结果如图 5、6 所示。

从图 5 和图 6 可以看出,所提出的方法在 4 个测试集中均具有较低的平均绝对误差和较高的  $F$  测度;SR 方法和 FT 方法的平均绝对误差较高, $F$  测度相对较低,实现效果不理想;对比算法中,效果较好的 RC 方法的各项指标也略次于所提出的方法。由 SED2 测试集的实验结果可以看出,所提方法在两个目标的自然场景下也具有较低的平均绝对误差和较高的  $F$  测度。所提方法在复杂的自然场景下具有良好的检测性能。

图 7 为不同方法得到的显著性图之间的视觉效果对比。从图中可以看出,SR 方法只得到了一系列显著的边缘轮廓;SF 方法对于背景颜色单一的图像具有良好的检测效果,但是对于背景略微复杂的自然图像,该方法在削弱背景的同时也削弱了目标;HC 方法在背景单一的图像上具有很好的检测效果,但是在背景略微复杂的情况下并不能较好地分离出目标,即一部分背景也被分配了一定的显著性;RC 方法的效果优于 HC 方法,但是部分背景同样分配到了一定的显著性;所提方法可以很好地削弱背景、突出目标,最接近人工标注的显著性图。

表 1 为不同方法得到图像的平均用时。所提方法的用时较长,但在可接受范围内。

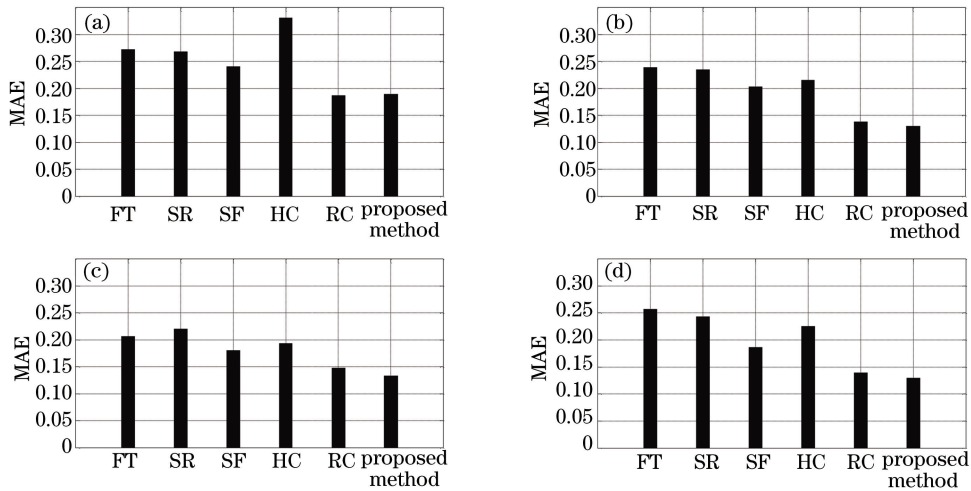


图 5 6 种方法在不同测试集中得到的 MAE 直方图。(a) ECSSD; (b) Achanta; (c) SED2; (d) MSRA10K

Fig. 5 MAE histograms obtained by six methods in different test sets. (a) ECSSD; (b) Achanta; (c) SED2; (d) MSRA10K

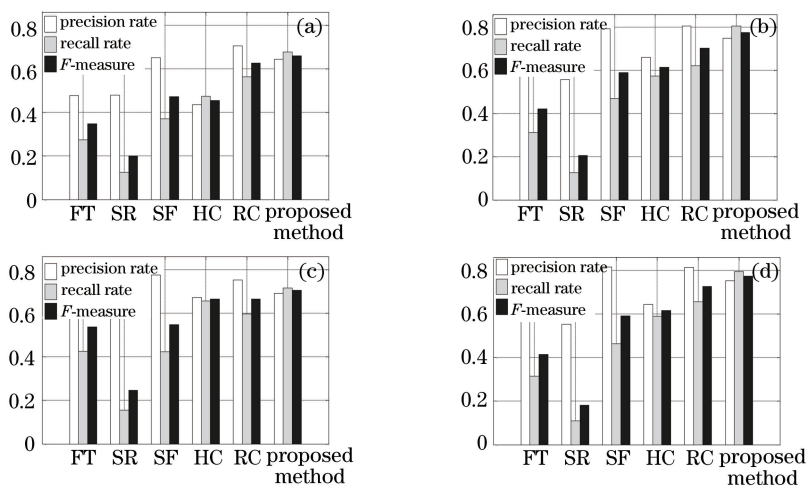


图 6 6 种方法在不同测试集中得到的准确率、召回率以及  $F$  测度直方图。(a) ECSSD; (b) Achanta; (c) SED2; (d) MSRA10K

Fig. 6 Histograms obtained by six methods in different test sets (including precision rate, recall rate and  $F$ -measure).

(a) ECSSD; (b) Achanta; (c) SED2; (d) MSRA10K

表 1 Achanta1000 数据集中不同方法得到图像的平均用时

Table 1 Average running time for obtaining images by different methods in Achanta1000 database

Method	SR	FT	SF	HC	RC	Proposed method
Time /s	0.064	0.072	0.160	0.019	0.253	0.390
Code	Matlab	C	C++	C++	C++	Matlab

## 4 结 论

提出了一种自然场景下的显著性检测优化方法。利用 Harris 算子大致定位目标中心,以中心概率作为权重与颜色对比度融合,形成初始显著性图。该方法在颜色特征的基础上同时考虑了目标的空间分布特征,降低了复杂背景对检测精度的影响。为了进一步突出前景、削弱背景,提出了一种显著性优化方法,以优化全局显著性图。在现有的几个可信度高的公开数据集中测试所提方法。实验结果表明,该方法相对于现有算法在准确率、召回率、 $F$  测度以及平均绝对误差测度等方面都得到明显改善,并且在结构复杂的自然场景下具有较好的检测效果。但是,所设计的 Harris 目标中心定位算法在某些情况下(例如背景物体太多)并不

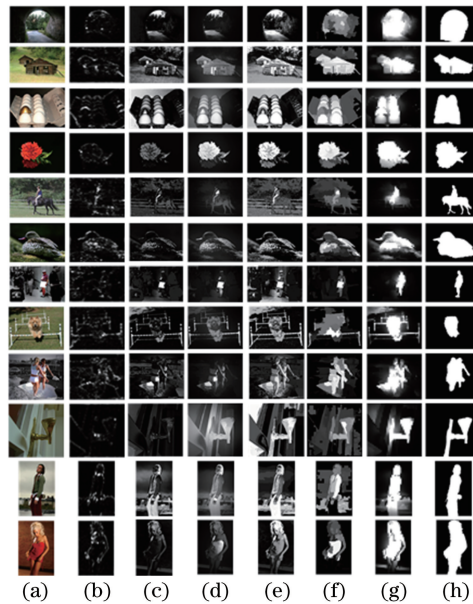


图 7 不同方法的视觉效果图。(a) 原图；(b) SR；(c) FT<sup>[30]</sup>；(d) SF<sup>[24]</sup>；(e) HC；(f) RC<sup>[23]</sup>；(g) 所提方法；  
(h) 人工标注图

Fig. 7 Visual effect figures of different methods. (a) Original image; (b) SR; (c) FT; (d) SF; (e) HC; (f) RC;  
(g) proposed method; (h) artificial mark figure

是很准确,无法实现检测精度的大幅提高。此外,显著性的检测主要依据颜色特征和显著性优化,因此如何获取复杂背景下目标空间分布特征将成为下一步的研究方向。

### 参 考 文 献

- Zhu G K, Wang Q, Yuan Y. Tag-saliency: combining bottom-up and top-down information for saliency detection[J]. Computer Vision and Image Understanding, 2014, 118: 40-49.
- Tian Y H, Li J, Yu S, *et al.* Learning complementary saliency priors for foreground object segmentation in complex scenes[J]. International Journal of Computer Vision, 2015, 111(2): 153-170.
- Jung C, Kim C. A unified spectral-domain approach for saliency detection and its application to automatic object segmentation[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2012, 21(3): 1272-1283.
- Donoser M, Urschler M, Hirzer M, *et al.* Saliency driven total variation segmentation[C]. IEEE 12<sup>th</sup> International Conference on Computer Vision, 2009: 5459296.
- Rutishauser U, Walther D, Koch C, *et al.* Is bottom-up attention useful for object recognition?[C]. IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2004: 8161487.
- Khuwuthyakorn P, Robles-Kelly A, Zhou J. Object of interest detection by saliency learning [C]. 11<sup>th</sup> European Conference on Computer Vision, 2010, 6312: 636-649.
- Wu Di, Tang Yongqi, Lin Guohan, *et al.* Robust face recognition based on significance local directional pattern and deep learning[J]. Journal of Optoelectronics • Laser, 2016, 27(6): 655-661.  
吴迪,唐勇奇,林国汉,等.基于显著性局部定向模式和深度学习的鲁棒人脸识别[J].光电子·激光,2016,27(6): 655-661.
- Lin Chang, He Bingwei, Dong Shengsheng. An indoor object fast detection method based on visual attention mechanism of fusion depth information in RGB image[J]. Chinese J Lasers, 2014, 41(11): 1108005.  
林昌,何炳蔚,董升升.融合深度信息的室内RGB图像视觉显著物体快速检测方法[J].中国激光,2014,41(11): 1108005.
- Hou X D, Harel J, Koch C. Image signature: highlighting sparse salient regions[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2011, 34(1): 194-201.
- Gao Y, Wang M, Zha Z J, *et al.* Visual-textual joint relevance learning for tag-based social image search[J]. IEEE

- Transactions on Image Processing, 2013, 22(1): 363-376.
- 11 Zhang Libao, Zhang Jue. A new adaptive fusion method based on saliency analysis for remote sensing images[J]. Chinese J Lasers, 2015, 42(1): 0114001.  
张立保, 章珏. 基于显著性分析的自适应遥感图像融合[J]. 中国激光, 2015, 42(1): 0114001.
- 12 Li Meng, Hua Weiping, Zhao Jufeng. Dual-band image fusion using visual attention extraction with multiple windows[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2015, 52(12): 121002.  
李梦, 华玮平, 赵巨峰. 使用多尺度视觉注意提取的双波段图像融合[J]. 激光与光电子学进展, 2015, 52(12): 121002.
- 13 Zhu W J, Liang S, Wei Y C, *et al.* Saliency optimization from robust background detection[C]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2014: 2814-2821.
- 14 Jiang H Z, Wang J D, Yuan Z J, *et al.* Salient object detection: a discriminative regional feature integration approach[C]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2014: 1-14.
- 15 Rahman I, Hollitt C, Zhang M J. Contextual-based top-down saliency feature weighting for target detection[J]. Machine Vision and Applications, 2016, 27(6): 893-914.
- 16 Sheth C, Babu R V. Object saliency using a background prior[C]. IEEE Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing, 2016: 16021012.
- 17 Zhang Y B, Zhang F, Guo L. Saliency detection by selective color features[J]. Neurocomputing, 2016, 203: 34-40.
- 18 Borji A, Parks D, Itti L. Complementary effects of gaze direction and early saliency in guiding fixations during free viewing[J]. Journal of Vision, 2014, 14(13): 191084.
- 19 Chen H Y, Leou J J. A new visual attention model using texture and object features [C]. IEEE 8<sup>th</sup> International Conference on Computer and Information Technology Workshops, 2008: 10089863.
- 20 Zhang L B, Yang L, Luo T J. Unified saliency detection model using color and texture features[J]. PLOS, 2016, 11(2): 0149328.
- 21 Altmann C F, Deubelius A, Kourtzi Z. Shape saliency modulates contextual processing in the human lateral occipital complex[J]. Journal of Cognitive Neuroscience, 2004, 16(5): 794-804.
- 22 Lang C Y, Nguyen T V, Katti H, *et al.* Depth matters: influence of depth cues on visual saliency[C]. 12<sup>th</sup> European Conference on Computer Vision, 2012, 7573: 101-115.
- 23 Cheng 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.
- 24 Perazzi F, Krähenbühl P, Pritch Y, *et al.* Saliency filters: contrast based filtering for salient region detection[C]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2012: 733-740.
- 25 Liu Z, Zou W B, Meur O L. Saliency tree: a novel saliency detection framework[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2014, 23(5): 1937-1952.
- 26 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.
- 27 Hu Y Q, Xie X, Ma W Y, *et al.* Salient region detection using weighted feature maps based on the human visual attention model[C]. Springer, 2004: 993-1000.
- 28 Jiang H Z, Wang J D, Yuan Z J, *et al.* Salient object detection: a discriminative regional feature integration approach[C]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2013: 2083-2090.
- 29 Sugano Y, Matsushita Y, Sato Y. Appearance-based gaze estimation using visual saliency[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2013, 35(2): 329-341.
- 30 Achanta R, Hemami S, Estrada F, *et al.* Frequency-tuned salient region detection [C]. IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2009: 5206596.