

DOI:10.16136/j.joel.2022.08.0786

基于背景先验与中心先验的显著性目标检测

吴迪^{1,2*}, 李婷¹, 万琴^{1,2}

(1. 湖南工程学院 电气与信息工程学院, 湖南 湘潭 411004; 2. 湖南工程学院 湖南省基于多智能体理论的多机器人协同控制重点实验室, 湖南 湘潭 411004)

摘要:针对传统的图流行排序显著性目标检测算法存在先验信息单一, 显著目标检测不完整的问题, 提出一种新的基于背景先验与中心先验的显著性目标检测算法。首先将图像边界节点作为背景种子进行流行排序获得粗略的前景区域, 将其再次流行排序得到初步显著图; 然后利用 Harris 角点检测、聚类实现中心先验显著性检测, 捕获中心显著信息; 最后在初步显著图上融合图像中心显著性, 得到最终显著图。本文对综合指标、精确率-召回率曲线、F-measure 值以及平均绝对误差 (mean absolute error, MAE) 值进行实验评估, 在公开数据集 MSRA-10K 和 ECSSD 上进行的实验结果表明: 对比 10 种主流算法, 本文算法在不同的评估指标上都具有较好的表现, 且能准确地突出显著目标, 提升背景抑制效果。

关键词:显著性检测; 流行排序; 超像素节点; 显著图; 中心先验

中图分类号: TP391.41 **文献标识码:** A **文章编号:** 1005-0086(2022)08-0799-08

Salient object region detection based on background-bias prior and center-biasPrior

WU Du^{1,2*}, LI Ting¹, WAN Qin^{1,2}

(1. College of Electrical and Information Engineering, Hunan Institute of Engineering, Xiangtan, Hunan 411004, China; 2. Hunan Key Laboratory of multi robot cooperative control based on multi-agent theory, Hunan Institute of Engineering, Xiangtan, Hunan 411004, China)

Abstract: In order to solve the problems of single prior information and incomplete salient object detection in the traditional algorithm, a new salient object detection algorithm based on background prior and center prior is proposed. Firstly, the edge nodes of the image are used as background seeds to manifold ranking, and the rough foreground area is obtained; Then, Harris corner detection and clustering are used to detect the prior significance of the center and capture the significant information of the center; Finally, the final saliency map is obtained by fusing the center saliency on the preliminary saliency map. In this paper, the comprehensive index, precision recall curve, F-measure value and mean absolute error (MAE) value of average absolute error are evaluated experimentally. The experimental results on the open data sets MSRA-10K and ECSSD show that compared with 10 mainstream algorithms, the algorithm in this paper has good performance in different evaluation indicators, and can accurately highlight significant targets and improve the effect of background suppression.

Key words: salient object detection; manifold ranking; superpixel node; saliency map; central prior

1 引言

显著性检测技术是一种计算机视觉信息处理

技术, 目的在于探索如何让计算机模拟人类在未知情场景中的视觉注意机制, 快速有效地捕捉到最重要、信息量最大的目标。人们对显著性目标检

* E-mail: wudi6152007@163.com

收稿日期: 2021-11-22 修订日期: 2022-01-04

基金项目: 国家重点研发计划(2020YFB1713600)、国家自然科学基金(62006075, 61841103)、湖南省教育厅项目(19A117, 18B385)和湖南省自然科学基金(2019JJ50106)资助项目

测进行深入探索,提出许多算法模型,并广泛应用于计算机视觉的各个领域。根据信息处理视角的不同,显著性检测算法被分为两类:自顶向下(任务驱动)方法和自底向上(数据驱动)方法。自顶向下的方法^[1]通过结合特定的先验知识、高层语义信息和其他人类感知来完成显著性检测,并不通用。自底向上的方法^[2,3]更注重对比度、颜色和纹理等特征,只需利用图像底层信息,即可快速、方便地提取显著目标。同时,结合中心、背景、凸包等先验知识,提高了检测精度。因此,本文采用自底向上的方式来实现显著目标检测。

自底向上的显著性检测方法多数将对对比度先验与其他先验信息结合来构建显著性检测模型,比如 WEI 等^[4]提出的测地显著性方法将每个超像素块到边界的测地距离定义为其显著性值,距离越大,超像素的显著值越高。但是当显著目标接触到图像边界时,检测结果不够准确。ZHU 等^[5]提出一种边界连通性先验方法,称为背景检测,该方法考虑到前景区域与图像边界的连通面积周长小于背景区域,将边界连通性定义为显著值。YANG 等^[6]提出的流形排序(manifold ranking, MR)方法将显著性检测视为一个基于稀疏闭环图的排序问题,以图像边界处的超像素作为背景查询,通过流形排序算法得到每个超像素的排序得分作为其显著性值。该方法检测结果显著,运行时间较短,但将所有图像边界超像素定义为背景查询并不准确,对背景复杂的图像检测效果不佳。一些学者提出基于前景先验的方法,直接定义前景进行显著性检测。该方法的关键在于前景定义是否足够准确。凸包是提取前景区域最常用的方法,基于凸包的显著性检测方法以凸包内的区域为前景,计算每个超像素的显著性值。文献[7]中,利用 Harris 角点检测得到一个凸包,然后将凸包向外扩展,使其尽可能包含整个目标,提取前景。在文献[8]中,通过 Harris 角点检测和边界连通性确定两个凸包的求交运算,得到最接近显著目标的最小凸包。上述方法得到的前景通常不仅包含逼近目标区域,还包含部分背景区域,导致显著性检测结果不准确。基于中心先验的方法^[9]通常假设图像中的显著目标处于中心区域,利用图像中心显著值权重增强来实现显著性目标检测,但当显著目标未处于图像中心时,显著目标不能被准确地突出,从而导致检测效果差。

考虑到上述方法的不足,本文提出一种基于背景先验与中心先验的显著性检测算法,将两种先验知识相结合,改善单一先验知识的不足,进一步提高显著性检测方法的性能。通过边界信息得

到的显著值作为前景查询种子被用于流行排序算法得到初步显著图;采用角点检测与初步显著图结合并聚类获取图像中心点计算显著值得到中心先验显著图;在像素级上融合上述 2 幅图并作为最终的显著图。

2 预备知识

2.1 图模型构建

对图像进行超像素分割处理,将空间位置相近的超像素节点进行连接,构造一个 $G=(V, E)$ 图模型,图的节点集合表示为 $V=\{v_i | 1 \leq i \leq N\}$,其中, N 是超像素个数,节点 v_i 对应第 i 个超像素;边集合表示为 $E_{ij}=\{e_{ij} | 1 \leq i, j \leq N\}$,其中, e_{ij} 是连接节点 v_i 和 v_j 的边。

$$W_{ij} = \begin{cases} \exp(-\|c_i - c_j\|/\sigma^2), & v_i \text{ 与 } v_j \text{ 相连} \\ 0, & \text{否则} \end{cases} \quad (1)$$

式中, σ 是一个常数,用于控制权重程度。

2.2 流行排序

设图像中超像素个数为 n ,对于给定的数据集 $X=\{x_1, \dots, x_l, x_{l+1}, \dots, x_n\}$, $X \in R_{m \times n}$, x_i 是 m 维数据;其中一些节点被标记为查询节点。令 $f: X \rightarrow R_n$ 表示排序函数,则对节点 x_i 可由排序函数计算得到一个排序值 f_i ;对所有节点可得到一个 n 维向量 $f=[f_1, \dots, f_n]^T$ 。令 $y=[y_1, y_n]^T$ 表示指示向量,其中:

$$y_i = \begin{cases} 1, & x_i \text{ 是种子} \\ 0, & \text{否则} \end{cases}, i=1, \dots, n. \quad (2)$$

在数据集 X 上构建一个图模型 $G=(V, E)$,其中数据集 X 为节点集合 V 。对于 f 的优化排序可通过式(3)求解最优化问题得到。

$$f^*(i, j) = \arg \min_f \frac{1}{2} \left(\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n w_{ij} \left\| \frac{f_i}{\sqrt{d_{ii}}} - \frac{f_j}{\sqrt{d_{jj}}} \right\|^2 + \mu \sum_{i=1}^n \|f_i - f_j\|^2 \right), \quad (3)$$

式中, μ 用于控制平滑约束项和适应性约束项的比重。令上述最优化问题的目标函数的导数为 0,求解得到排序函数:

$$f^* = (I - aS)^{-1}y, \quad (4)$$

式中, I 是单位矩阵; $a=/(1+u)$; S 是 W 的归一化矩阵, $S=D^{-1/2}WD^{-1/2}$ 。通过使用非归一化矩阵,得到排序函数的另一种形式:

$$f^* = (D - aW)^{-1}y. \quad (5)$$

3 本文算法

本文提出的基于背景先验与中心先验的显著性

目标检测算法,如图1所示。首先超像素分割,将首次流行排序得到的显著值再次进行流行排序算法得

到初步显著图,其次基于角点检测与角点聚类提取中心点,计算其显著值得到中心先验图,最后在像素

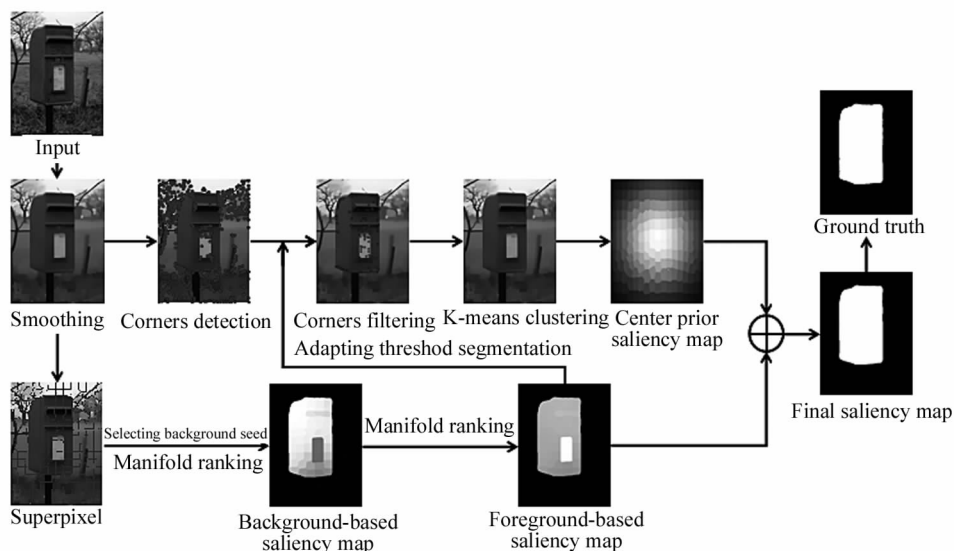


图1 本文方法的总体框架

Fig. 1 General framework of our method

级上融合。

3.1 平滑处理

为了提高显著性的准确率,本文利用结构提取算法^[10]对输入图像进行平滑处理,减小噪声对显著图的影响。其目标函数为:

$$T = \arg \min \sum_p (S_p - I_p)^2 + \lambda \left[\frac{D_x(p)}{L_x(p) + \epsilon} + \frac{D_y(p)}{L_y(p) + \epsilon} \right], \quad (6)$$

式中, λ 是平滑因子,表示图像平滑程度; ϵ 是一个正数,避免分母为0。 $D_x(p)$ 和 $D_y(p)$ 表示以像素 p 为中心的窗口 $R(p)$ 内在 x 和 y 方向上的空间差。 $L_x(p)$ 和 $L_y(p)$ 是为了帮助区分纹理元素与显著结构而增加的窗口固有变分。

经平滑处理后的图像的梯度比原图小,有效的抑制图像的纹理细节,达到较好的平滑处理效果。

3.2 背景先验估计

本文将图像四边界信息作为流行排序算法的指示向量,得到4幅显著图,并将其融合。但是与以往文献选择种子点的方式有所不同,由文献^[11]所启示,本文将种子分为两类:强种子和弱种子。前景/背景的可能性较大的归为强种子,前景/背景的可能性较小属于弱种子。对于背景种子,将所有边界元素的平均值表示为 $\bar{c}$ 。由式 $d_c = \text{dist}(c, \bar{c})$ 计算每个

特征向量和平均特征向量之间的欧氏距离, d_c 的平均值表示为 $\bar{d}_c$ 。通过式(7)、(8)对背景种子点进行评估:

$$C_{bg}^+ = \{i \mid d_c(i) \geq 2 \cdot \bar{d}_c\}, \quad (7)$$

$$C_{bg}^- = \{i \mid d_c(i) \geq \bar{d}_c \text{ and } d_c(i) < 2 \cdot \bar{d}_c\}, \quad (8)$$

式中, C_{bg}^+ 是强种子的集合, C_{bg}^- 是弱种子的集合。

利用分离/组合(SC)方法对背景种子进行流行排序,并将它们融合为一个显著图。采用顶部边界节点作为种子点,其他节点用作未标记的数据,得到指示向量 y_t ,并基于式(4)或式(5)进行排序,得到排序向量 f_t^* 。将 f_t^* 进行归一化得到:

$$\bar{f}_t^* = \frac{f_t^*(i) - \min(f_t^*)}{\max(f_t^*) - \min(f_t^*)}, i = 1, \dots, N. \quad (9)$$

因此,顶部边界的显著图可写为: $S_t = 1 - \bar{f}_t^*$ 。当将底部、左侧以及右侧边界作为种子点时可得到显著图 S_b , S_l 和 S_r 。通过式(10)整合上述4幅显著图,得到背景先验图。

$$S_{bg}(i) = S_t(i) \times S_b(i) \times S_l(i) \times S_r(i). \quad (10)$$

如图2所示,背景先验图能够突出大部分显著目标,但图像中背景与前景颜色相近区域不能充分突出。针对此问题,本文将背景先验图先采用Ostu法分割图像得到二值图,再将其作为前景区域进行流行排序,捕获显著目标更加完整的显著图。

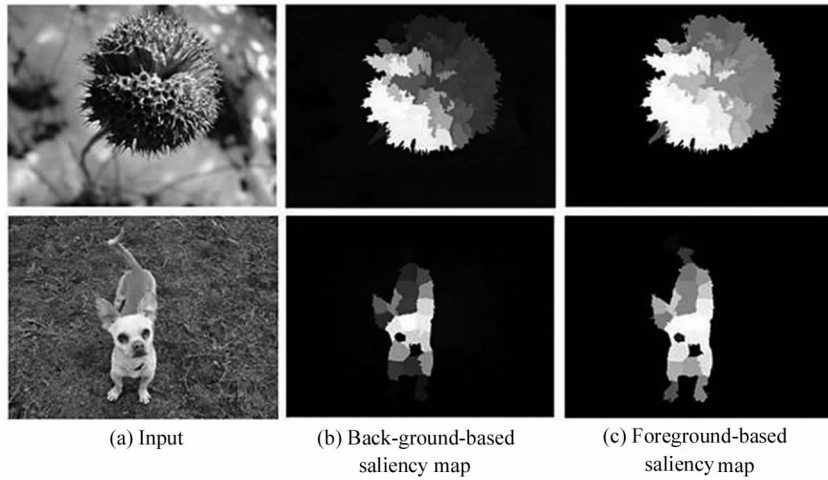


图 2 背景估计图

Fig. 2 Background estimation

3.3 中心先验估计

中心先验通常假设显著的目标区域位于图像的中心。当显著物偏离图像中心或触及图像边界时,中心先验可能无法有效地检测到它。但显著目标的纹理比背景环境丰富,而且显著物包含更多的角点。角点是测试函数能量在任何方向变化都非常强烈的点,是图像数据信息最重要的特征之一,不仅可以减少数据冗余,而且可以提高检测效率。因此本文采用 Harris 角点检测算法得到显著区域位置。此外,本文利用上节得到的前景区域来过滤位于边界区域的角点,以减少计算量。过滤后角点表示为 (a_i, b_i) , $i=1, 2, \dots, k$, 除少数角点仍位于背景区域外,其余大部分都位于前景区域。对于这些角点,利用 *K-means* 聚类算法将其分成一个中心为 (a_0, b_0) 的组。最后建立基于中心先验的二维高斯模型来确定显著值。如式(11)所示:

$$\overline{S_{ce}}(i) = \sum_{j \in M} \|c_i - c_j\| \cdot w_p(i, j) \cdot w_c(i), \quad (11)$$

其中:

$$w_p(i, j) = \exp\left(-\frac{(x_i - x_j)^2}{2\sigma_x^2} - \frac{(y_i - y_j)^2}{2\sigma_y^2}\right), \quad (12)$$

$$w_c(i) = \exp\left(-\frac{(x_i - a_0)^2}{2\sigma_x^2} - \frac{(y_i - b_0)^2}{2\sigma_y^2}\right), \quad (13)$$

$\overline{S_{ce}}(i)$ 是超像素的显著值, x_i 和 y_i 是超像素的中心。 $w_p(i, j)$ 是一个高斯权函数, 当超像素 i 和 j 很接近时, 它给超像素 i 一个较大的值, 否则值较小。当超像素 i 接近位置 (a_0, b_0) 时, $w_c(i)$ 给出一个较大的

值, 否则给出较小的值。 Σ_x 和 σ_y 分别是图像的水平垂直方差。此外, 采用校正方法调整显著值。如下式所示:

$$S_{ce}(i) = \begin{cases} \overline{S_{ce}}(i) & k \geq m \\ 1, & k < m \end{cases}, \quad (14)$$

式中, k 是位于前景区域的角点数量, m 是角点数量的阈值。

3.4 融合

本文方法通过像素级相乘的方式将全局信息与局部信息进行融合生成最终显著图 $S_f(i)$, 表达式为:

$$S(i) = S_{fg}(i) \times S_{ce}(i). \quad (15)$$

通过使用式(15)将两个显著图融合, 本文方法有效的抑制背景噪声, 并突出目标对象。本文算法的流程伪代码如算法 1 所示。

算法 1. 基于背景先验与中心先验的显著性检测算法

输入: 图像 I ;

输出: 显著图 S .

1) 利用式(6)采用结构提取算法对图像 I 进行平滑处理;

2) 利用 SLIC 算法对平滑处理图像进行超像素分割;

3) 将边界种子点作为查询节点通过式(5)进行流行排序得到前景区域, 将其流行排序生成显著图 S_{fg} ;

4) 将平滑处理后图像进行角点检测;

5) 剔除步骤 3) 得到的前景区域以外的角点, 将剩余角点采用 *K-means* 聚类算法得到中心点;

6) 基于中心点采用式(11)二维高斯模型计算显著值, 生成显著图 S_{ce} ;

7) 将基于背景先验显著图与基于中心先验显著图利用式(15)以像素级融合得到最终的显著图 S .

4 实验结果与分析

在2个公开数据集上对本文算法进行评估,数据集包括:MSRA-10K、ECSSD,分别评估 Precision、Recall、F-measure、平均绝对误差(mean absolute error, MAE),以及运行时间这几个指标。对本文算法与其他10种算法进行比较。对比算法选用当前最先进算法中的10种,包括:基于局部对比度的AC算法,基于全局特征与局部特征融合的CA算法,基于频域的SR算法、FT算法,基于颜色先验的GR算法^[12],基于背景先验的GS算法^[6]、MR算法^[13],基于随机游走的RW算法^[14],基于正则随机游走排序的RR算法^[15]和基于对比度滤波的SF算法^[16]。GS和MR算法都是基于图模型的显著性检测算法,MR是利用基于图模型的流形排序算法进行显著性检测,GS是基于图模型上的测地距离计算显著性。

实验平台:所有程序都是在 Intel(R) Core(TM) i5-9400F 2.9 GHz CPU 8 GB RAM 运行环境上实现。本文方法使用 Matlab(R2018a)。

4.1 数据集

MSRA-1000 数据集:包含1000幅精确标注显著区域图像的测试集,是MSRA数据集的子集。图像内容丰富,但其背景结构比较简单。

ECSSD 数据集:包含1000幅精确标注显著区域图像的测试集,显著物体包含较复杂的结构,且背景具备一定的复杂性。

4.2 评价指标

为避免定性评价的局限性,本文采用PR曲线、F-measure值和MAE值3个标准来定量地比较本

文算法与其他几种算法的检测效果。

1) PR 曲线

PR曲线广泛用于评价显著性检测算法的优劣。对于一幅显著图S,将S中像素值归一化到[0,1],然后从0到1依次选取阈值对S进行二值化,得到二值图像M,GT表示Ground-Truth。根据式(16)计算查准率(*precision*)和查全率(*recall*):

$$\begin{aligned} Precision &= \frac{|M \cap GT|}{|M|}, \\ Recall &= \frac{|M \cap GT|}{|GT|}. \end{aligned} \quad (16)$$

2) F-measure 值

用来综合衡量查全率和查准率:

$$F_{\beta} = \frac{(1 + \beta^2) Precision \times Recall}{\beta^2 Precision + Recall}, \quad (17)$$

式中, β^2 通常设置为0.3,突出准确率的重要性。

3) MAE 值

MAE值展现真值图与显著图的差异程度。其计算式为:

$$MAE = \frac{1}{W \times H} \sum_{x=1}^W \sum_{y=1}^H |S(x, y) - G(x, y)|, \quad (18)$$

式中,W和H分别是图像的宽度和高度; $S(x, y)$ 和 $G(x, y)$ 分别表示像素点 (x, y) 在显著图和真值图中的值。

4.3 实验结果

4.3.1 定性分析

图3的第1—4行、第5—8行分别是本文算法与其他算法在MSRA-10K、ECSSD数据库上的定性比较。从图3中可以看出,基于对比度的AC算法,在背景与前景颜色相似时,会出现前景区域误检。对

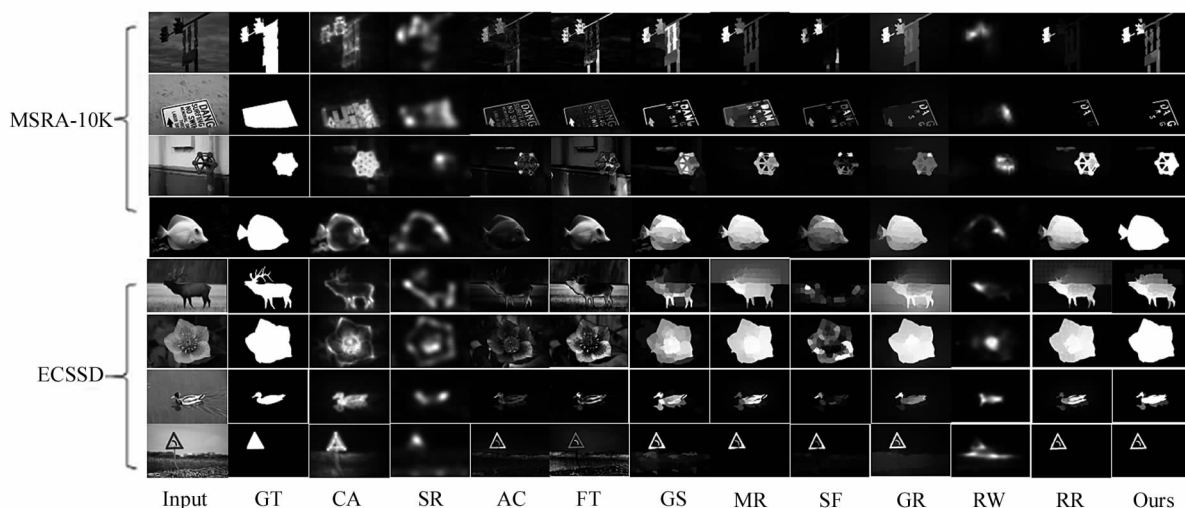


图3 MSRA-10K数据库和ECSSD数据库上实验结果

Fig. 3 Experimental results on MSRA-10K database and ECSSD database

于保留较为全面的图像信息的 FT 算法,在显著性高亮突出方面存在缺陷。CA 算法、SR 算法和 RW 算法缺少足够的高频信息,使得显著目标的边界细节信息不完整。RR 算法在显著目标之间存在较大颜色差异时,出现漏检现象。相对其他算法而言,本文算法能均匀的突出目标并且能很好地处理背景复杂图像,如在处理第 6 行、第 8 行的图像时,检测的结果最接近于模板。

4.3.2 定量分析

本文在两个数据库上计算 P-R 曲线和 F-measure 值。MSRA-10K 数据库上的实验结果如图 4 所示,ECSSD 数据库上的实验结果见图 5。从图 4(a)

与图 5(a)中可以看出 MSRA-10K 数据库中 P-R 曲线在查全率较低时,本文算法与 MR、RR 算法基本持平,而当查全率高于 0.75 时,本文优于其他算法。在 ECSSD 数据库上本文算法的 PR 曲线表现较好。图 4(b)与图 5(b)中显示本文算法的查全率(Recall)高于 MR 算法低于 GS 算法,查准率(Precision)略低于 MR 算法但高于 GS 算法,表明本文算法不仅具有较高的查准率,并且能够对图像显著目标高亮突出。本文算法的 F-measure 值优于其他算法,表明本文算法能够比较准确地检测显著目标,并且显著目标更加完整。本文算法在两个数据集上的 MAE 值如表 1 所示,皆取得最好的表现。

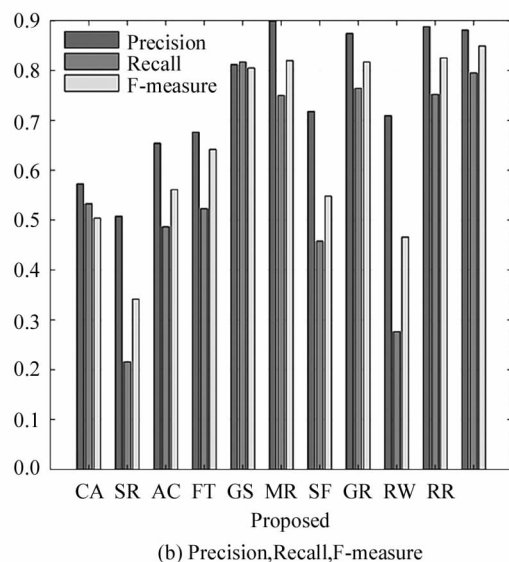
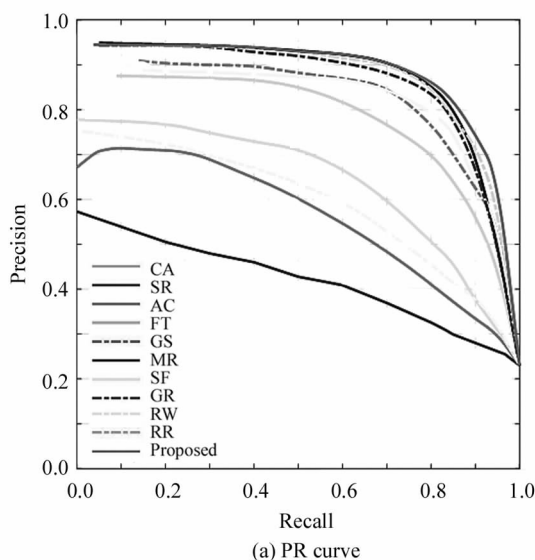


图 4 MSRA-10K 数据库上实验对比结果

Fig. 4 Comparison of experimental results on MSRA-10K database

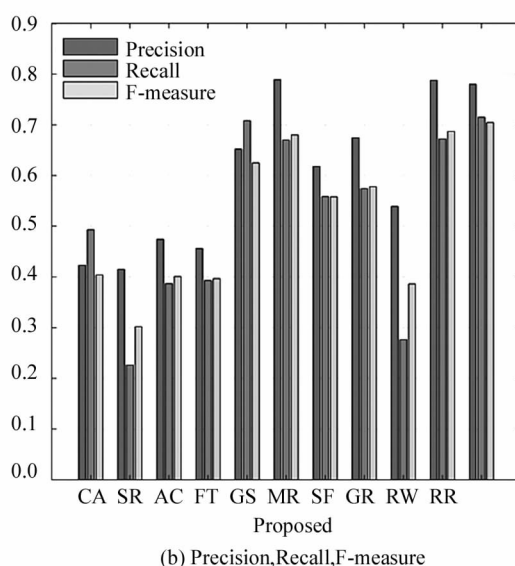
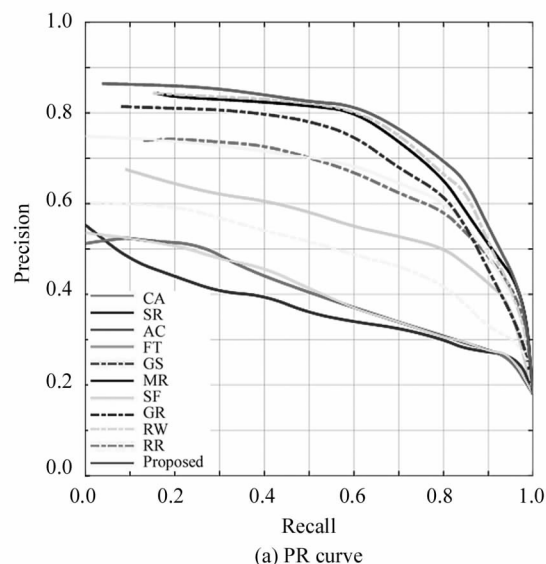


图 5 ECSSD 数据库上对比实验结果

Fig. 5 Comparison of experimental results on ECSSD database

表 1 不同算法在不同数据集上的 MAE 值

Tab. 1 MAE values of different algorithms on different datasets

Datasets	Algorithm											
	CA	SR	AC	FT	GS	MR	SF	GR	RW	RR	Ours	
MSRA-10K	0.240	0.233	0.213	0.227	0.128	0.116	0.169	0.163	0.095	0.112	0.052	
ECSSD	0.313	0.274	0.258	0.294	0.181	0.151	0.214	0.282	0.140	0.148	0.099	

4.3.3 运行效率比较

本文算法与 CA、SR、AC、FT、GS、MR、SF、GR、RW、RR 算法在 ECSSD 数据集上 1 000 幅图像的平

均处理时间测试结果如表 2 所示。本文算法运行时间仅为 0.399 s,比 CA、SR、AC、GR、RR 算法的运行时间要短,实时性较好。

表 2 各算法运行效率比较

Tab. 2 Comparison of operation efficiency of each algorithm

Algorithm	CA	SR	AC	FT	GS	MR	SF	GR	RW	RR	Ours
Time/s	18.834	0.585	56.344	0.131	0.107	0.103	0.117	0.458	0.127	0.846	0.399

5 结 论

本文提出一种基于背景先验与中心先验的显著性检测算法。该算法利用边界种子点的流行排序计算显著值,以准确提取显著目标。采用角点检测与角点聚类提取中心点并通过二维高斯模型计算显著值,得到中心先验显著图。在 MSRA-10K 和 ECSSD 数据库上与当前流行的 10 种算法相比,本文算法无论是在视觉效果上还是在定量指标上,均存在显著优势。

参考文献:

[1] Burt R, Principe J C. Top-down gamma saliency—learning to search for objects in complex scenes[C]//2018 International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN), July 8-13, 2018, Rio de Janeiro, Brazil. New York: IEEE, 2018:1-4.

[2] WU J Y, YANG S, DU J, et al. Review of bottom-up salient object detection[J]. Computer Science, 2019, 46(3): 48-52.

吴加莹,杨赛,堵俊,等.自底向上的显著性目标检测研究综述[J].计算机科学,2019,46(3):48-52.

[3] CUI L Q, YANG Z Z, DUAN T L, et al. Saliency object detection method based on complex prior knowledge[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2020, 57(10): 196-203.

崔丽群,杨振忠,段天龙,等.基于复合先验知识的显著性目标检测方法[J].激光与光电子学进展,2020,57(10):196-203.

[4] WEI Y C, WEN F, ZHU W J, et al. Geodesic saliency using

background priors[C]//12th European Conference on Computer Vision, October 7-13, 2012, Florence, Italy. Berlin: Springer, 2012:29-42.

[5] ZHU W J, LIANG S, WEI Y C, et al. Saliency optimization from robust background detection[C]//IEEE International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, June 23-28, 2014, Columbus, Ohio, USA. New York: IEEE, 2014:2814-2821.

[6] ANG C, ZHANG L H, LU H C, et al. Saliency detection via graph-based manifold ranking[C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, June 23-28, 2013, Portland, OR, USA. New York: IEEE, 2013: 3166-3173.

[7] LIU R S, CAO J J, LIN Z C, et al. Adaptive partial differential equation learning for visual saliency detection[C]//IEEE International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, June 23-28, 2014, Columbus, Ohio, USA. New York: IEEE, 2014:3866-3873.

[8] WANG C, FAN Y Y, LI B. Saliency detection based on robust foreground selection[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2017, 39(11):2644-2651.

[9] ZHAO H W, HE J S. Saliency detection method fused depth information based on Bayesian framework[J]. Opto-Electronic Engineering, 2018, 45(2): 170341.

赵宏伟,何劲松.基于贝叶斯框架融合深度信息的显著性检测[J].光电工程,2018,45(2):170341.

[10] XU L, YAN Q, XIZ Y, et al. Structure extraction from texture via relative total variation[J]. ACM Transactions on Graphics, 2012, 31(6): 139.1-139.10.

[11] YANG H T. Salient object detection based on fusion of

- foreground prior and background prior[J]. Modern Computer, 2019(5):70-74.
- 杨慧婷. 融合前景先验和背景先验的显著性目标检测[J]. 现代计算机(专业版), 2019(5):70-74.
- [12] 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.
- [13] YANG C, ZHANG L, LU H, et al. Saliency detection via graph-based manifold ranking[C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, June 23-28, 2013, Portland, OR, USA. New York: IEEE, 2013: 3166-3173.
- [14] LI J, FANG S, TIAN Y H, et al. Image saliency estimation via random walk guided by informativeness and latent signal correlations[J]. Signal Processing: Image Communication, 2015, 38:3-14.
- [15] YUAN Y C, LI C Y, KIM J, et al. Reversion correction and regularized random walk ranking for saliency detection[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2018, 27(3):1311-1322.
- [16] PERAZZI F, KRAHENBUHL P, PRITCH Y, et al. Saliency Filters: contrast based filtering for salient region detection[C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, June 16-21, 2012, Providence, RI, USA. New York: IEEE, 2012:733-740.

作者简介:

吴 迪 (1985—), 男, 博士, 副教授, 主要从事模式识别和计算机视觉的研究.