

## 基于带汇点 Laplace 扩散模型的显著目标检测

王宝艳<sup>\*①</sup> 张 铁<sup>②</sup> 王新刚<sup>③</sup>

<sup>①</sup>(东北大学信息科学与工程学院 沈阳 110819)

<sup>②</sup>(东北大学理学院 沈阳 110819)

<sup>③</sup>(东北大学秦皇岛分校控制工程学院 秦皇岛 066004)

**摘要:** 该文基于 Laplace 相似度量的构造方法, 针对两阶段显著目标检测中显著种子的不同类型(稀疏或稠密), 提出了相应的显著性扩散模型, 从而实现了基于扩散的两阶段互补的显著目标检测。尤其是第 2 阶段扩散模型中汇点的融入, 一方面更好地抑制了显著性图中的背景, 同时对于控制因子  $\alpha$  的取值更加稳健。实验结果表明, 当显著种子确定时, 不同的扩散模型会导致显著性扩散程度的差异。基于带汇点 Laplace 的两阶段互补的扩散模型较其他扩散模型更有效、更稳健。同时, 从多项评价指标分析, 该算法与目前流行的 5 种显著目标检测算法相比, 具有较大优势。这表明此种用于图像检索或分类的 Laplace 相似度量的构造方法在显著目标检测中也是适用的。

**关键词:** 目标检测; 显著性; 汇点; Laplace 矩阵; 扩散模型

中图分类号: TP391

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2017)08-1934-08

DOI: 10.11999/JEIT161296

## Salient Object Detection Based on Laplace Diffusion Models with Sink Points

WANG Baoyan<sup>①</sup> ZHANG Tie<sup>②</sup> WANG Xingang<sup>③</sup>

<sup>①</sup>(College of Information Science and Engineering, Northeastern University, Shenyang 110819, China)

<sup>②</sup>(College of Science, Northeastern University, Shenyang 110819, China)

<sup>③</sup>(College of Control Engineering, Northeastern University at Qinhuangdao, Qinhuangdao 066004, China)

**Abstract:** Based on Laplace similarity metrics, corresponding diffusion-based saliency models are proposed according to different clusters (sparse or dense) of salient seeds in the two-stage detection, a diffusion-based two-stage complementary method for salient object detection is therefore investigated. Especially for the introduction of sink points in the second stage, saliency maps obtained by this proposed method can well restrain background parts, as well as become more robust with the change of control factor  $\alpha$ . Experiments show that different diffusion models will cause diversities of saliency diffusion degree when salient seeds are determined. In addition, the two-stage Laplace-based diffusion model with sink points is more effective and robust than other two-stage diffusion models. Meanwhile, the proposed algorithm is superior over the existing five state-of-the-art methods in terms of different metrics. This exactly shows that the similarity metrics method applied to image retrieval and classification is also available for salient objects detection.

**Key words:** Object detection; Saliency; Sink points; Laplace matrix; Diffusion model

### 1 引言

显著区域是指在视频和图像中包含较大的信息量、能显著地吸引人的注意力的区域。近年来, 显著目标检测在计算机视觉领域已成为一个热门的研

究问题, 它在目标检测和识别<sup>[1,2]</sup>, 图像和视频压缩<sup>[3,4]</sup>, 图像分割和质量评价<sup>[5,6]</sup>以及基于内容的图像检索和编辑<sup>[7,8]</sup>, 视觉跟踪<sup>[9]</sup>等领域具有广泛的应用前景。

目前, 大量研究人员针对“显著目标检测”问题进行研究, 并建立了很多经典、有效的算法<sup>[10]</sup>。这些既有算法大致被分为 3 类: 基于颜色对比度的方法, 基于学习的方法, 基于图的方法。基于颜色对比度的方法: 这类方法通常假设图像中的显著目标相对于背景在颜色分布上有较高的对比度, 显著

收稿日期: 2016-11-28; 改回日期: 2017-04-25; 网络出版: 2017-06-14

\*通信作者: 王宝艳 wangbaoyan2005@163.com

基金项目: 国家自然科学基金(51475086), 辽宁省自然科学基金(2014020026)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (51475086), The Natural Science Foundation of Liaoning Province (2014020026)

目标检测模型就可以通过图像局部和全局的颜色对比度来建立。基于学习的方法：这类方法的主要思想是通过各种学习方法得到图像各个特征的权值系数，以此系数对各个特征进行融合，从而得到图像的显著性值。基于图的方法：通过设定图像的节点集和边集，构造图像的无向加权图。图像的显著目标检测问题就可归结为图节点的显著性值的计算。利用上述这 3 类方法进行显著目标检测时，往往相互交叉应用，同时还会结合一些其他的先验算法，比如中心先验，空间分布先验，背景先验，似物性采样先验等<sup>[11,12]</sup>方法。除此之外，还有一些其他的显著目标检测算法。文献[13]依据显著目标在图像中的稀疏性，背景的低秩性，利用低秩矩阵分解法将显著目标检测出来。文献[14]选取图像的边界为背景模板，利用背景模板分别计算每一个超像素的稠密、稀疏重构误差，并将重构误差进行扩展、多尺度合并，分别得到基于稠密、稀疏重构的显著性图，最后借助贝叶斯方法将显著性图进行合并，得到最终的显著性图。

在基于图的显著性模型中，一种普遍的模型是基于图扩散的显著模型<sup>[15-21]</sup>。这些模型的闭合解都可归结为一个统一的框架形式  $\mathbf{s} = \mathbf{A}\mathbf{y}$ 。其中，扩散矩阵  $\mathbf{A}$  是由图的邻接矩阵衍生得到的，它控制显著信息的扩散程度； $\mathbf{y}$  是一个包含了显著种子信息的指标向量，它对图中节点的显著性水平作出初步的评估； $\mathbf{A}$  与  $\mathbf{y}$  的乘积  $\mathbf{s}$  则表示经过显著扩散后，图中各个节点的显著性值。事实上，不同的显著模型解出的扩散矩阵  $\mathbf{A}$  是不同的。对于这些形式不同的扩散矩阵，我们自然会提出一个疑问：在显著种子确定的条件下，即指标向量  $\mathbf{y}$  确定时，如何选择最佳的扩散矩阵？以往解决这个问题的途径都是通过实验完成的，并未有一个成熟的理论做指导。近日，文献[22]的研究引起我们的注意：依据查询所在类的不同，选择适当的相似度量可以提高检索或分类的准确率。同时，文中给出了一定的理论证明和分析，感兴趣的读者可参看文献[22]。基于此研究，本文依据两阶段中显著种子所在类的不同确定适当的扩散矩阵(关键取决于对角矩阵)，实现基于扩散的两阶段互补的显著目标检测。特别地，第 2 阶段扩散模型中汇点的引入，既提高了检测效果，又增强了扩散模型的鲁棒性。这是本文主要的创新点。通过对数据集 MSRA-10K 的测试表明，针对两阶段中显著种子所在类的不同，选取不同的扩散模型对显著目标的检测结果会产生一定的影响，而本文所设计两阶段互补的扩散模型更有效、更稳健。这说明文献[22]中用于图像检索或分类的 Laplace

相似度量的构造方法在显著目标检测中也是适用的。同时，数据集 MSRA-10K, ECSSD 和 Judd-A 的测试表明，从多种测试指标分析，本文算法较目前流行的 5 种显著目标检测算法更有优势。

## 2 图的构建

对于一幅图像，首先利用 SLIC 算法<sup>[23]</sup>将图像进行超像素分割，不妨设超像素的个数为  $N$ 。假设超像素  $i$  对应的节点为  $v_i$ ，由  $v_i (i = 1, 2, \dots, N)$  构成节点集  $V$ 。由于相邻的节点很有可能相似，其显著性值也会很相近，因此选取  $k$ -正则图来揭示节点间的空间关系。本文选取相邻的层  $k = 2$ ，即每个节点和其相邻的节点是连接的，同时与其相邻节点的邻节点也是连接的；除此之外，选定图像上、下、左、右 4 个方向最外层的超像素作为边界超像素，其对应的节点为边界节点，由上、下、左、右边界节点构成的集合记为  $B_t, B_d, B_l, B_r$ ，它们的和集记为边界点集  $B$ ，并假设  $B$  中边界节点是完全连接的。节点集  $V$  中任意相邻节点  $v_i, v_j$  的权值定义为

$$w_{ij} = \exp\left(-\frac{\|c_i - c_j\|}{\sigma^2}\right) \quad (1)$$

这里， $c_i, c_j$  表示节点  $v_i, v_j$  对应的超像素<sup>1)</sup>在 LAB 颜色空间的平均值， $\sigma$  为控制权值强度的常数， $\mathbf{W} = [w_{ij}]_{N \times N}$  为邻接矩阵。连接相邻节点  $v_i, v_j$  的边记作  $e_{ij}$ ，所有的边构成了边集  $E$ 。这样，由节点集  $V$ ，边集  $E$  和边界点集  $B$  构成了一幅无向加权图  $G = (V, E, B)$ 。

## 3 两阶段互补的显著目标检测模型

本文提出的显著目标检测模型是基于图扩散方法建立的。当模型将显著种子的显著性信息通过扩散矩阵扩散到整幅图像时，便可得到图像中各个节点的显著性值。其中，稳健的扩散矩阵的选取对扩散模型的建立非常重要。文献[22]提出了用于图像检索和分类的形如  $\mathbf{M} = (\mathbf{L} + \alpha\mathbf{A})$  的相似度量，并分析了“查询所在类的不同对相似度量中对角矩阵  $\mathbf{A}$  的影响”：查询所在的类是稀疏的，选用  $\mathbf{A} = \mathbf{D}$  (度矩阵)作为相似度量可以可靠地检索出此查询所在的稀疏类；若查询所在的类是稠密的，选用  $\mathbf{A} = \mathbf{I}$  (单位矩阵)作为相似度量会更好检索出查询所在的稠密类。基于文献[22]的研究，本文选取相似度量  $\mathbf{M}$  作为扩散矩阵。通过两阶段不同类型显著种子的确定，将这些种子分别与相应的扩散矩阵结合，构造出两阶段互补的显著目标检测算法。具体的算法将在 3.1 节，3.2 节展开，图 1 为本文算法的流程图。

<sup>1)</sup>超像素与节点是一一对应的，故本文对二者不做严格区分

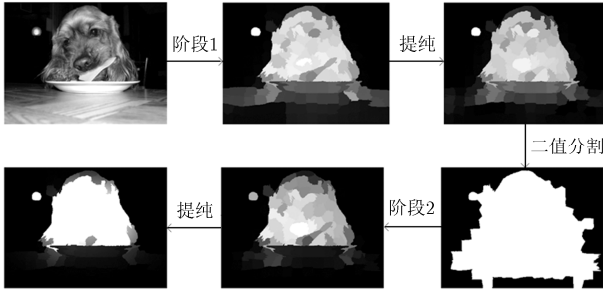


图1 本文算法的流程图

### 3.1 第1阶段显著性图的生成

对于无向加权图  $G = (V, E, B)$ , 节点  $v_i$  的度为

$$d_i = \sum_j w_{ij} \quad (2)$$

由  $d_i (i = 1, 2, \dots, N)$  构成的对角矩阵  $D$  为图  $G$  的度矩阵。图  $G$  的 Laplace 矩阵定义为

$$L = D - W \quad (3)$$

第1阶段的检测选取边界节点为显著种子。由于边界节点被认为是完全连接的, 并且它们大都属于颜色均匀变化的背景, 所以它们的度都比较大, 其所在的类应属于稠密类。结合文献[22]关于“查询所在类的不同对相似度的影响”的研究, 故选取  $M$  中的对角矩阵  $A$  为单位矩阵  $I$ , 即第1阶段扩散模型中的扩散矩阵为

$$A_1 = [a_{ij}]_{N \times N} = (L + \alpha I)^{-1} \quad (4)$$

这里,  $L$  由式(3)确定,  $\alpha$  为正的控制因子。

为了提高检测效果, 仿照文献[15]中的 SC 算法完成第1阶段的显著目标检测。首先, 分别以  $B_t, B_d, B_l, B_r$  为显著种子, 利用显著性扩散模型得到相应的显著性图, 然后将这些显著性图融合, 构造出第1阶段的显著性图。这种先分离再结合的方法称为 SC 算法。以  $B_t$  为显著种子为例, 设  $y_t = (y_1, y_2, \dots, y_N)$  为指标向量, 其元素  $y_i (i = 1, 2, \dots, N)$  的定义为

$$y_i = \begin{cases} 1, & v_i \in B_t \\ 0, & v_i \notin B_t \end{cases} \quad (5)$$

将扩散矩阵与指标向量结合, 得到图节点的显著性值,

$$f = A_1 \cdot y_t \quad (6)$$

这里,  $f = (f_1, f_2, \dots, f_N)$  表示节点相对于第1阶段显著种子的显著性值。  $f_i$  值越大, 表明节点  $v_i$  由上方的边界节点扩散所得的相对于第1阶段显著种子的显著性值越大。由背景先验知<sup>[1]</sup>, 绝大部分边界节点都属于背景, 因此节点  $v_i$  由背景扩散所得的相对于背景的显著性值越大, 则其相对于目标的显著性值应当越小; 反之亦然。故  $N$  个节点相对于  $B_t$  的显

著性值如式(7):

$$s_t = 1 - \bar{f} \quad (7)$$

这里,  $\bar{f}$  表示  $f$  标准化为  $[0, 1]$  得到的向量。

仿照上面的做法, 同样可以计算  $B_d, B_l, B_r$  为显著种子时节点的显著性值  $s_d, s_l, s_r$ 。最后, 将4个边界节点集为显著种子得到的显著性值进行融合, 第1阶段的显著性值可定义为

$$s_{ini} = s_t \times s_d \times s_l \times s_r \quad (8)$$

这里, 符号“ $\times$ ”表示一种融合操作, 其定义为各个向量中对应元素的乘积运算。如图1所示, 在第1阶段显著性图中, 大部分显著目标区域都被加强, 但部分背景区域并未被充分地抑制, 尤其对于背景分布在靠近图像中心的部分。为了进一步提高检测效果, 考虑进行第2阶段的显著性扩散。基于扩散模型中显著种子对检测结果的影响, 为了更准确地得到第2阶段的显著种子, 利用文献[14]中提出的基于上下文的显著性扩展的方法, 对第1阶段的显著性图进一步地提纯。

### 3.2 第2阶段显著目标检测中汇点的引入

将第1阶段提纯后的显著性图采用 Ostu 算法<sup>[24]</sup>进行二值分割。通过二值分割, 选取显著目标节点作为显著种子, 其余的节点作为汇点引入到第2阶段的扩散模型中。设  $V_{obj} \subset V$  表示 Ostu 二值分割得到的显著种子集,  $V_{sp} \subset V$  表示汇点集, 满足  $V_{obj} \cup V_{sp} = V$  且  $V_{obj} \cap V_{sp} = \emptyset$ 。假设  $y_o = (y_1, y_2, \dots, y_N)$  为第2阶段显著种子对应的指标向量, 其元素  $y_i (i = 1, 2, \dots, N)$  的定义如式(9):

$$y_i = \begin{cases} 1, & v_i \in V_{obj} \\ 0, & v_i \notin V_{obj} \end{cases} \quad (9)$$

第2阶段的检测选取显著目标节点作为显著种子。由于图像中的显著目标大都是稀疏的, 并且它们的颜色变化是不连续的, 所以它们的度都都比较小, 则其所在的类应属于稀疏类。文献[13]正是基于“图像中背景部分对应的矩阵是低秩的, 而前景部分对应的矩阵是稀疏”的考虑, 将显著性检测问题通过“低秩矩阵分解”的方法来研究的。同样, 基于文献[22]提出的关于“查询所在类对相似度量中对角矩阵  $A$  的影响”的研究, 考虑到第2阶段的显著种子属于稀疏类, 故选取  $M$  中的对角矩阵  $A = D$  作为第2阶段扩散模型中的扩散矩阵。同时, 为了进一步突出显著目标, 本文使用矩阵  $D$  来加强扩散矩阵  $M$  中的元素, 即得到第2阶段的扩散矩阵。

$$A'_2 = [a'_{ij}]_{N \times N} = (L + \alpha D)^{-1} \cdot D \quad (10)$$

仿照式(6)的做法, 由扩散矩阵  $A'_2$  与指标向量  $y_o$  确定第2阶段的显著性值:

$$\mathbf{s}'_{\text{sec}} = \mathbf{A}'_2 \cdot \mathbf{y}_o \quad (11)$$

图 2(a)表明,对式(11)生成的显著性图,原图像中心的背景部分并未被很好地抑制。此外,随着 $\alpha$ 取值的减小,显著目标的检测效果越来越差,即由式(10)确定的扩散矩阵对控制因子 $\alpha$ 的变化比较敏感。因此,本文考虑通过设计一种新型的扩散矩阵以解决上述提到的两个问题。基于文献[25]的做法,将汇点集 $V_{\text{sp}}$ 引入到式(10)中,构造出一种更加稳健的扩散矩阵。

$$\mathbf{A}_2 = [a_{ij}]_{N \times N} = (\mathbf{D} - \mathbf{P} \cdot \mathbf{W} + \alpha \mathbf{D})^{-1} \cdot \mathbf{D} \quad (12)$$

这里,矩阵 $\mathbf{P}$ 是一个对角矩阵,由汇点集 $V_{\text{sp}}$ 所确定,其对角元素定义为

$$p_i = \begin{cases} 1, & v_i \in V_{\text{sp}} \\ 0, & v_i \notin V_{\text{sp}} \end{cases} \quad (13)$$

同样仿照式(6)的做法,第2阶段的显著性值可重新定义为

$$\mathbf{s}_{\text{sec}} = \mathbf{A}_2 \cdot \mathbf{y}_o \quad (14)$$

当 $\mathbf{s}_{\text{sec}}(i)$ 值越大时,表明节点 $v_i$ 由显著目标节点扩散所得的相对于目标的显著性值越大;反之亦然。如图2中各子图所示,将汇点引入到扩散模型后,显著性图中背景部分更好地被抑制。同时,模型对参数 $\alpha$ 的取值更加稳健。为了进一步改善检测效果,同样仿照第1阶段显著性图的提纯方法,对第2阶段的显著性图进行提纯。如图1所示,提纯后的显著性图中图像相似部分的显著性更加均衡。为方便起见,将上述提出的算法记为“SSLS”算法。

## 4 实验结果

通过3个数据集评价本文提出的SSLS算法,第1个数据集是MSRA-10K<sup>[26]</sup>,它包含了10000幅图像。第2个数据集是ECSSD<sup>[15]</sup>,它包含了1000幅语义上有意义且结构复杂的自然图像。第3个数据集是Judd-A<sup>[27]</sup>,它由多个显著目标及复杂背景的900幅图像所组成的。这3个数据集的Ground-

Truth都是人工标记的。我们将SSLS算法与目前流行的5种显著目标检测算法相比较:DSR<sup>[14]</sup>,MC<sup>[16]</sup>,RBD<sup>[28]</sup>,MR<sup>[15]</sup>,GS<sup>[11]</sup>。

### 4.1 参数的选择及评价指标

设定所有实验中SLIC超像素分割数 $N = 200$ 。构造邻接矩阵 $\mathbf{W}$ 时,式(1)的参数 $\sigma^2 = 0.1$ 。式(4)中扩散矩阵的控制参数 $\alpha$ 取0.9。由于第2阶段的扩散模型引入了汇点,使得模型对参数 $\alpha$ 取值更加稳健,文中不妨取 $\alpha$ 的值为0.01。本文除了通过正确率(Precision, P),响应率(Recall, R)及平均绝对误差率(MAE)指标<sup>[10]</sup>评价所有算法,还选取“正确率和响应率的加权调和平均值”(F-measure, F)作为评价显著性图的指标。

$$F_\beta = \frac{(1 + \beta^2)P \times R}{\beta^2 P + R} \quad (15)$$

这里, $\beta^2$ 取0.3能够突出正确率的重要性<sup>[29]</sup>。

### 4.2 MSRA-10K 数据集

本文在MSRA-10K数据集上进行4个测试:(1)在“第2阶段引入汇点及两阶段的显著性图均考虑提纯”的前提下,验证本文提出的显著性模型的有效性。图3(a)中的“对比1”表示第1,第2阶段扩散矩阵中的对角矩阵均选取单位矩阵 $\mathbf{I}, \alpha = 0.9$ ;“对比2”表示第1,第2阶段扩散矩阵中的对角矩阵均选取度矩阵 $\mathbf{D}, \alpha = 0.01$ ;“对比3”表示第1阶段扩散矩阵的对角矩阵选取度矩阵 $\mathbf{D}, \alpha = 0.01$ ,而第2阶段选取单位矩阵 $\mathbf{I}, \alpha = 0.9$ 。由图3(a)中的P-R曲线显示,两阶段不同的扩散矩阵会影响显著目标的检测结果。本文提出的两阶段互补的扩散模型要优于模型“对比1”,“对比2”和“对比3”,这说明文献[22]的研究理论同样适用于显著目标检测。(2)当第1阶段扩散模型由式(4)–式(8)确定时,研究第2阶段扩散模型中引入汇点前的模型(由式(9)–式(11)确定)及引入汇点后的模型(由式(12)–

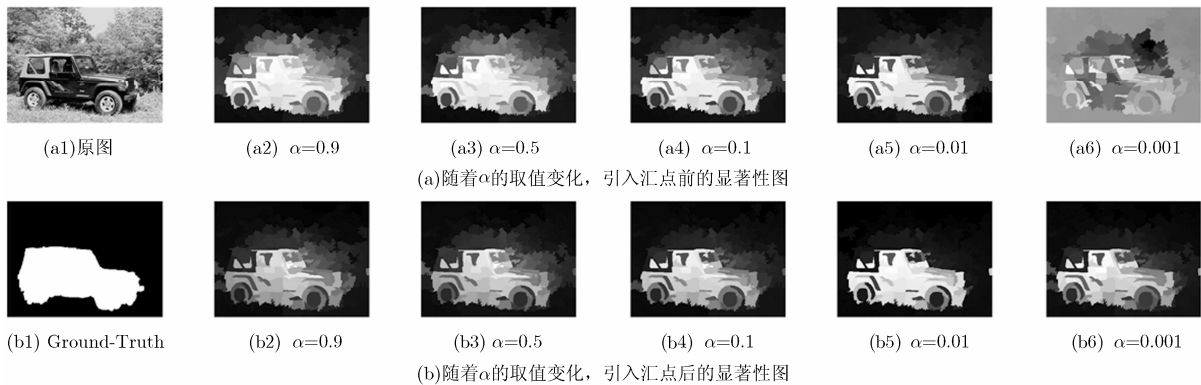


图2 随着 $\alpha$ 的取值变化,引入汇点前后的显著性图

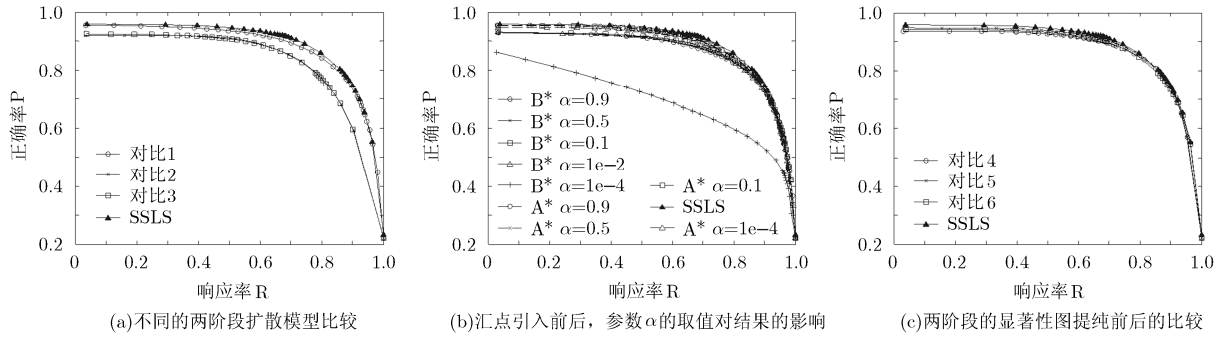


图 3 不同设计的算法生成的 P-R 曲线

式(14)确定), 参数 $\alpha$ 取值对检测结果的影响。此实验仍考虑“两阶段提纯”的步骤。图 3(b)中实线表示汇点引入前的 P-R 曲线, 虚线表示汇点引入后的 P-R 曲线。如图 3(b)所示, 第 2 阶段的扩散模型在引入了汇点后, 检测效果要比引入汇点前明显提高, 且引入汇点后的扩散模型对参数 $\alpha$ 的取值更加稳健。(3)两阶段的显著性图在提纯前后的比较。图 3(c)中“对比 4”表示第 1, 第 2 阶段的显著性图均未提纯; “对比 5”表示第 1 阶段的显著性图提纯而第 2 阶段未提纯; “对比 6”表示第 2 阶段的显著性图提纯而第 1 阶段未提纯。如图 3(c)所示, 提纯后的第 1, 第 2 阶段的检测结果较提纯前有了一定的改善。(4)本文的 SLS 算法与目前流行的 5 种显著目标检测算法从多种评价指标进行比较。图 4(a)显示了 P-R 曲线的比较结果; 图 4(b)通过正确率, 响应率和 F-measure 指标评价各种算法; 表 1 列举了各种算法的 MAE 指标值。综合多种评价指标分析, SLS 算法在 MSRA-10K 数据集上超越了目前流行的 5 种显著目标检测方法。

### 4.3 ECSSD 和 Judd-A 数据集

本文的 SLS 算法与前面提到的 5 种显著目标检测算法还分别在 ECSSD 和 Judd-A 数据集上进行比较。图 5(a)和图 6(a)分别显示了 P-R 曲线的比较

结果; 图 5(b)和图 6(b)分别通过正确率, 响应率和 F-measure 的指标来评价各种算法; 表 1 给出了相应的数据集关于 MAE 指标值。综合多种评价指标分析, SLS 算法在 ECSSD 和 Judd-A 数据集上较 5 种显著目标检测算法更有优势。

### 4.4 算法运行时间

本文实验环境为 Intel Xeon E5-1620 CPU, 8 G 内存的计算机。本文的 SLS 算法和目前流行的 5 种显著目标检测算法的运行时间见表 2。在数据集 MSRA-10K, ECSSD 和 Judd-A 上, SLS 算法进行显著目标检测的平均耗时分别约为 0.0131 s, 0.0095 s 和 0.0471 s。由于数据集 Judd-A 较 MSRA-10K 和 ECSSD 复杂, 所以其平均耗时要更长。通过表 2 各个算法的耗时比较, SLS 算法运行速度较快。同时, 由 4.2 节和 4.3 节中的实验结果分析可知, SLS 算法的量化评价指标占优。因此, 相对于目前流行的 5 种显著目标检测算法, SLS 算法具有较大的优势。

## 5 结束语

基于 Laplace 相似度的研究, 针对两阶段显著目标检测中显著种子的不同类型(稀疏或稠密), 本文提出了两阶段互补的基于扩散的显著目标检测

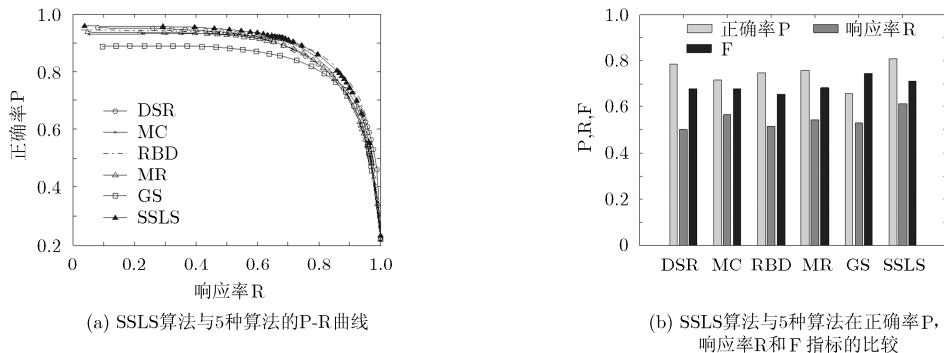


图 4 SLS 算法与目前流行的 5 种算法在数据集 MSRA-10K 的比较

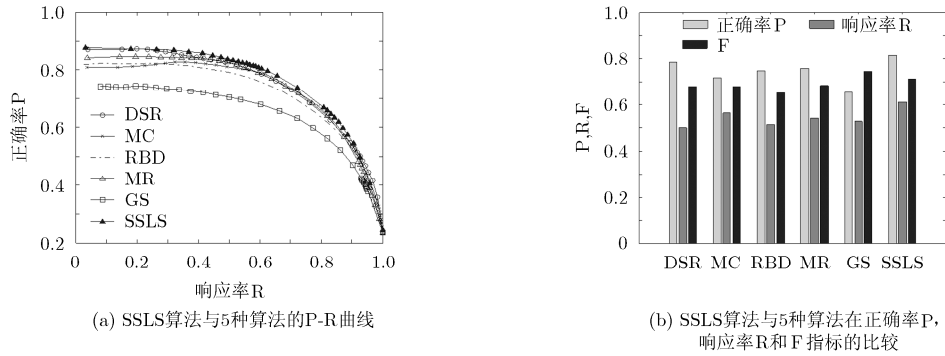


图 5 SSSL 算法与目前流行的 5 种算法在数据集 ECSSD 的比较

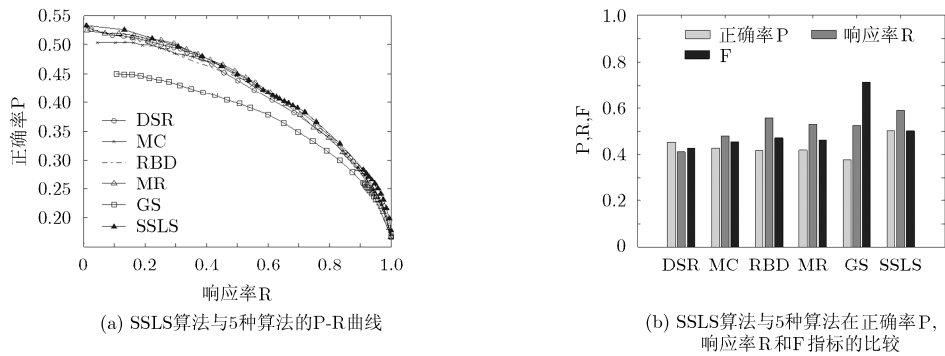


图 6 SSSL 算法与目前流行的 5 种算法在数据集 Judd-A 的比较

表 1 本文的 SSSL 算法与目前流行的 5 种算法在 3 个数据集上的 MAE 指标值

算法	数据集		
	MSRA-10K	ECSSD	Judd-A
DSR	0.121	0.171	<b>0.196</b>
MC	0.145	0.202	0.231
RBD	<b>0.111</b>	0.171	0.212
MR	0.135	0.190	0.241
GS	0.140	<b>0.164</b>	0.242
SSLS	<b>0.109</b>	<b>0.156</b>	<b>0.191</b>

表 2 SSSL 算法与目前流行的 5 种算法在 3 个数据集上的平均运行时间(s)

算法	数据集		
	MSRA-10K	ECSSD	Judd-A
DSR	0.0154	0.0139	0.0713
MC	<b>0.0117</b>	0.0110	0.0472
RBD	<b>0.0112</b>	<b>0.0109</b>	<b>0.0467</b>
MR	0.0154	0.0139	0.0500
GS	0.0152	0.0142	0.0509
SSLS	0.0131	<b>0.0095</b>	<b>0.0471</b>

算法。尤其在第 2 阶段检测中，融入了汇点的扩散模型一方面可以更好地抑制显著性图中的背景部分，同时对控制因子  $\alpha$  取值的变化更加稳健。两阶段显著性图的提纯方法使得目标的显著性取值更加均衡，从而进一步突出了显著目标。实验结果表明，相对于其他扩散模型，如文中 4.2 节给定的模型对比 1，对比 2，对比 3 及算法 MR<sup>[15]</sup>，MC<sup>[16]</sup>，本文提出的扩散模型更有效，这也证实了文献[22]提出的用于图像检索或分类的 Laplace 相似度量的构造方法在显著目标检测中同样适用的。除此之外，通过 3 个数据集上的多种评价指标分析，本文的 SSSL 算法较目前流行的 5 种显著目标检测算法更有优势。然而，由 SSSL 算法得到的显著目标检测结果受到第 2 阶段显著种子的影响，也就是受到第 1 阶段的显著性图的影响。因此，第 1 阶段显著性图的提高会改善第 2 阶段的检测结果。

参 考 文 献

[1] SHEN Hao, LI Shuxiao, ZHU Chengfei, *et al.* Moving object detection in aerial video based on spatiotemporal saliency[J]. *Chinese Journal of Aeronautics*, 2013, 26(5): 1211-1217. doi: 10.1016/j.cja.2013.07.038.

[2] WANG Tiantian, XIU Chumbo, and CHENG Yi. Vehicle

- recognition based on saliency detection and color histogram [C]. 54th IEEE Conference on Decision and Control, Osaka, Japan, 2015: 2532–2535. doi: 10.1109/CCDC.2015.7162347.
- [3] GUO Chenlei and ZHANG Liming. A novel multiresolution spatiotemporal saliency detection model and its applications in image and video compression[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2010, 19(1): 185–198. doi: 10.1109/TIP.2009.2030969.
- [4] ITTI L. Automatic foveation for video compression using a neurobiological model of visual attention[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2004, 13(10): 1304–1318. doi: 10.1109/TIP.2004.834657.
- [5] QIN Chanchan, ZHANG Guoping, ZHOU Yicong, *et al.* Integration of the saliency-based seed extraction and random walks for image segmentation[J]. *Neurocomputing*, 2014, 129(4): 378–391. doi: 10.1016/j.neucom.2013.09.021.
- [6] LI Ang, SHE Xiaochun, and SUN Qizhi. Color image quality assessment combining saliency and FSIM[C]. Fifth International Conference on Digital Image Processing, Beijing, China, 2013: 88780I-1-88780I-5. doi: 10.1117/12.2030719.
- [7] LI Liang, JIANG Shuqiang, ZHA Zhengjun, *et al.* Partial-duplicate image retrieval via saliency-guided visual matching [J]. *IEEE Multimedia*, 2013, 20(3): 13–23. doi: 10.1109/MMUL.2013.15.
- [8] NA I S, LE H, KIM S H, *et al.* Extraction of salient objects based on image clustering and saliency[J]. *Pattern Analysis and Application*, 2015, 18(3): 667–675. doi: 10.1007/s10044-015-0459-1.
- [9] HAN Jie, GUO Baolong, and SUN Wei. Target tracking method in aerial video based on saliency fusion[C]. International Conference on Mechatronics, Electronic, Industrial and Control Engineering, Shanghai, China, 2015: 723–727. doi: 10.2991/meic-15.2015.165.
- [10] BORJI A, CHENG Mingming, JIANG Huaizu, *et al.* Salient object detection: A benchmark[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2015, 24(12): 5706–5722. doi: 10.1007/978-3-642-33709-3\_30.
- [11] WEI Yichen, WEN Fang, ZHU Wangjiang, *et al.* Geodesic saliency using background priors[C]. 12th European Conference on Computer Vision, Florence, Italy, 2012: 29–42. doi: 10.1007/978-3-642-33712-3\_3.
- [12] FU Keren, GU I Y H, GONG Chen, *et al.* Robust manifold-preserving diffusion-based saliency detection by adaptive weight construction[J]. *Neurocomputing*, 2015, 175: 336–347. doi: 10.1016/j.neucom.2015.10.066.
- [13] SHEN Xiaohui and WU Ying. A unified approach to salient object detection via low rank matrix recovery[C]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Providence, USA, 2012: 853–860. doi: 10.1109/CVPR.2012.6247758.
- [14] LI Xiaohui, LU Huchuan, ZHANG Lihe, *et al.* Saliency detection via dense and sparse reconstruction[C]. IEEE Conference on Computer Vision, Sydney, Australia, 2013: 2976–2983. doi: 10.1109/ICCV.2013.370.
- [15] YANG Chuan, ZHANG Lihe, LU Huchuan, *et al.* Saliency detection via graph-based manifold ranking[C]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Oregon, USA, 2013: 3166–3173. doi: 10.1109/CVPR.2013.407.
- [16] JIANG Bowen, ZHANG Lihe, LU Huchuan, *et al.* Saliency detection via absorbing markov chain[C]. IEEE Conference on Computer Vision, Oregon, USA, 2013: 1665–1672. doi: 10.1109/ICCV.2013.209.
- [17] ZHOU Li, YANG Zhaohui, YUAN Qing, *et al.* Salient region detection via integrating diffusion-based compactness and local contrast[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2015, 24(11): 3308–3320. doi: 10.1109/TIP.2015.2438546.
- [18] HWANG I, LEE S H, PARK J S, *et al.* Saliency detection based on seed propagation in a multi-layer graph[J]. *Multimedia Tools & Applications*, 2017, 76(2): 2111–2129. doi: 10.1007/s11042-015-3171-7.
- [19] GOPALAKRISHNAN V, HU Yiqun, and RAJAN D. Random walks on graphs to model saliency in images[C]. IEEE Conference on Computer Vision, Miami, USA, 2009: 1698–1705. doi: 10.1109/CVPR.2009.5206767.
- [20] FU Keren, GU I Y H, and YANG Jie. Learning full-range affinity for diffusion-based saliency detection[C]. 41st IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing, Shanghai, China, 2016: 1926–1930.
- [21] GONG Chen, TAO Dacheng, LIU Wei, *et al.* Saliency propagation from simple to difficult[C]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Boston, USA, 2015: 2531–2539. doi: 10.1109/CVPR.2015.7298868.
- [22] WU Xiaoming, LI Zhenguo, and CHANG Shihfu. New insights into Laplacian similarity search[C]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Boston, USA, 2015: 1949–1957. doi: 10.1109/CVPR.2015.7298805.
- [23] ACHANTA R, HEMAMI S, ESTRADA F, *et al.* SLIC superpixels compared to state-of-the-art superpixel methods [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2012, 34(11): 2274–2282. doi: 10.1109/TPAMI.2012.120.

- [24] OTSU N. A threshold selection method from gray level histograms[J]. *IEEE Transactions on System, Man, and Cybernetic*, 1979, 9(1): 62-66. doi: 10.1109/TSMC.1979.4310076.
- [25] CHEN Shuhan, ZHENG Ling, HU Xuelong, *et al.* Discriminative saliency propagation with sink points[J]. *Pattern Recognition*, 2016, 60: 2-12. doi: 10.1016/j.patcog.2016.05.016.
- [26] CHENG Mingming. MSRA10K Salient Object Database [OL]. <http://mmcheng.net/msra10k/>,2016.9.
- [27] BIRJI A. 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. doi: 10.1109/TIP.2014.2383320.
- [28] ZHU Wangjiang, LIANG Shuang, WEI Yichen, *et al.* Saliency optimization from robust background detection[C]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Columbus, USA, 2014: 2814-2821. doi: 10.1109/CVPR.2014.360.
- [29] ACHANTA R, HEMAMI S, ESTRADA F, *et al.* Frequency-tuned salient region detection[C]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Anchorage, USA, 2009: 1597-1604. doi: 10.1109/CVPR.2009.5206596.
- 王宝艳：女，1979年生，博士，研究方向为数字图像处理、计算机视觉。
- 张铁：男，1956年生，教授，研究方向为数字图像处理、偏微分方程数值解。
- 王新刚：男，1979年生，副教授，研究方向为可靠度与灵敏度分析。