

控制与决策

Control and Decision

基于前景优化和概率估计的显著性检测

翟继友, 周静波, 霍瑛

引用本文:

翟继友, 周静波, 霍瑛. 基于前景优化和概率估计的显著性检测[J]. *控制与决策*, 2021, 36(4): 917–924.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1101>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

基于矩阵的双论域模糊概率粗糙集增量更新算法

Incremental updating of fuzzy probability rough sets over two universes based on matrix method

控制与决策. 2021, 36(3): 553–564 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0692>

复杂背景下全景视频运动小目标检测算法

Panoramic video motion small target detection algorithm in complex background

控制与决策. 2021, 36(1): 249–256 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0686>

基于稀疏度阶数优化的杂波密度估计算法

A clutter density estimation algorithm by optimized sparsity order

控制与决策. 2020, 35(12): 2923–2930 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0429>

基于姿态估计的实时跌倒检测算法

Real-time fall detection algorithm based on pose estimation

控制与决策. 2020, 35(11): 2761–2766 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0382>

基于树形结构无界存档的多目标粒子群算法

Multi-objective particle swarm optimization algorithm based on tree-structured unbounded archive

控制与决策. 2020, 35(11): 2675–2686 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0276>

基于前景优化和概率估计的显著性检测

翟继友[†], 周静波, 霍 瑛

(南京工程学院 计算机工程学院, 南京 211167)

摘要: 为了对图像中的显著目标进行更精确的识别, 提出一种基于前景优化和概率估计的区域显著性检测算法. 所提出算法主要包括前景与背景线索选择、前景线索优化及基于概率估计的显著性区域检测3部分. 首先, 采用简单线性迭代聚类算法对图像进行初始分割; 然后, 分别检测图像的背景线索和前景线索, 并利用背景线索对前景线索进行优化; 最后, 采用概率估计算法分别对基于背景线索和优化后前景线索进行显著性区域检测, 并对两者结果进行融合. 对比实验表明, 所提出算法相比其他算法取得了较高的查准率, 具有较好的检测性能.

关键词: 显著目标; 前景优化; 概率质量函数; 显著性检测; 线索

中图分类号: TP273

文献标志码: A

DOI: 10.13195/j.kzyjc.2019.1101

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



引用格式: 翟继友, 周静波, 霍瑛. 基于前景优化和概率估计的显著性检测[J]. 控制与决策, 2021, 36(4): 917-924.

Saliency detection based on foreground optimization and probability estimation

ZHAI Ji-you[†], ZHOU Jing-bo, HUO Ying

(School of Computer Engineering, Nanjing Institute of Technology, Nanjing 211167, China)

Abstract: In order to recognize the salient objects in images more accurately, a saliency detection algorithm based on foreground optimization and probability estimation is proposed. The proposed algorithm mainly includes three parts, i. e., foreground and background cues selection, foreground cues optimization and salient region detection based on probability estimation. Firstly, the simple linear iterative clustering algorithm is used for initial segmentation of images. Then, the background cues and foreground cues are detected from the given image respectively. In addition, the foreground cues are optimized by background cues. Finally, saliency maps are obtained using the probability estimation algorithm on the basis of the background cues and optimized foreground cues respectively. The results are fused to generate final saliency map. Experimental results show that the proposed algorithm achieves higher precision in comparison with other algorithms, which has better detection performance.

Keywords: salient objects; foreground optimization; probability mass function; saliency detection; cues

0 引言

自然图像内各区域并非具有同等重要地位, 基于视觉注意机制的显著性目标检测无需对整个图像数据进行处理, 只要挖掘其最显著目标, 在后续图像分析和综合计算时可以优先分配资源, 达到节省计算开销的目的^[1]. 目前已广泛应用于系统控制^[2]、图像压缩^[3]、图像编辑^[4]、目标检测与识别^[5]等方面.

显著性检测算法一般分为自底向上和自顶向下两类. 自顶向下的方法与识别过程有关, 它受先验信息的影响^[6-7]. 相反, 自底向上的方法一般是基于数据驱动、独立于任务、自动对图像的显著性区域进行

感知的过程. 自底向上算法大致归类为基于对比度先验或者基于边界先验, 通常应用不同底层特征来检测图像中的显著性目标. 例如, 文献[8]提出的GCS方法针对对全局外观对比度和空间紧凑分布两个显著性指标, 通过计算区域之间颜色直方图和空间距离定义图像全局显著性. 然而, 该类方法容易遭受内部衰减问题, 导致算法主要强调对象的边界, 而不是突出整个对象区域.

为提高显著性检测精度, 基于对比度先验的检测算法通过结合图像的高级先验和低级外观特征进行显著性目标检测, 如目标性先验. Chang等^[9]构造图

收稿日期: 2019-07-30; 修回日期: 2019-11-20.

基金项目: 国家自然科学基金青年基金项目(61802174); 江苏省高教学会评估项目(2018-C09); 南京工程学院高等教育研究项目(2017YB15).

责任编辑: 林崇.

[†]通讯作者. E-mail: jiyu1018@126.com.

模型来整合目标性和显著性;为了保证检测到的显著性区域的完整性,Wang等^[10]通过分配每个窗口的评分到该窗口的像素来获得目标性映射。然而,这些方法只是简单地将目标性先验进行加权,在复杂场景中,当目标性先验不能正确提示目标位置时,算法不能有效地检测图像中的显著性目标。

基于边界先验的显著性检测模型,将图像的边界当作背景先验进行显著性目标检测。Jiang等^[11]直接选取图像4条边界的超像素作为背景吸收节点;姚钊健等^[12]选取图像处于4条边界的超像素作为背景区域,计算每个区域与背景区域的差异度,建立背景先验显著图;周强强等^[13]结合前景和背景信息,将粗糙显著区域提取(自底向上)和基于流形查询(自顶向下)的背景权重图整合到统一的优化框架内。然而,自然图像的边界有可能被显著性目标占据,使用图像所有边缘超像素作为背景线索容易导致检测到的显著性目标结果不完整,或者将背景中的噪声误检为显著性目标。

为结合目标性先验和边界先验,本文提出基于前景优化和概率估计的区域显著性检测,算法框架如图1所示。其中,预处理过程主要是对图像进行初始分割。在背景线索选取阶段,为防止背景线索中包含目标区域,所提出算法选取图像4条边界中去除目标信息的超像素作为背景线索。在前景线索选择阶段,所提出算法通过分配每个窗口的评分到该窗口的像素来获得目标性先验。为了获得更精确的前景线索,算法根据显著性目标具有空间紧凑性,利用背景线索和对比度先验对目标性先验进行优化。在图像显著性检测阶段,基于背景线索和优化后的前景线索,所提出算法采用概率质量函数(probability mass function, PMF)分别进行显著性区域检测,并对两者结果进行融合,以提高检测的准确性。

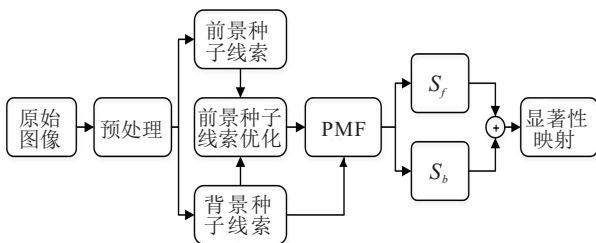


图1 基于前景优化和概率估计的显著性检测框架

1 本文算法

1.1 前景与背景线索选择

由于前景线索和背景线索能够有效提高显著性区域检测的准确率,本文采用去除目标信息的背景线索和基于目标性度量的前景线索。在预处理阶段,本

文采用简单线性迭代聚类算法(simple linear iterative clustering, SLIC)^[14]对当前图像进行超像素分割。为了节省算法后续处理时间和初始分割保留目标边界,在实验中设置超像素个数为200。

1.1.1 去除目标信息的背景线索选择

为了消除图像边界被显著性目标占据时对显著性检测结果造成的不利影响,本文先将图像所有边缘超像素作为边界集,由于图像中最明显的轮廓可能是目标和背景之间的轮廓,可将边界集中带有较强轮廓的超像素去除。采用边界概率(probability boundary, PB)^[15]检测图像轮廓,第*i*个超像素包含的边界概率,可通过第*i*个超像素中轮廓像素的平均PB值计算,即

$$PB_i = \frac{1}{|B_i|} \sum_{I \in B_i} I^{pb}. \quad (1)$$

其中: B_i 为第*i*个超像素的轮廓像素集, $|B_i|$ 表示 B_i 中像素个数,像素*I*的PB值为 I^{pb} 。由于具有较大边界概率的超像素更可能是目标部分,删除边界概率大于自适应灰度阈值^[16]的超像素,所有边界集中剩余超像素作为背景线索,此时选定的背景线索不再包含显著性目标信息。

1.1.2 基于目标性度量的前景线索选择

目标性度量是Alexe等在文献[17]中提出的,针对输入图像算法产生一系列与对象类别无关的候选矩形窗口,每个窗口给定[0, 1]的分值用来表示该窗口包含对象的概率。根据目标的特点,采用3种不同的低级图像信息(如多尺度显著性,颜色对比和边界密度)来确定候选矩形窗口是否包含目标。根据上述3种信息,采用文献[17]中的方法计算候选矩形窗口包含目标的概率。下面主要讨论如何将该概率转换成像素点属于目标的概率。在实验中,所有参数均与文献[17]中的参数设置一致。

给定图像,目标性度量算法生成*M*个候选矩形窗口 $W' = \{w'_1, w'_2, \dots, w'_M\}$,对应的每个候选矩形窗口包含目标的概率为 $S' = \{s'_1, s'_2, \dots, s'_M\}$ 。本文选择 $M = 1000$ 。对于像素点 $p, p \in w'_i \subset W'$,像素点*p*的目标性度量为

$$O(p) = \sum_{i=1}^M s'_i \times \exp \left[- \left(\frac{(x_p - x_i^c)^2}{2\tau_x^2} + \frac{(y_p - y_i^c)^2}{2\tau_y^2} \right) \right]. \quad (2)$$

其中: x_p 和 y_p 表示像素点*p*的坐标, x_i^c 和 y_i^c 表示候选矩形窗口 w'_i 的中心坐标。设置 $\tau_x = 1/(4W)$ 和 $\tau_y = 1/(4H)$,其中 W 和 H 为宽度和高度。当获得图像每个像素点的目标性度量后,超像素 r_i 的目标性度量

$O(r_i)$ 是对 r_i 中所有像素的目标性度量进行平均, 即

$$O(r_i) = \frac{1}{n_i} \sum_{p \in r_i} O(p), \quad (3)$$

其中 n_i 为超像素 r_i 中像素个数. 当背景较为复杂时, 容易导致靠近目标区域的超像素具有较高的目标性度量. 为了得到更加精确的前景线索, 将基于超像素的目标性度量作为初始的前景线索 S_{In_i} , 即 $S_{In_i} = O$.

1.2 前景线索优化

为了精确地从复杂的背景中分离出显著性目标, 本文引入两种基于前景和背景线索的显著性距离度量. 第1原则, d_1 是基于显著性目标区域通常具有相对紧凑的空间分布, 空间上接近显著性区域的像素应该具有一个较高的显著性值; 第2原则, d_2 是一个像素或者区域, 越是不同于其他像素或者区域, 它越应该获得更高的显著性.

对于超像素 r_i , 采用上述距离 d_1 和 d_2 对由 1.1 节中得到的前景线索进行处理, 即

$$D(r_i) = d_1(r_i)d_2(r_i). \quad (4)$$

根据第1原则, 本文采用显著性偏置 (saliency bias) 来增强靠近目标区域的显著性值, 同时抑制远离目标区域的显著性. 该显著性偏置由一个二维高斯分布 $G(x, y | \mu_x, \mu_y, \sigma_x, \sigma_y)$ 表示. 对于图像中的超像素 r_i , 距离 d_1 被定义为

$$d_1(r_i) = G(x_{r_i}, y_{r_i} | \mu_x, \mu_y, \sigma_x, \sigma_y), \quad (5)$$

其中 (x_{r_i}, y_{r_i}) 表示超像素 r_i 中心的坐标. 对于图像中的每一个像素 q , 其坐标为 (q_x, q_y) , 则高斯分布 $G(x, y)$ 的中心 (μ_x, μ_y) 可计算如下:

$$\begin{aligned} \mu_x &= \frac{\sum_{q_x} \exp(\theta S_{In_i}(q)) \cdot q_x}{\sum_{q_x} \exp(\theta S_{In_i}(q))}, \\ \mu_y &= \frac{\sum_{q_y} \exp(\theta S_{In_i}(q)) \cdot q_y}{\sum_{q_y} \exp(\theta S_{In_i}(q))}, \end{aligned} \quad (6)$$

其中 (μ_x, μ_y) 被计算为像素的加权几何中心. 当 θ 较大时, 主要突出那些具有较高显著性值的像素, 当 θ 设置为零时, 式(6)退化为中心偏置. 为使检测到的显著性区域在紧凑性与中心偏置之间保持平衡, 实验中设置 $\theta = 1$. 高斯分布 $G(x, y)$ 的水平方差 σ_x 和 σ_y 垂直方差如下:

$$\sigma_x = \left(\frac{\sum_{q_x} \exp(\theta S_{In_i}(q)) \cdot (q_x - \mu_x)^2}{\sum_{q_x} \exp(\theta S_{In_i}(q))} \right)^{\frac{1}{2}}, \quad (7)$$

$$\sigma_y = \left(\frac{\sum_{q_y} \exp(\theta \cdot S_{In_i}(q)) (q_y - \mu_y)^2}{\sum_{q_y} \exp(\theta S_{In_i}(q))} \right)^{\frac{1}{2}}, \quad (8)$$

根据第2原则, 首先构建一个无向加权图并连接所有相邻的超像素 (r_i, r_j) , (r_i, r_j) 之间的权重 $\omega(r_i, r_j)$ 定义为超像素 r_i 与 r_j 之间颜色平均值的欧氏距离并归一化到 $[0, 1]$; 然后, 类似于文献[18], 添加一个虚拟节点连接所有背景线索 $[r_g]$, 定义 $\omega(v, r_g) = S_{In_i}(r_g)$. 基于第2原则的显著性距离, d_2 定义为超像素 r_i 与虚拟节点 v 间的测地线距离, 有

$$d_2(r_i) = \min_{C_{r_i, v}} \sum_{p, q} \omega(p, q), \quad q \in C_{r_i, v}, \quad (9)$$

其中 $C_{r_i, v}$ 是一个连接节点 r_i 和 v 的路径. 超像素 r_i 的 d_2 距离计算为沿其最短路径到达虚拟节点 v 的累计距离.

基于第1原则和第2原则得到的 d_1 和 d_2 是互补的. 优化后的显著性估计

$$S_{\text{seed}} = S_{In_i} D. \quad (10)$$

其中: D 为式(4)定义的距离度量, S_{In_i} 为初始的前景线索.

1.3 基于概率估计的区域显著性检测

本文将显著性目标检测问题描述为对随机变量 x 的概率质量函数估计, 其中图像中超像素被看成是一个事件可能的结果. $P(x)$ 定义该事件的 PMF, 当超像素 r_i 为显著性区域时 $P(x = r_i)$ 较高. $P(x)$ 可以描述成一个包含两部分的优化问题: 给定的特征空间中类似的区域具有类似的概率和有效利用前文得到的先验信息. $P(x)$ 定义为

$$\begin{aligned} \arg \min_{P(x)} & \sum_i (P(x = r_i))^2 s_i + \\ & \frac{1}{2} \sum_{i, j} w_{ij} (P(x = r_i) - P(x = r_j))^2; \quad (11) \\ \text{s.t.} & \sum_i P(x = r_i) = 1. \end{aligned}$$

在式(11)中: 第1项表示如果在先验信息 s_i 中超像素 r_i 为非显著性区域, r_i 的概率将会被抑制; 第2项为平滑项, 如果超像素 r_i 与 r_j 在特征空间中具有较高的相似性 (即 w_{ij} 较大), 则超像素 r_i 与 r_j 具有相似的概率. 超像素 r_i 与 r_j 之间的相似性定义为

$$w_{ij} = \exp\left(-\frac{\|c_i - c_j\|^2}{\tau}\right). \quad (12)$$

其中: τ 为尺度参数, c_i 为超像素 r_i 的平均颜色向量. 由于超像素 r_i 与 r_j 之间的相似性是对称的, 即 $w_{ij} = w_{ji}$, 简便起见, 令 $p_i = P(x = r_i)$, 向量 $p = [p_i]_N$, 引入

对角矩阵 S , $[S]_{ii} = s_i$. 式(12)以矩阵形式重写为

$$\begin{aligned} p^* &= \sum_p \arg \min(p^T H p); \\ \text{s.t. } p^T \mathbf{1} &= 1. \end{aligned} \quad (13)$$

其中: $H = Q - W + S$, $W = [w_{ij}]_{N \times N}$, $\mathbf{1}$ 为全1矩阵, Q 表示对角矩阵, 对角元素 $[Q]_{ii} = \sum_j w_{ij}$.

式(13)实际上是一个优化问题, 为了得到最优解, 可以将优化问题表述为计算如下拉格朗日鞍点:

$$L(p, \gamma) = (p^T H p) - \gamma(p^T \mathbf{1} - 1). \quad (14)$$

将式(14)对 $L(p, \gamma)$ 求关于 p 的偏导数, 而偏导数为0的解则为鞍点, 即

$$\nabla L(p, \gamma)|_{p^*} = (2H p - \gamma \mathbf{1}) = 0. \quad (15)$$

通过求解式(15), 得到单一的鞍点

$$p^* = \frac{1}{\mathbf{1}^T H^{-1} \mathbf{1}} H^{-1} \mathbf{1} = q(H) H^{-1} \mathbf{1}. \quad (16)$$

根据 H 的定义及 W 的对称性, 矩阵 $Q - W$ 为正半定矩阵. 任何非负且包含至少一个正值的对角矩阵 S 均能使 H 为正定矩阵, 将保证得到的鞍点为全局最优解.

本文定义每个超像素对应的概率 p^* 作为该区域的显著性. 为了提高计算速度, 在式(16)中消除归一化项 $q(H)$, 即 $p^* = H^{-1} \mathbf{1}$. 超像素 r_i 的显著值 $S_b(i)$ 是基于背景线索获得的. 若 $r_j \in B$, 即设置对应于超像素 r_j 的 $[S]_{jj} = 1$, 若区域 $r_k \notin B$, 则 $[S]_{kk} = 0$. 此时 p^* 为超像素属于背景部分的概率, 则基于背景线索的区域显著性可定义为

$$S_b = \mathbf{1} - p^* = \mathbf{1} - H^{-1} \mathbf{1}. \quad (17)$$

为了增强显著性目标部分并降低背景噪声, 类似于文献[19], 结合前景线索再次计算各区域的显著值. 即设置 $[S]_{ii} = S_{\text{seed}}(i)$, 对应于前景线索的超像素 $r_j \in S_{\text{seed}}$, $[S]_{jj} > 0$, 其他不属于前景线索的区域 $r_k \notin S_{\text{seed}}$, $[S]_{kk} = 0$. 类似于式(17), 根据优化后的前景线索, $p_f^* = H^{-1} \mathbf{1}$ 的值体现超像素属于显著性目标的概率. 基于前景线索的区域显著性可计算为

$$S_f = p_f^*. \quad (18)$$

最后, 采用赋权相加的方式对式(17)和(18)进行融合, 得到最终的显著性映射

$$\text{Sal} = \lambda S_b + (1 - \lambda) S_f, \quad (19)$$

其中 λ 为 $[0, 1]$ 之间的参数, 本文中设置 $\lambda = 0.5$.

2 实验结果与分析

在 MSRA^[8]、DUT-OMRON^[19]、SOD^[20] 和 ECSSD^[21] 四个图像库上对本文算法进行测试. 本文

所提出算法不仅与基于目标性度量的算法进行比较(分别是 LPS^[22] 和 GL^[23]), 同时与其他基于背景先验的算法(如 GS^[18], MS^[24], SCA^[25], wCtr^[26] 和 RS^[19] 等, 及中心先验的 GCS^[8] 和 GP^[27]) 和基于其他先验的显著性目标检测算法(如 PMS^[28] 和 LRMR^[29] 等) 进行比较. 参与对比的各个方法均采用原作者提供的代码、实验参数或结果.

2.1 评价指标

2.1.1 P-R 曲线和 F-measure 值

本文按照固定阈值和自适应阈值两种方式对不同算法模型检测到的结果进行评价.

采用文献[8]中提到的方法, 设置阈值 T_α 在 $0 \sim 255$ 之间变化, 显著图中大于 T_α 的像素点的显著值设置为1, 小于 T_α 的像素点的显著值设置为0, 然后计算二值化图像与人工标定图像之间的查准率 (precision)、查全率 (recall). 给定人工标定图像 $\text{GT} = [\text{gt}_1, \text{gt}_2, \dots, \text{gt}_n]$ 和算法检测得到的显著图 $\text{Sal} = [\text{sal}_1, \text{sal}_2, \dots, \text{sal}_n]$.

类似文献[8]的方法, 按照下式用一个自适应阈值从目标区域检测结果中构建二进制图像:

$$\tau = \frac{2}{HW} \sum_{x=1}^H \sum_{y=1}^W \text{Sal}(x, y). \quad (20)$$

其中: $\text{Sal}(x, y)$ 是像素点 (x, y) 的显著性值, H 和 W 分别代表当前图像的高度和宽度. 然后将二进制图像和人工标定的图像进行比较获取成对查准率和查全率的值. 最后引入常用的 F -measure 指标^[8], 比较好的算法 F -measure 值较大.

2.1.2 平均绝对误差

基于固定阈值和自适应阈值的评价指标主要评价被正确标记为真正显著性目标的图像区域, 而没有考虑那些被正确标记为背景的区域. 因此, 本文采用平均绝对误差 (mean absolute error, MAE) 度量显著图 Sal 和人工标定值 GT 之间相似性, 即

$$\text{MAE} = \frac{1}{n} \sum_{x=1}^n \|\text{sal}_x - \text{gt}_x\|. \quad (21)$$

其中: $n = HW$, H 和 W 分别代表图像高度和宽度.

2.2 定量比较

2.2.1 平均绝对误差比较与分析

图2列出了本文算法与其他方法在4个数据库上的平均绝对误差. LRMR 算法虽然能够检测到图像中的显著性目标, 但不能有效抑制背景部分的噪声. 因此算法 LRMR 具有较高的 MAE 值, 分别为 0.221 5 (MSRA), 0.306 9 (SOD), 0.260 3 (DUT-OMRON) 和 0.274 4 (ECSSD). 另外, PMS 和 wCtr 算法在该评价

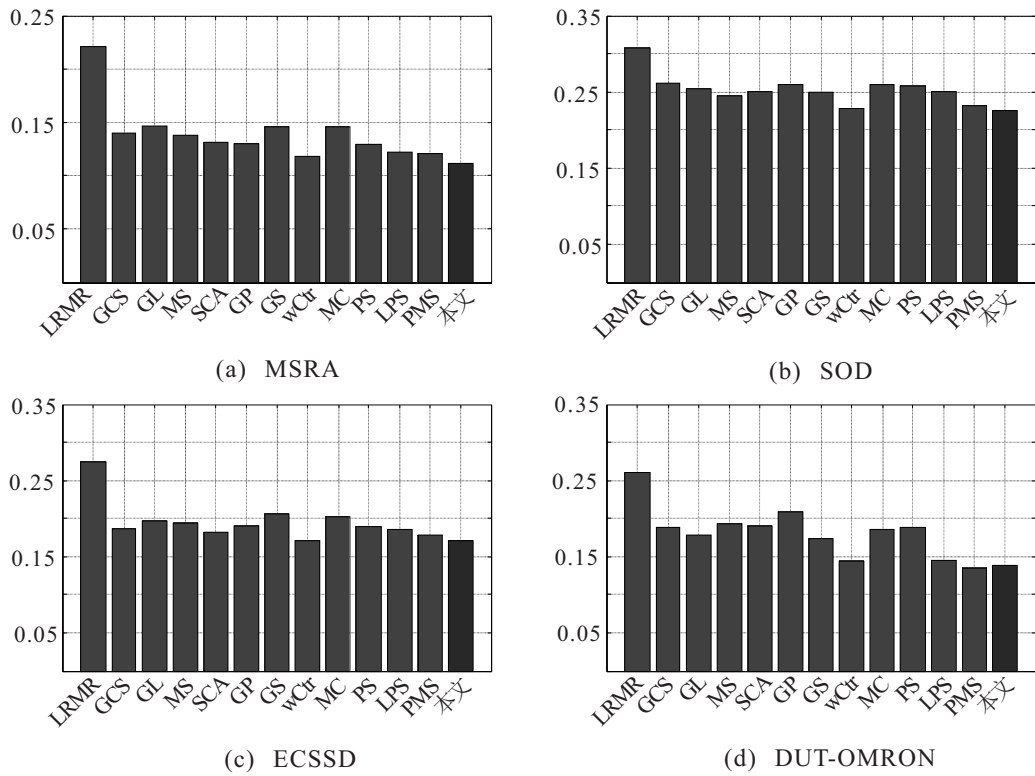


图2 不同算法的平均绝对误差

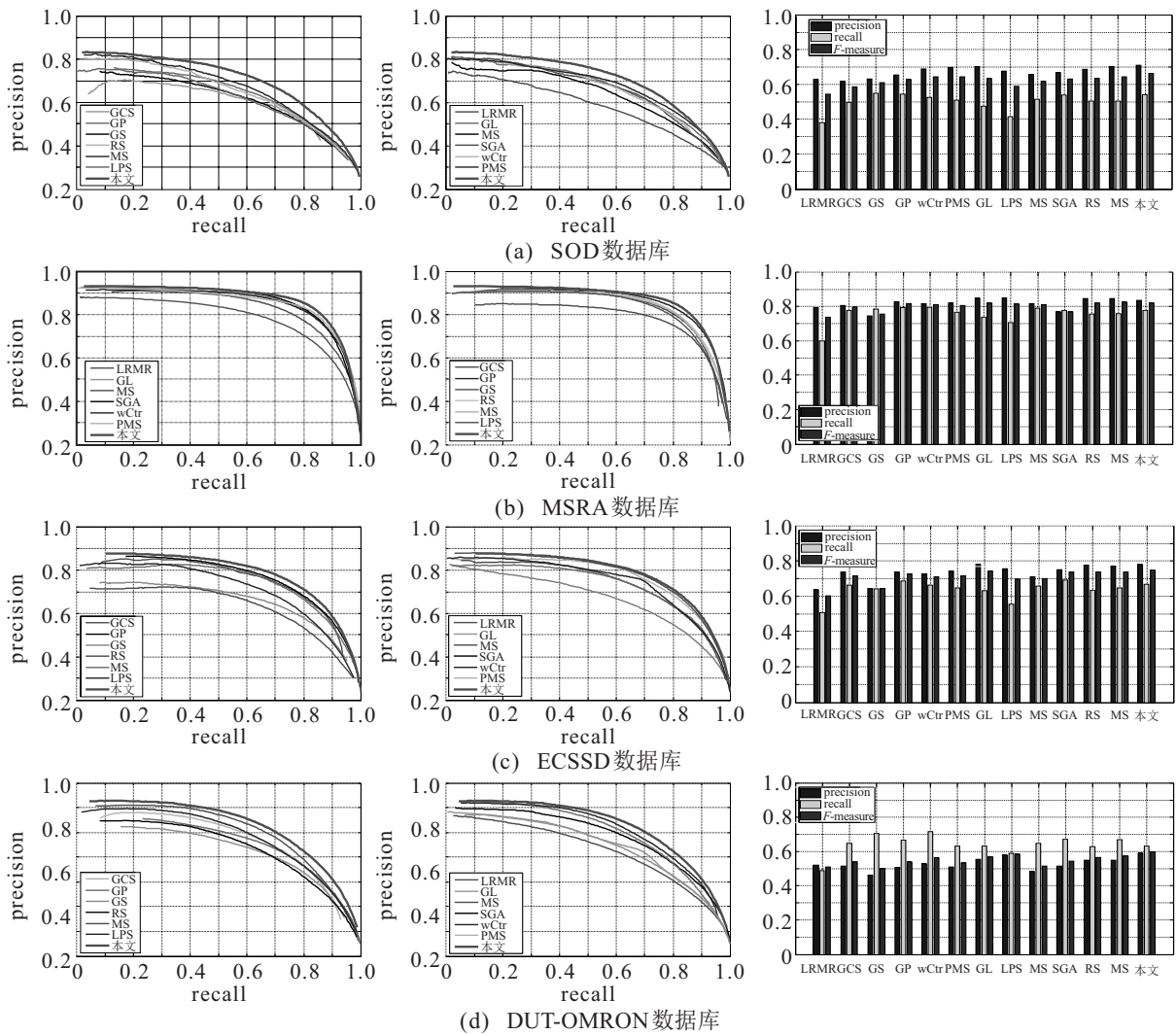


图3 不同算法的P-R曲线和F-measure值

指标上具有较好的效果,对应的MAE值为0.1209和0.1182(MSRA),0.179和0.1714(ECSSD),0.1338和0.1440(DUT-OMRON),0.2661和0.2278(SOD).除了SOD数据库,wCtr算法均要好于PMS算法.本文算法在DUT-OMRON数据库上的MAE值要高于PMS(0.1386),而在其他图像数据库上均获得较小的MAE值,分别为0.1116(MSRA),0.1712(ECSSD)和0.2254(SOD).这说明本文所提出算法不仅能够有效地检测到图像中的显著性区域,而且能有效地抑制背景中的噪声.

2.2.2 P-R曲线和F-measure值比较与分析

图3给出了本文算法与其他算法在4个数据集上的P-R曲线和F-measure值.在MSRA数据集上本文算法具有最佳P-R曲线和较高的查准率(0.8523)和F-measure值(0.8344).在ECSSD图像数据库中,尽管SCA与本文算法具有相似的P-R曲线,但所提出算法的查准率(0.7767)稍微高于SCA(0.7502),且两者具有类似的F-measure值,此外GL算法获得了最

高的查准率(0.7821),但查全率却比大多数方法低.

在DUT-OMRON数据集上,所提出算法与wCtr和PMS均获得了较高的查准率和查全率.在区间[0.4,0.6]上,PMS具有较高的查准率和查全率.在区间[0.4,0.7]上,MS获得了更好的性能.在F-measure值方面,本文算法具有较高的查准率(0.6474)和F-measure值(0.6158).由于DUT-OMRON数据集中绝大部分图像具有杂乱的背景,检测算法容易将显著性目标附近的超像素误检为显著目标区域,如GS和wCtr算法,使得这些算法具有较好的查全率.GL,SCA,GP,BL和wCtr,虽在MSRA数据集上具有较好的性能,但在SOD数据集上表现不佳.而本文算法在SOD数据集上超过其他算法,其中P-R曲线的查准率高于所有方法,达到最高的F-measure值(0.6616).

2.3 定性比较

2.3.1 显著图视觉比较与分析

图4为各算法在4个数据集上的视觉比较.本文算法在选择图像4个边界的超像素作为背景线索时,

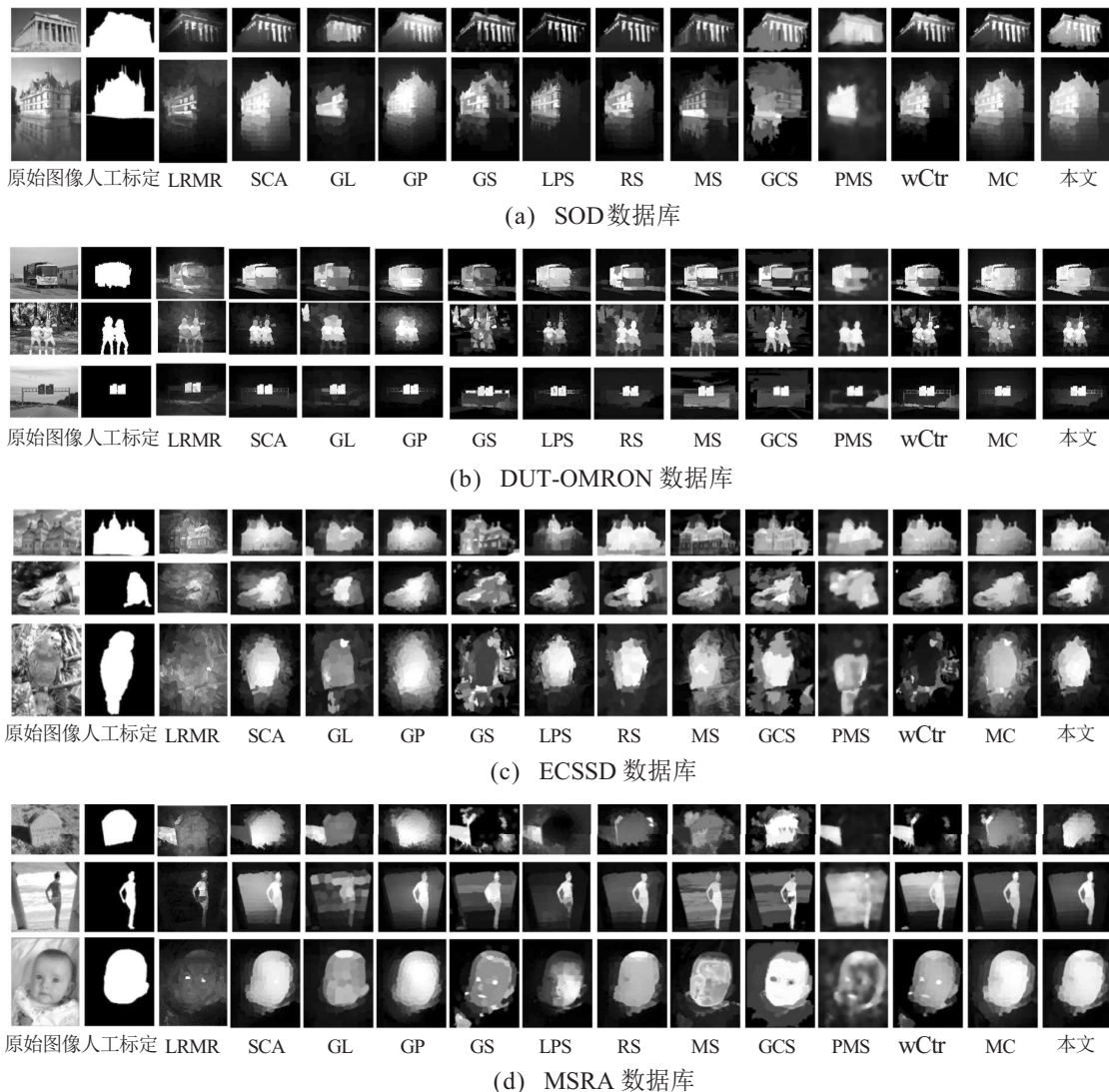


图4 不同算法在部分图像上的效果对比

去除了含有目标信息的超像素. 因此, 当图像中显著性目标处于或者靠近图像边界时, 相比其他算法不仅能很好地凸显图像中的显著性目标, 同时可有效抑制背景中的噪声. 而RS和GS算法直接采用图像4个边界的超像素作为背景线索, 当目标处于图像边界时, 检测到的显著性目标不完整. 在MC算法中, 当背景线索中包含目标区域时, 大部分或者整个目标区域都将被抑制. LPS算法只将处于图像左边界上的超像素作为背景线索, 当目标处于图像左边界上时, LPS算法同样不能有效地突出整个显著性目标. 当图像中的目标过大时, LRMR容易关注显著性目标中对比度较大的区域, 而不是整个显著性目标. GCS算法针对超像素采用颜色直方图对比和空间关系定义显著性, 并且加强较大区域的显著值, 当背景中或者前景中出现具有较大对比度的区域时, 该区域容易误检为显著性区域. PMS算法依赖于初始的先验信息, 即其他显著性检测模型产生的结果. MS不能很好地抑制背景中的噪声.

2.3.2 算法运行时间比较与分析

所有算法在MSRA数据集上的运行时间如表1所示.

表1 不同的算法在MSRA图像数据库中的运行时间

算法	LRMR	GCS	GS	GP	wCtr	PMS	GL
时间/s	47.28	0.16	0.25	0.99	0.28	4.14	5.4
算法	LPS	SCA	MS	RS	MC	本文	/
时间/s	1.96	0.78	14.68	0.26	0.37	3.08	/

由表1可以看出, 所提出算法检测一幅图像的平均时间是3.08s, 仅快于LRMR、PMS、GL和MS, 而慢于其他算法. 另外, 由于都需要计算前景线索和背景线索, 以及对前景线索进行优化, 所提出算法的执行时间慢于LPS.

3 结论

结合目标性先验和边界先验, 并引入概率质量函数, 本文提出基于前景优化和概率估计的区域显著性检测算法. 采用去除目标信息的背景线索和基于目标性度量的前景线索大致估计出显著性目标在图像中的位置, 利用背景线索对得到的前景线索进行优化, 以获得更加准确的前景线索. 将显著性目标检测问题描述为对随机变量的概率质量函数, 采用概率估计算法分别基于背景线索和优化后的前景线索进行显著性区域检测, 并对得到的结果进行融合. 与其他

算法的对比实验结果表明, 本文算法既能很好地凸显图像中的显著性目标, 同时可有效地抑制背景中的噪声.

参考文献(References)

- [1] Borji A, Cheng M M, Hou Q B, et al. Salient object detection: A survey[J]. *Computational Visual Media*, 2019, 5(2): 117-150.
- [2] Huo S, Zhou Y, Lei J, et al. Linear feedback control system based salient object detection[J]. *IEEE Transactions on Multimedia*, 2018, 20(6): 1350-1364.
- [3] 于明, 李博昭, 于洋, 等. 基于多图流形排序的图像显著性检测[J]. *自动化学报*, 2019, 45(3): 577-592. (Yu M, Li B Z, Yu Y, et al. Image saliency detection with multi-graph model and manifold ranking[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2019, 45(3): 577-592.)
- [4] Ni W P, Ma L, Yan W D, et al. Background context-aware-based SAR image saliency detection[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2018, 15(9): 1392-1396.
- [5] 李宗民, 周晨晨, 宫延河, 等. 结合域变换和轮廓检测的显著性目标检测[J]. *计算机辅助设计与图形学学报*, 2018, 30(8): 1457-1465. (Li Z M, Zhou C C, Gong Y H, et al. Saliency object detection based on domain transform and contour detection[J]. *Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics*, 2018, 30(8): 1457-1465.)
- [6] Hou Q B, Cheng M M, Hu X W, et al. Deeply supervised salient object detection with short connections[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2019, 41(4): 815-828.
- [7] Wang L Z, Wang L J, Lu H C, et al. Salient object detection with recurrent fully convolutional networks[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2019, 41(7): 1734-1746.
- [8] Cheng M M, Mitra N J, Huang X L, et al. Global contrast based salient region detection[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2015, 37(3): 569-582.
- [9] Chang K, Liu T, Chen H, et al. Fusing generic objectness and visual saliency for salient object detection[C]. *International Conference on Computer Vision*. Barcelona: IEEE Computer Society, 2011: 914-921.
- [10] Wang J, Jiang H, Yuan Z, et al. Salient object detection: A discriminative regional feature integration approach[J]. *International Journal of Computer Vision*, 2017, 123(2): 251-268.
- [11] Jiang B W, Zhang L H, Lu H C, et al. Saliency detection via absorbing markov chain[C]. *Proceedings of the 2013*

- IEEE International Conference on Computer Vision. Portland: IEEE, 2013: 1665-1672.
- [12] 姚钊健, 谭台哲. 结合背景和前景先验的显著性检测[J]. 中国图象图形学报, 2017, 22(10): 1381-1391.
(Yao Z J, Tan T Z. Saliency detection combining background and foreground prior[J]. Journal of Image and Graphics, 2017, 22(10): 1381-1391.)
- [13] 周强强, 赵卫东, 柳先辉, 等. 一种前景和背景提取相结合的图像显著性检测[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2017, 29(8): 1396-1407.
(Zhou Q Q, Zhao W D, Liu X H, et al. Saliency detection based on foreground and background extraction[J]. Journal of Computer-Aided Design and Computer Graphics, 2017, 29(8): 1396-1407.)
- [14] Achanta R, Shaji A, Smith K, 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.
- [15] Martin D R, Fowlkes C C, Malik J. Learning to detect natural image boundaries using local brightness, color and texture cues[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2004, 26(5): 530-549.
- [16] Otsu N. A threshold selection method from gray-level histograms[J]. IEEE Transactions on Systems Man and Cybernetics, 1979, 9(1): 62-66.
- [17] Alexe B, Deselaers T, Ferrari V. Measuring the objectness of image windows[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2012, 34(11): 2189-2202.
- [18] Wei Y C, Wen F, Zhu W J, et al. Geodesic saliency using background priors[C]. European Conference on Computer Vision. Florence, 2012: 29-42.
- [19] Zhang L H, Yang C, Lu H C, et al. Ranking saliency[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2017, 39(39): 1892-1904.
- [20] Martin D, Fowlkes C, Tal D, et al. A database of human segmented natural images and its application to evaluating segmentation algorithms and measuring ecological statistics[C]. Proceedings of the 8th IEEE International Conference on Computer Vision. Vancouver: IEEE, 2002: 416-423.
- [21] Shi J, Yan Q, Xu L, et al. Hierarchical image saliency detection on extended CSSD[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2016, 38(4): 717-729.
- [22] Li H Y, Lu H C, Lin Z, et al. Inner and inter label propagation: Salient object detection in the wild[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2015, 24(10): 3176-3186.
- [23] Tong N, Lu H C, Zhang Y, et al. Salient object detection via global and local cues[J]. Pattern Recognition, 2015, 48(10): 3258-3267.
- [24] Tong N, Lu H C, Zhang L, et al. Saliency detection with multi-scale superpixels[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2014, 21(9): 1035-1039.
- [25] Qin Y, Lu H, Xu Y, et al. Saliency detection via cellular automata[C]. Computer Vision and Pattern Recognition. Boston: IEEE, 2015: 110-119.
- [26] 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. Columbus: IEEE, 2014: 2814-2821.
- [27] Jiang P, Vasconcelos N, Peng J. Generic promotion of diffusion-based salient object detection[C]. IEEE International Conference on Computer Vision. Santiago: IEEE, 2015: 217-225.
- [28] Kong Y Q, Wang L, Liu X P, et al. Pattern mining saliency[C]. European Conference on Computer Vision. Amsterdam: Springer International Publishing, 2016: 583-598.
- [29] Shen X, Wu Y. A unified approach to salient object detection via low rank matrix recovery[C]. Computer Vision and Pattern Recognition. Rhode Sland: IEEE, 2012: 853-860.

作者简介

翟继友(1978—), 男, 副研究员, 博士, 从事图像处理、显著性检测等研究, E-mail: jiyou1018@126.com;

周静波(1983—), 男, 副教授, 博士, 从事图像处理、显著性检测等研究, E-mail: jbzhou2013@aliyun.com;

霍瑛(1988—), 女, 讲师, 博士, 从事智能计算的研究, E-mail: huoy@njit.edu.cn.

(责任编辑: 孙艺红)