

基于字典和加权低秩恢复的显著目标检测

马晓迪 吴茜茜 金 忠

(南京理工大学计算机科学与工程学院 南京 210094)

(南京理工大学高维信息智能感知与系统教育部重点实验室 南京 210094)

摘要 显著目标检测旨在辨别出自然图像中的显著区域。为了提高检测效果,提出了基于字典和加权低秩恢复的显著目标检测。首先,在低秩恢复模型中融入字典,以更好地将低秩矩阵和稀疏矩阵分离;然后,获取颜色、位置和边界连接先验对应的稀疏矩阵,根据其显著值生成先验系数;最后,将 3 个先验用自适应系数组合的方式构造权重矩阵,并融入到低秩恢复模型中。在 4 个具有挑战性的数据集上将其与 11 种算法进行比较,实验结果表明,所提算法的效果最好。

关键词 字典,背景先验,加权低秩恢复,自适应系数

中图分类号 TP391 **文献标识码** A

Salient Object Detection Based on Dictionary and Weighted Low-rank Recovery

MA Xiao-di WU Xi-yin JIN Zhong

(School of Computer Science and Engineering, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing 210094, China)

(Key Laboratory of Intelligent Perception and System for High-Dimensional Information of Ministry of Education,

Nanjing University of Science and Technology, Nanjing 210094, China)

Abstract Salient object detection intends to identify salient areas in natural images. In order to improve detection results, a method based on dictionary and weighted low-rank recovery for salient object detection was proposed. Firstly, a dictionary is incorporated into the low rank recovery model to separate the low rank matrix from the sparse matrix better. Secondly, sparse matrices corresponding to the color, location and boundary connectivity priors are obtained, and the adaptive coefficients are generated by their saliency values. Finally, a weighted matrix is constructed by adaptive coefficients with three priors, and the matrix is merged into the low rank recovery model. Compared with eleven state-of-the-art methods in four challenging databases, the experiment results show that the proposed approach outperforms the state-of-the-art solutions.

Keywords Dictionary, Background prior, Weighted low-rank recovery, Adaptive coefficient

1 引言

视觉显著性是人类选择性地注意力集中在最具视觉刺激区域的认知过程^[1],显著性检测旨在快速地辨别出一幅自然图像中的显著区域,目前已经在多个领域得到广泛的应用,如目标识别^[2]、目标分割^[3]、图像压缩^[4]和图像检索^[5]等。近年来,许多显著目标检测的计算模型被提出,其可以大致分为自顶向下^[6]和自底向上^[7]两类模型。基于自顶向下的检测方法是任务驱动的,通常利用高层次的人类感知,如语境、语义和先验信息。而基于自底向上的检测方法是数据驱动的,其原理大部分基于局部或全局对比度,使用诸如颜色、纹理和轮廓等低级特征。Itti等^[1]提出了一个非常有影响力的显著性检测模型,其使用多尺度图像特征的中心-环绕差分算子来生成显著图。Meur等^[8]建立了自底向上的显著性检测模型,使

用敏感度对比函数计算显著值。

在自底向上的显著目标检测模型中,低秩矩阵恢复模型^[9]是一种具有代表性的方法。大多数情况下,图像的背景位于低维子空间中,通常偏离该子空间的显著区域可被认为是稀疏噪声。令给定输入图像的特征矩阵为 F ,其可以分解为对应于背景的低秩矩阵 L 和对应于显著区域的稀疏矩阵 S 。显著目标检测可以表示为低秩矩阵恢复模型:

$$\min_{L,S} \|L\|_* + \lambda \|S\|_1, \text{ s. t. } F=L+S \quad (1)$$

其中, $\|\cdot\|_*$ 表示矩阵的核函数,即矩阵奇异值的和; $\|\cdot\|_1$ 表示矩阵的 l_1 范数; $\lambda > 0$ 是平衡 L 和 S 的参数。

文献^[10]提出了一种基于加权低秩恢复(Weighted Low-rank Recovery, WLRR)的显著目标检测模型。该方法将背景先验转化为权重矩阵,从而得到每个图像区域属于背景的概率,模型如式(2)所示:

本文受国家自然科学基金(61602244, 61702262, 61602444, 91420201, 61472187),国家重点基础研究发展计划(2014CB349303),国家预研领域基金(6140312010101)资助。

马晓迪(1994—),女,硕士生,CCF会员,主要研究方向为显著目标检测,E-mail:Dmaxiaodi@163.com;吴茜茜(1990—),女,博士生,主要研究方向为显著目标检测;金忠(1961—),男,博士,教授,主要研究方向为图像分析、机器学习、计算机视觉、人脸识别,E-mail:zhongjin@njust.edu.cn(通信作者)。

$$\min_{L,S} \|L\|_* + \lambda \|S\|_1, \text{ s. t. } W \circ F = W \circ L + S \quad (2)$$

其中, \circ 表示两个矩阵的对应元素相乘, W 是构造的权重矩阵。

虽然该模型已经达到较好的效果,但仍存在不足之处。WLR 模型只是简单地将高层先验相乘组合成背景权重矩阵,没有将每个先验的优点充分利用。为了使各个先验的效果达到最好,本文提出了一种自适应系数的方法。另一方面,为了寻求更好的低秩矩阵,本文在构建的模型中增加了字典表示,能够将数据样本表示为给定字典的线性组合的低秩表示。

本文第 2 节介绍与低秩相关的一些经典模型;第 3 节介绍本文提出的基于字典和加权低秩恢复模型;第 4 节进行实验结果的展示和分析;最后总结全文。

2 相关工作

近年来,基于低秩矩阵恢复的模型已经成功地应用在计算机视觉和图像处理的研究中。

文献[12]提出了一种基于低级特征和高层先验的统一检测模型。该算法首先对图像进行超像素分割,并提取超像素的颜色、边缘和纹理特征构建特征矩阵;然后利用学习到的先验知识对特征矩阵进行变换;最后对变换后的特征矩阵进行低秩与稀疏分解。低秩恢复模型如下:

$$\min_{L,S} \|L\|_* + \lambda \|S\|_1, \text{ s. t. } TPF = L + S \quad (3)$$

其中, T 是特征变换矩阵, P 是高层先验矩阵。

文献[13]主要研究在无监督情况下检测自然图像显著区域的问题。给定输入图像的多个特征图,在显著图生成过程中寻求多特征联合,将其分解成多个稀疏矩阵和低秩矩阵对。显著的目标应该不同于背景,而背景之间存在很强的相关性,因此矩阵可以分解成如下模型:

$$\min_{\substack{L_1, \dots, L_K \\ S_1, \dots, S_K}} \sum_{i=1}^K \|L_i\|_* + \lambda \|S\|_1 \quad (4)$$

s. t. $F_i = F_i L_i + S_i, i=1, \dots, K$

文献[14]提出了一个基于加权稀疏编码的显著目标检测框架来处理 2 维、3 维和 4 维的输入数据,并使用输入数据构建字典。具体来说,首先选择一组潜在的前景超像素来构建一个原始的显著字典;然后修改字典中的异常值,对其余的超像素进行测试,迭代地更新字典。

3 基于字典和加权低秩恢复的模型

本文构造的显著目标检测模型的流程如图 1 所示。下文将详细介绍模型构造、字典构造、背景先验、权重矩阵的构造和模型求解。

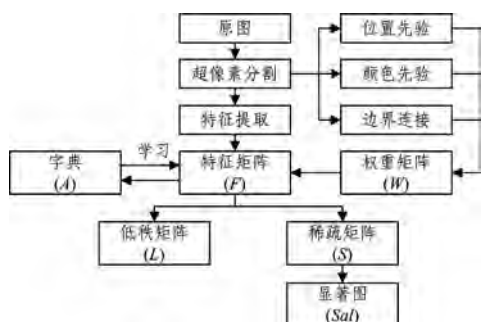


图 1 模型流程图

3.1 模型构造

给定输入图像 I , 首先用 SLIC 的方法^[15] 将其分割成 N 个不重叠的超像素块 $P = \{P_1, P_2, \dots, P_N\}$ 。从每个超像素块 P_i 中提取 D 维的特征向量 $f_i \in \mathbb{R}^D$, 将所有的特征向量组成整幅图像的特征矩阵 $F = [f_1, f_2, \dots, f_N] \in \mathbb{R}^{D \times N}$ 。这样可以将特征矩阵 F 分解成表示背景信息的低秩矩阵 L 和表示显著目标的稀疏矩阵 S 。本文构造的基于字典和加权低秩恢复的模型 (Dictionary and Weighted Low-rank Recovery, DWLR) 可以由式(5)表示:

$$\min_{L,S} \|L\|_* + \lambda \|S\|_1, \text{ s. t. } W \circ F = W \circ AL + S \quad (5)$$

其中, W 是构造的权重矩阵, A 是构造的字典。

将特征矩阵 F 分解成对应的低秩矩阵 L 和稀疏矩阵 S 后, 可以用矩阵 S 第 i 列的 l_1 范数表示超像素 P_i 的显著值, 公式如下:

$$\text{Sal}(P_i) = \|S(\cdot, i)\|_1 \quad (6)$$

将所有超像素合并在一起并归一化, 得到输入图像的最终显著图。本文提出的显著目标检测模型的具体步骤如算法 1 所示。

算法 1 基于字典和加权低秩恢复的显著目标检测

输入: 一幅自然图像 I 和所需要的参数 λ, σ

输出: 最终的显著图 Sal

1. 分别从 N 个超像素块中提取 D 维的特征向量, 获得整幅图像的特征矩阵 F 。
2. 根据特征矩阵 F 构造字典 A , 将其融入到模型中。
3. 分别获取超像素 P_i 的颜色、位置和边界连接的高层背景先验 $\text{LP}(i)$, $\text{CP}(i)$ 和 $\text{BP}(i)$ 。
4. 将 3 个背景先验构造对应的权重矩阵 W_L, W_C 和 W_B , 根据式(5)求得稀疏矩阵 S_L, S_C 和 S_B , 根据式(6)生成各自对应的显著值 $\text{Sal}_L(P_i), \text{Sal}_C(P_i)$ 和 $\text{Sal}_B(P_i)$ 。
5. 根据显著值生成自适应系数, 将 3 个背景先验组合成一个背景先验, 并整合成一个 $D \times N$ 维的权重矩阵 W 。
6. 通过求解式(5)求得稀疏矩阵 S , 根据式(6)得到超像素 P_i 的显著值。

3.2 字典构造

用于线性表示目标图像块的多个基的集合称为字典, 字典分为两类: 1) 针对特定数据集学习出特定的字典; 2) 变化的字典。特定的字典需要在某一数据集上进行训练, 因此很难适用于其他数据集; 而变化的字典适用于各个数据集。本文构造的字典属于变化的字典。

为了更好地分离低秩矩阵和稀疏矩阵, 本文进行字典的构造。文献[13]用图像本身作为字典; 文献[11]用图像的标准基作为字典, 提出了基于低秩表示 (Low-Rank Representation, LRR) 的子空间结构鲁棒恢复模型, 模型表示如下:

$$\min_{L,S} \|L\|_* + \lambda \|S\|_1, \text{ s. t. } F = AL + S \quad (7)$$

其中, A 是字典, 是矩阵 F 的标准基; 最优解 L^* 是矩阵 F 相对于字典 A 的最低秩表示。获得一个最优解 (L^*, S^*) 之后, 可以用 AL^* 恢复原矩阵 F 。由于 $\text{rank}(AL^*) \leq \text{rank}(L^*)$, AL^* 也是对原始矩阵 F 的一个低秩恢复, 本文采用该文献中构造的字典进行低秩恢复。

3.3 背景先验

先验信息通常都是基于人类感知系统的, 本文采用 3 种高层背景先验: 位置先验、颜色先验和边界连接先验。

(1) 位置先验

一般来说, 图像中心附近的对象更容易吸引人。对于每

个超像素 P_i , 计算其中心位置 q_i 与图像中心位置 c 的欧氏距离, 表示为 $d(q_i, c)$ 。将 P_i 的背景位置先验定义为:

$$LP(i) = 1 - \exp\left(-\frac{d(q_i, c)^2}{\sigma^2}\right) \quad (8)$$

其中, σ 是控制高斯宽度的标准差。

(2) 颜色先验

在日常生活中, 人眼对于黄色和红色区域尤其敏感, 本文使用这两种颜色来获得背景颜色先验^[12]。假设本文已经获得超像素 P_i 的前景颜色先验, 表示为 C_i , 则定义相应的背景颜色先验为:

$$CP(i) = 1 - C_i \quad (9)$$

(3) 边界连接先验

参考文献[16], 本文使用超像素 P_i 所在区域和图像边界超像素之间相交的长度来量化 P_i 连接到图像边界的程度。定义边界连接先验为:

$$BP(i) = \frac{1}{1 + \exp\left(-\frac{|R(i) \cap B|}{R(i)}\right)} \quad (10)$$

其中, $|\cdot|$ 表示相交的长度, B 是边界超像素的集合, $R(i)$ 表示 P_i 所在区域的像素数。

3.4 权重矩阵构造

将位置、颜色和边界连接 3 个背景先验分别作为式(5)中的权重矩阵, 生成各自对应的稀疏矩阵 S_L, S_C 和 S_B 。本文以位置先验为例进行介绍, 其权重矩阵的构造公式为:

$$W_L = \begin{bmatrix} LP(1) & \cdots & LP(N) \\ \vdots & \cdots & \vdots \\ LP(1) & \cdots & LP(N) \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^{D \times N} \quad (11)$$

将 W_L 代入式(5), 得到下式:

$$\min_{L, S} \|L\|_* + \lambda \|S\|_1, \text{ s. t. } W_L \circ F = W_L \circ AL + S \quad (12)$$

根据式(12)求得位置先验对应的稀疏矩阵 S_L 。根据式(6)可求得超像素 P_i 的位置先验对应的显著值为 $Sal_L(P_i)$, 具体如式(13)所示:

$$Sal_L(P_i) = \|S_L(\cdot, i)\|_1 \quad (13)$$

同理可得超像素 P_i 的颜色和边界连接先验的显著值分别为 $Sal_C(P_i)$ 和 $Sal_B(P_i)$ 。显著值用于判断超像素显著性的大小, 根据显著值可以将这 3 个先验在超像素块 P_i 中的效果进行比较。结合 3 个高层先验时, 先验系数充分利用每个高层先验的信息, 根据显著值的大小进行分配。位置先验系数的获取如式(14)所示:

$$\omega_L(i) = \frac{Sal_L(P_i)}{Sal_L(P_i) + Sal_C(P_i) + Sal_B(P_i)} \quad (14)$$

同理可得颜色和边界连接先验的系数分别为 $\omega_C(i)$ 和 $\omega_B(i)$ 。求得每个先验的系数后, 通过各先验加权的方式, 得到最终的高层先验权重矩阵, 具体如式(15)所示:

$$W_P(i) = \omega_L(i) \cdot LP(i) + \omega_C(i) \cdot CP(i) + \omega_B(i) \cdot BP(i) \quad (15)$$

为了方便计算, 把 $W_P(i)$ 按照式(11)组合成一个矩阵 W (见式(16)), 并将 W 归一化。

$$W = \begin{bmatrix} W_P(1) & \cdots & W_P(N) \\ \vdots & \cdots & \vdots \\ W_P(1) & \cdots & W_P(N) \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^{D \times N} \quad (16)$$

3.5 模型求解

本文提出的模型是一个凸优化问题, 可以通过增广拉格朗日乘子法 (Augmented Lagrange Multiplier, ALM) 有效地解决^[17]。首先将式(5)转化成与其等价的公式:

$$\min_{L, S, J} \|J\|_* + \lambda \|S\|_1, \text{ s. t. } W \circ F = W \circ AL + S, L = J \quad (17)$$

问题(17)通过最小化以下的拉格朗日函数求解:

$$Z = \|J\|_* + \lambda \|S\|_1 + \text{Tr}(Y_1^T (W \circ (F - AL) - S)) + \text{Tr}(Y_2^T (L - J)) + \frac{\mu}{2} (\|W \circ (F - AL) - S\|_F^2 + \|L - J\|_F^2) \quad (18)$$

由于上述问题是无约束的, 因此可固定其他变量, 然后更新拉格朗日乘数 Y_1 和 Y_2 , 分别对 J, L 和 S 进行最小化。 $\text{Tr}(\cdot)$ 代表一个矩阵的迹, $\mu > 0$ 是惩罚因子。增广拉格朗日乘子法有精确和非精确之分, 本文采用非精确增广拉格朗日乘子法 (Inexact Augmented Lagrange Multiplier, IALM) 对式(5)求解, 具体步骤见算法 2。需要注意的是, 算法的子问题是凸的, 它们都具有闭合形式的解。步骤 1 通过奇异值算子^[18]求解, 而步骤 3 通过文献[19]中的引理 3.2 求解。

算法 2 用 IALM 求解式(5)

输入: 特征矩阵 F , 权重矩阵 W , 参数 λ

输出: 最优解 L^* 和 S^*

初始化: $L = J = 0, S = 0, Y_1 = 0, Y_2 = 0, \mu = 10^{-6}, \mu_{\max} = 10^6, \rho = 1.1$ 和 $\epsilon = 10^{-8}$

循环:

1. 固定 L 和 S , 通过下式更新 J :

$$J = \arg \min \frac{1}{\mu} \|J\|_* + \frac{1}{2} \|J - (L + \frac{Y_2}{\mu})\|_F^2$$

2. 固定 J 和 S , 通过下式更新 L :

$$L = (I + A^T A)^{-1} (A^T (W \circ F - S) + J + \frac{(A^T Y_1 - Y_2)}{\mu})$$

3. 固定 L 和 J , 通过下式更新 S :

$$S = \arg \min \frac{\lambda}{\mu} \|S\|_1 + \frac{1}{2} \|S - W \circ (F - AL) - Y_1 / \mu\|_F^2$$

4. 通过下式更新乘子:

$$Y_1 = Y_1 + \mu (W \circ (F - AL) - S)$$

$$Y_2 = Y_2 + \mu (L - J)$$

5. 通过下式更新 μ :

$$\mu = \min(\rho \mu, 10^6)$$

6. 核对收敛条件:

$$\|W \circ (F - AL) - S\|_\infty < \epsilon \text{ and } \|L - J\|_\infty < \epsilon$$

结束

3.6 收敛性和计算成本分析

当目标函数平滑时, 精确增广拉格朗日乘子法的收敛性已经被证明^[20]。到目前为止, 仍然难以确保包含 3 个或更多个待求解矩阵时, 非精确增广拉格朗日乘子法可以收敛^[21]。由于式(5)中的目标函数不平滑, 因此难以严格地证明理论上的收敛。

本文在文献[22]的理论基础上, 给出算法 2 收敛的两个条件: 1) 字典矩阵 A 是列满秩矩阵; 2) 在每个迭代步骤中产生的最优误差是单调递减的, 误差的计算公式如下:

$$\epsilon_k = \|(L_k, J_k) - \arg \min_{L, J} Z\|_F^2 \quad (19)$$

该误差是单调递减的, 其中 L_k 和 J_k 表示在第 k 次迭代中得到的解, $\arg \min_{L, J} Z$ 表示同时固定 L 和 J 时最小化拉格朗日函数 Z 获得的“理想”解。通过对式(5)的等价转换, 可以使字典矩阵 A 达到列满秩条件^[11]。对于单调递减条件, 虽然

难以严格地证明,但拉格朗日函数的凸性可以在一定程度上保证有效性^[22]。因此,可以预测算法 2 具有良好的收敛性。

算法 2 的时间复杂度是 $O(D^2N + DN^2 + N^3)$, D 和 N 在本文算法中都较小: $D=53, N \approx 200$ 。将本文提出的方法与其他几种基于低秩的方法 ULR^[12], WSC^[14] 和 WLRR^[10] 在 SOD 数据集上进行时间比较,结果如表 1 所列。可以看出, DWLR 虽然比 ULR 和 WSC 运行速度快,但与 WLRR 相比运行速度慢,运行效率还有待提高。电脑 CPU 的配置是 Intel i7 3.6GHz,内存是 4GB,4 种方法的运行环境都是 Matlab R2016a。

表 1 基于低秩的检测方法在 SOD 数据集上的时间比较 (单位:s)

方法	ULR	WSC	WLRR	DWLR
平均时间	10.162	3.040	1.163	1.401

4 实验和分析

4.1 数据集及评价标准

为了评估本文提出的显著性检测模型,在 4 个公开数据集上进行实验。MSRA10K 数据集^[23]包含 10000 张单个显著对象的图像,具有准确的人为标记真值图;SOD 数据集^[24]包含 300 张具有不同自然场景的图像;ECSSD 数据集^[25]包含 1000 张语义丰富、结构复杂的图像;Pascal 数据集^[26]包含 850 张复杂场景的图像。本文采用 Precision-Recall 曲线 (PR 曲线) 和 F-measure 作为定量性能评价标准来评估检测显著性的准确性。

(1)PR 曲线:给定阈值 $T \in [0, 255]$,显著值高于 T 的像素被标记为前景真值图 G 。然后将二值图像 M 与真值图 G 进行比较,以获得精度 (Precision) 和召回率 (Recall)。当 T 从 0 变化到 255 时,获得不同的 Precision 值和 Recall 值,通过获取数据集中所有图像结果的 PR 均值生成 PR 曲线。

$$Precision = \frac{|M \cap G|}{|M|}, Recall = \frac{|M \cap G|}{|G|} \quad (20)$$

(2)F-measure:通常精度和召回率不能全面地评价显著

图质量,因子 Precision 值和 Recall 值有时会出现矛盾的情况,为此采用一种精度和召回率的加权调和平均值 F-measure:

$$F_{\beta} = \frac{(1 + \beta^2) Precision \times Recall}{\beta^2 Precision + Recall} \quad (21)$$

本文将非负权重 β^2 设置为 0.3。

4.2 实验对比

在实验部分,本文提取与文献^[12]相同的特征, λ 的值设置为 0.6。WLRR 是文献^[10]所提出的显著性检测模型,本文在该模型的基础上进行改进。在 3.2 节,本文提出在模型中加入字典,以更好地体现低秩矩阵的低秩性;在 3.4 节构造权重矩阵时,对高层先验采取自适应系数的组合方式。为了证明这两个改进的有效性,将其分步进行比较,并给出在 SOD 数据集上的 PR 曲线,结果如图 2 所示。从实验结果中可以看出,每一步改进都得到了提升,两步改进叠加的效果更好。

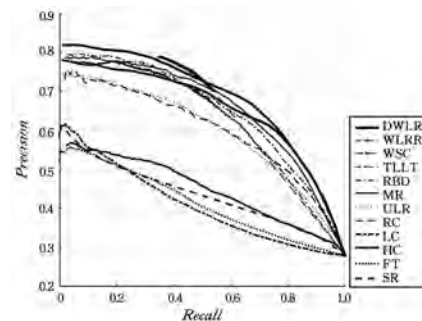


图 2 SOD 数据集验证结果

在 ECSSD, SOD, MSRA10K 和 Pascal 4 个数据集上将本文方法与 11 种方法进行比较,比较方法包括 5 种经典模型 RC^[23], HC^[23], LC^[27], FT^[28] 和 SR^[29],还包括近年来基于低秩的模型 ULR^[12], WSC^[14] 和 WLRR^[10],以及一些其他方法的模型 MR^[30], RBD^[16] 和 TLLT^[31]。

图 3 是不同显著目标检测方法得到的显著图,其中展示了比较先进的 7 种方法。

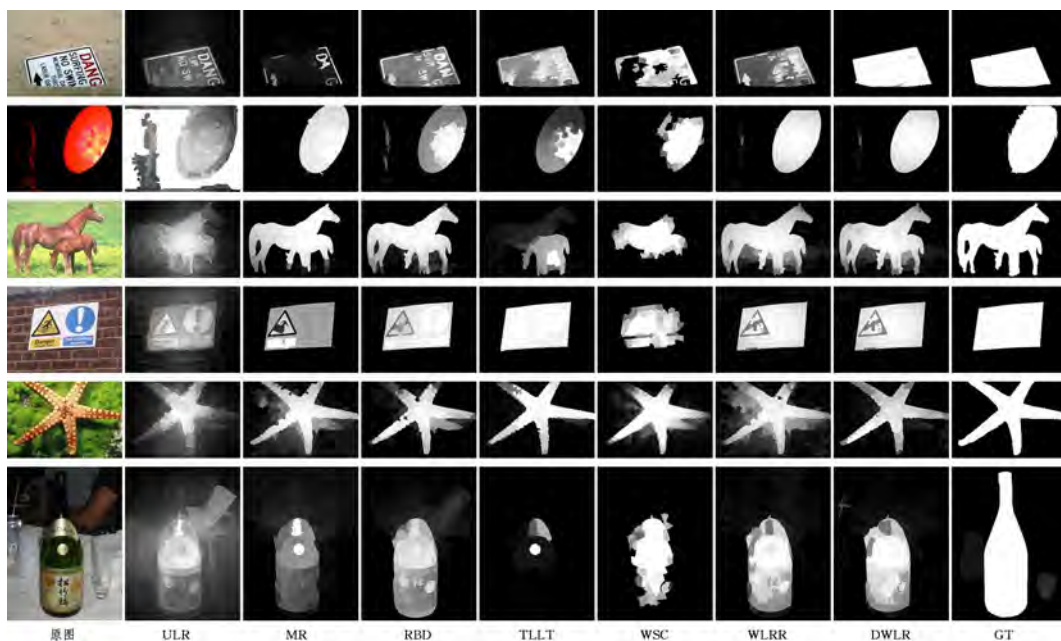


图 3 不同显著目标检测方法得到的显著图

从图3中至少可以得出两个结果:1)当输入图像的前景和背景之间具有高对比度时,本文提出的模型可获得不错的结果,如第一行中的图像;2)当输入具有复杂场景的图像时,DWLR模型的检测效果较好,如最后一行的图像,酒瓶在凌乱的背景之中,所有模型只检测到了部分区域,但DWLR模型比其他6种模型的检测效果更好。因此可以看出DWLR模型可以适应于不同环境。

图4是本文模型与11种方法在4个数据集上的PR曲线结果图。在ECSSD和SOD数据集上,DWLR模型与WLRR模型相比,PR曲线的提升效果明显,但在其他两个数据集上的提升效果较小。从整体来看,DWLR模型的PR曲线普遍高于比较的11种算法,证明该算法可以适用于具有复杂场景的图像,适用范围较广。

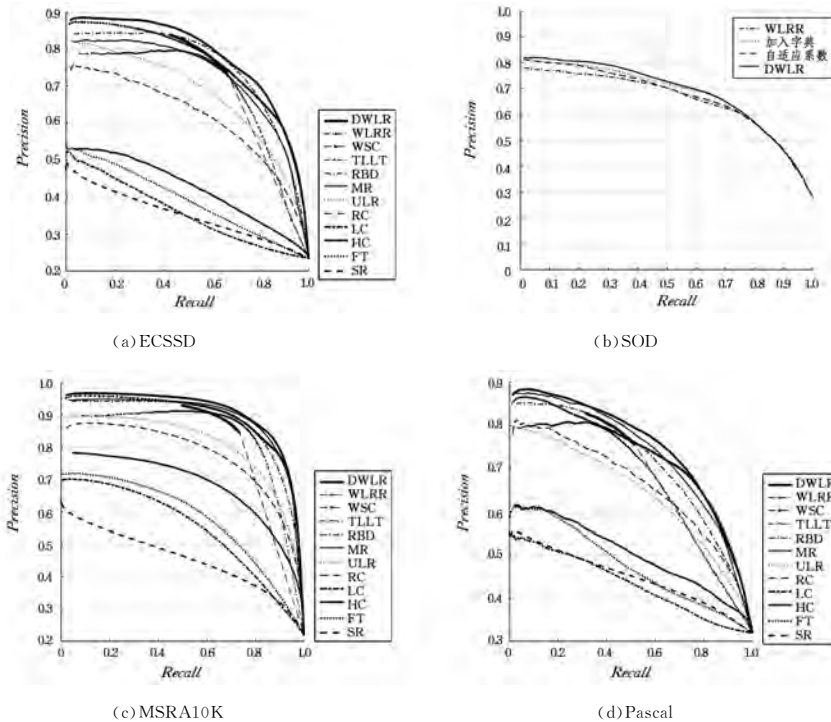


图4 不同显著目标检测方法在4个数据集上的PR曲线

表2列出了本文模型与11种方法比较的*F-measure*结果值,可以看出,在ECSSD数据集上DWLR模型的*F-measure*

值略低于WSC模型,但在其他3个数据集上,DWLR模型的*F-measure*值都最高。

表2 不同显著目标检测方法在4个数据集上的*F-measure*值

方法	SR	FT	HC	LC	RC	ULR	MR	RBD	TLLT	WSC	WLRR	DWLR
ECSSD	0.2725	0.3550	0.4449	0.3736	0.5660	0.6066	0.6962	0.6776	0.6826	0.7017	0.6623	0.6978
SOD	0.3005	0.3597	0.4613	0.3991	0.5618	0.5616	0.6142	0.6074	0.6006	0.6554	0.6205	0.6568
MSRA10K	0.2960	0.4793	0.6399	0.5178	0.6622	0.6908	0.8013	0.8131	0.8015	0.8168	0.7897	0.8179
Pascal	0.2681	0.3804	0.4996	0.4121	0.6003	0.5885	0.6538	0.6619	0.6134	0.6716	0.6762	0.6809

结束语 本文提出了一种基于字典和背景权重矩阵的低秩恢复模型。字典由特征矩阵训练得来,权重矩阵由高层背景先验组合而来。在构造权重矩阵时,获得颜色、位置和边界连接这3个高层先验,采用自适应系数的方式组合成权重矩阵。在4个公开的数据集上将本文方法与11种方法进行比较,采用PR曲线和*F-measure*值对模型进行评估,结果表明本文提出的模型能取得较好的结果,但其运行时间较长。后续工作将尽量缩短时间,提高运行速度,使其达到更好的性能。

参考文献

[1] 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.

[2] 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.

[3] CHANG K Y, LIU T L, LAI S H. From Co-saliency to Co-segmentation: An Efficient and Fully Unsupervised Energy Minimization Model[C]// IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2011: 2129-2136.

[4] GUO C, ZHANG L. 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.

[5] SIAGIAN C, ITTI L. Rapid Biologically-Inspired Scene Classification Using Features Shared with Visual Attention[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2007, 29(2): 300-312.

- [17] YEN C C. Seeded Region Growing Based on Extension for Multispectral MR Images Classification[J]. *Advanced Materials Research*, 2015, 1079-1080: 872.
- [18] MOHAMMED M A, GHANI M K A, HAMED R, et al. Automatic segmentation and automatic seed point selection of nasopharyngeal carcinoma from microscopy images using region growing based approach [J]. *Journal of Computational Science*, 2017, 20(5): 61-69.
- [19] CHAKRABORTY B K, BHUYAN M K, KUMAR S. Combining image and global pixel distribution model for skin colour segmentation[J]. *Pattern Recognition Letters*, 2017, 88(3): 33-40.
- [20] WANG W C, YUAN X H, WU X J, et al. Dehazing for images with large sky region [J]. *Neurocomputing*, 2017, 238(5): 365-376.
- [21] KHALOO A, LATTANZI D. Robust normal estimation and region growing segmentation of infrastructure 3D point cloud models [J]. *Advanced Engineering Informatics*, 2016, 34(11): 1-16.
- [22] LENG X X, XIAO J, WANG Y. A multi-scale plane-detection method based on the Hough transform and region growing [J]. *The Photogrammetric Record*, 2016, 31(154): 166-192.
- [23] 吴琴琴. Mean Shift 算法在彩色图像滤波与分割中的应用[D]. 西安: 陕西师范大学, 2015: 31-36.
- [24] ZHANG J J. Lifting Wavelet Denoising Algorithm for Acoustic Emission Signal[J]. *International Conference on Robots & Intelligent System*, 2016(8): 234-237.
- (上接第 150 页)
- [6] ITTI L, SIHITE D N, BORJI A. Probabilistic Learning of Task-Specific Visual Attention[C]// *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. 2012: 470-477.
- [7] BORJI A. Exploiting Local and Global Patch Rarities for Saliency Detection[C]// *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. 2012: 478-485.
- [8] MEUR O L, CHEVET J C. Relevance of a Feed-Forward Model of Visual Attention for Goal-Oriented and Free-Viewing Tasks [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2010, 19(11): 2801-2813.
- [9] WRIGHT J, PENG Y, MA Y, et al. Robust Principal Component Analysis: Exact Recovery of Corrupted Low-Rank Matrices by Convex Optimization[C]// *International Conference on Neural Information Processing Systems*. 2009: 2080-2088.
- [10] TANG C, WANG P, ZHANG C, et al. Salient Object Detection via Weighted Low Rank Matrix Recovery[J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2017, 24(4): 490-494.
- [11] LIU G, LIN Z, YAN S, et al. Robust Recovery of Subspace Structures by Low-Rank Representation[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2013, 35(1): 171-184.
- [12] SHEN X, WU Y. A Unified Approach to Salient Object Detection via Low Rank Matrix Recovery[C]// *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. 2012: 853-860.
- [13] LANG C, LIU G, YU J, et al. Saliency Detection by Multitask Sparsity Pursuit[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2012, 21(3): 1327-1338.
- [14] LI N, SUN B, YU J. A Weighted Sparse Coding Framework for Saliency Detection[C]// *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. 2015: 5216-5223.
- [15] 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.
- [16] ZHU W, LIANG S, WEI Y, et al. Saliency Optimization from Robust Background Detection[C]// *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. 2014: 2814-2821.
- [17] CHEN M, LIN Z, MA Y, et al. The Augmented Lagrange Multiplier Method for Exact Recovery of Corrupted Low-Rank Matrices[J]. *Eprint Arxiv*, 2010: 1-23.
- [18] CAI J F, CANDÈS E J, SHEN Z. A Singular Value Thresholding Algorithm for Matrix Completion[J]. *Siam Journal on Optimization*, 2008, 20(4): 1956-1982.
- [19] LIU G, LIN Z, YU Y. Robust Subspace Segmentation by Low-Rank Representation[C]// *International Conference on Machine Learning*. 2010: 663-670.
- [20] BERTSEKAS D P. *Constrained Optimization and Lagrange Multiplier Methods[M]*. New York: Academic Press, 1982.
- [21] AFONSO M V, BIOUCAS-DIAS J M, FIGUEIREDO M A T. An Augmented Lagrangian Approach to Linear Inverse Problems with Compound Regularization[C]// *IEEE Conference on Image Processing*. 2010: 4169-4172.
- [22] ECKSTEIN J, BERTSEKAS D P. On the Douglas-Rachford Splitting Method and the Proximal Point Algorithm for Maximal Monotone Operators [J]. *Mathematical Programming*, 1992, 55(1): 293-318.
- [23] 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.
- [24] MOVAHEDI V, ELDER J H. Design and Perceptual Validation of Performance Measures for Salient Object Segmentation[C]// *Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops*. 2010: 49-56.
- [25] YAN Q, XU L, SHI J, et al. Hierarchical Saliency Detection [C] // *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. 2013: 1155-1162.
- [26] LI Y, HOU X, KOCH C, et al. The Secrets of Salient Object Segmentation[C]// *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. 2014: 280-287.
- [27] ZHAI Y, SHAH M. Visual Attention Detection in Video Sequences Using Spatiotemporal Cues [C] // *ACM International Conference on Multimedia*. 2006: 815-824.
- [28] ACHANTA R, HEMAMI S, ESTRADA F, et al. Frequency-Tuned Salient Region Detection[C]// *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. 2009: 1597-1604.
- [29] HOU X, ZHANG L. Saliency Detection: A Spectral Residual Approach[C]// *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. 2007: 1-8.
- [30] YANG C, ZHANG L, LU H, et al. Saliency Detection via Graph-Based Manifold Ranking[C]// *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. 2013: 3166-3173.
- [31] GONG C, TAO D, LIU W, et al. Saliency Propagation from Simple to Difficult[C]// *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. 2015: 2531-2539.