

基于多尺度下凸包改进的贝叶斯模型显著性检测算法

鲁文超 段先华 徐丹 王万耀

(江苏科技大学 江苏 镇江 212003)

摘要 针对传统基于贝叶斯的显著性检测算法存在的准确率不理想的问题,提出了一种基于多尺度凸包改进贝叶斯模型的显著性检测算法。该算法首先通过流行排序算法(MR)在 CIELab 颜色空间上对图像的前景进行提取,并将其作为先验图;其次通过高斯金字塔算法对图像进行降采样,得到 3 种不同尺度的图像(包括原图),结合经典的 Harris 算子检测不同尺度图像的角点,求三者的交集,得到更合理的凸包;然后利用颜色直方图结合凸包来计算观察似然概率;最后根据已有的先验图和似然概率,利用贝叶斯模型计算显著图,并进行优化处理得到最终的显著图。为了验证该算法的正确性和有效性,在公开数据集 MSRA1000 和 ECSSD 上进行仿真实验。结果表明,该算法不仅能够得到较好的视觉效果,而且召回率、准确率和 F-measure 等评价指标比传统算法有明显提升。

关键词 显著性检测,流形排序算法,凸包,贝叶斯模型,准确率-召回率曲线

中图分类号 TP391.41 文献标识码 A DOI 10.11896/j.issn.1002-137X.2019.06.044

Bayesian Model Saliency Detection Algorithm Based on Multiple Scales and Improved Convex Hull

LU Wen-chao DUAN Xian-hua XU Dan WANG Wan-yao

(Jiangsu University of Science and Technology, Zhenjiang, Jiangsu 212003, China)

Abstract Traditional Bayesian model saliency detection algorithm may have a poor performance in terms of precision. Therefore, this paper proposed a novel algorithm based on the multi-scaled convex hull. Firstly, the manifold ranking (MR) algorithm is used to extract the foreground of the images in the CIELab color space, which is considered as the prior probability map. Secondly, the image is down sampled by Gaussian Pyramid algorithm, and three scaled images are obtained. The improved convex hull is derived by using the intersection about convex hull of Harris corners of the three scaled images. Thirdly, the color histogram and convex hull are combined to calculate the observation likelihood probability. Finally, according to the existing prior probability map and observation likelihood probability, the Bayesian model is used to compute the saliency map. Moreover, the optimization is carried out for better performance. The experiment results on public datasets MSRA1000 and ECSSD show that the proposed algorithm not only achieves good vision effect, but also improves the performance evaluation of precision-recall curves and F-measure value.

Keywords Saliency detection, Manifold Ranking algorithm, Convex hull, Bayesian model, precision-recall curves

1 引言

研究人员发现人的视觉注意机制可以准确、快速地定位自然场景中最引人注意的物体或区域,计算机通过模仿这一视觉注意机制的原理形成显著性检测技术。显著性检测是图像处理中的一个关键阶段,而且被广泛应用于其他相关领域,包括目标识别^[1-2]、视频压缩^[3]、图像检索^[4]、图像分类^[5]等。计算机视觉领域的显著性检测方法通常可以分为两个方向:自底向上(数据驱动)的方法和自顶向下(任务驱动)的方法。自底向上的方法是基于低级视觉特性的,如对图像包含的颜色、位置、纹理等特征进行显著性判断。Itti 等^[6]受生物模型启发,首次提出自底向上的显著性检测算法。该算法在不同

尺度下依据中心-周围对比原理从图像颜色、亮度和方向 3 个方面出发,计算相应的特征图,融合各尺度特征图来得到最终的显著图。由于该模型突出了图像的高频细节,无法得到准确的显著图。

近年来,研究者们将数学计算引入到了显著性检测方法中,这种基于数学计算的显著性检测模型符合人类视觉系统快速获取显著物体的视觉原理并且计算速度快。Achanta 等^[7]将图像引入到频域,提出了一种频率调谐显著区域检测算法。该算法的显著性值通过高斯滤波图像中的某个像素值和整幅图像的平均像素值之间的差异来衡量。该算法易于实现且计算效率高,但是其过分地强调图像的边缘且频率域与空域之间的转换图像会丢失一部分信息,因此得到的显著图

到稿日期:2018-04-12 返修日期:2018-07-20 本文受国家自然科学基金项目(6177244),江苏省高校自然科学研究面上项目(16KJB52009),江苏省研究生创新计划项目(KYCX18_2331)资助。

鲁文超(1991-),男,硕士生,主要研究方向为图像处理,E-mail:luwenchao0309@163.com;段先华(1965-),男,博士,教授,主要研究方向为图像处理、模式识别,E-mail:dXH118@sina.com(通信作者);徐丹(1981-),女,博士,副教授,主要研究方向为图像处理;王万耀(1992-),男,硕士生,主要研究方向为图像处理。

比较模糊。Li等^[8]引入了重构误差原度量图像的显著性,以图像的边界作为背景模板,构建密集和稀疏外观模型。该算法的缺点是当显著目标靠近图像边缘时,会导致检测结果不准确,而且得到的最终显著图也不够平滑。Cheng等^[9]融合图像全局对比度差异和空间相干性,提出了一种基于区域对比度的显著性算法。当图像显著性物体包含多个目标和复杂背景时,该算法的检测准确率会大幅降低。Chen等^[10]论证了空间和频域之间的关系,提出了基于频域的显著性检测方法。该方法将图像分成 L, a, b 3个颜色通道,分别进行傅里叶变换后在多尺度上提取特征,最后引入了一种空间权重能量(spatial weighted energy)方法融合各显著图。基于变换域的方法检测速度快,但是精度还有待提升,因此它被更多地应用在人眼观测点预测领域。

随着研究的深入,一些研究者引入了一些传统的算法。Yang等^[11]引入了MR(Manifold Ranking)算法,同时利用前景和背景的超像素形成一个闭环图,以超像素作为图中的节点,并利用MR算法,通过比较背景和前景的相似度对每个节点进行排序,进而得到最终的显著图。Wei等^[12]在传统方法的基础上考虑图像的两个背景先验,两个背景先验由图像边界信息和图像超像素之间的连接信息计算获得,基于对比度和两个背景先验得到图像的测地显著性,进一步地,计算测地显著性,得到最终结果。该算法虽然能够完整地检测出目标区域,但对于对比度不高或复杂的图像,显著性检测的效果不理想。Jiang等^[13]根据图像边界颜色直方图的对比情况,将满足阈值要求的两条特定的边界作为背景,但是由于只采用了两条边界,当图像不对称时会出现边界选择不明确的情况。Tong等^[14]提出了基于弱监督学习的自主学习显著性检测方法,需要人工标记的基础事实进行监督学习。为了更好地区分显著对象和背景,算法引入高层信息和监督方法来提高显著图的准确性。

基于贝叶斯模型^[15-17]的算法利用图像低层和中层的视觉信息在贝叶斯框架下计算图像的显著性。这种方法需要给定固定的窗口,然后根据贝叶斯理论计算显著图。由于传统的基于贝叶斯模型的算法对固定窗口的选定不够精确,因此算法对于多个目标图像的检测效果较差,且算法的适应性较差。文献^[18]在贝叶斯框架下使用多层元胞自动机融合现有的最新的显著性检测算法,效果很好。

针对上述问题,本文对传统贝叶斯显著性检测算法进行改进,即对其先验概率与凸包进行了改进。首先利用流行排序算法提取前景图像,得到先验显著图。然后通过求原图像与不同尺度下图像的凸包交集得到更合理的改进凸包;1)利用Manifold Ranking算法分别计算得到图像上、下、左、右4个边缘图像信息,并将其作为背景,然后得到4个边缘图像的前景显著图,再将4个边缘图像的显著图融合作为先验概率;2)利用高斯金字塔对原图像进行降采样,从而形成一系列不同分辨率的图像。结合经典的Harris算法,分别计算原图像和降采样图像的角度。利用原图像和降采样图像的角度得到其最小凸包;将原图的凸包和采样图像的凸包求交集,得到本文算法的改进凸包;利用颜色直方图结合改进凸包来计算观察似然概率;结合经典的贝叶斯理论计算显著图,并利用优化算法对得到的显著图进行优化,从而得到本文最终的显著图。本文算法的总体流程如图1所示。

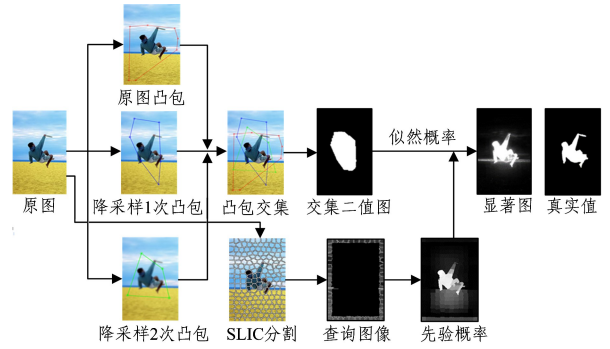


图1 本文算法的流程图

Fig. 1 Flow chart of proposed algorithm

2 凸包改进的贝叶斯模型算法

贝叶斯框架是通过考虑先验概率和观测似然概率来做最优决策的概率模型,本文基于此概率方法来模拟和实现人类视觉关注目标这一过程。依据文献^[15-16]中将图像显著性检测问题转化为概率问题,通过贝叶斯模型计算得到图像的显著图,本文利用贝叶斯理论来估计图像中每个像素 y 的后验概率:

$$p(sal|y) = \frac{p(sal)p(y|sal)}{p(sal)p(y|sal) + p(bk)p(y|bk)} \quad (1)$$

$$p(bk) = 1 - p(sal) \quad (2)$$

其中, $p(sal|y)$ 表示像素 y 为显著性的概率, $p(sal)$ 表示像素 y 为显著性的先验概率, $p(bk)$ 表示像素 y 属于背景的先验概率, $p(y|sal)$ 和 $p(y|bk)$ 表示像素的观测似然概率。

2.1 先验概率的计算

流行排序算法(Manifold Ranking, MR)^[11]通过构建以超像素为基础的图模型,融合排序函数,计算得到4个方向的显著图,融合4个方向的显著图得到Manifold Ranking算法的最终显著图。MR算法的主要步骤如下:

1)在数据集 X 上定义一个图 $G = (V, E)$,图的节点 V 是数据集 X ,图的边缘 E 由关联矩阵 $W = [w_{ij}]_{n \times n}$ 确定。其中 $w_{ij} = e^{-\frac{\|c_i - c_j\|}{\sigma}}$ ($i, j \in V$); c_i 和 c_j 表示在CIELab颜色空间中两个节点的超像素的平均值; σ 是控制边权重的常数,根据颜色空间中的距离计算权重。

2)计算图的度矩阵 $D = \text{diag}\{d_{11}, \dots, d_{nn}\}$,其中 $d_{ii} = \sum w_{ij}$ 。给定的查询队形的排序得分可以通过流形排序函数 f^* (见式(3))得到。

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

其中,参数 μ 控制平滑约束(第一项)和拟合约束(第二项)之间的平衡, f_i 表示节点的排序值。由文献^[11]中的证明可知,流形排序函数 f^* 最终可表示为:

$$f^* = (D - \alpha W)^{-1} y \quad (4)$$

其中, $\alpha = 1/(1 + \mu)$ 。

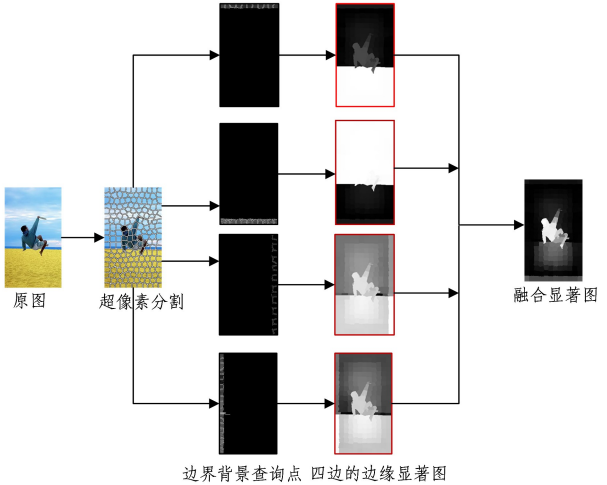
MR算法是以4个方向的边界节点作为查询节点,通过流形排序函数对各节点与查询节点进行排序,得到4个方向的显著图。在式(4)中令 $y_i = 1$, i 是上边界的节点,得到以上边界节点为查询种子的排序结果 f_i^* 。那么以上边界节点为

背景特征的图像显著值为:

$$S_i(i) = 1 - \bar{f}_i^*, i = 1, 2, \dots, N \quad (5)$$

由此可得到使用上边界先验的显著图 s_t 。类似地,可以计算出使用下、左、右边界的超像素节点,并将其作为背景种子点的显著图 s_b, s_l, s_r ,将 4 个显著图进行融合:

$$\begin{cases} p(sal) = s_t(i) \times s_b(i) \times s_l(i) \times s_r(i) \\ i = 1, 2, \dots, N \end{cases} \quad (6)$$



注:为了增加 4 条边的边缘显著图的可视化效果,将显著图的边缘加上了边框

图 2 先验概率计算流程图

Fig. 2 Calculation flow chart of prior probability

2.2 多尺度凸包的计算

凸包的计算通常是利用图像的特征点来得到一个能够把所有特征点包围在内的、面积最小的凸多边形。其中图像特征点通常由 Harris 计算得到,由于 Harris 算法计算简单且提取的特征点均匀合理,因此本文也采用 Harris 进行特征点提取。根据大部分情况下边界都是背景的假设^[20],默认凸包内的区域为目标区域,凸包外的区域为背景区域。根据上述假设,去掉过于靠近图像边缘的 Harris 角点,通过剩余角点计算图像的最小凸包。如图 3 所示,传统基于贝叶斯模型的算法直接采用 Harris 算子计算图像的凸包,效果并不好,可以看出凸包中含较多的背景区域,因此本文对其进行改进。



图 3 采用 Harris 算子计算图像凸包

Fig. 3 Image convex obtained by Harris corner detector

图像金字塔是多尺度的一种表达,高斯金字塔采用降采样操作并且采样效率高,能够减少图像的噪声及一些不重要的信息,因此本文采用高斯金字塔方法。高斯金字塔方法分为两步:第一步是将图像与高斯函数进行卷积,得到图像的低通滤波;第二步对低通滤波图像进行隔行隔列的下采样,获得一系列下采样子图像。记原图像为 G_0, M_r 和 M_c 分别为被采样图像的总行数 and 总列数,其中原图像为高斯金字塔的最底层,则第 l 层高斯金字塔可由式(7)计算得到,按此公式可以

依次计算得到 G_1, G_2, \dots, G_K ,从而构成高斯金字塔。其中 G_1 为第一次采样的结果, G_2 为第二次采样的结果。

$$G_l(i, j) = \sum_{m=-2}^2 \sum_{n=-2}^2 \omega(m, n) G_{l-1}(2i+m, j+n) \quad (7)$$

其中, $m \leq M_r, n \leq M_c, 1 \leq l \leq K, 0 \leq i \leq R_l, 0 \leq j \leq C_l, k$ 是高斯金字塔图像顶层的层号, R_l 和 C_l 分别表示高斯金字塔图像第 l 层的行数和列数, $\omega(m, n)$ 是一个模板,实际上是高斯滤波器。

多尺度凸包的计算步骤如下:

1)通过式(7)对原图像进行降采样操作,以减少图像噪声及不重要的信息。实验过程中发现对第三次降采样的图像及其之后的采样图像进行 Harris 角点检测时,大部分目标区域位于凸包外,从而导致算法检测的准确率降低。因此,本文对图像进行两次采样,图 4(a)与图 5(a)分别为第一次降采样和第二次降采样的结果图。

2)对原图像及其两次采样的图像进行角点检测。常用的特征点检测算法有:Harris 算法、SIFT 算法和 SURF 算法。对于上述 3 种算法,本文依据计算简单且提取的特征点均匀合理的特性选择 Harris 算法进行图像特征点的提取。图 3(b)、图 4(b)和图 5(b)分别对应原图像、第一次采样图和第二次采样图的特征点检测图。通过特征点形成凸包,图 3(c)、图 4(c)和图 5(c)分别为各自的凸包检测结果。由于去除了一部分噪声点和不重要的冗余信息,其凸包包含的背景明显减少。

3)求图 3(c)、图 4(c)和图 5(c)的凸包交集,得到本文的改进凸包,如图 6 所示。其中,图 6(d)是求图 6(a)、图 6(b)、图(c)的交集后得到的改进凸包,图 6(e)为改进凸包的二值图。可以看出,通过本文算法得到的凸包能够更接近目标区域。



图 4 基于一次降采样的图像凸包计算

Fig. 4 Image convex computation with first down-sampling



图 5 基于二次降采样的图像凸包计算

Fig. 5 Image convex computation with second down-sampling

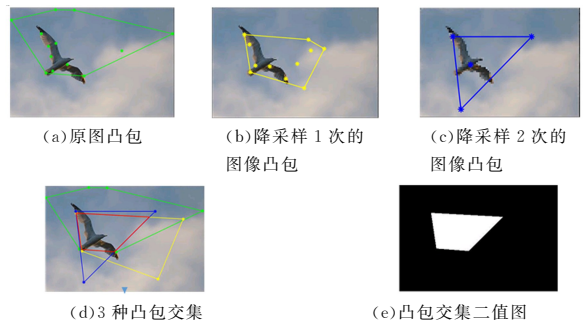


图 6 优化的凸包示意图

Fig. 6 Schematic diagram of optimized image convex

2.3 观察似然性

文献[21]采用的中心-周围算法在整幅图像中利用滑窗扫描目标可能出现的位置,因为要考虑到不同尺度的窗口,导致该方法的计算冗余度和时间复杂度较高。相比之下,利用计算得到的图像凸包代替滑动窗来估计目标的大致位置,可以大幅减小算法的计算量,提高算法检测的准确性。利用图像凸包的内外颜色分布来计算显著区域中每个像素的显著性值。

围绕兴趣点的凸包把图像一分为二:凸包内部区域用 I 来表示,外部区域用 O 来表示。由于所有兴趣点都分布在区域 I 上,因此本文假设区域 I 更为显著,区域 O 更可能是背景区域。这种假设已成功应用在文献[19]和文献[21]中。单个像素的显著性值取决于它与 I 中像素的相似性以及它与凸包外区域 O 的像素的差异性。根据图像的颜色直方图来描述凸包内外的颜色分布。本文选择在 CIELab 颜色空间上统计图像的颜色直方图,因为该颜色空间更接近于人眼视觉的感官感受,同时兼及了图像像素的亮度和颜色信息。每个像素 y 用向量 $[l(y), a(y), b(y)]$ 来表示,计算区域 I 和 O 的颜色直方图。令 N_I 代表区域 I 内像素的个数, N_O 代表区域 O 内像素的个数。 $N_{I(f(y))}$ 和 $N_{O(f(y))}$ ($f \in \{l, a, b\}$) 分别代表区域 I 和区域 O 中颜色值 $f(y)$ 所在的颜色区间在对应的颜色直方图中的值。为了提高计算的效率,认为 CIELab 颜色空间的 3 个颜色通道 l, a, b 之间是相互独立的。像素 y 的观测似然性可以表示为:

$$p(y|sal) = \prod_{f \in \{l, a, b\}} \frac{N_{I(f(y))}}{N_I} \tag{8}$$

$$p(y|bk) = \prod_{f \in \{l, a, b\}} \frac{N_{O(f(y))}}{N_O} \tag{9}$$

2.4 显著图及其优化

由 2.1 节和 2.3 节的算法计算得到先验概率和观察似然性,通过贝叶斯模型就可以得到显著图。将式(6)、式(8)和式(9)代入式(1)可以计算得到凸包内部每一像素 y 为显著性的概率 $p(sal|y)$,因此本文定义 $S_p(i, j) = p(sal|y)$ 。图 7 给出了得到的显著图。可以看到,所得图中含有阴影,于是本文利用文献[22]中的优化算法(式(10))对图 7(b)进行优化,扩大前景和背景显著值的差距,得到图 8(a)所示的显著图。可以看到,该图与 Ground Truth 非常接近,准确性得到了明显提高。

$$\begin{cases} S_{final}(i, j) = S_p(i, j) * 2^{(S_{final}(i, j) / S_{avg} - 1)} \\ S_{avg} = \frac{1}{W * H} \sum_{i=1}^W \sum_{j=1}^H S_p(i, j) \end{cases} \tag{10}$$

其中, i 和 j 为像素的坐标, W 和 H 为图像的宽和高, S_{avg} 为显著图 $S_p(i, j)$ 的平均显著值。

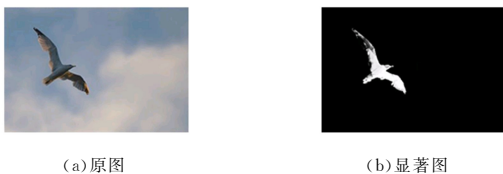


图 7 显著图

Fig. 7 Saliency map

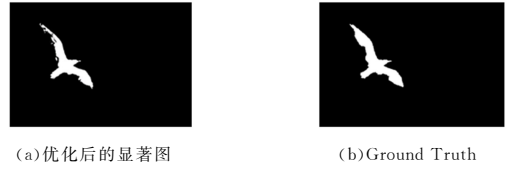


图 8 优化后的显著图

Fig. 8 Optimized saliency map

3 实验结果与分析

本文算法的实验平台为 2.30GHz CPU、8GB 内存的计算机,采用 Matlab(R2016b)实现。在公开测试集 MSRA1000 和 ECSSD 上,将本文算法与当前主流的 12 种算法(SF^[23], AC^[24], SR^[25], HDCT^[26], PCA^[27], GS^[28], LMLC^[15], FT^[7], MR^[11], GMR^[11], BSCA^[18], BL^[14])进行比较。

MSARA1000 是微软提供的 MSRA 数据库的子集。ECSSD 数据集包含 1000 幅图像。两个数据集均由人工精确标注显著目标。我们从客观性能评价和主观性能评价两个方面对本文算法的性能进行测试。在客观性能评价方面,本实验通过计算准确率 Precision、召回率 Recall、算法综合指标 F-measure 和 PR 曲线将本文算法与其他 12 种算法进行评估与对比。在实验中,通过逐步调整阈值 $T_f \in [0, 255]$ 得到 256 张二值图,再将这些图与人工标记的图像进行比较,根据式(10)和式(11)计算得到 PR 曲线。F-measure 值由式(12)计算得到。

$$Precision = \frac{\sum Gt(x, y) \times S(x, y)}{\sum S(x, y)} \tag{10}$$

$$Recall = \frac{\sum Gt(x, y) \times S(x, y)}{\sum Gt(x, y)} \tag{11}$$

$$F-measure = \frac{(1 + \beta^2) precision \times recall}{\beta^2 \times precision + recall} \tag{12}$$

与文献[8, 20]一致, β^2 取值为 0.3。图 9—图 11 为本文算法和其他算法在数据集 MSRA1000 和 ECSSD 上的对比结果。

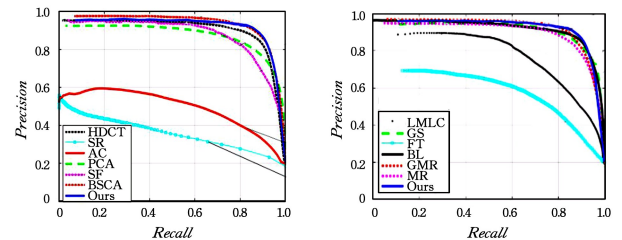


图 9 MSRA1000 数据集上 PR 曲线的比较

Fig. 9 Comparison of PR curve on MSRA1000 dataset

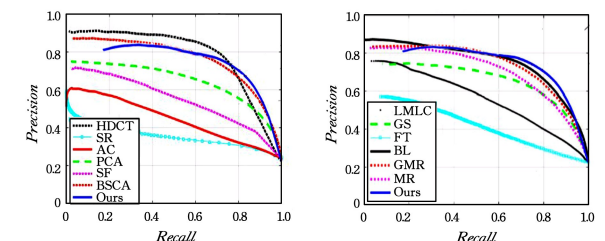
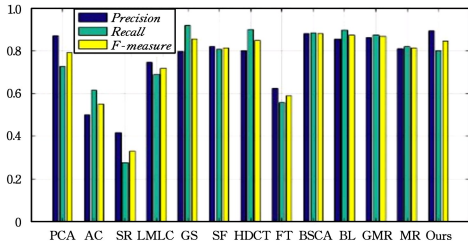
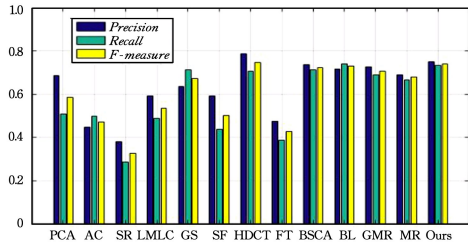


图 10 ECSSD 数据集上的 PR 曲线比较

Fig. 10 Comparison of PR curve on ECSSD dataset



(a) MSRA1000 数据集上的对比结果



(b) ECSSD 数据集上的对比结果

图 11 12 种算法的准确率-召回率和 F -measure 结果的对比

Fig. 11 Comparisons of accuracy-recall and F -measure in terms of twelve methods

表 1 不同算法在数据集 MSRA1000 上的平均计算时间

Table 1 Average time of different methods on MSRA1000 dataset

Method	PCA	BL	SR	LMLC	GS	SF	HDCT	FT	BSCA	GMR	MR	Ours
Time/s	3.409	12.474	0.108	60.509	0.165	0.168	2.733	0.075	0.839	0.741	0.670	1.566
code	Matlab	Matlab	Matlab	Matlab	Matlab	Matlab	Matlab	Matlab	Matlab	Matlab	Matlab	Matlab

本文算法与上述 12 种算法的视觉效果如图 12 所示。本文算法具有很好的视觉效果,能够很好地抑制图像背景区域并且清晰地突出显著区域,与真值图非常接近。通过直观效果可以发现,与本文显著图最接近的是 HDCT, GMR, BL 和

图 9 是算法在 MSRA1000 数据集上的对比结果,通过在数据集 MSRA1000 上的 PR 曲线可以发现,本文算法在准确率-召回率上,与 GS, HDCT, BSCA, BL 算法较为接近,远高于传统贝叶斯模型的算法 LMLC;通过图 11(a)可以发现,本文算法在准确率上要优于 GS, HDCT 等算法,与 BSCA, BL 算法较为接近,且综合指标 F -measure 远高于其他 5 种算法。

图 10 是算法在 ECSSD 数据集上的对比结果,通过 PR 曲线可以发现,在复杂背景下,本文算法的准确率接近或优于目前流行的显著性检测算法,召回率高于对比的 12 种算法。由图 11(b)所示的柱状图可以发现,本文算法在复杂背景下的检测效果要略好于 BSCA 和 GMR 算法,召回率要高于 HDCT 算法。由于 ECSSD 数据集中多为复杂背景图像和多目标图像,因此本文算法在 ECSSD 数据集上的检测准确率略低于 MSRA1000 数据集上的准确率。表 1 为本文算法与其他算法在时间复杂度上的对比,本文算法在数据集 MSRA1000 上的运行时间为平均每幅图像 1.56 s,在时间复杂度上要比 BSCA, GMR 算法略高。但是,在检测复杂背景图像时本文算法的准确率、召回率以及 F -measure 都要略好于 BSCA, GMR 算法。

BSCA 算法,但是本文显著图比 HDCT 和 BL 更加平滑,能够更好地抑制背景,检测的轮廓更加完整。与此同时, BSCA 算法对于复杂背景图像的检测不如本文算法。从图 12 可以直观地看出,本文算法的对比度更好。



图 12 不同方法的实验结果图对比

Fig. 12 Comparison of experiment results of different methods

结束语 本文提出了多尺度下的贝叶斯模型显著性检测算法,利用高斯金字塔算法对图像进行降采样,对降采样图像

和原图的凸包求交集来得到改进的凸包,利用颜色直方图结合凸包计算似然概率;通过流行排序算法对原图进行前景提

取,得到先验概率;融合贝叶斯模型计算得到显著图;为了抑制背景、突出目标,将显著图进一步优化得到最终的显著图。本文算法解决了传统贝叶斯算法检测显著目标不完整且不能更好地抑制背景的问题。在公开数据集 MSRA1000 和 ECSSD 上的实验结果表明,本文算法的客观评价指标 PR 曲线和综合性能指标 F-measure 优于或接近于流行的显著性检测算法。但是,当图像中含有多个目标或显著目标靠近图像边缘时,凸包算法不能很好地区分多个显著目标,并且流行排序算法也会将一部分前景区域当作背景去除。针对上述不足,在未来的研究中将对算法进一步改进,以提升多目标和目标靠近边缘的图像检测结果。

参考文献

- [1] YU G, YUAN J, LIU Z. Propagative Hough Voting for Human Activity Detection and Recognition[J]. *IEEE Transactions on Circuits & Systems for Video Technology*, 2015, 25(1): 87-98.
- [2] HORBERT E, GARCÍA G M, FRINTRUP S, et al. Sequence-level object candidates based on saliency for generic object recognition on mobile systems[C]// *IEEE International Conference on Robotics and Automation*. IEEE, 2015: 127-134.
- [3] HADIZADEH H, BAJIĆ V. Saliency-aware video compression [J]. *IEEE Transactions on Image Processing A Publication of the IEEE Signal Processing Society*, 2014, 23(1): 19-33.
- [4] JIAN M W, DONG J Y, MA J. Image retrieval using wavelet-based salient regions[J]. *Journal of Photographic Science*, 2014, 59(4): 219-231.
- [5] LEI B, TAN E L, CHEN S, et al. Saliency-driven image classification method based on histogram mining and image score[J]. *Pattern Recognition*, 2015, 48(8): 2567-2580.
- [6] ITTI L, KOCH C, NIEBUR E. A model of saliency-based visual attention for rapid scene analysis[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence*, 1998, 20(11): 1254-1259.
- [7] 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.
- [8] LU H, LI X, ZHANG L, et al. Dense and Sparse Reconstruction Error Based Saliency Descriptor[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2016, 25(4): 1592-1603.
- [9] CHENG M M, MITRA N J, HUANG X, et al. Global Contrast Based Salient Region Detection[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence*, 2015, 37(3): 569.
- [10] CHEN D, JIA T, WU C. Visual saliency detection: From space to frequency[J]. *Signal Processing Image Communication*, 2016, 44: 57-68.
- [11] YANG C, ZHANG L, LU H, et al. Saliency Detection via Graph-Based Manifold Ranking[C]// *Computer Vision and Pattern Recognition*. IEEE, 2013: 3166-3173.
- [12] WEI Y, WEN F, ZHU W, et al. Geodesic Saliency Using Background Priors[M]// *Computer Vision — ECCV 2012*. Springer Berlin Heidelberg, 2012: 29-42.
- [13] JIANG Y W, TAN L Y, WANG S J. Saliency detected model based on selective edges prior[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2015, 37(1): 130-136.
- [14] TONG N, LU H, RUAN X, et al. Salient object detection via bootstrap learning[C]// *Computer Vision and Pattern Recognition*. 2015: 1884-1892.
- [15] XIE Y, LU H. Visual saliency detection based on Bayesian model[C]// *IEEE International Conference on Image Processing*. IEEE, 2011: 645-648.
- [16] XIE Y, LU H, YANG M H. Bayesian saliency via low and mid level cues[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2013, 22(5): 1689-1698.
- [17] ZHANG L, TONG M H, MARKS T K, et al. SUN: A Bayesian framework for saliency using natural statistics[J]. *Journal of Vision*, 2008, 8(7): 32-32.
- [18] QIN Y, LU H, XU Y, et al. Saliency detection via Cellular Automata[C]// *Computer Vision and Pattern Recognition*. 2015: 110-119.
- [19] MAHADEVAN V, VASCONCELOS N. Spatiotemporal saliency in dynamic scenes[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2010, 32(1): 171-177.
- [20] LIN X, WANG Y L, ZHU H L, et al. Saliency Detection Based on the Bayesian Model of Improved Convex Hull[J]. *Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics*, 2017, 29(2): 221-228. (in Chinese)
林晓, 王燕玲, 朱恒亮, 等. 改进凸包的贝叶斯模型显著性检测算法[J]. *计算机辅助设计与图形学学报*, 2017, 29(2): 221-228.
- [21] RAHTU E, KANNALA J, SALO M, et al. Segmenting Salient Objects from Images and Videos[M]// *Computer Vision-ECCV 2010*. Springer Berlin Heidelberg, 2010: 366-379.
- [22] WANG W Y, DUAN X H, XU D, et al. Grabcut Image Segmentation Method Based on Saliency[J]. *Computer Engineering*, 2018, 44(7): 230-236, 243. (in Chinese)
王万耀, 段先华, 徐丹, 等. 基于显著性的 Grabcut 图像分割方法[J]. *计算机工程*, 2018, 44(7): 230-236, 243.
- [23] PERAZZI F, KRÄHENBÜHL P, PRITICH Y, et al. Saliency filters: Contrast based filtering for salient region detection[C]// *Computer Vision and Pattern Recognition*. IEEE, 2012: 733-740.
- [24] ACHANTA R, ESTRADA F, WILS P, et al. Salient Region Detection and Segmentation [M]// *Computer Vision Systems*. Springer Berlin Heidelberg, 2008: 66-75.
- [25] HOU X, ZHANG L. Saliency Detection: A Spectral Residual Approach[C]// *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. 2007: 1-8.
- [26] KIM J, HAN D, TAI Y W, et al. Salient Region Detection via High-Dimensional Color Transform[C]// *Computer Vision and Pattern Recognition*. IEEE, 2014: 883-890.
- [27] RAN M, TAL A, ZELNIK-MANOR L. What Makes a Patch Distinct? [C]// *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. IEEE Computer Society, 2013: 1139-1146.
- [28] WEI Y, WEN F, ZHU W, et al. Geodesic Saliency Using Background Priors[M]// *Computer Vision — ECCV 2012*. Springer Berlin Heidelberg, 2012: 29-42.