

文章编号:1008-1542(2021)01-0030-08

改进凸包的贝叶斯模型显著性检测算法

李春华, 秦云凡, 刘玉坤

(河北科技大学信息科学与工程学院, 河北石家庄 050018)

摘要:针对传统贝叶斯模型算法对图像显著区域检测精度需要进一步提高的问题,提出一种改进凸包的贝叶斯模型显著性检测算法。首先,利用流行排序算法对图像进行前景提取,提取的前景区域作为贝叶斯模型的先验概率;其次,利用颜色增强的 Harris 角点检测算法检测图像在 RGB, HSV, CIELab 3 个颜色空间中的特征点,分别构造 RGB, HSV, CIELab 空间的凸包,求取 3 个颜色空间下的凸包的交集;再次,通过贝叶斯模型根据先验概率、凸包与颜色直方图结合得到的观测似然概率计算获得显著性区域图;最后,将新算法在两大公开数据集 MSRA 和 ECSSD 中进行测试。结果表明,新算法能够有效抑制背景噪声,完整检出显著区域,F-measure 值在 MSRA 和 ECSSD 数据库中的测试结果分别为 0.87 和 0.71,准确率-召回率曲线在复杂图像数据库高于传统经典算法。新算法改进了传统经典算法的检测效果,进一步提高了显著图检测的准确性。

关键词:图像处理;显著性检测;凸包;超像素;流行排序;贝叶斯模型

中图分类号: TN958.98 **文献标识码:** A **doi:** 10.7535/hbkd.2021yx01005

Bayesian model saliency detection algorithm based on improved convex hull

LI Chunhua, QIN Yunfan, LIU Yukun

(School of Information Science and Engineering, Hebei University of Science and Technology, Shijiazhuang, Hebei 050018, China)

Abstract: Aiming at the problem of poor precision performance of traditional Bayesian model saliency detection algorithm, a Bayesian model saliency detection algorithm based on improved convex hull was proposed. Firstly, the foreground of the image was extracted by the manifold ranking algorithm, which was used as the prior probability in Bayesian model. Secondly, Harris corner detection algorithm based on color enhancement was used to detect the feature points of the image in three color spaces of RGB, HSV and CIELab; the convex hulls in RGB, HSV and CIELab spaces were constructed respectively; and the intersection of convex hulls were obtained. Thirdly, the saliency region map was calculated by Bayesian model according to the prior

收稿日期:2020-09-30;修回日期:2020-11-26;责任编辑:冯 民

基金项目:河北省人力资源和社会保障厅引进留学人员资助项目(C201811)

第一作者简介:李春华(1974—),女,山东乐陵人,副教授,博士,主要从事图像与视频处理技术、计算机视觉方面的研究。

通讯作者:秦云凡。E-mail: 1960658657@qq.com

李春华,秦云凡,刘玉坤.改进凸包的贝叶斯模型显著性检测算法[J].河北科技大学学报,2021,42(1):30-37.

LI Chunhua, QIN Yunfan, LIU Yukun. Bayesian model saliency detection algorithm based on improved convex hull[J]. Journal of Hebei University of Science and Technology, 2021, 42(1): 30-37.

probability and the observed likelihood probability obtained by combining convex hulls and color histograms. Finally, the proposed algorithm was tested in two public data sets MSRA and ECSSD. The experimental results show that the proposed algorithm can suppress the background noise effectively and detect the salient areas completely. The test results of F-measure value in MSRA and ECSSD databases are 0.87 and 0.71 respectively, and the accuracy-recall rate curve is higher than that of traditional classical algorithms in complex image databases. The proposed algorithm improves the detection effect of the traditional classical algorithm and the accuracy of saliency map detection.

Keywords: image processing; significance detection; convex hull; superpixel; manifold ranking algorithm; Bayesian model

现代生活中各种智能设备不断涌现,由此产生了大量图像,从中自动提取关键信息的需求日益显著。显著性检测技术可以将图像中显著区域从复杂场景中分离出来,有利于提高后继图像信息的处理速度。图像显著性检测算法通常可以分为自顶向下模型和自底向上模型两类。自顶向下的模型^[1-3]是一种需要借助具体的先验知识进行检测的模型,使用预先人工标记的真值图,通过学习训练等方式检测图像中的显著目标。这种方法运行时间长、通用性差。自底向上的模型^[4-5]是一种由底层数据驱动模型,通过全局对比以及局部对比底层特征来检测显著区域,处理速度较快。目前显著性检测算法多采用自底向上模型。ITTI等^[6]最先提出自底向上的模型框架,它融合多尺度的强度、颜色和方向信息进行显著性检测。ACHANTA等^[7]通过计算每个像素的颜色与所有像素颜色的平均值之间的色差来获得显著性图,该方法适用于背景简单的图像。传统算法大多从像素或区域之间的对比度入手计算显著性,能够检测到图像中的高频信息,但是图像显著性区域显示不均匀。为解决这些问题,基于图像先验信息的显著性检测模型不断出现,例如贝叶斯先验模型^[8]、前景先验模型^[9]、中心先验模型^[10]、背景先验模型^[11]等。

基于贝叶斯模型的图像检测算法最早由 RAHTU 等^[12]提出,在贝叶斯模型基础上,利用滑动窗口将图像分为显著区域和边界区域,根据显著区域和边界区域的颜色信息差异计算显著值。这种方法不仅计算复杂性高,而且只能获取到显著目标的位置,不能检测到显著目标的轮廓。随后 XIE 等^[13]提出基于凸包的贝叶斯显著性检测模型,首先利用颜色增强角点算法获取的特征点构造凸包,再对图像聚类计算,得到贝叶斯模型中的先验概率。这种方法在很多数据集的检测实验中取得了较好效果,但是在对图像聚类过程中,由于区域被分配了相同的权重,聚类结果中含有的背景噪声导致结果不准确。2013年,XIE等^[14]再次提出在贝叶斯模型的基础上利用图像的中低层信息进行显著性检测,计算先验概率时采取拉普拉斯算子进行聚类,提高了检测性能,但是凸包内的背景噪声仍然存在。近年来,深度学习被应用于显著性检测算法,例如文献^[15]利用卷积神经网络进行初步显著图的计算,再结合图像的多种特征信息进行全局和局部的对比度计算获得显著图。基于深度学习的方法虽然能取得较好的检测效果,但需要经过大量的训练过程,过程繁琐,运行速度慢。

针对以上问题,本文提出了一种基于改进凸包的贝叶斯模型的图像显著性检测算法,使用贝叶斯模型计算显著性图。贝叶斯模型中的先验概率通过提取前景区域算法获得,观测似然概率借助凸包和颜色直方图得到。前景区域在超像素分割的基础上利用流行排序算法确定,凸包为 RGB, CIELab, HSV 3 种颜色空间下分别构建的凸包交集。采用本文算法在公开数据集 MSRA 和 ECSSD 数据库中进行了实验测试。

1 算法描述

算法的实现过程是,首先在超像素分割的基础上利用流行排序算法初步获取前景区域,将其作为贝叶斯模型的先验概率。传统贝叶斯模型算法在单颜色空间下利用角点检测算子检测出兴趣点进行凸包构建,背景噪声也被包含进凸包内。为减小凸包内的背景噪声,本文算法在 RGB, CIELab, HSV 3 种颜色空间下分别检测特征点、分别计算凸包,取凸包的交集作为合理凸包,再与颜色直方图结合计算观测似然概率,最后将观测似然概率和先验概率代入贝叶斯模型计算显著图。本文算法的框图如图 1 所示。

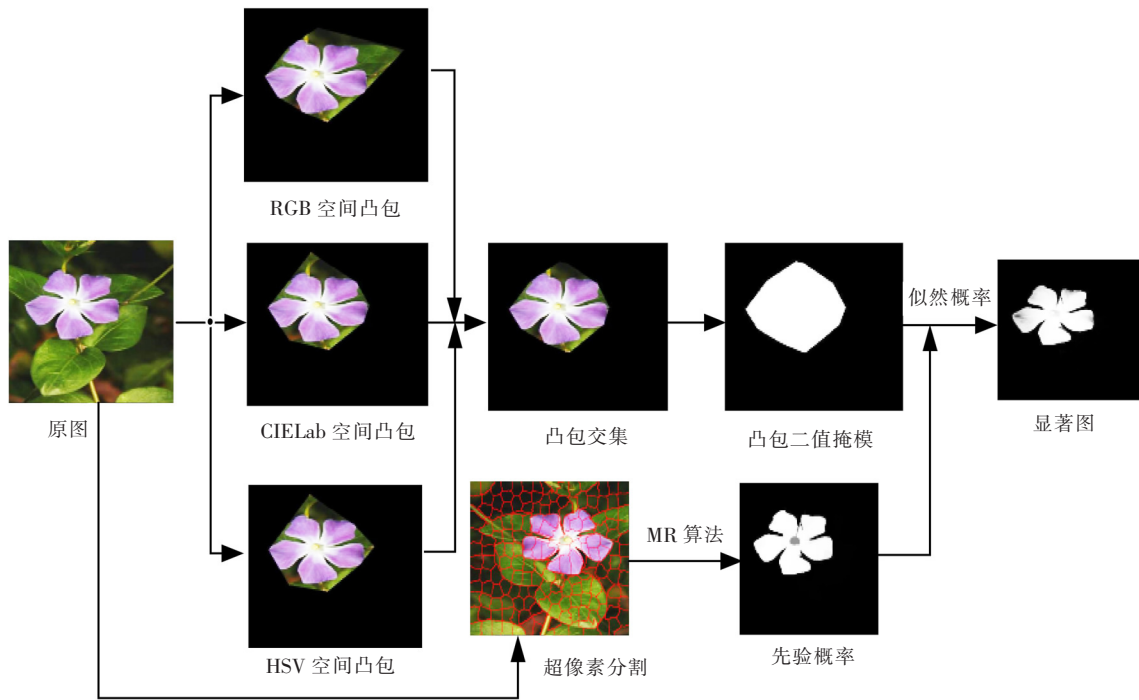


图1 本文算法框图

Fig.1 Algorithm block diagram in this paper

1.1 超像素线性分割

目前在显著性检测模型中,规则的图像块(patch)^[16]、超像素(superpixel)^[17]、分割(segment)^[18]是常用的3种过分割算法。图像块分割计算量小,包含较多的灰度和颜色信息,但是这种简单分割不能凸显目标边界,使得前景区域图像块中包含背景噪声。分割能够在一定程度上贴合显著目标的边界,但分割结果大小不均匀,且在复杂背景下分割效果不稳定。和上述两种算法相比,超像素在大小均匀的前提下,包含更多的底层和中层信息,如颜色特征、位置特征、纹理特征等,并且能够较好地保持目标边界。

针对算法计算时间和分割区域大小不一的问题,ACHANTA等^[19]提出SLIC超像素分割算法,以LAB颜色空间的五维向量 (x, y, l, a, b) 作为距离度量工具,通过像素间的颜色相似程度以及像素间的空间位置关系进行图像分割。该方法通过对图像像素的聚类,保持全局边缘不变,把图像分割为一系列均匀紧凑的超像素,在运行时间、分割效果等方面与人们的预期要求一致。SLIC超像素分割算法中使用的颜色欧式距离和空间欧式距离为

$$d_c = \sqrt{(L_j - L_i)^2 + (a_j - a_i)^2 + (b_j - b_i)^2}, \quad (1)$$

$$d_s = \sqrt{(x_j - x_i)^2 + (y_j - y_i)^2}, \quad (2)$$

$$D' = \sqrt{d_c + \frac{m}{s} d_s}, \quad (3)$$

式中: d_c 表示像素间的颜色欧式距离; d_s 表示像素间的空间欧式距离; D' 表示像素间的最终距离; S 为控制分割紧密程度的一个常数, $S = \sqrt{\frac{N}{K}}$,其中 N 表示整幅图像中像素点个数, K 为分割的超像素个数。图2为超像素分割结果。



a) 原图

b) 超像素分割

图2 超像素分割

Fig.2 Superpixel linear segmentation

1.2 先验图的计算

考虑到目标对象出现于图像边缘位置的概率较小,所以将图像的边缘区域作为背景区域,采用背景先验的方法进行初步显著图的计算。流行排序算法也被称为MR算法^[20],为节省计算时间,在超像素基础上构

造图模型后再进行算法计算,图像上下左右 4 个边界方向上的超像素节点作为查询节点,利用流行排序查询函数进行各个节点与查询节点间的排序值的计算,得到 4 个边界方向的显著图,最后将这 4 张显著图进行融合,得到最终结果^[21]。具体实现步骤如下:

定义一个图的模型,用 $G(V, E)$ 表示。其中 V 表示由超像素中心位置数据组成的节点集合, E 表示图的边,其关联矩阵 $W = [\omega_{ij}]_{n \times n}$ 的表达式为

$$\omega_{ij} = e^{-\frac{\|c_i - c_j\|}{\sigma^2}}, \quad (4)$$

式中: c_i 和 c_j 分别表示在 CIELab 颜色空间中 2 个超像素的中心位置,即 2 个节点; σ 为权重系数。

设定一个排序函数 $f = [f_1, f_2, \dots, f_n]^T$, f_i 表示计算出的每个节点 V 的排序值。设定指示向量 $y = [y_1, y_2, \dots, y_n]^T$, 当 y_i 为 1 时,表示该点为查询节点, y_i 为 0 时,则表示该点为待计算点。计算图像的度矩阵 $D = \text{diag}(d_{11}, d_{22}, \dots, d_{nn})$, 其中 $d_{ii} = \sum \omega_{ij}$ 。通过流行排序函数得到当前查询结构的各个节点的得分,其公式表示为

$$f^* = \underset{f}{\operatorname{argmin}} \frac{1}{2} \left(\sum_{i,j=1}^n \left\| \frac{f_i}{\sqrt{d_{ii}}} - \frac{f_j}{\sqrt{d_{jj}}} \right\| + \mu \sum_{i=1}^n \|f_i - y_i\|^2 \right), \quad (5)$$

式中 μ 为平衡参数,用来平衡平滑约束项(第 1 项)和拟合约束项(第 2 项)。文献[21]中证明其解为

$$f^* = (D - \alpha W)^{-1} y, \quad (6)$$

式中: $\alpha = \frac{1}{1 + \mu}$ 。

以图像上边界为例,首先将图像的上边界作为查询节点,图像中其余节点作为数据节点,查询节点的值用 1 表示,非查询节点的值用 0 表示,利用式(6)进行排序值的计算,其中 f^* 表示一个 N 维向量, N 为图像中所有节点的总个数,向量中的值表示各个节点与查询节点间的相关性。将向量进行归一化处理并用 $\bar{f}^*(i)$ 表示,则以上边界作为查询节点求得的先验概率 $S_t = \{S_t(i)\}$ 为

$$S_t = 1 - \bar{f}^*(i), \quad i = 1, 2, \dots, N. \quad (7)$$

类似地, S_d, S_l, S_r 分别表示以下边界、左边界和右边界作为查询节点求得的显著图,融合 4 个方向的先验概率,得到先验显著图 $S_s = \{S_s(i)\}$:

$$S_s(i) = S_t(i) * S_d(i) * S_l(i) * S_r(i), \quad i = 1, 2, \dots, N. \quad (8)$$

1.3 凸包的计算

凸包可以将前景目标进行粗糙定位,通常利用图像中的信息特征点进行计算^[22-24]。Harris 检测算子是使用较多的特征点检测算子,由于 Harris 检测算子根据灰度变化检测角点相对准确,运行速度快,检测结果较稳定,因而被采用的次数最多。传统 Harris 算子利用图像灰度变化进行特征点检测,忽略了图像中颜色信息对特征点检测的作用,本文采用颜色基础上的 Harris 算子进行检测。多种颜色空间下由于像素点以及所含信息不同,角点算子检测到的特征点不同。HSV 颜色空间可以将色彩直观表达,色彩的明暗度以及色调在 HSV 颜色空间中对比明显,将颜色之间的差异显示出来; Lab 颜色空间同 RGB 颜色空间相比,色彩分布更均匀,并且包含了人眼能够识别的所有颜色。通过求取 RGB, HSV, CIELab 3 个颜色空间下的特征点,在 3 个颜色空间下分别构造凸包,取 3 个凸包的交集运算结果得到合理凸包,如图 4 所示,该凸包可以很好地显著性区域凸显,最大程度排除了背景噪声的干扰^[19]。具体操作流程如下:

1) 首先使用颜色增强矩阵对图像进行颜色增强,从而使图像前景和背景区域对比度增大;

2) 对颜色增强后的图像采用 Harris 角点检测算法进行检测,图 4 第 1 列表示为在各个颜色空间上检测得到的角点;

3) 对特征点检测完成后,去除图像边界处的特征点,连接最外围特征点构成一个凸多边形,使其包含所有的特征点,该凸边形即为凸包;

4) 取 3 个颜色空间凸包的交集作为合理凸包。

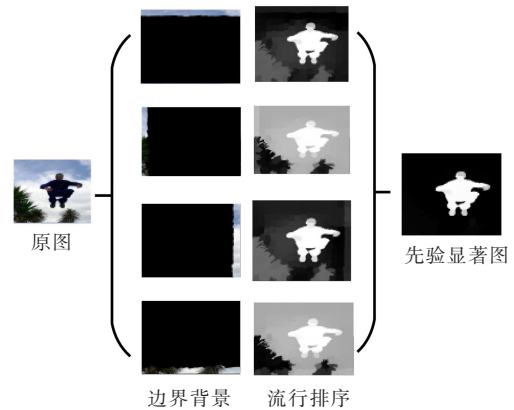


图 3 MR 算法流程图

Fig.3 MR algorithm flow chart

1.4 观测似然概率的计算

各像素的观测概率根据处于凸包内部还是凸包外部,计算其所处区域的直方图频数与总体直方图频数之比来描述像素的显著性。直方图频数以超像素个数为单位统计。凸包能够将图像分为2个区域,凸包内部区域用 I 表示,外部区域用 O 表示。文献[25]已经证明,凸包内包含图像的绝大部分有效信息,而凸包外部区域多为背景信息。CIELab 颜色空间同时包含了图像的亮度和颜色信息,更加符合人眼的视觉特性。在 CIELab 颜色空间进行颜色直方图的统计时,每个像素用颜色的3个分量 $[l_v, a_v, b_v]$ 表示。 N_I 和 N_O 分别表示位于凸包内和凸包外的超像素个数, $f(v)$ 表示像素在 CIELab 颜色空间的色值, $N_{I(f(v))}$ 表示在凸包内部区域 I 中不同颜色对应的颜色直方图中的频数, $N_{O(f(v))}$ 表示在凸包外部区域 O 中不同颜色对应的颜色直方图中的频数。为了提高算法的计算效率,假设 CIELab 颜色空间中 l, a, b 3 个颜色通道独立,则像素 v 分别在凸包内部区域和凸包外部区域的观测概率为

$$p(v | sal) = \prod_{f \in \{l, a, b\}} \frac{N_{I(f(v))}}{N_I}, \quad (9)$$

$$p(v | bk) = \prod_{f \in \{l, a, b\}} \frac{N_{O(f(v))}}{N_O}. \quad (10)$$

1.5 贝叶斯模型

贝叶斯模型是一种数学模型,通过先验概率和观测似然概率求取后验概率。在显著性检测算法中,常利用贝叶斯模型计算图像中每个像素的后验概率,通过概率分布的方法实现显著性区域检测^[13]。贝叶斯公式表示如下:

$$p(sal | v) = \frac{p(sal)p(v | sal)}{p(sal)p(v | sal) + p(bk)p(v | bk)}, \quad (11)$$

$$p(bk) = 1 - p(sal), \quad (12)$$

式中: sal 为先验显著区域; bk 为非先验显著区域; $p(sal)$ 表示像素属于显著区域的先验概率,由先验显著图指定; $p(v | sal)$ 和 $p(v | bk)$ 分别表示像素的观测似然概率。

2 实验结果分析

将本算法与当前6种经典流行算法(SR算法、FT算法、AC算法、LC算法、MR算法、Xie算法)进行比较,在MSRA-1000和ECSSD两大公开数据集中进行测试。在本次测试对比中,采用主观效果比较和客观指标比较。

2.1 主观效果比较

图5表示传统经典算法和本文算法在MSRA-1000数据库和ECSSD数据库中的测试结果。从图5中可以看出,本文算法的检测结果与人工标记结果更为接近。本文算法可以准确地显示显著区域,保持清晰的目标边界,还能够有效地抑制背景噪声。

从图5中可以看出,SR算法仅能高亮图像的边缘部分,图像不能均匀完整显示,FT算法虽能检测出简单背景图像中的目标区域,但当背景杂乱时,背景噪声没有被充分抑制消除且与前景对比度低,检测效果不理想。其原因在于SR算法和FT算法是在频域范围内进行的显著性定义,当处理复杂背景时,容易将高频部分的噪声区域误判定为前景区域,检测效果不理想。LC算法是一种基于亮度信息的全局对比度的显著性检测方法,从图5可以看出,该算法仅能将背景简单图像中的显著区域检测出,仍然存在很多背景信息且对比度低,不能准确定位显著区域,原因在于检测过程中仅仅依靠图像中唯一的亮度信息,对于杂乱背景的图像检测不理想。

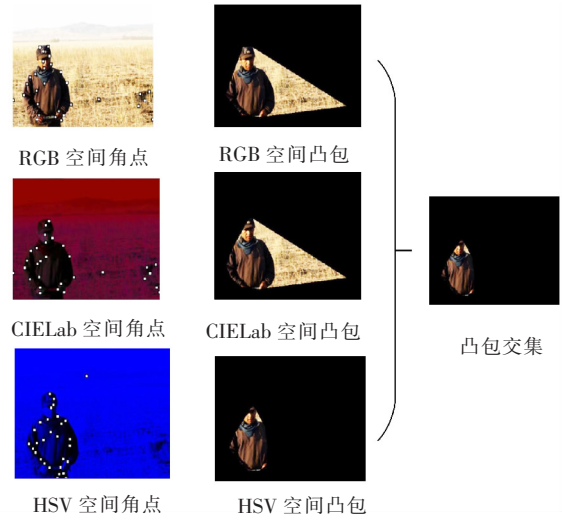


图4 3个颜色空间下的凸包交集

Fig.4 Convex hull intersection of three color spaces

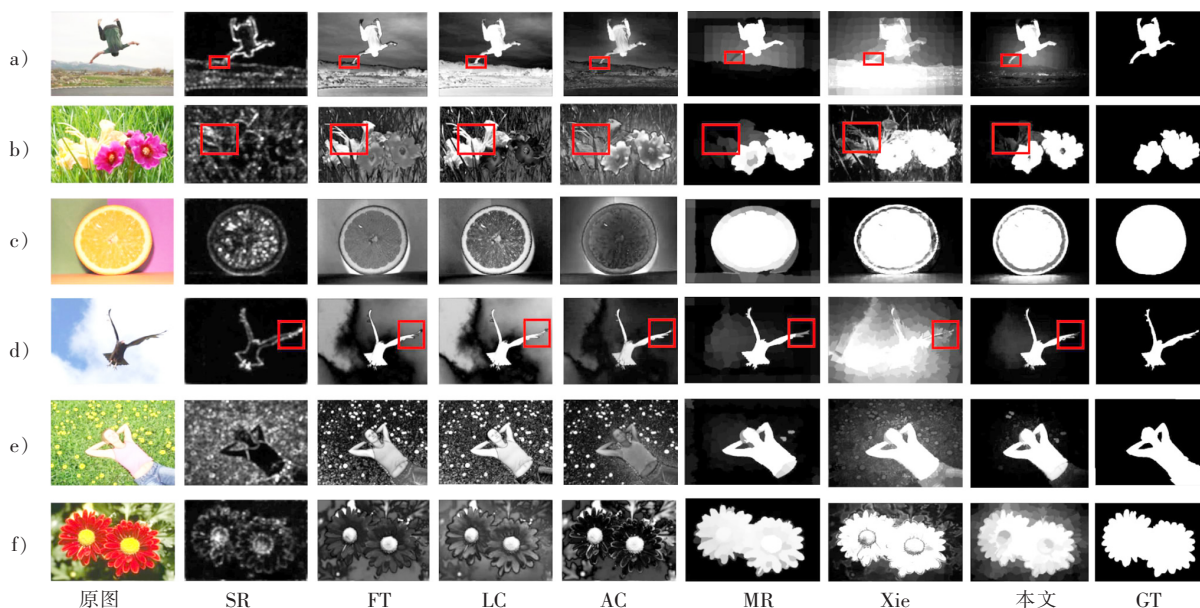


图 5 各个算法检测结果

Fig. 5 Detection results of each algorithm

AC算法仅对部分图像检测效果较好,该方法是利用像素与其邻域局部对比的方法实现显著性检测,所以不能突出完整目标。MR算法是将图像四周作为背景区域构建的算法模型,虽能够将大部分图像的显著区域检测出,但当目标对象位于边界时,会将前景目标作为背景区域进行计算,造成检测区域不完整,图5 a)和图5 d)中方框中为检测缺失的部分。Xie算法是在贝叶斯框架基础上进行的显著性检测研究,但该算法构造的为单颜色空间下的凸包,包括更多的背景信息,造成检测结果不准确,背景噪声不能够被充分消除,检测结果中容易出现边界模糊现象,图5 b)框中为没有被充分抑制的噪声。本文算法的检测结果能够较好地抑制背景噪声,完整地检测出显著区域,整体性能优于其他算法。

虽然本文算法能够完整检测出大部分图像中的显著区域,但当图像中出现多个目标对象或者目标区域颜色接近背景区域时,检测结果仍不尽如人意。图6为本文算法的部分失败案例,原因在于当图像中目标所占的比例过高和当目标区域颜色接近背景区域时,构建的凸包不能完整地将显著区域包裹在内,图像的检测结果不够完整,准确度降低。

2.2 客观指标比较

为了避免仅凭主观效果评价显著图算法的局限性,本文算法分别在MSRA-1000和ECSSD数据集进行测试,并采用准确率-召回率(precision-recall, P-R)曲线、F-measure值来定量分析算法的性能。准确率表示的是得到的显著图中正确区域所占的比例,召回率表示的是显著图与图集集中的真值图相对应的正确区域的比例。P-R曲线的初始值越高,随着召回率的增大曲线越平稳,表明算法检测效果越佳。F-measure测量值用来评价算法的总体性能。

$$\text{precision} = \frac{\sum Gt(x, y) * S(x, y)}{\sum S(x, y)}, \quad (13)$$

$$\text{recall} = \frac{\sum Gt(x, y) * S(x, y)}{\sum Gt(x, y)}, \quad (14)$$

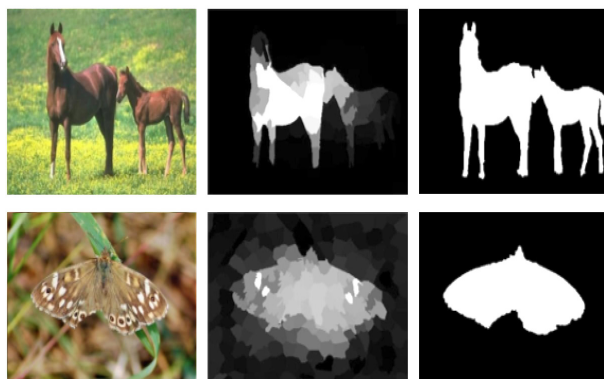


图 6 部分失败案例

Fig. 6 Partial failure cases

$$F\text{-measure} = \frac{(1 + \beta^2) \text{precision} * \text{recall}}{\beta^2 * \text{precision} + \text{recall}}, \tag{15}$$

式中 $Gt(x, y)$ 表示 Ground Truth 图。

图 7 表示算法在 MSRA-1000 数据集上测试的 P-R 曲线和客观评价指标数值。由图 7 a) 可以看到, 本文算法的 P-R 曲线明显高于 LC, SR, AC, FT, Xie, MR 等算法, 说明在相同召回率的情况下, 本文算法准确率的价值高于其他算法, 本文算法提取到的显著区域更加准确。随着召回率的增加, 分割阈值逐渐减小, 使得更多区域被判断为显著区域, 所以各个算法对应的准确率下降。图 7 b) 表示在自适应阈值下得到的各项指标数值, 可以看出本文算法的综合指标 F-measure 值最高。图 8 表示算法在 ECSSD 数据集上测试的 P-R 曲线和指标数值。由图 8 a) 可以看出, 本文算法的 P-R 曲线明显高于 AC, LC, SR, FT, Xie, MR 算法, 表明在图像数据复杂度变高时, 本文算法检测效果具有稳定性。由图 8 b) 可以看出, 准确率值高于其他算法, 有相对较高的查准率, 且综合评价指标 F-measure 值最高。结果表明, 本文算法在 2 个数据集有良好的表现, 性能有所提升。

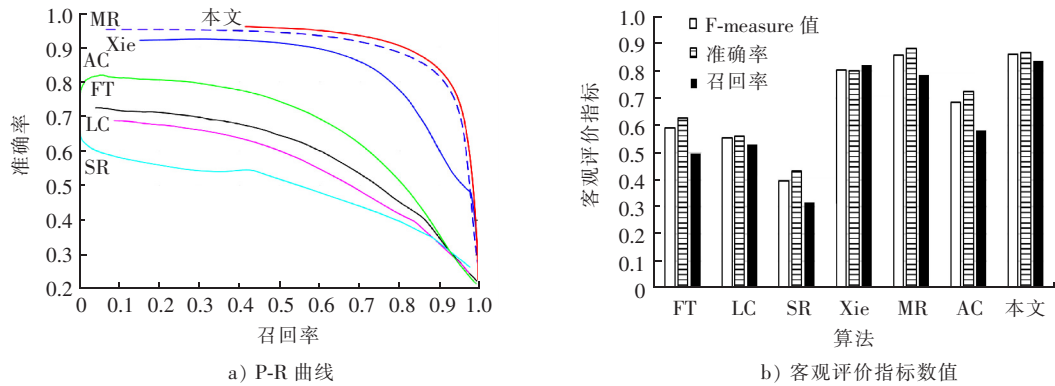


图 7 MSRA-1000 数据集集中的比较

Fig.7 Comparison in MSRA-1000 data sets

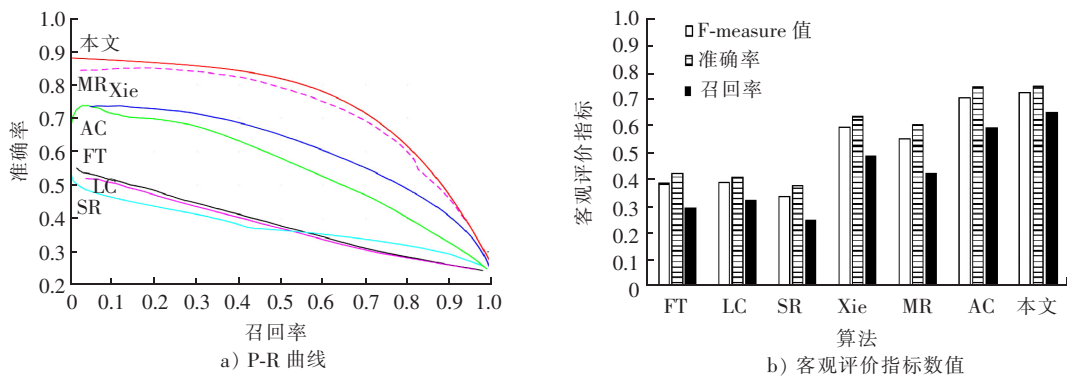


图 8 ECSSD 数据集集中的比较

Fig.8 Comparison in ECSSD data sets

3 结 语

本文提出了改进凸包的贝叶斯模型显著性检测算法, 通过求取 RGB, HSV, CIELab 3 个颜色空间下凸包交集作为合理凸包, 借助多颜色空间下的信息特征点有效消除了背景噪声, 提高了检测准确性。在该算法中, 利用流行排序算法对超像素分割图像进行前景计算得到先验概率, 利用合理凸包结合颜色直方图计算每个超像素的观测似然概率, 将先验概率和观测似然概率代入到贝叶斯模型中进行显著图计算。在公开数据集 MSRA-1000 和 ECSSD 中的测试结果表明, 本文算法的客观评价指标 P-R 曲线和 F-measure 值优于传统算法, 能够较好地解决传统贝叶斯模型对显著区域检测不准确以及目标对象不完整的问题。但是, 对于图像中多目标情况或者当显著区域与背景区域颜色接近时, 本文算法检测效果仍不够理想, 未来将深入探索这方面的研究, 以提高检测结果的准确性。

参考文献/References:

- [1] MARCHESOTTI L, CIFARELLI C, CSURKA G. A framework for visual saliency detection with applications to image thumbnailing [C]//International Conference on Computer Vision. [S.l.]:[s.n.], 2009: 2232-2239.
- [2] YANG J, YANG M. Top-down visual saliency via joint CRF and dictionary learning[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2017, 39(3): 576-588.
- [3] KANAN C, TONG M H, ZHANG L Y, et al. SUN: Top-down saliency using natural statistics[J]. Visual Cognition, 2009, 17(6/7): 979-1003.
- [4] LIU T, YUAN Z, SUN J, et al. Learning to detect a salient object[J]. IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell, 2011, 33(2): 353-367.
- [5] 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.
- [6] 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.
- [7] ACHANTA R, HEMAMI S S, ESTRADA F J, et al. Frequency-tuned salient region detection[C]//Computer Vision and Pattern Recognition. [S.l.]:[s.n.], 2009: 1597-1604.
- [8] SUN J, LU H, LI S. Saliency detection based on integration of boundary and soft-segmentation[C]//IEEE International Conference on Image Processing. [S.l.]:IEEE, 2013: 1085-1088.
- [9] ZHU W, LIANG S, WEI Y, et al. Saliency optimization from robust background detection[C]// Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. [S.l.]:[s.n.], 2014: 2814-2821.
- [10] JUDD T, EHINGER K, FREDO D, et al. Learning to predict where humans look[C]//IEEE International Conference on Computer Vision. [S.l.]:IEEE, 2010: 2106-2111.
- [11] WANG J P, LU H C, LI X H, et al. Saliency detection via background and foreground seed selection[J]. Neurocomputing, 2015, 152: 359-368.
- [12] RAHTU E, KANNALA J, SALO M, et al. Segmenting salient objects from images and videos[C]//Computer Vision-ECCV 2010. Berlin: Springer, 2010: 366-379.
- [13] XIE Y, LU H. Visual saliency detection based on bayesian model[C]//International Conference on Image Processing. [S.l.]:[s.n.], 2011: 645-648.
- [14] XIE Y L, LU H C, YANG M H. Bayesian saliency via low and mid level cues[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2013, 22(5): 1689-1698.
- [15] LIU N, HAN J. DHSNet: Deep hierarchical saliency network for salient object detection[C]// Computer Vision & Pattern Recognition. [S.l.]:IEEE, 2016: 678-686.
- [16] WEI Y, WEN F, ZHU W, et al. Geodesic saliency using background priors[C]//European Conference on Computer Vision. [S.l.]:[s.n.], 2012: 29-42.
- [17] PERAZZI F, KRAHENBUHL P, PRITCH Y, et al. Saliency filters: Contrast based filtering for salient region detection[C]//Computer Vision and Pattern Recognition. [S.l.]:[s.n.], 2012: 733-740.
- [18] BELONGIE S, MALIK J, PUZICHA J. Shape matching and object recognition using shape contexts[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2002, 24(4): 509-522.
- [19] 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.
- [20] ZHOU D, WESTON J, GRETTON A, et al. Ranking on Data Manifolds[R]. [S.l.]: Advances in Neural Information Processing Systems, 2003.
- [21] YANG C, ZHANG L, LU H, et al. Saliency detection via graph-based manifold ranking[C]//Computer Vision and Pattern Recognition. [S.l.]:[s.n.], 2013: 3166-3173.
- [22] 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.
LIN Xiao, WANG Yanling, ZHU Hengliang, 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.
- [23] 林晓, 刘祖祥, 郑晓妹, 等. 基于凸包改进的流行排序显著性检测[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2019, 31(5): 761-770.
LIN Xiao, LIU Zuxiang, ZHENG Xiaomei, et al. Saliency detection based on improved manifold ranking via convex hull[J]. Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics, 2019, 31(5): 761-770.
- [24] 陈丽萍, 周航, 张宁雨, 等. 基于改进凸包和颜色对比度的彩色图像分割方法[J]. 河北大学学报(自然科学版), 2018, 38(5): 543-548.
CHEN Liping, ZHOU Hang, ZHANG Ningyu, et al. Color image segmentation algorithm based on improved convex hull and color contrast [J]. Journal of Hebei University (Natural Science Edition), 2018, 38(5): 543-548.
- [25] 董本志, 于尚书, 景维鹏. 多先验融合的图像显著性目标检测算法[J]. 计算机工程与应用, 2019, 55(2): 179-186.
DONG Benzhi, YU Shangshu, JING Weipeng. Salient object detection algorithm via multiple prior fusion[J]. Computer Engineering and Applications, 2019, 55(2): 179-186.
- [26] 姚钊健, 谭台哲. 结合凸包先验与流形排序的显著性检测算法[J]. 计算机工程, 2018, 44(9): 203-211.
YAO Zhaojian, TAN Taizhe. Saliency detection algorithm combined with convex hull prior and manifold ranking[J]. Computer Engineering, 2018, 44(9): 203-211.