

# 基于边缘盒与低秩背景的图像显著区域检测算法

申瑞杰<sup>1</sup> 张军朝<sup>2</sup> 郝敬滨<sup>3</sup>

(江苏师范大学计算机学院 徐州 221003)<sup>1</sup> (太原理工大学电气与动力工程学院 太原 030024)<sup>2</sup>  
(中国矿业大学计算机科学与技术学院 徐州 221003)<sup>3</sup>

**摘要** 针对现有显著性区域边界不明确和检测效果鲁棒性较差等问题,提出了一种新颖的图像显著区域检测方法,该方法结合了边缘盒粗定位和低秩背景模型细筛选来提高显著区域的检测性能。首先,对基于边缘盒的图像显著区域检测方法进行改进,采用OTSU方法自适应计算边缘模值的最佳分割阈值,以替代固定分割阈值,降低边界点检测误差;其次,在基于边缘盒检测到的可疑显著区域上,采用鲁棒主成分分析方法获取图像的低秩分量,构建背景模型,并基于背景差分方法剔除背景区域,减少显著区域的虚检现象。在PASCAL VOC 2007数据集上的实验结果表明,提出的方法明显提高了显著区域检测的精确度和召回率,同时具有较高的检测效率。

**关键词** 显著区域检测,边缘盒,鲁棒主成分分析,低秩背景,OTSU

**中图分类号** TP391 **文献标识码** A **DOI** 10.11896/j.issn.1002-137X.2017.12.054

## Research on Image Salient Regions Detection Combing Edge Boxes and Low-rank Background

SHEN Rui-jie<sup>1</sup> ZHANG Jun-chao<sup>2</sup> HAO Jing-bin<sup>3</sup>

(School of Computer, Jiangsu Normal University, Xuzhou 221003, China)<sup>1</sup>

(College of Electrical and Power Engineering, Taiyuan University of Technology, Taiyuan 030024, China)<sup>2</sup>

(School of Computer Science and Technology, China University of Mining and Technology, Xuzhou 221003, China)<sup>3</sup>

**Abstract** Aiming at the problem that traditional saliency detection methods suffer from unclear boundary and bad robust detection performance, an novel image salient regions detection method was proposed, combining two detection stages including edge boxes for rough location and low-rank background model for refining, to enhance the performance of salient regions detection. First, it improves the image salient regions detection method based on edge boxes. It uses OTSU method for adaptively computing the optimal threshold value of edge magnitude, to replace fixed threshold method and reduce boundary detection error. Second, on the basis of suspicious salient regions detected by edge boxes based method, it uses robust principal component analysis method to obtain the low-rank component of the image for building a background model, and eliminates the background regions based on background subtraction method to reduce false detection of salient regions. Experimental results on the PASCAL VOC 2007 dataset show that, this method can significantly improve the precision and recall metrics of salient regions detection, and has higher detection efficiency.

**Keywords** Salient regions detection, Edge boxes, Robust principal component analysis, Low-rank background, OTSU

## 1 引言

图像显著区域检测是计算机视觉领域的基础研究课题,在目标识别、图像检索等领域都有广泛应用。一幅图像往往具有大部分背景区域,而人们感兴趣的显著区域仅占图像的一小部分。因此,检测图像中的显著区域可以缩小后续图像分析与理解的处理范围,减少背景区域干扰,提高图像分析与理解的效率<sup>[1-3]</sup>。

目前,图像显著区域检测方法主要分为两类:种子分割<sup>[4-7]</sup>和多窗口投票<sup>[8-9]</sup>。基于种子分割的显著性区域检测方

法首先从图像中选取多个种子区域,然后从种子区域开始依据颜色、边缘、纹理等特征进行聚类分割,从而分离图像中的显著区域和背景区域。如文献[7]基于种子区域进行图切割,生成一组种子分割,并结合结构学习方法定位图像中的显著区域。此类方法的优点是显著区域检测精度较高,但存在运算量偏大的问题,且分割效果与种子区域的关系非常密切。如果种子区域选取不当,分割效果则会大幅降低。多窗口投票方法采用滑动窗口遍历的方式,依据每一个窗口内图像内容的不同,对窗口的显著性进行投票,最终通过统计多窗口投票得分来检测显著区域。此类方法目前应用较广,原因是其

收稿日期:2017-04-14 返修日期:2017-06-21 本文受江苏省教育科学“十二五”规划课题(C-c/2011/02/010),江苏省教育科学“十二五”规划2013年度立项课题(D/2013/02/273)的阶段性成果,山西省重大专项项目(20131101029)资助。

申瑞杰(1974-),男,硕士,硕士生导师,主要研究方向为计算机应用技术与教学管理, E-mail: jiangyongls@163.com; 张军朝(1974-),男,博士后,副教授,硕士生导师,主要研究方向为大数据技术与物联网技术等; 郝敬滨(1982-),博士,副教授,主要研究方向为图像处理。

对图像光照变化、局部对比度差异的鲁棒性较强,而且针对显著区域内部颜色差异较大的情况也具有较好的检测效果。如文献[8]提取图像中的梯度和闭合边界特征,并采用贝叶斯框架描述这些特征,据此对平滑窗口的包围盒进行投票,依据投票得分检测图像中的显著区域。Zitnick 等人<sup>[9]</sup>于 2014 年提出了一种能快速、高精度定位目标预选区域的 Edge boxes 方法,该方法并没有采用机器学习算法对目标进行显著性学习,而是采用基于传统图像处理的方法进行区域描述:首先计算图像中每一个像素点的边缘响应,然后依据边缘方向相近的准则对边缘进行分组,将边缘组的亲和度作为窗口投票的度量,通过边缘盒投票来检测图像中的显著区域。由于边缘的计算效率非常高,因此该方法可以快速检测图像中的显著区域,这在大数据处理(如图像检索)领域中的应用价值非常大。实验结果表明,该方法提高了现有目标检测效率,同时能够以较高精度确定区域位置,是显著性区域检测领域中具有重要意义的方法。

尽管文献[9]所述的基于边缘盒的显著区域检测方法的检测效率很高,但其也存在进行显著区域检测时召回率和精确度较低的问题。针对该问题,本文对此方法进行改进,首先采用 OTSU 方法替换文献[9]中采用的固定阈值法来自适应计算边缘模值的最佳分割阈值,降低边界点检测误差;然后采用两级检测思想,将基于边缘盒检测到的显著区域作为粗定位区域,针对这些区域再进行细筛选,具体做法是采用鲁棒主成分分析方法获取图像的低秩分量,构建低秩背景模型,通过背景差分来剔除背景区域,减少显著区域的虚检现象。本文改进方法的目标是在保证具有文献[9]所述方法的高检测效率的优点的情况下,提高显著区域检测的召回率和精确度指标。本文第 2 节对算法流程进行详细描述;第 3 节展示所提方法针对不同图像的显著性区域检测的结果,并对其加以分析;最后总结全文并展望下一步的工作。

## 2 本文方法

本文提出一种结合边缘盒粗定位与低秩背景模型细筛选的图像显著区域检测方法,基本流程如图 1 所示。

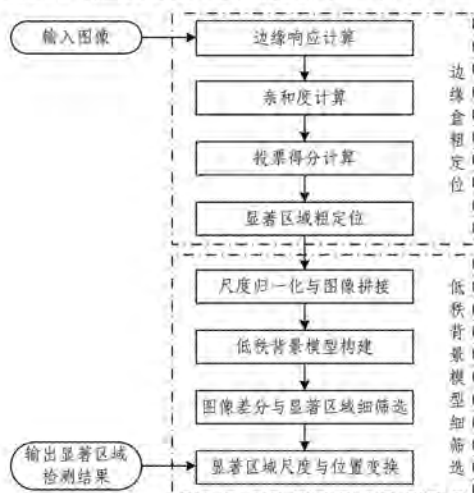


图 1 本文方法的实现流程图

首先,采用文献[9]所述的边缘盒检测方法进行显著区域

的粗定位,本文对该方法中的边界点检测阈值选取部分做了改进,即采用 OTSU 方法自适应选取最优阈值,降低边界点的检测误差;然后,将粗定位得到的可疑显著区域进行尺度归一化和图像拼接,在拼接图像上采用鲁棒主成分分析方法计算图像的低秩分量,据此构建背景模型,通过背景差分来进行显著区域的细筛选,解决文献[9]所述方法存在的显著区域误检和检测精度低的问题。详细过程描述如下。

### 2.1 边缘盒粗定位

文献[9]提出了一种基于边缘盒的图像显著区域检测方法,该方法假定图像中的显著目标是完整的,因此显著目标的包围盒必然在图像内部。基于该假设,该方法遍历图像的各个尺度窗口,寻找属于窗口内部的边界点,通过窗口内边缘组的投票结果来确定各窗口内容是否显著,从而最终确定图像中的显著区域位置。同时,该方法认为边缘信息能最佳地描述目标,利用边缘信息可以提取质量高的预选区域,相比于传统多尺度滑动窗口扫描策略,边缘盒(Edge Boxes)能去除冗余窗口,得到质量高、数量少的预选窗口,因此该方法的突出优点是检测速度非常快。

基于边缘盒的图像显著区域检测方法主要包括以下 4 个部分。

#### (1) 边缘响应计算

对于一幅图像,首先计算每一个像素的边缘响应。采用文献[10]所述的结构化边缘检测器获取边缘响应,该边缘检测器可以有效检测目标边界,且运算效率非常高。获取边缘响应之后,对边缘响应进行非极大值抑制,寻找边界峰值,从而每一个像素  $p$  都可以获取一个边缘模值  $m_p$  和方向  $\theta_p$ 。文献[9]将边缘模值  $m_p$  大于 0.1 的像素点定义为边界点,将连通的边界点形成的边界曲线定义为轮廓曲线。然而,采用固定阈值来搜索边界点尽管效率很高,但存在误检和漏检边界点的现象,尤其是对不同光照的图像边界点的检测精确度不稳定。

为了提高边界点检测的精确度和对不同光照的鲁棒性,本文采用 OTSU 方法自适应计算边缘模值的最优分割阈值。具体地,采用线性变换方法将像素点的边缘模值转换到  $[0,99]$  的整数区间内,各像素点的边缘模值构成一幅灰度级为 100 的灰度图像。然后采用 OTSU 图像分割算法自适应计算最佳的分割阈值,详见文献[11]。最后将边缘模值大于自适应阈值的像素点定义为边界点。经过自适应计算的分割阈值对不同光照图像的鲁棒性更强,检测的边界点的精确度更高。

#### (2) 亲和度计算

为了提高运算效率,将边界点进行分组,计算边缘组的亲和度,作为投票的依据。

边缘组的构建方法是:采用贪婪搜索算法将 8 邻域的边界点相组合,直到边缘组内边界点的方向差异之和超过一个阈值  $T$ (这里取  $T = \frac{\pi}{2}$ ) 为止。得到边缘组之后,依据边缘组内边界点的平均位置和平均方向来计算边缘组的亲和度,表示为:

$$a(s_i, s_j) = |\cos(\theta_i - \theta_j) \cos(\theta_j - \theta_{ij})|^2 \quad (1)$$

其中,  $s_i$  和  $s_j$  分别表示两个边缘组,  $\theta_i$  和  $\theta_j$  分别表示边缘组  $s_i$  和  $s_j$  中所有边界点的平均方向,  $\theta_{ij}$  表示边缘组  $s_i$  的平均位置  $x_i$  和边缘组  $s_j$  的平均位置  $x_j$  之间的夹角。  $\gamma$  用于调整亲和度随方向变化的灵敏度, 这里取值为 2。直观上讲, 如果两边缘组的平均位置之间的夹角与两边缘组的方向相似, 则两边缘组的亲和度较大。如果两边缘组可以被 2 个以上像素分离, 那么将它们的亲和度设置为 0。为了提高运算效率, 仅存储值超过一定阈值  $T2$  (这里  $T2$  取值为 0.05) 的亲和度, 其他的都被置为 0。

### (3) 投票得分计算

边缘组  $s_i$  对包围盒  $b$  的投票得分可以表示为:

$$h_b = \frac{\sum_i m_i \omega_b(s_i)}{2(b_w + b_h)^\kappa} \quad (2)$$

其中,  $b_w$  和  $b_h$  分别是包围盒的宽度和高度。值得注意的是, 上式中的除数是包围盒的长度而不是面积, 这是因为无论尺度是多少, 每一个边缘都是单像素的宽度。然而, 为了避免大窗口下边缘数量过多引起的偏差, 取  $\kappa=1.5$  以进行约束。  $m_i$  表示边缘组  $s_i$  中所有边界点的模值累加和。  $\omega_b(s_i)$  表示边缘组  $s_i$  对包围盒  $b$  的权重, 表示为:

$$\omega_b(s_i) = \begin{cases} 1, & s_i \in b \\ 1 - \max_T \prod_f a(t_j, t_{j+1}), & x_i \in b \text{ 且 } s_i \notin S_b \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (3)$$

其中,  $S_b$  表示与包围盒  $b$  的边界重合的所有边缘组构成的集合。  $T$  表示边缘组的一个有序路径, 长度为  $|T|$ , 起点为  $t_1 \in S_b$ , 终点为  $t_{|T|} = s_i$ 。如果不存在这样的路径, 定义  $\omega_b(s_i) = 1$ 。式(3)表示在边缘组  $s_i$  和与包围盒边界重叠的边缘组之间寻找一条拥有最高亲和度的路径。因为所有成对边缘组的亲和度为 0, 所以这一过程的计算效率很高。

考虑到距离包围盒边界越近的边缘组的贡献越大, 对于包围盒中心的包围盒  $b^m$ , 需要减去一个边界幅值, 表示为:

$$h_b^m = h_b - \frac{\sum_p m_p}{2(b_w + b_h)^\kappa} \quad (4)$$

其中,  $b^m$  的宽度和高度分别是  $\frac{b_w}{2}$  和  $\frac{b_h}{2}$ 。

### (4) 显著区域粗定位

为了定位图像中的显著区域, 这里采用平滑窗搜索策略来遍历不同位置、尺度和像素纵横比上的候选包围盒, 计算投票得分。其中, 平移、尺度和像素纵横比的步长  $\alpha$  相同, 取值为 0.65。经过平滑窗搜索后, 采用贪婪迭代搜索策略, 目标是在不同位置、尺度和像素纵横比上搜索最大的  $h_b^m$ 。每一次迭代结束后, 搜索步长减半。当平移步长小于 2 个像素时, 搜索终止。然后按投票得分进行排序, 存储最大投票得分超过 0.5 的包围盒位置及对应得分。最后对排序的包围盒进行非极大值抑制, 具体地, 如果一个包围盒的 IoU 是比它高的得分的包围盒的 IoU 的  $\beta$  倍, 那么就将这个包围盒删除。  $\beta$  的经验取值为 0.55。其中, IoU 是指候选包围盒 (Detection Result) 和目标真值包围盒 (Ground Truth) 的重合区域面积与两者包围总面积的比值。当 IoU 大于阈值  $T_{IoU}$  时, 认为包围盒检测正确。经过非极大值抑制之后, 剩余的包围盒位置即

为粗筛选的显著区域位置。

## 2.2 低秩背景模型细筛选

假设边缘盒粗定位最终得到的包围盒数量为  $N$ , 本文首先将这  $N$  个包围盒所包含的图像块进行尺度归一化和图像拼接; 然后采用鲁棒主成分分析方法构建拼接后图像的低秩背景模型; 接着将拼接图像与背景模型进行差分, 筛选更精确的显著区域; 最后再将筛选后的显著区域包围盒变换到原始图像的尺度和位置上, 得到最终的显著区域检测结果。详细描述如下。

### (1) 尺度归一化与图像拼接

记第  $i$  个图像块的尺寸为  $w_i \times h_i$ , 本文将  $N$  个图像块的高度都归一化到  $H$  (本文取  $H=30$ ); 同时, 图像块的宽度采用相同的比例进行归一化。归一化后第  $i$  个图像块的尺寸为  $(\text{Int}(\frac{H}{h_i} \times w_i)) \times H$ , 其中,  $\text{Int}(\cdot)$  表示取整运算。

然后, 将高度相同的  $N$  个图像块在水平方向串联在一起, 得到拼接图像  $F$ , 其尺寸为  $(\sum_{i=1}^N \text{Int}(\frac{H}{h_i} \times w_i)) \times H$ 。

### (2) 低秩背景模型构建

对于拼接图像  $F$ , 其中包含显著区域和背景区域, 可以借鉴鲁棒主成分分析的思想将图像矩阵看作受干扰矩阵, 它可以分解为一个低秩矩阵和一个稀疏矩阵之和, 表示为:

$$F = L + S \quad (5)$$

其中,  $L$  表示代表背景区域的低秩矩阵,  $S$  表示代表显著区域的稀疏矩阵。

低秩分解过程可以采用最优化方法进行数学描述, 表示为:

$$\begin{aligned} \min_{L, S} \text{rank}(L) + \lambda \|S\|_0 \\ \text{s. t. } F = L + S \end{aligned} \quad (6)$$

其中,  $\text{rank}(\cdot)$  表示矩阵的秩,  $\|\cdot\|_0$  表示  $L_0$  范数,  $\lambda$  表示一个正则化参数, 本文取值为:

$$\lambda = \frac{1}{\sqrt{\max(\sum_{i=1}^N \text{Int}(\frac{H}{h_i} \times w_i), H)}} \quad (7)$$

其中,  $\max(\cdot, \cdot)$  表示取最大值操作。

式(6)中矩阵的秩计算和  $L_0$  范数最小化问题的求解比较困难, 因此, 常采用核范数来代替矩阵秩的计算, 采用  $L_1$  范数来代替  $L_0$  范数。于是, 式(6)可以替换为:

$$\begin{aligned} \min_{L, S} \text{rank}(L) + \lambda \|S\|_1 \\ \text{s. t. } F = L + S \end{aligned} \quad (8)$$

其中,  $\|\cdot\|_1$  表示矩阵的核范数,  $\|\cdot\|_1$  表示矩阵的  $L_1$  范数。

本文采用文献[12]所述的非精确增广拉格朗日乘法来求解式(8)所述的鲁棒主成分分析问题, 恢复低秩矩阵  $L$ , 将其作为背景图像  $F_0$ 。详细求解过程请参考文献[12], 本文不再赘述。

### (3) 图像差分与显著区域细筛选

首先, 将拼接图像  $F$  与低秩背景图像  $F_0$  进行差分, 其差分图像可以表示为:

$$F_d(x, y) = |F(x, y) - \frac{1}{9} \sum_{i=-1}^1 \sum_{j=-1}^1 F_0(x+i, y+j)| \quad (9)$$

其中,  $F_d(x, y)$  表示差分图像中像素点  $(x, y)$  的值。在差分过程中, 背景图像的每一个像素点取 8 邻域的均值, 以降低低秩背景图像重建过程引起的噪声干扰。

然后, 采用 OTSU 方法自适应求取差分图像的最佳分割阈值  $T_{opt}$ 。当差分图像中的像素值大于  $T_{opt}$  时, 对应的像素点被判定为前景, 赋值为 255; 否则判定为背景, 赋值为 0。

接着, 采用数学形态学中的顶帽变换对分割后的二值图像进行滤波, 去除噪声和填充孔洞。

最后, 采用 8 邻接连通域扫描方式得到前景区域的包围盒尺寸及位置, 这就是细筛选后余下的显著区域包围盒。

这里需要记录显著区域包围盒的尺寸、所对应的原包围盒序号以及在原包围盒中的相对位置。

#### (4) 显著区域尺度与位置变换

对于细筛选后余下的每一个显著区域包围盒, 按照其对应的原包围盒在尺度归一化时采用的尺度变换比例和该包围盒在图像中的位置, 以及显著区域包围盒与原包围盒的相对位置关系, 恢复显著区域包围盒在原图像中的尺度和位置。

经过边缘盒的粗定位和低秩背景模型的细筛选, 可以解决文献[9]所提方法的显著区域误检和检测精度低的问题, 具体内容将在实验部分讨论。

### 3 实验与分析

为了验证本文方法的显著区域检测性能, 将其与文献[7-9]所述的显著区域检测方法进行对比实验, 定性定量地评价本文方法的性能。下面首先介绍实验所选的数据集, 然后介绍性能的定量评价指标和定性分析, 最后给出对比实验结果。

#### 3.1 实验数据集

本文实验仍采用文献[9]所用的 PASCAL VOC 2007 数据集, 该数据集也是国际上常用的测试数据集, 数据集包含 9963 幅图像, 每一幅图像的显著区域数量不等, 但都已被人工标记; 为了与文献[8]的结果进行比较, 本文也采用 MSRA-1000 数据集进行显著性区域的检测。实验时可以通过计算检测到的显著区域包围盒与人工标记的显著区域的包围盒之间的 IoU 值来判断检测结果是否正确。对于每一个检测出的显著区域, 如果其 IoU 大于阈值  $T_{IoU}$ , 则认为该显著区域的检测结果正确。文献[9]的实验中设置  $T_{IoU}$  为 0.7, 本文实验统计  $T_{IoU}$  分别 0.65, 0.7, 0.75, 0.8 和 0.85 的情况下显著区域的检测性能, 以分析本文方法的检测性能优势。

#### 3.2 性能评价指标

常用精确度 (Precision, P) 和召回率 (Recall, R) 两个指标来定量评价图像显著区域的检测效果, 它们分别定义为:

$$P = \frac{\text{检测结果正确的显著区域数量}}{\text{检测到的区域总数}} \times 100\% \quad (10)$$

$$R = \frac{\text{检测结果正确的显著区域数量}}{\text{显著区域总数}} \times 100\% \quad (11)$$

另外, 为了评价各种方法的检测效率, 本文还定义了检测帧率 (Frame Rate, FR) 指标, 即平均每秒可以处理的图像数量, 单位为 fps。考虑到检测效率与算法运行的软硬件平台密切相关, 本文在对比测试各种方法的检测效率时, 使用同样的计算机软硬件平台和测试数据, 具体如下: CPU: Intel I5 四核

3.20GHz; 内存: DDR3 16GB; 操作系统: 32 位 Windows 7; 软件平台: Visual Studio 2013。

#### 3.3 定性结果分析

为了说明本文所提算法检测效果的优势, 除了对检测结果进行定量评价, 也从视觉效果上展示了本文检测算法和其他 3 种算法针对一些复杂场景的检测结果。本文算法和其他 3 种经典算法的处理效果对比结果如图 2、图 3 所示。

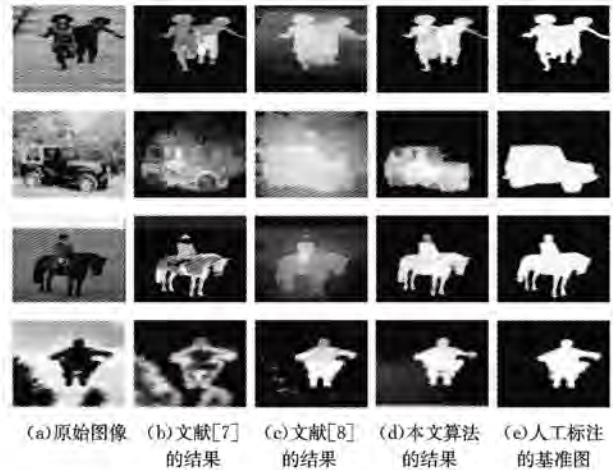
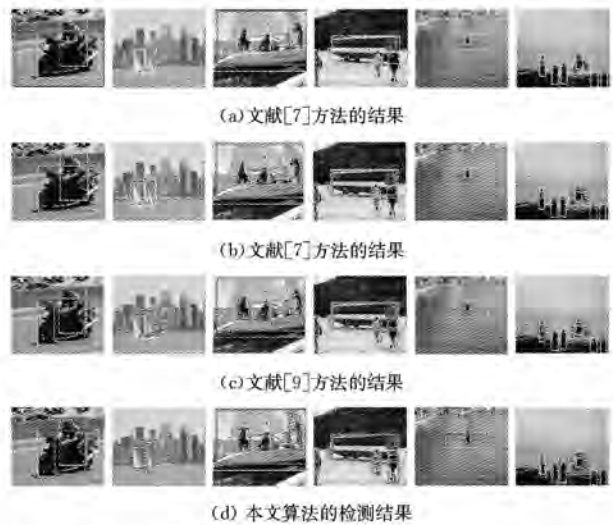


图 2 显著图结果对比



注: 小框为基准框, 大框则表示检测到的显著性区域

图 3 不同算法的显著性检测

由于文献[9]并没有采用机器学习算法对分割出的区域进行显著性区域的检测, 而是采用区域边缘信息进行区域描述, 然后依据边缘方向相近的准则对边缘进行分组, 将边缘组的亲和力作为窗口投票的度量, 通过边缘盒投票来检测图像中的显著区域, 因此该方法与机遇分割的显著性检测有很大差异。为了公正公平地比较不同算法的性能, 本文将不同的算法结果分为两类, 如图 2、图 3 所示。

本文算法首先进行显著性检测粗筛选, 然后利用低秩背景模型筛选出更精确的显著区域。因此, 图 2 给出了本文算法与文献[7]和文献[8]显著性区域分割的结果对比。可以看出, 采用鲁棒主成分分析方法构建的拼接后图像的低秩图像已经包含了绝多数的背景信息, 经差分分割出的显著性区域已经非常接近基准区域。而文献[7]的分割效果与种子区

域的关系非常密切。如果种子区域选取不当,分割效果则会大幅下降,实验结果也显示出了过分割现象,如图 2(b)所示;文献[8]利用梯度和闭合边界特征进行区域分割,该算法不对边缘进行处理,导致很多背景信息被判断为目标,如图 2(c)中的树。因此,本文提出的显著性检测算法有着不错的检测效果。

从图 3 中可以看出,本文方法可以获得效果最好的显著性图像,值得注意的是,虽然前景与背景颜色非常相近,但是本文方法可以生成比较合理的显著性图像,而其他方法只能检测部分物体并且很多背景区域也被相应地检测出来。从实验结果可以看出,本文得到的显著性区域检测结果与基准区域重叠较多,漏检的区域也比其他几个算法少。在其他文献中出现了好的区域未被检测到的现象。通过对部分检测结果的分析可以发现,当图像背景复杂且背景分布不均衡时,部分背景区域被检测为显著目标;另外,当显著区域与背景区域颜色趋于一致时,算法对其难以区分。

定性实验分析表明,经过边缘盒的粗定位和低秩背景模型的细筛选,本文提出的显著性检测算法解决了显著区域误检和检测精度低的问题。

### 3.4 定量性能对比

首先对比  $T_{low}$  取不同值时本文方法和文献[9]所述方法的显著区域检测效果,其中,  $T_{low}$  的取值分别为 0.65, 0.7, 0.75, 0.8 和 0.85, 对应的精确度(P)和召回率(R)指标如图 4 所示。

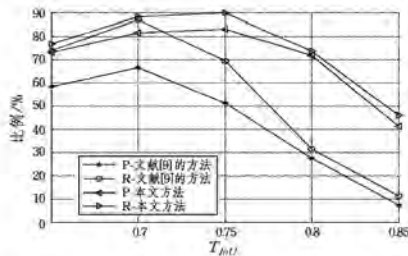


图 4  $T_{low}$ 取不同值时显著区域检测指标对比

由图 4 可见,随着  $T_{low}$  的增加,文献[9]方法的召回率指标下降幅度非常明显,而本文方法的召回率指标下降幅度不大,这说明本文方法对显著区域包围盒的检测精度较高。其原因主要是本文方法在进行边界点提取时采用自适应阈值代替固定阈值,降低了边界点提取错误的概率。同时,本文方法对文献[9]的方法检测到的包围盒进一步进行低秩背景模型细筛选,这样可以剔除部分包围盒粗定位的错误区域,尤其解决了在目标轮廓与背景区域干扰轮廓相交的情况下包围盒粗定位时定位的包围盒太大的问题。

另外,不论  $T_{low}$  取何值,本文方法的精确度指标都明显高于文献[9]的方法,这主要是因为本文方法对文献[9]的方法检测到的包围盒进一步进行低秩背景模型细筛选,减少了包围盒检测错误现象的发生。

结合图 4,本文取  $T_{low}=0.75$ 。在  $T_{low}=0.75$  的条件下统计本文方法与文献[7-9]的方法的显著区域检测指标。图 5 给出了精确度和召回率指标的对比结果,表 1 列出了检测帧率指标的对比结果。

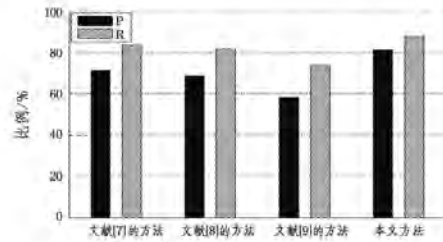


图 5 不同方法的显著区域检测指标对比

表 1 检测帧率对比

方法	FR/fps
文献[7]的方法	0.66
文献[8]的方法	1.93
文献[9]的方法	5.35
本文方法	4.04

由图 5 可见,本文方法的精确度和召回率都高于其他 3 种方法,尤其是精确度。这是因为本文方法通过边缘盒粗定位和低秩背景模型细筛选减少了显著区域虚检的情况,从而提高了精确度。所对比的 3 种方法中,尽管文献[7]和文献[8]所述方法的精确度和召回率指标高于文献[9]的方法,但是结合表 1 可见,这两种方法的检测帧率远低于文献[9]所述方法。尽管本文方法的检测帧率指标也低于文献[9]所述方法,但两者相差不大,而且本文方法的精确度和召回率指标远高于文献[9]所述方法。因此综合评价可得,本文方法对图像显著区域的检测性能优于其他 3 种对比方法。

**结束语** 本文针对文献[9]所述的图像显著区域检测方法存在的检测精度不高和显著区域误检率较高的问题,提出一种结合边缘盒粗定位与低秩背景模型细筛选的图像显著区域检测方法。与文献[9]所述方法相比,本文方法的改进主要表现在两个方面:

1) 本文对文献[9]所述方法中的边界点检测阈值选取部分做了改进,采用 OTSU 方法自适应选取最优阈值,降低了边界点检测误差,解决了文献[9]所述方法存在的检测精度不高的问题。

2) 在基于边缘盒粗定位的可疑显著区域上,采用鲁棒主成分分析方法获取图像的低秩分量,重建背景模型,基于背景差分方法剔除背景区域,解决了文献[9]所述方法存在的显著区域虚检的问题。

通过这两个方面的改进,本文方法在检测图像显著区域时精确度和召回率两个指标上都有较大提高,通过阈值  $T_{low}$  取不同值时的实验结果还可以发现,本文方法还提高了图像显著区域的检测精度。尽管本文通过两级检测增加了时间消耗,但由于第二级检测所处理的图像区域非常有限(高度  $H$  仅为 30),因此从实验结果来看本文方法在检测效率方面相对文献[9]所述方法并没有下降太多,仍然是一种高效的图像显著区域检测方法。而且,本文方法的精确度和召回率指标与其他对比方法相比具有明显的优势,这说明本文方法是一种高效、可靠的图像显著区域检测方法。

### 参考文献

[1] CHENG M M, MITRA N J, HUANG X, et al. Global Contrast

- Based Saliency Region Detection[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2015, 37(3):569-582.
- [2] ZHAO Q, CAO J L, HU Y L. Computational complexity with multi-scale transform and color Gauss[J]. Journal of Saliency Detection Instrument, 2013, 33(2):405-412. (in Chinese)  
赵倩, 曹家麟, 胡越黎. 结合高斯多尺度变换和颜色复杂度计算的显著区域检测[J]. 仪器仪表学报, 2013, 33(2):405-412.
- [3] YANG X Y, LI X W, ZHANG L B. Visual saliency detection of remote sensing images based on multiscale frequency domain analysis[J]. Journal of Optics, 2014, 34(13):111-115. (in Chinese)  
杨绪业, 李雪薇, 张立保. 基于多尺度频域分析的遥感图像视觉显著区域检测[J]. 光学学报, 2014, 34(13):111-115.
- [4] RANTALANKILA P, KANNALA J, RAHTU E. Generating Object Segmentation Proposals Using Global and Local Search [C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2014:2417-2424.
- [5] ZHANG L N, KONG Y Q, LI S H, et al. Significance detection method based on commuting distance[J]. Journal of Computer Aided Design and Computer Graphics, 2016, 28(3):395-403. (in Chinese)  
张丽娜, 孔雨秋, 李淑华, 等. 基于通勤距离的显著性检测方法[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2016, 28(3):395-403.
- [6] CARREIRA J, SMINCHISESCU C. Cpmc: Automatic object segmentation using constrained parametric min-cuts[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2012, 34(7):1312-1328.
- [7] ENDRES I, HOIEM D. Category-Independent Object Proposals with Diverse Ranking[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2014, 36(2):222-34.
- [8] ALEXE B, DESELAERS T, FERRARI V. Measuring the Objectness of Image Windows[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2012, 34(11):2189-2202.
- [9] ZITNICK C L, DOLLÁR P. Edge boxes: Locating object proposals from edges[C]//European Conference on Computer Vision. Springer International Publishing, 2014:391-405.
- [10] DOLLÁR P, ZITNICK C L. Structured forests for fast edge detection[C]//Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision. 2013:1841-1848.
- [11] BHARGAVA D N, KUMAWAT A, BHARGAVA D R. Threshold and binarization for document image analysis using otsu's Algorithm[J]. International Journal of Computer Trends & Technology, 2014, 17(5):272-275.
- [12] ERICHSON N B, DONOVAN C. Randomized low-rank Dynamic Mode Decomposition for motion detection[J]. Computer Vision and Image Understanding, 2016, 146:40-50.

(上接第 282 页)

近标准站姿。未来将计划生成不同姿态、不同体型的人体模型。

### 参 考 文 献

- [1] SEO H, CORDIER F, PHILIPPON L, et al. Interactive modeling of mpeg-4 deformable human body models[M]//Deformable Avatars. Springer US, 2001:120-131.
- [2] SEO H, MAGNENEAT-THALMANN N. An automatic modeling of human bodies from sizing parameters[C]//Proceedings of the 2003 Symposium on Interactive 3D Graphics. ACM, 2003:19-26.
- [3] SEO H, MAGNENEAT-THALMANN N. An example-based approach to human body manipulation[J]. Graphical Models, 2004, 66(1):1-23.
- [4] DENG W Y. Research on Method of 3D Personalized Human Body Modeling Based on Photos and Neural Network[D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2008. (in Chinese)  
邓卫燕. 基于用户照片和神经网络的三维个性化人体建模方法研究[D]. 杭州:浙江大学, 2008.
- [5] ZHU S, MOK P Y, KWOK Y L. An efficient human model customization method based on orthogonal-view monocular photos[J]. Computer-Aided Design, 2013, 45(11):1314-1332.
- [6] ANGUELOV D, SRINIVASAN P, KOLLER D, et al. SCAPE: shape completion and animation of people[J]. ACM Transactions on Graphics, 2005, 24(3):408-416.
- [7] HASLER N, STOLL C, SUNKEL M, et al. A statistical model of human pose and body shape[J]. Computer Graphics Forum. Blackwell Publishing Ltd, 2009, 28(2):337-346.
- [8] KOO B Y, PARK E J, CHOI D K, et al. Example-based statistical framework for parametric modeling of human body shapes[J]. Computers in Industry, 2015, 73:23-38.
- [9] ZHANG Y, ZHENG J, MAGNENEAT-THALMANN N. Example-guided anthropometric human body modeling[J]. The Visual Computer, 2015, 31(12):1615-1631.
- [10] LAI J, WANG B, FU Q, et al. Automatic extraction method of human body sizes based on 3D point clouds[J]. Journal of Central South University (Science and Technology), 2014(8):2676-2683. (in Chinese)  
赖军, 王博, 付全, 等. 基于点云模型的人体尺寸自动提取方法[J]. 中南大学学报(自然科学版), 2014(8):2676-2683.
- [11] YONG Y, WANG Z, XIA S, et al. Pose-Independent Joint Extraction from Scanned Human Body[J]. Journal of Computer Research & Development, 2008, 45(7):1249-1258.
- [12] CHEN G D, LI J W, PAN L, et al. Algorithm for Extracting Skeleton of 3D Human Body Model Based on Body Characteristic[J]. Computer Science, 2009, 36(7):295-297. (in Chinese)  
陈国栋, 李建微, 潘林, 等. 基于人体特征三维人体模型的骨架提取算法[J]. 计算机科学, 2009, 36(7):295-297.
- [13] SALZMANN M, EK C H, URTASUN R, et al. Factorized Orthogonal Latent Spaces[J]. Journal of Machine Learning Research, 2010, 9:701-708.