

文章编号:1007-2780(2019)07-0698-10

基于颜色距离与 Edge Boxes 候选区域算法

王春哲^{1,2}, 安军社^{1*}, 姜秀杰¹, 邢笑雪³, 崔天舒^{1,2}

(1. 中国科学院国家空间科学中心 复杂航天系统电子信息技术重点实验室, 北京 100190;

2. 中国科学院大学, 北京 100049; 3. 长春大学, 吉林 长春 130022)

摘要:针对 Edge Boxes 算法召回率不高的问题,并结合目标的显著性检测,提出了一种基于颜色距离与 Edge Boxes 候选区域算法。首先利用结构化边缘检测算子获取图像的边缘特征,并通过边缘点聚合及边缘段相似性策略,获取每个边缘段的权值;其次,在待检测图像上无重叠采样若干图像块,记作 C 图像块,并将 C 图像块向周边延拓像素,获取 S 图像块;然后,根据颜色直方图,计算两图像块各颜色通道的卡方距离,并赋予合适权重作为该 C 图像块的显著性得分;最后,统计滑动窗口内边缘段的数量和 C 图像块数,确定候选区域。在 PASCAL VOC 2007 验证集上实验,当交并比取 0.5, 0.6, 0.7, 候选区域个数为 2 000 时,与 Edge Boxes 相比,所提算法的召回率分别提高了 0.46%, 0.35%, 0.57%。每张图像的运行时间大约为 0.43 s,这表明,所提算法以牺牲微小计算资源却能够有效改善候选区域质量。

关键词:显著性目标;颜色距离;目标检测;候选区域

中图分类号:TP394.1 **文献标识码:**A **doi:**10.3788/YJYXS20193407.0698

Region proposals algorithm based on color distance and Edge Boxes

WANG Chun-zhe^{1,2}, AN Jun-she^{1*}, JIANG Xiu-jie¹, XING Xiao-xue³, CUI Tian-shu²

(1. *Key Laboratory of Electronics and Information Technology for Space Systems, National Space Science Center, Chinese Academy of Sciences, Beijing 101400, China;*

2. University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China;

3. Changchun University, Changchun 130022, China)

Abstract: For the low recall rate of Edge Boxes algorithm, a region proposals algorithm based on color distance and Edge Boxes is proposed in this paper, combining with the object saliency detection. Firstly, the edge features are computed using Structured Edge detector, and the weight values of every edge group are obtained through edge point aggregation and edge groups affinities. Secondly, several image patches are sampled randomly in the image, which is to be detected, this image patches are de-

收稿日期:2019-01-30; **修订日期:**2019-04-29.

基金项目:国家自然科学基金(No.61805021);中国科学院复杂航天系统电子信息技术重点实验室自主部署基金(No.Y42613A32S)

Supported by National Natural Science Foundation of China (No. 61805021); Self-deployment funds of Key Laboratory of Electronics and Information Technology for Space Systems Chinese Academy of Sciences(No.Y42613A32S).

* 通信联系人, E-mail: anjunshe@nssc.ac.cn

noted C image patches and the S image patches are obtained through expanding the pixels of C image patches. The Chi-square distance of this two image patches are computed according to the histogram of each channel of C and S image patches, the salient scores of this image patch are obtained with putting appropriate weight value on chi-square distance of three channels. Finally, the region proposals are determined with the number of edge groups and C patches in sliding windows. The experimental results in PASCAL VOC 2007 validation set show that the object recall of the proposed algorithm increases 0.46%, 0.35%, 0.57% than Edge Boxes at intersection over union threshold of 0.5, 0.6, 0.7 in 2 000 region proposals, respectively. Our approach runs about 0.43 s in an image, this demonstrates that the proposed algorithm can effectively improve the quality of region proposals with only minor loss in computation resources.

Key words: salient object; color distance; object detection; region proposals

1 引言

目标检测是计算机视觉研究领域的一个基本问题,在机器人导航,目标的视觉跟踪,视频智能监控等方面有着广泛的应用^[1-3]。目标检测的最终目的为确定图像中是否含有目标及目标所在图像位置。

在过去几十年中,解决该问题的主要方法是采用滑动窗口范式,该类方法计算量大,仅在单尺度目标检测中,每张图像需处理 $10^4 \sim 10^5$ 个候选窗口。在现代目标检测框架中,还需要预测目标的宽高比,这将使得每张图像处理 $10^6 \sim 10^7$ 个窗口^[1]。因此,基于滑动窗口范式的检测需要耗费巨大的计算资源。

最近,学者们提出替代滑动窗口范式的检测框架:基于候选区域(Region Proposals, RP)的目标检测^[1]。基于候选区域的目标检测,是在待检测的图像中生成可能出现目标的候选区域,并对候选区域进行目标的识别与定位。该类方法极大降低了需处理的候选窗口数,从而提高了目标检测效率。

当前生成候选区域的主要策略有:分组提案(Grouping Proposals, GP)策略及窗口评分(Window Scoring Proposals, WSP)策略^[1]。

GP 策略试图生成可能包含目标的分割段,并通过超像素(Super Pixels, SP)、颜色等线索合并包含目标的分割段,以达到获取候选区域的目的。GP 策略的主要方法有:选择性搜索算法(Selective Search, SS)^[4]以及 CPMC^[5]算法。这类方法能够生成较高质量的候选区域,缺点在于算法

复杂度较高。

WSP 策略是对可能出现目标的滑动窗口评分,并根据得分筛选滑动窗口。与 GP 策略相比,该方法速度较快。该类方法主要有 Objectness^[6], BING^[7]以及 Edge Boxes^[8]。Edge Boxes 通过生成边缘特征图及统计滑动窗口中边缘段的数量,筛选候选区域。该方法对于较小的目标或较平滑的目标,由于产生的边缘信息不多,使得滑动窗口得分过低,甚至低于设置的阈值,造成目标的漏检。

显著性是目标区别于目标背景的一种度量方法^[8]。所谓目标的显著性,是统计待检测图像中目标区别与背景的一些特征,诸如目标的颜色,纹理及形状等信息^[9]。为使得 Edge Boxes 算法更加高效,本文将显著性检测融入到 Edge Boxes 算法中,提出了一种基于颜色距离与 Edge Boxes 候选区域算法。该方法首先在待检测的图像上无重叠采样若干图像块,并根据颜色直方图计算每个图像块的显著性得分;然后通过滑动窗口内包含该图像块的个数统计滑动窗口内的平均显著性得分;最后,根据滑动窗口内的平均显著性得分及滑动窗口内的边缘信息,计算该滑动窗口的最终得分,并利用该得分筛选滑动窗口。

2 基于颜色距离与 Edge Boxes 候选区域算法

本文所述候选区域算法主要包括 3 部分:(1) 滑动窗口内边缘段得分;(2) 滑动窗口内目标显著性得分;(3) 筛选滑动窗口。图 1 为本文所述

算法得实现框图。

2.1 边缘段得分

如图 1 所示,边缘段得分包括边缘点聚合、边缘段相似性及边缘段的权值计算 3 个部分。

2.1.1 边缘点聚合及边缘段相似度

给定一张彩色图像 X , 首先使用结构化边缘检测算子生成图像的边缘 $\hat{X}$, 并将 $\hat{X}$ 中具有一定相似性的边缘点进行聚合, 形成边缘段。 $\hat{X}$ 的聚合过程为: 首先将每个边缘点用边缘强度 $\hat{X}_i$ 与方向角 $O(\hat{X}_i)$ 表示。对于任意边缘点 $\hat{X}_i$, 在该边缘点 $\hat{X}_i$ 的 8 邻域内寻找与 $\hat{X}_i$ 方向角差值最小的边缘点 $\hat{X}_j$, 方向角差值为 $\Delta\theta_1$, 将边缘点 $\hat{X}_j$ 作为参考边缘点, 寻找与 $\hat{X}_j$ 的 8 邻域内方向角差值最小的边缘点 $\hat{X}_k$, 方向角差值为 $\Delta\theta_2$, 以此类推, 直到方向角差值之和 $\sum_{i=1} \Delta\theta_i > \frac{\pi}{2}$, 停止搜索, 这些边缘点形成一个边缘段 $s_k, k = 1, 2, \dots, N$ [8-9]。

对于边缘段 s_k 的边缘点集合 P , 边缘段 s_k 中的任意边缘点 $p (p \in P)$, 用边缘强度 m_p , 边缘方向 θ_p , 边缘点位置 (x_p, y_p) 表示, 则边缘段 s_k 的位置 (x_{s_k}, y_{s_k}) 定义为:

$$\begin{aligned} x_{s_k} &= \sum_{p \in P} m_p x_p \\ y_{s_k} &= \sum_{p \in P} m_p y_p \end{aligned} \quad (1)$$

边缘段 s_k 的方向角 θ_{s_k} 定义为:

$$\begin{aligned} \theta_{s_k} &= \arctan\left(\frac{\Delta y}{\Delta x}\right) \\ \Delta x &= \sum_{p \in P} m_p \cos(\theta_p) \\ \Delta y &= \sum_{p \in P} m_p \sin(\theta_p) \end{aligned} \quad (2)$$

因此边缘段 s_k 可用三维向量来唯一表示, $(x_{s_k}, y_{s_k}, \theta_{s_k})$ [8-9]。给定一个边缘段集合 T , 在集合 T 任意取两个边缘段 t_i, t_j , 计算两边缘段之间的相似度:

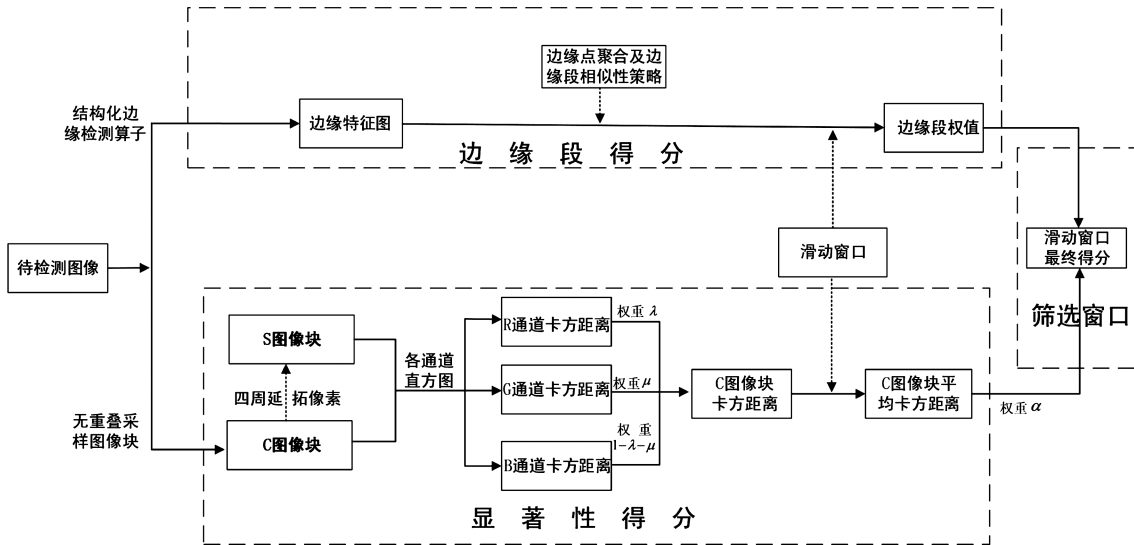


图 1 基于颜色距离与 Edge Boxes 候选区域算法框图

Fig.1 Block diagram of region proposals algorithm based on color distance and Edge Boxes

$$a(t_i, t_j) = |\cos(\theta_i - \theta_{ij}) \cos(\theta_j - \theta_{ij})|^\gamma, \quad (3)$$

式中: θ_i, θ_j 分别为边缘段 t_i, t_j 的方向角; θ_{ij} 为边缘段 t_i 与 t_j 的重心连线间的方向角; γ 用于调整边缘段方向角变化对相似度的影响程度, 鉴于 Edge Boxes 中 γ 的取值, 本文取 $\gamma = 2$ [8-9]。

2.1.2 滑动窗口内边缘段的权值

给定任意一边缘段 s_k , 及滑动窗口 b , 为表示边缘段 s_k 被滑动窗口 b 的包围程度, 将边缘段 s_k 赋予权重 $w_b(s_k) \in [0, 1]$ 。若 s_k 被滑动窗口 b 完全包围, 则 $w_b(s_k) = 1$; 若 s_k 在滑动窗口 b 外部, 则 $w_b(s_k) = 0$ [8-9]。

将所有与滑动窗口 b 边界相交的边缘段 s_i ,

用集合 S_b 表示。则对于 $s_i \in S_b$ 的边缘段, $w_b(s_i)=0$; 对于边缘段 s_i 的任意一点 $\bar{x}_i$, 若 $\bar{x}_i \notin b$, 则 $w_b(s_i)=0$; 若 $\bar{x}_i \in b$ 且 $s_i \notin S_b$, 权重 $w_b(s_i)$:

$$w_b(s_i) = 1 - \max_T \prod_j^{|T|-1} a(t_j, t_{j+1}), \quad (4)$$

其中: T 表示由 $t_1 = s_j \in S_b$ 到 $t_{|T|} = s_i$ 的路径。

$\max_T \prod_j^{|T|-1} a(t_j, t_{j+1})$ 的最终目的是在滑动窗口 b 的边界上寻找与边缘段 s_i 最相似的边缘段 $s_k^{[8-9]}$ 。基于边缘段 s_k 没有被滑动窗口 b 完全包含且 s_i 与 s_k 有最大相似性的原因, 边缘段 s_i 被滑动窗口 b 包含程度为 $1 - \max_T \prod_j^{|T|-1} a(t_j, t_{j+1})$, 该值即为边缘段的权值 $w_b(s_i)$ 。

根据边缘段的权值, 统计每个滑动窗口内边缘段的数量, 作为滑动窗口的边缘段得分:

$$h_b = \frac{\sum_i w_b(s_i) m_i}{2(b_w + b_h)^k}, \quad (5)$$

$$m_i = \sum_{p \in s_i} m_p$$

式(5)中: m_i 表示第 i 个边缘段 s_i 的边缘强度; b_h 与 b_w 表示滑动窗口的高度和长度; k 是一常数, 借鉴 Edge Boxes 中 k 的取值, 本文取 $k=1.5^{[9]}$ 。

2.2 显著性得分

目标的显著性是指目标与周围背景之间的差异度, 其目的在于研究人眼的视觉关注情况^[10-15]。在文献[10]中, 作者通过使用目标及目标周边的颜色, 纹理等信息区分目标与背景。文献[10]中指出, 对于任意完全包含目标的矩形框 bc 及对应的轮廓矩形框 bs ($bc \subset bs$), 不包含目

标的矩形框 br 及对应轮廓矩形框 bm ($br \subset bm$), 则颜色距离关系有 $ds\{bc, bs\} > ds\{br, bm\}$, 如图 2 所示。将矩形框 bc , br 称为 Center 图像块, 轮廓矩形框 bs , br 称为 Surround 图像块。为方便起见, 分别记作 C 图像块, S 图像块。为此, 本文将目标显著性引入到 Edge Boxes 算法中。

2.2.1 C-S 图像块

对于上述的彩色图像 X , 其图像尺寸为 $M \times N \times 3$, 3 为图像的通道数。首先, 将图像分割成互不重叠的, 尺寸为 $d \times d$ 的图像块, 因此一张图像将会产生 $N_m = (M/d) \times (N/d)$ 个图像块。为便于阐述, 将每个图像块称 C 图像块, 记作 C_{x_i} ($i=1, L, N_m$)。由于彩色图像有 R、G、B 3 个通道, 因此每通道记作 $C_{x_i}(R)$ 、 $C_{x_i}(G)$ 、 $C_{x_i}(B)$ 。

为计算显著性得分, 需将每个图像块 C_{x_i} 向四周延拓像素, 形成 S 图像块, 记 S_{x_i} ($i=1, L, N_m$)。其选取 S 图像块策略: 对于尺寸为 $d \times d$ 的 C_{x_i} , 向上下左右分别延拓 $2 \times d$ 个像素; 对位于 X 边界上的 C_{x_i} , 则仅向含有像素的方向延拓 $2 \times d$ 个像素。

2.2.2 C 图像块的卡方距离

选好图像块 C_{x_i} 与图像块 S_{x_i} 后, 分别计算 C_{x_i} 的 3 通道直方图, 记为 H_{CR} 、 H_{CG} 、 H_{CB} ; 图像块 S_{x_i} 中三通道的颜色直方图分别记为 H_{SR} 、 H_{SG} 、 H_{SB} 。为衡量 C_{x_i} 与 S_{x_i} 两图像块的颜色差异性, 使用颜色直方图的卡方距离来表示, 则有:

R 通道的颜色直方图的卡方距离:

$$\chi^2(H_{CR}, H_{SR}) = \sum_{i=1}^n \frac{(H_{CR}^i - H_{SR}^i)^2}{(H_{CR}^i + H_{SR}^i)}, \quad (6)$$

G 通道颜色直方图的卡方距离:

$$\chi^2(H_{CG}, H_{SG}) = \sum_{i=1}^n \frac{(H_{CG}^i - H_{SG}^i)^2}{(H_{CG}^i + H_{SG}^i)}, \quad (7)$$

B 通道颜色直方图的卡方距离:

$$\chi^2(H_{CB}, H_{SB}) = \sum_{i=1}^n \frac{(H_{CB}^i - H_{SB}^i)^2}{(H_{CB}^i + H_{SB}^i)}, \quad (8)$$

其中, n 为一常数, $n=256$, 将 3 通道颜色直方图的卡方距离进行加权平均, 作为两图像块 C_{x_i} 与 S_{x_i} 最终颜色的卡方距离:

$$\chi^2(H_C, H_S) = \lambda \times \chi^2(H_{CR}, H_{SR}) + \mu \times \chi^2(H_{CG}, H_{SG}) + (1 - \lambda - \mu) \chi^2(H_{CB}, H_{SB}), \quad (9)$$

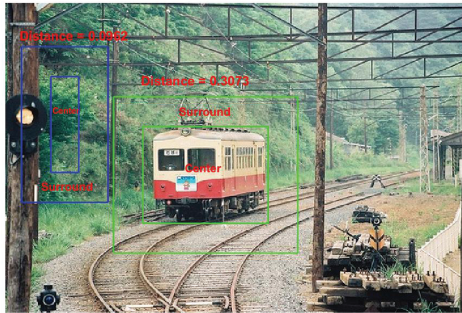


图 2 C-S 图像块的颜色距离

Fig.2 Color distance of C-S image patch

式(9)中, $0 < \lambda < 1$, $0 < \mu < 1$ 为调节各颜色通道卡方距离重要性参数。对于给定的滑动窗口 b , 统计滑动窗口 b 中 C_{x_i} 的的平均的卡方距离, 作为最终滑动窗口 b 的显著性得分:

$$S_{sal}(b) = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \chi^2(H_c^{(k)}, H_s^{(k)}), \quad (10)$$

式(10)中, $\chi^2(H_c^{(k)}, H_s^{(k)})$ 表示滑动窗口 b 包含的第 k 个图像块 C_{x_i} 的卡方距离, N 表示滑动窗口 b 含有 C_{x_i} 的个数。

2.3 筛选候选框

对于给定的滑动窗口 b , 将计算的显著性得分赋予合适权重融合到边缘段得分, 则滑动窗口 b 的最终得分为:

$$h_b^{(rev)} = h_b + \alpha \cdot sal(b), \quad (11)$$

α 为一参数, 用于调整 h_b 及 $sal(b)$ 两者之间的相互重要程度。精调得分高的滑动窗口, 并执行非极大值抑制 (Non-Maximum Suppression, NMS), 最终获得选取的候选区域。

3 数据分析与性能比较

3.1 数据库选取及性能评价指标

为衡量本文算法的有效性, 本文在 PASCAL VOC 2007 数据库上进行实验, PASCAL VOC 2007 数据集有: 训练集, 验证集及测试集共 20 类目标的图像数据。数据集中共有 9 963 张图像, 包含 24 640 标注的目标。PASCAL VOC 2007 的基本情况如表 1 所示。

表 1 PASCAL VOC 2007 数据库特性

Tab.1 Properties of PASCAL VOC 2007 database

数据集	训练集	验证集	测试集
图像个数	2 501	2 510	4 952
标注目标数	6 301	6 307	12 032

3.2 性能评价指标

本文使用两个评价指标来衡量所提算法的有效性, 分别为召回率和达到某召回率下所需候选框的最小数目, 用符号 MinN 表示。其中, 召回率是衡量算法预测性能的重要指标, 公式如下:

$$RR = \frac{\text{num}(TP)}{\text{num}(TP) + \text{num}(FN)}, \quad (12)$$

式(12)中, $\text{num}(g)$ 表示 g 的数目; TP 为检测

的正确目标, FN 为检测的虚假目标。确定 TP 的标准是通过候选区域与所标注区域的交并比 (Intersection Over Union, IOU) 实现。假定候选区域为 $prbx$, 标注区域为 $grbx$, 确定 $prbx$ 是 TP 的准则如下:

$$TP = prbx, \text{ if } IOU(prbx, grbx) \geq thr$$

$$IOU(prbx, grbx) = \frac{prbx \cap grbx}{prbx \cup grbx}, \quad (13)$$

式(13)中, 符号 $\cap$ 、 $\cup$ 表示取交集与并集, thr 表示所设置的阈值。召回率越高, 表明所提算法越好。确定候选框最小数目 MinN , 可以有效反映所提算法的预测性能, 其值越小越好。MinN 确定规则如下:

(1) 预先设置候选区域数目为 $\text{nums} = \{100, 200, 500, 1\ 000, 2\ 000, 5\ 000, 10\ 000\}$, 同时, 计算相应候选区域数目下的召回率 R_i , $i = 1, 2, \dots, 7$ 。

(2) 对集合 nums 中数据求对数, 记为 $ms = \log(\text{nums})$ 。

(3) 寻找召回率 $R_i > Rt$ 时候选区域最小数目的索引为: $a = \min\{\text{index}\{R_j > Rt\}\}$, 并令 $b = a - 1$ 。

(4) 计算召回率达到 Rt 所需要的候选区域数目:

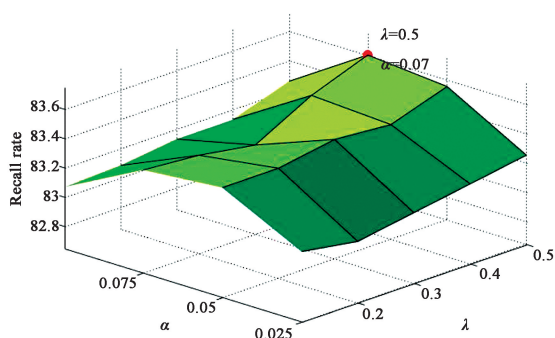
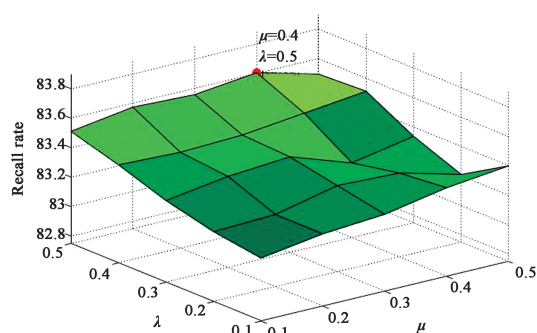
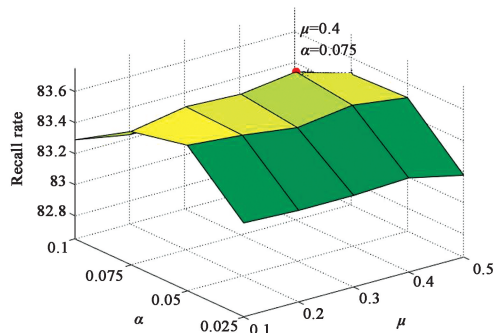
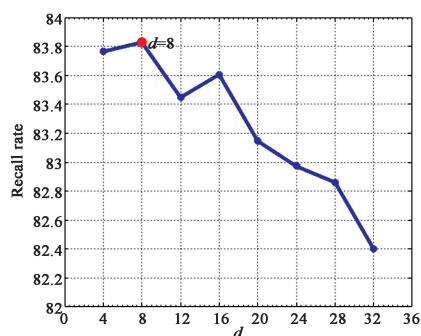
$$\text{MinN} = \exp\left(\left(\frac{Rt - R_b}{R_a - R_b}\right) \times (ms(a) - ms(b)) + ms(b)\right). \quad (14)$$

3.3 参数确定

改进算法 $h_b^{(rev)}$ 有 4 个参数, 分别为 λ 、 μ 、 α 以及图像窗口尺寸 d 。为选取合适的参数值, 本文使用 PASCAL VOC 2007 的验证集进行测试。

研究参数 λ 、 μ 及 α 与召回率之间的关系。选取 λ 和 μ 的取值范围为 $0.1 \sim 0.5$, 步长为 0.1 , 共 5 个值; α 的取值为 $0.025, 0.05, 0.075, 0.1$ 共 4 个值。其参数 (λ, α) 、 (λ, μ) 、 (μ, α) 与召回率之间的关系分别如图 3、图 4 及图 5 所示。图 3~5 中红点表示召回率取最大值对应的参数点。从 3 幅图中可发现, 当 $\lambda = 0.5$, $\mu = 0.4$, $\alpha = 0.075$ 时, 召回率为最大值。

首先分析参数 λ 、 μ 、 α 与召回率之间的关系。由于参数 λ 、 μ 及 α 之间相互联系, 因此, 将会有 3 种组合形式, 分别为: (λ, μ) 、 (λ, α) 及

图 3 参数 λ 、 α 与召回率的关系。Fig.3 Relation of the parameter λ , α and recall.图 4 参数 λ 、 μ 与召回率的关系。Fig.4 Relation of the parameter λ , μ and recall.图 5 参数 μ 、 α 与召回率的关系。Fig.5 Relation of the parameter μ , α and recall.图 6 参数 d 与召回率的关系。Fig.6 Relation of the parameter d and recall.

(μ, α) 。固定图像尺寸 d , 接下来分析窗口尺寸 d 与召回率之间的关系。固定参数 λ 、 μ 、 α 的最优值, 分别为 $\lambda=0.5$, $\mu=0.4$, $\alpha=0.075$, 并选取 d 的取值范围为 $4 \sim 32$, 步长为 4, 共 8 个值, 各窗口尺寸 d 与召回率之间的关系如图 6 所示。从图 6 中可明显发现, 当 $d=8$ 时, 取得最大值点。

因此, 本文最终选取参数值为 $\lambda=0.5$, $\mu=0.4$, $\alpha=0.075$, $d=8$ 。

3.4 数据分析与性能比较

为说明本文方法的有效性, 将本文方法与 SS^[4]、CPMC^[5]、Objectness^[6]、BING^[7]、Edge Boxes^[8]、Rand. Prim's^[16]、Rand. Prim's-MTSE^[17]、Rantalankila^[18]、MCG^[19] 共 9 种算法进行比较。其中: SS 通过使用贪婪搜索策略合并图像中的超像素来生成候选区域^[1,4]; CPMC 从构建前景、后景的种子点, 能量方程并优化其参数的角度生成候选区域^[5]; Objectness 首先根据目标显著性生成初始化候选窗口, 并通过边缘、颜色等信息筛选分数较高的候选区域^[6]; BING 通过在边缘特征上训练线性分类器及使用滑动窗口范式获取候选区域; Rand. Prim's 算法则引入了一种随机超像素合并 (Randomized Super Pixels Merging, RSPM) 机制来达到获取候选区域的目的^[16]; Rand. Prim's-MTSE 是对 Rand. Prim's 的改进算法; Rantalankila 则从全局与局部搜索合并超像素的角度, 提取图像中的候选区域^[17]; MCG 算法使用快速多尺度分层分割产生分割段, 并基于边缘强度合并分割段, 生成候选区域。

为衡量本文算法的有效性, 本文在 PASCAL VOC 2007 验证集上进行实验。首先选取交并比 IOU 的取值范围 $0.5 \sim 1$, 步长为 0.05, 共 11 个值, 计算各算法在不同交并比 IOU 下获得的召回率, 实验结果如图 7~10 所示。图 7~10 分别为候选区域数目为 100, 1 000, 5 000, 10 000 时, 各算法在不同交并比 IOU 下的召回率。

为更细致观察所提算法召回率的提升, 在召回率曲线图中进行局部放大, 如图 7~10 所示。从图 7~10 中可发现, 当交并比 IOU 为 0.75 时, 本文所提算法的召回率相比于 Edge Boxes 分别提高了 0.08%, 0.43%, 0.46% 和 0.46%。这表明当 IOU 为 0.75 时, 在不同候选区域数目的情况下, 本文所提算法均在一定程度上提高了召回率。

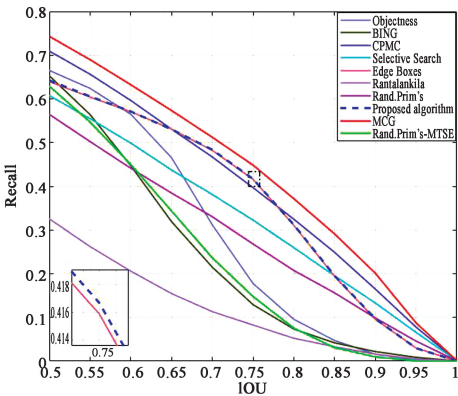


图 7 候选区域数为 100 时的 10 种算法的召回率
Fig.7 Recall rate of 10 algorithms in 100 region proposals

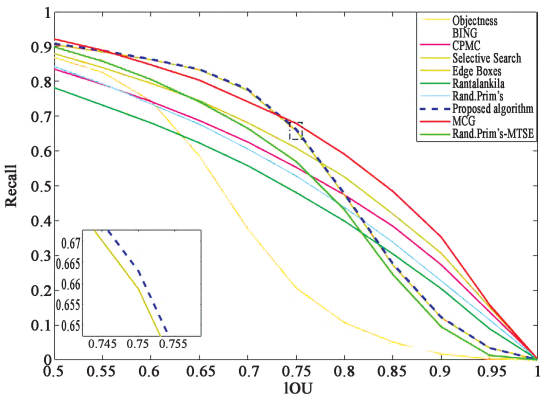


图 8 候选区域数为 1 000 时的 10 种算法的召回率
Fig.8 Recall rate of 10 algorithms in 1 000 region proposals

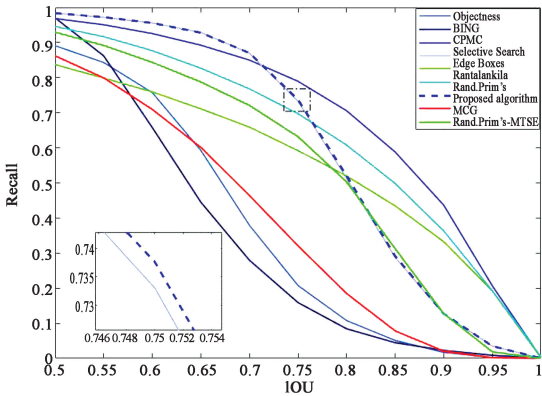


图 9 候选区域数为 5 000 时的 10 种算法的召回率
Fig.9 Recall rate of 10 algorithms in 5 000 region proposals

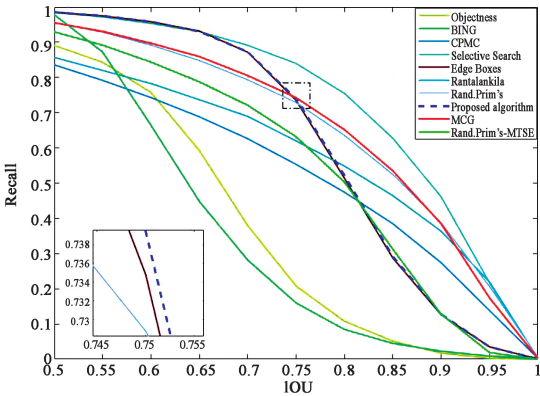


图 10 候选区域数为 10 000 时的 10 种算法的召回率
Fig.10 Recall rate of 10 algorithms in 10 000 region proposals

为进一步说明所提算法的有效性,本文测试了当交并比 IOU 为 0.7,召回率分别达到 @45%,@60%,@75% 时,10 种算法所需候选区域的最小数目 MinN,如表 2 所示。表 2 中“—”表示无穷大;符号@表示达到的召回率;最小数目用加粗字体标识。由表 2 知,当召回率达到

@60% 时,相比于 Edge Boxes,所提算法的 MinN 降低了 10 个;当召回率达到 @75%,所提算法的 MinN 降低了 31 个。这表明本文算法能够有效降低达到所需候选区域的数目,这将提高后续目标检测算法的效率。

表 2 达到某召回率 10 种算法所需候选区域的最小数目

Tab.2 Minimum number of proposals needed to achieve specified recall for 10 algorithms

召回率	BING	Objectness	CPMC	SS	Rantalankila	MCG	Rand. Prim's	Rand. Prim's-MTSE	Edge Boxes	本文算法
@45%	—	—	86	171	489	60	274	291	77	77
@60%	—	—	475	530	1 712	240	950	651	234	224
@75%	—	—	—	1 812	—	1 116	4 095	—	804	773

为衡量所提算法在不同交并比 IOU 下的鲁棒性,本文从实际中常用 IOU 的角度,选取 IOU 为 0.5,0.6,0.7,候选区域分别为 1 000,2 000 时的各算法的召回率,实验结果如表 3 和表 4 所示。

从表 3 可知,当 IOU 为 0.5,0.6,0.7 时,与 Edge Boxes 算法相比,所提算法的召回率分别提

高了 0.32%,0.18%,0.39%;而平均结果显示,召回率提高了 0.29%。

从表 4 可知,当 IOU 为 0.5,0.6,0.7 时,所提算法较 Edge Boxes 算法的召回率分别提高了 0.46%,0.35%,0.57%;平均结果显示,召回率提高了 0.46%。因此由表 3~4 可知,所提算法在一定程度上改善了召回率。

表 3 候选区域数为 1 000 时的 10 种算法召回率对比

Tab.3 The recall rate of 10 algorithms in 1 000 region proposals

IOU	BING	Objectness	CPMC	SS	Rantalankila	MCG	Rand. Prim's	Rand. Prim's-MTSE	Edge Boxes	本文算法
0.5	91.43%	86.84%	83.52%	87.96%	78.16%	92.15%	84.22%	89.87%	90.50%	90.82%
0.6	62.04%	74.39%	74.21%	79.43%	68.06%	84.74%	73.52%	80.55%	86.18%	86.36%
0.7	27.04%	37.68%	62.58%	68.13%	55.79%	74.13%	60.61%	66.53%	77.39%	77.78%
平均	60.17%	66.30%	73.43%	78.50%	67.33%	83.67%	72.78%	78.98%	84.69%	84.98%

3.5 运行时间效率对比

为说明本文所提算法的运算效率,本文在 Intel(R)Core(TM)i7-7700 K CPU@4.20 GHz, RAM 内存为 32 G 的计算机上进行测试,以一张图像(333×500)进行实验,各算法运行时间如表 5 所示。除 Edge Boxes 与本文算法外,其他算法时间参考了文献[9]。从表 5 可看出,CPMC 算法运行时间最长;相对于 Edge Boxes,所提算法处理每张图像增加大约 0.18 s,但提高了算法的召回率。尽管所提算法增加了运算时间,但得益于当前计算机强大的处理能力,所提算法的综合

效益得到了提升。

3.6 所提算法的目标检测结果

本文列出了所提算法的目标检测结果,如图 11 所示。其中,绿色实线代表真实的标注框;蓝色虚线便是所提算法的预测候选区域;红色实现代表漏检目标;左上角的数字,代表预测目标的所得分数。

从图中发现,针对较小的目标出现漏检情况。这是因为小目标边缘信息少,低于阈值,如何提高较小目标的检测准确性是接下来继续研究的内容。

表 4 候选区域数为 2 000 时的 10 种算法召回率对比

Tab.4 Recall rate of 10 algorithms in 2 000 region proposals

IOU	BING	Objectness	CPMC	SS	Rantalankila	MCG	Rand. Prim's	Rand. Prim's-MTSE	Edge Boxes	本文算法
0.5	94.10%	89.09%	83.57%	93.02%	80.70%	95.14%	89.64%	92.79%	95.32%	95.78%
0.6	63.53%	75.70%	74.28%	86.30%	72.07%	89.13%	80.79%	84.21%	91.86%	92.21%
0.7	27.39%	37.89%	62.59%	76.13%	61.21%	79.57%	68.52%	71.84%	83.25%	83.82%
平均	61.67%	67.56%	73.48%	85.15%	71.32%	87.94%	79.65%	82.95%	90.14%	90.60%

表 5 10 种算法运行时间对比

Tab.5 Comparison of computation time of 10 algorithms

s/image

候选区域算法	BING	Objectness	CPMC	SS	Rantalankila	MCG	Rand. Prim's	Rand. Prim's-MTSE	Edge Boxes	本文算法
运行时间	0.2	3	250	10	10	57	1	1.07	0.25	0.430 3



图 11 所提算法的目标检测结果

Fig.11 Object detection results of proposed algorithm

4 结 论

本文根据 Edge Boxes 算法生成候选区域的原理,将目标显著性引入到 Edge Boxes 框架中,提出了一种基于颜色距离与 Edge Boxes 候选区域算法。首先根据结构化边缘检测算子,边缘点聚合及边缘段相似性统计滑动窗口内的边缘段得分;然后在待检测图像上无重叠采样若干个图像块,以此形

成 C-S 图像块。根据颜色直方图计算 C-S 图像块颜色的卡方距离,作为该 C 图像块的显著性得分;最后,统计滑动窗口内边缘段得分及显著性得分,作为该滑动窗口的最终得分,并根据该得分筛选候选区域。在 PASCAL VOC 2007 上验证集上实验,IOU 取 0.5,0.6,0.7。与 Edge Boxes 相比,当候选区域取 1 000 时,本文算法的召回率分别提高了 0.32%,0.18%,0.39%;当候选区域取 2 000 时,本文算法召回率分别提高了 0.46%,0.35%,0.57%。

参 考 文 献:

[1] HOSANG J, BENENSON R, DOLLÁR P, *et al.* What makes for effective detection proposals? [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2016, 38(4): 814-830.

[2] 李宇,刘雪莹,张洪群,等.基于卷积神经网络的光学遥感图像检索[J].*光学精密工程*,2018,26(1):200-207.
LI Y, LIU X Y, ZHANG H Q, *et al.* Optical remote sensing image retrieval based on convolutional neural networks [J]. *Optics and Precision Engineering*, 2018, 26(1): 200-207. (in Chinese)

[3] 梁华,宋玉龙,钱锋,等.基于深度学习的航空对地小目标检测[J].*液晶与显示*,2018,33(9):793-800.
LIANG H, SONG Y L, QIAN F, *et al.* Detection of small target in aerial photography based on deep learning [J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2018, 33(9): 793-800. (in Chinese)

[4] UIJLINGS J R R, VAN DE SANDE K E A, GEVERS T, *et al.* Selective search for object recognition [J]. *Inter-*

- national Journal of Computer Vision*, 2013, 104(2): 154-171.
- [5] CARREIRA J, SMINCHISDESCU C. CPMC: automatic object segmentation using constrained parametric min-cuts [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2012, 34(7): 1312-1328.
 - [6] 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.
 - [7] CHENG MM, ZHANG Z M, LIN W Y, *et al.* BING: binarized normed gradients for objectness estimation at 300fps [C]//*Proceedings of 2014 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Columbus, OH, USA: IEEE, 2014: 3286-3293.
 - [8] 邝沛江. 基于改进 Edge Boxes 的物体检测算法的研究[D]. 广州: 华南理工大学, 2017.
KUANG P J. Research on algorithm in object detection based on improved Edge Boxes [D]. Guangzhou: South China University of Technology, 2017. (in Chinese)
 - [9] ZITNICK C L, DOLLÁR P. Edge Boxes: locating object proposals from edges [C]//*Proceedings of the 13th European Conference on Computer Vision*. Zurich, Switzerland: Springer, 2014: 391-405.
 - [10] LIU T, SUN J, ZHENG N N, *et al.* Learning to detect a salient object [C]//*Proceedings of 2007 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Minneapolis, MN, USA: IEEE, 2007: 1-8.
 - [11] BRUCE N D B, TSOTSOS J K. Saliency based on information maximization [C]//*Proceedings of the 18th International Conference on Neural Information Processing Systems*. Vancouver, British Columbia, Canada: ACM, 2005: 155-162.
 - [12] ISHIKURA K, KURITA N, CHANDLER D M, *et al.* Saliency detection based on multiscale extrema of local perceptual color differences [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2018, 27(2): 703-717.
 - [13] NOVEMBRE G, PAWAR V M, BUFACCHI R J, *et al.* Saliency detection as a reactive process: unexpected sensory events evoke corticomuscular coupling [J]. *The Journal of Neuroscience*, 2018, 38(9): 2385-2397.
 - [14] 王慧利, 朱明, 蔺春波, 等. 光学遥感图像中复杂海背景下的舰船检测[J]. *光学精密工程*, 2018, 26(3): 723-732.
WANG H L, ZHU M, LIN C B, *et al.* Ship detection of complex sea background in optical remote sensing images [J]. *Optics and Precision Engineering*, 2018, 26(3): 723-732. (in Chinese)
 - [15] 丁鹏, 张叶, 贾平, 等. 基于视觉显著性的海面舰船检测技术[J]. *电子学报*, 2018, 46(1): 127-134.
DING P, ZHANG Y, JIA P, *et al.* Ship detection on sea surface based on visual saliency [J]. *Acta Electronica Sinica*, 2018, 46(1): 127-134. (in Chinese)
 - [16] MANEN S, GUILLAUMIN M, VAN GOOL L. Prime object proposals with randomized prim's algorithm [C]//*Proceedings of 2013 IEEE International Conference on Computer Vision*. Sydney, NSW, Australia: IEEE, 2013: 2536-2543.
 - [17] CHEN X Z, MA H M, WANG X, *et al.* Improving object proposals with multi-thresholding straddling expansion [C]//*Proceedings of 2015 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Boston, MA, USA: IEEE, 2015: 2587-2595.
 - [18] RANTALANKILA P, KANNALA J, RAHTU E. Generating object segmentation proposals using global and local search [C]//*Proceedings of 2014 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Columbus, OH, USA: IEEE, 2014: 2417-2424.
 - [19] PONT-TUSET J, ARBELÁEZ P, BARRON J T, *et al.* Multiscale combinatorial grouping for image segmentation and object proposal generation [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2017, 39(1): 128-140.

作者简介:



王春哲(1989—),男,吉林松原人,博士研究生,2015年于长春理工大学获得硕士学位,主要从事深度学习及目标检测方面的研究。E-mail: wangchunzhe163@sina.com



安军社(1969—),男,陕西渭南人,博士研究生,2004年于西北工业大学获得博士学位,主要从事空间飞行器综合电子系统及深度学习方面的研究。E-mail: anjunshe@nssc.ac.cn