

联合局部专家估计目标子窗口

马娟娟, 潘泉, 张夷斋, 赵春晖, 王峰, 靳珍珠

(西北工业大学 信息融合技术教育部重点实验室, 西安 710072)

摘要: 为了提高目标检测的效率和准确率, 提出一种估计目标子窗口的联合局部专家方法. 首先用局部专家交并集的方法滤除明显不包含目标的子窗口; 然后, 用局部专家向量空间模型中余弦定理的方法估计出包含目标的子窗口; 最后, 用局部专家非极大值抑制的方法从包含目标的子窗口中滤除重复包含同一目标的子窗口. 实验结果表明, 所提出的方法能快速准确地估计出包含目标的子窗口.

关键词: 目标子窗口; 目标检测; 交并集; 余弦定理; 非极大值抑制

中图分类号: TP391

文献标志码: A

Joint local experts for measuring objectness of image proposal windows

MA Juan-juan, PAN Quan, ZHANG Yi-zhai, ZHAO Chun-hui, WANG Feng, JIN Zhen-lu

(Key Laboratory of Information Fusion Technology of Ministry of Education, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China. Correspondent: ZHAO Chun-hui, E-mail: zhaochunhui@nwpu.edu.cn)

Abstract: In order to improve the efficiency and accuracy of object detection, the joint local experts method is proposed to estimate the objective windows by measuring how likely it is for an image proposal window to contain an object. Firstly, the proposal windows that do not contain any object obviously are filtered out by the local expert inter-union set. Then, the rest proposal windows that contain the object are measured by local expert cosine similarity. Finally, the objective windows are estimated by local expert non-maximum suppression from a large number of proposal windows that repeatedly contain the same object. Experiment results show that the proposed method is able to efficiently estimate the objective windows which accurately contain the object.

Keywords: proposal windows; object detection; inter-union set; cosine similarity; non-maximum suppression

0 引言

目标检测是计算机视觉领域一个重要的研究方向, 近年来已涌现出非常优秀的不同的目标检测方法^[1-2]. 这些目标检测方法大多采用滑动窗口方式产生大量的图像子窗口给分类器, 其中有的子窗口包含目标, 有的子窗口不包含目标而仅包含背景; 然后, 分类器判断每个子窗口是否为目标^[3-5], 从而检测出图像中的目标. 为了减少输入给分类器的冗余无用的子窗口(如不包含目标的子窗口和重复包含同一目标的子窗口), 提高分类器的泛化能力, 提高目标检测的效率和准确率, 人们提出了生成并估计目标子窗口(准确包含目标的图像子窗口)的方法. 例如, Alexe等^[6-7]提出将图像中的目标看作具有完整轮廓的、独立的、与类别无关的物体, 估计可能包含目标的图像

子窗口, 而不是用滑动窗口的方式产生大量的子窗口.

目标的最大特点是在空间中具有完整的轮廓^[6-7], 而背景相对较杂乱. 任何目标至少应具有以下3个属性之一: 1) 目标在空间中具有完整的轮廓; 2) 目标相对于其周围的背景具有不同的外观; 3) 目标在图像中有时非常突出, 具有显著性特征^[8-9]. Uijlings等^[10]提出了融合贪婪搜索与图像分割的有选择性的搜索方法, 生成可能包含目标的图像子窗口. Cheng等^[11]用二值化的梯度特征及SVM分类器生成子窗口, 并给出子窗口包含目标的可能性. Endres等^[12-13]用分层的图像分割方法生成基准子窗口, 再用基准子窗口和变化的参数产生子窗口, 并用结构化学习估计子窗口包含目标的可能性. 这些方法较准确地生成了可能包含目标的子窗口, 虽然子窗口的数目(通常有

收稿日期: 2015-01-06; 修回日期: 2015-06-07.

基金项目: 国家自然科学基金重点项目(61135001); 国家自然科学基金项目(61473230, 61403307); 航空基金项目(2014ZC53030).

作者简介: 马娟娟(1985-), 女, 博士生, 从事目标检测与跟踪的研究; 潘泉(1961-), 男, 教授, 博士生导师, 从事信息融合理论与应用、目标跟踪与识别等研究.

几百至几千个)已远远小于用滑动窗口方式生成的子窗口(通常有百万个),但仍有较多的子窗口几乎重叠,并且有些子窗口明显不包含目标. Cheng 在文献[14]中指出,如果在未来几年能将可能包含目标的子窗口的数目降低到个位数,则将深刻影响图像编辑领域.

本文提出一种联合局部专家的方法估计目标子窗口. 首先,用局部专家交并集的方法计算可能包含目标的子窗口与超像素块交集和并集的比值,快速地滤除明显不包含目标的图像子窗口;然后,用局部专家向量空间模型中余弦定理的方法,计算可能包含目标的子窗口与超像素块的相关性,有效地估计出包含目标的子窗口;最后,用局部专家非极大值抑制的方

法,从大量重复包含同一目标的子窗口中估计目标子窗口. 本文的估计方法能减少冗余的无用的子窗口的数量,提高后续分类器的泛化能力,进而提高目标检测的效率和准确率.

1 本文算法的总体框架

本文估计目标子窗口算法的总体框架如图 1 所示. 首先生成可能包含目标的图像子窗口;然后把原图像分成若干个超像素块;最后,用本文提出的联合局部专家的方法快速有效地估计包含目标的图像子窗口. 局部专家包括交并集、向量空间模型中的余弦定理和非极大值抑制.

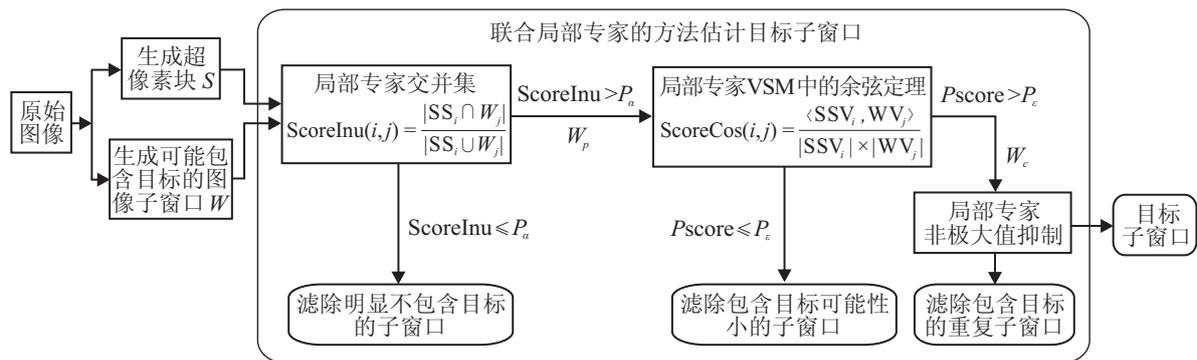


图 1 估计子窗口包含目标可能性框架

1) 生成可能包含目标的子窗口. 把图像中的目标看作具有完整轮廓的独立的与类别无关的物体,生成可能包含目标的图像子窗口. 本文用 Uijlings 等^[10]提出的 selective search 生成可能包含目标的子窗口.

2) 生成超像素块. 超像素^[15]是指具有相似纹理、颜色、亮度等特征的相邻像素构成的图像块. 超像素的一个关键特征是它保留了图像中物体的轮廓,理想状态下,超像素块中的所有像素属于同一物体^[6-7]. 本文依据超像素块中的所有像素几乎属于同一物体这一属性,以超像素作为特征,利用基于图论的分割方法^[16]把输入图像分割成若干个超像素块.

3) 局部专家交并集. 两个区域的交集除以这两个区域的并集得到一个比值,若它们相交部分越大,则比值越大;若相交部分越小,则比值越小;若这两个区域不相交,则比值为 0. 因此,可以通过判断每个可能包含目标的子窗口与超像素块的交集以及与它们并集的比值大小来滤除一定数目的不包含目标的子窗口(见 2.1 节详述).

4) 局部专家 VSM 中的余弦定理. 在向量空间模型(VSM)中若两个向量中的元素越相近,则它们的夹角越小,余弦值越大. 因此,可以用两个向量夹角的余弦值判断可能包含目标的子窗口与超像素块的相关性,滤除包含目标可能性小的子窗口(见 2.2 节详述).

5) 局部专家非极大值抑制. 非极大值抑制(NMS)可以看作是局部极大值搜索,是一种高效的搜索方法. 本文根据非极大值抑制原理构造算法,滤除重复包含同一目标的子窗口(见 2.3 节详述).

2 估计目标子窗口

本节详细介绍联合局部专家估计目标子窗口的方法,包括局部专家交并集的估计方法,局部专家 VSM 中的余弦定理和局部专家非极大值抑制的估计方法.

算法 1 局部专家交并集和 VSM 余弦定理的估计方法.

输入: 超像素块 S , 子窗口 W .

- 1) for $j = 1 \sim m$
- 2) 统计 W_j 对应的区域中 $0 \sim 255$ 像素值的个数,形成 256 维向量 WW_j .
- 3) for $i = 1 \sim n$
- 4) 统计 SS_i 对应的区域中 $0 \sim 255$ 像素值的个数,形成 256 维向量 SSV_i .
- 5) $ScoreInu(i, j) = \frac{|SS_i \cap W_j|}{|SS_i \cup W_j|}$
- 6) if $ScoreInu(i, j) > P_\alpha$
- 7) $ScoreCos(i, j) = \frac{\langle SSV_i, WW_j \rangle}{|SSV_i| \times |WW_j|}$
- 8) else

```

9)      ScoreCos( $i, j$ ) = 0;
10)     end
11)     从 ScoreCos( $i, j$ ) 中 取 最 大 值
Pscore( $j$ ) =  $\arg \max_i$ (ScoreCos( $i, j$ )) 作为  $W_j$  的 描 述
值.
12)     if Pscore( $j$ ) >  $P_\epsilon$ 
13)          $W_{\text{obj}}(j) = 1$  //子窗口  $W_j$  包含目标.
14)     else
15)          $W_{\text{obj}}(j) = 0$  //子窗口  $W_j$  不包含目
标.
16)     end
17) end
18) end

```

输出: W 中包含目标的子窗口集合 W_c .

2.1 局部专家交并集的估计方法

依据超像素块中的所有像素几乎属于同一物体这一属性, 利用局部专家交并集的估计方法计算可能包含目标的子窗口与超像素块的比值, 进而估计子窗口包含目标的可能性, 滤除明显不包含目标的子窗口. 与局部专家 VSM 中余弦定理的估计方法相比, 交并集的估计过程较简单. 局部专家交并集的估计方法详见算法 1, 估计过程如下.

Step 1: 生成超像素块 S_i 和可能包含目标的子窗口 W_j .

Step 2: 定义超像素块 S_i 对应原图像中的像素块为 SS_i , 同时从原图像中裁剪出 SS_i .

Step 3: 计算 SS_i 与 W_j 的交集以及与并集的比值, 估计 SS_i 与 W_j 的相关性, 有

$$\text{ScoreInu}(i, j) = \frac{|SS_i \cap W_j|}{|SS_i \cup W_j|}. \quad (1)$$

其中: $0 \leq \text{ScoreInu}(i, j) \leq 1$, $SS_i \cap W_j$ 表示 SS_i 与 W_j 的交集, $SS_i \cup W_j$ 表示 SS_i 与 W_j 的并集, $|SS_i \cap W_j|$ 是 SS_i 与 W_j 交集的面积, $|SS_i \cup W_j|$ 是 SS_i 与 W_j 并集的面积. 任何一个可能包含目标的子窗口 W_j 的 $\text{ScoreInu}(i, j)$ 值越大, 则说明 W_j 包含目标的可能性越大.

Step 4: 判断 $\text{ScoreInu}(i, j)$ 是否大于 P_α . 如果大于, 则认为子窗口 W_j 可能包含目标; 否则, 认为 W_j 不包含目标并将其滤除. P_α 的选取应依据整个系统对实时性和准确性的要求. 若系统要求快速地输出包含目标的子窗口, 则 P_α 可以取较大值, 如 $0.6 \sim 0.9$; 若系统要求更准确地输出包含目标的子窗口, 则 P_α 取较小值, 如 $0.1 \sim 0.5$.

2.2 局部专家 VSM 中余弦定理的估计方法

本节首先简单介绍 VSM 中余弦定理的原理, 然

后详细阐述局部专家 VSM 中的余弦定理如何估计包含目标的子窗口.

两个向量 $\mathbf{a} = (a_1, a_2, \dots, a_n)$ 和 $\mathbf{b} = (b_1, b_2, \dots, b_n)$ 的内积是

$$\mathbf{a} \cdot \mathbf{b} = \sum_{i=1}^n a_i b_i = a_1 b_1 + a_2 b_2 + \dots + a_n b_n,$$

其中 a_i 和 b_i 分别是两个向量中的元素. 显然, 两个向量的内积不是一个新的向量而是一个数值, 但是向量的内积究竟表示什么意思, 需要从它的几何定义入手. $\mathbf{a} \cdot \mathbf{b} = \|\mathbf{a}\| \|\mathbf{b}\| \cos \theta$ 的意思是将向量 \mathbf{a} 投影到向量 \mathbf{b} . 如果 \mathbf{a} 和 \mathbf{b} 正交, 则它们的内积为 0, 这在高维空间中同样成立. 两个向量的余弦值是计算两个向量夹角的余弦值. 若两个向量中的元素越相近, 则它们的夹角越小, 它们的余弦值越大; 相反, 若两个向量中的元素越不相关, 则它们的夹角越大, 余弦值越小. 因此, 可以用两个向量夹角的余弦值判断这两个向量的相关性. Google 的新闻是自动分类和整理的, 通过计算一篇新闻中的单文本词汇频率/逆文本频率值 (TF/IDF) 构成向量, 然后很大程度上依靠 VSM 中的余弦定理进行新闻分类^[7]. 本文则利用 VSM 中的余弦定理来度量超像素块与可能包含目标的子窗口的相关性, 进而估计出目标子窗口. 超像素块与子窗口的相关性如图 2 所示. 其中: 虚线框表示目标超像素块 S , 子窗口 W_2 和 W_6 在目标超像素块 S 之外, W_2 和 W_6 不包含目标飞机, 它们与 S 的相关性为 0; 子窗口 W_3 和 W_5 只有部分区域与 S 相交, 相关性较低; 子窗口 W_1 和 W_0 都包含了目标飞机, 但是 W_1 较准确地包含了目标飞机, 不包含其他任何目标, 因此 W_1 比 W_0 与 S 的相关性高; W_4 只包含了目标的一部分, 所以 W_4 比 W_1 与 S 的相关性低.

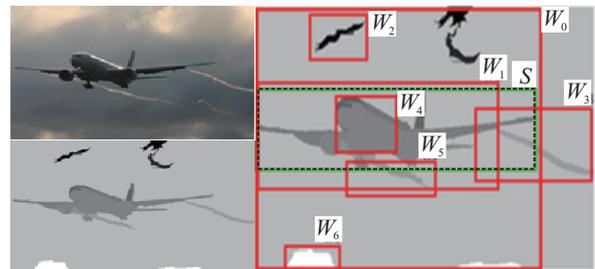


图 2 超像素块与子窗口的相关性示意

局部专家 VSM 中余弦定理的估计方法详见算法 1, 估计过程如下.

Step 1: 生成超像素块 S_i 和可能包含目标的子窗口 W_j .

Step 2: 统计每个子窗口区域 W_j 中 $0 \sim 255$ 像素值的个数, 形成 256 维向量 WV_j .

Step 3: 定义超像素块 S_i 对应原图像中的像素块为 SS_i , 并统计 SS_i 对应的区域中 $0 \sim 255$ 像素值的个

数, 形成 256 维向量 SSV_i . 在统计每个子窗口和超像素块对应区域中像素值的个数时, 首先从原图像中裁剪出子窗口 W_j 对应的区域 P_j 和超像素块 S_i 对应的区域 Q_i ; 然后, 分别统计 P_j 和 Q_i 中 $0 \sim 255$ 像素值的个数, 目的是提高执行效率. 如果根据子窗口和超像素块中像素的位置直接显示并统计 $0 \sim 255$ 像素值的个数, 则当子窗口和超像素块数目较大时执行效率极低.

Step 4: 判断 SS_i 与任意可能包含目标的子窗口 W_j 是否在区域上相交. 若相交, 则利用 VSM 中的余弦定理

$$\text{ScoreCos}(i, j) = \frac{\langle SSV_i, WV_j \rangle}{|SSV_i| \times |WV_j|} \quad (2)$$

来描述该子窗口包含目标的可能性. 其中: $0 \leq \text{ScoreCos}(i, j) \leq 1$; $SSV_i = [Sq_{i0}, Sq_{i1}, \dots, Sq_{i255}]$, $Sq_{i0}, Sq_{i1}, \dots, Sq_{i255}$ 分别表示 SS_i 对应的区域中像素值为 $0 \sim 255$ 的个数; $WV_j = [Wp_{j0}, Wp_{j1}, \dots, Wp_{j255}]$, $Wp_{j0}, Wp_{j1}, \dots, Wp_{j255}$ 分别表示 W_j 对应的区域中 $0 \sim 255$ 像素值的个数;

$$|SSV_i| = \sqrt{Sq_{i0}^2 + Sq_{i1}^2 + \dots + Sq_{i255}^2};$$

$$|WV_j| = \sqrt{Wp_{j0}^2 + Wp_{j1}^2 + \dots + Wp_{j255}^2}.$$

Step 5: 取 $Pscore(j) = \arg \max_i (\text{ScoreCos}(i, j))$ 作为 W_j 的描述值.

Step 6: 判断 $Pscore(j)$ 是否大于 P_ϵ , 如果大于, 则认为子窗口 W_j 可能包含目标, 否则认为 W_j 不包含目标并将其滤除. P_ϵ 的选取与 P_α 类似, 应依据整个系统对实时性和准确性的要求.

2.3 局部专家非极大值抑制的估计方法

非极大值抑制可以看作是局部极大值搜索, 局部极大值是指比它的邻域值都大的值^[18]. 这里的邻域可以根据不同的应用选择不同的区域, 例如: 对于一维情形, 可以是某个元素左右各 n 个邻域元素; 对于二维情形, 以当前元素为中心、以 n 为半径向周围辐射到的区域都是邻域. 非极大值抑制原理在许多计算机视觉算法中是重要的预处理部分^[18], 设计高效的非极大值抑制方法对于有实时性要求的系统是十分关键的.

本文用局部专家非极大值抑制的估计方法从重复包含同一目标的多个子窗口中估计包含目标可能性较大的子窗口. 局部专家非极大值抑制估计的方法见算法 2.

算法 2 局部专家非极大值抑制的估计方法.

输入: 经局部专家交并集和 VSM 余弦定理估计后 W 中包含目标的子窗口集合 W_c , 指定输出的目标窗口数目 N_w .

- 1) $\text{pass}[j] = 0, \text{index} = 1$
- 2) for $w = 1 \sim N_w$
- 3) $\text{goodwindow}[w] = W_{\text{index}}$
- 4) $\text{pass}[\text{index}] = 1$
- 5) for $j = 1 \sim \text{cmpn}$
- 6) 计算 W_{index} 与 W_j 的重叠度 ovlp .
- 7) if $\text{ovlp} > P_{\text{ovlp}}$
- 8) $\text{pass}[j] = 1$
- 9) end
- 10) end
- 11) while $((\text{index} < \text{cmpn}) \&\& (\text{pass}[j] > 0))$
- 12) $\text{index} = \text{index} + 1$
- 13) end
- 14) end

输出: W 中 N_w 个包含目标的子窗口集合 W_{obj} .

首先指定第 1 个极大值窗口 W_{index} . 然后将该窗口与它右邻域的 cmpn 个窗口 W_{cmpn} 比较: 若 W_{index} 与 W_{cmpn} 的重叠度大于 P_{ovlp} , 则将 W_{cmpn} 抑制, 返回极大值窗口 W_{index} ; 若 W_{index} 与 W_{cmpn} 的重叠度小于 P_{ovlp} , 则将 W_{cmpn} 作为极大值窗口, 继续与其右邻域的 cmpn 个窗口 W_{cmpn} 比较, 抑制非极大值窗口. 最后返回所有的极大值窗口 W_{obj} . 其中, 重叠度 P_{ovlp} 的选取依据最终要求输出的子窗口数目, 一般建议将重叠度设置为大于 0.5.

3 实验与分析

通过 PASCAL VOC^[19]数据集来测试本文算法的性能. PASCAL VOC 数据集由测试图像和训练图像组成, 共分为 20 类. 测试图像未作任何标注, 训练图像含有准确包含目标的边界框, 这些边界框可以作为估计其他包含目标子窗口算法的标准. 在实验中, 子窗口包含目标是指子窗口与边界框的重叠度大于 50%.

实验中生成超像素和可能包含目标的子窗口, 如图 3 所示. 在局部专家交并集的估计方法中, $P_\alpha = 0.1$, 即 $\text{ScoreInu}(i, j) \leq 0.1$, 则认为 W_j 是明显不包含目标的子窗口. 在局部专家 VSM 中余弦定理的估计方法中, $Pscore(j) = \arg \max_i (\text{ScoreCos}(i, j))$, $P_\epsilon = 0.8$, 即 $Pscore(j) > 0.8$, 则认为 W_j 是包含目标的子窗口. $Pscore$ 是每个可能包含目标的子窗口实际包含目标的可能性, $Pscore$ 值越高的子窗口包含目标的可能性越大. 最后, 局部专家非极大值抑制从大量包含目标可能性大的子窗口中滤除重复包含同一目标的多个子窗口, 输出指定数目的目标子窗口. 在局部专家非极大值抑制的估计方法中, 子窗口的邻域指定为其右邻域 50 个子窗口 ($\text{cmpn} = 50$), $P_{\text{ovlp}} = 0.65$.

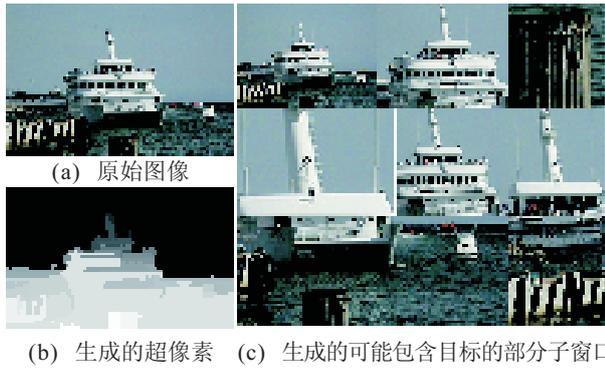


图3 生成的超像素块及部分子窗口示意

图4显示了本文联合局部专家的估计方法估计出的部分目标子窗口,即在每幅测试图像中估计的Pscore值较高的部分子窗口.从图4可以看出,本文算法能较好地估计出目标子窗口.

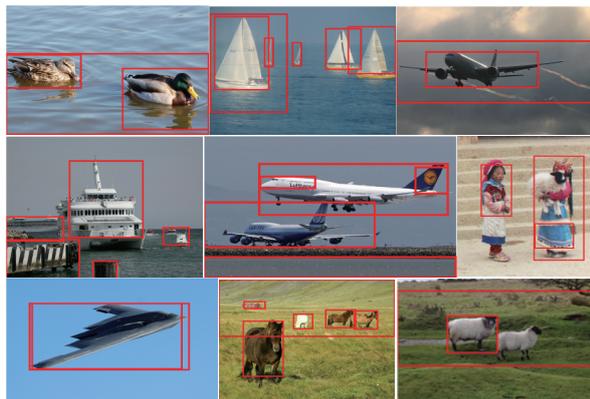


图4 估计的目标子窗口结果

为了验证本文算法的运行效率,将本文算法与一些经典方法^[7,13]的运行时间进行比较.实验环境为

AMD A8-4500M Quad 1.9GHz APU, 4G内存的PC机.运行结果见表1.从表1可以看出,本文算法能快速地估计出目标子窗口.

表1 平均检测时间 s

方法	DRCO ^[13]	OBN ^[7]	本文方法
时间	92.3	6.8	32.6

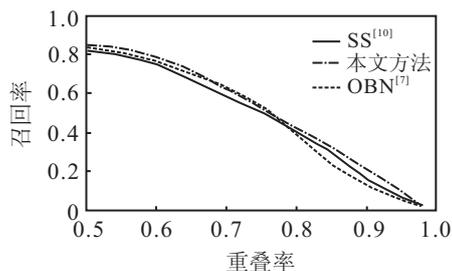
选择常用的平均准确率和召回率评价本文方法的准确性.表2显示了在PASCAL VOC 2010上测试的平均准确率,并与经典的方法SS^[10]和OBN^[7]的实验结果比较,在PASCAL VOC 2007和PASCAL VOC 2012上取得了类似的测试结果.

图5是召回率与重叠率及召回率与可能包含目标的子窗口数目的关系图.首先,用有选择性搜索方法的快速模式生成大约2000个可能包含目标的子窗口;然后用本文算法估计目标子窗口,统计召回率随重叠率和窗口数目的变化情况.在图5(b)中,召回率是重叠率为0.5时的值,重叠率指可能包含目标的子窗口与实际包含目标的子窗口的重叠度.

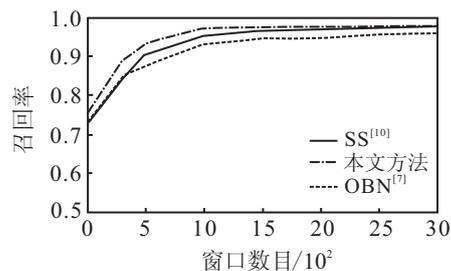
由表2和图5可以看出,本文方法取得了较好的准确性.在OBN^[7]中Alexe等先用MS、CC、ED、SS和LS估计包含目标的子窗口,再通过贝叶斯网络中融合估计出包含目标的子窗口.SS^[10]用融合了贪婪搜索与图像分割的有选择性搜索方法生成可能包含目标的子窗口.这些方法已经取得了非常好的效果.因本文方法是在SS^[10]已产生的可能包含目标的子窗口基础上进行估计,故本文方法取得了更好的准确性.

表2 平均检测准确率

方法	aero	bike	bird	boat	bottle	bus	car	cat	chair	cow	table	dog	horse	mbik	person	plant	sheep	sofa	train	tv	平均准确率
OBN ^[7]	28.6	54.5	1.1	14.2	26.7	42.0	50.2	18.2	16.5	17.5	26.2	7.70	46.8	39.6	36.2	11.6	14.1	23.1	34.8	39.2	27.4
SS ^[10]	56.2	42.4	15.3	12.6	21.8	49.3	36.8	46.1	12.9	32.1	30.0	36.5	43.5	52.9	32.9	15.3	41.1	31.8	47.0	44.8	35.1
本文方法	60.2	58.1	35.1	31.2	25.8	51.6	42.3	48.6	15.5	35.4	36.3	42.6	47.2	59.5	45.1	18.8	45.0	35.2	48.1	45.3	41.3



(a) 召回率与重叠率关系



(b) 召回率与可能包含目标的子窗口数目关系

图5 召回率与重叠率和召回率与窗口数目关系

4 结 论

本文提出的联合局部专家的方法能快速有效地估计目标子窗口,属于目标检测的预处理部分.该方

法大幅减少了分类器所需处理的图像子窗口数目,提高了目标检测的效率和准确率,适用于对目标检测有实时性要求的应用,例如时敏目标检测、无人机的感

知与规避等. 总之, 本文用局部专家交并集和局部专家向量空间模型中余弦定理的方法估计了包含目标的子窗口, 用局部专家非极大值抑制的方法从大量包含目标的子窗口中滤除重复包含同一目标的子窗口, 从而估计出目标子窗口.

参考文献(References)

- [1] Felzenszwalb P F, Girshick R B, McAllester D, et al. Object detection with discriminatively trained part-based models[J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2010, 32(9): 1627-1645.
- [2] Hariharan H B, Zitnick C L, Dollar P. Detecting objects using deformation dictionaries[C]. Proc of IEEE Conf on Computer Vision and Pattern Recognition. Columbus: IEEE Press, 2014: 1995-2002.
- [3] Gall J, Yao A, Razavi N, et al. Hough forests for object detection, tracking, and action recognition[J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2011, 33(11): 2188-2202.
- [4] Malisiewicz T, Gupta A, Efros A A. Ensemble of exemplar-SVMs for object detection and beyond[C]. Proc of IEEE Conf on Computer Vision and Pattern Recognition. Barcelona: IEEE Press, 2011: 89-96.
- [5] Marín J, Vazquez D, Lopez A M, et al. Random forests of local experts for pedestrian detection[C]. Proc of IEEE Conf on Computer Vision and Pattern Recognition. Sydney: IEEE Press, 2013: 2592-2599.
- [6] Alexe B, Deselaers T, Ferrari V. What is an object?[C]. Proc of IEEE Conf on Computer Vision and Pattern Recognition. San Francisco: IEEE Press, 2010: 73-80.
- [7] Alexe B, Deselaers T, Ferrari V. Measuring the objectness of image windows[J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2012, 34(11): 1627-1645.
- [8] Achanta R, Hemami S, Estrada F, et al. Frequency-tuned salient region detection[C]. Proc of IEEE Int Conf on Computer Vision. Anchorage: IEEE Press, 2009: 1597-1604.
- [9] Lu S, Mahadevan V, Vasconcelos N. Learning optimal seeds for diffusion-based salient object detection[C]. Proc of IEEE Conf on Computer Vision and Pattern Recognition. Columbus Ohio: IEEE Press, 2014: 2790-2797.
- [10] Uijlings J, van de Sande K, Gevers T, et al. Selective search for object recognition[J]. Int J of Computer Vision, 2013, 32(9): 1627-1645.
- [11] Cheng Mingming, Zhang Ziming, Lin Wenyan, et al. BING: Binarized normed gradients for objectness estimation at 300 fp[C]. Proc of IEEE Conf on Computer Vision and Pattern Recognition. Columbus: IEEE Press, 2014: 3286-3293.
- [12] Endres I, Hoiem D. Category independent object proposals[C]. Proc of IEEE Conf on European Conf on Computer Vision. Crete: Springer, 2010: 575-588.
- [13] Endres I, Hoiem D. Category-independent object proposals with diverse ranking[J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2014, 36(2): 222-234.
- [14] Cheng Mingming. [14CVPR] BING: Binarized normed gradients for objectness estimation at 300fps[EB/OL]. [2014-12-12]. <http://www.cvchina.info/2014/02/25/14cvprbing/>.
- [15] 王春瑶, 陈俊周, 李炜. 超像素分割算法研究综述[J]. 计算机应用研究, 2014, 31(1): 6-11.
(Wang C Y, Chen J Z, Li W. Review on superpixel segmentation algorithms[J]. Application Research of Computers, 2014, 31(1): 6-11.)
- [16] Pedro F F. Efficient graph-based image segmentation[J]. Int J of Computer Vision, 2004, 59(2): 167-181.
- [17] 吴军. 数学之美[M]. 北京: 人民邮电出版社, 2012: 128-136.
(Wu J. Beauty of mathematics[M]. Beijing: Posts and Telecom Press, 2012: 128-136.)
- [18] Neubeck A, Gool L V. Efficient non maximum suppression[C]. Int Conf on Pattern Recognition. Hong Kong: IEEE Press, 2006: 850-855.
- [19] Everingham M, Gool L V, Williams C K I, et al. The PASCAL Visual Object Classes Challenge. IJCV, 2010, 88(2): 303-338.

(责任编辑: 李君玲)