

\mathbf{s} , 首先计算它的“抑制因子 (Suppression Factor)”:

$$\mu_{\mathbf{z}}(\mathbf{s}) = \frac{1}{4} \max_{\mathbf{T}'} \prod_{j=1}^{|\mathbf{T}'|-1} a(\mathbf{t}'_j, \mathbf{t}'_{j+1}). \quad (3.4)$$

该式和公式3.2十分相似, 不同的是, \mathbf{T}' 代表的是从 \mathbf{s} 出发到达输入图像 \mathbf{z} 边界的路径, 而不是到达某边界框边界的路径。 \mathbf{T}' 上边缘组间的亲和度乘积, 代表着 \mathbf{T}' 是一条物体边界的概率。又由于 \mathbf{T}' 跨越了输入图像 \mathbf{z} 的边界, 很可能是一条非目标物体边界, 因此抑制因子 $\mu_{\mathbf{z}}(\mathbf{s})$ 与 \mathbf{s} 属于非目标物体边界的概率是正相关的。为了快速计算所有 \mathbf{s} 的抑制因子 $\mu_{\mathbf{z}}(\mathbf{s})$, 本节将采用一个近似的贪心算法: 找出所有位于 \mathbf{z} 的边界上的边缘组, 记它们的集合为 $S_{\mathbf{z}}$ 。然后对于每一个 $\mathbf{s}_j \in S_{\mathbf{z}}$, 逆向寻找与其有最大亲和度的边缘组 \mathbf{s}_{j+1} , 并计算 \mathbf{s}_{j+1} 的抑制因子。然后从 \mathbf{s}_{j+1} 出发, 继续搜索与 \mathbf{s}_{j+1} 有最大亲和度的边缘组, 直到抑制因子小于 0.05。计算出 \mathbf{z} 内每个边缘组 \mathbf{s}_i 的抑制因子后, 将根据抑制因子对边缘组的总边缘响应值 m_i 进行抑制:

$$m_i = m_i \times (1 - \mu_{\mathbf{z}}(\mathbf{s}_i)). \quad (3.5)$$

之后将进入滑动窗口和对各窗口的评分, 抑制后的边缘组总响应值将被用于 EdgeBoxes 的评分函数 (公式3.3) 中。作为背景抑制的结果, 包围非目标物体边界的候选窗口的评分将会降低, 而仅包围目标物体边界的候选窗口的评分将相对提升, 从而 EdgeBoxes 输出的目标候选将更加集中于被跟踪的目标物体。

因为背景抑制中所利用的亲和度 $a(\cdot, \cdot)$ 将被后续的窗口评分重用, 并且计算抑制因子时使用了近似的贪心算法, 所以背景抑制的实际计算开销会小于对一个候选窗口 (该窗口包围了整个输入图像块) 的评分。考虑到滑动窗口将会产生大量候选窗口, 背景抑制的计算开销是极小的。

此外, 若被跟踪的目标物体很小, 或者图像分辨率很低, 那么输入 EdgeBoxes 的图像块也会很小。在这样的图像块中提取的边缘将较为稀疏, 且误差较大, 导致目标物体边界和非目标物体边界容易发生混淆, 因此本节将仅对大于 64×64 的输入图像块进行背景抑制。通过实验验证 (3.5.4节), 上述的图像大小阈值可以一定程度地提高跟踪准确性。

背景抑制的可视化效果如图3.1所示。在每一个子图中, 从左到右分别是原输入图像块、背景抑制前的边缘响应图和抑制后的边缘响应图。边缘响应图中的颜色越深, 代表像素具有越高的边缘响应值。矩形边界框标识的是被跟踪的目标物体, 椭圆形框标识的是被明显抑制的非目标物体边界。3个子图分别来自于视频序列 *Tiger1*、*Singer2* 和 *David3*^[3]。从边缘响应值的降低可以看出, 图中的非目标

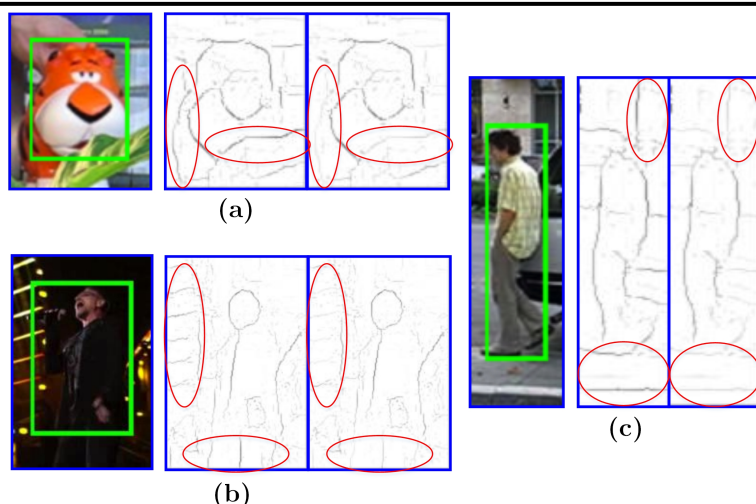


图 3.1 背景抑制的可视化效果

物体边界被有效地抑制了。在 **EdgeBoxes** 提取目标候选时，这些被抑制边界的作用将大大降低，从而生成的目标候选将偏离这些边界，转而集中到目标物体。

3.4 跟踪器中目标候选生成器的适配

本节的目的有两个方面。一方面，本节通过将不同的目标候选生成器向跟踪任务进行适配，并利用上一章的方法嵌入跟踪器中，将揭示目标候选质量和跟踪精度间的关系。另一方面，通过对比嵌入不同目标候选生成器后的跟踪器精度，将证明本章对 **EdgeBoxes** 的优化是非常有效的。

在进行本节的工作前，目标候选对于跟踪器的作用是不明朗的。如果目标候选在物体跟踪中没有作用，那么不使用目标候选生成器，仅仅在目标初步位置附近进行随机采样，也能获得近似的跟踪精度提升。目标候选生成器 **Bing**^[95] 就是一个典型的例子。有文献指出，**Bing** 的分类器并没有实际作用^[101]。如果无视图像实际内容，单纯按照一定模式采样目标候选，也可以生成同等质量的目标候选。本节的工作和对应的实验结果将证明，目标候选对于跟踪精度的影响很大，且目标候选的质量和跟踪器的准确性是正相关的。

在对目标候选生成器进行适配之前，本节将首先介绍目标候选的质量度量方法。目标候选的初衷是为物体检测提供初步的候选区域，以加速对所有候选区域的分类过程。因此，评价一个目标候选生成器提取的目标候选质量的最可靠标准就是，将其嵌入物体检测器后获得的物体检测精度（通常用召回率来度量）。但是，由于物体检测器本身具有不同的质量和特点，适用的目标候选生成器也不尽相同，因此上述标准难以实际应用。^[68] 率先提出了一种新的目标候选质量度量——平均召回率（**Average Recall**）图。要得到平均召回率图无需真正地进行物体检测，其计算方式如下。在物体检测测试集中，将每幅图像输入目标候选生成