

引用格式:王战,杨绍清,刘松涛,等.基于显著密度的高效子窗口搜索的精准目标检测算法研究[J].电光与控制,2019,26(8):48-53. WANG Z, YANG S Q, LIU S T, et al. Accurate target detection based on salient density and efficient sub-window search[J]. Electronics Optics & Control, 2019, 26(8):48-53.

基于显著密度的高效子窗口搜索的精准目标检测算法研究

王战^a, 杨绍清^b, 刘松涛^a, 宋元^c

(海军大连舰艇学院, a. 信息系统系; b. 导弹与舰炮系; c. 教保处, 辽宁 大连 116018)

摘要: 准确性和实时性是影响目标检测性能的两项重要指标。为了在多种复杂场景中进行快速精准的目标检测,提出了一种融合超复杂傅里叶变换(HFT)显著性计算、高效子窗口搜索(ESS)和大津法(OTSU)的精准目标检测算法。该算法首先将输入图像进行HFT显著性计算,得到显著图,然后在显著图的基础上通过高效子窗口进行全局搜索并初步定位目标,最后利用大津法分割子窗口范围内的图像,并根据子窗口边界的像素值优化子窗口的位置,实现精准的目标检测。实验结果表明,新算法在保证运算速度的同时,显著提高了检测精度。

关键词: 目标检测; 超复杂傅里叶变换; 高效子窗口搜索; 大津法; LOG算子边缘提取

中图分类号: TN211 **文献标志码:** A **doi:**10.3969/j.issn.1671-637X.2019.08.010

Accurate Target Detection Based on Salient Density and Efficient Sub-window Search

WANG Zhan^a, YANG Shao-qing^b, LIU Song-tao^a, SONG Yuan^c

(Dalian Naval Academy, a. Department of Information System; b. Department of Missiles & Shipboard Gunnery; c. Teaching Guarantee Department, Dalian 116018, China)

Abstract: Accuracy and real-time performance are two important indexes of target detection. In order to ensure that the target is quickly and accurately detected in a variety of complex scenarios, an accurate target tracking algorithm is proposed using Hypercomplex Fourier Transform (HFT) saliency calculation, Efficient Sub-window Search (ESS) and OTSU algorithm. First, the input image is preprocessed by the HFT algorithm to obtain the saliency map. Then the target is searched globally and preliminarily located by using the efficient sub-window based on the saliency map. Then the image within the scope of the sub-window is segmented by using OTSU algorithm. Finally, the position of the sub-window is optimized according to the pixel value on the edge of the sub-window, so as to ensure accurate target detection. The experimental results show that the algorithm greatly improves the real-time performance of detection without significant increase of computing time.

Key words: target detection; hypercomplex Fourier transform; efficient sub-window search; OTSU; LOG edge extraction

0 引言

目标检测技术是计算机视觉的重点研究方向之一,也是图像处理技术的综合应用。目标检测的核心是根据目标的特征将其从图像中提取出来。伴随着计算机视觉的不断发展,目标检测在交通、医疗、军事等各个领域均有应用,具有广阔的发展前景;而如何提升

准确性和实时性这两项影响目标检测性能的重要指标是现阶段图像处理领域研究的重点和难点。为了解决上述问题,学者们通过大量实践研究,提出了许多行之有效的目标检测方法,本文将这些方法总结为以下4类。

基于模板的检测方法,主要通过模板进行匹配得到检测结果,需要预知目标的类别与形状,文献[1]以滤波得到的模板为基础进行检测,极大地提升了检测小目标的准确性。但此类方法需要足够的先验知识,否则无法完成检测。

基于部分的检测方法,当无法对目标的全局进行

收稿日期:2018-08-20

修回日期:2019-05-17

作者简介:王战(1994—),男,吉林公主岭人,硕士,助教,研究方向为电子对抗。

检测时,一些学者提出了利用检测目标部分区域进而估计全局的检测方法。为了解决目标遮挡等问题,文献[2]提出了改进模板构造、由部分估计全局的检测方法。但这种检测方法实时性差,对图像质量要求高,不适用于检测小目标。

基于特征点描述子的检测方法,利用目标的特征点描述子进行建模和匹配,得到结果后再用来定位目标,例如利用随机抽样一致性(Random Sample Consensus, RANSAC)算法^[3]计算目标的投影映射矩阵,然后利用矩阵建模匹配得到检测结果。常见的描述子方法有SIFT^[4], SURF^[5], HOG^[6], GLOH^[7]等。此类方法由于利用描述子匹配,针对复杂场景具有较强的匹配鲁棒性,但引入描述子的方法又加大了算法的计算速度,在实时性上还是有所欠缺。

基于滑动窗口的检测方法,主要是将目标检测简化成图像子区域匹配问题。将图像分为若干子区域,并利用适当的函数进行计算,最终得到具有最优值的子区域,并将此区域作为检测的结果。此方法将问题简化,准确率高,但还需要优化子区域对比所增加的计算成本。一般有两种优化方案:一种方案是设计分类器函数,常采用支持向量机等函数提升速度,而为了解决常见的非线性问题,文献[8]利用线性支持向量机预处理减少无用子区域,然后利用非线性支持向量机进行匹配。但支持向量机函数对大样本检测并不适用;另一种方案是减少子窗口数量,本文采用的高效子窗口搜索方法^[9]就属于这种。另外还有一些启发式搜索方法,例如 BOSCH 等^[10]提出优先识别目标最可能出现的子区域,然后利用离散梯度下降的方式优化分类器,进而提高运算速度,但是这种方法很难保证结果是最优区域,检测效果一般很差。YEH 等^[11]将显著图与高效子窗口搜索结合,克服了以上传统检测方法出现的问题,但检测子窗口中包含了较多的非目标元素,因此,如何在保证实时性的基础上实现精准目标定位是亟需解决的难题。

本文提出了一种融合显著图、高效子窗口搜索、图像分割和边缘检测的目标检测算法。该算法首先采用超复杂傅里叶变换(HFT)算法对输入图像进行预处理,得到显著图,再利用基于显著密度的高效子窗口搜索初步定位目标,然后利用大津法(OTSU)在子窗口内进行图像分割,并判断子窗口边界是否含有目标,若没有目标,则缩小子窗口;若含有目标,则利用 LOG 算子处理整幅图像,并适当调整子窗口范围,实现精准的目标检测。新算法创新点如下:首先利用 HFT 模型预处理原图像生成显著图的方法能够在保持目标重要信息的基础上,极大地缩小目标检测的搜索范围,节省计算

空间;然后利用高效子窗口搜索算法定位显著密度最大区域的方法保证了算法具有快速检测多目标图像的能力;最后设计了一种融合大津法和 LOG 边缘检测算子的图像分割新算法,在提升目标检测精度的同时,最大限度地控制了处理时间的增加。

1 HFT 显著图模型

HFT 显著图模型是由 LI 等^[12]提出的频域显著性计算模型,该模型不将显著性计算作为一个局部问题,而是利用频域充分表达全局的信息,为非显著性区域建模,提升了计算速度,具体流程如图 1 所示。

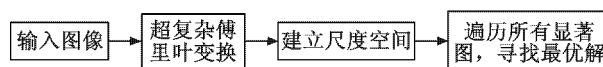


图1 HFT 显著图模型

Fig. 1 HFT salience map model

1.1 超复杂傅里叶变换

常见的离散傅里叶变换一般需要输入一个实数矩阵,当图像输入时,每个像素点的值就是实数矩阵的一个元素。但是,如果要将多个特征合并成为一个超复杂矩阵,那么矩阵中的元素就由实数变成了向量,这个超复杂矩阵就变成了一个向量场。这时,传统的傅里叶变换就被超复杂傅里叶变换^[13]代替,其中的多特征输入被称为四元组。

给定一个超复杂矩阵

$$f(n, m) = a + bi + cj + dk \quad (1)$$

式(1)的离散形式为

$$F_H[u, v] = \frac{1}{\sqrt{MN}} \sum_{m=0}^{M-1} \sum_{n=0}^{N-1} e^{-\mu 2\pi((\frac{u}{M}) + (\frac{v}{N}))} f(n, m) \quad (2)$$

式中: μ 是一个纯四元数,且 $\mu^2 = -1$; $F_H[u, v]$ 是超复杂矩阵。超复杂傅里叶逆变换为

$$f(n, m) = \frac{1}{\sqrt{MN}} \sum_{v=0}^{M-1} \sum_{u=0}^{N-1} e^{\mu 2\pi((\frac{u}{M}) + (\frac{v}{N}))} F_H[u, v] \quad (3)$$

超复杂矩阵可以用来表示任意组合的特征集,本文引入强度和颜色特征信息作为超复杂矩阵的元素,那么式(1)可以改写为

$$f(n, m) = w_1 f_1 i + w_2 f_2 j + w_3 f_3 k \quad (4)$$

式中, $w_1 \sim w_3$ 是特征向量的权重,本文将其设置为 $w_1 = 0.5, w_2 = w_3 = 0.25$ 。 $f_1 \sim f_3$ 是特征图矩阵,即

$$f_1 = (r + g + b) / 3 \quad (5)$$

$$f_2 = R - G \quad (6)$$

$$f_3 = B - Y \quad (7)$$

式中: r, g, b 是彩色图像的红、绿、蓝通道; $R = r - (g + b) / 2$; $G = g - (r + b) / 2$; $B = b - (r + g) / 2$; $Y = (r + g) / 2 - |r - g| / 2 - b$ 。这 3 个特征图包含了输入图像的反向颜色空间。

1.2 构造尺度空间

$F_H[u, v]$ 是 $f(m, n)$ 在频域上的表达式, 可将其改写成极坐标形式, 即

$$F_H[u, v] = \|F_H[u, v]\| e^{\mu\Phi(u, v)} \quad (8)$$

式中, $\|F_H[u, v]\|$ 代表的是超复杂矩阵的元素值, 则 $f(m, n)$ 的振幅谱、相位谱和特征轴谱分别表示为

$$A(u, v) = \|F_H[u, v]\| \quad (9)$$

$$P(u, v) = \Phi(u, v) = \arctan \frac{V(F(u, v))}{S(F(u, v))} \quad (10)$$

$$X(u, v) = \mu(u, v) = \arctan \frac{V(F(u, v))}{\|V(F(u, v))\|} \quad (11)$$

式中, $A(u, v)$, $P(u, v)$ 和 $X(u, v)$ 均为纯四元数矩阵。

由于振幅谱 $A(u, v)$ 包含了许多场景中的重要信息, 所以本文利用高斯内核变换对其进行处理, 即

$$A(u, v; k) = (g(\cdot, \cdot; k) * A)(u, v) \quad (12)$$

式(12)可构造尺度空间 $\Lambda = \{\Lambda_k\}$, 同时保证了相位谱和特征轴谱一致。当 k 的值较小时, 振幅细节被保存得很好, 但随着 k 值变大, 相关的信息会逐渐丢失。因此, 在给定一个平滑后的单振幅谱 Λ_k 、原始的相位谱和特征轴谱后, 可以利用式(3)的逆变换得到不同 k 值的显著图为

$$S_k = g * \|F_H^{-1}\{\Lambda_k(u, v) e^{XP(u, v)}\}[u, v]\|^2 \quad (13)$$

式中, g 是固定尺度的高斯核。本文最终使用的显著图 S 是根据二维熵准则方法设计的一种优化熵方法^[14], 即从 $\{S_k\}$ 的全部尺度 m 中选择最佳尺度 m_b , 为

$$m_b = \operatorname{argmin}\{\lambda_k^{-1} H(g * S_k)\} \quad (14)$$

式中: $\lambda_k = \sum \sum m(i, j) N(S_k(i, j))$, $m(i, j)$ 是与显著图 S_k 相同大小的图像掩码; $H(g * S_k)$ 代表高斯核函数和任意显著图卷积后求得的熵值。当确定了最佳尺度 m_b 后, 即可筛选出最佳显著图 S 。

2 基于显著密度最大化的高效子窗口搜索方法

在 HFT 显著性计算的基础上, 本章采用一种基于显著密度最大化的高效子窗口搜索方法, 完成目标的初步定位。显著图的目标区域与其他区域相比具有更高的平均密度, 因此, 本文利用这种现象将目标检测问题转化成在显著图中搜索最大显著密度区域的问题, 排除了非目标区域的干扰, 极大地提升了算法的计算速度。目标搜索函数 $f(W)$ 为

$$f(W) = \frac{\sum_{(x, y) \in W} S(x, y)}{\sum_{(x, y) \in I} S(x, y)} + \frac{\sum_{(x, y) \in W} S(x, y)}{B + A_{\text{area}}(W)} \quad (15)$$

式中: W 代表矩形窗口; B 是正数, 用来削弱矩形窗口面积 $A_{\text{area}}(W)$ 所带来的影响。公式第 1 项是为了保证

矩形窗口含有较多的显著性像素点, 第 2 项的作用是为了使矩形窗口拥有更高的显著密度。本文通过均衡调整窗口面积与包含显著性密度的多少, 使 $f(W)$ 最大。

为了提升计算速度, 文献[13]采用高效子窗口进行目标检测, 该算法的参数空间是 1 帧图像中所有矩形区域的集合, 其一般通过 (t, b, l, r) 4 个参数代表窗口在上下左右方向上的宽度, 那么当得到一组参数 (T, B, L, R) 时, 就可以确定一个矩形窗口, 其一般采用最佳优先方法搜索得分最高的矩形区域。而对于多目标检测, 最佳优先搜索还可以重复执行, 当搜索到目标时, 其所在区域会从图片中移除, 直至全部图像搜索完毕, 极大地缩减了计算空间, ESS 算法的伪代码如下所述。

算法: 高效子窗口搜索

初始输入: 图像 $I \in \mathbf{R}^{n \times m}$; 质量定界函数 \hat{f} ;

建立一个优先队列 P ;

令 $[T, B, L, R] = [0, n-1] \times [0, n-1] \times [0, m-1] \times [0, m-1]$;

Repeat

将 $[T, B, L, R]$ 分割成 $[T_1, B_1, L_1, R_1]$ 和 $[T_2, B_2, L_2, R_2]$;

将 $([T_1, B_1, L_1, R_1], \hat{f}([T_1, B_1, L_1, R_1]))$ 存入队列 P ;

将 $([T_2, B_2, L_2, R_2], \hat{f}([T_2, B_2, L_2, R_2]))$ 存入队列 P ;

搜索队列 P 中质量函数分数最高的窗口, 并得到参数 $[T, B, L, R]$;

Until $[T, B, L, R]$ 仅包含 1 个窗口。

最后, 令 $(t_{\max}, b_{\max}, l_{\max}, r_{\max}) = [T, B, L, R]$ 。

设 $W = \{W_1, \dots, W_i\}$ 为矩形窗口集合, W_i 为显著图的子集。假设存在 W_{\min} ($W_{\min} \in W$) 和 W_{\max} ($W_{\max} \in W$) 两个矩形窗口, 对任意 $W_i \in W$, 都有 $W_{\min} \subseteq W_i \subseteq W_{\max}$ 。设 $\hat{f}(W)$ 为计算全部子窗口得到的最大值, 即 $\hat{f}(W) \geq f(W_i)$, 则式(15)可改写为

$$\hat{f}(W) = \frac{\sum_{(x, y) \in W_{\max}} S(x, y)}{\sum_{(x, y) \in I} S(x, y)} + \frac{\sum_{(x, y) \in W_{\max}} S(x, y)}{B + A_{\text{area}}(W_{\min})} \quad (16)$$

当得到一个 $\hat{f}(W)$ 后, 就可唯一确定一个矩形区域。如果进行多目标定位, 则消除该区域并继续执行高效子窗口算法, 直至确定的矩形区域数量等于预设目标数量, 即可得到全部目标位置。

3 基于粗定位区域的融合大津法和 LOG 边缘检测算子的目标精准检测

利用高效子窗口搜索可以获取目标的粗定位结果, 但定位精度偏低, 可能出现子窗口偏小或偏大的情况, 为了提高目标检测精度, 本文提出的精确检测策略如下所述。

1) 首先在子窗口内进行图像分割。由于显著图丢失了大部分图像信息, 不能保证分割的精准性, 因此本文采用简单高效的大津法^[12]对原图像进行图像分割。大津法是一种利用最大类间方差进行目标分割的方法, 其核心思想是假设图像分为前景色和背景色两

部分,则类间方差为

$$V_{\text{vwtc}} = P_A * (M_A - M)^2 + P_B * (M_B - M)^2 \quad (17)$$

式中: M_A 和 M_B 分别是两部分的均值; P_A 和 P_B 分别是两部分像素占总像素的比例。那么当遍历阈值使 V_{vwtc} 取值最大时,就完成了目标的分割。

2) 然后针对子窗口内的分割图像进行判断。当子窗口上不包括目标边缘,则代表子窗口偏大,那么可缩小子窗口直到包括目标边缘,得到优化的目标定位结果;如果子窗口上包括目标,由于只采用大津法分割并不能精准地表示目标边缘信息,所以本文采用边缘检测得到目标精确边缘,并增大子窗口范围,当子窗口完全包括目标边缘时,停止调整并得到新的检测结果。

本文采用运算速度快并且抑制噪声能力强的 LOG 算子进行边缘检测,核心思想是先利用高斯滤波器平滑噪声,再利用拉普拉斯二阶导数得到结果,该算子可通过调整交互参数修正检测结果进而克服背景干扰,解决了分割图像时边缘混杂导致检测精度降低的问题。

总之,本文提出的目标检测算法首先利用 HFT 算法对输入图像进行显著性计算,再利用基于显著密度最大化的高效子窗口进行搜索并得到包含目标的子窗口,然后利用大津法分割作为判断依据优化子窗口位置,得到目标检测的精确结果,具体流程如图 2 所示。

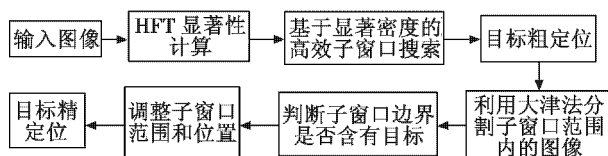


图 2 本文算法流程图

Fig. 2 Flow chart of our algorithm

4 实验结果分析

本文算法可对单目标或多目标进行检测,仿真平台配置为 2.3 GHz CPU, 4 GiB 内存;操作系统为 Windows 7 64 位的联想笔记本电脑,开发软件为 Matlab 2014a 和 VS 2008。在 VOC2012 数据库^[15] 进行检测实验,在大幅度提升检测准确性的同时,最大限度地控制了检测时间的增加。

4.1 算法定性分析

为检验算法的适应能力,本文对多种不同类型的目标进行定性实验,检测结果如图 3 ~ 图 5 所示。

在图 3a、图 4a、图 5a 中,由于子窗口边界含有目标信息,所以需要启用 LOG 算子进行边缘检测,因此按算法流程将 HFT 显著图、粗定位结果、大津法分割结果、LOG 边缘检测结果、精准目标检测结果依次列出。在图 3b、图 4b、图 5b 中,由于子窗口边界无目标信息,因此按流程将显著图、粗定位结果、大津法分割

结果和精准目标检测结果依次列出,本文不再赘述。

图 3 为检测空中飞行目标的实验结果。图 3a 中,由于成像设备与目标较近,显著密度主要集中在鸟的躯干附近,导致子窗口边界包含目标,通过边缘检测判断后,放大子窗口,得到精准的目标检测结果。

图 3b 中,由于成像设备与目标较远,并受到强光干扰,显著密度集中位置包含了大量背景,本文算法对子窗口内进行大津法分割后,目标区域并没有与子窗口边界重合,因此直接利用大津法分割的结果实现目标精确定位。

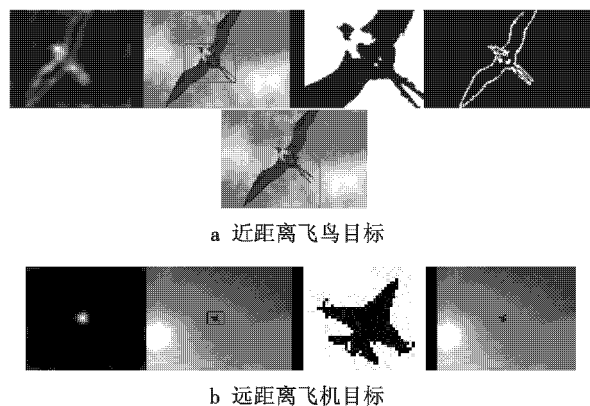


图 3 空中飞行目标检测结果

Fig. 3 Detection results of targets in the air

总之,针对空中飞行目标,无论距离远近,本文算法均能克服云层或强光干扰,具有较高的检测精度和抗干扰能力。

图 4 为检测近地目标的实验结果。图 4a 中,由于背景复杂,显著密度虽然相对集中,但并不能精确定位目标,利用大津法分割缩小子窗口左右边界,而且子窗口下边界也有目标信息存在,所以需要利用 LOG 算子调整下边界,得到比较正确的检测图像。

图 4b 中,第 3 幅是大津法的分割结果。机场背景下有大量背景干扰,导致显著密度不能全部集中在目标位置,而经过大津法分割后,子窗口上没有目标信息,因此可直接利用大津法的处理结果缩小子窗口范围,得到目标精确位置。

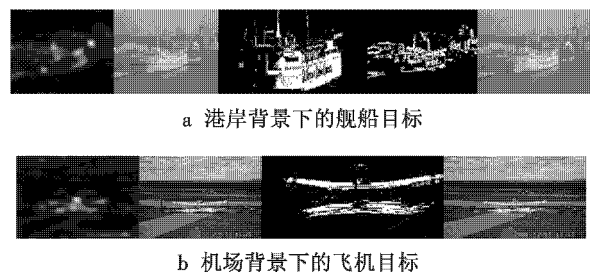


图 4 近地目标检测结果

Fig. 4 Detection results of targets near the ground

可以看出,即使背景噪声干扰严重,本文算法在对

近地目标检测时,依然保证了较高的检测水准。

图5为多目标检测的实验结果。图5a中,成像设备距离较近,导致显著密度不能完全集中,子窗口上包含了目标的边缘,经LOG算子处理图像后,调整子窗口范围,得到更精准的目标检测结果。

图5b中,第3幅、第4幅是大津法分割目标的二值图像。由于背景噪声导致两个目标的子窗口较大,但经过大津法分割处理后,适当缩小子窗口,实现精确检测。

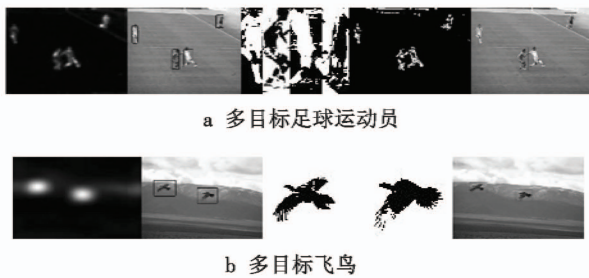


图5 多目标检测结果

Fig. 5 Detection results of multiple targets

显而易见,本文算法不仅可以处理单目标图像,针对特点相似的多目标图像,算法也表现出了较好的检测效果。另外,本文也实验了单独使用大津法或LOG算法直接用于目标检测,但只有背景简单的图像(图3a)可以成功检测,其他图像均检测失败。

综上所述,针对空中、近地等单目标或多目标,本文算法的各个环节优势互补,在初步定位不理想的情况下能够自动修正,具有较为突出的检测性能。

4.2 算法定量评价

本文采用 F -measure 的值来分析目标检测结果的准确性,其算式为

$$\begin{cases} P = \frac{\sum S_g \times S_d}{\sum S_d} \\ R = \frac{\sum S_g \times S_d}{\sum S_g} \\ F\text{-measure} = \frac{2PR}{P + R} \end{cases} \quad (18)$$

式中: P 是检测准确率(Precision),表示检测子窗口检测准确部分的面积占检测子窗口总面积的比例; R 是检测完备率(Recall),表示检测子窗口检测准确的面积占人工标定子窗口面积的比例。如果 F -measure $\geq 60\%$,则认为检测到目标, True_detection = 1; 否则认为没有检测到目标, False_detection = 1。

针对4.1节的检测结果图像,采用 F -measure 值和计算耗时对比分析文献[13]的算法和本文算法,评估结果见表1。

表1 两种算法的性能对比

Table 1 Performance comparison of the two algorithms

性能指标	图3a	图3b	图4a	图4b	图5a	图5b	均值
文献[13] F -measure	0.408	0.813	0.616	0.701	0.706	0.697	0.657
算法 耗时/s	0.448	0.463	0.692	0.670	0.571	0.416	0.543
本文 F -measure	0.845	0.868	0.871	0.707	0.871	0.851	0.836
算法 耗时/s	1.334	0.612	1.785	0.815	1.684	0.860	1.181

由表1可以看出,使用本文设计的融合大津法和LOG边缘检测算子的分割方法后, F -measure 值迅速增大,即检测准确性明显优于文献[13]的检测算法。

通过以上定性和定量实验可知,本文算法可大幅度提升多种复杂情况下的目标检测精度。当检测远距离目标时(图3b、图4b、图5b),算法还可以很好地保证检测的实时性,但对近距离或背景干扰严重的目标(图3a、图4a、图5a),由于需要启用边缘检测算子进一步提高分割精度,因此计算时间稍有增加。下一阶段工作可从两方面解决以上检测速度问题:1)硬件方面,利用GPU配置更高的计算机再次实验;2)软件方面,对HFT模型进一步优化,使其保留更多的目标图像信息,从而简化最后的精确分割,以此节省计算时间。

5 结束语

针对提高目标检测准确性的问题,本文提出了一种新的目标检测算法。首先,该算法通过HFT模型处理原图像,将目标检测问题抽象简化成了寻找最大显著密度问题,节省了计算空间;然后提出利用高效子窗口算法完成最大显著密度的搜索任务,保证了多目标检测时的处理速度;最后将设计的融合大津法和LOG边缘检测算子的图像分割新方法用于子窗口内部的分割定位,极大地提升了检测的准确性。实验结果表明,无论进行单目标或多目标检测,本文算法在各种场景中都能够保证高水平的目标检测精度。

参考文献

- [1] 王霄, 辛云宏. 红外小目标的模板提取及检测技术研究[J]. 激光与红外, 2013, 43(7): 822-825.
- [2] AZIZPOUR H, LAPTEV I. Object detection using strongly-supervised deformable part models [C]//European Conference on Computer Vision, 2012: 836-849.
- [3] KIM Y S, GHERGHEREHCHI M, KIM S Y, et al. Random sample consensus (RANSAC) algorithm for enhancing overlapped etched track counting [J]. IET Image Processing, 2015, 9(2): 97-106.
- [4] BICEGO M, LAGORIO A, GROSSO E, et al. On the use of SIFT features for face authentication [C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshop, 2006. doi:10.1109/CVPRW.2006.149.

- [5] BAY H, ESS A, TUYTELAARS T, et al. Speeded-up robust features (SURF)[J]. *International Journal on Computer Vision and Image Understanding*, 2008, 110(3): 346-359.
- [6] DALAL N, TRIGGS B. Histograms of oriented gradients for human detection[C]//*IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2005:886-893.
- [7] CEVIKALP H, TRIGGS B. Efficient object detection using cascades of nearest convex model classifiers[C]//*IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2012:3138-3145.
- [8] HARZALLAH H, JURIE F, SCHMID C. Combining efficient object localization and image classification[C]//*The 12th International Conference on Computer Vision*, 2009:237-244.
- [9] LAMPERT C H, BLASCHKO M B, HOFMANN T. Beyond sliding windows: object localization by efficient subwindow search[C]//*IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2008:1-8.
- [10] BOSCH A, ZISSERMAN A, MUNOZ X. Representing shape with a spatial pyramid kernel[C]//*Proceedings of the 6th ACM International Conference on Image and Video Retrieval*, 2007:401-408.
- [11] YE H M C, HSU C F, LU C J. Fast salient object detection through efficient subwindow search[J]. *Pattern Recognition Letters*, 2014, 46(3): 60-66.
- [12] LI J, LEVINE M D, AN X J, et al. Visual saliency based on scale-space analysis in the frequency domain[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2013, 35(4): 996-1010.
- [13] 刘松涛, 黄金涛, 刘振兴. 基于显著图生成和显著密度最大化的高效子窗口搜索目标检测方法[J]. *光电与控制*, 2015, 22(12): 9-14.
- [14] 黄侃, 张涌, 吕波. 基于超复数傅里叶变换的自适应显著性检测[J]. *计算机应用*, 2017, 37(s1): 149-154.
- [15] EVERINGHAM M, GOOL L V, WILLIAMS C K I. The PASCAL visual object classes (VOC) challenge[J]. *International Journal of Computer Vision*, 2010, 88(2): 303-338.
-
- (上接第32页)
- [6] BECHLIOLIS C P, ROVITHAKIS G A. Prescribed performance adaptive control for multi-input multi-output affine in the control nonlinear systems[J]. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2010, 55(5): 1220-1226.
- [7] LEE J H, KO J S, CHUNG S K, et al. Continuous variable structure controller for BLDDSM position control with prescribed tracking performance[J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 1994, 41(5): 483-491.
- [8] KOSTARIGKA A K, ROVITHAKIS G A. Adaptive dynamic output feedback neural network control of uncertain MIMO nonlinear systems with prescribed performance[J]. *IEEE Transactions on Neural Networks & Learning Systems*, 2012, 23(1): 138-149.
- [9] DATTOMA V, GIANCANE S, NOBILE R, et al. Fatigue life prediction under variable loading based on a new nonlinear continuum damage mechanics model[J]. *International Journal of Fatigue*, 2006, 28(2): 89-95.
- [10] 应竣械, 王玉惠, 吴庆宪, 等. 高超声速飞行器机翼关键部件损伤特性研究[J]. *吉林大学学报: 信息科学版*, 2017, 35(3): 296-303.
- [11] BOLOTIN V V. Prediction of service life for machines and structures[M]. New York: ASME Press, 1989.
- [12] RAY A, WU M K. Damage-mitigating control of space propulsion systems for high performance and extended life[R]. Washington: NASA Contractor Report 194470, 1994.
- [13] 姚卫星. 结构疲劳寿命分析[M]. 北京: 国防工业出版社, 2003.
- [14] 朱亮, 姜长生, 方炜. 空天飞行器六自由度数学建模研究[J]. *航天控制*, 2006, 24(4): 39-44.
- [15] GUO Z Y, CHANG J, GUO J G, et al. Adaptive twisting sliding mode algorithm for hypersonic reentry vehicle attitude control based on finite-time observer[J]. *ISA Transactions*, 2018, 77: 20-29.
- [16] 赵贺伟, 杨秀霞, 沈如松, 等. 弹性高超声速飞行器预设性能精细姿态控制[J]. *兵工学报*, 2017, 38(3): 501-511.
- [17] RAY A, DAI X W, WU M K, et al. Damage-mitigating control of a reusable rocket engine[J]. *Journal of Propulsion and Power*, 1994, 10(2): 225-234.