

基于关键点分布的栅格状雷达检测

杜彬彬¹, 凌强¹, 李峰¹, 孙涛²

(1. 中国科学技术大学 自动化系, 安徽合肥 230022;

2. 中国科学院长春光学精密机械与物理研究所 光电对抗部, 吉林长春 130033)

摘要: 栅格状雷达在军事上已得到了广泛应用, 对其的检测具有重大的意义. 为此提出了一种栅格状雷达检测算法, 该算法能处理具有严重形状变化的栅格状雷达物体. 首先将十字关键点当作小物体, 利用传统的滑动窗口法检测出来; 然后依据检测出的十字关键点分布密度来定位出栅格状雷达疑似区域; 最后利用疑似区域内的关键点分布位置来判断图像中是否含有栅格状雷达. 在一个包含 42 张栅格状雷达图像和 154 张非栅格状雷达图像的数据集中进行实验, 得到 7.1% 的漏检率和 12.3% 的误检率. 基于关键点分布的栅格状雷达检测算法较传统目标检测算法具有更好的鲁棒性, 能适应由雷达种类、变形及视角变化等引起的物体形状变化, 与经典算法“BOF+SIFT”和“HOG”相比, 具有更好的性能.

关键词: 计算机视觉; 目标识别; 栅格状雷达检测; 关键点分布

中图分类号: TP391.4 **文献标识码:** A doi:10.3969/j.issn.0253-2778.2015.10.009

引用格式: DU Binbin, LING Qiang, LI Feng, et al. Grid-like radar detection based on the distribution of key points [J]. Journal of University of Science and Technology of China, 2015, 45(10): 864-870.

杜彬彬, 凌强, 李峰, 等. 基于关键点分布的栅格状雷达检测[J]. 中国科学技术大学学报, 2015, 45(10): 864-870.

Grid-like radar detection based on the distribution of key points

DU Binbin¹, LING Qiang¹, LI Feng¹, SUN Tao²

(1. University of Science and Technology of China Department of Automation, Hefei Anhui 230022, China;

2. Opto-electronic Department in Changchun Institute of Optics, Fine Mechanics and Physics,

Chinese Academy of Science, Changchun Jilin 130033, China)

Abstract: Grid-like radars have been widely used for military applications, and their detection is of great importance. A novel method is proposed to detect grid-like radars even with large appearance variation. In our method, the key points of grid-like radars are first treated as small objects and detected by the classical sliding window method. Then a possible radar area is located based on the distribution density of the detected key points. Finally the decision regarding the presence/absence of grid-like radars will be made based on the spatial distribution relation of the detected key points. Experiments were done on our dataset, including 42 grid-like radar images and 154 non-radar images, and our approach achieved a 7.1% miss rate and 12.3 FPR(false positive rate). The method based on the distributions of key points is more robust

收稿日期: 2015-04-22; **修回日期:** 2016-06-10

基金项目: 国家自然科学基金(61273112).

作者简介: 杜彬彬, 男, 1992年生, 硕士生. 研究方向: 计算机视觉. E-mail: bbdu@mail.ustc.edu.cn

通讯作者: 凌强, 博士/副教授, E-mail: qling@ustc.edu.cn

against the appearance variation caused by the types of radar, deformations and viewpoint changes, and demonstrates better performance than classical method, such as “BOF+SIFT” and “HOG”.

Key words: computer vision; object recognition; grid-like radar detection; distribution of key points

0 引言

雷达检测在实际中具有极重要的用途,而栅格状雷达作为雷达的一个重要类型,对其的检测也是必不可少的.计算机视觉技术的发展,使得基于图像目标识别的栅格状雷达检测成为可能.本文提出了一种基于关键点分布的栅格状雷达检测方法.本文将具有栅格状结构的雷达称为栅格状雷达.

栅格状雷达识别的最大难题在于解决物体的形状变化,因为除了仿射变换和视角变化外,不同型号的雷达在形状上本身就存在极大的差异.

栅格状雷达作为一种普通的物体,也是通用目标识别算法的适用对象.近年来,在通用目标识别算法的研究中,为了解决物体形变的影响,提出了许多改进算法.检测器集合的方法是一种主要方法^[1-2],这类方法将同一类物体分成若干个形变较小的训练集,针对每一个训练集训练出一个检测器,最后将所有的检测器组成的集合作为该类物体的最终检测器.另一类方法针对物体中的重要组成部分建模来抑制物体形变对算法精度的影响^[3-4],因为物体整体的变化有时难以处理,局部区的变化有时会小一些,利用局部信息可以降低物体整体变化带来的影响,但这些方法都比较复杂,且需要大量的训练数据.除此之外, bag of features^[5]也是经典做法之一,但这类方法抛弃了物体的空间信息来对物体建模,往往不能获得精确的模型. Jia^[6]还提出使用最近邻分类与改良的 SIFT 特征完成目标识别,但处理的物体形状变化远不及栅格状雷达.

通用目标检测算法在检测栅格状雷达时,需要大量的训练数据,或者无法有效地解决栅格状雷达间极大的形状差异,因此常不能获得较好的检测效果.本文针对通用目标检测算法检测栅格状雷达时的不足,提出了一种采用关键点分布的栅格状雷达检测方法,可使用较少的训练数据解决栅格状雷达变形严重的问题.

不同图像中的栅格状雷达虽然变形严重,但仍有一个共同点.即它们都拥有一个明显的栅格状结构,而栅格状结构可以看作由大量的十字结构(关键点)以一定的规律组成的.地使在栅格状雷达整体变

形较为严重的情况下,这一特性仍能较好得保留,且此时一部分十字结构保持标准形状,所以栅格状雷达中十字关键点的分布能较好地表达各类栅格状雷达的特性.

关键点的分布已经被拿来当作图像的特征来理解合影照片.在这类应用中,人脸被当作关键点来处理. Chen^[7]从一堆合影照片中提取有用的社交图,然后利用一种叫做 bag-of-face-subgraphs 的特征来发现合影中的人物关系,人脸的分布还被拿来提取社交上下文^[8],但还未有研究将关键点的分布应用在目标识别中.本文提出的算法则主要基于关键点的分布来完成栅格状雷达的识别.

在利用关键点的分布时,关键点的检测自然是必不可少的.关键点的检测也是计算机视觉中的一个经典议题,已经提出了许多关键点检测算法.如 Harris 角点^[9]、SIFT 中的 DOG 关键点^[10]和 SURF 中 Hessian 关键点^[11]等,但这些算法检测到的关键点很多并不是人类主观判断出的物体关键点.文献^[12]提出基于骨架的特征角点提取,但骨架的提取易受光照变化及图像质量的影响.

本文提出的方法在检测关键点时利用传统的目标识别方法对十字结构进行建模,并以十字结构的左上角点作为图像中的关键点,最后以十字结构的分布完成栅格状雷达的检测.十字建模的过程在一个包含 928 幅十字图像和 1 700 幅非十字图像的数据集中进行了测试.

本文提出的完整的栅格状雷达检测算法在一个包含 42 幅栅格状雷达图像和 154 幅非栅格状雷达图像的数据集中进行了实验.由于本文提出的栅格状雷达检测算法是基于关键点的分布,在物体严重变形时仍保留不变的特性这一现象设计的,因此能获得较好的性能.在保证误检率不高的情况下可精确检出不同种类、形状差异较大的栅格状雷达.

1 栅格状雷达检测方法

本文提出的算法旨在检测各种带有栅格状结构的雷达,如图 1 所示.

算法的整体流程如图 2 所示,含有四个主要步骤:①十字关键点的粗略分布检测;②基于十字关键

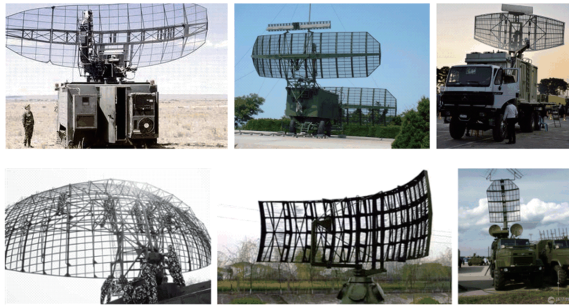


图 1 栅格状雷达示例

Fig. 1 Some types of grid-like radar

点的分布密度定位一个栅格状雷达疑似区域;③在疑似区域使用小步长再次检测十字关键点的分布;④利用疑似区域的十字关键点分布检测栅格状雷达。

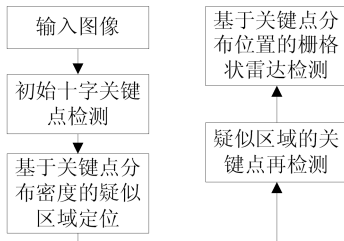


图 2 算法流程

Fig. 2 The overview of our method

1.1 初始十字关键点检测

本步骤为栅格状雷达检测算法的第一步,旨在获得十字关键点在整幅图像的粗略分布。

关键点检测是图像处理中的重要步骤,但传统关键点检测算法更多的是为了方便之后的特征提取,常常并不能得到与人类主观感觉对应的关键点。由于大部分栅格状雷达变形严重时,仍包含部分标准十字结构,因此本文采用栅格状雷达中的十字结构点作为关键点。

本文将关键点与其附近区域当作小物体来检测,使用在目标识别中广泛运用的滑动窗口法^[13]来检测图像中的十字关键点。因十字结构的主要特征为近似垂直相交的两条线段,所以特征提取选择对梯度特征描述较好的 HOG^[14]特征。分类器选择线性 SVM^[15]。

由于十字结构具有一种固有的尺度不变性,因此对十字关键点的检测只需在一个尺度下进行。同时因为本步骤的关键点检测结果并不直接作用于最后的结果,所以采用一个较大步长 s_1 以节省检测时间。

图 3 列出了经典的 Harris 角点、SURF 关键点和本文十字关键点的检测效果。Harris 角点使用小十字标出, SURF 关键点使用小圆圈表示,本文的十字关键点使用小方框表示。



图 3 几种关键点检测算法对比

Fig. 3 The performance comparison between several key points detection schemes

1.2 基于关键点分布密度的疑似区域定位

该步骤为栅格状雷达检测算法的第二步,旨在定位出可能包含栅格状雷达的区域,移除杂乱的背景及一些非雷达物体。

在传统的目标检测算法中,因为并不知道图像中的物体和背景分别在哪里,所以常需要使用穷举式的滑动窗口法来对图像中的各部位逐一判断,从而避免无关信息的干扰。本文则使用关键点的分布密度定位出图像中的栅格状雷达疑似区域,然后再对疑似区域进行精细的判决。

从十字关键点存在误判的角度来说,因为十字结构只是一个包含几百个像素点的图像小块,所以一幅图像中的滑动窗口数量会很多,即使针对十字结构的分类器训练得很好,也仍然会有一些落在背景和非雷达物体上被检出的关键点。这些不在栅格状雷达上的关键点会对最终的雷达检测结果造成不良的影响,因此作出整幅图像的关键点检测结果判决是不可靠的,疑似区域的圈定能降低这些因素的影响。

本步骤定位出的疑似区域指的是图像中最有可能包含栅格状雷达的图像块。它是基于这样一种假设定义的:栅格状雷达所在的区域一定有密集的十字关键点分布。在本文的算法中,使用十字关键点的密度来定义疑似区域。首先每个十字关键点周围的十字密度(十字关键点的个数)由统计计算得到。测试一个关键点 X_j 是否在另一个关键点 X_i 周围就是测试它们之间的距离是否小于 $d = \text{neighbourwidth}/2$ (一个可调节的参数)。为了便于理解,引入了一个窗函数:

$$\varphi(u) = \begin{cases} 1, & \text{if } \|u\|_{\infty} < d \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (1)$$

式中, u 为两点距离向量,在关键点 X_i 周围的十字

关键点数目 num_i 的计算方法如下:

$$\text{num}_i = \sum_{j=1}^{n-1} \varphi(X_j - X_i), j \neq i \quad (2)$$

式中, n 是十字关键点的总个数. 密度最大值为:

$$\max_dens = \max(\text{num}_1, \text{num}_2, \dots, \text{num}_n) \quad (3)$$

在得到每个十字关键点附近的点密度后, 密度最大值对应的关键点周围区域即为疑似区域. 该疑似区域将会被提取出来作为算法下一阶段的输入. 尽管在许多图像中都会找到这样的一个疑似区域, 但有些疑似区域内只含有少量的十字关键点, 这样的区域不太可能包含栅格状雷达. 为了加速判决过程, 一个阈值 th 在这一阶段被设定以滤除一些不太可能包含栅格状雷达的图片.

最大关键点密度 $\max_dens \leq th$ 的图片会直接判定为不包含栅格状雷达, $\max_dens > th$ 的图片则会进行进一步的测试. 本文设定 $th=3$, 因为三个关键点无法构成两条直线, 更不可能构成栅格状结构.

1.3 疑似区域的关键点再检测

该步骤为栅格状雷达检测算法的第三步, 目的是在疑似区域内获得更精确的十字关键点分布信息.

如果检测算法是基于整幅图像的十字关键点的, 那么背景或非雷达物体上检测出的十字关键点会对算法的精度造成致命的影响, 但有理由相信疑似区域内仅有一幅图像中可能包含栅格状雷达的物体. 为了使检测到的十字关键点能更好地作用于下一个步骤, 在本步骤中采用一个较步骤一中 s_1 更小的步长 s_2 .

1.4 基于关键点分布位置的栅格状雷达检测

该步骤为栅格状雷达检测算法的第四步, 旨在利用疑似区域内检测到的关键点分布信息作出有无栅格状雷达的判断.

从理论上来说, 检测出的十字关键点分布密度已经能够从一定角度上反映图像中栅格状雷达的一些特性, 但是纯粹地使用关键点个数或分布密度来判断疑似区域内物体是否为栅格状雷达往往精度会很低, 这是因为十字关键点的检测效果仍然受到物体形状变化和图片质量的影响.

虽然基于关键点分布密度的检测算法不可行, 但是关键点的分布信息中仍存在能反映栅格状雷达物体特性的有用信息. 而关键点之间的相对位置关系是对物体形状的一种有效表达方式, 且这种信息

在物体形变和图像质量变化时仍能保持较好的不变性, 因此无论图像中检测到的关键点分布密度如何, 只要它们之间满足一定的相对位置关系, 就可以判定该物体是栅格状雷达.

对栅格状雷达来说, 它的十字关键点应该分布在一些近似平行的直线上, 因为每个关键点代表一个十字结构, 分布在平行线上的十字结构极有可能构成一个栅格状结构, 而且基于关键点的平行直线检测对光照、雷达直线的弯曲等因素具有更好的鲁棒性.

在之前的关键点检测中, 之所以没有使用最大值抑制的方法将检测中重合在一起的十字结构整合在一起, 也是在为这一步骤中的关键点位置关系检测做准备. 因为如果做完整合后, 如果栅格状雷达中直线结构因为图像的拍摄原因发生弯曲, 则不利于这一步中的平行直线检测.

关键点位置关系检测的具体做法是利用上一步骤检测到的十字关键点坐标生成一副与疑似区域相同尺寸的关键点坐标图像, 该图中每个像素的值定义为:

$$I(x, y) = \begin{cases} 1, & \text{(如果 } x, y \text{ 处有十字)} \\ 0, & \text{否则} \end{cases} \quad (4)$$

此关键点坐标图像中的直线可使用霍夫变换^[16]来检测. 如果两条直线平行, 它们的角度应该是相同的, 因此只要找到角度相同的直线就是找到所有的平行直线了. 如果疑似区域内的关键点能形成平行的直线, 则应包含栅格状雷达, 反之则不含有.

2 实 验

首先针对 HOG 特征在十字检测的效果进行实验, 共使用了 928 幅十字图像和 1 700 幅非十字图像. 其次, 完成一个栅格状结构图像的分类实验, 对两种经典算法“BOF + SIFT”、“HOG”及本文算法的结果进行了比较, 共 160 幅栅格状结构图像和 537 幅非栅格状结构图像. 最后, 在一个含有 42 幅栅格状雷达图像和 154 幅非栅格状雷达图像的数据库中进行栅格状雷达检测实验, 以验证算法每一步的合理性.

2.1 十字检测实验

对十字检测来说, 最重要的是选择一个好的特征, 本文选择的是对梯度信息把握较好的 HOG 特征. 在这一部分, 主要研究了 HOG 在十字检测方面

的性能. 共有 728 幅正样本十字图像和 1 000 幅负样本非十字图像被拿用作训练集, 200 幅十字图像和 700 幅非十字图像作为测试集, 所有的图像大小均为 16×16 像素.

本文默认的 HOG 参数如下: 线性梯度在 $0^\circ \sim 180^\circ$ 区间内向九个方向的投影; 8×8 像素块即 $8 \times$ 的像素胞元(即一个块中只一个胞元); 4 像素的块滑动量(重叠率为 0.5). 默认的分类器是线性 SVM.

图 4~6 总结了不同设置对十字检测的影响, 结论如下: 增加梯度方向数可以提升性能, 使用 $0^\circ \sim 360^\circ$ 的梯度区间较 $0^\circ \sim 180^\circ$ 好; 当像素块为 8×8 时, 像素胞元尺寸小些更好; 提升重叠率可提升性能; 使用高斯核 SVM 较线性 SVM 效果更好.

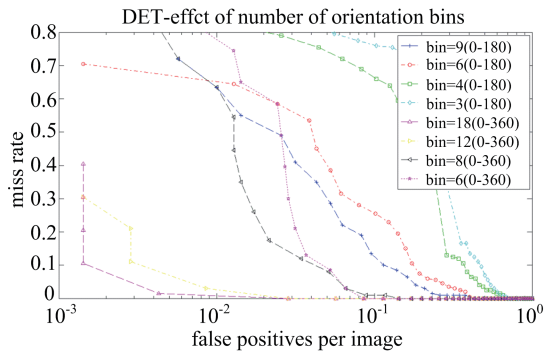


图 4 不同梯度方向数的 HOG 检测子对比
Fig. 4 The performance comparison between the HOG detector with different orientation bins

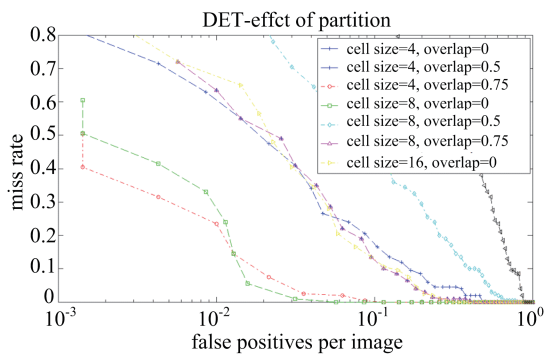


图 5 不同划分策略的 HOG 检测子对比
Fig. 5 The performance comparison between the HOG detector with different partition schemes

2.2 栅格状结构图像分类实验

实验对 160 幅从栅格状雷达图像中裁剪的栅格状结构图片和 537 幅非栅格状结构图片进行分类, 所有图片大小为 96×96 像素. 使用了两种经典的通用目标检测算法“BOF + SIFT”、“HOG”与本文提

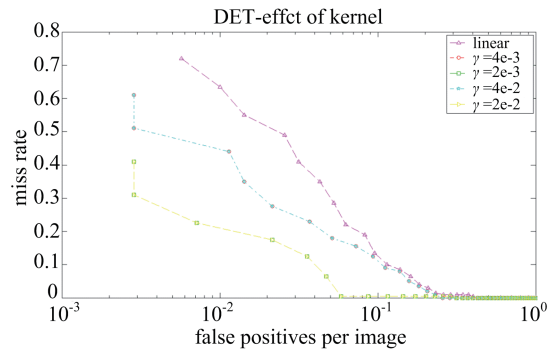


图 6 不同的 SVM 核对比
Fig. 6 The performance comparison between the SVM classifiers with different kernels

出的算法作栅格状结构图像的分类效果对比实验. 其中常用来做目标分类的“BOF”算法近年来被用于目标检测^[17], 所以亦拿来作比较.

经典算法的详细配置如下. “BOF + SIFT”使用 dense sift 描述子, 使用库中所有图片的描述子聚类成 500 words 的词典, 使用该词典对所有图像进行表示. “HOG”则使用原始论文^[14]中的默认设置. 这两种算法的分类器均使用线性 SVM, 性能评估使用 5-fold 交叉验证.

如图 7 所示, 经典算法在区分栅格状雷达图像和其他图像时有不错的效果, 但本文方法效果更好. 由于缺乏训练样本, 经典算法在进行实际栅格状雷达检测时错误率更高.

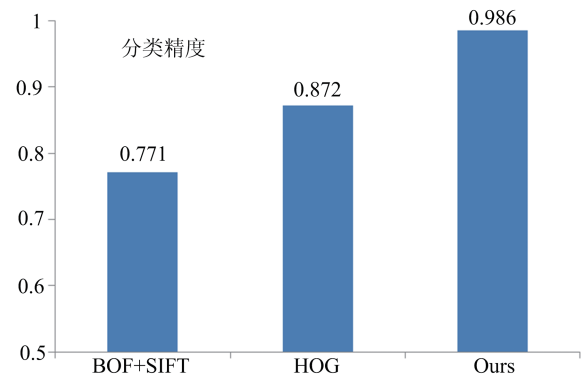


图 7 不同方法的栅格状结构分类对比
Fig. 7 The performance comparison for grid-like structure images classification by different methods

2.3 本文的栅格状雷达检测算法实验

实验在整幅图像中做栅格状雷达检测, 详细地研究了本文提出的算法中每个步骤的合理性, 共使用了 42 幅栅格状雷达图片和 154 幅非栅格状雷达图像. 如上所述, 算法共分为四个步骤: ①初始十字关键点检测; ②定位疑似区域; ③疑似区域的关键点

再检测;④基于关键点分布的栅格状雷达检测. 图 8 为两幅栅格状雷达图像的检测过程. 除了最左侧的两张图片外,其余的图片分别为四个步骤所产生的结果.

实验中,我们展示了不同算法架构和参数对检测结果的影响. 默认算法架构具有完整的四个步骤,参数设置如下:初始关键点检测使用滑动步长 $s_1 =$

4;计算关键点密度时 $neighbourwidth = \min(wid, leg)$ (其中 wid, leg 分别为图像的宽和长),图片筛选阈值 $th=3$,因为三个关键点不可能形成两条平行直线;疑似区域的关键点再检测使用滑动步长 $s_2 = 2$.

实验共包含四个小实验:①取消步骤 2 和 3, $s_1 = 4$;② $s_1 = 8, s_2 = 2$;③ $s_1 = 4, s_2 = 2$;④ $s_1 = 2, s_2 = 2$.

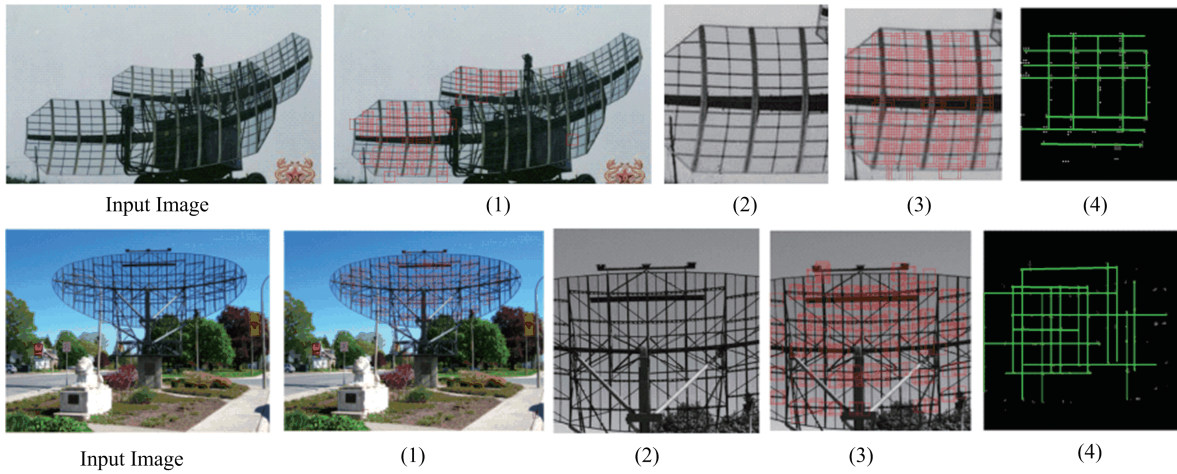


图 8 栅格状雷达检测算法流程

Fig. 8 The overall grid-like radar detection algorithm procedure

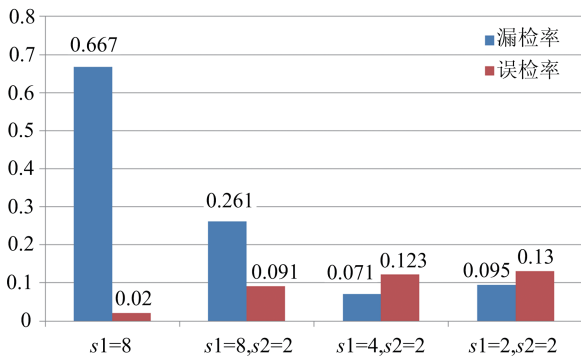


图 9 不同架构的栅格状雷达检测算法效果对比

Fig. 9 The performance comparison between different grid-like radar detection frameworks

实验结果如图 9 所示. 主要结论如下:①步骤 2 中的定位疑似区域对算法的性能至关重要,当步骤 2 和 3 被取消后,误检率上升了 59.6%;②减小步长 s_1 会减小漏检率但增加误检率;③默认的算法架构 $s_1 = 4, s_2 = 2$ 拥有最好的检测效果:7.1%的漏检率和 12.3 的误检率.

图 10 展示了一些成功的检测案例.

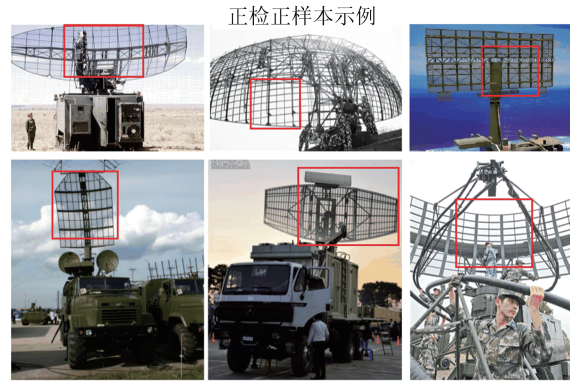


图 10 一些成功案例

Fig. 10 Some success cases

方法可以检测具有复杂形状变化(由雷达种类、光照、尺度变化及视角变化等引起)的栅格状雷达物体. 该方法先检测栅格状雷达中的十字关键点,然后利用关键点的分布密度和位置关系来实现物体的检测. 本文展示了关键点的分布对目标识别的意义,且该方法对具有复杂形状变化的物体具有更好的鲁棒性. 此外,整体的方法还依赖于疑似区域的圈定,实验表明,其对除感兴趣物体外的信息具有良好的移除效果,可以较大幅度地提升算法检测精度. 算法在一个包含 42 幅栅格状雷达图像和 154 幅非栅格状雷达图像的数据集中实验,得到 7.1%的漏检率和

3 结 论

本文提出了一种新的栅格状雷达检测方法,该

12.3 的误检率. 在栅格状结构图像的分类实验中也优于经典的“BOF+SIFT”和“HOG”算法.

参考文献(References)

- [1] Viola P, Jones M J. Robust real-time face detection [J]. *International Journal of Computer Vision*, 2004, 57(2): 137-154.
- [2] Ali K, Fleuret F, Hasler D, et al. A real-time deformable detector[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2012, 34(2): 225-239.
- [3] Felzenszwalb P F, Girshick R B, McAllester D, et al. Object detection with discriminatively trained part-based models [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2010, 32(9): 1627-1645.
- [4] Felzenszwalb P F, Girshick R B, McAllester D. Cascade object detection with deformable part models [C]// *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. San Francisco, USA: IEEE Press, 2010: 2241-2248.
- [5] LIF F, Fergus R, Perona P. Learning generative visual models from few training examples: An incremental Bayesian approach tested on 101 object categories[J]. *Computer Vision and Image Understanding*, 2007, 106(1): 59-70.
- [6] 贾平, 徐宁, 张叶. 基于局部特征提取的目标自动识别[J]. *光学精密工程*, 2013, 21(7): 1898-1905.
Jia P, Xu N, Zhang Y. Automatic target recognition based on local feature extraction [J]. *Optics and Precision Engineering*, 2013, 21(7): 1898-1905.
- [7] Chen Y Y, Hsu W H, Liao H Y M. Discovering informative social subgraphs and predicting pairwise relationships from group photos[C]// *Proceedings of the 20th ACM International Conference on Multimedia*. Nara, Japan: ACM Press, 2012: 669-678.
- [8] Gallagher A C, Chen T. Understanding images of groups of people[C]// *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Miami, USA: IEEE Press, 2009: 256-263.
- [9] Harris C, Stephens M. A combined corner and edge detector[C]// *Proceedings of the 4th Alvey Vision Conference*. Manchester, UK: ACM Press, 1988: 147-151.
- [10] Lowe D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints [J]. *International journal of Computer Vision*, 2004, 60(2): 91-110.
- [11] Bay H, Ess A, Tuytelaars T, et al. Speeded-up robust features (SURF) [J]. *Computer Vision and Image Understanding*, 2008, 110(3): 346-359.
- [12] 李平, 魏仲慧, 何昕, 等. 采用多形状特征融合的多视点目标识别[J]. *光学精密工程*, 2014, 22(12): 3368-3376.
Li P, Wei Z H, He X, et al. Object recognition based on shape feature fusion under multi-views[J]. *Optics and Precision Engineering*, 2014, 22(12): 3368-3376.
- [13] Forsyth D A, Ponce J. *Computer Vision: A Modern Approach* [M]. 2ed, New Jersey: Prentice Hall, 2002.
- [14] Dalal N, Triggs B. Histograms of oriented gradients for human detection [C]// *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. San Diego, USA: IEEE Press, 2005: 886-893.
- [15] Chang C C, Lin C J. LIBSVM: A library for support vector machines[J]. *ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology*, 2011, 2(3): 389-396.
- [16] Hough P V C. Method and means for recognizing complex patterns, U. S. Patent, 3069654[P]. 1962.
- [17] Van de Sande K E A, Uijlings J R R, Gevers T, et al. Segmentation as selective search for object recognition [C]// *IEEE International Conference on Computer Vision*. Barcelona, Spanish: IEEE Press, 2011: 1879-1886.