

光学遥感图像中的飞机目标检测技术研究综述

祝文韬 谢宝蓉 王琰 沈霁 朱浩文

上海航天技术研究院 上海 201109

摘要 光学遥感图像中的飞机目标检测技术已被广泛应用于城市规划、航空交通以及军事侦察领域。目前尽管已有大量研究,但仍然存在很多问题亟待解决。文中回顾了该技术研究现状,并从遥感图像目标检测思路出发,将飞机目标检测方法总结为3类,对这3类检测方法的概念和研究情况分别进行了阐述,并在此基础上进行了比较分析,重点研究了深度学习方法在该领域的研究情况并讨论了样本和数据集问题,最后讨论了飞机目标检测的关键技术难点,并对该领域的未来发展趋势做了展望。

关键词: 光学遥感图像;飞机目标检测;模板匹配;机器学习;深度学习

中图法分类号 TP753

Survey on Aircraft Detection in Optical Remote Sensing Images

ZHU Wen-tao, XIE Bao-rong, WANG Yan, SHEN Ji and ZHU Hao-wen

Shanghai Academy of Spaceflight Technology, Shanghai 201109, China

Abstract Aircraft detection technology in optical remote sensing images has been widely used in urban planning, aviation and military reconnaissance. Despite a lot of research, there are still many problems to be solved. The paper review the research status of this technology. Starting from the thoughts on remote sensing image target detection, we divide the aircraft target detection methods into three categories and separately elaborate the concepts and research status of these three types of detection methods and conduct comparative analysis on this basis. We focus on the research of deep learning methods in this field and discuss the issues of sample and data set. Then we state the technical difficulties in aircraft target detection. Finally we consider and discuss the object detection task of high-resolution remote sensing image, and made a prospect for the future development of the field.

Keywords Optical remote sensing image, Aircraft detection, Template matching, Machine learning, Deep learning

高分辨率光学遥感影像有着丰富的空间信息以及清晰的几何结构和纹理信息,可以对一些遥感目标如舰船、飞机、油罐、车辆等进行精确识别^[1]。飞机是一种重要的军事战略目标,对光学遥感图像中的飞机目标进行检测,在军用和民用领域都有着重要的意义。尤其是在军用领域,在战争中,利用可见光遥感图像对军事基地和机场中停靠的飞机目标进行检测,对情报的获取及战略的部署有着重要的意义,在战场上快速、准确地了解敌机数量、起降调动情况和位置分布,可以为后续作战决策提供有力的信息保障,对于赢得战争发挥着重要的作用。

光学遥感图像中的飞机目标受噪声、季节天候、光照强度、阴影和遮挡等因素干扰,会对目标内部细节的结构和纹理信息产生影响,给高分辨率图像中的目标检测带来较大的挑战,从而影响检测准确率。大幅面、高分辨率的遥感图像产生的海量数据,使得处理速率成为了影响在星上实时处理等实时性要求较高的应用场景应用的另一瓶颈,因此提升处理速率和检测算法的准确率成为了迫切的需求,快速、准确地判断出敌机的数量变化情况是现代战争中战场态势分析中必不可少的环节。研究高效率、高准确率的遥感图像飞机目标检测算法,有着重要的意义。

本文在概述遥感图像飞机目标检测研究现状的基础上,对检测方法的分类进行了探讨,以对目标特征的构造方式为

分类依据,详细阐述了飞机目标检测的常用方法以及样本和数据集问题,分析了飞机目标检测中的关键技术难点,最后展望了高分辨率遥感图像中飞机目标检测的发展趋势。

1 遥感图像飞机目标检测的总体技术思路

遥感图像飞机目标检测的总体技术思路可以分为4个部分:图像获取和预处理、检测前期准备、目标检测算法,以及检测后处理。飞机目标检测原理框图如图1所示。

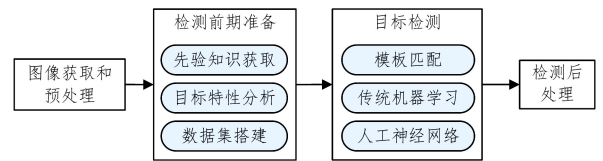


图1 飞机目标检测框图

Fig. 1 Framework of aircraft detection

遥感图像飞机目标检测针对的图像主要有两种,一种是由卫星拍摄后经过处理的大幅面遥感图像,另一种是经过分割后的机场图像。本文不对机场识别部分进行讨论,只关注于更具通用性的从图像中检测飞机的目标检测方法。

图像预处理是对图像进行目标检测的前提条件,常见的预处理方法有图像降噪、图像增强、图像分割、边缘提取等。预处理可以提高图像的质量,以便后续提取目标稳定的特征,

可以更好地进行后续的检测。

检测的前期准备主要有 3 个部分:先验知识获取、目标特性分析以及数据集的搭建。先验知识主要是对飞机目标的检测场景做的前期调研工作,比如机场类型、停放的飞机种类、规格以及拍摄条件等;目标特性分析是提取出目标区别于其他目标在图像灰度、结构、纹理等要素上的特点,如飞机相比于舰船、车辆等目标在外形、尺寸等特点上的目标特性。先验知识和目标特性的引入可以使设计检测算法时做一些针对特定目标、特定场景的调整和设计,对特定目标的检测更具有针对性,提升了检测效果。数据集搭建是针对机器学习这一类方法的准备工作,用于训练模型参数,对于算法的检测效果至关重要。

飞机目标检测算法是飞机目标检测的关键所在,一个好的算法能极大地提升检测准确率和识别效率。光学遥感图像领域常用的目标检测算法有:(1)基于模板匹配的目标检测方法;(2)基于图像分割的目标检测方法;(3)基于传统机器学习的目标检测方法;(4)基于人工神经网络的目标检测方法。基于对象的检测算法主要依据目标区域的颜色、纹理和形状等图像低级特征,主要通过图像分割和目标分类这两个步骤对目标进行检测。这类检测方法主要适合针对建筑物、滑坡等土地变化、农作物、森林、桥梁等一般性地物的检测任务。而飞机所占图像的比例相对较小,缺少纹理规律,形状多变,故光学遥感图像飞机目标检测主要以模板匹配法、传统机器学习方法和人工神经网络方法为主。

检测后处理主要是对检测出的目标进行进一步的处理,以改善并输出检测结果,如滤除相邻的多余检测框。常用的检测后处理方法有非极大值抑制方法。

2 光学遥感图像飞机目标检测方法

2.1 基于模板匹配的方法

模板匹配的方法是目标检测领域最早提出的也是最简单的一类检测方法,其理论是按照相关策略,根据已知模块在搜索图像中寻找逼近模块的匹配过程^[2]。

模板匹配主要分为两步:模板生成和相似性度量。其原理框图如图 2 所示。

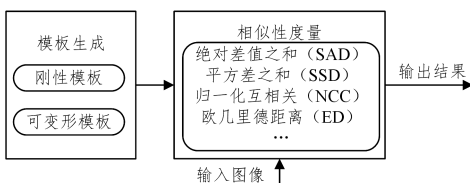


图 2 模板匹配原理框图

Fig. 2 Block diagram of template matching

对于每个待检测对象类,应首先通过手工制作或从训练集中学习来生成模板。相似性度量利用制作好的模板对图像进行遍历,以根据最小失真或最大相关度的评价标准找到最佳匹配,同时考虑所有允许的平移、旋转和比例变化。

常用的相似性度量方法有绝对差值之和(SAD)、平方差之和(SSD)、归一化互相关(NCC)和欧几里德距离(ED)。

模板匹配方法在模板生成的方法上主要分为两种:刚性模板和可变形模板。针对建筑物、道路、储水罐等形状、比例较为固定的地物的检测刚性模板匹配相对更加有效;针对飞

机目标检测任务,可变形模板的应用相对较多。

Xu 等^[3]针对可变形模板,采用一种具有边缘的势函数(EPF),为模板提供了一种有力的模式,之后利用人工蜂群算法(ABC)快速地完成飞机目标检测的任务。该算法的计算复杂度低,且被证明算法收敛,具有较高的可行性。Liu 等^[4]构建了一个基于形状的全局最小化活动轮廓模型(SGACM),并利用该模型来提取遥感图像中飞机、油罐这样具有规则形状的目标。该算法在抗干扰方面的表现优异,相比先前算法具有更强的鲁棒性和准确性。Lin 等^[5]提出了一种新的称作径向梯度角(RGA)的旋转不变特征,用于提取样本图像和待检测图像的 RGA 特征模板,并进行模板匹配。该算法对于复杂背景下的飞机目标检测任务表现出了较好的抗噪声性能。

2.2 基于传统机器学习的方法

遥感图像飞机目标检测可被视为一种分类问题。机器学习技术发展至今,已经有了很多强大的特征表示方法和性能优良的分器。传统的机器学习方法主要通过以下几个步骤来实现目标检测:构建训练数据集,区域提取,特征设计和提取,特征处理,相似性度量衡选择,分器设计,训练和检测。基于传统机器学习方法的飞机目标检测原理框图如图 3 所示。

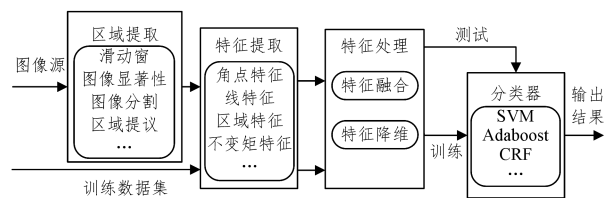


图 3 传统机器学习方法的原理框图

Fig. 3 Block diagram of traditional machine learning methods

影响传统机器学习方法检测效果的主要环节是区域提取、特征提取、特征处理(可选)和分器设计,其中特征处理指的是特征融合和降维处理。

2.2.1 区域提取

在候选区域提取的搜索策略上,常用方法有滑动窗的方法,如文献[6-10],这种方法用不同尺度和长宽比的滑动窗对整幅图像进行扫描,采用暴力搜索的方法可以很好地避免检测区域的遗漏,但计算量较大,且步长、尺度、长宽比等参数也较难根据复杂多变的的目标情况进行选择。

基于图像分割的方法是先将整幅图像根据局部同质性分割成图像块,比如对飞机检测先分割出机场图像或是跑道图像,再对分割后的图像块中的目标进行检测。基于图像显著性^[11-12]的候选区域提取通过找寻图像基于纹理、灰度、边缘等区分于背景的特点,提取出具有较强显著性的区域。

2.2.2 特征提取

遥感图像中目标的特征提取实质上是将原始图像中的高维度信息映射到低维特征空间中,成为目标检测的依据。

基于传统机器学习方法提取的图像特征可以分为两大类,一类是类似于统计特征、边缘特征的通用目标检测特征,另一类是针对特点检测目标专门设计的特征,如不变矩特征就有很多针对飞机目标设计的特征。传统的目标特征,如统计特征、边缘特征和纹理特征,存在运算量大、特征稀疏和特征维度高问题,而将图像进行傅里叶变换和小波变换之后提取出的一些变换和滤波特征因其语义不明确、表示能力较

弱的特点,在遥感图像飞机目标检测任务中应用较少。

对于如何从复杂的光学遥感图像目标中提取描述能力强、鲁棒性高、易于分类和识别的特征,诸多学者做了研究。

对于飞机这类特殊的十字形几何结构,已有大量方法设计了手工制作的特征来完成飞机检测,很多的研究是利用目标局部特性来提取特征,例如尺度不变特征变换(SIFT)^[13]、定向梯度直方图(HOG)^[14]和显著性^[15-16]。Sun等^[6]针对高分辨率遥感图像中形状复杂的物体检测任务,提出了一种基于空间稀疏编码词袋模型的检测方法。Xiao等^[17]使用椭圆傅里叶变换(EFT)来改善HOG特征的不变性。虽然局部特征是图像的低级特征,但是对象检测是高级语义分析的一部分,其与实际理解图像内容更紧密地对齐。Lei等^[18]提出了一种新的颜色增强旋转不变Hough森林(CRIHF)方法,该方法在当时具有较高的召回率(92%以上),且抗噪声性能良好。Liu等^[19]针对图像中飞机发生旋转导致检测效果差的情况,提出了一种结合稀疏编码和径向梯度变换(RGT)的特征提取新方法,该特征描述符有着较好的旋转不变性。

2.2.3 特征处理

提取到目标的特征之后,可以采取一些技术来改善特征的性能。特征处理一般有特征融合和特征降维这两种方法。

目标的外观特性复杂,单一特征往往难以较好地表征一个目标的全部外观特性,因此将一些特征进行融合是必要的。遥感图像目标检测领域比较常用的特征融合方法是线性矢量级联,如Grabner等^[20]就将Haar特征、方向直方图和LBP特征几种特征进行线性级联来检测目标。Zhang等^[21]提出了一种新的用局部梯度表示飞机外观的旋转不变性特征,利用统计方法将目标外观特征、空间变形特征和旋转变形特征加以融合,形成新的特征模型。此外,该领域的特征融合方法还有异构特征机(HFM)^[22]和稀疏多模态学习(SMML)方法^[23]。

特征降维是将高维特征压缩为低维特征,并根据后续分类器的需求对特征进行一些降维处理,以便更好地对特征进行分类,降低计算复杂度。遥感图像目标识别领域常用的特征降维方法有:PCA、线性判别分析^[24]、Fisher判别分析^[25]、偏最小二乘等。

2.2.4 分类器设计

分类器的作用是 minimized 训练数据上的分类错误损失。对于飞机检测的二分类问题,将样本分为正样本和负样本。在训练样本上执行分类器算法进行分类,可以得到预测结果;再选定一种评价指标来评估分类器的性能,从而调整参数,改进分类器,使得在训练样本上得到较高的检测率。最常用的方法有SVM分类方法、AdaBoost,此外还有最近邻(k-NN)、条件随机场(CRF)和基于稀疏表示的分类(SRC)等方法。

2.3 基于人工神经网络的方法

相比传统机器学习方法,人工神经网络(ANN)不需要手动设计特征,可以通过训练好的网络自动提取样本中的特征。ANN通常由3种类型的层组成,即输入层、隐藏层和输出层,它们分别接收、处理和呈现最终结果。仅使用单一特征作为特征提取器时效率低下,不能满足飞机目标检测任务中快速检测的需求,并且在不同特征提取器之间的偏离性和不同同步性会降低训练过程的有效性^[26]。因此,更多的研究侧重于

建立端到端的网络。

近年来,随着人工智能神经网络技术的进步,深度学习研究不断发展,目标检测领域有了重大的进展。具有强大特征表示能力的深度学习网络,将对象检测视为使用深度特征的感兴趣区域分类问题,利用深层的网络架构自动从输入数据中获取图像的特征并在输出层对图像分类,较高层次的特征映射能够对图像语义进行抽象,具有较强的特征表示能力。

根据数据集的使用情况、网络结构的情况,针对不同应用场景,深度学习衍生了多种算法,如以卷积神经网络(CNN)为基础的图像目标检测深度神经网络、生成对抗网络(GAN)、深度信念网络(DBN)等等,其中深度神经网络在光学遥感图像飞机目标检测领域应用最为广泛。

2.3.1 深度神经网络

深度神经网络按处理步骤,可以分为两类:两阶段方法(Two-Stage)和一阶段方法(One-Stage)。

对象检测的处理分为两个不同的阶段:候选区域生成和目标分类。候选区域生成阶段旨在生成似物目标的边界框。最常见的例子有基于滑动窗口搜索,对不同尺度下的每张图像的所有位置进行扫描。目标分类是对提取出的候选框图像进行进一步的分类,从而检测出目标。

两阶段方法的优点在于检测准确率高;而一阶段方法相比两阶段方法计算效率更高,但因存在类不均衡问题^[27],所以检测精度相对较低。

(1)两阶段方法

对于目标检测来说,两阶段方法是一类基于区域推荐的检测算法,它首先生成目标区域候选框(Region Proposals),然后对候选框中的图像做进一步的分类并修正框的位置,从而实现目标的检测。比较常见的两阶段方法有:R-CNN, Fast R-CNN, Faster R-CNN, R-FCN 和 FPN。

在高分辨率大幅面的遥感图像上搜索似物目标会导致很高的计算成本。两阶段网络在第一阶段可以采用选择性搜索的算法提取似物区域,减少计算量。Uijlings等^[28]提出了一种选择性搜索算法,该算法通过考虑底层图像结构来产生似物区域。选择性搜索算法划分了类和类之间独立的区域;还可以生成更少的区域,因为样本的可变性更低,从而简化了问题。更重要的是,它的运算速度快,可以串联一个效果更好的机器学习模型。Ding等^[29]在VGG16-Net的基础上采用了多尺度方法和多种改进措施改进的一种密集卷积网络,提高了检测精度;并且提出了一种减少测试时间(检测时间)和内存需求的方法,可以更准确、更有效地检测卫星光学遥感图像中的物体。

Wu等^[30]提出了BING方法与CNN相结合的方法来进行飞机目标检测。然而,使用这种方法测试图像的平均检测时间(或测试时间)约为6.414s。Cao等^[31]通过RCNN进行飞机检测,比先前的算法有了较大的改进,但在精度和速度方面不及Faster R-CNN。

(2)一阶段方法

一阶段方法是基于回归方法的目标检测算法,主要是通过对图像上各个位置、尺寸和长宽比的框进行有规律的密集采样来检测目标,网络直接对输入的图像进行处理以产生物体的类别概率和位置坐标值。比较常见的一阶段方法有:

SSD, YOLO, YOLOv2, YOLOv3 和 CornerNet。

Dai 等^[32]在 YOLOv3 的基础上对网络结构和多尺度检测做了一些改进,并提出了一种遥感图像飞机目标的实时检测算法。该算法取得了较好的实验结果,但依赖较多的数据支撑。Guo 等^[33]针对图像分割后得到的停机坪和跑道,手动搭建数据集,并对 YOLO 网络进行迁移式强化训练。相比两阶段网络检测算法,一阶段方法的检测效率得到了较大的提升,并且在检测精度上也达到了较高的准确率。

2.3.2 其他深度学习网络

除了神经网络,还有很多网络结构都在目标检测任务中得到了应用,但在目前遥感图像目标检测领域使用较多的是基于强化学习的方法。针对大尺度图像的飞机目标检测问题,搜索策略可以采用强化学习的方法,利用强化学习网络逐步缩小目标候选区域,达到对目标快速定位的目的。

Yang 等^[34]提出了一种基于强化学习和卷积神经网络(CNN)的 RL-CNN 检测框架模型。首先,使用对象提议方法从原始图像生成候选框,通过强化学习训练的目标检测器将飞机定位在候选框中。然后,候选框在飞机周围汇聚,利用 CNN 模型对每个定位结果进行评分。最后,在非最大抑制后检测遥感图像中任意数量和种类的飞机。该方法的检测准确率较高,但独立的对象提议方法会耗费大量的运行时间,检测效率较低。文献[35-37]将对象检测问题作为马尔可夫决策过程,并基于强化学习训练检测器。检测器采用自上而下的搜索过程,首先分析全局图像,然后逐步缩小包含对象信息的区域。然而,这些基于强化学习的检测方法仅检测固定数量的物体,不能很好地应对遥感图像中飞机目标检测的挑战。

2.4 算法比较分析

模板匹配方法的计算形式简单,对目标所包含的信息量要求少,容易实现,在目标检测中研究较为成熟,也被广泛应用,是较为基础的算法。然而,模板匹配方法对比例和旋转较

为依赖,对视角的变化比较敏感,需要较多目标的先验信息,对复杂多变的场景下的目标检测任务效果不佳,其在大幅度高分辨率光学遥感图像飞机目标检测领域的应用受到限制。

传统机器学习方法具有以下优点:算法针对性强,可以根据飞机目标的十字形结构有针对性地对特征进行设计,算法设计灵活性强;对通用特征的研究和理论十分丰富,分类器算法如 SVM 等发展相对成熟,理论支撑充足;相比模板匹配算法,往往拥有更高的准确率。然而,定向问题是基于传统机器学习方法的飞机探测任务的关键问题,因为不同于油桶和一些地物,飞机的方向在许多遥感图像中是不可预测的,是否具有旋转不变性是设计特征的关键。手工制作的特征需要仔细调整参数,往往不能很好地处理图像尺度和目标发生旋转时的目标检测任务,对于飞机目标在图像上发生方向变化的情况,需要增强该类方法的不变性。目前,光学遥感图像目标识别领域的传统方法提取的特征多以简单特征为主,设计的分类器多以浅层结构进行分类和检测,其应用领域和检测效果有限。此外,特征的设计对专业知识的依赖较多,模型相对固化,参数较难调整,在面对复杂多变的检测场景时,往往难以保持相对较高的检测准确性。

神经网络方法,尤其是以深度学习为代表的一类算法,在特征表达与学习方式上与传统机器学习方法有着很大的不同。深度学习算法具有较强的特征表示能力和特征抽象能力,在当前大数据环境下能取得很高的检测准确率和检测效率。然而,深度学习算法对模型分类泛化能力的要求导致了其对数据集规模和质量有着较高的要求,深度学习算法缺乏先验知识支撑,在小样本情况下往往很难保证检测算法的高检测率。

3 类方法各有利弊,在遥感图像飞机目标检测的研究任务中,应当根据任务需求和实际情况,分析并选择合理的方法。遥感图像飞机目标检测领域三类方法的对比分析如表 1 所列。

表 1 飞机目标检测方法比较分析
Table 1 Analysis of aircraft detection methods

方法	优点	缺点
模板匹配方法	简单;检测速度快;易于实现	对比例和旋转较为依赖;对视角的变化比较敏感;需要较多目标的先验信息;对复杂多变场景下的目标检测任务效果不佳
传统机器学习方法	算法针对性强;算法设计灵活性强;理论支撑充足;准确率较高	设计特征对专业知识的依赖较高;设计合适高效且鲁棒性高的特征较为困难;调参较为困难,模型相对固化
深度学习方法	特征抽象能力强;准确率高	对数据集的规模和质量依赖高,理论性较弱使得对超参数和网络的设计和调整较难

3 样本和数据集

不论是传统机器学习算法还是神经网络算法,都需要充足的数据集来训练目标检测算法的参数。

一些高校和研究机构构建了自己的遥感图像数据集,这些数据集具有一定的规模且使用价值较高,而在科研中使用更多的是一些使用多年、被业界认可的公开数据集。公开的数据集一方面获取较为容易,便于训练自己的算法;另一方面也可以使算法测试的结果更具有可比性。

3.1 常用的数据集

目前大部分文献采用的数据集来自 Google Earth,采用分辨率为 2m 以内(如 0.3m,0.6m,1.19m)的高分辨率遥感图像,图像数据级别从 17 级至 20 级不等。为保证实验结果

更具有可比性,学术界有相当一部分学者采用 QuickBird 的 0.6m 分辨率数据制作测试数据集进行比较实验。

下面介绍可用于光学遥感图像飞机目标检测领域进行算法训练和测试的公开数据集。

DOTA^[38]:由武大遥感国家重点实验室夏桂松和华科电信学院白翔联合制作的一个数据集,含有 2806 张遥感图像(大小约为 4000 * 4000),涉及 188282 个目标,包含飞机、车辆、船舶、油罐等 15 个类别。

UCAS-AOD^[39]:由中国科学院大学模式识别实验室制作,其中含有车辆和飞机两类目标,以及背景负样本。

NWPU VHR-10^[40]:由西北工业大学制作,共有 800 张图像,其中大部分图像是从谷歌地球获得的,分辨率从 0.5m 到 2m 不等,包含目标的图像共 650 张,背景图像 150 张,目

标包括飞机、舰船、油罐、车辆、棒球场等 10 个类别,含有飞机目标 757 个。

RSOD-Dataset^[41]:由武汉大学团队制作,包含飞机、操场、立交桥、油桶四类目标,共计 976 张图像,含有飞机目标 4993 个。

TGRS-HRRSD-Dataset:由中国科学院西安光学精密机械研究所光学影像分析与学习中心制作的高分辨率遥感图像目标检测数据集,其 21 761 张图像中共含有 13 个类别的 4 000 个目标。

3.2 针对小样本情况的解决办法

当训练数据集不够丰富多样、训练样本不充足时,算法往往会产生过拟合问题,很难具有较好的泛化能力,在测试中准确率较低。为了解决样本不充足的问题,可以考虑无监督深度学习、弱监督深度学习、迁移学习、小样本学习、样本扩充技术。

3.2.1 基于无监督学习的飞机目标检测

深度信念网络(DBN)^[42]可以作为无监督学习框架来使用,已经成功应用于多种计算机视觉任务。DBN是具有多层受限玻尔兹曼机器(RBM)的一种生成模型,每一层都对下面一层的单元之间的统计依赖性进行编码,它被训练去近似最大化训练数据的似然。当使用生成分层无监督学习算法预训练每一层时,可以提取多级特征。Weng等^[43]提出了一种有效的对象检测框架,它结合了深度信念网络的无监督特征学习的强度和视觉显著性,检测时间得到了显著缩短,同时保证了较高的检测准确率;其使用不相交的图像集作为训练集,采用无监督特征学习方法进行训练,只需要提供含有飞机目标的正样本图像和不含有飞机目标的负样本图像即可,对于缺少定标数据集的情况来说,该方法具有一定的价值。

3.2.2 基于弱监督学习的飞机目标检测

弱监督学习针对数据集标签不可靠的情况,如标签不正确、不充分、局部标记等。相比半监督学习,弱监督学习进一步减少了注释,训练集仅需要指示图像是否包含目标的二进制标签。Zhang等^[44]构建了一个迭代的弱监督学习框架,从原始图像中自动挖掘和增强训练数据集,并将候选区域提议网络和定位网络相结合,提取建议并定位大规模高分辨率的飞机图片。弱监督学习在飞机目标检测领域应用相对较少,可作为参考。

3.2.3 基于迁移学习的飞机目标检测

针对数据集规模不够大的小样本情况,诸多学者也对此作了研究。迁移学习就是一种常用的解决方案,其相比于弱监督学习,其可以提取到目标更多的特征,检测的精度也更高。Pan等^[45]提出了一种基于迁移学习和几何特征约束(GFC)的级联卷积神经网络(CCNN)框架用于飞机检测,该方法在小样本情况下仍取得了较高的检测精度和检测效率。

3.2.4 样本增广技术

样本增广技术是对原数据的样本进行处理并生成虚拟样本的过程,对先验知识进行分析,有针对性地设计虚拟样本并将生成的样本添加到原数据集,以达到扩充训练数据集的目的,提高模型的泛化能力。样本增广技术是解决在小样本情况下目标检测准确率不高的有效方法。一个好的虚拟样本需具有合理性并与原数据集中的样本具有较高的区分性,能够

模拟数据集中未体现而实际中会出现的目标变化情况。

4 关键性问题

不论是模板匹配方法设计的模板,传统机器学习方法提取的特征,还是人工神经网络方法训练出的网络,它们本质上都是对目标外观特性的一种描述。对目标特性的好的特征描述应当有着良好的类间区分性和类内一致性,既能区分不同类目标的差异,也能在复杂多变的同一类目标中提取出不变性。

飞机目标检测的关键性问题在于如何解决对飞机目标检测产生不利影响的类内偏差问题。类内偏差是指相同类别目标之间的差异,会对检测的准确率产生较大影响。这些偏差可能是由于不同的成像条件和目标自身的多样性导致的,比如飞机的基本结构特征(如飞机顶角、面积、长度、翼展、机翼数目、位置、形状等)往往都不尽相同,不同飞机型号的差异较大。这些偏差难以形成显而易见的分类类别,很难引入先验知识来进行区分;再者,针对飞机目标的特定特征设计依赖专业知识和大数据的统计。对于传统方法而言,模型相对固化,参数较难调整,这也就导致了基于传统机器学习的飞机目标检测算法的局限性。手动设计特征往往很难适应复杂多变的图像状况,很难表征形状大小不一的飞机目标,在面对复杂场景的检测任务时,往往难以保持较高的准确性。对于以深度神经网络为代表的深度学习方法,虽然其学习得到的特征往往比手动设计的特征效果更好,但对特征的提取主要依靠训练数据集,这也是导致其在小样本情况下检测率不高的主要原因。深度学习需要在规模足够大且前景、背景图像都足够丰富多样的训练数据集上进行训练,才能较好地避免过拟合问题,使训练出的网络具有更好的泛化能力。

5 发展趋势和展望

5.1 多源数据融合方法

光学遥感图像具有高分辨率、特征丰富等特点,但光照和云层遮挡成为了其应用的最大缺陷。SAR和红外等载荷具有全天候工作的特点,可以弥补其不足。除了将多载荷数据进行融合,多平台、多时相和分辨率图像融合也有着重要的意义,能使各载荷数据的优劣势互补,并提高检测的置信度。如何剔除多源数据的冗余信息,最大化信息互补,并更好地进行图像像素级和决策级的融合,是多源融合应用中的难点和重点。多源数据融合将是遥感图像飞机目标检测的发展趋势之一。

5.2 多特征结合的传统目标检测方法

对于传统目标检测方法而言,为了提高检测精度、提高处理速度并在二者之间取得一个较好的平衡,寻找或构建新的特征并将多特征加以组合,使组合后的新特征对目标进行更好的描述是提升算法性能的关键。传统的飞机目标检测方法的特征提取方法将由简单、单一的特征向复杂、多特征结合方向发展,越来越多的方法将飞机目标的多种特征加以对比和融合,以最大限度地挖掘出优良的飞机目标特征。如Zheng等^[46]将图像熵值、归一化转动变量、Fourier描述子、Hu矩和Zernike矩几个特征进行了融合,对飞机的整体和细节有了更详细的描述。Wu等^[47]针对遥感图像存在着大量干

扰因素(如光照变化、复杂背景及噪声等)的问题,提出一种基于显著图和全局特征、局部特征结合的飞机目标识别算法,提高了遥感图像飞机目标的识别率和抗干扰能力。

相比于单一特征,对特征进行充分的性能评估并组合将有效地缓解单一特征的局限性,对于尺度、旋转、光照不变性和鲁棒性有着较大的提升,获得了更大的类间区分性。

5.3 多算法级联

由于大尺度高分辨率遥感图像数据量巨大,在对目标进行复杂高精度的检测之前,对候选目标区域的分割显得尤为重要。多算法级联处理旨在提高整体算法的时效性,加快检测速度。遥感图像飞机目标检测在算法层面将由单一算法处理向多算法级联处理方向发展。Guo 等^[33]将候选检测区域的高精度分割及面向候选区域的目标高效检测级联为统一的整体,通过高性能的 DNN 网络的相互协作,实现优势互补与增强。Yin 等^[48]在基于 HOG 特征的级联 AdaBoost 算法提取候选框之后,利用基于卷积神经网络特征的 SVM 对飞机目标候选区域进行精细识别,使用手工设计特征、机器学习方法和深度学习网络提取特征三者相结合的方法,提高了检测效率,取得了不错的检测效果。

5.4 基于深度学习的飞机目标检测方法

手工设计的特征和学习得到的浅层特征虽然在很多特定的目标检测任务中已取得了令人瞩目的成果,但人类在特征设计上的局限性影响了特征的表征能力以及目标检测效果。当对复杂场景下的飞机目标进行检测时,一个固定不变的准则或浅层次特征往往难以应对这种挑战,特征的表述能力变得相对有限。自 2006 年 Hinton 和 Salakhutdinov 在深度学习方面取得了巨大突破之后,深度学习因在目标检测方面展现出的强大特征表示能力而被广泛应用,在当前大数据环境下能取得很高的检测准确率和检测效率,所以飞机目标检测在接下来的一段时间内的研究和应用可能将以深度学习算法为主。深度学习算法在检测率和检测效率上还存在一定的提升空间,尤其是针对大尺度高分辨率光学遥感图像中的飞机目标检测问题,算法在该领域的研究、应用与实现还有较大发展空间。深度学习在遥感图像飞机目标检测领域的研究方向主要体现在以下 4 个方面。

(1) 飞机目标数据集的进一步完善和飞机目标识别任务

光学遥感图像中的飞机目标受光照、阴影、云层遮挡等的影响较大;目前公开的飞机目标数据集还存在飞机种类、型号不充分的情况,在复杂环境下的飞机样本也较少,还需进一步完善飞机目标数据集。随着遥感图像分辨率的进一步提高,对遥感图像中的飞机目标进行细粒度分类将成为可能;然而,目前在遥感图像目标检测领域,还没有针对飞机目标型号识别任务的公开数据集。飞机目标检测到之后,进一步识别飞机的类型乃至于型号,也是发展的一大趋势。

(2) 一阶段和二阶段神经网络相结合的方法

随着研究的发展,诸多学者在提升一阶段和二阶段深度神经网络这两类算法的准确率和算法速度方面做了不少改进。除了将这些改进算法应用到遥感图像飞机目标识别的任务中,还可以考虑二者相结合。针对深度学习的目标检测算法中两阶段和一阶段算法各自的优缺点,学术界已有将二者相结合以优化检测性能的做法,如 Zhang 等^[49]引入了一种新

的目标检测框架,其由两个被称为 ARM 和 ODM 的相互连接的模块组成。该方法在保持一阶段方法高运算效率的基础上,使得检测性能优于两阶段方法,算法性能优良。目前该算法还未被引入到遥感图像飞机目标检测领域,但具有参考价值。

(3) 引入先验知识到深度学习算法

深度学习算法在遥感图像目标识别领域得到了广泛的应用,但大多是自下而上的图像数据驱动算法。可考虑将自上而下的任务驱动理念应用在遥感图像飞机目标检测方面,将基于经验和统计的先验信息引入到深度学习算法当中,以期得到更好的检测效果。

(4) 完善深度学习的数学理论

目前,深度学习模型在目标检测领域还没有充足的数学理论支撑^[50],模型的可解释性差,这会导致对模型的选择和构建以及超参数的选择存在较大的不确定性。缺乏原理性指导会导致在设计模型时较多依赖于直觉和经验,并使得对检测准确率和效率的进一步优化和改进变得较为困难。深度学习数学理论的研究是深度学习方法在遥感图像目标识别领域进一步发展的一个重要支撑。

结束语 光学遥感飞机目标检测一直是遥感图像目标检测领域基本而具有挑战性的问题,在过去的几十年里,人们已经对光学遥感图像中的飞机目标检测方法展开了大量研究。本文回顾了该领域的研究状况和最新进展,并将这些方法分为三大类,即基于模板匹配的方法、基于传统机器学习的方法和基于人工神经网络的方法,并对这三类方法逐一进行了详述;在论述深度学习方法在该领域的应用的基础上,本文讨论了样本和数据集使用和获取途径以及小样本情况下的解决办法;本文还分析了遥感图像飞机目标检测的关键技术难点,对发展方向做了进一步的思考,并针对多源融合、多级算法处理、传统方法和深度学习方法在该领域的研究和应用提出了分析和展望。本文有助于研究人员更好地了解该领域,并对后续的研发工作提供一定的借鉴。

参 考 文 献

- [1] HONG Z L,JIANG Q S,DONG H L,et al. Fast Ship Detection Based on Multi-threshold Image Segmentation[C]//Proceedings of the 23rd China Database Academic Conference (Technical Reports). 2006.
- [2] DANG X J,YIN J W. Template matching based moving object tracking method[J]. Computer Engineering and Applications, 2010,46(5):173-176.
- [3] XU C,DUAN H. Artificial bee colony (ABC) optimized edge potential function (EPF) approach to target recognition for low-altitude aircraft[J]. Pattern Recognition Letters,2010,31(13):1759-1772.
- [4] LIU G,SUN X,FU K,et al. Interactive geospatial object extraction in high resolution remote sensing images using shape-based global minimization active contour model[J]. Pattern Recognition Letters,2013,34(10):1186-1195.
- [5] LIN Y,HE H,YIN Z,et al. Rotation-invariant object detection in remote sensing images based on radial-gradient angle[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters,2015,12(4):746-750.
- [6] SUN H,SUN X,WANG H,et al. Automatic target detect ion in

- high-resolution remote sensing images using spatial sparse coding bag-of-words model[J]. *IEEE Geoscience & Remote Sensing Letters*,2012,9(1):109-113.
- [7] ZHANG W,SUN X,FU K,et al. Object detection in high-resolution remote sensing images using rotation invariant parts based model[J]. *IEEE Geoscience & Remote Sensing Letters*, 2014,11(1):74-78.
- [8] BAI X,ZHANG H,ZHOU J. VHR object detection based on structural feature extraction and query expansion [J]. *IEEE Transactions on Geoscience & Remote Sensing*,2014,52(10): 6508-6520.
- [9] CHEN X,XIANG S,LIU C L,et al. Aircraft detection by deep belief nets[C]//*Iaprr Asian Conference on Pattern Recognition*. New Jersey:IEEE Press,2013:54-58.
- [10] HAN J,ZHANG D,CHENG G,et al. Object detection in optical remote sensing images based on weakly supervised learning and high-level feature learning[J]. *IEEE Transactions on Geoscience & Remote Sensing*,2015,53(6):3325-3337.
- [11] DIAO W,SUN X,ZHENG X,et al. Efficient saliency-based object detection in remote sensing images using deep belief networks[J]. *IEEE Geoscience & Remote Sensing Letters*,2016, 13(2):137-141.
- [12] ZHOU P,CHENG G,LIU Z,et al. Weakly supervised target detection in remote sensing images based on transferred deep features and negative bootstrapping[J]. *Multidimensional Systems & Signal Processing*,2016,27(4):925-944.
- [13] HAN J,ZHANG D,CHENG G,et al. Object detection in optical remote sensing images based on weakly supervised learning and high-level feature learning [J]. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*,2015,53(6):3325-3337.
- [14] SHAO W,YANG W,LIU G,et al. Car detection from high-resolution aerial imagery using multiple features[C]//*Proc. IEEE Int. Geosci. Remote Sens. Symp(IGARSS)*. 2012:4379-4382.
- [15] ZHANG F,DU B,ZHANG L. Saliency-guided unsupervised feature learning for scene classification[J]. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*,2015,53(4):2175-2184.
- [16] HAN J,ZHOU P,ZHANG D,et al. Efficient, simultaneous detection of multi-class geospatial targets based on visual saliency modeling and discriminative learning of sparse coding[J]. *ISPRS J. Photogram. Remote Sens.*,2014,89:37-48.
- [17] XIAO Z,LIU Q,TANG G,et al. Elliptic Fourier transformation-based histograms of oriented gradients for rotationally invariant object detection in remote-sensing images[J]. *Int. J. Remote Sens.*,2014,36(2):618-644.
- [18] LEI Z,FANG T,HUO H,et al. Rotation-invariant object detection of remotely sensed images based on texton forest and hough voting[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*,2012,50(4):1206-1217.
- [19] LIU L,SHI Z. Airplane detection based on rotation invariant and sparse coding in remote sensing images[J]. *Optik-International Journal for Light and Electron Optics*,2014,125(18): 5327-5333.
- [20] GRABNER H,NGUYEN T,GRUBER B,et al. On-line boosting-based car detection from aerial images[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*,2008,63(3):382-396.
- [21] ZHANG W,SUN X,WANG H,et al. A generic discriminative part-based model for geospatial object detection in optical remote sensing images[J]. *ISPRS journal of photogrammetry and remote sensing*,2015,99:30-44.
- [22] CAO L,LUO J,LIANG F,et al. Heterogeneous feature achines for visual recognition[C]//*2009 IEEE 2th International Conference on Computer Vision*. IEEE,2009:1095-1102.
- [23] WANG H,NIE F,HUANG H,et al. Heterogeneous visual features fusion via sparse multimodal machine[C]//*Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. 2013:3097-3102.
- [24] HARIHARAN B,MALIK J,RAMANAN D. Discriminative decorrelation for clustering and classification[C]//*Proc. Eur. Conf. Comput. Vis.*,2012:459-472.
- [25] SUGIYAMA M. Dimensionality reduction of multimodal labeled data by local fisher discriminant analysis[J]. *J. Mach. Learn. Res.* 2007,8:1027-1061.
- [26] ZHAO B,HUANG B,ZHONG Y. Transfer learning with fully pretrained deep convolution networks for land-use classification [J]. *IEEE Geosci. Remote Sens. Lett.*,2017,14(9):1436-1440.
- [27] LIN T,GOYAL P,GIRSHICK R B,et al. Focal loss for dense object detection[C]//*ICCV*. 2017.
- [28] UIJLINGS J R R,VAN DE SANDE K E A,GEVERS T,et al. Selective search for object recognition[J]. *Int. J. Comput. Vis.*, 2013,104(2):154-171.
- [29] DING P. A light and faster regional convolutional neural network for object detection in optical remote sensing images[J]. *ISPRS J. Photogramm. Remote Sens.*,2018,141:208-218.
- [30] WU H,ZHANG H,ZHANG J F,et al. Fast aircraft detection in satellite images based on convolutional neural networks[C]//*2015 IEEE International Conference on Image Processing*. IEEE,New York,2015:4210-4214.
- [31] CAO Y S,NIU X,DOU Y. Region-based convolutional neural networks for object detection in very high resolution remote sensing images [C] // *2016 12th International Conference on Natural Computation,Fuzzy Systems and Knowledge Discovery (IcncFskd)*. 2016:548-554.
- [32] DAI W C,JIN L X,LI G N,et al. Real-time airplane detection algorithm in remote sensing images based on improved YOLOv3 [J]. *Opto-Electronic Engineering*,2018,45(12): 180350.
- [33] GUO L,QIN S Y. Deep learning and optimization algorithm for high efficient searching and detection of aircraft targets in remote sensing images[J]. *Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics*,2019,45(1):159-173.
- [34] YANG J C,ZHU Y,JIANG B,et al. Aircraft detection in remote sensing images based on a deep residual network and Super-Vector coding[J]. *Remote Sensing Letters*,2018,9(3):229-237.
- [35] CAICEDO J C,LAZEBNIK S. Active object localization with deep reinforcement learning[C]//*Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision*. Santiago, Chile, 2015:2488-2496.