

数据驱动的空间目标图像信息感知技术

杨小姗¹, 潘雪峰¹, 苏少杰³, 贾鹏^{1,2*}¹太原理工大学物理与光电工程学院, 山西 太原 030024;²太原理工大学新型传感器与智能控制教育部(山西省)重点实验室, 山西 太原 030024;³中国人民财产保险股份有限公司太原市分公司, 山西 太原 030001

摘要 从空间目标的观测图像中自动感知其类别及工作状态对军事国防及空间探测等具有重要意义。为实现对空间目标图像信息的自动化精确感知,提出了一种数据驱动的空间目标图像信息感知技术。所提技术以深度卷积神经网络为基础,利用海量的模拟数据和少量的真实数据训练神经网络,训练后的神经网络能够直接从空间目标图像中感知空间目标的载荷及工作状态等信息。以两个空间目标图像信息感知任务为例,对技术实用性进行了测试。在空间目标载荷识别任务中,所提技术可以对不同模糊程度及不同噪声水平条件下的未知空间目标图像进行载荷识别。结果表明,对于不同的空间目标载荷,所提技术的平均识别准确率超过 80%,检测速度可达 50 frame/s。在空间目标状态感知任务中,采用模型组合方法搭建了空间目标工作状态感知专家系统。根据空间目标图像,实现了对空间目标工作状态信息的感知,验证了数据驱动的空间目标图像信息感知技术的有效性。

关键词 机器视觉; 信息感知; 深度卷积神经网络; 空间目标

中图分类号 TP391.4

文献标志码 A

doi: 10.3788/AOS202141.0315002

Data-Driven Awareness Technology for Space Target Image Information

Yang Xiaoshan¹, Pan Xuefeng¹, Su Shaojie³, Jia Peng^{1,2*}¹College of Physics and Optoelectronics, Taiyuan University of Technology, Taiyuan, Shanxi 030024, China;²Key Laboratory of Advanced Transducers and Intelligent Control Systems, Ministry of Education and Shanxi Province, Taiyuan University of Technology, Taiyuan, Shanxi 030024, China;³People's Property Insurance Company of China, Taiyuan Branch, Taiyuan, Shanxi 030001, China

Abstract It is very important for military defense and space exploration to automatically perceive the category and working state of space targets from the observation images. In order to realize the automatic and accurate perception of spatial target image information, a data-driven spatial target image information perception technology is proposed. The proposed technology is based on a deep convolutional neural network, using massive simulation data and a small amount of real data to train the neural network. The trained neural network can directly perceive information such as load and working status of targets from a spatial target image. Taking two spatial target image information perception tasks as examples, the technical practicability is tested. In the task of space target load recognition, the proposed technology can perform load recognition on unknown space target images with different degrees of blur and different noise levels. The results show that for different space target loads, the average recognition accuracy of the proposed technology exceeds 80%, and the detection speed can reach 50 frame/s. In the task of spatial target state perception, the model combination method is used to build the expert system of spatial target working state perception. Taking the space object image as an example, this paper realizes the perception of

收稿日期: 2020-08-25; 修回日期: 2020-09-13; 录用日期: 2020-09-24

基金项目: 国家自然科学基金(61805173, 11503018)、国家自然科学基金天文联合基金(U1631133)、山西省青年基金面上项目(201901D211081)、山西省重点研发项目(201903D121161)、山西省留学人员科技活动项目择优资助项目、山西省高等学校科技创新项目(2019L0225)、浪潮可重构 AI 计算发展计划

* E-mail: robinmartin20@gmail.com

the working state information of the space object, and verifies the effectiveness of the data-driven space object image information sensing technology.

Key words machine vision; information perception; deep convolution neural network; space target

OCIS codes 150.0155; 150.1135

1 引言

随着人类航天技术的快速发展,太空成为了人类开拓的新疆域。随着人类对空间资源越来越多的利用,人造空间目标的数量也在飞速增长。为保证和平有序地利用空间资源、对数目庞大的空间目标实现管控,迫切需要建立快速的全自动人造空间目标信息感知系统。通过利用空间目标信息感知系统对空间目标观测数据的类别、载荷及载荷工作状态等信息进行感知,即可实现对空间目标的识别和管控。地基及空基光学成像设备是获取空间目标数据的重要手段,然而光学成像设备的探测数据与观测角度、目标特征、太阳角度和外界环境干扰等多种因素相关,这使探测结果具有极大的不确定性,给空间目标图像信息的全自动感知带来挑战^[1]。

根据不同任务的需求,空间目标图像信息感知可分解为两个层次:空间目标检测和空间目标类别及载荷状态检测基础上的空间目标信息感知。空间目标检测是指从空间目标图像中检测出其类别、主要载荷和载荷工作状态;空间目标信息感知是在分析检测结果的基础上给出空间目标的当前状态信息。一般来说,空间目标检测是基础,也是实现空间目标信息感知的关键。

近年来,随着海量数据积累和人工智能技术的发展,神经网络^[2]在快速提高目标检测方法^[3-4]的性能方面得到了越来越多的应用。对于通用目标检测而言,Krizhevsky 等^[5]首先提出深度卷积神经网络,Girshick 等^[6]结合深度神经网络和图像目标检测进行了一系列卓有成效的工作[从 R-CNN (Region-CNN)到 Fast R-CNN^[7],再到 Faster R-CNN^[8]],这些工作提供了目标检测算法的经典结构。但受 R-CNN 系列算法本身结构的限制,R-CNN 系列算法的检测速度难以满足对部分场景进行实时性检测的需求。因此 Redmon 等^[9]提出一种基于回归方法的 YOLO (You Only Look Once) 目标检测算法,在保证一定准确率的前提下,检测速度得到极大提升。Liu 等^[10]将 YOLO 的回归思想和 Faster R-CNN 的 anchor box 机制相结合,提出 SSD (Single Shot MultiBox Detector) 算法,该算法在保持 YOLO 算法快速特性的同时也保证了

Faster R-CNN 的边框定位效果。随后 Redmon 等^[11-12]又对 YOLO 算法不断进行改进,提出了 YOLO9000 等检测框架,其中 YOLOv3 具有较高的准确率和检测速率。王柳^[13]基于 YOLO 网络提出了一种空间多目标识别方法,实现了在近距离正视、遮挡等条件下对两种卫星的检测,但该方法仅是在地面环境下对按一定比例缩小的卫星模型进行识别。本文以神经网络 YOLOv3 为基础,设计了空间目标检测网络。在检测网络的基础上,本文采用模型组合的方法将空间目标类别检测结果和空间目标载荷状态的检测结果进行融合,最终实现了对空间目标图像信息的自动感知。

本文主要贡献如下:

1) 提出了一种基于 YOLOv3 模型的空间目标检测方法,该方法能够对不同模糊程度及信噪比的空间目标图像实现类别、载荷及载荷状态的快速精准自动检测。

2) 利用模型组合方法,搭建了空间目标图像信息感知专家系统。通过模拟和实测研究了该系统对不同类别的空间目标工作状态的自动识别的性能,验证了本文提出方法的有效性。

2 数据驱动的空间目标信息感知技术

以神经网络为代表的驱动型^[14]目标检测算法为监督学习算法,该算法以海量的人工标注数据作为训练集,经过训练后的神经网络能够从特性相似的数据中检测出目标。但是,光电系统在对空间目标进行成像时,受观测设备和目标相对运动、大气湍流扰动及背景噪声等影响,图像往往比较模糊且信噪比较低,很难用人眼对这些图像的有效载荷及状态进行识别和判断,更无法实现对其进行标注后作为训练集再对神经网络进行训练的过程。因此,直接采用现有的目标检测框架无法对空间目标图像实现信息感知。

由于空间目标都是人造物体,其载荷的结构和形状是有限且已知的。因此,可以根据相关设计资料及少数高分辨率图像,并结合观测条件信息,建立空间目标的模拟观测图像及其对应的状态指示标签。因为这些模拟图像能够反映出实际观测图像的数据特性,所以可以利用这些模拟图像训练神经网络

络,进而使神经网络具有根据实际图像进行目标检测的能力。基于此,本文提出了一种数据驱动的空间目标图像信息感知方法。该方法首先通过三维建模或高分辨率观测得到不同空间目标的高分辨率图像;然后根据观测设备性能及外部环境条件,通过蒙特卡罗模拟产生不同模糊程度及噪声水平的观测图像,并根据模糊程度和噪声水平划分训练集;最后,根据实际观测数据的特性选取训练集,以对用于空间目标检测的神经网络进行混合训练,训练后的神经网络能够对不同类别的空间目标、载荷及载荷状态进行检测。在此基础上,分别利用空间目标类别标注数据和空间目标载荷状态标注数据独立地训练了两个空间目标检测网络,利用模型组合的方法将上述两个网络检测结果进行融合,实现了空间目标的信息感知。模拟及实测数据表明本文提出的方法可以对不同类别的空间目标图像信息进行自动感知。

2.1 基于深度神经网络的空间目标检测方法原理

本文以 YOLOv3 为基础设计了空间目标检测网络。YOLOv3 是在 Redmon 等提出的 YOLO 基础上发展的一种端到端的目标检测网络,它采用多尺度神经网络结构,与 YOLOv1、YOLOv2 相比,其对小目标的检测能力大大提升,是一种更通用且更快速的检测算法。YOLOv3 利用网格对图像进行划分,采用 Darknet-53 特征提取网络对划分后的图像进行特征

提取,并将提取的特征用于分类和位置回归。本文首先把空间目标图像尺寸转换为 416×416 的像元,并将其输入网络。检测网络将图像划分为 $S \times S$ (S 为划分网格的数量)个网络单元格,每一个网络单元格会对中心落入其中的目标进行预测,并输出 3 个预测边界框,输出包含的信息分别对应中心点坐标、预测框宽高、置信度值以及类别属性。通过逻辑回归函数对每一个边界框内的目标进行得分预测,并将得分较低的边界框删除。利用非极大值抑制(NMS)算法^[15]对被保留下来的候选框的相邻候选框进行筛选,最终输出空间目标检测结果。下面将分别介绍本文所提方法的网络结构和训练策略。

2.2 网络结构

2.2.1 空间目标检测网络

本文提出的空间目标检测网络结构如图 1 所示。这个网络特征提取部分借鉴 Darknet-53 的结构,主要是由一系列的 1×1 和 3×3 的卷积层和残差块组成。其中残差块借鉴了 ResNet (residual network)网络的残差结构,在一些层之间设置快捷链路^[16],这样可解决深度网络的梯度消失问题,让网络可以提取图像内更丰富的信息。同时,本文提出的空间目标检测网络借鉴了 FPN (feature pyramid networks)^[17]的特征融合金字塔思想,通过上采样和特征融合方法,最终输出 3 种不同尺度

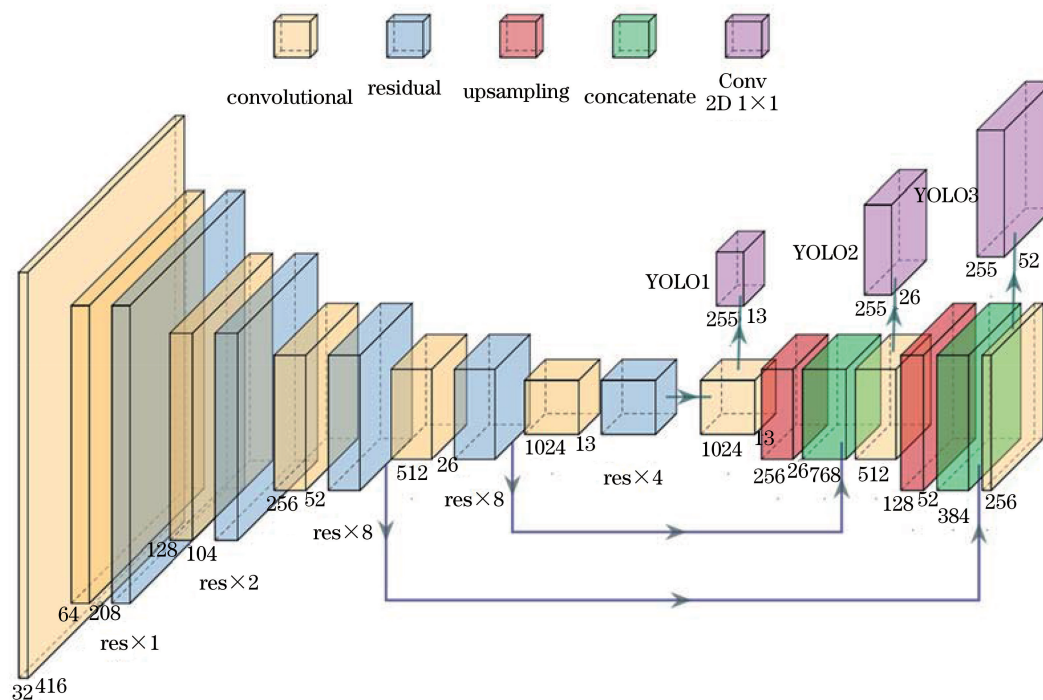


图 1 YOLOv3 网络结构图

Fig. 1 Architecture of YOLOv3 network

的特征图(13×13,26×26,52×52)。对于小型结构,大尺度特征图提供分辨率信息,小尺度特征图提供语义信息;而对于大型结构,小尺度特征图同时提供分辨率和语义信息。利用 FPN 的多尺度特征检测可提升特征的丰富度,同时保证对空间目标不同尺寸结构的检测效果。

2.2.2 空间目标信息感知专家系统

空间目标信息感知是在空间目标载荷检测的基础上智能地反馈空间目标的类别和工作状态。空间

目标信息感知专家系统(简称为专家系统)可以直接服务于自动化的空间目标监测和管控,具有重要的实用价值。本文在空间目标载荷检测网络的基础上,搭建了专家系统。本文采用模型组合的方式搭建了专家系统,即针对空间目标的不同特性分别训练两个空间目标的检测网络,并将这两个网络的输出进行组合,实现了根据空间目标图片直接判断其综合状态的功能。专家系统工作流程图如图 2 所示。

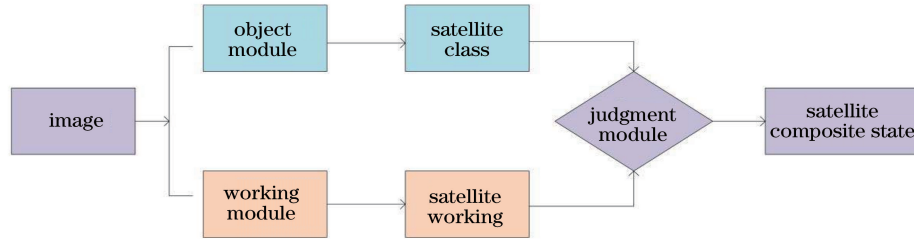


图 2 专家系统流程图

Fig. 2 Flow chart of expert system

专家系统由 3 个部分组成:目标模块、工作模块和判断模块。目标模块和工作模块为利用标注不同特征的数据训练的两个空间目标检测网络。目标模块负责检测空间目标的类别,工作模块负责检测空间目标的载荷状态,最后由判断模块对目标的工作状态进行判断。本文中的空间目标的工作状态主要

包括两大类。空间目标的状态与其结构的对应关系如表 1 所示。表 1 中 open 代表该载荷正常工作;close 代表该载荷工作状态异常;unknown 代表该图片中没有拍摄到该载荷,其工作状态未知。专家系统根据空间目标的每个载荷的工作状态综合判断该空间目标的工作状态。

表 1 空间目标的工作状态分类

Table 1 Classification of working states of space targets

Working state of space target	State of payload
Normal work	(Lens-open/lens-unknown) & (antenna-open/antenna-unknown) & (solar-panel-open/solar-panel-unknown)
Abnormal work	Lens-close/antenna-close/solar-panel-close

2.3 损失函数

损失函数是决定目标检测网络最终性能的关键。通过损失函数计算目标检测网络的预测结果和数据标签的差异,并对网络权重进行更新,以保证网

络检测结果满足任务要求。本文提出的网络损失函数主要由边界框中心点(x,y)的预测误差、边界框的宽(w)和高(h)的预测误差、置信度误差和分类预测误差 4 部分组成,具体的计算公式为

$$\begin{aligned}
 L_{\text{loss}} = & \lambda_{\text{coord}} \sum_{i=0}^{S^2} \sum_{j=0}^B \prod_{ij}^{\text{obj}} [(x_i - \hat{x}_i)^2 + (y_i - \hat{y}_i)^2] + \lambda_{\text{coord}} \sum_{i=0}^{S^2} \sum_{j=0}^B \prod_{ij}^{\text{obj}} [(\sqrt{w_i} - \hat{\sqrt{w_i}})^2 + \\
 & (\sqrt{h_i} - \hat{\sqrt{h_i}})^2] + \sum_{i=0}^{S^2} \sum_{j=0}^B \prod_{ij}^{\text{obj}} (c_i - \hat{c}_i)^2 + \lambda_{\text{noobj}} \sum_{i=0}^{S^2} \sum_{j=0}^B \prod_{ij}^{\text{noobj}} (c_i - \hat{c}_i)^2 + \\
 & \sum_{j=0}^B \prod_{ij}^{\text{obj}} \sum_{c \in C} [p_i(c) - \hat{p}_i(c)]^2, \tag{1}
 \end{aligned}$$

式中:B 为每个网格预测的边界框的数量;Π_{ij}^{obj} 表示第 i 个网格中第 j 个边界框中是否含有目标,若是则为 1,否则为 0;Π_{ij}^{noobj} 与 Π_{ij}^{obj} 相反;λ_{coord} 和 λ_{noobj} 为

惩罚系数,分别为 5 和 100,用来调整包围框位置相对于分类误差的权重。如(1)式所示,对于中心点、置信度,YOLOv3 采用交叉熵损失函数计算损失,

从损失函数的定义可知,(1)式等式右侧第 1 项为边界中心点损失,第 2 项为边界框宽和高的损失,第 3 项和第 4 项分别为边界框中有、无对象的置信度,第 5 项为对象分类的损失。

2.4 空间目标数据集构建

2.4.1 数据集构建

为保证目标检测网络的检测能力,需要大量的标注数据作为训练集。然而,受观测条件及外界环境的限制,获取及标注此类图像非常困难。但是如引言所述,由于空间目标属于人造天体,因此其载荷结构及特征为观测者所知。根据观测条件,通过计算机模拟可以产生大量包含标注信息的观测图像。以这些图像为基础,结合少量真实数据,通过迁移学习^[18]就能实现对真实空间目标的检测。

本文中通过模拟生成空间目标图像的步骤如下:

1) 根据常见空间目标构型,利用三维建模软件对 18 种不同类型的空间目标进行建模^[19-21]。这些空间目标虽然形状不同,但都是由下述载荷组成的,包括:天线、镜头(侦查相机)、太阳能电池板。为真实反映空间目标的动态特征,可根据真实物理结构对这些模型进行转动、开启及移动。本文中将所有这些空间目标放置于近地轨道(200 km)。

2) 对于每种空间目标,根据其不同的姿态及其与太阳和望远镜之间不同的相对位置获取模拟观测场景图像(每种空间目标包含 300 幅图像)。经过三维建模软件的渲染后,获取高分辨率空间目标图像共 5400 幅,其中部分图像如图 3 所示。

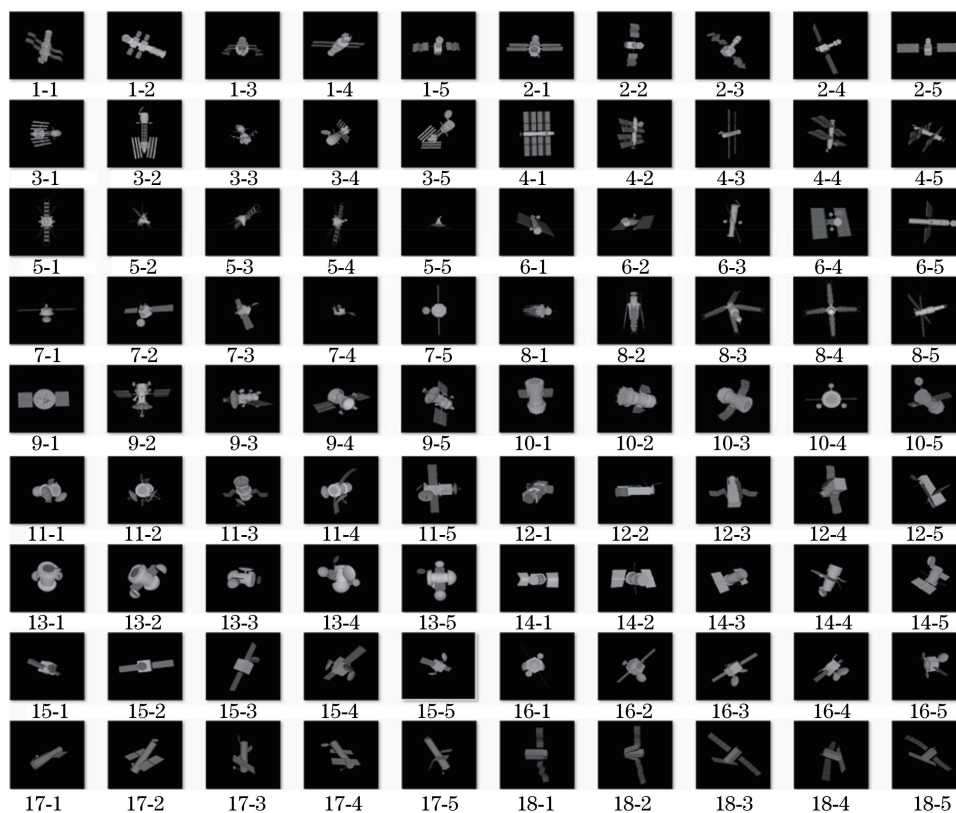


图 3 部分模拟数据集(包括 18 种卫星,每种卫星有 5 种姿态)

Fig. 3 Part of simulated dataset, including 18 satellites, each of which has 5 attitudes

3) 本文使用高保真大气湍流相位屏模型^[22-23],根据表 2 中定义的参数生成短曝光点扩展函数(PSF)。然后将高分辨率图像和短曝光图像进行卷积,得到模糊图像。最后,根据实测图像信噪比水平,在模糊图像上加光电泊松噪声及背景高斯噪声,产生模拟观测图像。

另外,本文获取的少量真实数据为微博数据(已获得原作者授权使用)及本文作者的望远镜实测数

表 2 蒙特卡罗模拟参数

Table 2 Parameters for Monte Carlo simulation

Parameter	Value
Diameter of telescope aperture	4 m
Exposure time	1 s
Observation band	500 nm
Field of view (FOV)	6"
Pixel scale	0.003"
Field parameter	0.3 m, 0.1 m

据,均为国际空间站过境 ISS(international space station)图片,如图 4 所示。图 4(a)数据来源于网址 [https://s.weibo.com/pic?q=%E5%A4%A9%E6%96%87%E5%85%AB%E5%8D%A6%E5%AD%A6%E5%AE%B6%E5%88%98%E5%8D%](https://s.weibo.com/pic?q=%E5%A4%A9%E6%96%87%E5%85%AB%E5%8D%A6%E5%AD%A6%E5%AE%B6%E5%88%98%E5%8D%9A%E6%B4%8B&Refer=weibo_pic)

9A%E6%B4%8B&Refer=weibo_pic,图 4(b)数据来源于网址 https://weibo.com/2818077620/A7fvrEp2e?type=comment#_rnd1596194581299,图 4(c)数据来源于本文作者的望远镜实测数据。

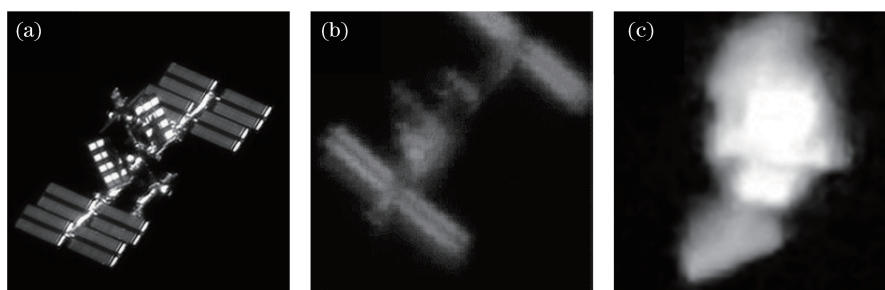


图 4 部分真实数据集。(a)清晰;(b)模糊水平较低;(c)模糊水平较高

Fig. 4 Part of real dataset. (a) Clear; (b) blur of lower degree; (c) blur of higher degree

2.4.2 空间目标载荷数据集标注

首先,对包含上述 18 种空间目标的 5400 张模拟的高分辨率空间目标图像载荷进行了人工标注,主要标注三种结构:镜头、天线、电池板,其标签分别为 lens, antenna 和 solar panel,并将该数据集记为 T1。然后,将模拟的高分辨率空间目标清晰图像和短曝光 PSF 进行卷积并添加噪声,经过处理后,图像的信噪比 $R_{SNR} = 9$ dB。本文中模拟了两种模糊程度(用 D/r_0 表示)的大气湍流,分别为 $D/r_0 = 4/0.3 = 13$ 及 $D/r_0 = 4/0.1 = 40$,按照模糊程度从小到大,将两种数据集分别记为 T2、T3。由于图像模糊及加噪声并没有改变图像内空间目标及载荷的位置和类别信息,因此对 T2 及 T3 数据集内的图像均采用 T1 数据集内的标签。将真实数据 ISS 图片进行同样的标注,并将模拟数据集和实际数据集一起

构成空间目标载荷数据集。

2.4.3 空间目标类别状态数据集标注

空间目标类别状态数据集用于空间目标状态检测。该数据集基于空间目标载荷数据集创建,从 18 种空间目标数据集中挑选 4 种空间目标,共 1200 张图片,如图 5 所示。空间目标类别分别标注为 reconnaissance-1、reconnaissance-2、communication satellite、KH-11(Key Hole satellite)。同时,分别对这 4 种空间目标载荷的状态进行标注,其标签分别为 lens open、lens close、antenna open、antenna close、solar panel open、solar panel close,共 6 类。标注完成后,分别生成 Object Dataset、Working Dataset 两个数据集。

将真实数据 ISS 图片进行同样的标注,使其与模拟数据一起构成空间目标类别状态数据集。

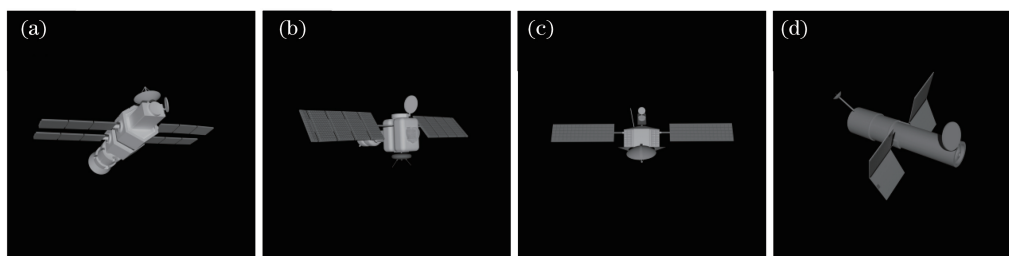


图 5 空间目标类别状态数据集。(a) reconnaissance-1;(b) reconnaissance-2;(c) communication satellite;(d) KH-11

Fig. 5 Class and state datasets of space targets. (a) reconnaissance-1; (b) reconnaissance-2;

(c) communication satellite; (d) KH-11

2.5 网络训练

本文中包含用于载荷检测和类别状态检测的两个空间目标检测网络。对于每个网络,其训练数据包括实际观测数据和模拟数据两部分。

空间目标检测网络对 3 种不同空间目标载荷(镜头、天线、电池板)进行分类检测,对应参数 num_class 设置为 3。超参数设置为:最大训练轮数(max_batches)为 50050,初始学习率

(learning_rate)为 0.001,学习率衰减设置为 0.9,批量大小(batchsize)为 8。

空间目标检测网络对 5 种不同类别的空间目标进行分类检测,对应参数 num_class 设置为 5;状态检测网络对 6 种不同的载荷状态进行分类检测,对

应参数 num_class 设置为 6,其超参数设置与载荷检测网络的一致。

硬件配置均为 8G 显存的 GTX 1080 GPU, CUDA 版本为 10.0。训练集具体划分方法见图 6。

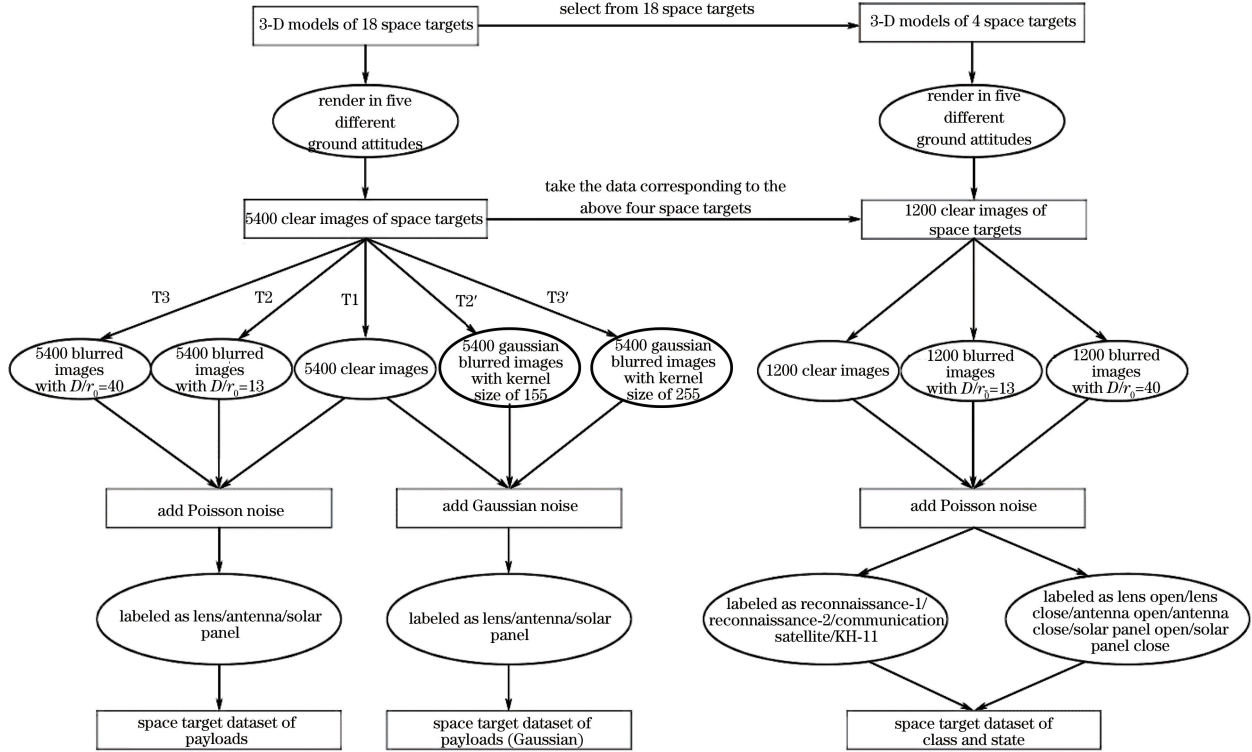


图 6 训练集具体划分方法

Fig. 6 Specific dividing method for training set

2.6 评价指标

本文选取的评价指标为平均精度均值(mAP),其定义为

$$P = \frac{T_P}{T_P + F_P}, \quad (2)$$

$$R = \frac{T_P}{T_P + F_N}, \quad (3)$$

$$A_P = \frac{1}{11} \sum_{R \in [0, 0.1, \dots, 1]} P(R), \quad (4)$$

式中: P 为准确率; R 为召回率; T_P 为真正例; F_P 为假正例; F_N 为假负例; A_P 为某一类的平均精度; T_P 为真正例(正确分类的正样本)数量; F_P 为假正例(错误分类的正样本)数量; F_N 为假负例(错误分类的负样本)数量。

3 实验结果与分析

根据空间目标信息感知技术人员经验,很难从高度退化或低信噪比的空间目标图像中获取信息。

本文根据训练集感知由易到难的程度将图片划分为 T1, T2, T3 三个数据集,其中 T1 为清晰数据集, T2 ($D/r_0=13$) 为模糊程度较小的数据集, T3 ($D/r_0=40$) 为模糊程度较大的数据集。

3.1 空间目标检测网络用于空间目标载荷检测

使用创建的空间目标载荷数据集训练空间目标检测网络。该数据集包括海量模拟数据和少量真实数据:训练集共包含 13088 张图片,其中模拟图片 $4311 \times 3 = 12933$ 张,真实图片 155 张;测试集共包含 1471 张图片,其中模拟图片 $479 \times 3 = 1437$ 张,真实图片 34 张。输入图片大小为 128×128 。

3.1.1 模拟图像中空间目标载荷检测结果

图 7 展示了空间目标检测网络对模拟的空间目标图像中载荷的识别结果。可以看出,本文提出的方法可以对不同模糊程度、不同噪声水平的空间目标图像进行识别。在严重模糊情况下(人眼已经无法识别出目标的载荷),经过训练的神经网络仍然可以准确识别出载荷信息。

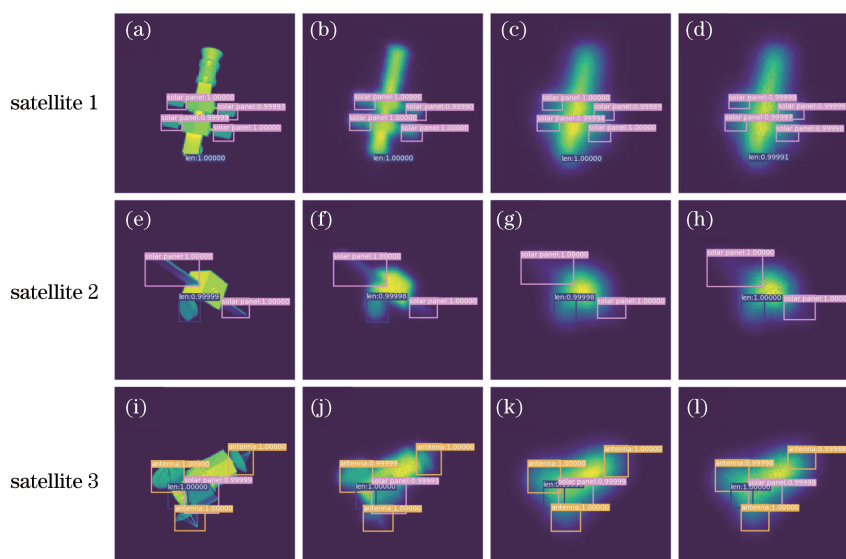


图 7 对模拟图像中空间目标载荷的检测结果。(a)(e)(i)清晰图片(T1);(b)(f)(j)模糊图片(T2),噪声为 9 dB;
(c)(g)(k)模糊图片(T3),噪声为 9 dB;(d)(h)(l)模糊图片(T3),噪声为 7 dB

Fig. 7 Detection results of space target payloads in simulated images. (a)(e)(i) Clear images (T1); (b)(f)(j) blur images (T2) with noise of 9 dB; (c)(g)(k) blur images (T3) with noise of 9 dB; (d)(h)(l) blur images (T3) with noise of 7 dB

由图 7 可以看出,在不同的信噪比条件及模糊程度下,空间目标的天线、镜头、电池板都可以被准确识别出来。图 7 中第一列图[图 7(a)、(e)、(i)]为清晰图片的识别结果,第二列图[图 7(b)、(f)、(j)]和第三列图[图 7(c)、(g)、(k)]分别为同一噪声水平下模糊程度不同的识别结果;从第三列图可以看出,当模糊程度增大到人眼几乎无法分辨时,该方法可以准确检测空间目标载荷部件。第三列与第四列图[图 7(d)、(h)、(l)]为同一模糊程度下不同噪声水平的识别结果,从第四列图可以看出,当噪声增大时,图像信噪比降低,这时仍然可以准确识别出其载

荷。实验结果表明,该方法具有较强的鲁棒性,对不同空间目标的检测结果稳定。

3.1.2 真实图像中空间目标载荷检测结果

图 8 展示了目标检测网络对真实数据的载荷识别结果。图中所示国际空间站(ISS)图片已经严重模糊。利用训练集内少量的 ISS 图片对本文提出的空间目标载荷检测网络进行进一步训练后,空间目标检测网络就可以从测试集内的 ISS 图像中识别出电池板。这一测试结果表明:本文提出的方法在对人眼无法识别的空间目标图像信息的感知方面有着巨大的应用价值。

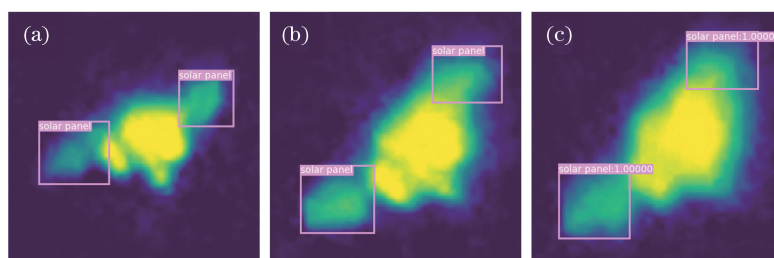


图 8 真实数据(ISS)载荷识别结果。(a)第 1 帧;(b)第 20 帧;(c)第 40 帧

Fig. 8 Payload identification results of real data (ISS). (a) 1st frame; (b) 20th frame; (c) 40th frame

3.1.3 对网站获取的空间目标图片的载荷检测结果

除了对模拟的空间目标数据和真实数据进行识别之外,本文还对网站上任意获取的空间目标图片进行识别,识别结果如图 9 所示。使用本文训练好的空

间目标检测网络可以识别出网站上任意空间目标图片的载荷,前提是这些空间目标图片的背景尽可能简单,并且空间目标的载荷类别包含于训练集中空间目标载荷类别。图 9(b)、(c)中数据来源于网址 <https://weibo.com/p/1005051822847250/photos?>

from=page_100505&.mod= TAB # place, 图 9 (a)、(d)、(e)、(f)中数据来源于网址 <https://image.baidu.com/search/index?tn=baiduimage&ps=1&ct=201326592&lm=-1&cl=2&nc=1&ie=utf-8&word=%E5%8D%AB%E6%98%9F>。

模型在测试集上的结果如表 3 所示。随着训练迭代次数的增加,识别准确率逐步提升。当 epoch 为 300 左右,迭代次数达到 5×10^5 时,结果较稳定,其 mAP 值达到了约 0.8071,识别平均准确率达到约 0.8133,平均召回率达到约 0.8465。

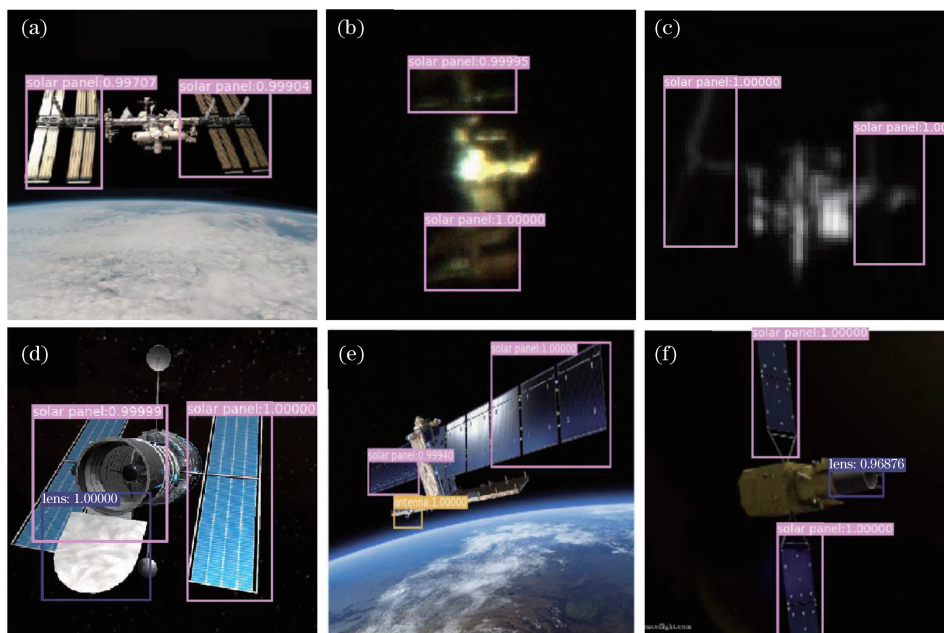


图 9 对网站图片中空间目标载荷的识别结果。(a)(b)(c) ISS;(d)哈勃望远镜;(e)美国哨兵;(f)未知空间目标
Fig. 9 Payload identification results of space targets from website images. (a)(b)(c) ISS; (d) Hubble telescope; (e) Sentinel; (f) unknown space target

表 3 空间目标载荷识别测试结果

Table 3 Test results of space target payload identification

Class	A_p	P	R
Lens	0.7768	0.7758	0.8164
Antenna	0.7353	0.7362	0.7940
Solar panel	0.9091	0.9278	0.9290
Average	0.8071 ± 0.0200	0.8133 ± 0.0100	0.8465 ± 0.0200

3.1.4 对不同模糊条件下的空间目标图像的载荷检测结果

考虑到不同模糊条件对图像可能产生不同的影响,本文对高斯模糊下受高斯分布噪声影响的空间

目标图像进行了载荷识别,参数如表 4 所示,两种高斯模糊程度的数据集分别记为 $T2'$ 、 $T3'$ 。模型训练所用训练集为 $T1 + T2' + T3'$,模型训练参数设置同上。

表 4 高斯模糊、噪声参数设置

Table 4 Parameters for Gaussian blur and noise

Dataset	Gaussian blur		Gaussian noise	
	Kernel size	Sigma	Mean value μ	Standard deviation σ
$T2'$	155	50	0	0.01
$T3'$	255	100	0	0.01

图 10 展示了高斯模糊条件下的空间目标载荷识别结果。模型在测试集上的结果如表 5 所示。当 epoch 为 325 时,mAP 值达到了约 0.8183,检测的平均准确率达到约 0.8377,平均召回率达到约

0.8587。可以看出,在高斯模糊下,本文方法仍然可以精确识别载荷。实验结果表明,本文提出的方法在不同的模糊和噪声影响下具有鲁棒性。

表 5 空间目标的载荷识别测试结果(高斯模糊)

Table 5 Test results of space target payload identification (Gaussian blur)

Class	A_p	P	R
Lens	0.7664	0.8036	0.8190
Antenna	0.7722	0.7925	0.8229
Solar panel	0.9162	0.9171	0.9341
Average	0.8183 ± 0.0700	0.8377 ± 0.0500	0.8587 ± 0.0200

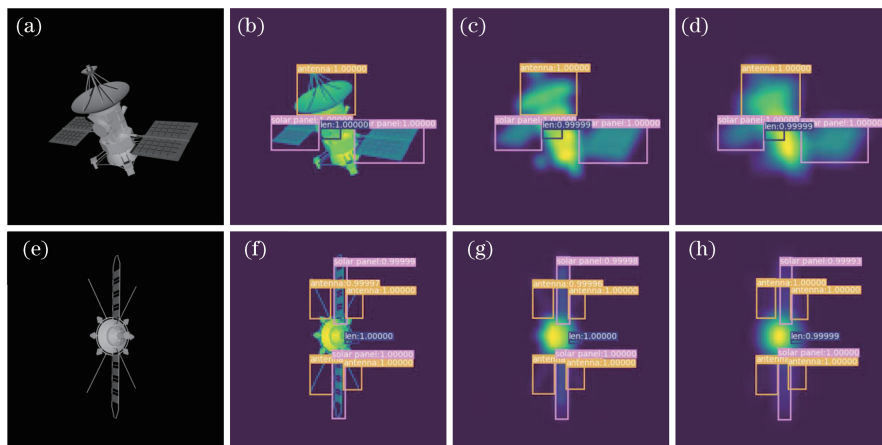


图 10 高斯模糊条件下空间目标载荷识别结果。(a)(e)原始高分辨率清晰图片；
(b)(f)清晰图片；(c)(g)高斯模糊图片(T2')；(d)(h)高斯模糊图片(T3')

Fig. 10 Payload identification results of space target for Gaussian blur. (a)(e) Original high-resolution clear images；
(b)(f) clear images；(c)(g) Gaussian blur images from T2'；(d)(h) Gaussian blur images from T3'

3.2 空间目标信息感知专家系统用于空间目标状态感知

专家系统包含两个空间目标检测网络。这两个网络分别用于检测空间目标类别和空间目标载荷状态,之后专家系统根据两个网络的输出结果对空间目标状态进行感知。对于这两个空间目标检测网络,采用了包含模拟图像和少量真实图片的数据集对其进行了训练和检测:训练集共包含 2610 张图片,其中模拟图片 $773 \times 3 = 2319$ 张,真实图片 291 张;测试集共包含 368 张图片,其中模拟图片 $86 \times 3 = 258$ 张,真实图片 110 张。输入图片大小为 128×128 。该数据集分为两类:1)空间目标类别数据集(Object Dataset),

包含 reconnaissance-1、reconnaissance-2、communication satellite、KH-11 模拟图像及 ISS 真实图像共 5 种类型的卫星及相应的标签数据;2)空间目标状态数据集(Working Dataset),包含上述卫星图像及标注为 lens open、lens close、antenna open、antenna close、solar panel open、solar panel close 6 个状态的标签数据。采用了 2.5 节所述的训练策略对上述两个网络进行了训练,训练后的专家系统能够直接对观测图像进行信息感知,其结果如下所述。

3.2.1 空间目标模拟图像状态感知结果

使用专家系统对测试集的空间目标模拟图片进行测试,结果如图 11 所示。

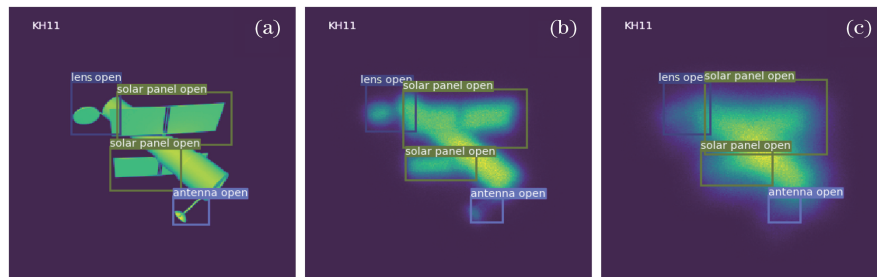


图 11 模拟空间目标状态识别结果。(a)清晰图片(T1);(b)模糊图片(T2);(c)模糊图片(T3)

Fig. 11 State identification results of simulated space targets. (a) Clear image from T1；
(b) blur image from T2；(c) blur image from T3

从图 11 可以看出,模型在测试集上的检测效果良好。图 11(c)中,在模糊程度和噪声都很大的情况下,人眼基本上无法识别出空间目标的类别,更加无法识别出其工作状态。利用经过训练的神经网络模型可以识别出空间目标的类别及状态。最终,专家系统判定的输出结果为:卫星 KH-11 正常工作,载荷状态为 lens open, solar panel open, antenna open。

3.2.2 空间目标真实图像状态感知结果

使用训练好的专家系统对测试集的国际空间站 (ISS) 真实图片进行检测。检测结果如图 12 所示,该训练好的专家系统可以识别出‘电池板开’这一载荷状态,同时检测到空间目标类别为 ISS,最终空间目标的状态感知结果为:ISS 正常工作,载荷状态为 solar panel open。

模型在测试集上的结果如表 6 所示。对于空间目标类别的识别,当 epoch 为 775 时, mAP 值达到了 0.8982,检测的平均准确率达到 0.8486,平均召回率达到 0.9428。对于空间目标载荷状态的识别,

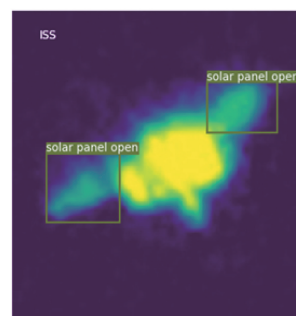


图 12 真实数据(ISS)状态识别结果

Fig. 12 State identification results of real data (ISS)

从评价指标来看,模型识别效果不太好,尤其是对于 lens close 这一载荷状态,其原因可能是镜头在原图中的尺寸比较小,在特征图中的尺寸基本上只有几个像素大小,这导致目标检测分类器对镜头的分类效果较差;lens close 这一类别在训练集中的数量较少;载荷状态 lens close 的特征不够明显。因此,在后面的工作中,将采用同一目标的多幅观测数据进行判定以解决这一问题。

表 6 空间目标状态识别测试结果

Table 6 Test results of status identification for space object

Model	Class	A_p	P	R
Object model	Communication satellite	0.9209	0.7805	0.9697
	Reconnaissance-1	0.9208	0.7119	1.0000
	Reconnaissance-2	0.7091	0.7949	0.7949
	KH-11	0.9495	0.9718	0.9583
	ISS	0.9907	0.9820	0.9909
Average		0.8982 ± 0.3000	0.8486 ± 0.0400	0.9428 ± 0.0300
Working model	Lens open	0.6991	0.7635	0.7533
	Lens close	0.1842	0.3235	0.3667
	Antenna open	0.6718	0.7692	0.7222
	Antenna close	0.6667	0.8889	0.6667
	Solar panel open	0.8318	0.7405	0.9030
	Solar panel close	0.8088	0.9164	0.8320
	Average		0.6437 ± 0.04	0.7337 ± 0.03

4 结 论

随着人造空间目标数量的不断增多以及空间环境的日益复杂,空间目标识别方法遇到了越来越多新的挑战,传统依赖于人眼的识别方式在性能、准确率和速度等方面存在一定的不足。针对这些问题,提出了利用海量空间目标数据并基于数据驱动的方法构建空间目标智能识别方法,实现空间目标自动感知,从而有效解决对具有复杂物理特性的空间目标的身份属性识别问题。基于 YOLOv3 模型分别设计了载荷检测网络和类别状态检测网络,这两个

网络在空间目标载荷检测和空间目标状态感知两个任务中均取得了较好的结果。

在空间目标载荷检测任务中,对多种空间目标(哨兵、锁眼卫星等)载荷(镜头、天线、电池板)在不同模糊程度、不同噪声水平等条件下进行测试,识别准确率均达到了 80% 以上。在空间目标状态感知任务中,所提方法根据多种空间目标的类别和载荷状态实现了对空间目标的状态感知,其类别识别准确率达到 90%,受观测数据空间分辨率较低的影响,所提算法对载荷状态的识别准确率较低。同时,所提方法对真实拍摄的卫星图片如国际空间站图片 (ISS) 进行训练、测试,准确率可达到 80% 以上。经

实验验证,该方法具有较高的识别精度和较快的推理速度,能够为空间目标自动感知系统的实现提供有效解决方案。针对目前方法对空间目标载荷状态的识别准确率较低的问题,在未来的研究中,将通过进一步优化数据输入方式及神经网络结构来提升载荷状态识别的检测精度与检测效率,并且将通过探索基于人工智能芯片的网络模型的高性能低延迟部署,实现空间目标信息感知系统的快速推理。

参 考 文 献

- [1] Zhang J H, Yao D S, Tan B. Analysis on effect factors of ground-based electro-optic system detection ability on space object[J]. *Acta Optica Sinica*, 2008, 28(6): 1178-1182.
张己化,姚东升,谈斌. 地基光电系统空间目标探测影响因素分析[J]. *光学学报*, 2008, 28(6): 1178-1182.
- [2] Zuo C, Feng S J, Zhang X Y, et al. Deep learning based computational imaging: status, challenges, and future [J]. *Acta Optica Sinica*, 2020, 40 (1): 0111003.
左超,冯世杰,张翔宇,等. 深度学习下的计算成像: 现状、挑战与未来[J]. *光学学报*, 2020, 40(1): 0111003.
- [3] Ju M R, Luo J N, Wang Z B, et al. Multi-scale target detection algorithm based on attention mechanism[J]. *Acta Optica Sinica*, 2020, 40(13): 1315002.
鞠默然,罗江宁,王仲博,等. 融合注意力机制的多尺度目标检测算法[J]. *光学学报*, 2020, 40(13): 1315002.
- [4] Sun Y C, Pan S G, Zhao T, et al. Traffic light detection based on optimized YOLOv3 algorithm[J]. *Acta Optica Sinica*, 2020, 40(12): 1215001.
孙迎春,潘树国,赵涛,等. 基于优化 YOLOv3 算法的交通灯检测 [J]. *光学学报*, 2020, 40 (12): 1215001.
- [5] Krizhevsky A, Sutskever I, Hinton G E. ImageNet classification with deep convolution neural networks [C] // *Proceedings of the 25th International Conference on Neural Information Processing Systems(NIPS)*, December 3-6, 2012. Lake Tahoe, Nevada, United States. New York: Curran Associates, 2012, 1: 1097-1105.
- [6] Girshick R, Donahue J, Darrell T, et al. Rich feature hierarchies for accurate object detection and semantic segmentation [C] // *2014 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, June 23-28, 2014. Columbus, OH, USA. New York: IEEE Press, 2014: 580-587.
- [7] Girshick R. Fast R-CNN [C] // *2015 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV)*, December 7-13, 2015. Santiago, Chile. New York: IEEE Press, 2015: 1440-1448.
- [8] Ren S Q, He K M, Girshick R, et al. Faster R-CNN: towards real-time object detection with region proposal networks[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2017, 39 (6): 1137-1149.
- [9] Redmon J, Divvala S, Girshick R, et al. You only look once: unified, real-time object detection [C] // *2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition(CVPR)*, June 27-30, 2016. Las Vegas, NV, USA. New York: IEEE Press, 2016: 779-788.
- [10] Liu W, Anguelov D, Erhan D, et al. SSD: single shot MultiBox detector[M]//Leibe B, Matas J, Sebe N, et al. *Computer vision-ECCV 2016. Lecture notes in computer science*. Cham: Springer, 2016, 9905: 21-37.
- [11] Redmon J, Farhadi A. YOLO9000: better, faster, stronger [C] // *2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, July 21-26, 2017. Honolulu, HI, USA. New York: IEEE Press, 2017: 6517-6525.
- [12] Redmon J, Farhadi A. YOLOv3: an incremental improvement[EB/OL]. (2018-04-08)[2019-12-05]. <https://arxiv.org/abs/1804.02767>.
- [13] Wang L. Research on spatial multi-objective recognition based on deep learning [J]. *Unmanned Systems Technology*, 2019(3): 49-55.
王柳. 基于深度学习的空间多目标识别方法研究 [J]. *无人系统技术*, 2019(3): 49-55.
- [14] Wang W Z, Li Z, Lai J Z, et al. Space objects intelligent identification based on the data-driven method[J]. *Journal of Command and Control*, 2019, 5(1): 25-30.
王文竹,李智,来嘉哲,等. 基于数据驱动的空间目标智能识别[J]. *指挥与控制学报*, 2019, 5(1): 25-30.
- [15] Neubeck A, Van Gool L. Efficient non-maximum suppression [C] // *18th International Conference on Pattern Recognition (ICPR'06)*, August 20-24, 2006. Hong Kong, China. New York: IEEE Press, 2006: 850-855.
- [16] He K M, Zhang X Y, Ren S Q, et al. Deep residual learning for image recognition [C] // *2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, June 27-30, 2016. Las Vegas, NV, USA. New York: IEEE Press, 2016: 770-778.

- [17] Lin T Y, Dollár P, Girshick R, et al. Feature pyramid networks for object detection [C] // 2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), July 21-26, 2017. Honolulu, HI, USA. New York: IEEE Press, 2017: 936-944.
- [18] Pan S J, Yang Q. A survey on transfer learning[J]. IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, 2010, 22(10): 1345-1359.
- [19] Sun C M, Yuan Y, Lü Q B. Modeling and verification of space-based optical scattering characteristics of space objects [J]. Acta Optica Sinica, 2019, 39(11): 1129001.
孙成明, 袁艳, 吕群波. 天基空间目标光学散射特性建模与验证[J]. 光学学报, 2019, 39(11): 1129001.
- [20] Wang X, Zhang Y S, Xu C, et al. Bidirectional reflectance distribution function modeling approach of space objects' fold material[J]. Acta Optica Sinica, 2019, 39(10): 1024001.
汪夏, 张雅声, 徐灿, 等. 空间目标褶皱材质 BRDF 建模方法[J]. 光学学报, 2019, 39(10): 1024001.
- [21] Liu C H, Li Z, Xu C, et al. BRDF model for commonly used materials of space targets based on deep neural network[J]. Acta Optica Sinica, 2017, 37(11): 1129001.
刘程浩, 李智, 徐灿, 等. 基于深度神经网络的空间目标常用材质 BRDF 模型[J]. 光学学报, 2017, 37(11): 1129001.
- [22] Jia P, Cai D M, Wang D, et al. Simulation of atmospheric turbulence phase screen for large telescope and optical interferometer [J]. Monthly Notices of the Royal Astronomical Society, 2015, 447(4): 3467-3474.
- [23] Jia P, Cai D M, Wang D, et al. Real-time generation of atmospheric turbulence phase screen with non-uniform fast Fourier transform[J]. Monthly Notices of the Royal Astronomical Society, 2015, 450(1): 38-44.