文章编号：1672-8785(2019)10-0032-04

无人机管线巡检中的测试桩识别

胡 进

（空军工程大学航空机务士官学校航空维修管理工程系，河南 信阳 464000）

摘 要：在无人机 GPS 信号丢失的情况下，测试桩的视觉辅助识别精度是影响油气管线自动巡检工作的关键因素。针对测试桩自动识别的精度问题，在分析测试桩及其周围地物背景目标特性的基础上，先用深度学习算法判断出测试桩被周围地物背景遮挡的情况。对于被遮挡的测试桩，采用不显著目标相对定位算法检测出测试桩的具体位置。最后通过现场采集的数据实验验证了文中算法的有效性。

关键词：管线巡检；测试桩；深度学习算法；不显著目标定位

中图分类号：TP391.4 **文献标志码**：A **DOI**：10.3969/j.issn.1672-8785.2019.10.006

Test-pile Detection in Pipeline Inspection by UAV

HU Jin

(*Aviation Maintenance management engineering department, Aviation Maintenance School for NCO, Air Force Engineering University, Xinyang 464000, China*)

Abstract: In the case of GPS signal loss of the unmanned aerial vehicle (UAV), the auxiliary visual recognition accuracy of the test pile is a key factor affecting the automatic inspection of oil and gas pipelines. Aiming at the accuracy problem of automatic identification of test piles, based on the analysis of the background and target characteristics of the test piles and surrounding objects, a deep learning algorithm was used to determine whether the test piles were obscured by the surrounding objects. For obstructed test piles, the relative location algorithm of the insignificant target was used to detect the specific position of the test piles. Finally, the validity of the algorithm in this paper is verified by actual test scenarios experiments.

Key words: pipeline inspection; test-pile; deep learning algorithm; unsaliency target detection

0 引言

现阶段我国陆上油气资源主要依靠管道输送。输送油气的管线不仅铺设的距离长(其物理长度能达到数千千米量级)，而且所穿越地区的地形多种多样。不仅穿越人烟稀少的山地、荒漠和沼泽等地带，也经过人口稠密的城市地区。这些长跨度的管道面临着严重的自然与地质灾害威胁、打孔偷盗以及违章占压等问题。目前，管道的巡检工作以人工参与为主。显然，人工巡检的效率很低。对于穿越高山、

收稿日期：2019-09-02

作者简介：胡进(1976-)，男，湖北大冶人，副教授，硕士，主要研究方向为航空维修管理。

E-mail：benchi9506@sina.com

沙漠和沼泽等恶劣地形的管道，巡检工人的足迹难以企及，特别在冰雪等恶劣气候条件下，人工巡检的局限性变得更明显。为了弥补人工巡检模式的不足，提高巡检工作的效率，开展基于无人机平台管线的全路径、全天时自动巡检关键技术研究具有十分重要的现实意义。

测试桩及其信息是管线巡查的重要标识和参考。石油燃气管道埋在地面下约深 2 m 的地方，正常情况下，地表上看不到管道。为方便定位管道的位置，在管线上方设置了测试桩。沿途管线上每隔 1 km 左右都有一个测试桩。测试桩包含北斗/GPS 位置、高度等信息，其电子版存放在指挥中心的数据库中。测试桩的信息是进行无人机导航和自动巡检的重要参考基准。同时，由于巡线跨度大，许多地方的 GPS 信号弱甚至长时间丢失，此时不能通过测试桩的 GPS 信息定位管线的位置。为解决 GPS 信号丢失造成的巡检问题，本文开展了基于无人机上光电传感器视觉识别测试桩的研究。

无人机平台系统是巡检任务的空中对地观测平台，是光电任务载荷和测控数据链机载设备等的载体。无人机上搭载的机载多传感器吊舱系统主要由陀螺稳定平台、减振装置、成像多传感器系统（光学相机、红外热像仪）、图像数据采集记录系统、无线通信链路系统等 5 个部分组成。其外观及其挂载样式如图 1 所示。



图 1 机载多传感器任务吊舱的外观构形

1 基于深度学习算法的测试桩被周围地物背景遮挡的判断

在巡线线路上，管线上方植被通常被破坏，与周围植被有显著差异。另外，有些测试桩也会被安装在玉米地等农田上。这些测试桩被农作物遮挡或掩盖，是测试桩识别的难点。针对以上情况，需要先判断测试桩是否被遮挡；对于被遮挡的测试桩，需通过识别其周围地物背景相对定位出测试桩的位置。整个识别流程如图 2 所示。

当前基于深度学习的目标检测识别算法，模型框架主要分为单步式和两步式两种模式。经典的两步式算法有区域卷积神经网络（Region-Convolutional Neural Network，R-CNN）系列算法 [1]，经典的单步式算法有单摄多框检测器（Single Shot Multibox Detector，SSD）算法 [2]。基于这两种算法的基本原理和试验情况，综合考虑算法的准确率以及运行速度，本

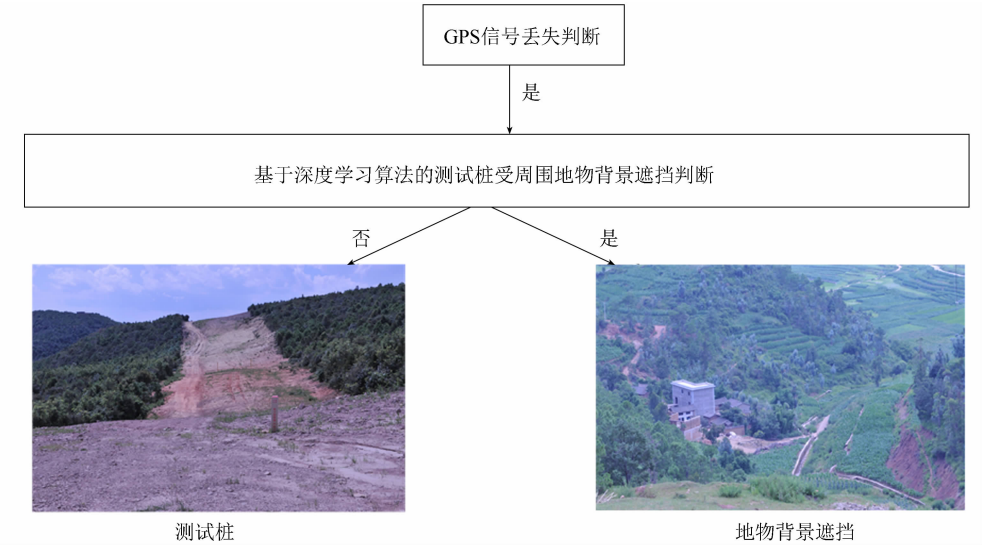


图 2 测试桩识别流程

文最终选择使用 Faster R-CNN 算法对巡线过程中的测试桩进行检测识别。Faster R-CNN 算法是 Ross Girshick 于 2015 年提出的，它是一个多任务模型结构，分类任务与回归任务可以同时训练[3]。该算法通过构建区域生成网络(Region Proposal Network,RPN)代替原来用 Selective Search 方法生成的目标潜在区域，大大缩短了算法的运行时间。同时，该算法采用端到端(end to end)训练，提高了算法的准确率。Faster R-CNN 算法的步骤如下[4]：

(1) 通过 CNN 计算实时图像特征图。

(2)用 PRN 生成建议窗口。

(3)利用 PRN 获得大致的位置，继续训练，获得更精确的位置。

(4)通过感兴趣区域池化层在每个感兴趣区域生成固定尺寸的特征图。

(5)利用 Softmax Loss 和 Smooth L1 Loss 对分类概率和边框回归联合训练。

本文中，当测试桩分类概率大于阈值 T 时认为没被遮挡，反之认为被遮挡。根据多次试验结果，选取 $T=0.8$。

2 基于不显著目标相对定位算法的测试桩位置定位

判别测试桩被周围地物背景遮挡时，需要比较遮挡测试桩的地物背景图像和预先收集的参考图像。参考图像是在 GPS 信号正常情况下采集存储的。需要说明的是，有些测试桩上方的地物背景(如农作物等)随四季变化的差异较大，需要收集不同季节、不同时段中的景象数据作为参考图像。

本实验中，通过不显著目标相对定位算法确定测试桩的具体位置[5,6]。具体流程为：根据参考图像中测试桩和其他显著特征之间的相对位置关系，通过测量测试桩周围的显著景物，将测试桩周围区域的图像边缘(或轮廓)特征和参考图像进行匹配，实现周围显著景物和被遮挡测试桩之间的相对定位，从而确定被遮挡测试桩的具体位置。被遮挡测试桩相对定位的流程如图 3 所示。

3 实验结果及分析

采用无人机巡线过程中拍摄的图像作为实验数据集，共 2086 张。在此基础上，为了加强网络模型的泛化性能，在实际训练过程中加上网上搜集的图像数据集中的 300 张图片一同训练。另外，在训练网络模型时，还采用了镜像方式扩充数据集，训练集中的每张图片都生成一幅左右翻转 180°的图像。检测对象除测试桩以外，还选取了居民楼、桥梁和道路这 3 类目标作为辅助识别的显著景象目标。

算法的实验环境是 Ubuntu17.04 64 位操作

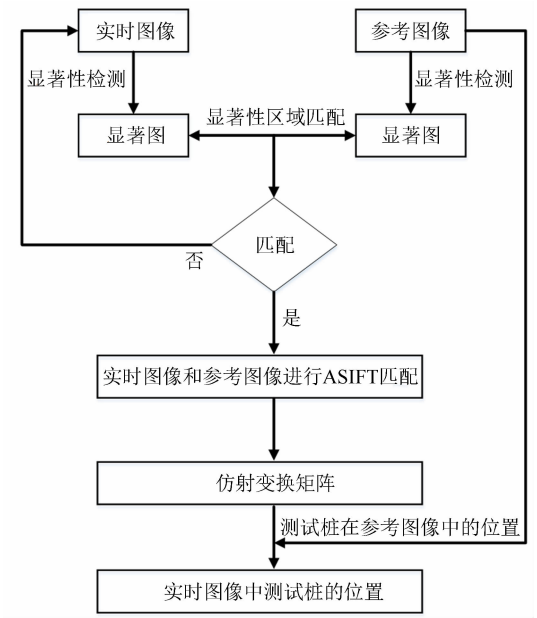


图 3 被遮挡测试桩相对定位的流程图

系统，内存为 32 GB，CPU 处理器为 Intel Core i7 3.5GHz，GPU 为 NVIDIA GTX TITAN XP 12G。对测试桩检测识别的结果如图 4 所示，图 4(a)、图 4(b)和图 4(c)分别是第 122 帧、第 438 帧和第 750 帧。其中，图 4(a)和图 4(b)中测试桩的识别概率均大于 80%，所以都能正常检测出测试桩。而图 4(c)中测试桩被周围庄稼遮挡，所以不能正常检测出测试桩。但其附近有显著景象目标(居民楼)，故通过检测居民楼的位置，结合居民楼和测试桩的相对位置关系，可解算出如图 4(c)中红色方框所示的测试桩位置。

4 结论

针对无人机巡检过程中 GPS 信号丢失情况下的测试桩识别问题，在没有遮挡的情况下，使用 Faster R-CNN 算法识别测试桩的准确率为 91.56%。被遮挡时，本文通过识别周围区域的显著景象目标，再结合识别前搜集到的显著目标与测试桩的相对位置关系，间接定位出测试桩的位置，此时测试桩的识别准确率为 86.71%。实验结果能基本满足实际工程需求，具有一定的实用价值。怎样有效提取数据特征，减少算法网络层级以及提高识别的准确率是后续研究工作的重点。

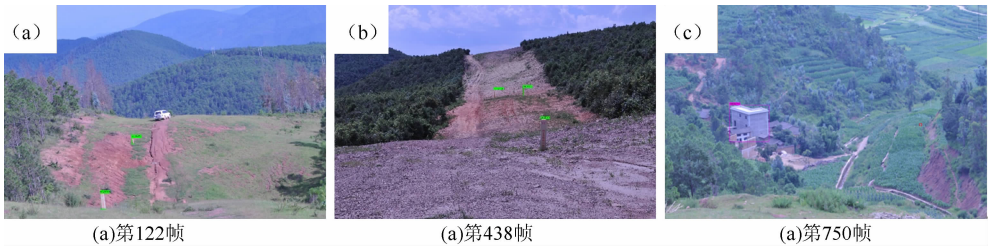


图 4 巡检中测试桩的检测结果

参考文献

[1] 朱茂桃，张鸿翔，方瑞华. 基于 RCNN 的车辆检测方法研究 [J]. **机电工程**，2018，**35**(8)：880-885.

[2] 唐聪，凌永顺，郑科栋，等. 基于深度学习的多视窗 SSD 目标检测方法 [J]. **红外与激光工程**，2018，**47**(1)：1-9.

[3] 李东子，范大昭，苏亚龙. 结合 Faster R-CNN 模型的遥感影像建筑物检测 [J]. **测绘科学技术学报**，2018，**35**(4)：389-394.

[4] Ren S Q，He KM，Girshick R，et al. Faster R-CNN：Towards Real-time Object Detection with Region Proposal Networks [C]. Montreal：International Conference on Neural Information Processing Systems，2015.

[5] 周帅骏，任福继，堵俊，等. 融合背景先验与中心先验的显著性目标检测 [J]. **中国图象图形学报**，2017，**22**(5)：584-595.

[6] 仇多兵，戴晨光，季虹良，等. 利用 ASIFT 并行改进算子的航空多视角大倾斜影像快速匹配方法 [J]. **测绘科学与工程**，2017，**37**(2)：29-34.