

DOI:10.16136/j.joel.2022.07.0020

基于 φ -OTDR 和 YOLO 实现 PIG 跟踪策略的研究

赵亚丽¹, 沙 洲², 路泽永³, 刘 欣^{4*}

(1. 河北石油职业技术大学 工业技术中心, 河北 承德 067000; 2. 天津大学 精密测试技术及仪器国家重点实验室, 天津 300072; 3. 河北石油职业技术大学 电气与电子系, 河北 承德 067000; 4. 河北石油职业技术大学 数理部, 河北 承德 067000)

摘要:提出了一种利用相敏光时域反射仪(phase-sensitive optical time domain reflectometer, φ -OTDR)和 YOLOv5(you only look once v5)目标检测算法定位跟踪管道中清管器(pipeline inspection gauge, PIG)的策略。PIG 两端皮碗和管道焊缝碰撞时会产生振动,利用 φ -OTDR 技术可以收集该振动信号在时空图上呈现出区别于其他背景噪声的“倒 V”特征。通过获取大量含有“倒 V”特征的时空图来构建训练集和测试集,训练集用来训练 YOLOv5 网络模型,测试集用来测试训练好的 YOLOv5 网络。经过训练的模型被证明能够准确地捕捉时空图中的“倒 V”特征,从而反演 PIG 的实时位置与路径。将分布式光纤传感器与神经网络算法相结合,进一步提高了 PIG 定位跟踪的便捷性与准确性,有利于实现 PIG 的在线、自动化跟踪。

关键词:事件识别;相敏光时域反射仪;物体检测;PIG 定位跟踪;神经网络

中图分类号:TH7 **文献标识码:**A **文章编号:**1005-0086(2022)07-0739-07

Research on PIG tracking strategy based on φ -OTDR and YOLO

ZHAO Yali¹, SHA Zhou², LU Zeyong³, LIU Xin^{4*}

(1. Industrial Technology Center, Hebei Petroleum University of Technology, Chengde, Hebei 067000, China; 2. State Key Laboratory of Precision Measurement Technology and Instruments, Tianjin University, Tianjin 300072, China; 3. Department of Electrical and Electronic Engineering, Hebei Petroleum University of Technology, Chengde, Hebei 067000, China; 4. Department of Mathematics and Physics, Hebei Petroleum University of Technology, Chengde, Hebei 067000, China)

Abstract: A strategy for locating and tracking pipeline inspection gauge (PIG) in the pipeline via phase-sensitive optical time domain reflectometry (φ -OTDR) and you only look once v5 (YOLOv5) target detection algorithm is proposed. Vibration will be generated when the cups at both ends of the PIG collide with the welding seam of the pipeline. The φ -OTDR technology can be used to collect the vibration signal and present an "inverted V" feature that distinguishes it from other background noises on the space-time map. A training set and a test set are constructed by obtaining a large number of space-time maps containing "inverted V" features. The training set is used to train the YOLOv5 network model, and the test set is used to test the trained YOLOv5 network. The trained model is proved to be able to accurately capture the "inverted-V" feature in the space-time map, thereby inverting the real-time position and path of the PIG. The distributed optical fiber sensor and neural network algorithm are combined to further improve the convenience and accuracy of PIG positioning and tracking, which is conducive to the realization of PIG online and automatic tracking.

Key words: event recognition; phase-sensitive optical time domain reflectometer (φ -OTDR); object detection; pipeline inspection gauge (PIG) positioning and tracking; neural network

* E-mail: liuxincd@163.com

收稿日期: 2022-01-10 修订日期: 2022-03-01

基金项目: 河北省重点研发计划项目(21375502D)资助项目

1 引言

管道运输凭借其便捷、高效、经济、无污染等优点,被广泛运用于油气与水资源的输送中,一旦管道发生堵塞或泄漏,就会造成资源浪费甚至是环境污染等问题,因此管道内部的安全问题成为近年来研究的热点之一^[1,2]。使用清管器(pipeline inspection gauge, PIG)动态清洁管道内壁是一种有效的管道维护方式,已成为抑制管道内壁腐蚀、保障管道通畅、提高管道使用寿命的重要手段^[3],而一旦 PIG 在行进过程中发生堵塞,就会妨碍正常的管道运输,甚至造成严重的经济损失,因此实时监测 PIG 的位置和状态至关重要。

分布式光纤传感技术^[4,5]是近年来管道无损检测的重要手段之一,在工程应用中管道外壁常铺设传感光缆用以维护管道安全。在分布式光纤传感系统中以一条传感光缆实现海量传感器的部署,再利用相敏光时域反射仪(phase-sensitive optical time-domain reflectometer, φ -OTDR)收集管道沿线各点的振动状态,并以时空图的方式综合呈现。PIG^[6,7]两端设有皮碗与管道以过盈配合连接,PIG 经过管道连接处的焊缝时会在时空图上呈现出“倒 V”特性,从而反映 PIG 的实时位置、速度,实现 PIG 的实时定位。

近年来,深度学习在工业中的应用愈发广泛,基于神经网络的算法设计可以大大提高信号测量的准确性和自动化程度。在众多神经网络算法中,YOLO(you only look once)^[8,9]算法能在最大限度保证精度的前提下实现对图像中对象边界、特征标签的高质量预测。其中 YOLOv5 凭借网络结构、训练技巧、识别准确度方面的优势已成为特征识别和目标提取的重要手段之一。

本文将 φ -OTDR 技术与 YOLOv5 相结合,在

建立 YOLOv5 网络模型的基础上,通过现场实验获取了大量有关 PIG 在时空图上的“倒 V”图像,对部分图像中的“倒 V”特征进行标记,并作为训练集和测试集对 YOLOv5 模型进行验证,分析了利用 φ -OTDR 与 YOLOv5 实现 PIG 定位跟踪的可行性,实现了 PIG 的自动化跟踪。

2 理论分析

2.1 “倒 V”特征

φ -OTDR 技术通过重复地发射窄线宽光脉冲,获取传感光纤上后向瑞利散射^[10-12],比较散射光的强度与相位变化,从而获知光纤所在管道沿线的应变、位移、振动等信息。时空图是这些信息的主要表现形式之一,它包含来自传感光纤的多条后向瑞利散射曲线,综合体现了管道沿线空间、时间、能量的分布,通常时空图以空间距离为横轴,以时间跨度为纵轴,可以清晰地反映出管道上异常点发生的时间与位置。

作为利用 φ -OTDR 技术跟踪 PIG 的主要标志,“倒 V”特征在时空图上综合反映了 PIG 经过管道焊缝的位置与时间。通常输送管道由多节管道焊接而成,焊接处存在突出焊缝,PIG 与管道以过盈配合方式连接。当 PIG 在管道中前进,与管道壁摩擦在时空图上呈现为大片背景色,当经过管道连接处焊缝时,由于存在过盈配合,PIG 与焊缝产生了不同的振动,振动信号在管道中沿着管壁传播,并随着传播距离的增加而衰减,从而在时空图上呈现为强度由顶点向两端不断衰减的“倒 V”特征。“倒 V”的顶点代表了振动信号产生的地点,“倒 V”的色彩则反映振动信号的强度,“倒 V”的斜率则体现振动信号传播的速率。图 1 中体现了“倒 V”特征对 PIG 在管道焊缝处产生的振动信号的反馈。

随着“倒 V”特征的产生,信号被 φ -OTDR 捕获,



图 1 不同信号在时空图上的呈现:(a) PIG 经过焊缝产生的“倒 V”特征;(b) 管道背景噪声

Fig. 1 The presentation of different signals on the space-time map:(a) The "inverted-V" feature produced by PIG passing through the weld seam;(b) Pipeline background noise

并由 YOLOv5 网络完成对目标特征的自动提取,实现 PIG 的自动定位跟踪,系统结构如图 2 所示。

事实上,管道所在环境存在车辆、行人、机械等诸多干扰因素,但其产生的噪声信号经过土壤的过滤在到达管道时具有几乎相似的声学特征,而 PIG 在管道内壁上产生的“倒 V”特征可显著区分于这些噪声信号,因此利用“倒 V”特征对 PIG 实时定位跟踪是可行的。

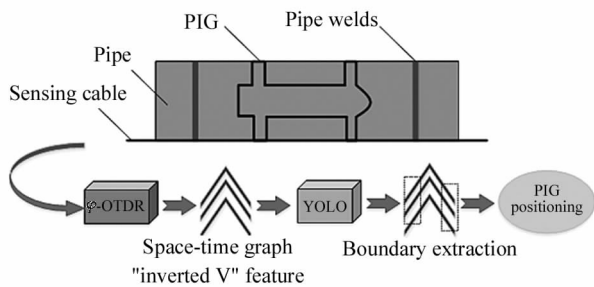


图 2 利用 φ -OTDR 与 YOLOv5 定位跟踪 PIG 的结构图
Fig. 2 Structure diagram of PIG positioning and tracking utilizing φ -OTDR and YOLOv5

2.2 YOLOv5 网络

利用 φ -OTDR 将 PIG 的实时位置转换为时空图上的“倒 V”特征,对 PIG 的定位跟踪转化为对“倒 V”特征的提取问题,即将 PIG 的定位跟踪转化为图像特征识别的问题。神经网络在图像识别领域成效显著,因此选择用于目标检测的 YOLOv5 神经网络作为目标网络。 φ -OTDR 不断获取包含 PIG 位置信息的时空图,将其输入相应的神经网络以提取“倒 V”特征,即可实现 PIG 的自动跟踪,同时大大提高特

征提取识别的准确性和速率。

YOLOv5 网络由 4 个主要模块组成,即图像输入、主干网络、数据聚集、结果输出^[13,14],各部分为 Focus、CBL(Conv+Bn+Leaky-relu)、SPP(spatial pyramid pooling)、CSP(cross stage partial)在内的基本计算单元的特定组合。图像输入主要对输入图片做尺寸压缩及 Focus 在内的预处理;主干网络使用不同尺寸的特征向量对图像金字塔池化以适应不同尺度的细节信息;数据聚集实现池化后的特征融合,以强化特征的多样性。

Focus 为切片操作,按照像素分布对输入图像隔点取样。Focus 将输入图像的宽、高信息转化为通道维度,尽管相比于普通的卷积下采样增加了计算量,但最大程度上避免了信息损失,保证了特征提取的精度。CBL 包括卷积操作、批量处理及激活函数。SPP 采用不同模板的最大池化以完成图像的特征融合。CSP 从网络结构上在增强 YOLOv5 学习能力的同时,降低了整体的计算量。YOLOv5 的基本网络结构如图 3 所示。

输入 YOLOv5 网络的图像为三通道图像,图像大小设定为 2500×1000 pixel。输出端为 3 个特征图,特征图大小由输入图像决定。为适应不同的细节,Focus 后分别使用 13×13 、 26×26 、 52×52 的特征向量金字塔池化,通过拼接融合得到特征图。特征图中信息用于进一步转化以标记“倒 V”特征,标记包含矩形两端点坐标 $x_{\min}$ 、 $x_{\max}$ 、 $y_{\min}$ 、 $y_{\max}$ 及标记预测的置信度。本文中使用标记的唯一目的是获得时空图上“倒 V”特征的左右边缘,因此将数据集类别 N 设置为 2,则输出特征图的深度为

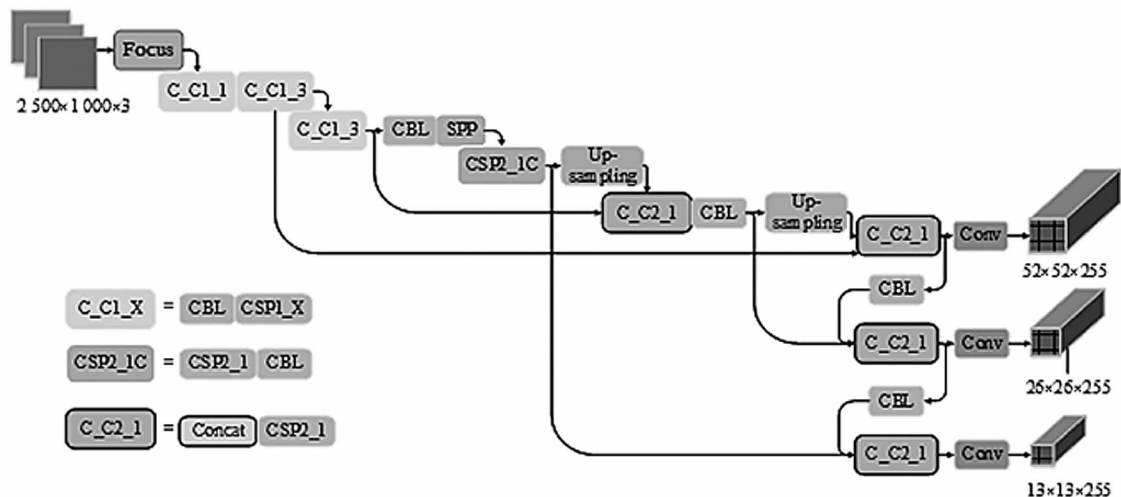


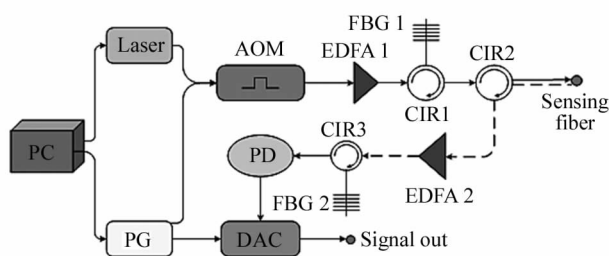
图 3 YOLOv5 网络结构图
Fig. 3 Structure diagram of YOLOv5 network

21。

上述描述都是基于对 YOLOv5 网络的设计,对于用户本身,YOLOv5 可以被认为是一个只需关注输入和输出的黑箱模型。将含有“倒 V”特征的时空图输入训练好的 YOLOv5 网络,网络提取图像中“倒 V”特征的置信度、概率列表和标记矩形框的位置信息。

3 实验验证

前文介绍了利用 φ -OTDR 与 YOLOv5 实现 PIG 定位跟踪的原理。应某油气领域业主的邀请,将本文所述方法进行实地测试,在实际输水管道中放置 PIG,现场采集大量的数据以训练构建的 YOLOv5 神经网络并验证本方法的可行性。实验中使用的分布式光纤设备为自研 φ -OTDR 机箱,完成光信号的发射与处理,所用机箱内部光路图如图 4 所示。



PC: power conversion; PG: pulse generator;
PD: photodetector; AOM: acoustic-optic modulator;
EDFA: erbium doped fiber amplifier; CIR: circulator;
FBG: fiber Bragg grating; DAC: data acquisition card

图 4 φ -OTDR 机箱内部结构示意图

Fig. 4 Schematic diagram of the internal structure of the φ -OTDR integrated system

测试环境中的管道长度为 10 km,将 PIG 与管道内壁过盈配合相接。采集卡采样率设置为 50 MHz,机箱的脉冲板扫描频率设置为 1 kHz。文件存储时间间隔为 1 s,存储格式为 pb 文件,存储文件通过相同的滤波方式拼接后得到管道沿线振动信号的时空分布图。

使用上位机接收数据执行处理,获取含有“倒 V”特征的时空图,并将其转化为统一大小,使用专门的图形标记工具来标记图中“倒 V”特征,如图 5 所示。

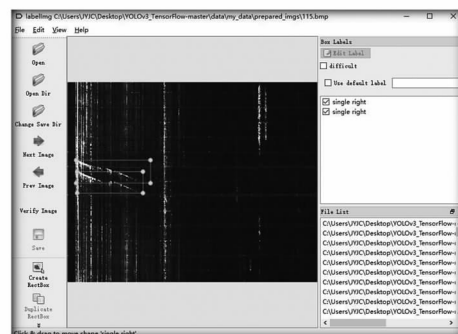


图 5 标记“倒 V”特征

Fig. 5 Marking the "inverted-V" feature

YOLOv5 网络的建立分为测试和训练两个阶段。使用标记工具对部分图像完成“倒 V”特征的标记后,每个时空图都生成携带标签信息的 xml 文件,并通过解析将其转化为各自的 txt 文件,从而产生 YOLOv5 网络的训练集与测试集。整个实验的流程如图 6 所示。

实验中使用 tensorflow 和 opencv-python 等第三方数据库构建了 YOLOv5 的深度学习网络。通过 φ -OTDR 采集了足够的含有“倒 V”特征的图像作为

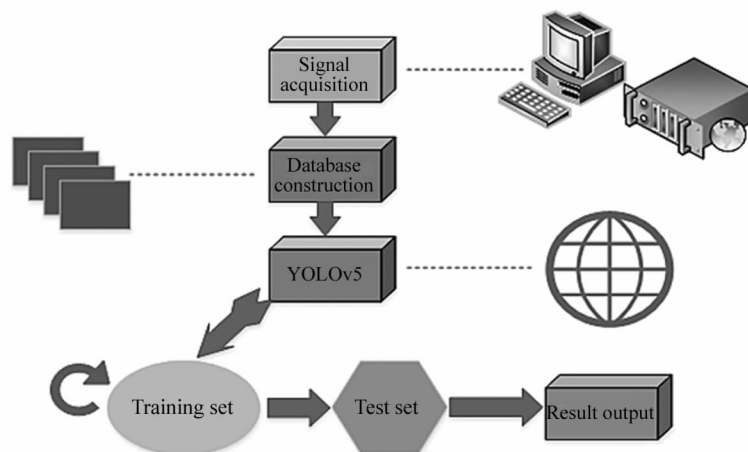


图 6 实验流程示意图

Fig. 6 Schematic diagram of the experimental process

YOLOv5 网络的训练集与测试集,具体而言,在采集的数据中选取 6 338 张含“倒 V”特征的时空图,其中前 2 244 个用矩形框标记出“倒 V”两侧作为训练集用于网络训练,其余的数据集作为测试集测试 YOLOv5 的功能。

准备好数据集并建立和调试好预测网络后,再通过不断地训练,反复调整和优化网络的参数,以提高网络的准确性。经过一段时间的训练后,预测精度得到显著增加。最后,网络结构和参数保存在一个 pb 文件中,以方便地嵌入第三方程序中。

训练中使用 momentum 作为优化器。训练的总

epoch 数为 300,训练的 batch size 为 10,训练总耗时约 39 h。使用 tensorflow 汇总工具保存一定的记录,即训练过程的统计信息,并通过 tensorboard 展示。

训练过程中记录了训练集目标损失 train/obj_loss、训练集分类损失 train/class_loss、测试集目标损失 val/obj_loss、测试集分类损失 val/class_loss、验证查准率 metrics/precision、召回率 metrics/recall、metrics/mAP_0.5 及 metrics/mAP_0.5:0.95^[15]等共 8 项指标的变化趋势,各指标变化趋势如图 7 所示。

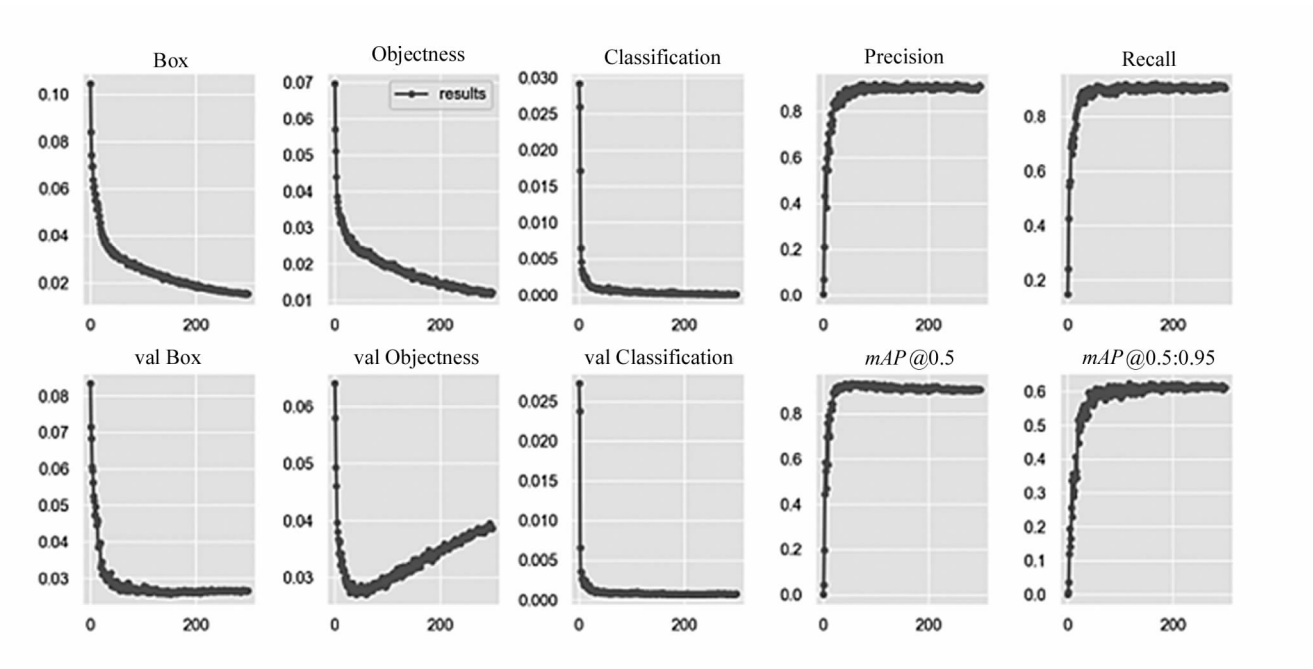


图 7 主要指标随训练时间的变化情况

Fig. 7 Changes of main indicators with training time

从图中可以清楚地看出,随着训练时间的增加,训练数据和验证数据的准确性都在增加,而训练集目标损失、训练集分类损失、测试集目标损失、测试集分类损失等关键损失参数值都在减少,同时验证查准率、召回率、metrics/mAP_0.5、metrics/mAP_0.5:0.95 等关键验证参数值都大大增加。统计结果表明训练集发挥了很大作用,同时表明了 φ -OTDR-YOLOv5 策略的可行性。

为进一步比较 YOLOv5 网络对时空图上“倒 V”特征的提取效果,使用 Labview 编写一个演示程序以方便测试 YOLOv5 网络训练后的预测能力。实验中所生成的 pb 文件通过可视化可操作模块嵌入到 Labview 演示程序中,以运行网络并进行预测。所用演示程序操作界面如图 8 所示。

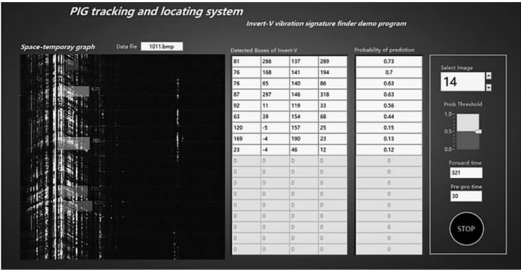


图 8 演示程序操作界面

Fig. 8 Demonstration program operation interface

所示操作界面中罗列所选的文件,左侧实时对图中“倒 V”特征用矩形框标记,右侧列表显示对该特征的提取损失以及置信度。需要指出的是,图中左侧仅仅标记出了置信度大于 50%的边界框。对测

试集使用训练后的 YOLOv5 网络,实时显示时空图上“倒 V”边界的提取识别情况,在使用矩形框提取“倒 V”左右边界的同时显示左右提取框的高度及宽度信息,如图 9 所示。

由图中可看出,在测试集中,对于“倒 V”特征的左右边界,经过训练的 YOLOv5 网络都能够准确区分和定位时空图上“倒 V”特征的边缘并进行准确提

取,预测结果证明了该方法的有效性,需要说明的是,每张图右侧的垂直线等环境干扰不影响预测结果。除了正确提取出图中“倒 V”特征,对于其他背景噪声导致的亮点,训练后的 YOLOv5 都能做出准确的屏蔽,例如 PIG 两端皮碗与管壁间持续性的摩擦,YOLOv5 网络不会将背景噪声导致的亮点识别为“倒 V”特征,具备在嘈杂噪声中提取特征目标的

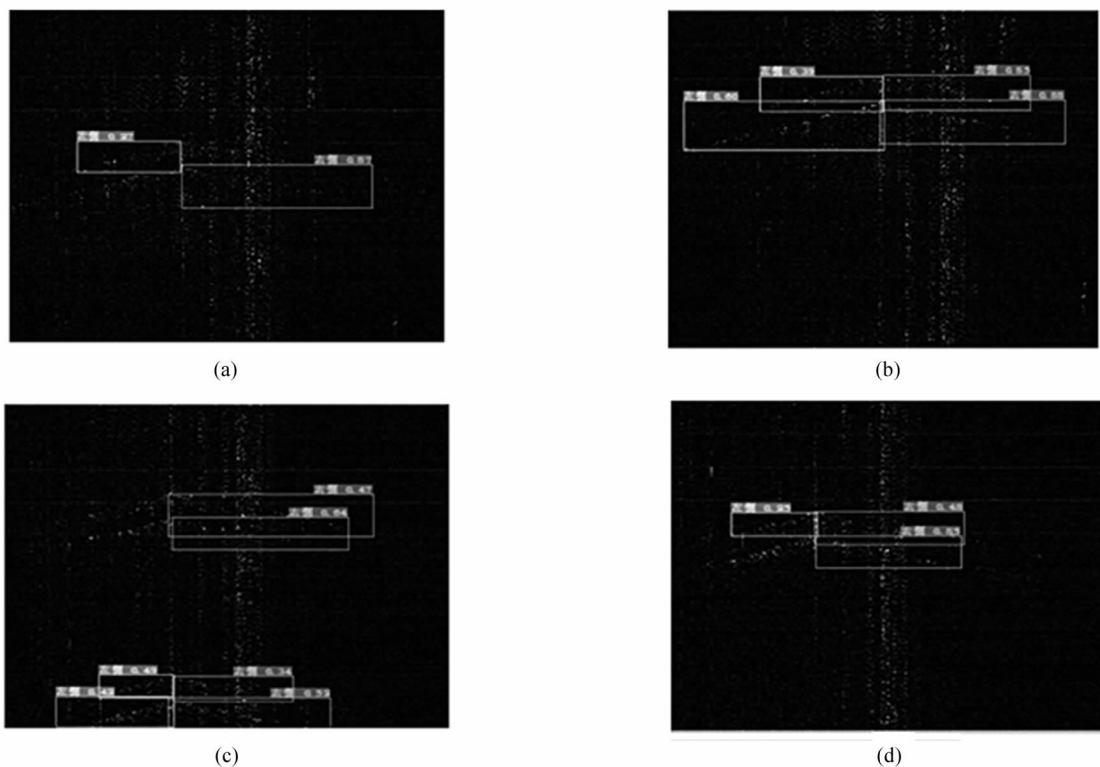


图 9 置信度超过 50% 的部分测试集特征提取:(a)(b)(c)(d) 识别结果

Fig. 9 Feature extraction of part of the test set with a confidence level of more than 50%. (a)(b)(c)(d) Recognition result

功能。

4 结 论

本文提出了一种利用 φ -OTDR 和 YOLOv5 目标检测算法的 PIG 定位跟踪策略并进行了验证演示。通过现场实验,使用自制 φ -OTDR 机箱从真实的 PIG 清管事件中收集现场振动数据,通过数据预处理生成一批包含“倒 V”特征的时空图,随后对部分数据标记以构建训练集和测试集。使用 Python 和 tensorflow 进行编码,以搭建 YOLOv5。网络训练耗时 39 h,经过训练的网络结构和优化权重保存在 pb 文件中,然后嵌入到 Labview 演示程序中以测试其预测能力。演示程序的性能表明,经过训练的 YOLOv5 网络能够准确提取和定位时空图上的“倒

V”特征,完全符合预期,从而验证了将目标检测技术与分布式光纤传感技术相结合以促进振动事件分析的可行性和优越性。

参考文献:

- [1] ZHANG T, BAI H, SUN S Y. A self-adaptive deep learning algorithm for intelligent natural gas pipeline control[J]. Energy Reports, 2021, 7: 3488-3496.
- [2] WEI Z, GONG J Z, COOK P R, et al. Leak detection for pipelines using in-pipe optical fiber pressure sensors and a paired-IRF technique[J]. Journal of Hydraulic Engineering, 2020, 146(10): 06020013.
- [3] CHEN J H, HE L M, LUO X M, et al. Characterization of bypass pig velocity in gas pipeline: An experimental and analytical study[J]. Journal of Natural Gas Science and

- Engineering, 2020, 73: 103059.
- [4] LV J D, FANG N, WANG C H, et al. Location method of Sagnac distributed optical fiber sensing system based on CNNs ensemble learning[J]. Optics and Laser Technology, 2021, 138: 106841.
- [5] TANGUDU R, SAHU P K. Rayleigh Φ -OTDR based DIS system design using hybrid features and machine learning algorithms [J]. Optical Fiber Technology, 2021, 61: 102405.
- [6] SADEGHI M H, CHITSAZ S, ETTEFAGH M M. Effect of PIG's physical parameters on dynamic behavior of above ground pipeline in pigging operation[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2019, 132: 692-720.
- [7] ZHANG L, ZHOU J W, HE H G. Modeling and simulation of pigging for a gas pipeline using a bypass pig[J]. Mathematical Problems in Engineering, 2020, 2020: 2047352.
- [8] GAO H, WANG W H, YANG C J, et al. Traffic signal image detection technology based on YOLO[J]. Journal of Physics: Conference Series, 2021, 1961: 012012.
- [9] QING Y H, LIU W Y, FENG L Y, et al. Improved YOLO network for free-angle remote sensing target detection [J]. Remote Sensing, 2021, 13(11): 2171.
- [10] LU B, WU B Y, GU J F, et al. Distributed optical fiber hydrophone based on Φ -OTDR and its field test. [J]. Optics Express, 2021, 29(3): 3147-3162.
- [11] RAO Y J, WANG Z N, WU H J, et al. Recent advances in phase-sensitive optical time domain reflectometry (Φ -OTDR)[J]. Photonic Sensors, 2021, 11(1): 1-30.
- [12] ZHANG Y X, LIU J X, XIONG F, et al. A space-division multiplexing method for fading noise suppression in the Φ -OTDR system[J]. Sensors, 2021, 21(5): 1694.
- [13] ZHU X. Design of barcode recognition system based on YOLOV5 [J]. Journal of Physics: Conference Series, 2021, 1961: 012012.
- [14] YAO J, QI J M, ZHANG J, et al. A real-time detection algorithm for Kiwifruit defects based on YOLOv5[J]. Electronics, 2021, 10(14): 1711.
- [15] CHENG L B, LI J, DUAN P, et al. A small attentional YOLO model for landslide detection from satellite remote sensing images[J]. Landslides, 2021, 18: 2751-2765.

作者简介:

刘欣 (1977—), 女, 硕士研究生, 副教授, 主要从事光纤传感和数学应用方向的研究。