

基于深度学习的 Φ -OTDR 输油管道入侵监测研究

杨震*, 封皓

天津大学精密测试技术及仪器国家重点实验室, 天津, 300072

摘要 相位敏感光时域反射(Φ -OTDR)技术在管道入侵预警领域有着突出表现,其中对于入侵事件的定位和识别是该领域研究的热点。近年来,基于神经网络的信号识别方法不断被提出,但这些方法大多忽视了事件的定位,在实际工程应用中需要人工的持续介入。基于输油管道入侵事件的安全预警问题,提出了一种基于深度学习的入侵事件自动识别和定位的方法。所提方法以图像目标检测思想为基础,以 1 s 时间、4 km 空间距离的时空图作为目标检测网络的输入,并使用最大最小归一化、带通滤波和图像移位数据增强 3 种预处理方法,同时实现对入侵事件的定位和识别。实验结果表明,所提方法对地表捶打、地表挖掘和人为跳跃 3 种事件单次发生的平均召回率达到 82.9%,精确率达到 70.4%,基本能够满足工程上的需求。

关键词 光纤光学; 光纤传感; 图像处理; 相位敏感光时域反射计; 安全预警; 目标检测

中图分类号 TN247

文献标志码 A

doi: 10.3788/LOP202259.0806001

Oil Pipeline Intrusion Monitoring Based on Deep Learning of Φ -OTDR

Yang Zhen*, Feng Hao

State Key Laboratory of Precision Measuring Technology and Instruments,
Tianjin University, Tianjin 300072, China

Abstract Phase-sensitive optical time-domain reflection (Φ -OTDR) technique has played a critical role in the field of pipeline intrusion monitoring. Identifying and locating intrusion events is a key topic in this field. While neural network-based solutions have been proposed frequently in recent years, a majority of them neglect the location of the events, resulting in ongoing manual labor in practical engineering applications. Based on the investigation of pipeline intrusion event identification, an automatic event recognition and location method is proposed. The proposed method is based on the concept of target detection, and the spatio-temporal diagram of 1 s time and 4 km spatial distance is used as the input of the target detection network. As such, max-min normalization, bandpass filtering, and data augmentation are employed as preprocessing methods to realize the location and identification of intrusion events at the same time. The experiment demonstrates that the proposed method can achieve an average recall of 82.9% and a precision of 70.4% in three types of events, including surface beating, surface digging, and human jumping, which can basically meet most industrial requirements.

Key words fiber optics; optical fiber sensing; image processing; phase-sensitive optical time-domain reflectometer; early warning; object detection

1 引言

分布式光纤传感技术^[1]有着精度高、成本低、结

构简单等诸多优点,是工程中一种常见的传感手段。相位敏感光时域反射(Φ -OTDR)技术是一种具有代表性的分布式光纤传感技术,广泛应用于管

收稿日期: 2021-03-16; 修回日期: 2021-04-17; 录用日期: 2021-04-27

通信作者: *yz1996@tju.edu.cn

道入侵预警^[2]、结构健康监测、振动监测^[3]等领域。信号的模式识别是 Φ -OTDR的常见任务,研究人员在其中投入了许多努力。

传统的信号识别方法^[4-8]主要是基于信号的特征提取的方法,包括时域特征、频域特征和能量特征等,但是特征提取的过程往往很繁琐,计算量也较大。这些方法虽然可以取得较好的识别率,但识别效果对信号特征的设计有较强的依赖性,且应用到不同的场景分类性能不一^[9]。在振动检测上,近年来研究人员尝试了许多基于深度学习的信号识别方法。Wu等^[10]在时域和频域上提取信号特征,并提出了一种基于隐马尔可夫模型的管道入侵事件识别方法;Xu等^[11]将时空图作为输入,使用卷积神经网络对挖掘、行走、车辆和破坏4种事件信号进行识别;Shi等^[12]比较了多种图像识别网络的识别效率和识别精度,最终使用了改进的GoogLeNet对背景噪声、走路、跳跃、敲击和挖掘5种信号实现了96.67%的分类准确率。

然而,现有的算法大多针对某一固定位置,或者单独截取长距离光纤信号振动位置进行分析,网络的训练样本和识别对象就是事件信号^[13-15]。实际的入侵检测中,系统一次性采集沿管线所有位置的信号,需要人工选取信号异常区域,然后使用识别

算法进行分析^[16]。如果算法可以自动定位异常信号的位置,并对异常信号进行分析,不仅可以同时实现入侵事件的定位和识别,而且可以节约人工成本,实现自动化检测。

本文提出了一种基于改进YOLOv3目标检测网络的入侵事件定位和识别方法。目标检测网络的输入为时空图,每张图像包含了沿管线4 km的1 s内的光纤信号。图像经过最大最小归一化、带通滤波和图像增强的预处理过程后,输出为时空图上存在的事件类型及其位置。现场的油气管道入侵实验结果表明,所提方法可以实现对事件的定位和识别,且对实验中的3种事件的平均召回率达到82.9%,精确率达到70.4%。

2 信号采集与预处理

2.1 Φ -OTDR系统应用简介

Φ -OTDR系统结构如图1所示。该系统以超窄线宽激光作为光源,光经过声光调制和掺铒光纤放大器后,以脉冲光信号的形式输出到传感光纤。光在传感光纤内传播时会发生瑞利散射,散射光反向传播,与脉冲光发生干涉现象,并经过放大后被光电探测器接收^[17]。

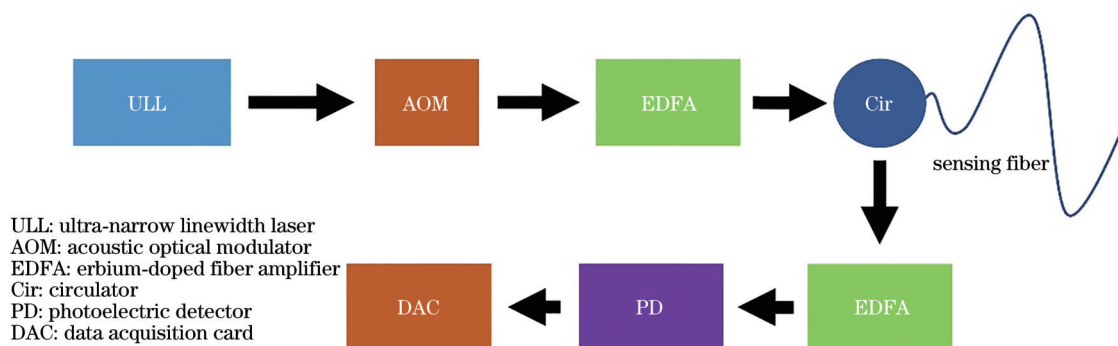


图1 Φ -OTDR系统结构

Fig. 1 Structure of Φ -OTDR system

实验中,传感光纤与油气管道共同掩埋于地下。当地表某处发生入侵事件时,传感光纤相应位置发生振动,弹光效应会导致该处的折射率发生明显变化,进而改变传播光束的光相位。相对于无振动状态时的稳定干涉现象,振动所造成的后向瑞利散射光的干涉变化会被光电探测器以光强变化的形式探知到^[18]。实验中,通常将采集信号与稳态信号相减,可以得到更加明显的扰动变化,光纤中光速已知,通过探测器接收信号的时间,即可推算出

信号发生位置^[19]。

实验中每次接收的信号为某一时刻光纤上各空间位置的光强,将光强序列按照时间顺序拼合,可以得到一个矩阵。将矩阵以图像形式表现,就是本实验中使用的信号类型——时空图。时空图的构成如图2所示。图像中,每个像素点代表光强,横坐标为离光纤起始点的长度,纵坐标为时间,因此,横向序列代表某一时刻沿管线所有位置的光强信息,纵向序列代表某位置上的光强随时间变化的信

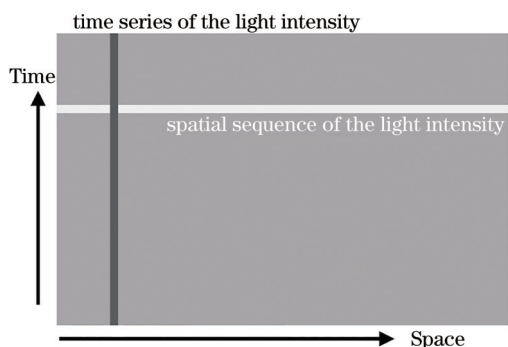


图 2 时空图

Fig. 2 Space-time diagram

号。实验中的时空图时间分辨率为 0.001 s, 空间分辨率为 2 m, 每张时空图的尺寸大小为 2000 pixel × 1000 pixel, 时间为 1 s, 空间距离为 4 km。

2.2 检测效果评价方法

网络检测结果主要通过检测的精确率 (precision) 和召回率 (recall) 来评价, 其中精确率表示在网络输出的检测结果中正确检测对象所占的比例, 主要描述网络的误检情况; 召回率表示对于

所有应被检测到的目标, 网络能够成功检测出的对象所占比例, 主要描述网络的漏检情况。实际工程中, 要综合考虑这两个指标。

2.3 实地实验

实地实验中, 光纤与输油管道平行铺设于地下 1.5 m 处。光纤距离输油管道 0.5 m 左右, 二者铺设的截面示意图如图 3 所示。实验现场图片如图 4 所示。

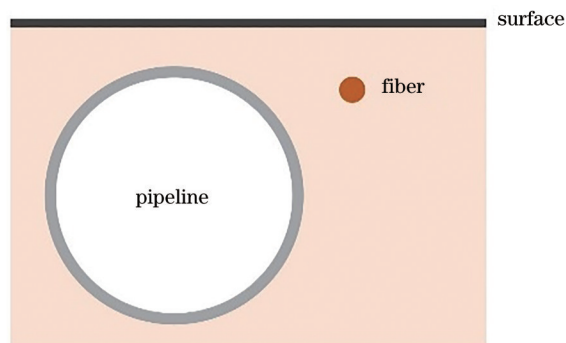


图 3 管道和光纤铺设示意图

Fig. 3 Schematic diagram of pipeline and optical fiber laying

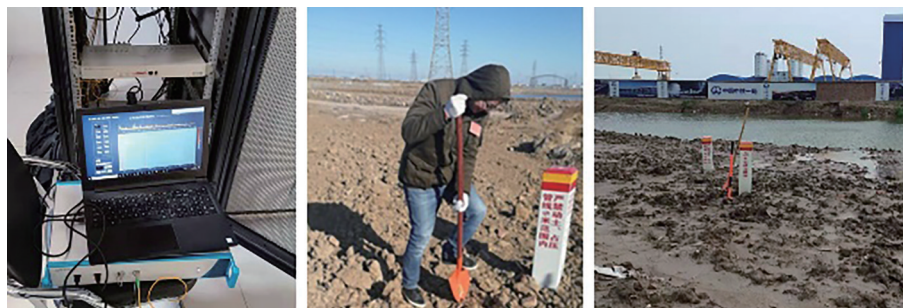


图 4 实验装置及现场

Fig. 4 Experimental setup and environment

将 Φ -OTDR 系统接入地下光纤, 并人为地在输油管道的不同位置的地表附近模拟一系列事件, 其中事件模拟如下:

1) 人为跳跃。人为在管道上方地表跳跃, 跳跃频率为 1 次每秒。

2) 人为捶打。人为使用锤子捶打管道上方地表, 捶打频率为 1 次每秒到 3 次每秒。

3) 人为挖掘。人为使用铁锹挖掘管道上方地表, 挖掘频率为 2 次每秒到 4 次每秒。

在管道入侵检测中, 捶打与挖掘属于入侵事件, 跳跃为干扰事件。

2.4 信号预处理与数据增强

实验中, 为了使样本更加清晰, 方便后续的样本标注和网络训练工作, 由系统数据直接还原的时

空图还需要经过一系列预处理, 包括归一化、滤波去噪及数据增强。

由于光纤的不同位置的响应强度有所区别, 对整张图像进行全局归一化处理会使某些位置的响应强度很大而有些地方的响应强度很小, 得到的图像细节损失严重。因此, 首先要对每张图像的每一列进行归一化, 防止由于不同长度位置上光纤响应不同而引起的同种事件的图像差异。

归一化是一种无量纲处理方法, 本实验中选用最大最小归一化方法。

$$x_n = \frac{x - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}}, \quad (1)$$

式中: x 表示时空图上一列时间信号; x_{\max} 和 x_{\min} 分别为该列信号的最大值和最小值; x_n 为最大最小归一

化后得到的新信号。

归一化后得到的信号仍然会掺杂许多噪声。使用带通滤波器滤除低频和低频噪声可以有效改善时空图,令目标信号更加清晰、方便检测。同时,带通滤波操作简单,可以满足在线快速处理的

要求。

经过以上两种预处理方法处理后,图像前后变化如图 5 所示。图 5(b)、(c)方框所在的部分,即事件信号,经过归一化与带通滤波处理后,在时空图上更加清晰。

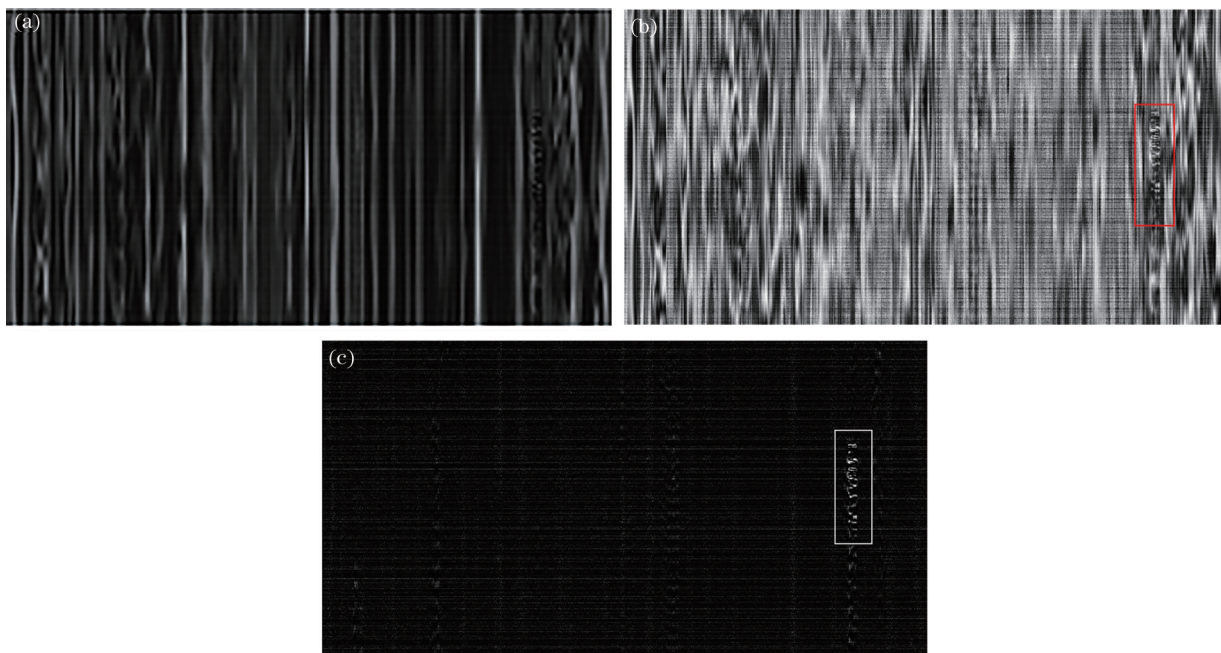


图 5 预处理前后的时空图。(a)原始时空图;(b)归一化处理;(c)带通滤波

Fig. 5 Space-time diagram before and after preprocessing. (a) Original space-time diagram; (b) normalization; (c) bandpass filtering

使用时空图进行网络训练之前,还要进行数据增强处理。数据增强^[20]是目标检测任务中常用的预处理方法,主要目的是扩充训练样本、增强网络的鲁棒性。本实验中,网络的输入为全局时空图,为了实现事件的定位和识别,网络要同时对事件分类和事件定位进行训练。而在实际的实验中,人为入侵实验通常集中于管线的几处位置而不能分散于管线沿线,原始数据中入侵信号在时空图上表现出一定的集中性。仅使用原始实验数据训练网络会由于扰动信号空间位置集中出现过拟合,在新的场景中检测效果不佳。因此,为了增强网络的鲁棒性,防止网络过拟合,要对原始数据进行数据增强。

数据增强的方法多种多样,但是要避免产生无效的扩充数据,否则可能对检测效果产生负面影响。传统数据增强方法^[21]包括图像移位、缩放比例及颜色抖动等,其中图像移位在本实验中是十分必要的,而其他两种数据增强方法的效果需要实验验证。

实验中,3种数据增强方法操作如下。

图像移位:将一张时空图在纵横方向上进行分

割,左右、上下交换后重新拼接,要保证被检测目标的完整性。

缩放比例:将图像固定高度,同时以 0.8~1.2 的比例随机放缩图像宽度。

颜色抖动:首先将图像变换到 HSV 颜色空间,然后随机改变图像的曝光度、饱和度和色调,最后转换回 RGB 颜色空间。

对一张时空图使用 3 种数据增强方法后,时空图变化如图 6 所示。表 1 为不同数据增强方法对网络检测效果的影响。

训练数据经缩放比例和颜色抖动的增强后,可以提高网络的召回率,但同时会降低网络的精确率。综合考虑网络的召回率和精确率,本实验组最终选择图像移位作为数据增强手段,将原时空图在水平和垂直方向上分割、拼合,以此将事件信号在时间和空间上分散。

通过一系列预处理操作,最终得到不同事件及其训练集、测试集数目如表 2 所示。3 种不同事件信号的时空图表现如图 7 所示。

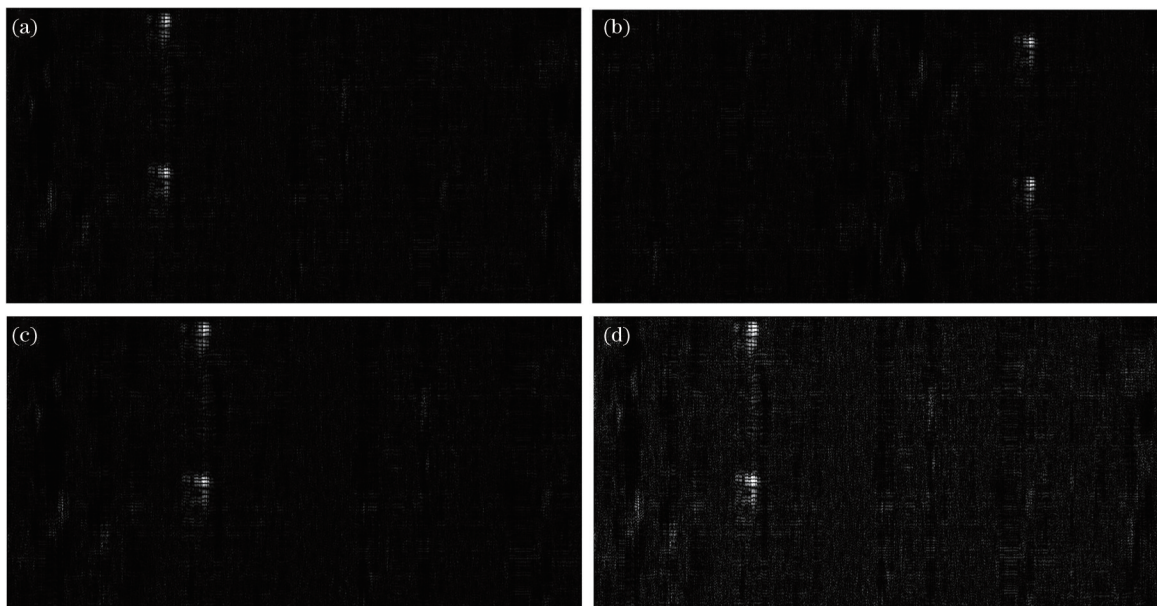


图 6 数据增强操作。(a)原始图像;(b)移位;(c)放缩;(d)颜色抖动

Fig. 6 Data augmentation operations. (a) Origin picture; (b) displacement; (c) scale; (d) color jittering

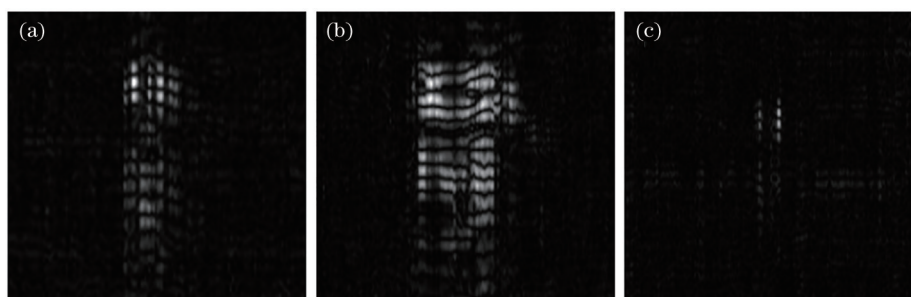


图 7 三种信号时空图。(a)跳跃;(b)捶打;(c)挖掘

Fig. 7 Space-time diagrams of three types of events. (a) Jumping; (b) beating; (c) digging

表 1 不同数据增强方法对网络效果的影响

Table 1 Influence of different data augmentation methods on network effect

Data augmentation method	Recall /%	Precision /%
Displacement	84.8	70.6
Displacement and scale	92.6	47.9
Displacement and color jittering	88.6	60.3

表 2 样本类型及数量

Table 2 Sample type and quantity

Event type	Training set	Test set	Total number
Jumping	579	281	860
Beating	1101	519	1620
Digging	462	200	662

3 事件定位与识别训练

3.1 目标检测网络概述

不同于分类网络,目标检测网络在对物体分类

的同时还要定位目标在整张图像上的位置。传统的卷积神经网络经常被应用在图像分类任务上,而要做到目标定位,还需要其他手段的支持。目前,目标检测网络主要分为 one-stage 和 two-stage 两类,前者通过输入的图像直接输出目标种类和位置,网络速度快但同时精确度相比后者低;后者首先定位目标可能存在的位置,然后对该位置上的目标进行分类,精度高但速度慢。

YOLOv3 是一种经常应用于工程中的、较为成熟的网络,YOLOv3 继承了前两代的检测思路,并在特征提取网络和检测部分使用了新的结构,在目标检测领域表现良好。考虑到本实验对识别速度的要求及样本数据的特殊性,以 YOLOv3 为基本网络,在此基础上对网络结构进行优化,最终实现了一个小体积、高精度、高速率的入侵信号检测网络。

3.2 YOLOv3 网络优化

YOLOv3 网络在传统图像的目标检测领域效果出色。本实验中,相较于传统的目标检测,事件信号形状更加简单、种类更少。为了充分利用网络性能,缩小网络大小同时提高检测的速度,可以对 YOLOv3 网络结构进行优化,令其更加适合任务要求。

YOLOv3 网络结构较为复杂。网络的输入为一张图像,输出为 3 个不同尺度的感受野下的结果。整个卷积神经网络结构不同于传统网络,其中池化层使用步长为 2 的卷积层代替,除此之外,网络中还使用了残差结构(ResNet),大大削弱了梯度消失效应。网络的第 1 部分为 Darknet-53 结构,主要作用是提取图像特征。对于本任务,可以对该结构进行改进,减少卷积层数目,从而得到更快、更小的模型^[22]。

不同数目卷积层的特征提取网络结构下 YOLOv3 的训练速度和检测速度如图 8 所示,召回率和精确率如图 9 所示。

随着卷积层数目的增加,训练速度和检测速度会有较大降低,检测精度会略微升高。综合考虑训练速度、检测速度和检测精度,最终选择 33 层的特征提取结构。

改进后的检测网络整体结构如图 10 所示,其中方框内的部分为改进的特征提取网络,其具体结构如图 11 所示。相比于原始网络结构,改进网络减少

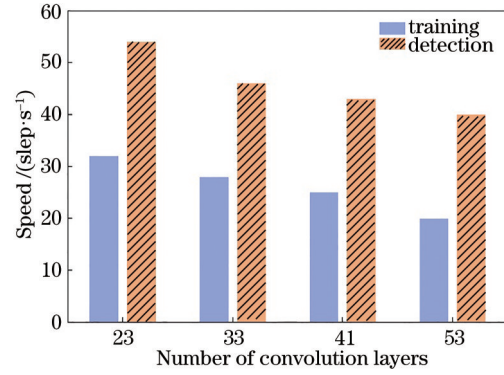


图 8 不同结构特征提取网络下 YOLOv3 的训练和识别速度
Fig. 8 Training and recognition speed of YOLOv3 with different structural feature extraction networks

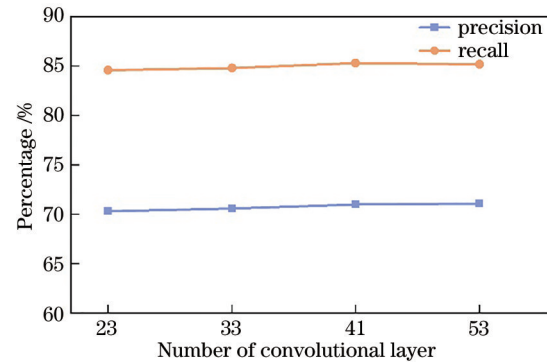


图 9 不同结构特征提取网络下 YOLOv3 的召回率和精确率
Fig. 9 Precision and recall of YOLOv3 with different structural feature extraction networks

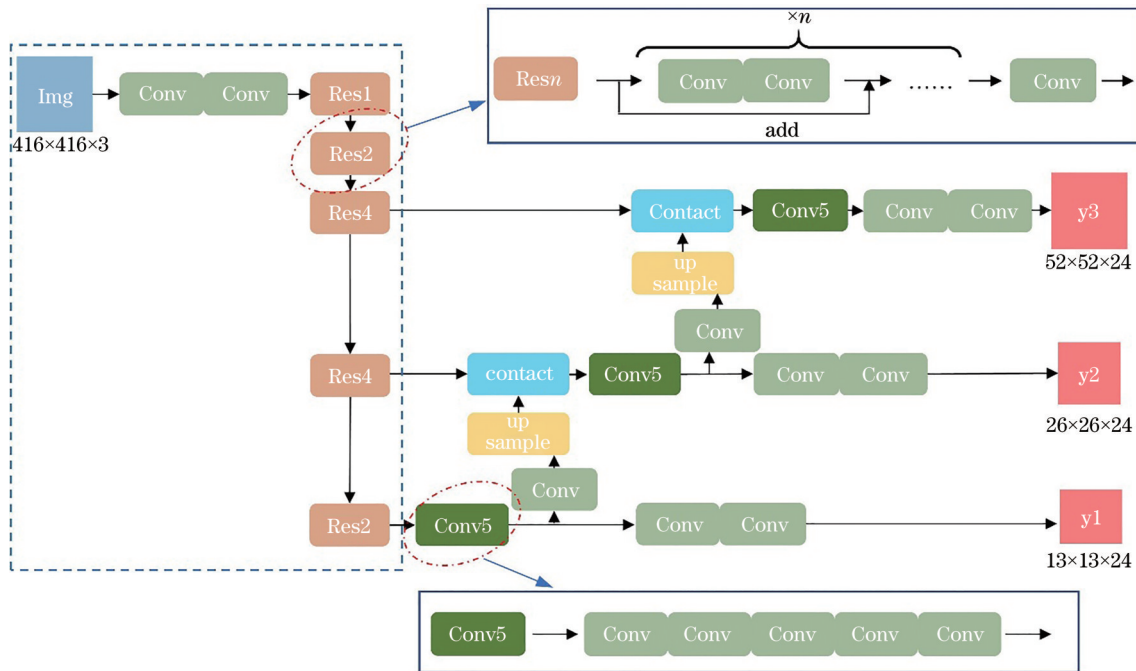


图 10 网络整体结构

Fig. 10 Structure of overall network

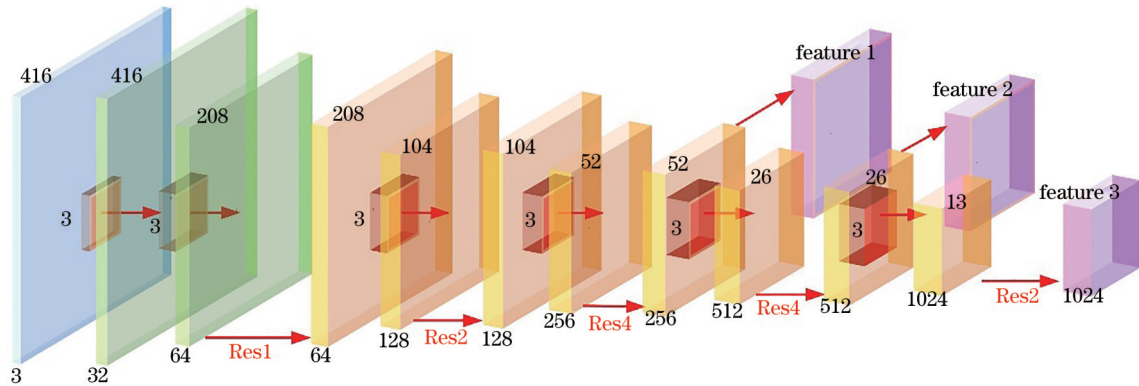


图 11 改进的特征提取网络

Fig. 11 Improved feature extraction network

了残差层中的残差块数目。在后 3 个残差层,残差块数由原始的 8、8、4 分别缩减到 4、4、2 个。整体上,特征提取网络中的卷积层数由原始的 53 层降低到了 33 层。

输入的时空图被缩小为 416 pixel×416 pixel, 首先经过 2 个卷积层,之后经过 5 个残差层,在最后 3 个残差层输出 3 种不同尺度的数据,分别表示 3 种不同大小的感受野下的图像特征。3 种不同尺度的特征还要经过拼合、上采样、卷积等操作,最终输出 3 种尺度的检测结果。网络最后输出的结果为检测到的整张时空图上的扰动信号,对信号进行分类同时用方框标记出它的像素位置。空间上每个像素代表 2 m 的距离,根据方框中心的像素位置,即可确定扰动事件的位置。使用网络对时空图检测的检测结果显示如图 12 所示,其中检测网络标注出检测到的事件类型及事件位置。

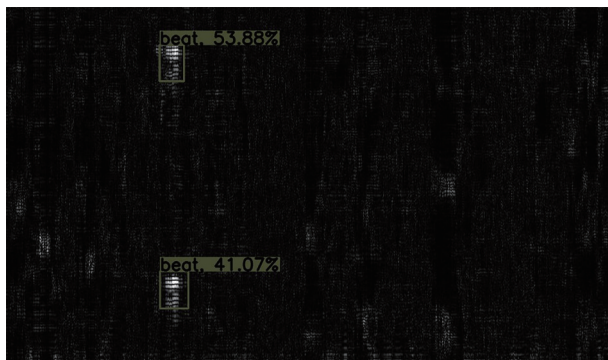


图 12 网络检测结果

Fig. 12 Network detection results

4 网络训练及结果分析

训练网络的初始学习率为 0.001,变化方式为指数衰减。梯度下降方法选择动量梯度下降,每一

个训练批次大小为 32。训练样本共 2142 张图像,训练平台为 TensorFlow,共训练 23000 步。训练过程中的损失、精确率和召回率变化如图 13、14 所示。

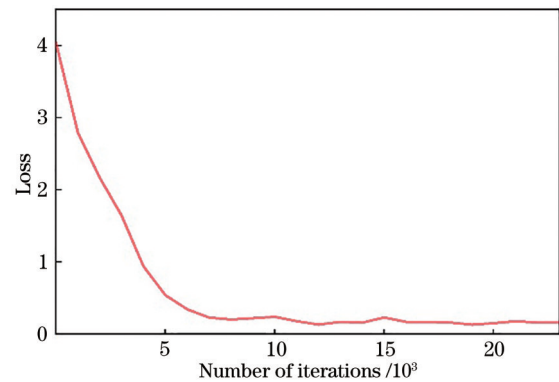


图 13 训练损失曲线

Fig. 13 Loss curve of training

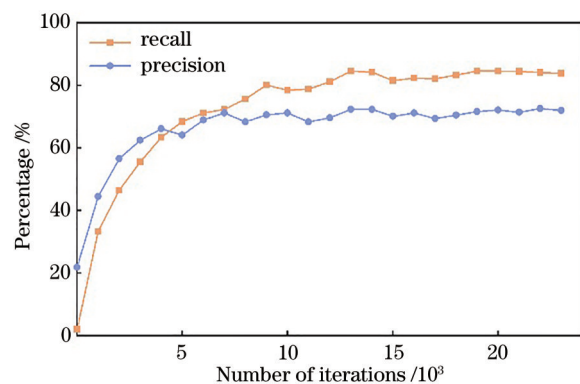


图 14 训练精确率、召回率曲线

Fig. 14 Precision curve and recall curve of training

对于最终训练得到的模型,使用测试集测试网络效果。对于 3 种事件共 1000 张测试集数据,测试结果如表 3 所示。

由表 3 可知,网络对捶打地面检测最精确,召回率和精确率分别达到了 85.0% 和 76.2%;网络对控

表 3 不同类型事件的召回率和精确率

Table 3 Recall and accuracy of different types of events

Event type	Recall / %	Precision / %
Jumping	88.4	74.4
Beating	85.0	76.2
Digging	75.4	60.6

掘检测的召回率和精确率最低,但也均超过了60%。总体上,该网络对3类事件单次发生检测的平均召回率为82.9%,平均精确率为70.4%,在实际工程检测中具有应用价值。

5 结 论

提出了一种基于 Φ -OTDR技术的输油管道入侵事件定位和识别的方法,所提方法基于深度学习,使用图像目标检测的思路,可以同时做到对入侵事件的定位和识别。实验中,在管道沿线模拟了作为入侵事件的捶打和挖掘行为及作为干扰事件的跳跃行为。首先,讨论了原始时空图数据的预处理问题,其中着重研究了数据增强方法。最后,改进了YOLOv3的特征提取网络,使网络更加适应输油管道入侵事件检测的要求。在现场实验中,该网络对3类事件单次发生检测的平均召回率和精确率分别达到82.9%和70.4%,基本能够满足工程要求。

所提方法基于图像目标进行检测。从获取时空图、数据预处理到检测网络的训练,该流程不仅适用于管道入侵事件检测,在其他光纤信号分析场合也有一定的参考价值。所提方法速度快、迁移容易,检测过程不需要人工介入,对实际工程检测的在线化和自动化具有重要意义。但是,网络对于一些更加复杂的事件,例如车辆经过引起的扰动信号,检测精度不高。如何使网络能够检测更加复杂的信号、能够在更复杂的环境下发挥作用是下一步研究的重点。

参 考 文 献

- [1] Liu J X. Research progress of distributed optical fiber sensing and monitoring technology based on Φ -OTDR[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2013, 50(8): 080021.
刘建霞. Φ -OTDR 分布式光纤传感监测技术的研究进展[J]. 激光与光电子学进展, 2013, 50(8): 080021.
- [2] Yang Y, Feng H, Wang Z H, et al. Application and development of distributed optical fiber sensing technology in pipeline detection[J]. Electro-Optic

Technology Application, 2016, 31(6): 1-9, 76.

杨洋, 封皓, 王宗和, 等. 光纤传感技术在管道检测中的应用与发展[J]. 光电技术应用, 2016, 31(6): 1-9, 76.

- [3] Qiu Y D, Qin Z J, Xiong X M, et al. Vehicle vibration detection Φ -OTDR system design and signal processing[J]. Optical Communication Technology, 2018, 42(4): 33-36.
邱玉东, 秦祖军, 熊显名, 等. 车辆振动检测 Φ -OTDR 系统研究与信号处理[J]. 光通信技术, 2018, 42(4): 33-36.
- [4] Wang X Q, Zhu R, Li X C, et al. Mode recognition method of optical fiber vibration sensing system based on Φ -OTDR[J]. Journal of Jilin University (Science Edition), 2020, 58(5): 1243-1248.
王兴奇, 朱瑞, 李欣城, 等. 基于 Φ -OTDR 光纤振动传感系统模式识别方法[J]. 吉林大学学报(理学版), 2020, 58(5): 1243-1248.
- [5] Zhang J N, Lou S Q, Liang S. Study of pattern recognition based on SVM algorithm for Φ -OTDR distributed optical fiber disturbance sensing system [J]. Infrared and Laser Engineering, 2017, 46(4): 0422003.
张俊楠, 娄淑琴, 梁生. 基于 SVM 算法的 Φ -OTDR 分布式光纤扰动传感系统模式识别研究[J]. 红外与激光工程, 2017, 46(4): 0422003.
- [6] Zheng Y, Duan F J, Tu Q C, et al. Monitoring intrusion incidents in different frequencies based on Φ -OTDR[J]. Opto-Electronic Engineering, 2015, 42(5): 68-74.
郑印, 段发阶, 涂勤昌, 等. Φ -OTDR 识别不同频率振动事件研究[J]. 光电工程, 2015, 42(5): 68-74.
- [7] Zhang Y, Lou S Q, Liang S, et al. Study of pattern recognition based on multi-characteristic parameters for Φ -OTDR distributed optical fiber sensing system [J]. Chinese Journal of Lasers, 2015, 42(11): 1105005.
张颜, 娄淑琴, 梁生, 等. 基于多特征参量的 Φ -OTDR 分布式光纤扰动传感系统模式识别研究[J]. 中国激光, 2015, 42(11): 1105005.
- [8] Zheng Y, Duan F J, Tu Q C, et al. Signal processing of intrusion monitoring based on Φ -OTDR [J]. Acta Photonica Sinica, 2015, 44(1): 0106004.
郑印, 段发阶, 涂勤昌, 等. 相位敏感光时域反射计识别入侵事件算法[J]. 光子学报, 2015, 44(1): 0106004.
- [9] Luo T L, Wang L Y, Shi Y. Buried fiber vibration event classification method based on 1D-CNN for Φ -

- OTDR[J]. Journal of Optoelectronics·Laser, 2020, 31(9): 955-964.
- 罗天林, 王砾苑, 施羿. 基于 1D-CNN 的 Φ -OTDR 地理光纤振动事件分类方法[J]. 光电子·激光, 2020, 31(9): 955-964.
- [10] Wu H J, Liu X R, Xiao Y, et al. A dynamic time sequence recognition and knowledge mining method based on the hidden Markov models (HMMs) for pipeline safety monitoring with Φ -OTDR[J]. Journal of Lightwave Technology, 2019, 37(19): 4991-5000.
- [11] Xu C J, Guan J J, Bao M, et al. Pattern recognition based on time-frequency analysis and convolutional neural networks for vibrational events in Φ -OTDR[J]. Optical Engineering, 2018, 57(1): 016103.
- [12] Shi Y, Wang Y Y, Zhao L, et al. An event recognition method for Φ -OTDR sensing system based on deep learning[J]. Sensors, 2019, 19(15): 3421.
- [13] Zhou Y, Gou W H, Zhao G Z. Fiber sensor pipeline monitoring system based on BP signal distinguish[J]. Laser & Infrared, 2021, 51(2): 217-221.
- 周莹, 苟武侯, 赵光贞. 基于 BP 信号识别的光纤油气管道监测系统[J]. 激光与红外, 2021, 51(2): 217-221.
- [14] Ouyang H, Liu C D, Qin Z J, et al. Detection and recognition algorithm of vibration signal in Φ -OTDR system[J]. Optical Communication Technology, 2020, 44(3): 37-40.
- 欧阳竑, 刘承达, 秦祖军, 等. Φ -OTDR 系统的振动信号检测和识别算法[J]. 光通信技术, 2020, 44(3): 37-40.
- [15] Wu J, Guan L Y, Bao M, et al. Vibration events recognition of optical fiber based on multi-scale 1-D CNN[J]. Opto-Electronic Engineering, 2019, 46(5): 79-86.
- 吴俊, 管鲁阳, 鲍明, 等. 基于多尺度一维卷积神经网络的光纤振动事件识别[J]. 光电工程, 2019, 46(5): 79-86.
- [16] Bai Y, Li J X, Xing J C. Research on intelligent optical-fiber pre-warning system for long-distance pipeline safety[J]. Infrared Technology, 2020, 42(10): 927-935.
- 白钰, 李金鑫, 邢冀川. 长距离管道安全智能光纤预警系统研究[J]. 红外技术, 2020, 42(10): 927-935.
- [17] Chen J X, Gong H P, Jin S Z. Development and principles of fiber optic intrusion sensor system based on Φ -OTDR[J]. Laser Journal, 2009, 30(6): 4-6.
- 陈继宣, 龚华平, 金尚忠. 基于 Φ -OTDR 的光纤入侵传感器系统的原理及研究进展[J]. 激光杂志, 2009, 30(6): 4-6.
- [18] Yang B, Gao W, Xi G. Key technologies for Φ -OTDR-based distributed fiber-optic sensing systems[J]. Study on Optical Communications, 2012(4): 19-22.
- 杨斌, 皋魏, 席刚. Φ -OTDR 分布式光纤传感系统的关键技术研究[J]. 光通信研究, 2012(4): 19-22.
- [19] Zhang Z J, Guo W H, Xu Z N, et al. Principle of optical fiber sensing technology based on Φ -OTDR and its application status[J]. Semiconductor Optoelectronics, 2019, 40(1): 9-16.
- 张智娟, 郭文翰, 徐志钮, 等. 基于 Φ -OTDR 的光纤传感技术原理及其应用现状[J]. 半导体光电, 2019, 40(1): 9-16.
- [20] Liang H, Wang Q W, Zhang Q, et al. Small object detection technology: a review[J]. Computer Engineering and Applications, 2021, 57(1): 17-28.
- 梁鸿, 王庆玮, 张千, 等. 小目标检测技术研究综述[J]. 计算机工程与应用, 2021, 57(1): 17-28.
- [21] Li Y S, He J Z, Liu Y H, et al. Data enhancement technology based on image detection and recognition[J]. Shipboard Electronic Countermeasure, 2021, 44(1): 66-70.
- 李永盛, 何佳洲, 刘义海, 等. 基于图像检测识别的数据增强技术[J]. 舰船电子对抗, 2021, 44(1): 66-70.
- [22] Li C Y, Yao J M, Lin Z X, et al. Object detection method based on improved YOLO lightweight network[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2020, 57(14): 141003.
- 李成跃, 姚剑敏, 林志贤, 等. 基于改进 YOLO 轻量化网络的目标检测方法[J]. 激光与光电子学进展, 2020, 57(14): 141003.