

〈系统与amp;设计〉

长距离管道安全智能光纤预警系统研究

白钰¹, 李金鑫², 邢冀川¹

(1. 北京理工大学 光电学院, 北京 100081; 2. *Center for Research and Education in Optics and Lasers, The College of Optics and Photonics, University of Central Florida, Orlando, 32816*)

摘要: 由于长距离石油天然气管道分布范围广、背景环境复杂, 光纤预警系统在实际环境中对威胁管道安全的破坏性事件的识别具有较高的虚警率, 难以达到保护管道安全的预警效果。本文将深度学习应用于长距离的光纤预警系统中, 识别出主要影响预警效果的过车信号以降低系统的虚警率。智能光纤预警系统主要分为两个部分: 分布式光纤传感系统和信号识别系统。本文在实际环境中从 Φ -OTDR (phase-sensitive optical time domain reflectometry) 分布式光纤传感系统采集管道周围的入侵信号, 通过CLDNN (convolutional, long short-term memory, fully connected deep neural networks) 神经网络建立识别模型实现过车信号的识别。经过训练和盲测, 所构建的过车事件的识别模型在实际长距离光纤监测环境下有良好的识别和定位效果, 有效地降低了预警系统的误报率。

关键词: 深度学习; 神经网络; 分布式光纤传感系统; 智能光纤预警系统; 管道安全; 信号识别
中图分类号: TP2, TH8 **文献标识码:** A **文章编号:** 1001-8891(2020)10-0927-09

Research on Intelligent Optical-Fiber Pre-Warning System for Long-Distance Pipeline Safety

BAI Yu¹, LI Jinxin², XING Jichuan¹

(1. *Optoelectronic Department, Beijing Institute of Technology, Beijing 100081, China;*
2. *The College of Optics and Photonics, University of Central Florida, Orlando 32816, USA*)

Abstract: Long-distance oil and gas pipelines are widely distributed and have complex background environments. Therefore, their optical-fiber pre-warning system experiences a high false-alarm rate in identifying destructive events that threaten pipeline safety in a real-world environment. This makes it challenging for the system to achieve accurate pre-warning results and ensure pipeline safety. This study applies deep learning to a long-distance fiber pre-warning system. Through deep learning, a vehicle-passing signal that mainly affects the pre-warning effect is identified, which effectively reduces the false-alarm rate of the pre-warning system. The intelligent fiber pre-warning system is mainly divided into two parts: the distributed optical-fiber sensing system and the signal-recognition system. In a real-world environment, an intrusion signal around the pipeline is collected by a Φ -OTDR(phase-sensitive optical time domain reflectometry) distributed optical-fiber sensing system. Additionally, a recognition model is established by convolutional long short-term memory and fully connected deep neural networks to detect the vehicle-passing signal. After training and blind testing, the vehicle-passing event recognition model demonstrated a good recognition and positioning effect in a real-world long-distance fiber-monitoring environment and effectively reduced the false positives of the pre-warning system.

Key words: deep learning, neural network, distributed optical fiber sensing system, intelligent optical fiber pre-warning system, pipeline safety, signal recognition

收稿日期: 2019-03-16; 修订日期: 2019-06-13.

作者简介: 白钰 (1993-), 女, 陕西人, 硕士研究生, 研究光纤传感, 信号识别等方向。E-mail: yubai93@foxmail.com.

通信作者: 邢冀川 (1974-), 男, 讲师, 研究激光应用, 光纤传感, 信号处理等方向。E-mail: michaelhsing@163.com.

0 引言

目前,全球铺设的石油天然气管道已经达到约3800条,其中中国的油气管道总里程达到了 $1.17 \times 10^5 \text{ km}^{[1]}$ 。中国的油气输送已形成了贯穿全国,联通海外的传输网。虽然通过管道运输有效地提升了油气传输的效率,但一旦管道遭到破坏,极易发生供应中断,环境污染,爆炸等事故,造成巨大的经济损失、自然灾害和人员伤亡^[2]。管道安全预警系统主要用于预警对管道安全造成威胁的入侵事件。除管道腐蚀、山体滑坡等自然灾害之外,机械、人工挖掘,打孔等第三方破坏事件是造成管道泄漏的主要因素^[3]。但随着油气管道建设规模的扩大,越来越多的油气管道穿越人口密集区包括公路、铁路、村庄等。因此,实际应用环境中监测到的管道周围的入侵信号中过车信号居多,这些信号极易淹没破坏管道安全的入侵事件,造成预警系统的虚警率变高。识别过车信号是光纤预警技术发展推广至油气管道安全保护应用领域的关键。

智能光纤管道安全预警系统主要包括检测管道周围信号变化的传感系统和信号识别系统两部分的研究。铺设在管道周围的传感系统主要用于实时监控管道周围土壤的振动、声音等信号变化。针对长距离的油气管道安全监测,目前已有的传感方法有次声波法、电磁波法、红外热成像监控等,但这些方法在定位精度,监测距离,投资成本,可维护性等方面均存在缺点^[4-5]。因此在实际应用中常使用性价比更高的光纤传感系统来监测破坏管道安全的入侵事件^[4]。根据光学原理的不同,适用于管道安全监控领域的光纤传感方法主要分为散射法和干涉法。从实际应用出发, Φ -OTDR型分布式光纤传感系统定位精度较高且易于部署,监测距离较长且对外界微弱的振动信号也有较高的灵敏度。系统可以对光纤沿线多处发生的振动信号实现同时检测,安全预警技术性价比最高^[6-8]。因此本文采用 Φ -OTDR分布式光纤传感系统采集沿管道周围的土壤振动信号^[9]。

分布式光纤传感系统较高的定位识别精度和长距离的监测应用使得系统每毫秒接收的数据量较大,对管道破坏性事件的识别也极易受到周围复杂环境的汽车、火车等无规律过车振动信号的影响,极易造成较多的误报。因此需要一种简单和易于推广到各种应用环境的过车事件识别算法来处理传感系统采集到的大量的数据,并能够在复杂环境中快速识别和定位过车事件。不同的算法对过车事件识别的准确性存在着明显的差异^[10]。早期的研究主要通过软硬阈值^[11-13],利用基频周期模型进行决策树分类^[14-15]

及支持向量机(support vector machines, SVM)^[16]的方式实现过车信号的识别。但由于实际环境中过车信号及其他入侵信号具有未知性和多样性,这些方法对过车信号识别效果较差。直到近期国内外的一些研究才开始将神经网络和过车信号的识别结合起来。但目前这些研究仅使用一种神经网络^[17-21],并不能有效地学习光纤传感系统采集到的过车信号特征。此外, Φ -OTDR光纤传感系统检测到的信号强度会随着空间距离的增加呈指数下降^[22],然而现有的文献报道中所做的验证实验大多都在距离光纤数十或数百米的位置生成数据^[19-21, 23],背景环境较为干净^[20-21, 23],无法真实有效地验证在长距离、未知背景环境下过车事件识别模型的真实识别效果。因此目前仍然无有效的方法在实际环境中对长距离的光纤传感系统采集到的过车信号进行识别和定位。

本文着重于解决上述这些问题。通过在实际环境中搭建的 Φ -OTDR分布式光纤传感系统采集长距离输油管道周围的土壤振动数据。将实际的时域数据直接输入CLDNN(convolutional, long short-term memory, fully connected deep neural networks)神经网络模型,深度学习过车事件的信号特征,构建识别模型。CLDNN神经网络架构在建模中结合了CNN(convolutional neural networks),LSTM(long short-term memory networks)和DNN(deep neural networks)神经网络的优点,可以更为有效地学习光纤传感系统采集数据的上下文特征信息。

1 智能光纤预警系统

1.1 智能光纤预警系统构成

智能光纤预警系统主要由光纤传感系统和信号识别系统组成。整体结构如图1所示。

首先,光纤传感系统通过实时收集管道附近土壤的振动信号来监测入侵事件。 Φ -OTDR分布式光纤传感系统使用窄线宽激光源,输出后向瑞利散射光干涉的结果。当地面发生入侵事件时,会导致土壤振动。产生的压力将作用于与管道放置在同一凹槽中的光纤。由于光弹性效应,相应位置处的光纤的折射率将改变。这将导致该点的光相位发生变化。由于干涉作用,相位的变化将引起后向瑞利散射光的强度变化^[24]。因此,当入侵者在某一时刻入侵时,相应位置的强度将不同于前一时刻没有入侵时的强度,而在其他位置检测到的光强度保持不变。根据振动发生前后的时间跟踪信号之间的差异,可以准确定位干扰的位置,如图2所示。最后,由于长距离的管道常分布在道路下,实际监测到的入侵事件中包括汽

车, 火车等过车信号居多。实际应用环境中过车事件对管道的危害很小, 却是造成预警系统误报、虚警率较高的主要原因。因此在信号分析处理系统中通过所建立的过车信号识别模型对传感光纤监测到的信号进行识别, 判读入侵事件是否为过车事件及事件发生的时间和对应位置。

1.2 Φ -OTDR 分布式光纤传感系统

本文使用的 Φ -OTDR 分布式光纤传感系统结构如图2所示。采用窄线宽激光器作为光源, 进行声光调制器调制获得激光脉冲。通过掺铒光纤放大器(erbium doped fiber application amplifier, EDFA)对进入光纤的光脉冲进行放大。放大的光脉冲通过3 dB耦合器和波分复用器(wavelength division multiplexer, WDM)进入传感光纤。为了消除由放大引入的噪声, 光信号通过光环行器利用光纤布拉格光栅(fiber bragg Grating, FBG)进行滤波。最后传感光纤中的后向瑞利散射光信号经过光电探测器探测后获取对应监测位置的振动信号。

将监测到的原始信号对应的幅值, 位置和时间信息形成三维图像, 如图3(a)所示, 其中X轴表示距离, 单位为米; Y轴表示时间, 单位为秒; Z轴表示监测到的信号幅值。其中 Φ -OTDR 瑞利散射曲线随距离的变化如图3(b)所示。每个位置的信号幅值随时间变化如图3(c)所示, 图中的灰度代表对应信号的幅值。在监测某一位置时, 信号幅值随时间变化的时间维度分析如图3(d)所示。

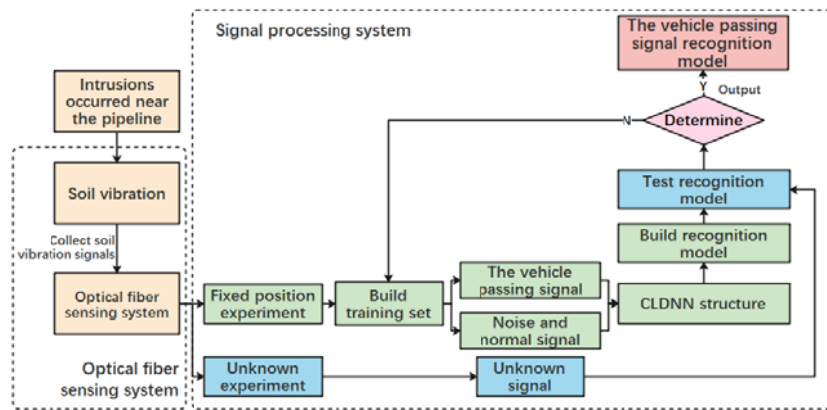


图1 智能光纤预警系统构成

Fig.1 The composition of intelligent optical fiber pre-warning system

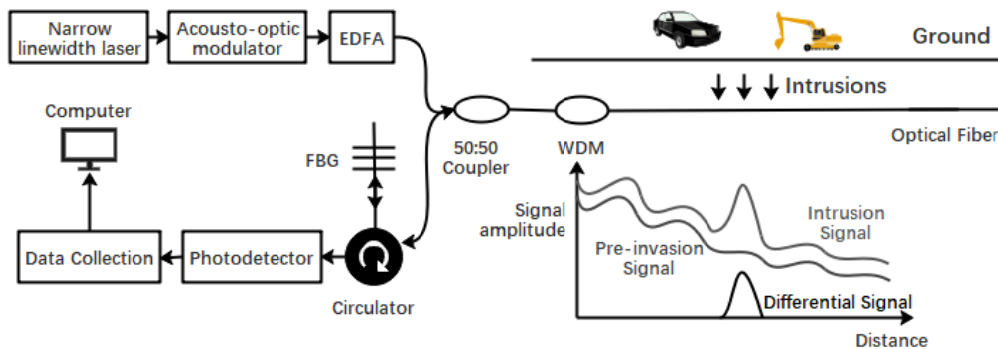
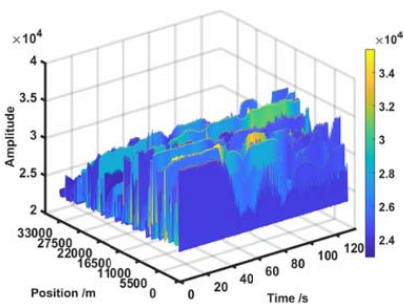


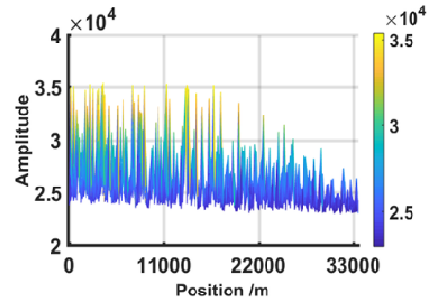
图2 Φ -OTDR 型信号采集系统

Fig.2 Φ -OTDR signal acquisition system



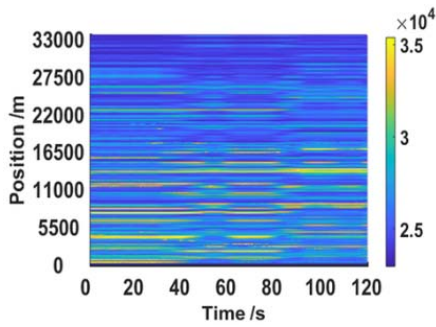
(a) 数据三维分布图

(a) The three-dimensional of the data

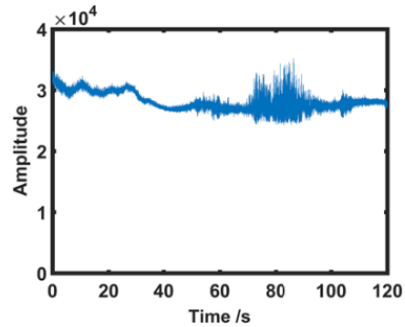


(b) 瑞利散射曲线随距离的变化

(b) Rayleigh scattering curve changed with distance



(c) 时空二维分布图
(c) The time-space map



(d) 确定位置信号时域图
(d) Time domain map of the signal at a certain location

图3 获取的数据形式

Fig.3 The form of the acquired data

2 识别模型搭建

本章通过在实际环境中采集信号,分析过车信号的特征。根据信号的特点采用 CLDNN 神经网络深度学习过车信号的时域特征,建立过车事件识别模型。

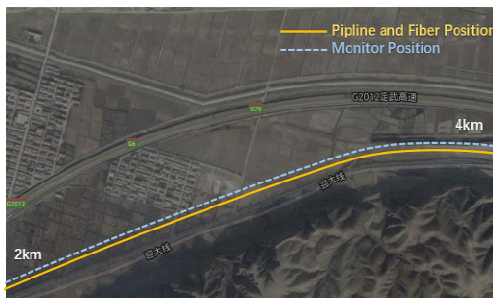
2.1 数据集的构建

本文通过上述Φ-OTDR 分布式光纤传感系统对宁夏中卫实际掩埋的石油管道进行监测,采集用于训练过车事件识别模型的数据集。传感光纤埋深约2~3m,定位精度为±20m,响应时间≤1min,距离分辨率为8m。实验信息如表1所示,第一组和第二组实验在不同时刻,光纤距离2.1~4km道路旁的相同位置处进行监测。为了保证数据集的多样性和复杂性,第三组实验在距离16.5~18km道路旁的位置处进行监测。实验对应的地理信息图4所示。

表1 用于训练过车事件识别模型的数据采集实验

Table 1 The data collected for training the vehicle passing event recognition model

Experiment	Monitored range in the system/km	Position	Monitored duration
Group 1	2.1-4.0 km	Beside the highway	2 min
Group 2	2.1-4.0 km	Beside the highway	2 min
Group 3	16.5-18.0 km	Beside the highway	2 min



(a) 2~4 km



(b) 16.5~18 km

图4 实验对应地理信息位置

Fig.4 Geographic information corresponding to the experimental positions in Table 1((a) Group 1 and Group 2; (b) Group 3)

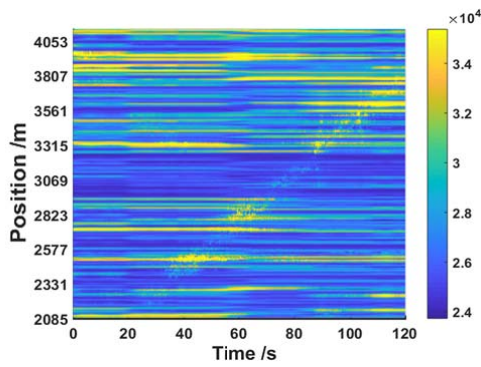


图5 第一组实验原始数据时空二维分布图

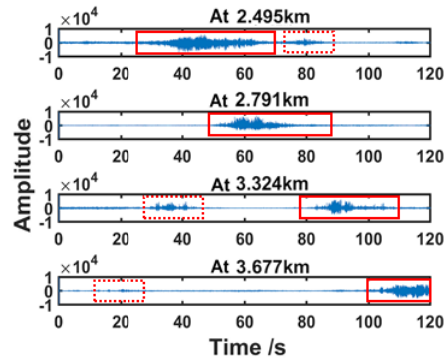
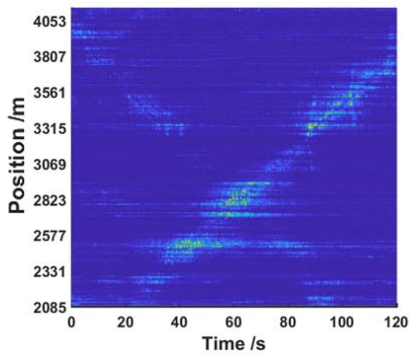
Fig.5 The raw time-space map of the first group of data

同理对第二组和第三组获得的实验数据分别进行滤波,如图7、图8所示。图7(a)和图8(a)分别表示滤波后在2.1~4 km和16.5~18 km范围内监测的实验数据的时空二维分布图,图中的不同灰度代表对应信号的幅值。图7(b)和图8(b)分别表示滤波后在对应监测范围内典型位置处监测到的过车信号时域图,对应实线方框和虚线方框选中的部分即为不同的过车信号。其中图7(b)中由上到下的4幅图分别对应在2.487 km, 2.873 km, 3.316 km, 3.964 km位置处监测

到的过车信号时域图,图8(b)中由上到下的4幅图分别对应在16.646 km, 17.032 km, 17.327 km, 17.852 km位置处监测到的过车信号时域图。由图6、图7和图8三组实验对应监测范围内信号的时空分布图和典型位置的时域图可以明显地看到过车信号随着时间的变化有明显的位置漂移。

2.3 神经网络及模型的构建

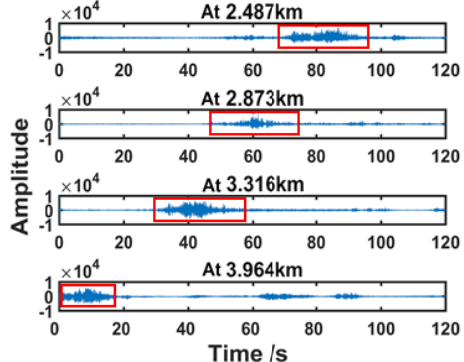
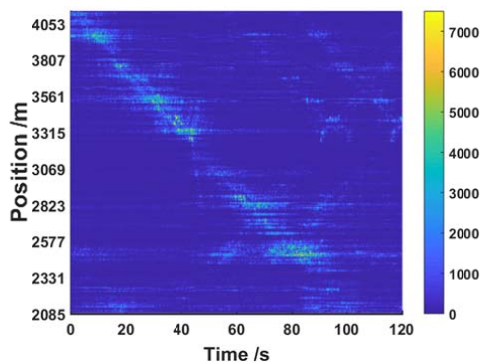
根据光纤传感系统采集的过车信号的特征,本文选用CLDNN神经网络结构^[25]通过将CNN, LSTM, DNN融合到同一个网络中构建分类模型,可以获得比单独的网络更好的识别性能。一般的卷积神经网络结构(CNN)仅包含卷积层和池化层。而CLDNN结构中的长短时记忆网络结构(LSTM)^[26]可以有效地联系上下文的特征信息,实现对数据时间序列上的深层特征提取。本文使用的CLDNN网络包括2层CNN, 1个线性层, 1个LSTM层和1个完全连接层,如图9所示。在通过两个CNN层之后,使用具有256个输出的线性层来构造LSTM层的输入。LSTM层由64个单元组成,每个单元具有256个隐藏单元。最后,使用完全连接的DNN层输出结果。



(a) 时空二维分布图 (a) The time-space map (b) 典型位置处过车信号时域图(b) The typical time domain signal

图6 第一组实验滤波后数据分布图

Fig.6 The filtered data distribution diagram of the first group of experiment



(a) 时空二维分布图 (a) The time-space map (b) 典型位置时域信号图 (b) The typical time domain signal

图7 第二组实验过车事件信号图

Fig.7 The signal diagram of the vehicle passing events in the second group of experiment

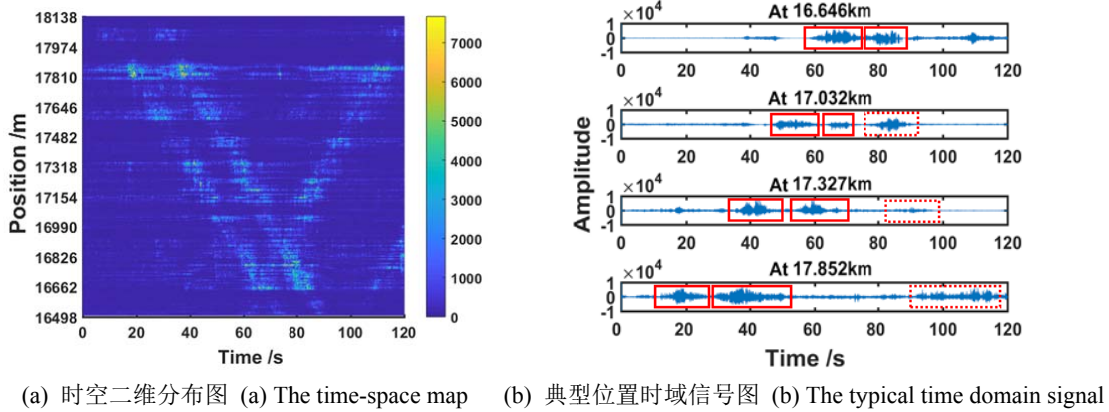


图8 第三组实验过车事件信号图

Fig. 8 The signal diagram of the vehicle passing events in the third group of experiment

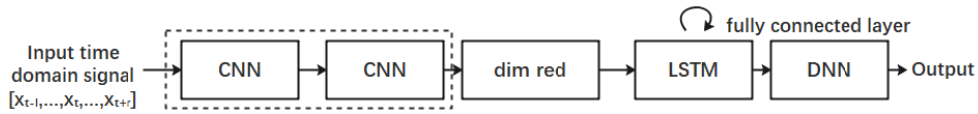


图9 CLDNN 结构

Fig.9 The CLDNN architecture

通过 2.2 节的分析可以看出，在时域图中有明显的过车事件的信号特征和其随时间在空间位置上的变化。因此为了尽可能地保证让神经网络学习到更多过车事件的信号细节，将 3 组实验获取的原始时域信号进行 5 Hz 的高通滤波。将滤波后的数据分成过车信号和正常情况无入侵的两类信号，进行 4 s 一组的数据切割。选取有明显过车信号约 5 万组数据，无入侵事件约 5 万组数据，标记对应事件类型，共输入约 10 万组数据构建训练集输入神经网络进行训练，建立出过车信号的识别模型。

3 盲测实验验证及分析

为了验证所建立的过车信号识别模型在实际情况下的识别效果和对不同环境的普遍通用性，本文通过对沿管道 33 km 的所有监测数据进行盲测实验，验证了模型对过车事件的识别和定位效果。由于监控距离较长，所采用的 120 s 时间范围的实验数据周围所发生的事件均是未知的。每个标记信号在训练期间是 4 s 数据，因此过车事件概率分布时空图的输出为每个位置的每 4 s 的识别数据。根据实际应用情况，输出概率大于 90% 的过车事件信号发生位置及时间，模型的识别效果如图 10 所示。

其中线状部分为识别出的过车信号发生的位置和持续时间，由 4 s 一条短线构成。识别出的过车信号的位置及所处位置周围的道路情况的具体信息如表 2 所示。

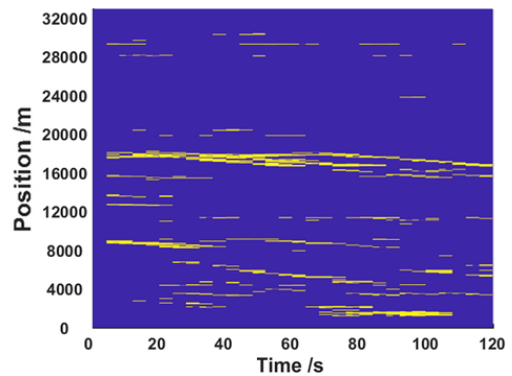


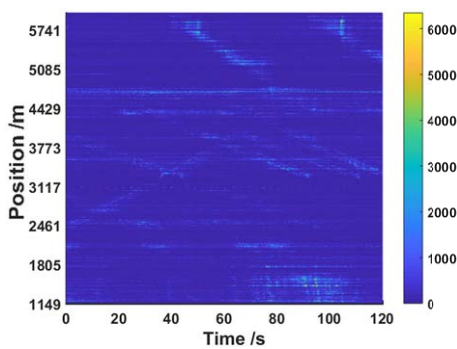
图 10 识别概率大于 90% 的过车事件位置及发生时间分布图
Fig. 10 Prediction map of the vehicle passing events with recognition probability >90%

为了验证模型对过车事件的识别效果，对原始的盲测数据进行滤波，输出主要发生过车事件的范围内信号的时空二维分布图，如图 11 所示。其中图 11(a) 表示 1150~5750 m 范围内的信号分布，图 11(b) 表示 8150~13000 m 范围内的信号分布，图 11(c) 表示 15200~18100 m 范围内的信号分布，图 11(d) 表示 28000~29300 m 范围内的信号分布，图中的不同灰度代表对应信号的幅值。和表 2 进行对比，图 11 可以明显地看出当识别概率大于 90% 时，过车事件识别模型在实际的长距离应用环境中可以有效地识别出除采集训练神经网络所用数据集实验所在公路位置之外的其他道路附近的过车信号，包括与管道并行和交叉道路上的过车信号。

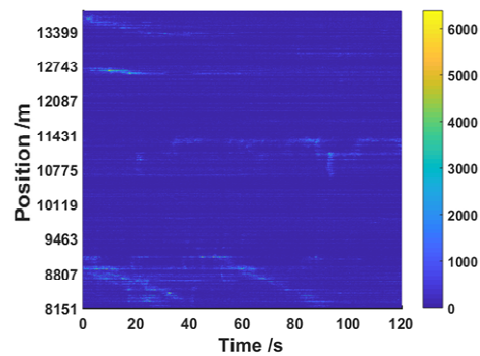
表2 时长120s内距离33km全部监测数据中过车事件识别、定位结果以及周围的地理信息情况

Table 2 Within 120 s and the range of 33 km, the identification and location results of vehicle passing events in all monitoring data, and the surrounding geographic information

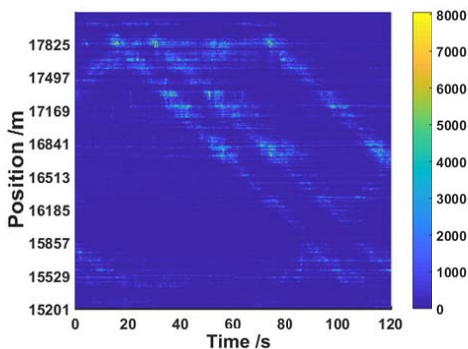
The location where the recognition probability of the vehicle passing events is more than 90%/m	Actual geographic information
1150-1650	Next to the highway and parallel to the pipeline
2100-2200	Next to the highway and parallel to the pipeline
2400-2510	Next to the highway and parallel to the pipeline
3300-3600	Next to the highway and parallel to the pipeline
4300-6800	Next to the highway and parallel to the pipeline
8150-9120	Next to the highway and parallel to the pipeline
11100-11400	Next to the highway and parallel to the pipeline
15400-18100	Next to the highway and parallel to the pipeline
28000-28100	The pipeline crosses the road
29200-29300	The pipeline crosses the road



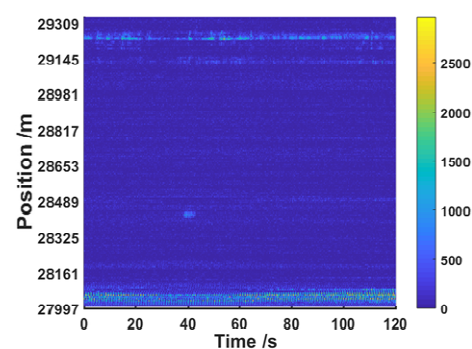
(a) 1150-5750 m 范围内的过车信号分布
(a) The vehicle passing signals within 1150-5750 m



(b) 8150-13000 m 范围内的过车信号分布
(b) The vehicle passing signals within 8150-13000 m



(c) 15200-18100 m 范围内的过车信号分布
(c) The vehicle passing signals within 15200-18100 m



(d) 28000-29300 m 范围内的过车信号分布
(d) The vehicle passing signals within 28000-29300 m

图11 不同位置盲测信号的时空二维分布图 Fig. 11 The time-space map of blind signals at different positions

4 结论

本文通过盲测实验验证了所构建的过车事件识别模型在复杂环境下进行长距离的光纤监测应用中

具有较高的准确性和针对不同环境的高度通用性。当识别模型对过车事件识别概率大于90%时,除训练网络数据所测公路附近位置外,还检测到了沿石油管道周围的其他道路上的车辆信号,可以有效地滤除监测

信号中大部分非威胁管道安全性事件。识别系统可以处理 120 s 内 33 km 的全部数据(约 1 GB 数据)并在 1 min 内输出过车事件的识别和定位结果,具有很高的实时性能。所建立的模型适用于在实际长距离复杂的监测环境中实时识别和定位过车事件,提高管道安全预警系统的预警效果。

参考文献:

- [1] 祝恣智, 吴超, 李秋扬, 等. 全球油气管道发展现状及未来趋势[J]. 油气储运, 2017, 36(4): 375-380.
ZHU Quezhi, CHAO W U, LI Qiuyang, et al. Development status and trend of global oil and gas pipelines[J]. *Oil & Gas Storage and Transportation*, 2017, 36(4): 375-380.
- [2] 王振, 王永强, 王燕辉, 等. 长输油气管道泄漏监测预警技术分析 & 展望[J]. 工业安全与环保, 2018, 44(5): 79-81, 86.
WANG Zhen, WANG Yongqiang, WANG Yanhui, et al. Analysis and prospect of monitoring and pre-warning technology for long-distance oil and gas pipeline leakage[J]. *Industrial Safety and Environmental Protection*, 2018, 44(5): 79-81, 86.
- [3] 孙洁, 李松, 刘凯蕾, 等. 油气管道安全预警技术现状[J]. 油气储运, 2016, 35(9): 1023-1026.
SUN Jie, LI Song, LIU Kailei, et al. Current status of security pre-warning technologies for oil and gas pipelines[J]. *Oil & Gas Storage and Transportation*, 2016, 35(9): 1023-1026.
- [4] 连鹏国. 油气管道安全预警技术性能评估与分析[J]. 油气田地面工程, 2017, 36(10): 44-46, 51
LIAN Pengguo. Safety pre-warning technology performance evaluation and analysis of oil and gas pipeline[J]. *Oil-Gasfield Surface Engineering*, 2017, 36(10): 44-46, 51.
- [5] REN L, JIANG T, JIA Z, et al. Pipeline corrosion and leakage monitoring based on the distributed optical fiber sensing technology[J]. *Measurement*, 2018, 122: 57-65.
- [6] 史家旭, 齐迎峰, 李小彤, 等. 管道安全预警系统基本要求与设备选型[J]. 自动化与仪器仪表, 2018(1): 93-98.
SHI Jiayu, QI Yingfeng, LI Xiaotong, et al. Main requirements and equipment selection of pipeline safety early warning system[J]. *Automation & Instrumentation*, 2018(1): 93-98.
- [7] ZHAN Y, YU Q, WANG K, et al. A high performance distributed sensor system with multi-intrusions simultaneous detection capability based on phase sensitive OTDR[J]. *Opto-Electronics Review*, 2015, 23(3): 187-194.
- [8] Martins H F, Martin-Lopez S, Corredera P, et al. Phase-sensitive optical time domain reflectometer assisted by first-order Raman amplification for distributed vibration sensing over 100 km[J]. *Journal of Lightwave Technology*, 2014, 32(8): 1510-1518.
- [9] 杨文明, 焦书浩, 赵锋, 等. 基于 ϕ -OTDR 管道安全预警系统研究与应用[C]//2014 年后勤油料保障工程技术研讨会论文集, 北京, 2014: 93-97.
YANG W, JIAO S, ZHAO F, et al. Study and application on pipeline security forewarning system based on ϕ -OTDR[C]// *In Proceedings of 2014 Logistics Oil Support Engineering Technology Seminar*, Beijing, 2014: 93-97.
- [10] Tejedor J, Macias-Guarasa J, Martins H, et al. Machine learning methods for pipeline surveillance systems based on distributed acoustic sensing: a review[J]. *Applied Sciences*, 2017, 7(8): 841.
- [11] 丁宁, 费树岷, 陈夕松. 基于 Φ -OTDR 的列车行驶轨迹检测方法[J]. 工业控制计算机, 2017, 30(5): 18-20.
DING N, FEI S, CHEN X. Trains track detection method based on Φ -OTDR[J]. *Industrial Control Computer*, 2017, 30(5): 18-20.
- [12] QU Hongquan, ZHENG Tong, BI Fukun, et al. Vibration detection method for optical fiber pre-warning system[J]. *IET Signal Processing*, 2016, 10(6): 692-698.
- [13] QU H, ZHENG T, PANG L, et al. A new two-dimensional method to detect harmful intrusion vibrations for optical fiber pre-warning system[J]. *Optik*, 2016, 127(10): 4461-4469.
- [14] 刘素杰, 张金权, 万江飞, 等. 基于光纤振动安全预警系统的振源识别算法研究[J]. 光学技术, 2016, 42(1): 89-96.
LIU Sujie, ZHANG Jinquan, WAN Jiangfei, et al. The research of recognition algorithm of vibration source based on the optical fiber vibration safety warning system[J]. *Optical Technique*, 2016, 42(1): 89-96.
- [15] 王壮. 光纤预警系统在天然气管道保护中的应用[D]. 济南: 山东建筑大学, 2016.
WANG Zhuang. The Application of the Fiber Warning System in the Protection of the Natural Gas Pipeline[D]. Jinan: Shandong Jianzhu University, 2016.
- [16] WANG G, LI X, LI Y, The application of wavelet transform in the fiber pipeline safety pre-warning system [C]// *The 27th Chinese Control and Decision Conference (2015 CCDC)*, 2015: 3605-3608(doi: 10.1109/CCDC.2015.7162548).
- [17] WU Huijuan, QIAN Ya, ZHQNG Wei, et al. Feature extraction and identification in distributed optical-fiber vibration sensing system for oil pipeline safety monitoring[J]. *Photonic Sensors*, 2017, 7(4): 305-310.
- [18] 熊显名, 崔向良. Φ -OTDR 全分布式光纤振动传感系统的车辆识别方法改进[J]. 激光杂志, 2018, 39(6): 70-73.

- XIONG Xianming, CUI Xiangliang. Improvement of vehicle identification method for Φ -OTDR fully distributed optical vibration sensing system[J]. *Laser Journal*, 2018, **39**(6): 70-73.
- [19] WANG Y, GONG D, PANG L, et al. RVFL-based optical fiber intrusion signal recognition with multi-level wavelet decomposition as feature[J]. *Photonic Sensors*, 2018, **8**(3): 234-241.
- [20] 崔向良. 基于神经网络的光纤 Φ -OTDR 车辆振动识别研究[D]. 桂林: 桂林电子科技大学, 2018.
- CUI Xiangliang. Research on Vibration Identification of Optical Fiber Φ -OTDR Based on Neural Network[D]. Guilin: Guilin University Of Electronic Technology Optical Engineering, 2018.
- [21] 叶彬. 分布式光纤传感车辆振动识别及车速算法研究[D]. 杭州: 浙江大学, 2018.
- YE Bin. Research on Distributed Optical Fiber Sensing for Vehicle Identification and Speed Measurement[D]. Hangzhou: Zhejiang University Naval Architecture and Marine Engineering, 2018.
- [22] KONG Y, LIU Y, SHI Y, et al. Research on the Φ -OTDR fiber sensor sensitive for all of the distance[J]. *Optics Communications*, 2018, **407**: 148-152.
- [23] TIAN Q, ZHAO C, ZHANG Y, et al. Intrusion signal recognition in OFPS under multi-level wavelet decomposition based on RVFL neural network[J]. *Optik-International Journal for Light and Electron Optics*, 2017, **146**: 38-50.
- [24] 涂勤昌, 韦波, 张真毅, 等. OTDR 型分布式光纤传感器在油气管道监测中的应用[J]. *管道技术与设备*, 2015(3): 28-31.
- TU Qinchang, WEI Bo, ZHANG Zhenyi, et al. OTDR-type distributed optical fiber sensors and application of oil and gas pipelines online monitoring[J]. *Pipeline Technology and Equipment*, 2015(3): 28-31.
- [25] Sainath T N, Vinyals O, Senior A, et al. Convolutional, long short-term memory, fully connected deep neural networks[C]// 2015 *IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing*, 2015: 4580-4584(doi:10.1109/ICASSP.2015.7178838).
- [26] Sak H, Senior A, Beaufays F. *Long Short-Term Memory Recurrent Neural Network Architectures for Large Scale Acoustic Modeling*[M] //In *INTERSPEECH*, 2014: 338-342.