

基于分布式光纤传感技术的管道安全预警系统

杨毅远^{1,2}, 张海峰³, 李轶²

(1. 清华大学自动化系, 北京市 100084;

2. 海洋科学与技术学部, 清华大学深圳国际研究生院, 深圳市 518055;

3. 清华大学珠三角研究院, 广州市 510530) ¹

摘要: 管道安全预警系统通过自动识别和定位危害管道安全的第三方事件, 来取代传统的人工沿线巡查。然而, 目前的管道安全预警系统不能实现对各种复杂环境的普适性。我们的研究旨在通过机器学习提高长距离管道安全预警系统的性能。基于强烈的工业需求, 我们提出了一种新型的基于分布式光纤传感器的长距离管道安全预警系统。具体地, 我们提出了两种新型的互补特征并由此建立了一个行为识别的深度学习网络。通过在两条已投入运营的能源运输管道进行验证, 结果证实, 我们提出的特征可以有效地描述强噪声、弱信号环境中的信号特征并具有良好的可视化效果, 模型可以在多种硬件条件下快速识别和定位危险事件且实时性能和模型大小完全满足了业界要求。另外, 该系统已经在 2020 年底部署到了中石油北方管网的一条 85 公里的管道中, 经过半年的测试, 系统已稳定运行并且已成功落地应用, 本文提出的方案也已并入中石油智慧管道系统中。我们的工作为管道安全预警系统在工业场景中的真实落地应用提供了新的视角。

关键词: 管道安全预警; 分布式光纤传感; 模式识别; 机器学习; 工业信号处理

Pipeline safety warning system based on distributed optical fiber sensing

Yang Yiyuan^{1,2}, Zhang Haifeng³, Li Yi²

(1. Department of Automation, Tsinghua University, Beijing 100084;

2. Division of Ocean Science and Technology, Tsinghua Shenzhen International Graduate School, Shenzhen 518055;

3. Research Institute of Tsinghua University, Pearl River Delta, Guangzhou 510530)

Abstract: Pipeline safety early warning (PSEW) systems are designed to automatically identify and locate damage events on pipelines. They are intended to replace traditional manual inspections. However, current PSEW systems cannot achieve universality for various complex environments. Our research aims to improve the performance of long-distance PSEW systems through machine learning. With strong industrial demands, we proposed a

作者简介: 杨毅远 (1997 年-), 男, 河北石家庄, 研究生, 主要从事分布式光纤传感器信号处理与模式识别的研究。E-mail: yangyy19@mails.tsinghua.edu.cn.

导师简介: 李轶 (1983 年-), 男, 广东深圳, 博士, 副教授, 主要从事传感器数据融合以及多相流测量领域的研究。E-mail: liyi@sz.tsinghua.edu.cn.

novel long-distance PSEW system based on distributed optical fiber sensing. Specifically, we presented two novel features and built a deep learning network for action recognition. Validated on two operational energy transportation pipelines, the results confirm that the proposed features can effectively characterize signals in strong noise and weak signal environments with good visualization, and the model can rapidly identify and locate third-party events under various hardware conditions with real-time performance and model size fully meeting industry requirements. In addition, the system has been deployed to an 85km pipeline in CNPC's northern pipeline network at the end of 2020. After half a year of testing, the system has been operating stably and successfully applied in the field, and the solution proposed in this paper has been integrated into CNPC's smart pipeline system. Our work provides a new perspective on the practical application of PSEW systems in industrial scenarios.

key words: pipeline safety early warning; distributed optical fiber sensing; pattern recognition; machine learning; industrial signal processing

1 引言

能源管道被称为全球能源的支柱。它们有体积小、安全等优点,因此被广泛地用于能源运输。目前,全球长距离运输管道的长度超过 350 万公里,并以每年约 3 万公里的速度增长。然而,由于埋地管道不容易被直接监管,加之管道沿线环境复杂,容易导致管道安全事故的发生。轻则造成能源泄露,重则造成爆炸并带来巨大的经济损失、人员伤亡、环境污染,以及极其负面的社会影响^[1]。为了确保能源的运输和供应安全,有必要利用先进的技术手段实时监测能源管道的安全,并在危险发生瞬间报警。然而,目前的管道安全预警仍然主要基于人工巡查^[2]。随着管道里程的增加,这些低效和高成本的监控方法已经成为发展智慧的、全自动化的运输管道安全系统的主要障碍^[3-4]。

近年来,传感器领域和人工智能的快速发展,为促进智慧管道安全系统的建设提供了契机。一方面,分布式光纤传感器因其探测距离长、实时性好、辐射弱、反电子磁干扰以及支持远距离分布式探测等特点被广泛应用于包括周界安防的各种工业监测领域^[5-6]。另一方面,大数据和数据存储技术可以为我们的算法提供大量的高质量数据资源,帮助我们构建深度学习等具有强大拟合能力的模型,为管道安全的实时预警和入侵事件的时空定位提供更加有力的支持。

尽管如此,当前的管道安全预警系统仍然存在以下问题。(1) 传感器信号的时空特征随着部署条件持续变化,难以用单一算法处理。(2) 现场的强噪声、弱信号和信号漂移等问题使得在理想条件下训练的算法难以适应真实的工业应用现场^[7-8]。(3) 工业界希望使用成本更低的硬件实现更好的识别定位效果,即低频信号可以用成本更低的方案并以更高的速度处理信号,但由于其在单位时间内所含的信号信息较少,因此对识别定位算法提出了更高要求。

为了解决目前长距离管道安全预警系统面临的问题,基于强烈的工业需求,我们提出了一种基于分布式光纤传感器网络的新型行为识别方法,该方法考虑了分布式光纤信号的“时间聚集”和“空间聚集”等特性。大量的现场实验证实,本文方法的识别定位效果、模型大小、时延、特征可视化效果、模型的时空鲁棒性以及可迁移性均明显地超过了其他基线的结果。

2 实验装置与数据采集

2.1 能源管道安全预警系统

光纤被认为是目前最好的工业信号载体,因为它支持低成本和长距离的铺设^[9]。特别地,相干瑞利散射分布式光纤传感器具有更高的灵敏度和更大的检测范围,并且只需要使用一条额外的

普通通信光缆，这使得其更符合国际上对建设分布式长距离运输管道的硬件要求^[10]。图 1 是我们提出的一种新型的基于光纤的能源管道安全预警系统，它可以识别危险行为、发出实时警告、进行现场检查并实时记录数据。首先，信号发射器通过耦合器①向光纤发送窄脉冲信号。当危险事件②发生时，载波信号将其信息传回信号接收器③。然后预警单元立即处理并识别该信号④。如果预测是危险事件，系统会通知距离现场最近的无人机自动收集证据并发出警告⑤。详细信息被发送到中央监控中心备案⑥。同时，系统定期地将信息上传至数据中心来优化和更新模型，并自动下载最新的模型到预警单元⑦。

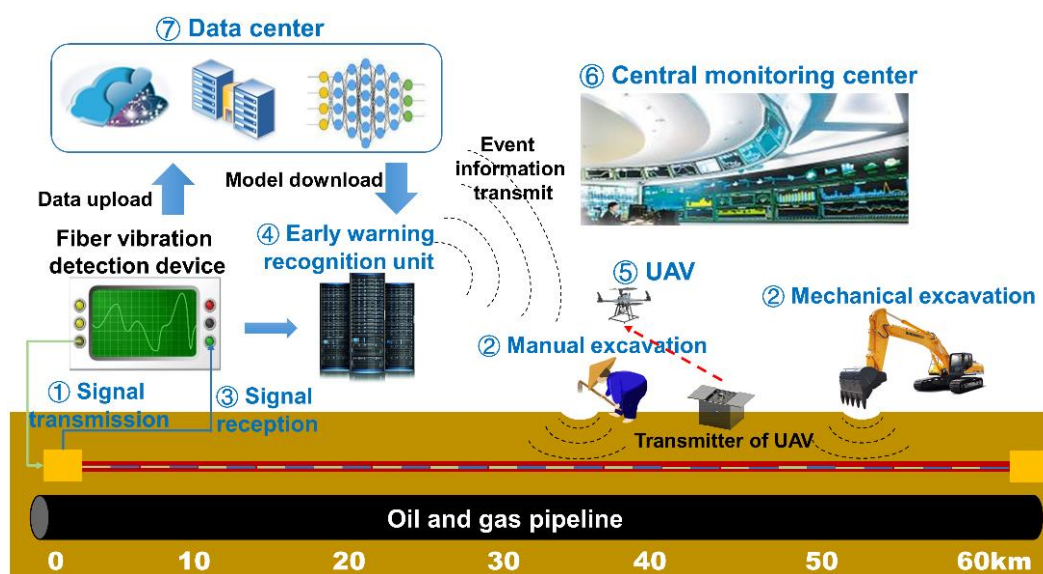


图 1 一种新型的能源管道安全预警系统

Fig. 1 A novel energy pipeline safety early warning system.

2.2 系统部署与数据采集

如图 2(b)所示，我们使用与管道同时安装的光缆中冗余的单模光纤作为信号载体，并使用相干瑞利散射技术产生激光光源。实际装置如图 2(a)所示。具体地，我们使用中心波长为 1550nm 的光源，使用声光调制器将连续的光切割成探测脉冲，并通过掺铒光纤放大器来补偿光能损失。放大后的探测脉冲信号通过光纤循环器被注入光纤中。含有事件信息的相干瑞利后向散射光信号被“叠加”到光纤的载波上并被回传到光电探测器中^[11]。信号强度随时间的变化被数据采集卡实时记录下来，其中时间维度的采集频率为 50MHz，空间维度的采集频率为 500Hz，并将其传输到电脑中进行识别。特别地，为了适应长距离管道（大于 50km）的监测要求，我们沿着管道每隔 25km 会部署一个中继放大器来进行信号增强，以解决低信噪比的问题^[12]。

我们将第三方的事件划分为以下 4 种类别：背景噪音（无破坏性事件）、人工挖掘（打孔盗油行为）、机械挖掘（第三方施工破坏管道）和车辆行驶（重型车辆轧过管道）。具体来说，为了全面地研究机械挖掘和人工挖掘，我们进行了多种情况的实验。我们在距离管道一侧 20 米、10 米和 5 米的位置进行了机械挖掘；对于人工挖掘，我们分别试验了使用铁锹挖掘、锄头挖掘、铁锹加锄头一起挖掘等等，以验证方法的稳健性。然后，我们标记了每个事件的类别和时空坐标。

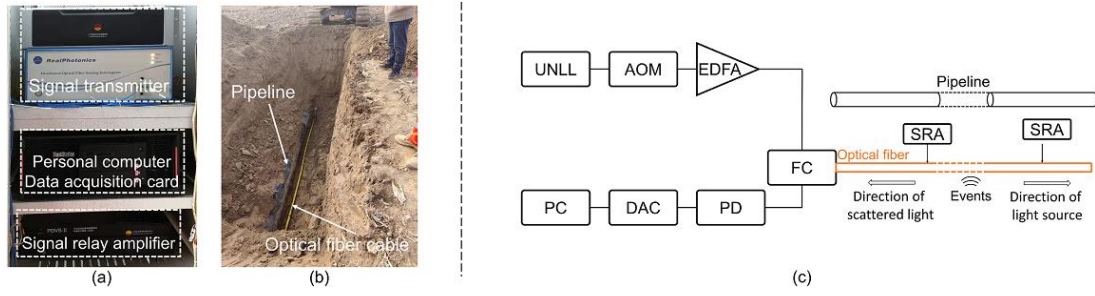


图 2 管道安全预警系统的部署情况

Fig. 2 Deployment of pipeline safety warning systems

3 算法实现

3.1 信号衰减补偿

信号传输时，其能量会随着传播距离呈现指数级别的下降^[13]，因此对于真正的长距离管道，每隔大约 25 公里就需要使用一个信号增强器来补偿信号的衰减。为了确保该算法对不同距离的信号通用性，我们根据最小平方误差对信号增强器之间的信号分段衰减进行补偿，如图 3 所示。

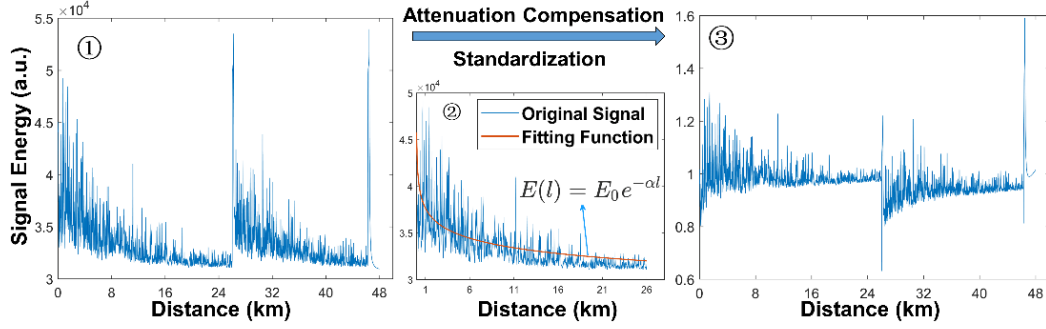


图 3 光纤信号衰减分段补偿

Fig. 3 Segmental compensation of signal attenuation.

3.2 特征生成器

我们提出了两个基于时空信息的互补特征：峰值特征与能量特征。其中，前者描述信号的高频和瞬时性，后者描述低频和连续信息，图 4 显示了算法的细节。

3.3 基于深度学习的行为识别器

由于分布式信号存在时空依存特征，所以我们考虑使用行为识别方法来进一步分析 3.2 节中的两个特征。具体来说，空间域中的信号具有恒定的相关长度，且没有长期的依赖性，所以我们使用 1DCNN 来提取空间特征。而时域信号具有长期依赖性和双向可变的相关长度。因此，Bi-LSTM 可以有效地获得双向的和复杂的关系。我们将上述网络进一步提取特征后的模型进行合并，并输入全连接网络进行具体事件的识别和定位，如图 5 所示。

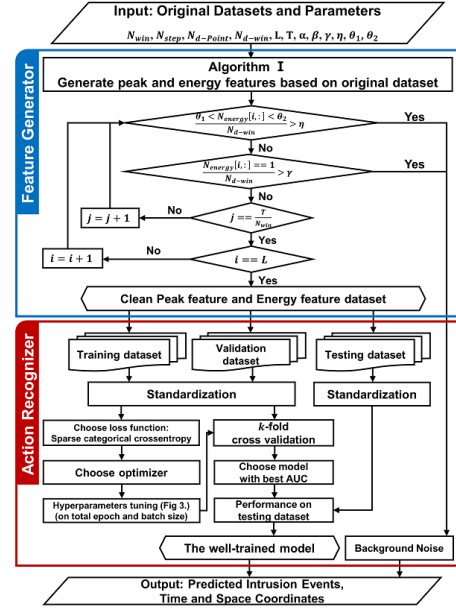
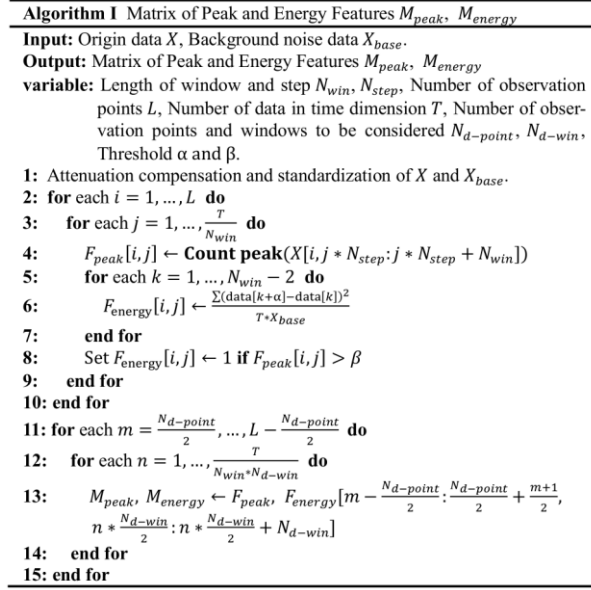


图 4 特征生成器的计算过程

Fig. 4 The calculation process of the feature generator.

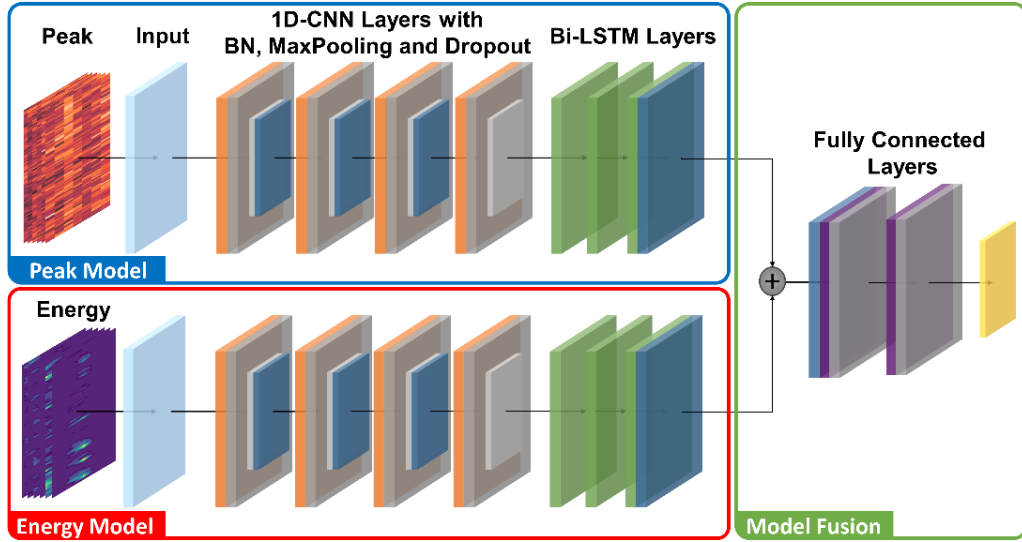


图 5 行为识别器

Fig. 5 Action recognizer model.

4 案例分析

4.1 案例 1: 西气东输苏州段 48 公里天然气管线

测试信息: 案例 1 的实验是在 2016 年 5 月 10 日至 6 月 2 日以及 11 月 19 日至 12 月 17 日在中石油西气东输工程苏州段 48 公里天然气管线中进行的。采集数据总量约 494GB, 频率为 500Hz 和 100Hz, 共有 2400 个观测点, 空间分辨率为 20 米, 完全满足实际工业应用。两个信号增强器安装在管道沿线 25km 和 46km 处。此外管道沿线的环境较复杂, 有农田、工厂、频繁的人类活动和施工行为, 所收集的数据包含多种噪声, 并且具有低信噪比和长距离管道特有的信号衰减特征。

特征提取器效果：图 6 显示了以 500Hz 为例的特征可视化结果。图 6(a)为峰值特征，背景噪声(III)的特征没有明显变化，而人工挖掘(I)特征呈现周期性，机械挖掘(IV)同样如此，但在两个机械挖掘之间没有明显的背景噪声，并且机械挖掘在时域上有明显的能量衰减，主要是因为其比人工挖掘有更强的瞬时能量。由于道路与管道相交，车辆行驶(II)在图 6(a)中造成了一些蓝黑色的斜线，深色斜线代表汽车在道路上行驶。斜线越陡，车辆越慢，斜线越密，交通流量越大。与峰值特征类似，图 6(b)中的能量特征是周期性的。具体地，人工挖掘的周期约为 2.2 秒，而机械挖掘的周期至少为 9 秒，这与现实情况相符。至于能量特征的极值，人工挖掘的 20 至 120 的值比机械挖掘的 50 至 550 的值低得多。

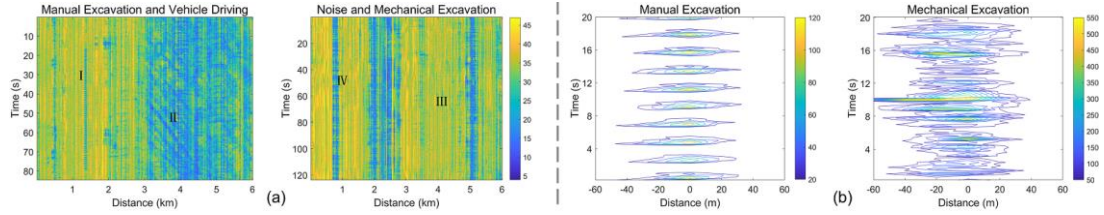


图 6 案例 1 的特征可视化效果

Fig. 6 Visualization results of proposed two features in Case 1.

完整管道的识别定位效果：图 7 显示了使用 500Hz 数据进行完整管道的识别定位的效果。其中上半部分显示的峰值特征，下半部分显示识别结果。图 7(a)显示，人工挖掘出现在大约 14 公里处，持续时间近 110 秒。我们的模型在人工挖掘(I)的时空定位和识别方面的准确性为 98.63%。机械挖掘(III)的误报率约为 2.21%，但误报样本几乎都是离散的，我们可以约束入侵事件的最小时间或距离来过滤它们。图 7(b)显示，机械挖掘出现在 32 公里处，持续时间约 210 秒，时空域的准确率为 97.56%。在 8 至 11 公里处还有连续的车辆行驶事件。

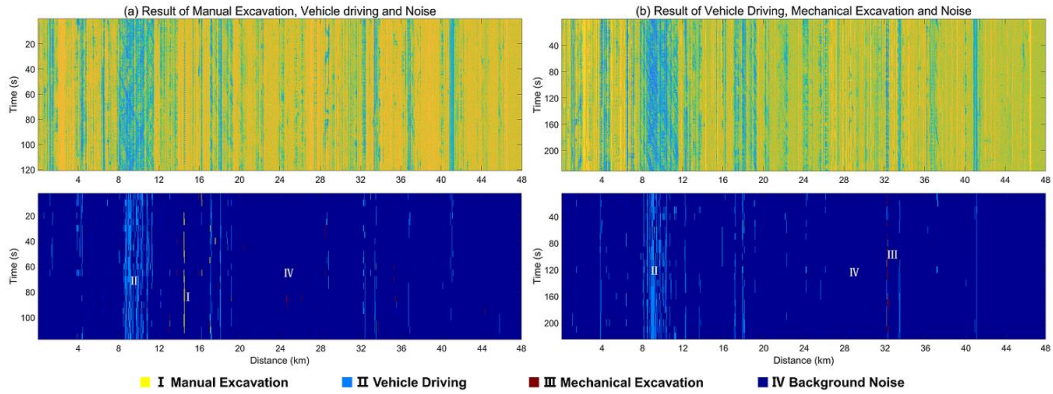


图 7 案例 1 管道的特征图和识别结果

Fig. 7 Feature maps and identification results from the Case 1 pipeline.

4.2 案例 2：国家管网北方管道公司沧州段 85 公里石油管线

测试信息：案例 2 的实验是在 2020 年 11 月 8 日至 11 月 29 日在国家管网北方管道公司沧州段的天津港-华北石油管道进行的。采集的数据总量约为 1.69TB，频率为 500Hz 和 100Hz，管线总长度为 85 公里。两个信号增强器安装在管道沿线 25 公里和 56 公里处。此外，管道沿线有 11 个大中型河流渡口，7 条普通铁路，13 条公路以及多个乡镇。

特征提取器效果：图 8(a)中显示的峰值结果与案例 1 讨论的结果基本一致，但在数值和周期上存在一些差异，这与管道的埋藏深度、光缆和管道的相对位置以及土壤特性有关。案例 1 中，测试管道平均埋深约为 1.5 米，当地气候潮湿，土壤含水量相对较高，这些都有利于振动信号的传输。然而案例 2 中管道平均埋深约为 2.0 米，且实验在冬季进行，土壤相对干燥，对振动信号的传播有抑制作用。另一方面，图 8(b)所示的能量结果也与案例 1 基本一致，但对于能量峰值，新数据比案例 1 中同一入侵事件的能量值小得多。除了上述原因外，还有硬件部署问题。具体来说，案例 2 中 85 公里的管道长度几乎是案例 1 中 48 公里管道的两倍，两个案例中使用的信号增强器的数量是相同的，这导致在同一地点案例 1 的信噪比比案例 2 大。尽管存在上述问题，我们的特征提取器仍能有效地提取特征，这表明特征提取器具有良好的鲁棒性。

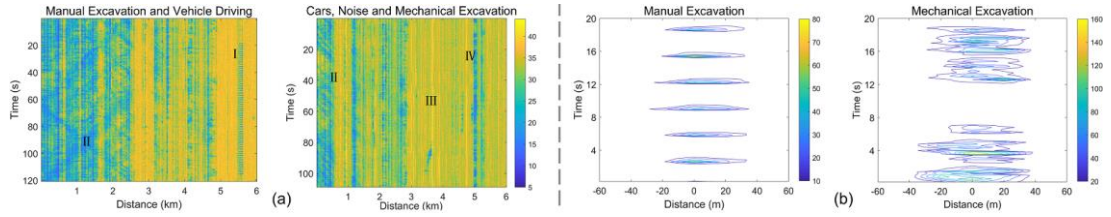


图 8 案例 8 的特征可视化效果

Fig. 8 Visualization results of proposed two features in Case 2.

完整管道的识别定位效果：完整的 85 公里管道峰值特征和识别结果见图 9。由于案例 2 中管道沿线的环境比案例 1 更复杂，所以对应的事件数量明显更多。可以清楚地看到，机械挖掘在 36 公里左右持续了 15 分钟，并且其伴随着车辆行驶发生，即挖掘机的发动机在运转或在调整位置以便找到更好的挖掘角度。在 0-1 公里，管道经过城市，其信号相对较强。完整管道的识别准确率为 98.23%，误报率为 4.78%。

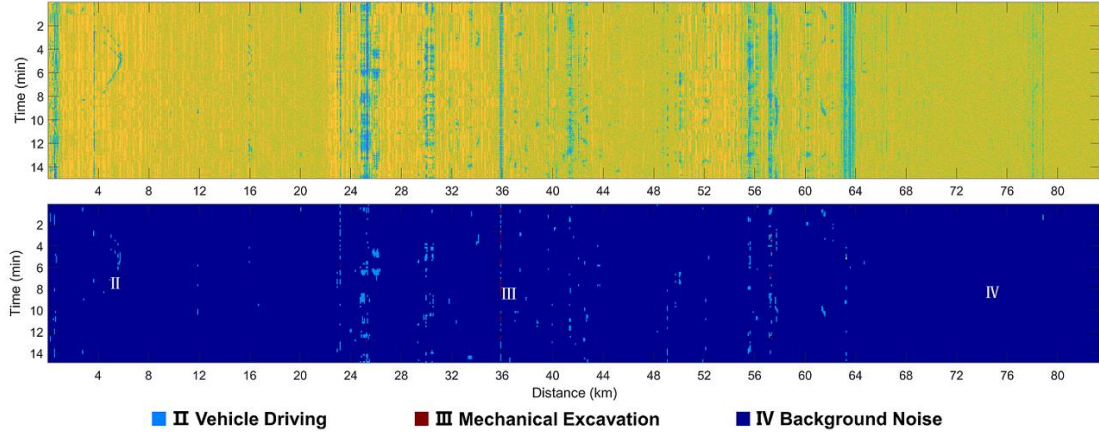


图 9 案例 2 管道的特征图和识别结果

Fig. 9 Feature maps and identification results from the Case 2 pipeline.

4.3 其他测试及分析

部署测试：模型大小和运行时间是典型的工程问题，它们对部署性能、硬件适用性和实际应用效果至关重要^[14-15]。因此，我们测试了案例 1 管道的 4 分钟数据，由 GPU 处理的 500Hz 和 100Hz 信号的总识别时间分别为 15.64 秒和 6.142 秒，完全满足工业级实时性能要求。在 20 米的空间分

分辨率下,用 GPU 处理 500Hz 数据的识别响应时间只有 13.58 毫秒,100Hz 为 5.33 毫秒。此外,模型的大小只有 13.79 MB,使其能够被部署在大多数硬件系统中。

特征生成器和识别模型的稳定性:对于以上的两个案例,尽管影响信号传播的因素不同,如管道位置、光纤部署、土壤含水量以及实验的时间和空间,但我们发现,我们的特征提取器可以有效地区分多种类型的入侵事件,并且峰值特征可以为专业监管人员提供实时的可视化结果,具有很高的工业应用价值。同时,以上结果也证明了识别模型在处理时间和空间信号漂移方面的有效性。时间角度,我们在案例 1 中使用了 5 月和 6 月(夏季)的数据作为训练和验证集,而 11 月和 12 月(秋季和冬季)的数据作为测试集;并且案例 1 是在 2016 年测试的,而案例 2 是在 2020 年测试的;空间角度,案例 1 的数据是在中国中部的苏州市收集的,而案例 2 的数据是在中国北部的沧州市收集的。尽管如此,完整模型仍然显示出良好的时间和空间定位和识别效果。

5 总结

本文提出了一种新型的基于分布式光纤传感器网络的行为识别方法,用于实时监测长距离能源运输管道的安全状况。根据我们从多个已投入运营的管道中收集到的数据实验结果,本文提出的特征提取器可以有效地表达多种复杂条件下各种事件的基本信息,行为识别模型能够准确识别并及时定位各种环境中的第三方入侵事件。此外,我们的模型完全满足了实际的工业需求,即实时性、易部署性以及对各种类型硬件的适应性。该方法已经于 2020 年底部署于中石油某管道同时并入公司的智慧管道系统,目前已稳定运行半年。我们的工作将有助于管道预警系统在行业中的广泛使用。

参考文献:

- [1] J. Giovanni Ram f ez-Camacho, Federica Carbone, Elsa Pastor, et al. "Assessing the consequences of pipeline accidents to support land-use planning," *Safety science*, vol. 97, pp. 34–42, 2017.
- [2] J. Tejedor, H. F. Martins, D. Piote, et al. "Toward prevention of pipeline integrity threats using a smart fiber-optic surveillance system," *Journal of Lightwave Technology*, vol. 34, no. 19, pp. 4445–4453, 2016.
- [3] F. Tanimola and D. Hill, "Distributed fibre optic sensors for pipeline protection," *Journal of Natural Gas Science and Engineering*, vol. 1, no. 4-5, pp. 134–143, 2009.
- [4] B. M. Tabi Fouda, D. Han, B. An, et al. "Events detection and recognition by the fiber vibration system based on power spectrum estimation," *Advances in Mechanical Engineering*, vol. 10, no. 11, p. 1687814018808679, 2018.
- [5] Javier Tejedor, Hugo F. Martins, Daniel Piote, et al. "Toward Prevention of Pipeline Integrity Threats Using a Smart Fiber-Optic Surveillance System," *Journal of Lightwave Technology*, vol. 34, no. 19, pp. 4445–4453, 2016.
- [6] Anqiang Lv and Jing Li, "On-line monitoring system of 35 kV 3-core submarine power cable based on ϕ -OTDR," *Sensors and Actuators A: Physical*, vol. 273, pp. 134–139, 2018.
- [7] Guoming Ma, Cheng Shi, Weiqi Qin, et al. "A non-intrusive electrical discharge localization method for gas insulated line based on phase-sensitive OTDR and Michelson interferometer," *IEEE Transactions on Power Delivery*, vol. 34, no. 4, pp. 1324–1331, 2019.
- [8] Yuelan Lu, Tao Zhu, Liang Chen, et al. "Distributed vibration sensor based on coherent detection of phase-OTDR," *Journal of lightwave Technology*, vol. 28, no. 22, pp. 3243–3249, 2010.
- [9] J. Li, Y. Wang, P. Wang, et al. "Pattern recognition for distributed optical fiber vibration sensing: A review," *IEEE Sensors Journal*, 2021.
- [10] Bao, X., and Chen, L. 2012. Recent Progress in Distributed Fiber Optic Sensors. *Sensors* 12.7: 8601-8639.

- [11] Y. Yang, Y. Li, and H. Zhang, "Pipeline safety early warning method for distributed signal using bilinear cnn and lightgbm," in 2021 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing, ICASSP 2021. IEEE, 2021, p. online.
- [12] Y. Yang, Y. Li, T. Zhang, et al. "Early safety warnings for long-distance pipelines: A distributed optical fiber sensor machine learning approach," in The Thirty-Fifth AAAI Conference on Artificial Intelligence, AAAI 2021. AAAI Press, 2021, p. online.
- [13] G. Li, J. Zhu, R. Sun, et al. "Pipe line safety monitoring using distributed optical fiber vibration sensor in the china west-east gas pipeline project," in 2018 Asia Communications and Photonics Conference (ACP). IEEE, 2018, pp. 1–3.
- [14] C. Lyu, Z. Huo, Y. Liu, et al. "Robust intrusion events recognition methodology for distributed optical fiber sensing perimeter security system," IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2020.
- [15] G. Li, J. Zhu, R. Sun, et al. "Pipe line safety monitoring using distributed optical fiber vibration sensor in the china west-east gas pipeline project," in 2018 Asia Communications and Photonics Conference (ACP). IEEE, 2018, pp. 1–3.