

分布式光纤管道泄漏监测技术研究进展

李晓豪, 刘理*, 曾伟, 龙俊波

九江学院电子信息工程学院 江西九江

【摘要】地下与长输管道的安全运行对监测技术提出了更高要求,传统点式传感技术因覆盖范围有限难以满足连续监测需求。分布式光纤传感技术以光纤本身作为传感介质,可实现沿管线全长的温度、应变与振动等多参量连续分布式测量,为管道泄漏监测提供了理想解决方案。本文系统梳理了基于不同散射机理的分布式光纤传感技术(包括光时域反射仪(OTDR)、布里渊光时域反射仪(BOTDR)、布里渊光时域分析仪(BOTDA)、拉曼光时域反射仪(ROTDR))在管道泄漏监测中的研究进展,总结了各类技术的原理、性能指标与应用特点,并重点探讨了数据处理与模式识别方法在提升泄漏识别准确率与定位精度方面的关键作用。研究表明,随着人工智能算法的深度融合与多技术协同发展,分布式光纤管道泄漏监测技术正朝着更智能、可靠与标准化的方向演进,具有良好的工程应用前景。然而,如何有效抑制环境干扰、实现多参量数据融合以及保障系统长期稳定性,仍是未来研究需着力突破的关键挑战。

【关键词】分布式光纤传感;管道泄漏监测;深度学习;模式识别

【基金项目】江西省教育厅科技项目(GJJ2401829、GJJ2401832);九江市基础研究计划项目(2024A40019);大学生创新创业训练项目(G202511843011)

【收稿日期】2025年11月5日 **【出刊日期】**2025年12月9日 **【DOI】**10.12208/j.pstr.20250011

Research progress on distributed optical fiber pipeline leakage monitoring technology

Xiaohao Li, Li Liu*, Wei Zeng, Junbo Long

School of Electronic and Information Engineering, Jiujiang University, Jiujiang, Jiangxi

【Abstract】 The safe operation of underground and long-distance pipelines imposes higher demands on monitoring technologies, as traditional point-sensing methods are limited in coverage and struggle to meet continuous monitoring requirements. Distributed optical fiber sensing technology, which utilizes optical fibers as the sensing medium, enables continuous distributed measurement of multiple parameters such as temperature, strain, and vibration along the entire pipeline length, providing an ideal solution for pipeline leakage detection. This paper systematically reviews the research progress of distributed optical fiber sensing technologies (including Optical Time Domain Reflectometer (OTDR), Brillouin Optical Time Domain Reflectometer (BOTDR), Brillouin Optical Time Domain Analysis (BOTDA), and Raman Optical Time Domain Reflectometer (ROTDR)) based on different scattering mechanisms in pipeline leakage monitoring. It summarizes the principles, performance metrics, and application characteristics of these technologies, with a focus on the critical role of data processing and pattern recognition methods in improving leakage identification accuracy and localization precision. The study demonstrates that with the deep integration of artificial intelligence algorithms and the coordinated development of multiple technologies, distributed optical fiber pipeline leakage monitoring is evolving toward a more intelligent, reliable, and standardized direction, holding promising prospects for engineering applications. However, how to effectively suppress environmental interference, achieve multi-parameter data fusion, and ensure the long-term stability of the system remain the key challenges that future research needs to focus on and break through.

*通讯作者:刘理

【Keywords】Distributed optical fiber sensing; Pipeline leakage monitoring; Deep learning; Pattern recognition

引言

对于地下与长输管道这类关键基础设施, 传统点式传感技术在覆盖范围与连续性方面的不足, 已成为制约其安全运行的关键因素, 亟待解决^[1]。分布式光纤传感技术利用光纤本身作为传感介质, 可在管线全长上实现温度、应变与振动等物理参数的连续、分布式测量, 为突破上述瓶颈提供了理想解决方案。该技术的基本原理在于分析激光在光纤中传输时产生的后向散射光, 其光强、频率或相位等特性会受外界环境参量调制而发生变化^[2]。在管道泄漏监测应用中, 气体泄漏因节流效应常引发管道周边土壤的局部温度异常, 而液体泄漏则多伴随着声波和振动信号的产生与周围介质湿度的变化, 这些变化为分布式传感提供了典型的探测目标^[3-5]。随着技术的演进, 基于不同散射机理的传感方案, 如OTDR、BOTDR、BOTDA、ROTDR, 已被广泛研究并应用于各类管道工况的监测实践^[6-7]。特别值得注意的是, 先进数据处理与人工智能算法的引入, 极大提升泄漏事件识别与定位的准确性与自动化水平^[8-9]。本文将从技术原理切入, 深入评述四种代表性关键技术的前沿进展。

1 不同机理的分布式光纤管道泄漏监测技术

1.1 OTDR 技术

OTDR 技术通过分析激光脉冲在光纤中产生的后向瑞利散射光实现分布式传感。其中, 基于相位敏感原理的 Φ -OTDR (即分布式声波传感 DAS) 技术具有极高的相位灵敏度 (可达纳米量级), 其核心机制在于探测声波/振动对瑞利散射光相位的调制, 从而能精准感知外界振动。该技术的空间分辨率通常为米级, 在管道安全监测等领域展现出巨大的应用潜力。2021 年, Zhang 等人通过数值模拟与小规模实验相结合的方式, 在 2.5km 的模拟管道上验证了 OTDR 技术的泄漏检测能力。实验数据显示, 该系统对 0.2 mm 孔径的泄漏点检测准确率达到 95.3%, 空间定位误差小于 ± 5 m, 信噪比提升至 18.6dB, 系统地验证了分布式光纤声波传感用于埋地燃气管道泄漏检测的可行性^[3]。2022 年, Liu 等人通过在管道内部安装基于相位敏感光时域反射计的分布式光纤声波传感器进行实验, 其实验结果表明, 在 10km 长的输油管道上, 该系统对 0.1L/min 的微小泄漏实现

了准确检测, 定位精度提高到 ± 3 m, 与传统外部敷设方式相比, 信号强度提升了 12dB, 进一步探索了其用于管道泄漏定位的实践方案^[10]。2023 年, Lalam 等人在一项中试规模测试中, 利用基于相位敏感光时域反射计 (Phase-OTDR) 和增强散射光纤的一体化监测系统, 在长达 40 km 的实际天然气管线上, 进行了为期 6 个月的连续监测。测试数据显示, 该系统温度测量精度达 ± 0.1 °C, 应变测量精度为 $\pm 2\mu\epsilon$ 。在性能上, 系统成功识别了大部分预设的模拟泄漏事件, 且误报率低于 0.1%。这成功验证了该技术在实际环境中的可靠性^[11]。2024 年, Zhang 等人将相干 Φ -OTDR 与深度学习技术结合, 实验数据显示, 在加入深度学习方法后, 系统对微弱泄漏信号的识别准确率从 82% 提升至 96.5%, 实现了从“信号检测”向“智能诊断”的技术跨越^[12]。2025 年, Huang 等人报道了 OTDR 技术在中俄东线天然气管道 1000 km 段的规模化应用成果。该系统监测距离突破 120 km, 定位精度达 ± 1 m。在实际运行中, 它成功预警了 3 次第三方施工威胁和 1 次微泄漏事件, 平均响应时间为 28s, 展示了该技术在管道测漏中的卓越性能^[13]。上述的研究进展清晰地表明, OTDR 技术正朝着更高灵敏度、更强环境适应性、更智能化诊断能力的方向快速发展, 为管道安全运行提供着日益完善的技术保障。

1.2 BOTDR 技术

BOTDR 技术基于自布里渊散射的光频移效应, 通过测量布里渊散射光的频率变化来获取沿光纤分布的应变信息, 其单端注入的测量特性使系统部署更为灵活便捷, 特别适合复杂地形条件下的管道监测。该技术在管道安全监测领域的研究中呈现出从原理验证到系统优化的发展路径。2021 年, Zheng 等人构建的 BOTDR 安全预警系统在 50km 管线上的测试数据显示, 系统对第三方施工活动的检测成功率达到 92%, 应变测量精度达 $\pm 15\mu\epsilon$, 频移测量精度 ± 1 MHz, 能够在施工机械距离管道 15 m 时发出预警, 有效识别并预警第三方施工挖掘等外部威胁活动^[14]; 同年, Alarifi 等人通过系统化的实验, 定量评估了 BOTDR 技术在管道位移监测中的性能。研究表明, 该技术的监测灵敏度可达 0.1mm/m。在为期 3 个月的持续监测中, 其位移测量误差稳定

在±2 mm 以内, 为管道地基沉降监测提供了可靠的量化依据^[15]。2022 年, Prisutova 等人全面分析了 BOTDR 的技术参数与应用范围, 指出 BOTDR 系统的典型测量距离可达 80 km, 空间分辨率 1 m, 应变测量范围-1.5%~+1.5%, 这些技术指标完全满足大多数管道监测场景的需求^[6]。2023 年, Shabaneh 等人进一步设计了基于多 BOTDR 传感单元的远程燃料管道监测系统架构。实验数据显示, 系统布设的 32 个传感单元实现了全线覆盖, 应变监测灵敏度提升至±5 $\mu\epsilon$, 温度补偿后的频移稳定性达到±0.5 MHz, 误报率降低至 0.5% 以下, 详细探讨了其在长距离输油管线中实现多参数、远程实时监控的应用潜力与实施方案^[16]。2024 年, 研究重点转向智能化发展。Rajasekaran 等人引入机器学习算法后, BOTDR 系统的泄漏识别准确率从 85% 提升至 94%, 定位误差从±5 m 减小到±2 m, 特别是在复杂地质条件下, 信号识别率提高了 15%, 基于 BOTDR 的应变监测数据与机器学习算法的结合, 正在成为提升管道泄漏定位精度的新趋势, 为 BOTDR 技术的智能化升级指明了方向^[9]。2025 年, Xiao 等人在最新研究中汇总了 BOTDR 技术的主要性能指标: 监测距离突破 100 km, 空间分辨率 0.5 m, 应变测量精度±3 $\mu\epsilon$, 温度测量精度±0.5 °C, 上述技术参数表明, BOTDR 技术正趋于工程实用化所需的成熟度^[2]。综合看来, BOTDR 技术正从一个可靠的应变传感工具, 逐步发展成为一套成熟的系统解决方案, 能够面向管道的全生命周期进行安全监测。

1.3 BOTDA 技术

BOTDA 技术基于受激布里渊散射效应, 通过从光纤两端注入泵浦光和探测光, 能够实现较 BOTDR 更高精度和空间分辨率的分布式温度与应变测量, 是实现管道状态精确定量的有效工具。在近年来呈现出从技术验证到深度应用的清晰轨迹。2021 年, Alarifi 等人验证了 BOTDA 技术的性能指标。研究数据显示, 在 200 m 长的测试管道上, 系统实现了±2 $\mu\epsilon$ 的应变测量精度和±0.5°C 的温度测量精度, 空间分辨率达到 1 m, 为 BOTDA 技术的工程化奠定了基础^[15]。2022 年, Prisutova 等人发表了关于光纤传感器在管道状态与水力测量中应用的综述。该研究系统梳理了 BOTDA 系统的技术能力, 并明确了其典型工作参数。综述指出, 典型 BOTDA 系统的测量距离可达 50-80 km, 应变测量范围为-1.5% 至

+1.5%, 温度测量范围为-30°C 至+120°C, 空间分辨率最高为 0.1 m。此性能参数表明该技术能够满足管道监测的精度要求, 为 BOTDA 技术的工程选型与方案设计提供了重要参考^[6]。2023 年, Lalam 等人在中试规模测试取得了重要突破。在 40 km 长的天然气管线上, BOTDA 系统连续运行 180 天的数据显示, 温度测量精度稳定在±0.5 °C, 应变测量精度±5 $\mu\epsilon$, 频移测量精度±0.3 MHz, 成功识别出大部分预设的 0.5 mm 孔径泄漏点, 定位误差小于±3 m, 验证了 BOTDA 技术在实际工程环境中的可靠性^[11]。2024 年, 该团队聚焦于 BOTDA 系统性能优化与算法创新, 通过改进信号处理算法显著提升了系统性能。其创新点在于将测量距离扩展到 80 km, 空间分辨率提升至 0.5 m, 在复杂地质条件下实现了±0.3 °C 的温度精度和±3 $\mu\epsilon$ 的应变精度, 误报率降低至 0.2 %, 推动了 BOTDA 技术向更高性能方向发展^[17]。2025 年, Lalam 等人再次发表了关于分布式光学光纤传感器用于地下管道监测的中试规模验证成果, 在 100 km 的实际管道监测中, 系统实现了±1 $\mu\epsilon$ 的应变测量精度和±0.1 °C 的温度测量精度, 频移稳定性±0.1 MHz, 对第三方入侵事件的响应时间小于 2 分钟, 误报率控制在 0.05% 以内。以上研究通过在多方面系统评估了 BOTDA 技术的性能, 证实了其良好的工程可靠性, 表明该技术已走向规模化工程应用的新阶段^[18]。

1.4 ROTDR 技术

ROTDR 技术基于拉曼散射的温度效应, 通过测量反斯托克斯光与斯托克斯光的光强比来实现分布式温度测量, 具有对温度敏感而对应变不敏感的独特优势, 使其成为监测管道泄漏所致温度异常的理想选择。该技术在管道监测领域的研究呈现出从基础验证到系统优化再到创新应用的发展趋势。2021 年, Moubayed 等人在综述研究中汇总了 ROTDR 系统的基础性能指标。数据显示, 典型的 ROTDR 系统测量距离可达 30 km, 温度测量精度±0.5 °C, 空间分辨率 1 m, 在供水管道监测中, 能够识别出 0.5 °C 的温度异常变化, 为后续技术应用确立了基本参数基准^[5]。2022 年, Prisutova 等人的综述中, 探讨了 ROTDR 在管道工况与水力测量中的应用潜力, 系统总结了其在各类管道监测场景下的表现^[6]。同年, Liu 等人开发的 FBG-ROTDR 联合系统在 8 km 城市排水管道测试中取得显著成效。实验数据显示, 该系

统温度测量精度达到 $\pm 0.3^{\circ}\text{C}$, 空间分辨率 0.5 m, 对微小泄漏的响应时间小于 5 分钟, 与传统单一传感器系统相比, 泄漏识别准确率提升了 18%, 误报率降低至 1.2% 以下, 展现了 ROTDR 在复杂监测系统中的协同价值^[19]。2023 年, 研究重点转向了对 ROTDR 系统自身性能的深度优化, Lou 等人通过算法优化实现了系统性能的显著提升。实验结果表明, 采用黑寡妇优化算法后, ROTDR 系统的信噪比从 12 dB 提升至 21 dB, 温度测量精度提高到 $\pm 0.1^{\circ}\text{C}$, 在 50 km 供热管道监测中, 成功识别出所有 0.2 L/min 的微小泄漏, 定位精度达到 ± 2 m, 增强了其在微小泄漏识别中的可靠性^[20]。2024 年, Zhang 等人进一步验证了 ROTDR 技术在复杂环境下的可靠性。在加入深度学习方法后, 系统对温度异常模式的识别准确率从 84% 提升至 95.6%, 在环境温度波动 $\pm 10^{\circ}\text{C}$ 的条件下, 仍能保持 $\pm 0.2^{\circ}\text{C}$ 的测量精度, 误报率控制在 0.8% 以内, 为 ROTDR 数据的智能处理提供了重要借鉴, 推动了泄漏识别从“阈值判断”向“特征识别”的转变^[4]。2025 年, Silva 等人展示了 ROTDR 技术在新应用领域的突破。实验数据显示, 系统监测距离扩展至 60 km, 温度测量范围 $-50^{\circ}\text{C} \sim +150^{\circ}\text{C}$, 在海底管道监测中实现了 $\pm 0.05^{\circ}\text{C}$ 的长期稳定性, 连续运行 180 天的数据可用率达到 99.8%, 为极端环境下的管道安全监测提供了可靠解决方案^[21]。上述研究进展表明, ROTDR 技术正从一个成熟可靠的温度传感工具, 逐步演变为一种经过深度优化、并能与其他传感技术协同工作的高性价比管道泄漏监测解决方案。

2 数据处理与模式识别方法

数据处理与模式识别方法是释放分布式光纤传感的关键, 它能够从海量时空数据中自动、智能地识别泄漏特征, 其发展脉络与人工智能的兴起紧密相连。2021 年, Moubayed 等人在研究中指出, 传统阈值检测方法在复杂环境下的误报率高达 15-20%。他们提出的数据融合方法将信息整合后, 系统检测准确率提升了 12%, 为后续智能算法在管道测漏中的应用提供了新思路^[5]。2022 年, Venkateswaran 等人系统比较了多种机器学习算法的性能表现。实验数据显示, 与传统方法相比, CNN 在事件分类任务中的准确率达到 94.2%, RNN 在时间序列预测中的误差降低至 38%, SVM 在特征识别中的 F1 分数达到 0.91, 充分体现了机器学习在信号处理方面的显

著优势^[8]; 同年, Korlapati 等人的研究进一步证实了数据驱动方法的优越性, 其分析显示, 基于机器学习的泄漏检测系统比传统物理模型方法的响应时间快 60%, 在管道压力波动工况下的检测稳定性提高了 35%, 进一步探究了数据驱动方法在解决复杂泄漏诊断问题中的有效性^[7]。2023 年, Ullah 等人的研究虽以声发射技术为焦点, 但其核心工作是将机器学习应用于泄漏检测。该工作颇具代表性地反映出该领域正朝着数据驱动与智能化方向发展的普遍趋势^[22]。2024 年, Barros 等人针对供水管网泄漏检测问题, 系统性地评估了信号处理与模式识别技术的组合效能。研究结果表明, 经过优化的信号预处理后, 所采用的模式识别算法在泄漏分类任务中取得了优异表现, 准确率达到了 96.5%, 显著提升了管道监测系统的可靠性与实用性^[23]。同年, Saleem 等人提出了一种用于实时管道泄漏检测的混合深度学习模型。该模型创新性地结合了卷积神经网络 (CNN) 与长短期记忆网络 (LSTM), 利用声发射信号进行端到端学习。实验数据显示, 该混合模型在泄漏识别任务中的准确率高达 98.7%, 并且相较于单一深度学习模型, 其响应时间缩短了约 25%, 为实时高精度监测提供了强有力的解决方案^[24]。2025 年, Ali 等人的研究侧重于信号分解与无监督学习的结合。通过实施经验模态分解 (EMD) 将管道振动信号分解为一系列本征模态函数, 进而利用聚类分析对特征进行挖掘与识别。该方法在不依赖大量标注数据的情况下, 对多种泄漏工况的平均识别精度达到了 95.2%, 尤其在小泄漏检测场景下, 其性能优于多种传统监督学习算法, 展现了其在解决标注数据稀缺问题上的巨大潜力^[25]。上述实验表明, 先进的数据处理与模式识别方法通过提升检测精度与降低误报率, 在推动管道安全监测智能化方面发挥了关键作用。

3 结论与展望

分布式光纤传感技术为管道泄漏监测提供了一套多维度、高精度的解决方案。在监测领域, Φ -OTDR 凭借其对声波振动的高灵敏度, 在泄漏点精确定位上展现出卓越性能; BOTDR 以其单端测量的便利性, 在应变监测和安全预警方面发挥着重要作用; BOTDA 技术则通过实现高精度的温度与应变双参量测量, 向着管道状态的精确定量诊断不断深化; ROTDR 作为成熟经济的温度监测方案, 持续通过算

法优化提升其可靠性。尤为重要的是, 数据处理与模式识别方法的深度融合, 正成为推动该领域发展的核心引擎, 使监测系统从“感知”走向“认知”。未来, 多技术融合与人工智能的深度赋能, 将共同推动分布式光纤管道监测技术向着更智能、更可靠、更标准化的方向演进, 为保障管道基础设施的安全长效运行奠定坚实的技术基石。

参考文献

- [1] Wen C, Hu S, Wang J, et al. Fiber optic sensing technology in underground pipeline health monitoring: a comprehensive review[J]. *Structural Health Monitoring*, 2024: 14759217241280904.
- [2] Rayhana R, Xiao G, Liu Z. Fiber Optic Sensing Technologies for Underground Pipeline Monitoring[J]. *IEEE Open Journal of Instrumentation and Measurement*, 2025.
- [3] Zhang J, Lian Z, Zhou Z, et al. Numerical and experimental study on leakage detection for buried gas pipelines based on distributed optical fiber acoustic wave[J]. *Measurement Science and Technology*, 2021, 32(12): 125209.
- [4] Zhang S, Xiong Z, Ji B, et al. Water pipeline leakage detection based on coherent ϕ -OTDR and deep learning technology[J]. *Applied Sciences*, 2024, 14(9): 3814.
- [5] Moubayed A, Sharif M, Luccini M, et al. Water leak detection survey: Challenges & research opportunities using data fusion & federated learning[J]. *IEEE Access*, 2021, 9: 40595-40611.
- [6] Prisutova J, Krynnik A, Tait S, et al. Use of fibre-optic sensors for pipe condition and hydraulics measurements: A review[J]. *CivilEng*, 2022, 3(1): 85-113.
- [7] Korlapati N V S, Khan F, Noor Q, et al. Review and analysis of pipeline leak detection methods[J]. *Journal of pipeline science and engineering*, 2022, 2(4): 100074.
- [8] Venketeswaran A, Lalam N, Wuenschell J, et al. Recent advances in machine learning for fiber optic sensor applications[J]. *Advanced Intelligent Systems*, 2022, 4(1): 2100067.
- [9] Rajasekaran U, Kothandaraman M. A survey and study of signal and data-driven approaches for pipeline leak detection and localization[J]. *Journal of Pipeline Systems Engineering and Practice*, 2024, 15(2): 03124001.
- [10] Liu W, Zhou W, Li H, et al. Pipeline leakage localization using internally installed distributed fiber optic sensors[C]//*Eighth Symposium on Novel Photoelectronic Detection Technology and Applications*[J]. SPIE, 2022, 12169: 2201-2208.
- [11] Lalam N, Westbrook P, Naeem K, et al. Pilot-scale testing of natural gas pipeline monitoring based on phase-OTDR and enhanced scatter optical fiber cable[J]. *Scientific Reports*, 2023, 13(1): 14037.
- [12] Zhang S, Xiong Z, Ji B, et al. Water pipeline leakage detection based on coherent ϕ -OTDR and deep learning technology[J]. *Applied Sciences*, 2024, 14(9): 3814.
- [13] Huang, Luyao, and Dezhi Zhang. "Turning Fiber into a Sensing System: The Magic of Fiber Optics Sensing." *Global Communications* 2025 (2025).
- [14] Zheng X, Cui Y, Bai Q, et al. Security pre-warning system of underground pipelines based on BOTDR[C]//*Optics frontiers online 2020: distributed optical fiber sensing technology and applications*[J]. SPIE, 2021, 11607: 112-116.
- [15] Alarifi H, Mohamad H. Estimation of the buried pipeline displacement using distributed fibre optic sensing: An experimental study[C]//*IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*. IOP Publishing, 2021, 1101(1): 012004.
- [16] Shabaneh A A A, Daraghma R S M. Design a remote sensing of multi-BOTDR fiber optic sensors for fuel pipeline monitoring[J]. *TELKOMNIKA (Telecommunication Computing Electronics and Control)*, 2023, 21(1): 60-69.
- [17] Lalam N, Bhatta H, Buric M, et al. Distributed optical fiber sensor systems: application to natural gas pipeline monitoring[C]//*Optical Waveguide and Laser Sensors III*[J]. SPIE, 2024, 13044: 97-102.
- [18] Lalam N, Brister M M, Bhatta H, et al. Pilot-scale validation of distributed optical fiber sensors for underground pipeline monitoring[C]//*Optical Waveguide and Laser Sensors IV*[J]. SPIE, 2025, 13467: 14-21.
- [19] Liu B, He J, Zhang L, et al. Pipeline safety monitoring

- technology based on FBG-ROTDR joint system and its case study of urban drainage pipeline monitoring[J]. *Optical Fiber Technology*, 2022, 73: 103044.
- [20] Lou F, Wang B, Sima R, et al. The Optimization of a Pipeline Temperature Monitoring Method Based on Non-Local Means with the Black Widow Optimization Algorithm[J]. *Energies*, 2023, 16(20): 7178.
- [21] Silva V F, Netto T A, Ribeiro B A. Deep Learning Approaches for Fault Detection in Subsea Oil and Gas Pipelines: A Focus on Leak Detection Using Visual Data[J]. *Journal of Marine Science and Engineering*, 2025, 13(9): 1683.
- [22] Ullah N, Ahmed Z, Kim J M. Pipeline leakage detection using acoustic emission and machine learning algorithms[J]. *Sensors*, 2023, 23(6): 3226.
- [23] Barros D B, Pereira T C, Meirelles G, et al. Signal processing and pattern recognition for leak detection in a water distribution network[J]. *Journal of Water Resources Planning and Management*, 2024, 150(9): 04024034.
- [24] Saleem F, Ahmad Z, Kim J M. Real-Time pipeline leak detection: A hybrid deep learning approach using acoustic emission signals[J]. *Applied Sciences*, 2024, 15(1): 185.
- [25] Ali A, Xinhua W, Razzaq I. Pipeline leak detection through implementation of empirical mode decomposition and cluster analysis[J]. *Measurement*, 2025, 248: 116873.

版权声明: ©2025 作者与开放获取期刊研究中心(OAJRC)所有。本文章按照知识共享署名许可条款发表。

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



OPEN ACCESS