

基于智能传感器的给水管网漏损检测与定位方法

苏 坤

武汉市市政工程机械化施工有限公司 湖北 武汉 430050

摘 要: 本文聚焦于基于智能传感器的给水管网漏损检测与定位技术,系统阐述了该领域的核心原理、关键技术体系与发展脉络。文章首先剖析了管网漏损的物理声学特征及其传播机理;其次,详细论述了以声学、压力、流量及振动为代表的多源智能传感器网络的部署策略与数据融合机制;进而,深入探讨了从信号处理到人工智能模型(包括机器学习与深度学习)在漏损识别、特征提取与精确定位中的应用逻辑与算法演进。本研究旨在为构建高效、精准、智能化的城市供水管网漏损管控体系提供理论参考与技术路径。

关键词: 给水管网;漏损检测;漏损定位;智能传感器;信号处理

引言

随着城市化进程加速,供水管网作为城市“地下生命线”,其健康状况直接关乎供水安全与公共水平。然而,由于管网建设年代久远、管材质量参差、外部施工扰动及内部腐蚀结垢等因素,许多城市管网已进入高故障率阶段。管网漏损导致的非收益水(NRW)问题日益突出,不仅造成水资源浪费,更引发多重安全隐患:渗漏水流冲刷侵蚀土壤,易形成地下空洞,诱发路面塌陷;同时,压力降低后外部受污染水体可能倒灌,严重威胁水质,构成公共卫生风险。因此,实现管网漏损的快速、精准检测与定位,是保障供水安全、提升水务效益、促进水资源可持续利用的核心任务。在此背景下,探索基于智能传感器的先进漏损检测与定位方法,具有重要的现实意义与战略价值。

1 给水管网漏损的物理特征与传感原理

1.1 漏损产生的物理与声学机理

给水管网发生漏损的本质是管道完整性被破坏,导致管内有压水流通过裂缝或孔洞向外部低压环境喷射或渗流。这一过程伴随着复杂的物理现象,其中最为关键且可被有效感知的是其声学效应。当高压水流从狭窄的漏点高速喷出时,会与管壁、周围介质(如土壤、水)以及自身产生剧烈的摩擦、湍流和冲击,从而激发出宽频带的声波和振动信号。这些信号以弹性波的形式,沿着管道壁(结构波)和管内水体(流体波)两个主要路径向四周传播。结构波通常表现为低频振动,其能量衰减相对较慢,能够传播较远的距离,但易受到管道材质、接口形式和支撑条件的影响。流体波则主要包含高频声波成分,其传播速度更快,但衰减也更为迅速,尤

其是在穿越不同介质界面时。漏损信号的频率特性与其漏孔大小、形状、管内压力以及管材类型密切相关。一般来说,大口径管道在高压下的大漏点会产生能量较强、频率相对较低的信号;而小漏点或微渗漏则产生能量微弱、频率较高的信号,这给检测带来了巨大挑战。准确理解并建模这些物理声学特征,是设计有效传感器和开发高灵敏度检测算法的基础。

1.2 智能传感器的类型与工作原理

为了有效捕获上述由漏损引发的物理信号,需要部署一系列高精度、高可靠性的智能传感器。根据所感知物理量的不同,主要可分为以下几类:

1.2.1 声学传感器(或称听漏仪)

它通过高灵敏度的麦克风或加速度计,直接拾取由漏点产生的声波或管壁振动。现代智能声学传感器不仅具备宽频响应和高信噪比,还能进行本地化的信号预处理,如滤波、放大和特征提取,并通过无线通信模块将数据实时上传至中心平台^[1]。其优势在于对漏损信号敏感,尤其擅长于夜间等背景噪声较低时段进行精准探测。

1.2.2 压力传感器

通过监测管网中关键节点的水压变化来间接推断漏损的存在。一个有效的漏损事件通常会导致其上游区域压力出现异常下降,或在压力曲线上形成特定的瞬态波动模式。通过在DMA(独立计量区域)的入口和出口布设高精度压力传感器,可以构建压力-流量平衡模型,一旦发现不平衡量超出正常阈值,即可触发漏损预警。压力监测的优势在于覆盖面广、成本相对较低,且能提供连续的管网状态信息。

1.2.3 流量传感器

主要用于区域计量法（DMA）中，通过精确计量某一独立区域的总进水量，并与该区域的夜间最小流量（NMF）进行比较。NMF 通常代表了该区域在用户基本不用水时段的背景漏损水平，其异常升高是区域内存在新增漏损的明确指示。流量数据与压力数据相结合，可以更准确地评估漏损的严重程度。

1.2.4 其他传感器

此外，振动传感器、温度传感器乃至水质传感器也可作为辅助手段。例如，漏点附近的土壤湿度或温度可能会因持续渗水而发生微小变化；严重的漏损也可能导致局部水质指标（如浊度）的异常。多类型传感器的协同工作，构成了一个多维度的感知网络，为后续的数据融合与智能分析提供了丰富的信息源。

2 多源传感器网络部署与数据融合

2.1 传感器网络的优化部署策略

智能传感器的价值最大化，离不开科学合理的网络部署。部署的目标是在有限的成本预算下，实现对整个管网系统的最大覆盖和最优感知能力。这并非简单的均匀布点，而是一个复杂的优化问题。部署策略需综合考虑多种因素，包括但不限于：管网的拓扑结构（主干管、支管、环状/枝状）、管材与管径（影响信号传播特性）、历史漏损记录（高风险区域优先）、DMA 分区边界、泵站与阀门位置（水力关键节点）以及地理环境（如交通干线、重要设施附近）^[2]。一种常见的策略是分层部署。在宏观层面，于各 DMA 的进出口及主干管的关键节点部署压力和流量传感器，用于全局性的漏损筛查和区域划分。在微观层面，针对筛查出的疑似漏损区域或高风险管段，再密集部署高灵敏度的声学传感器，进行精细的漏点定位。这种“由面到点”的策略，既能保证整体监控效率，又能集中资源解决关键问题。此外，还需考虑传感器的通信能力与供电方式，确保数据能够稳定回传，并尽可能采用低功耗设计以延长使用寿命。

2.2 多源异构数据的融合机制

来自不同类型传感器的数据具有异构性，它们从不同角度反映了管网的状态。单纯依赖任何一种数据都可能存在误判或漏判的风险。因此，构建有效的数据融合机制，将多源信息进行有机整合，是提升漏损检测与定位准确性的关键。数据融合可以在多个层次上进行。在数据级融合层面，将来自同一时空位置的不同传感器的原始数据（如声学信号、压力读数）进行时间同步和格

式统一后，直接拼接成一个高维特征向量，输入到后续的分析模型中。这种方法保留了最原始的信息，但对数据质量和同步精度要求极高。在特征级融合层面，则更为常用。首先，对每种传感器的原始数据分别进行预处理和特征提取。例如，对声学信号进行傅里叶变换提取频谱特征，对压力信号进行小波分析提取时频域特征。然后，将这些提取出的、更具代表性的特征向量进行融合，形成一个综合特征集。这种方法降低了数据维度，突出了关键信息，是目前主流的做法。在决策级融合层面，可以为每种传感器数据训练一个独立的初级分类器或定位模型，每个模型输出一个关于是否存在漏损及其位置的概率或置信度。最后，通过一个高级融合器（如加权平均、D-S 证据理论或另一个机器学习模型）对这些初级决策进行综合评判，得出最终的结论。这种“专家委员会”式的融合方式，鲁棒性更强，能够有效克服单一模型的局限性。

3 基于信号处理与人工智能的漏损识别

3.1 漏损信号的预处理与特征提取

从传感器采集到的原始信号通常是混杂着大量噪声的。这些噪声来源广泛，包括水泵运行、阀门启闭、用户用水、交通振动等，其强度有时甚至会淹没微弱的漏损信号。因此，高效的信号预处理是后续分析的前提。常用的预处理技术包括带通滤波（滤除与漏损无关的低频和低频噪声）、自适应滤波（根据背景噪声动态调整滤波参数）以及经验模态分解（EMD）等，用以分离出潜在的有用信号成分。在获得相对“干净”的信号后，下一步是特征提取，即从信号中量化出能够有效表征漏损特性的关键指标^[3]。传统的特征主要包括时域特征（如信号均方根、峭度）、频域特征（如主频、频谱能量分布）以及时频域特征（如小波包能量熵）。这些手工设计的特征虽然物理意义明确，但在面对复杂多变的实际工况时，其泛化能力往往有限。

3.2 基于机器学习的漏损识别模型

机器学习为漏损识别提供了强大的工具。其核心思想是通过训练一个模型，使其能够从带有标签的历史数据（即已知是否漏损的样本）中学习漏损与非漏损状态之间的内在规律。在特征提取之后，可以将得到的特征向量输入到各种监督学习模型中进行分类。支持向量机（SVM）因其在小样本、高维空间下的优异表现而被广泛应用。它通过寻找一个最优超平面来最大化两类样本（漏损/非漏损）之间的间隔，从而实现稳健的分类。随机森林（RF）则是一种集成学习方法，通过构建大量决策树并进行投票表决，有效降低了过拟合风险，且能

提供特征重要性排序,有助于理解哪些信号特征对识别漏损最为关键。这些模型的成功应用,标志着漏损检测从依赖专家经验向数据驱动的智能化管理转变。

3.3 基于深度学习的端到端识别方法

深度学习的兴起为漏损识别带来了革命性的突破。与传统机器学习需要依赖人工特征工程不同,深度学习模型,特别是卷积神经网络(CNN),能够直接从原始或简单预处理后的传感器信号中自动学习多层次的抽象特征。对于一维的时间序列信号(如声学、压力信号),一维CNN可以通过其卷积核自动扫描信号,逐层提取从局部波形到全局模式的复杂特征,最终完成分类任务。这种方法的优势在于避免了繁琐且可能不全面的人工特征设计,让模型自己去发现数据中最有效的判别信息。对于微小漏损或强噪声背景下的漏损识别,深度学习模型往往能展现出超越传统方法的性能。此外,循环神经网络(RNN)及其变体长短期记忆网络(LSTM)则擅长处理具有时间依赖性的序列数据,能够捕捉漏损信号在时间维度上的动态演变规律,对于分析瞬态漏损事件尤为有效。

4 漏损精确定位算法研究

4.1 基于信号传播时间的定位原理

在成功识别出漏损事件后,精确定位漏点位置是修复工作的关键。最经典的定位方法是基于声学信号传播时间差(TDOA)的三角测量法。其基本原理是:在疑似漏损管段的两端分别安装一个声学传感器。当漏损发生时,产生的声波会以一定的速度(取决于管材和管内介质)分别向两个传感器传播。由于漏点到两个传感器的距离不同,声波到达两个传感器的时间也会存在差异(Δt)。通过高精度的互相关分析算法,可以精确计算出这个时间差。已知声波在管道中的传播速度(v),即可利用公式 $L = (v * \Delta t) / 2$ 计算出漏点到两个传感器中点的距离(L),从而实现定位。

4.2 高级定位算法与模型

然而,在实际复杂的管网中,信号传播路径并非总是简单的直线,管网上存在的三通、弯头、阀门等管件会反射、散射声波,使得信号传播路径变得曲折,传播速度也可能发生变化,这给基于简单TDOA的方法带来了挑战。为此,研究者们开发了更为高级的定位算法。

一种思路是将定位问题转化为一个优化问题。例如,粒子群优化(PSO)算法可以模拟鸟群觅食的行为,在整个可能的搜索空间(即管网)内,通过迭代更新一群“粒子”(代表可能的漏点位置)的位置和速度,寻找能使模型预测的传感器信号与实际观测信号之间误差最小的那个最优位置。这种方法不依赖于对信号传播路径的精确建模,具有较强的鲁棒性^[4]。另一种更为前沿的思路是直接利用深度学习进行端到端的定位。可以将多个传感器采集到的信号作为一个整体输入,训练一个深度神经网络(如CNN或图神经网络GNN),直接输出漏点的坐标或其在管网拓扑图中的位置。图神经网络尤其适合此类问题,因为它能够天然地处理管网这种图结构数据,将管道视为边,传感器和节点视为顶点,从而在模型中显式地融入管网的拓扑约束信息,有望实现更高精度的定位。

5 结语

给水管网漏损的有效管控是保障城市水安全、提升资源利用效率的关键环节。本文系统地探讨了基于智能传感器的漏损检测与定位方法,从漏损的物理声学机理出发,阐述了多类型智能传感器的工作原理与网络部署策略,并深入剖析了从信号预处理、特征提取到利用机器学习与深度学习进行漏损识别与精确定位的完整技术链条。研究表明,通过构建多源感知、数据融合、智能分析的一体化技术体系,能够显著提升漏损检测的灵敏度、准确性和时效性。尽管在微小漏损识别、模型泛化及系统集成等方面仍存在挑战,但随着边缘计算、数字孪生等新兴技术的融入,未来的给水管网漏损管控必将朝着更加精准、智能和主动的方向发展,为构建韧性、高效、可持续发展的现代化城市基础设施提供坚实支撑。

参考文献

- [1] 刘鑫. 给水管网漏损成因分析及新型检测技术探讨[J]. 四川水泥, 2026, (1): 138-139+142.
- [2] 陶剑. 给水管网系统漏损信号智能识别与预警研究[D]. 河北工程大学, 2022. DOI: 10.27104/d.cnki.ghbjy.2022.000774.
- [3] 韦健. 市政给水管网漏损检测与处置系统设计研究[J]. 中华建设, 2023, (3): 108-110.
- [4] 刘松子, 吕谋, 李红卫. 基于智能群体优化算法的给水管网漏损定位[J]. 给水排水, 2022, 58(7): 136-142.