

基于深度学习的长输供热管网泄漏精准定位

初英杰¹ 田晓旭¹ 李慕舜² 董钧天²

1. 清华大学山西清洁能源研究院 山西 太原 030000

2. 阳泉融盛管网建设投资有限公司 山西 太原 030000

摘要：本文聚焦基于深度学习的长输供热管网泄漏精准定位。先阐述长输供热管网泄漏监测技术从传统方法到引入深度学习的演进过程；接着介绍深度学习在泄漏精准定位中的关键技术，包括多源数据融合与预处理、模型构建、训练优化及泄漏位置解算；最后探讨深度学习技术在供热管网智能化管理中的拓展应用，如泄漏预测预防、健康状态评估、智能调度优化及多系统协同决策支持，为保障管网安全运行提供有力支撑。

关键词：深度学习；长输供热管网泄漏；精准定位

引言

长输供热管网作为城市供热的关键基础设施，其安全稳定运行意义重大。然而，管网泄漏问题时有发生，不仅造成能源浪费与经济损失，还可能影响居民正常生活。传统泄漏监测技术存在效率低、定位不准确、误报率高等问题，难以满足复杂工况下的监测需求。深度学习技术凭借强大的数据处理与特征提取能力，为长输供热管网泄漏精准定位带来新契机，成为保障管网安全运行的重要研究方向。

1 长输供热管网泄漏监测技术演进

长输供热管网的安全稳定运行至关重要，而泄漏监测技术是保障其安全的关键环节，随着技术发展，该领域监测技术不断演进。早期，长输供热管网主要依赖传统泄漏监测技术，涵盖人工巡检、压力/流量监测以及音听法等^[1]。人工巡检依赖巡检人员的经验与主观判断，面对广袤复杂的管网区域，巡检效率极为低下，且对于微小泄漏很难察觉，使得管网存在安全隐患。压力/流量监测虽能借助参数异常波动初步判断泄漏，但管网拓扑结构复杂多样，阀门开关状态频繁变化，这些因素都会干扰定位精度，导致定位结果不准确。音听法需在管道表面或阀门处安装传感器，通过分析泄漏产生的声波信号定位，然而在长距离、复杂工况下，声波信号随传播距离增加严重衰减，信号捕捉困难，适用范围受限，传统方法大多基于单一参数或简单规则判断，无法有效处理多源异构数据。管网实际运行中数据来源广泛、类型复杂，单一参数或简单规则难以全面准确反映泄漏情况，误报率较高，给管网安全运行带来挑战。为提高泄漏定位精度，部分研究引入负压波、瞬态模型等物理方法。负压波法利用泄漏时产生的压力瞬变沿管道传播的特性，通过测量上下游传感器的时间差计算泄漏位置。但

该方法对管网拓扑复杂性敏感，需精确建模管道参数，一旦管道参数因管网改造、老化等发生变化，定位精度就会受影响。瞬态模型法则通过建立管网的水力/热力模型，模拟泄漏工况下的参数变化。模型精度受边界条件、管网老化等多种因素影响。近年来，深度学习技术的引入为长输供热管网泄漏监测带来了新突破。深度学习通过构建多层非线性网络，具备自动提取数据中高阶特征的能力，有效解决了传统方法对复杂工况适应性差的问题。

2 深度学习在泄漏精准定位中的关键技术

2.1 多源数据融合与预处理

在供热管网泄漏监测工作中，融合压力、流量、温度、声波等多类型传感器数据至关重要，这能为后续精准监测提供全面且丰富的信息基础。然而原始采集到的数据往往存在诸多问题，需要进行有效的预处理。去噪是首要步骤，由于供热管网运行环境复杂，数据易受电磁干扰、机械振动等因素影响而产生噪声。采用小波变换、经验模态分解等先进方法，可精准滤除这些噪声，还原数据的真实特征，提高数据质量。归一化处理也不可或缺。不同类型传感器的数据量纲差异较大，若直接用于模型训练，会导致模型训练不稳定。将数据映射至统一范围，能消除量纲影响，使模型更好地学习数据特征。时序对齐同样关键。多传感器数据采集时间可能存在偏差，若不进行时间同步，会影响特征提取的准确性。通过时序对齐，确保各传感器数据在时间维度上保持一致，为后续分析提供可靠依据。特征工程是挖掘数据价值的重要环节。从时域提取均值、方差、峰值等特征，能反映数据的基本统计特性；频域的傅里叶变换、小波系数等特征可揭示数据的频率成分；时频域的短时傅里叶变换、希尔伯特-黄变换等特征则能兼顾时域和频

域信息,丰富模型输入,提升泄漏监测的准确性。

2.2 深度学习模型构建

在供热管网泄漏监测中,深度学习模型凭借强大的特征提取与学习能力,展现出卓越的性能,以下介绍几种常用的深度学习模型。卷积神经网络(CNN)利用一维卷积核,能够精准捕捉压力、流量等信号中的时序模式。通过多层卷积层与池化层交替的结构设计,CNN可以逐步从原始数据中提取出从低级边缘特征到高级语义特征。低级边缘特征反映了数据的初步变化,而高级语义特征则蕴含了更深层次的信息^[2]。最后,全连接层将这些特征进行整合,输出泄漏概率或位置。CNN的局部感知特性使其能聚焦于数据的局部区域,权重共享机制则有效减少了参数数量,大大提升了训练效率,在处理大规模管网数据时具有显著优势。循环神经网络(RNN)及其变体适用于处理供热管网中的连续监测数据。RNN通过记忆单元捕捉时序数据的长期依赖关系,但传统RNN存在梯度消失问题。长短期记忆网络(LSTM)和门控循环单元(GRU)引入门控机制,巧妙解决了这一难题。将多传感器数据按时间步输入LSTM网络,隐藏状态能够传递历史信息,使其可以更准确地学习泄漏信号的动态变化,最终输出泄漏位置预测。图神经网络(GNN)将供热管网抽象为图结构,节点代表管道、阀门等设备,边代表连接关系。GNN通过聚合邻居节点信息,能够捕捉管网拓扑对泄漏传播的影响。例如图注意力网络(GAT),为不同邻居节点分配权重,突出关键路径对泄漏定位的贡献,从而提升模型对复杂管网的适应性。

2.3 模型训练与优化

深度学习模型的性能与数据质量紧密相连,构建高质量数据集是模型训练的基础。供热管网泄漏监测中,需构建包含正常工况与多种泄漏场景的仿真数据集,涵盖不同位置、泄漏量以及工况条件,以此模拟真实复杂的管网运行环境。结合现场实测数据,让模型接触实际数据特征,有效提升其泛化能力,避免仅依赖仿真数据导致的“纸上谈兵”。运用数据增强技术进一步扩充数据多样性,如添加噪声模拟实际干扰,采用时间扭曲改变数据时间序列特征等,使模型能学习到更丰富的数据模式,增强应对各种情况的能力。损失函数是引导模型训练方向的关键。若将泄漏定位视为回归问题,均方误差(MSE)或平均绝对误差(MAE)是常用选择,它们能衡量预测值与真实值之间的差异,促使模型不断减小误差。若转化为分类问题,如划分管段,交叉熵损失则更为合适,可有效衡量预测概率分布与真实分布的差

距。然而,供热管网正常样本远多于泄漏样本,存在数据不平衡问题。为此,引入加权损失或焦点损失,通过调整不同类别样本的权重,提升模型对泄漏样本的关注度,避免因样本数量差异导致模型对正常样本过度拟合。在模型训练过程中,采用自适应矩估计(Adam)等优化算法,它能根据训练过程中的参数梯度动态调整学习率,加速模型收敛,提高训练效率。

2.4 泄漏位置解算

在供热管网泄漏监测中,深度学习模型输出结果多为泄漏概率或位置坐标,而精确定位泄漏位置是保障管网安全运行的关键,以下是几种常用的泄漏位置解算方法。直接回归法是一种较为直观的方法。模型经过大量数据训练后,能够直接输出泄漏点在管网中的坐标信息。这种方法原理简单,在模型训练充分且数据质量较高的情况下,可以快速给出较为精确的泄漏位置。然而,它对模型的性能要求极高,需要模型具备强大的特征提取和拟合能力,以应对复杂的管网环境和多样的泄漏情况。分类法则是将整个管网划分为多个管段,模型的任务是判断泄漏发生在哪个管段。这种方法降低了模型的输出复杂度,对模型的要求相对较低,训练难度也较小。而且在实际应用中,管段的划分可以根据管网的布局和特点进行优化,使得分类结果更具实际意义。但它的定位精度相对有限,只能确定泄漏所在的大致区域,无法精确到具体位置。

3 深度学习技术在供热管网智能化管理中的拓展应用

3.1 泄漏预测与预防

供热管网长期运行过程中,管材老化、腐蚀以及外部环境变化等因素都可能引发泄漏事故,造成能源浪费、环境污染甚至影响居民正常生活。深度学习技术为提前发现潜在泄漏风险提供了有效手段。基于历史泄漏数据与管网运行参数,如压力、温度、流量等,构建深度学习预测模型。以LSTM网络为例,它擅长处理时序数据,能够深入分析压力、温度的长期变化趋势^[3]。通过对大量历史数据的学习,模型可以捕捉到管材老化或腐蚀过程中这些参数的细微变化规律,从而提前识别出高风险管段与潜在泄漏点。在某些管段,随着运行时间的增长,压力波动逐渐增大且温度分布出现异常,LSTM模型可以根据这些特征预测该管段在未来一段时间内发生泄漏的概率。运维人员依据模型的预测结果,可以有针对性地对高风险管段进行详细检测和预防性维护,如更换老化管材、加强防腐处理等,将泄漏事故扼杀在萌芽状态,为管网改造提供科学依据,避免因突发泄漏造成的大规模停热和经济损失。

3.2 管网健康状态评估

结合深度学习与数字孪生技术构建供热管网虚拟模型,是评估管网健康状态的创新方法。数字孪生技术能够创建一个与物理管网完全对应的虚拟模型,实时映射物理管网的运行状态,包括管道的流量、压力、温度分布以及设备的运行参数等。深度学习算法则对虚拟模型生成的数据与实际采集的数据进行对比分析。通过这种差异分析,可以准确评估管网的健康状态。例如,当虚拟模型中某段管道的流量与实际测量值出现较大偏差时,可能暗示该管道存在堵塞或泄漏问题;若温度分布异常,则可能是保温层损坏或局部热损失过大。同时,深度学习模型还能识别异常工况,如水锤和气堵现象。水锤会产生巨大的压力冲击,对管道和设备造成严重损坏;气堵会影响供热效果,导致部分区域温度不达标。通过及时发现这些异常情况,运维人员可以迅速采取措施进行处理,保障管网的正常运行,延长管网使用寿命。

3.3 智能调度与优化

供热系统的节能降耗是智能化管理的重要目标之一。深度学习模型可以预测不同工况下的供热需求,结合管网水力/热力模型,对热源输出与泵站运行参数进行优化。以CNN-LSTM混合模型为例,CNN能够提取供热需求数据中的局部特征,LSTM则擅长处理时序信息,二者结合可以准确预测未来24小时的供热负荷。根据预测结果,动态调整热源厂的生产计划,合理控制泵站的运行频率和流量。在供热需求较低的时段,适当降低热源输出和泵站运行功率,避免能源的过度供应和浪费;在需求高峰时段,提前增加热源产量和泵站流量,确保供热质量。这种智能调度与优化方式可以显著提高供热系统的运行效率,降低能源消耗和运营成本,实现经济效益和环境效益的双赢。

3.4 多系统协同与决策支持

将深度学习模型与SCADA系统、GIS系统、应急管理系统集成,构建供热管网智能化管理平台,实现了多系统的协同作业和信息共享。该平台可以实时显示管网的运行状态、泄漏预警信息、维修工单进度等关键信息。当深度学习模型检测到泄漏时,平台能够自动生成维修工单,并根据抢修队伍的位置和管网布局,利用GIS系统的地理信息功能规划最优抢修路线^[4]。同时将泄漏信息和抢修任务及时推送至最近的抢修队伍,缩短应急响应时间。多部门通过平台可以实现协同作业,提高工作效率,快速恢复供热,减少停热对用户的影响,提升供热服务的质量和可靠性。

结语

深度学习技术在长输供热管网泄漏精准定位及智能化管理中展现出巨大潜力。通过多源数据融合与先进模型构建,实现了更精准的泄漏识别与定位,有效解决了传统方法的诸多难题。在泄漏预测预防、健康状态评估、智能调度优化及多系统协同决策支持等方面的拓展应用,进一步提升了管网运行的安全性与经济性。未来,随着技术不断发展,深度学习有望在供热管网领域发挥更大作用,推动行业向智能化、高效化迈进。

参考文献

- [1]崔鑫.长输供热管网系统泵站设置优化方案探讨[J].河南建材,2025(1):67-69.
- [2]冯裕祚,柏强,王勋廷.长输供热管网智慧管控平台的一体化设计与应用[J].科技与创新,2025(14):205-207,211.
- [3]孙畅.长输供热管网的应用探究[C]//2019供热工程建设与高效运行研讨会论文集.2020:384-386.
- [4]刘洪俊.长输供热管网控制方式的研究[C]//2019供热工程建设与高效运行研讨会论文集.2020:409-411.