

基于人工智能的天然气管道泄漏智能识别技术研究

宋国良, 程相如

(菏泽市行政审批踏勘评审中心, 山东 菏泽 274100)

摘要 随着能源需求的不断增长,天然气管道的安全性问题日益突出,传统的泄漏检测方法面临着时效性差、灵敏度低和适应性差等挑战,难以满足现代化管道管理的需求。人工智能(AI)技术是通过机器学习与深度学习提供有效的解决方案。本文综述了基于人工智能的天然气管道泄漏智能识别技术的研究进展,分析了AI技术在泄漏检测中的应用原理与核心技术,重点探讨了数据预处理、特征提取、深度学习模型构建与优化等方面的技术挑战,以期为相关人员提供借鉴。

关键词 人工智能;天然气管道;泄漏检测;机器学习;智能识别技术

中图分类号:TE973.6

文献标志码:A

DOI:10.3969/j.issn.2097-3365.2025.17.005

0 引言

天然气管道作为现代能源供应系统的重要组成部分,其安全性直接关系到国家经济与人民生活。因管道铺设环境复杂且受外部因素的影响,泄漏事件时有发生,给环境、社会与经济带来不可忽视的损害。传统的泄漏检测方法多依赖物理、化学或声学传感器,尽管能在一定程度上实现泄漏监测,但其准确性与实时性仍难以满足大规模、高效能的需求。人工智能(AI)技术的引入为天然气管道泄漏检测提供了新的思路与解决方案。通过智能识别与数据分析,AI技术不仅能提升检测精度,还能大幅度提高响应速度与操作效率,促进管道安全管理向智能化、自动化发展。

1 天然气管道泄漏检测技术概述

1.1 天然气管道泄漏的危害与挑战

天然气管道泄漏无论是对环境还是对人员的生命安全均构成极大的威胁,泄漏气体不仅具有较高的可燃性,极易引发火灾、爆炸等事故,还会对大气质量和水资源造成严重污染,影响生态系统的稳定性。传统的泄漏检测技术虽然能在一定程度上探测到泄漏信号,但大多数依赖于人工操作且常常受限于设备灵敏度、环境干扰等因素。尤其在复杂地形或高压管道中,泄漏的微小变化难以即时捕捉。重要的是,泄漏监测的时效性和准确性直接关系到事故预防和应急处理的效率,任何延误都会导致不可估量的损失。面对复杂的地质条件、环境变化和技术瓶颈,亟需引入新型的检测技术以提高泄漏监测的准确性与实时性,确保管道系统的安全性和稳定性^[1]。

1.2 传统泄漏检测技术的概述

传统的天然气管道泄漏检测方法包括物理传感器法、化学传感器法及声学监测法等。这些方法通过测量环境的物理量或化学特征来判断泄漏的发生。物理传感器法通过监测管道的压力、温度变化来确定是否发生泄漏;化学传感器法则通过分析气体成分的变化来检测气体泄漏;声学监测法通过监听管道内外产生的声波信号来识别泄漏的存在。这些传统方法普遍面临一定的技术瓶颈,如环境干扰、传感器精度不足等问题。这些限制因素导致泄漏检测的准确性受到影响,尤其是在较为复杂的管道环境下,传统技术往往难以全面、实时地监测到所有潜在泄漏点^[2]。许多传统方法无法提供及时响应或智能处理的能力,依赖人工判断难以适应现代智能化、高效化的安全管理需求。

1.3 人工智能在天然气管道泄漏检测中的潜力

人工智能技术尤其是机器学习和深度学习的快速发展,为天然气管道泄漏检测技术提供前所未有的潜力。通过数据分析、模式识别及智能决策,AI技术能从大规模的传感器数据中提取有价值的信息,自动识别潜在的泄漏风险,提高检测的灵敏度与响应速度。在AI技术的帮助下,泄漏检测不再仅仅依赖于物理或化学传感器的直接反应,而是通过综合分析多种传感器数据进行智能推断。这种方式极大地增强了检测系统的可靠性和准确性,尤其在复杂或变化多端的管道环境中,AI技术能自动适应不同的情境,及时发现潜在泄漏问题^[3]。AI技术还能对检测数据进行深度学习与模式优化,提高长期运行中的智能化水平,为泄漏识别提供持续的技术支持与性能提升。

2 人工智能在天然气管道泄漏检测中的应用原理

2.1 人工智能技术的基本概念与分类

人工智能(AI)技术是一种模拟和延伸人类智能行为的计算机科学技术,在天然气管道泄漏检测领域,AI技术的核心目标是通过分析多种传感器数据,自动识别泄漏事件的发生。机器学习(ML)、深度学习(DL)和神经网络(NN)是AI技术的主要分支。机器学习技术依赖于构建数学模型,从历史数据中学习并发现潜在的规律。深度学习作为机器学习的一个子集,基于模拟人脑神经网络结构,能处理复杂的、高维度的数据并实现更精准的模式识别,尤其在多维数据分析中表现突出^[4]。神经网络则通过自学习的方式,提取数据中的高阶特征完成分类与预测任务。机器学习方法通过对历史数据的分析,构建精确的泄漏预测模型,而深度学习技术则在更为复杂的数据模式中展现出显著优势,能提高检测模型的智能化水平和识别准确率。AI技术为天然气管道泄漏检测提供了高效、智能的解决方案。机器学习模型的目标通常是 minimized 损失函数。假设训练数据为 $D = \{(x_i, y_i)\}_{i=1}^n$, 其中 x_i 为输入特征, y_i 为输出标签。损失函数 L 的形式可以表示为:

$$L(\theta) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \mathcal{L}(f(x_i, \theta), y_i)$$

\mathcal{L} 是损失函数, $f(x_i, \theta)$ 是模型的预测, θ 为模型参数,目标是通过最优优化算法找到使损失函数最小的参数(见表1)。

表1 机器学习模型损失函数优化过程

步骤	描述	公式
数据准备	准备输入特征 x_i 和 y_i 输出标签的训练数据集	$D = \{(x_i, y_i)\}_{i=1}^n$
模型预测	使用模型进行预测,得到预测值 $f(x_i, \theta)$	$f(x_i, \theta)$
计算损失	计算损失函数 $\mathcal{L}(f(x_i, \theta), y_i)$	$\mathcal{L}(f(x_i, \theta), y_i)$
优化损失	优化损失函数,调整模型参数 θ	$\theta^* = \operatorname{argmin}_{\theta} L(\theta)$

2.2 基于传感器数据的智能识别原理

基于传感器数据的智能识别是AI在天然气管道泄漏检测中的核心应用,传感器采集到的各种数据,包括温度、压力、气体成分、声波等,构成管道运行状态的基础信息。这些数据经过预处理后,AI模型通过数据分析与特征提取,识别出其中会存在的泄漏信号。AI模型对数据的处理能力远远超过传统方法,通过训练得到的模式识别算法,能在复杂的数据中找到微弱的泄漏信号,提前发出预警。假设传感器数据包括温

度 T_i 、压力 P_i 、气体成分 C_i 、声波 S_i 等多维数据,模型需从这些多维数据中提取特征并识别泄漏信号。对于传感器数据集 $D = \{(T_i, P_i, C_i, S_i, y_i)\}_{i=1}^n$, 其中 y_i 是已知的标签(泄漏或非泄漏),通过机器学习算法(支持向量机、神经网络等)建立分类模型。模型的目标是学习数据与标签之间的关系,并输出预测结果 \hat{y}_i 。损失函数通常用来衡量预测与真实标签之间的误差,可以表示为:

$$L(\theta) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \mathcal{L}(f(T_i, P_i, C_i, S_i, \theta), y_i)$$

$f(T_i, P_i, C_i, S_i, \theta)$ 是模型的预测函数, \mathcal{L} 是损失函数 θ 为模型参数,目标是 minimized 损失函数来优化模型(见表2)。

表2 基于传感器数据的智能泄漏识别流程

步骤	描述
传感器数据采集	采集温度、压力、气体成分、声波等多维度数据
数据预处理	对采集的数据进行去噪、归一化和标准化处理
特征提取	使用算法提取数据中的关键特征,例如温度波动、压力异常
模型训练	采用机器学习或深度学习算法,训练模型识别泄漏信号
智能识别	模型对实时数据进行处理,通过模式识别算法判定是否发生泄漏并预警

2.3 AI模型训练与优化的关键技术

AI模型的训练与优化是其能在天然气管道泄漏检测中发挥作用的关键,训练AI模型需大量标注数据,通常包括已知泄漏与非泄漏的历史数据。样本的多样性、数据的全面性直接决定了AI模型的泛化能力。AI模型的训练过程包含特征选择、模型选择、训练算法的优化等多个环节^[5]。为提高AI模型的准确性和稳定性,必须在训练过程中不断调整算法参数优化模型结构,解决过拟合问题、提高模型的鲁棒性与适应性是AI模型优化中的重点。在训练AI模型时为确保模型能准确识别泄漏事件避免过拟合问题,通常使用损失函数和正则化技术来优化模型。假设模型的预测函数为 $f(X, \theta)$, 其中 X 为输入特征数据, θ 为模型参数,目标是 minimized 损失函数。损失函数通常包括数据拟合误差和正则化项:

$$L(\theta) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \mathcal{L}(f(x_i, \theta), y_i) + \lambda \cdot \Omega(\theta)$$

损失函数的第一部分 $\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \mathcal{L}(f(x_i, \theta), y_i)$ 代表模型在训练数据上的拟合误差,而第二部分 $\lambda \cdot \Omega(\theta)$ 控制模型的复杂度,防止过拟合。优化算法(如梯度下降)通过调整模型参数 θ 来 minimized 整个损失函数。

3 智能识别技术的核心技术与方法

3.1 数据预处理与特征提取技术

数据预处理是智能识别过程中至关重要的一环，涉及数据的清洗、噪声处理和标准化。传感器数据在采集过程中不可避免地会受到环境干扰，存在噪声、缺失值和异常数据等问题。特征提取技术通过从原始数据中提取有意义的特征，将高维数据转化为易于分析的低维形式。合适的特征能提升后续算法处理的效率与准确性，是实现智能识别的基础。数据规范化和标准化也是提高特征提取效果的关键步骤，它能确保数据在不同来源与尺度下保持一致性，使得 AI 模型可以更好地理解和处理不同类型的数据。数据标准化是数据预处理中的常见步骤，它通过将不同特征转换为相同的尺度，确保模型能正确处理各类数据。假设原始数据 X 的每一列 x_i 为某个特征值，其标准化公式为：

$$x_i^{norm} = \frac{x_i - \mu_i}{\sigma_i}$$

x_i^{norm} 为标准化后的特征值， x_i 为原始数据值， μ_i 为特征 x_i 的均值， σ_i 为特征 x_i 的标准差。标准化后的数据有助于消除不同特征的量纲差异，便于后续分析与处理。

3.2 深度学习模型的构建与优化

深度学习模型特别是卷积神经网络 (CNN) 和循环神经网络 (RNN) 在天然气管道泄漏识别中的应用展现出巨大的潜力。CNN 通过卷积层和池化层对数据进行层次化处理，能从传感器数据中提取出丰富的空间特征，特别适用于处理图像数据；而 RNN 则能处理时间序列数据，在动态监测中表现突出。在构建深度学习模型时，模型的架构设计尤为重要，需根据管道的具体环境和监测需求进行调整。模型的优化通过多次训练与调参，以确保其达到最佳性能。深度学习模型的训练过程涉及大量的数据输入与算法调整，超参数的优化对于提高模型的精度与稳定性具有重要作用。卷积神经网络的卷积层通过滑动窗口对输入数据进行卷积操作（见表 3），提取数据中的空间特征。假设输入数据为 I ，卷积核为 K ，则卷积操作可以表示为：

$$O(i, j) = \sum_m \sum_n I(i+m, j+n) \cdot K(m, n)$$

$O(i, j)$ 为卷积输出， $I(i+m, j+n)$ 为输入数据的值， $K(m, n)$ 为卷积核的权重。卷积运算通过扫描输入数据，提取重要的空间特征信息，用于后续的学习与预测。

表 3 卷积操作示例

输入数据 I	卷积核 K	输出数据 O
1 2 3	1 0	4
4 5 6	0 1	1 0
7 8 9	1 1	1 5

3.3 多模态数据融合与决策机制

多模态数据融合是指将来自不同传感器的数据整合起来，通过多维度的分析提供更加全面和精确的泄漏检测结果。多种数据源包括压力、温度、气体成分及声波信号，提供对管道状态的不同视角。数据融合技术可以通过加权平均、特征级融合等方法，将各类数据综合考虑，获得更加准确的泄漏预警信息。决策机制的设计则是在数据融合的基础上，通过算法的智能处理作出判断，确保实时准确地响应会发生的泄漏情况。增强学习与自适应决策系统的结合，进一步提高决策的智能化水平，使得泄漏检测能适应不断变化的管道环境，提供持续优化的管理方案。在多模态数据融合中，常常使用加权平均的方法来结合来自不同传感器的数据。假设有多个传感器 S_1, S_2, \dots, S_n 产生的观测数据 X_1, X_2, \dots, X_n ，每个传感器的数据权重为 w_1, w_2, \dots, w_n ，则融合后的数据可以表示为：

$$X_{fused} = \frac{\sum_{i=1}^n w_i \cdot x_i}{\sum_{i=1}^n w_i}$$

X_{fused} 为融合后的数据，权重 w_i 反映每个传感器数据的重要性。该方法通过合理的权重分配，优化各类数据的贡献，使得最终的决策更加准确。

4 结束语

人工智能技术在天然气管道泄漏检测中的应用展现出显著优势。通过结合机器学习与深度学习，AI 技术能从海量的传感器数据中提取有效特征，准确识别泄漏事件，并提供实时预警。AI 模型的训练与优化，特别是在数据标注、样本集构建以及算法优化方面，可确保泄漏检测的高精度与高效率。深度学习模型，尤其是卷积神经网络 (CNN) 和循环神经网络 (RNN)，在处理多维度、多类型传感器数据时表现出强大的适应性和鲁棒性。通过数据预处理与特征提取技术，系统能有效去除噪声干扰，提升识别精度。在确保天然气管道安全的过程中，AI 技术无疑将发挥越来越重要的作用。

参考文献：

- [1] 王琳, 关雪涛, 魏一莹, 等. 基于多源异构数据的天然气管道环焊缝质量智能诊断方法 [J]. 油气与新能源, 2024, 36(06): 34-43.
- [2] 延旭博. 长输天然气管道智能监测预警系统设计与应用 [J]. 科技与创新, 2023(22): 165-168.
- [3] 延旭博. 人工智能技术在长输天然气运行中的应用 [J]. 山西电子技术, 2024(04): 14-17.
- [4] 周旭. 基于 SVM 的天然气管道泄漏次声波检测技术研究 [J]. 中国石油和化工标准与质量, 2014(06): 17.
- [5] 孙垂祥. 石油天然气管道运输安全问题的分析及探讨 [J]. 中国化工贸易, 2023, 15(05): 145-147.