

基于多变量时序数据的窨井燃气 泄漏预警系统设计

杨光^{1,2}, 周雨聪^{1,2}, 陈凯源^{1,2}, 马俊杰^{1,2}, 史娜^{2,3}

(1. 中北大学 信息与通信工程学院, 太原 030051;

2. 智能探测技术与装备山西省重点实验室, 太原 030051;

3. 中北大学 数学学院, 太原 030051)

摘要: 为解决单变量阈值法在窨井燃气泄漏监测中存在误判率高、响应延迟及环境参数缺失的问题, 设计了基于多变量时序数据的智能监测与预警系统; 通过构建多传感器数据采集终端, 实时获取甲烷浓度、温度、气压等多维度环境参数, 建立区域窨井燃气时序数据库; 基于 Bi-LSTM 算法设计了可并行处理多变量时序数据的预测模型, 利用模型的双向特征提取能力捕捉燃气泄漏动态关联特征; 经实验测试, 在独立测试集的模型预测准确率为 98.3%, 较传统单变量阈值法平均预警时间提前 48.5 min; 经实际工程应用, 满足了复杂城市窨井场景下燃气泄漏的多节点协同监测需求, 有效克服环境干扰并实现高鲁棒性预警, 同时支持分钟级实时响应与规模化部署。

关键词: 燃气泄漏; 异常检测; Bi-LSTM; 多变量时间序列; 预警

Design of an Early Warning System for Gas Leakage in Manholes Based on Multivariate Time-Series Data

YANG Guang^{1,2}, ZHOU Yücong^{1,2}, CHEN Kaiyuan^{1,2}, MA Junjie, SHI Na^{2,3}

(1. North University of China, College of Information and Communication Engineering, Taiyuan 030051, China;

2. Shanxi Key Laboratory of Intelligent Detection Technology & Equipment, Taiyuan 030051, China;

3. College of Mathematics, North University of China, Taiyuan 030051, China;)

Abstract: To address the issues of high misjudgment rates, response delays, and environmental parameter deficiencies in traditional single-variable threshold methods for manhole gas leakage monitoring, this study designs an intelligent monitoring and early warning system based on multivariate time-series data. By constructing a multi-sensor data acquisition terminal, the system dynamically captures multi-dimensional environmental parameters including methane concentration, temperature, and atmospheric pressure, establishing a regional manhole gas time-series database. A prediction model based on the Bi-LSTM network is developed to parallel process multivariate time-series data, leveraging the model's bidirectional feature extraction capability to capture dynamic correlation characteristics of gas leakage. Experimental results show that the model achieves a prediction accuracy of 98.3% on independent test datasets, with the average early warning time advanced by 48.5 minutes compared to traditional single-variable threshold methods. Practical engineering applications demonstrate that the system meets the requirements of multi-node collaborative monitoring for gas leakage in complex urban manhole scenarios, effectively overcoming environmental interference while achieving high-robustness early warnings. It also supports minute-level real-time response and large-scale deployment.

Keywords: gas leakage; anomaly detection; Bi-LSTM; multivariate time series; early warning

收稿日期: 2025-03-03; 修回日期: 2025-03-10。

基金项目: 山西省科技成果转化引导专项(202304021301028); 中央引导地方科技发展资金(YDZJSX20231A025); 山西重点研发计划项目(202202010101007); 山西省科技成果转化引导专项(202204021301044)。

作者简介: 杨光(1978-), 男, 硕士, 讲师。

引用格式: 杨光, 周雨聪, 陈凯源, 等. 基于多变量时序数据的窨井燃气泄漏预警系统设计[J]. 计算机测量与控制, 2025, 33(4): 277-283.

0 引言

近年来,随着智慧城市理念逐步融入基础设施现代化进程,窖井监测作为这项进程的重要内容备受关注^[1-2]。在新型城镇化快速推进的进程下,城市地下燃气管网系统呈现规模化、复杂化的发展趋势。作为城市能源传输的“毛细血管”,窖井结构长期暴露于温湿交替、机械振动等复杂工况环境中,其密闭空间特性使得泄漏燃气易形成局部高浓度聚集区,加之地下管网拓扑关联性强,单一节点的泄漏事件可能通过相邻管廊快速扩散,形成区域性安全隐患。传统的人工巡检与单点监测模式难以应对管网老化、地下空间环境异变等动态风险,尤其在极端天气频发、城市地下空间开发强度持续加大的背景下,亟需构建多维度协同感知与智能预警体系。而窖井燃气一旦出现泄露,对于维护管理人员或是周边活动人员危害风险极大,而数量庞大的窖井实时监测以及预警成为众多学者研究内容。

在传感器技术与监测系统设计方面,文献[3]通过示值误差和重复性检测构建了可燃气体监测仪现场校准方法,校准合格率达96.3%,为监测数据可靠性提供了技术保障。在多元传感器环境参数校准领域,文献[4]开发了基于混合优化机制的温湿度补偿模型。该模型采用遗传算法改进BP网络权值初始化过程,同时引入粒子群算法动态调整学习率,大幅降低了非理想环境条件下的气体检测误差率。文献[5]融合双阶段注意力循环神经网络与卷积块注意力模块,开发出了时序特征增强驱动的设备健康监测框架,通过动态特征强化与噪声抑制策略,实现了工业设备非平衡工况下微弱故障特征的精准提取与早期预警,为复杂运行环境中机械状态监测系统的可靠性提升提供了新路径。文献[6]研发的基于PLC防爆控制柜系统,通过多传感器融合实现了气体浓度实时监测与分级预警。文献[7]通过设计智慧窖井盖,构建了窖井盖预警平台,主要是报警和警示功能。文献[8]利用NB-IoT技术设计了多功能窖井管网在线监测系统,通过低功耗设备实现多参数提取与LSTM液位预测,并构建了基于MVC架构的远程监控平台。文献[9]系统梳理了分布式状态感知网络与智能预警平台的集成架构,提出基于边缘计算网关的多源异构数据融合解决方案。文献[10]提出了物联网智能井盖管理系统,通过集成甲烷传感器、温度传感器及自动排风装置实现井内环境实时监测与安全隐患主动处置。文献[11]研发了基于无线传感器网络的分布式压力监测系统,采用指数曲线拟合算法解析管网压力衰减规律,攻克了多管径条件下泄漏点定位与传感器部署密度动态适配的技术瓶颈。

在数据分析与模型构建领域,文献[12]针对相邻

地下空间监测,创新性地提出基于朴素贝叶斯和概率神经网络的异常识别模型,并构建了分情景分级预警机制及协同应急决策模型,实现了复杂环境下燃气泄漏的精准监测与风险预警。文献[13]通过分析城镇窖井监测数据,揭示了燃气泄漏与管道压力、用气高峰的关联规律,提出需结合硫化氢监测实现气源精准辨识。文献[14]提出基于改进CNN-Bi-LSTM模型的故障诊断方法,结合随机森林算法实现多维度时序数据的异常检测与流程评价,显著提升了复杂工业场景下的故障识别精度和响应时效。文献[15]提出了一种改进INFO-Bi-LSTM模型,通过优化算法参数和双向神经网络结构实现了多变量时序数据的高精度预测,为工业场景中气体泄漏的时序特征建模提供了新思路。文献[16]针对多参数耦合干扰导致的传感器漂移问题,提出了一种IP-SO算法与BP神经网络的混合模型,通过引入粒子生存值机制动态调整惯性权重,优化传感器参数自适应校准过程,有效解决了燃气泄漏监测中多变量耦合干扰下的数据漂移问题。文献[17]提出了基于统计特征搜索和注意力机制的多元时间序列预测方法,通过融合历史相似序列信息显式建模长期趋势与周期性依赖。

在检测算法与系统优化方面,文献[18]开发的基于声发射信号与k-NN分类器的检测系统,通过嵌入式处理提升了实时检测能力。文献[19]将NDIR气体传感技术与改进麻雀搜索算法优化的LSTM网络相结合,开发了具备动态温湿度补偿机制的智能检测模型,通过多源参数耦合校正策略显著降低了复杂工业场景中多组分气体泄漏监测的系统误差,为高干扰环境下的痕量气体精准预警提供了可复用的技术框架。文献[20]提出仅用甲烷浓度传感器来判别误差较大,基于GA-LSTM网络的温湿度补偿模型来精确计算甲烷的浓度,从而分析燃气泄漏情况。文献[21]构建的概率神经网络模型利用甲烷浓度与温度特征实现了高精度泄漏识别,文献[22]提出的概率分布函数法则在监测效率与成本间取得平衡。文献[23]提出了基于贝叶斯网络与地理信息系统的燃气管网泄漏风险动态计算模型,采用融合时间因素和非常规突发事件影响实现泄漏几率的动态评估及风险可视化。文献[24]提出了一种基于动态规划的多变量时间序列分段算法,通过贝叶斯信息准则同步确定自回归阶数与最优分段数,为多元时序数据的特征提取提供了新方法。文献[25]设计了一种基于多模型混合卡尔曼滤波的传感器故障识别方法,通过融合非线性系统模型与分段线性模型,结合贝叶斯插值技术,有效提升了复杂工况下传感器异常诊断的准确性和鲁棒性。

尽管现有研究取得显著进展,但在实际工程应用中仍存在几个方面不足:1)多数监测系统依赖单一参数阈值判断机制,未能充分挖掘多源传感器数据间的时空

关联特性与协同变化规律,尤其在复杂环境干扰下易产生误判漏判;2)传统时序建模方法对双向特征交互的捕捉存在固有局限,难以有效融合历史趋势与未来潜在变化模式,导致突发性泄漏等事故早期预警能力不足。再次,现有算法普遍缺乏对边缘计算场景的适配性,模型参数量与计算复杂度较高,难以满足海量监测节点对实时响应与低功耗运行的双重要求;3)现有系统多局限于单一物理参数的异常检测,未能与管网拓扑结构、地理信息系统及城市运行数据形成深度协同,限制了风险溯源与态势预判能力;4)多数解决方案缺乏动态环境适应机制,面对传感器漂移、季节气候变迁等复杂工况时模型鲁棒性不足,且缺乏跨区域、跨系统的标准化数据接口,制约了监测网络的规模化部署与协同预警效能。

本系统的设计目标是对多个窖井实时监测,并通过对监测数据分析,预警燃气泄露风险。在技术创新层面实现了两方面突破:1)提出多维时空特征融合机制,通过构建多源异构数据协同分析框架,有效整合环境参数的时空关联特征与物理场耦合关系;2)设计了基于双向深度神经网络的动态特征提取架构,融合时序建模与空间关联分析,显著提升复杂工况下的特征表征能力。

1 系统总体设计

系统架构按照物联网的分层结构分为 4 层,分别为感知层、平台层、网络传输层和应用层,如图 1 所示。数据采集子系统位于感知层,由多个窖井数据采集节点构成,每个窖井里安装一个节点,每个节点主要由主控板、多种传感器、电源模块和通信模块构成,通过多种传感器采集监测预警的必要数据;网络传输层采用物联网中常用的通信协议在节点之间、节点和云平台之间进行通信;平台层设计了数据加密和带安全验证的安全管理模块,保证数据高效可靠传输的通信管理模块,管理大量数据汇聚和时序存储的数据管理模块,以及保证平台高并发和高吞吐质量的负载均衡管理模块;应用层由燃气泄漏实时预警模块、人机交互通知模块和可视化模块三部分组成。

2 系统主要模块设计

2.1 多变量数据采集模块

为预警燃气泄漏,需要监测窖井的多种环境参数。根据多维度数据采集模块的功能需求,将模块细分为 4 部分:环境参数检测、定位与通信、系统状态检测与数据上传,设计采用的传感器类型、传感器参数说明及采样频率如表 1 所示,通过多种传感器联合监测这些参数,每 5 分钟向平台回传一次数据。

甲烷传感器的输出受环境温度 T 、气压 P 和湿度

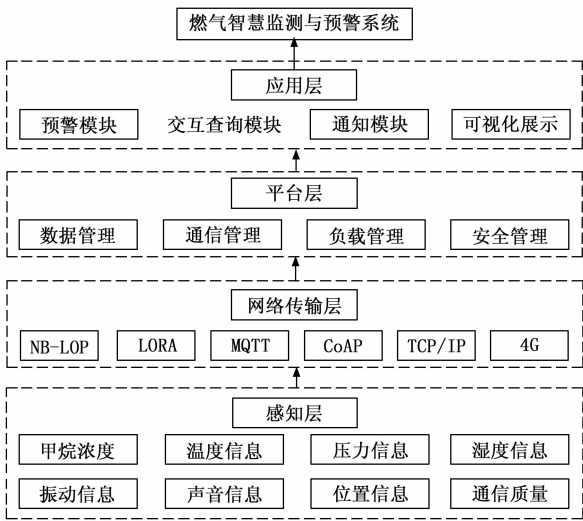


图 1 系统架构图

H 的影响,建立非线性温度—气压—湿度补偿模型,通过多项式拟合,对原始甲烷浓度值 C_{raw} 进行非线性补偿,得到更精确的甲烷浓度 $C_{\text{corrected}}$:

表 1 传感器及传感器参数

序号	传感器	参数	参数说明	采样频率
1	红外甲烷传感器	甲烷浓度	浓度	1 Hz
2	数字温度传感器	温度	环境内温度	0.01 Hz
3	气压传感器	气压	环境内气压	0.01 Hz
4	湿度传感器	湿度	环境内湿度	0.01 Hz
5	加速度计	振动信号	管道振动	1 kHz
6	麦克风+带通滤波器	声信号	漏气声	44.1 kHz
7	北斗+GPS 模块	北斗+4G 混合定位	井盖位置	0.01 Hz
8	4G 模块	信号强度	辅助	0.01 Hz
9	电压检测模块	电源电压	辅助	0.01 Hz

$$C_{\text{corrected}} = C_{\text{raw}} (a_0 + a_1 T + a_2 T^2 + b_1 P + b_2 P^2 + c_1 H + c_2 H^2)$$

(1)

其中: a_0 、 a_1 、 a_2 为温度补偿系数, b_1 、 b_2 为气压补偿系数, c_1 、 c_2 为湿度补偿系数,以上系数均通过实验标定。

对多个温度传感器进行融合校准,提高温度测量的可靠性,结合传感器测量值与误差标准差,利用最大似然估计得到最优温度估计值:

$$\hat{T} = \arg \max_T \prod_{i=1}^N \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_i^2}} \exp\left(-\frac{(T - T_i)^2}{2\sigma_i^2}\right)$$

(2)

其中: T_i 为第 i 个温度传感器的测量值, $2\sigma_i^2$ 为第 i 个传感器的误差标准差。根据理想气体定律,气压随温度变化,所以对气压值 P_{raw} 进行温度补偿,确保气压测量的准确性,得到校准后的气压 $P_{\text{corrected}}$:

$$P_{\text{corrected}} = P_{\text{raw}} \cdot \frac{T_{\text{ref}} + 273.15}{T + 273.15}$$

(3)

加速度计和麦克风采集到的数据量大,回传困难,为提高传输效率,在每个数据采集节点对原始信号进行处理,提取关键特征后再回传。处理方法如下:

声信号处理:

1) 预处理:以 44.1kHz 的频率对信号进行采样,按需触发,使用带通滤波器去除低频噪声和高频干扰。

2) 特征提取:计算声信号声压级 (SPL):

$$SPL = 20 \times \log_{10} \frac{\sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N X_i^2}}{P_{\text{ref}}} \quad (4)$$

其中: X_i 为声压信号的采样点数据, N 为采样点总数, P_{ref} 表示参考声压,是声压计的基准值;分析频谱特征,对信号进行快速傅里叶变换,滤除非关键频段,提取主要频率成分,便于识别异常,记 X_k 为频域信号:

$$X_k = \sum_{n=0}^{N-1} x_n \exp(-\frac{i2\pi km}{N}) \quad (5)$$

其中: k 为频域中第 k 个频率分量,并计算信号在窗口内的短时能量,用于监测突发事件, $E = \sum_{i=1}^N x_i^2$ 。

振动信号处理:

1) 预处理:以 1 kHz 的频率对信号进行采样,使用低通滤波器去除高频噪声。

2) 特征提取:计算振动信号的均方根值, V_{rms} 表示振动强度:

$$V_{\text{rms}} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i^2 + y_i^2 + z_i^2)} \quad (6)$$

其中: x_i 、 y_i 、 z_i 为三轴加速度值;分析信号频谱特征,进行快速傅里叶变换,计算公式同式 (2) 计算信号的峰值加速度,即信号的最大绝对值,表征瞬时冲击,异常振动时通常会导致峰值加速度显著增加,公式如下:

$$V_{\text{peak}} = \max(\sqrt{x_i^2 + y_i^2 + z_i^2}) \quad (7)$$

数据传输频率分为常规和警报两种,常规模式每五分钟上传一次,当甲烷浓、SPL、 V_{rms} 三者中任意一项超过阈值时,为警报模式,每秒上传一次。

2.2.1 预警训练推理网络设计

与燃气泄漏预警直接相关因素有甲烷浓度、温度、湿度、气压、声信号、振动信号。声信号和振动信号通过公式 (4) ~ (7) 处理后,结果作为因素变量。而这些因素变量做为输入序列,预测结果做为输出序列,并对输出的结果做出判别。因此模块分两个阶段完成:第一阶段是对多变量输入时序特征序列做出单变量多步长的时序预测,第二阶段是对第一阶段的时序预测序列做出异常判断,判别是否未来会燃气泄漏。

1) 模型相较于短期记忆网络 (LSTM) 预测燃气泄漏优越性

预测网络模型采用双向长短期记忆网络 (Bi-LSTM) 网络模型对甲烷浓度、温度、湿度、气压、声信号、振动信号时序特征序列进行训练。LSTM 模型具有良好的时序关联维持机制,通过门控权重动态调节架构,既实现对远端时序信息持续追踪,又确保梯度在深度网络中的可控。LSTM 结构中存有信息采集输入门、信息传递输出门、信息择优的遗忘门及具有存储功能的记忆模块。即可通过输入门权重调整甲烷浓度、温度、湿度、气压、声信号、振动信号时序序列的整合强度,又可通过遗忘门保留历史记忆状态的留存系数。输出门对燃气泄漏相关因素时序序列进行目标特征信息输出,三组门控结构共同实现序列传递的分段式优化与记忆单元的迭代更新。其输入门、遗忘门、输出门计算公式如下:

$$\begin{cases} X_t = g(V_i I_t + T_i Z_{t-1} + a_i) \\ F_t = g(V_f I_t + T_f Z_{t-1} + a_f) \\ O_t = g(V_o I_t + T_o Z_{t-1} + a_o) \end{cases} \quad (8)$$

式中, $X_t - O_t$ 为时间 t 的输入门、遗忘门、输出门序列, $V_i - V_o$ 为输入 I_t 输入门、遗忘门、输出门权重函数, $T_i - T_o$ 为输入门、遗忘门、输出门关于 Z_{t-1} 的权重矩阵, $a_i - a_o$ 是输入门的偏移序列, g 是激活函数。

但 LSTM 模型只能对相关因素时序特征序列沿时间轴正向处理,无法运用未知信息,其时序处理具有局限性。双向长短期记忆网络 Bi-LSTM 对 LSTM 的时序处理缺陷进行了重要改进。Bi-LSTM 由两部分 LSTM 组成,其网络结构如图 2 所示,正向传播 LSTM 按逻辑时序处理输入序列,捕获现在及过去的时序特征信息;反向传播 LSTM 则采用倒序输入方式,提取现在及未来的时序特征信息。正向、反向协同工作避免了 LSTM 在时序信息处理中存在的局限问题,当输入具有强关联性的时序特征信息时,双向结构能够更全面地捕获关键特征,显著提升模型对复杂时序信息的处理能力。

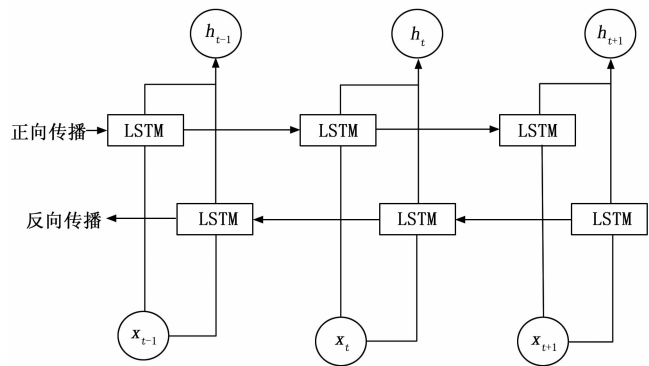


图 2 Bi-LSTM 网络结构

双向长短期记忆网络的正向 LSTM 层采集时间 t 之

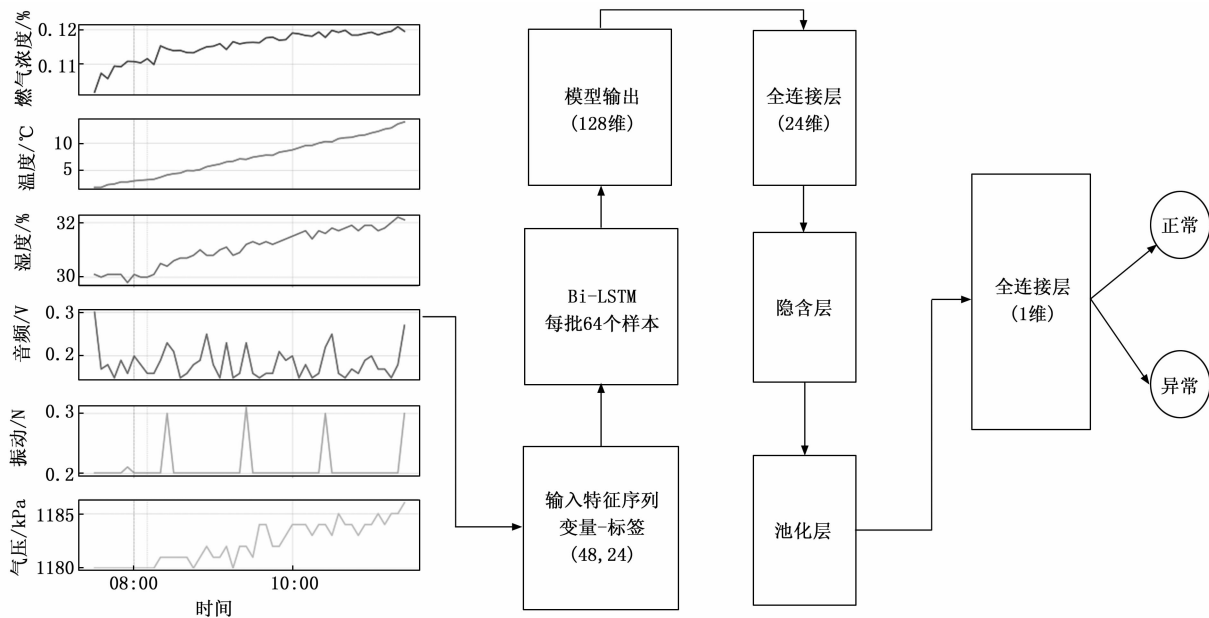


图 3 时序预测网络结构图

前的时序特征信息; 反向 LSTM 层采集时间 t 之后的时序特征信息, 将时间 t 正向特征信息与逆向特征信息交互整合, 即可得到时间 t 时序特征序列, 其计算如下:

$$\begin{cases} Z_t = g(V_1 I_t + V_2 Z_{t-1} + a) \\ Z'_t = g(V_3 I_t + V_5 Z_{(t-1)} + a') \\ O_t = V_4 Z_t + V_6 Z'_t + a_t \end{cases} \quad (9)$$

式中, I_t 为输入层序列, O_t 为输出层序列, a 、 a_t 为相应的偏移序列, $V_1 - V_6$ 为权重系数, Z_t 为正向隐藏状态, Z'_t 为反向隐藏状态, g 为激活函数。

2) 基于 Bi-LSTM 模型的窖井内燃气时序预测网络模型

窖井内燃气时序预测网络模型包含 Bi-LSTM、两个全连接层、隐含层、池化层。为了满足工作人员及时到达预警窖井, 需要预测 2 小时的时间序列。每 5 分钟采集回传一次信息数据, 暨需要预测出 24 个时间序列点, 所以就至少需要 4 个小时的时间序列做为输入。预测模型采用 Bi-LSTM 网络结构, 通过正向、反向 LSTM 分别提取时间序列特征信息, 并对甲烷浓度、温度、湿度、气压、声信号、振动信号多个变量的 48 个时序特征序列输入, 单变量的 24 个时序特征序列输出, 进行模型输入输出调整。时序网络预测模型如图 3 所示。预测网络模型在训练时每批 64 个样本进入模型训练, 在双向 LSTM 网络拼接后其模型输出为 128 维度, 经过隐含层和池化层, 进一步对数据进行特征提取和处理。由于最后预测结果只是 1 个维度, 加入两个全连接层进行降维、分类。第一个全连接层是为了与训练的标签维度一致, 将数据维度降维到 24 维; 第二个全连接层最终输出 1 维结果, 用于判断是“正常”还是“异

常”, 最终实现对窖井内燃气预测判断。

2.3 其它模块

预警结果会通过可视化模块显示, 如果出现异常, 预警会通过人机交互模块以工单形式发送微信和短信息通知相关管理人员, 在预警窖井被及时处置后, 系统会作为一条安全日志自动记录做出事件记录。

2.4 燃气监测及预警系统流程

监测及预测系统工作流程如图 4 所示, 系统采用 C/S 工作模式对窖井内燃气检测预警, 节点采集终端正常开机后通过预设参数对传感器初始化, 并且定时向服务器端发送传感器数据, 服务器端对接收到的数据通过 Bi-LSTM 模型做预测, 当预测有异常时发送预警信息。

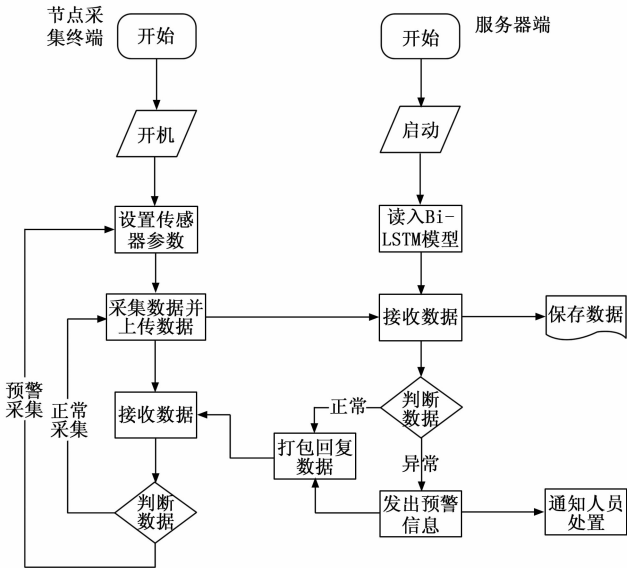


图 4 监测及预测系统工作流程

采集终端在收到预警信息后改变传感器设置参数，否则就在规定间隔时间完成下一次环境信息数据采集。

3 实验验证

3.1 数据集

3.1.1 数据预处理

对于每个数据节点，短期内严重环境变化或数据传输过程中的干扰，部分数据可能会出现丢失，针对缺失值，因为参数在短时间内变化不大，采用前 1 个时间点的记录来进行替代。然后对每个传感器的值进行标准化，标准化公式为：

$$Y_i = \frac{X_i - C_{\min}}{C_{\max} - C_{\min}} \tag{10}$$

式中， X_i 和 $Y_i (i = 1, 2, 3, \cdots, n)$ 分别为传感器采集数据的原始值和标准化值，分别为此传感器 C 的最小值和最大值。

3.1.2 数据集的制作

为提高数据利用率，对 27 个数据节点 25 个月的数据按每 4 h 做数据分割，这 4 h 数据节点回传的数据就是一条数据记录，在这个记录里包含了一个数据节点的多个传感器数据信息。去除缺失多个传感器数据的记录，共得到样本数据记录 9 316 条，对每条记录做了数据标签。然后按照 7：3 的比例将数据划分成训练集和验证集。样本类别及分布如表 2 所示。

表 2 样本类别及分布表

序号	类别	分布数
1	正常	7 000
2	异常	2 316

为平衡数据集选取了 7 000 条记录，在正常记录的选取上主要选取了不同季节、不同气候、不同时间段下环境数据记录。数据采集按季节分布如图 5 所示。

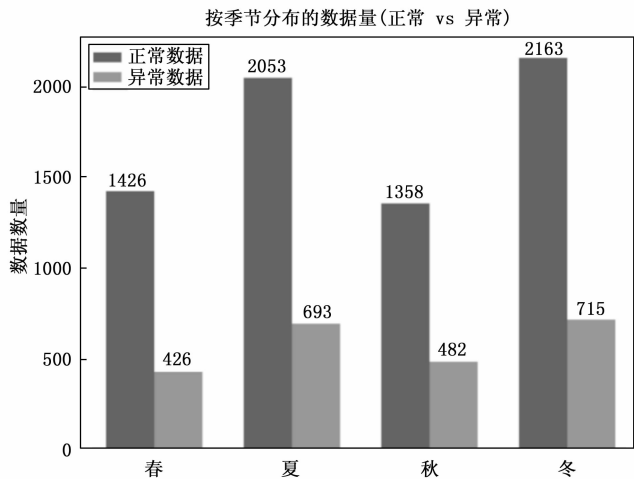


图 5 数据集按季节分布

3.2 模型训练

为了增加模型的鲁棒性，随机在数据样本记录里增加 $\sigma = 0.01$ 的高斯白噪声。训练批次大小设置为 64、学习率设置为 0.000 001。此外，使用 Adam 作为训练的优化器，迭代次数 300 次。测试集数据量为 2 795 例，准确率为 98.23%，测试的混淆矩阵如图 6 所示，其中异常判断为正常的 13 例，占 0.47%；正常判断为异常 40 例，占 1.3%。训练后训练集和测试集训练指标如表 3 所示。

表 3 训练结果

指标	训练集	测试集
均方误差 MSE	0.051 3	0.083 4
均方误差根 RMSE	0.220 4	0.290 4
相关系数 R^2	0.999 3	0.998 8

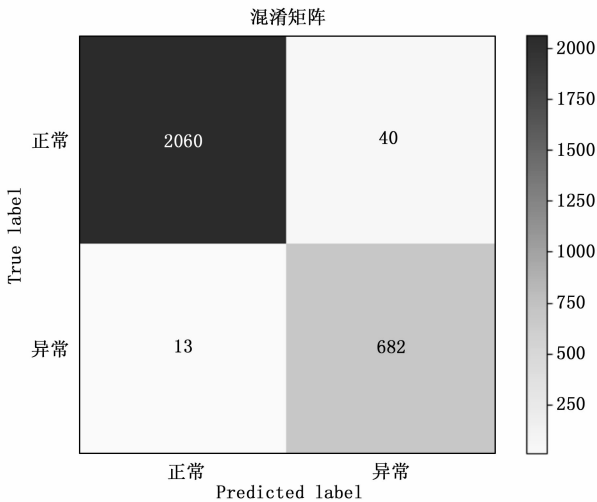


图 6 训练的混淆矩阵

3.3 系统预警

将最优训练模型加载到预警系统中，可实现对模型的推理应用。系统在判别到出现预警信号后，会启动预警处置方案：在云端平台生成可视化地图，标记泄漏位置，生成工单信息与管理人員交互；通过手机 APP、短信、语音电话向管理人員的用户端推送包含泄漏位置报警信息；管理人員在处置工单后，用户端自动上传处置记录。

通过查询预警信号出现的时间点，以及计算在后续时间出现燃气浓度大于阈值 4% 的时间点。将两个时间点做差，可得到预警提前的时间。对异预警的 2 316 个样本做处理，未预警或预警错的按差值 0 记录，预警方法时间点与单一阈值时间点的时间差分布如图 7 所示，预警时间平均比单一阈值方法提前 48.5 min。

4 结束语

通过融合物联网通信技术、传感器技术以及深度学

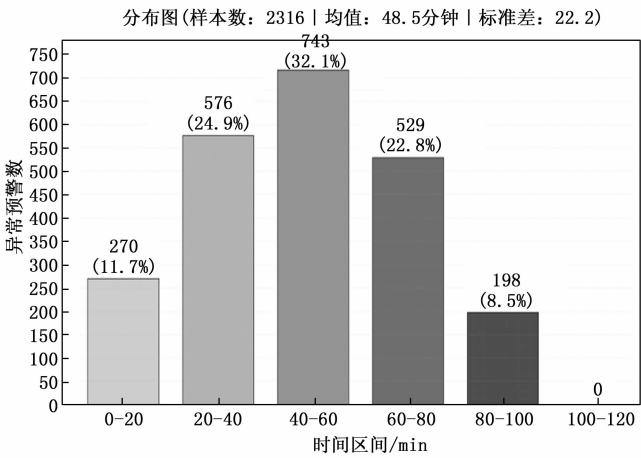


图 7 时间差分布图

习技术, 该系统关键技术采用 Bi-LSTM 模型对多个传感器变量信息数据建模, 构建了多变量输入的预警模型, 能够实现对窖井燃气的实时在线监测和预警, 满足了工程应用。系统仍存在一些不足之处, 如燃气泄漏的原因分析, 需要继续研究与改进。

参考文献:

[1] 高 杨. 城市燃气管网存在的问题及控制措施 [J]. 石化技术, 2016, 23 (3): 194.

[2] 张建强, 韦校飞. 智慧城市下的智慧窖井监测系统的应用 [J]. 城市道桥与防洪, 2024 (2): 239 - 241.

[3] 王 祥, 郭 贤, 兰明强, 等. 城市生命线工程可燃气体监测仪现场校准实践探讨 [J]. 能源技术与管理, 2022, 47 (4): 26 - 28.

[4] 李张倩. 基于神经网络的气体传感温湿度补偿方法研究 [D]. 太原: 中北大学, 2022.

[5] LI J, LIU Y, LI Q. Intelligent fault diagnosis of rolling bearings under imbalanced data conditions using an attention-based deep learning method [J]. Measurement, 2022, 189: 11.

[6] 许炜华. 基于 PLC 的煤矿井气体监测防爆控制柜系统设计 [J]. 机械工程与自动化, 2025, 54 (1): 190 - 192.

[7] 王 硕. 基于物联网的智慧窖井盖预警平台设计研究 [J]. 现代信息科技, 2024, 8 (17): 185 - 188.

[8] 陆鑫涛. 基于 NB-IoT 的多功能窖井管网在线监测系统设计 [D]. 无锡: 江南大学, 2022.

[9] 苏龙峰. 基于需求侧的在线监测与信息处理预警系统 [J]. 煤气与热力, 2023, 43 (4): 30 - 33.

[10] 王 猛, 刘珈池, 王阔瑞, 等. 基于物联网技术的城市小区智能井盖管理系统 [J]. 价值工程, 2016, 35 (2): 80 - 81.

[11] ISLAM MT, ASLAN S. Leak detection and location pinpointing in water pipeline systems using a wireless sensor

network [C] //2021 IEEE International Symposium on Circuits and Systems (ISCAS). Daegu, IEEE, 2021: 1 - 7.

[12] 谭 琼. 燃气管网相邻地下空间安全运行监测与预警诊断技术研究 [D]. 北京: 中国科学技术大学, 2024.

[13] 黄 平, 吴子谦, 袁梦琦, 等. 基于实时监测数据的城镇窖井可燃气泄漏特性分析 [J]. 安全与环境学报, 2019, 19 (2): 569 - 575.

[14] 郭静博. 基于改进 CNN-Bi-LSTM 模型故障诊断与改进随机森林模型的湿冶金流程评价研究 [J/OL]. 湿冶金, 1 - 15 [2025-02-27].

[15] 王 琦, 柴宇唤, 王鹏程, 等. 基于改进 INFO-Bi-LSTM 模型的 SO₂ 排放质量浓度预测 [J]. 动力工程学报, 2024, 44 (4): 641 - 649.

[16] 程 洋, 李柏林, 欧 阳, 等. 引入粒子生存值的 SP-SO-BP 气体传感器补偿算法 [J]. 传感器与微系统, 2020, 39 (8): 134 - 137.

[17] 潘金伟, 王乙乔, 钟 博, 等. 基于统计特征搜索的多元时间序列预测方法 [J]. 电子与信息学报, 2024, 46 (8): 3276 - 3284.

[18] QUY T B, KIM J M. Real-time leak detection for a gas pipeline using a k-NN classifier and hybrid AE features [J]. Sensors (Basel), 2021, 21 (2): 12 - 18.

[19] 钟名广. 基于深度学习及 NDIR 技术的室内甲醛气体检测研究 [D]. 南宁: 广西民族大学, 2023.

[20] 蒋 曦. 窖井管网监测系统及气体浓度温湿度补偿技术研究 [D]. 绵阳: 西南科技大学, 2024.

[21] TAN Q, FU M, CHEN X, et al. A new leak recognition method for natural gas pipelines in the urban underground space based on probabilistic neural network [J]. Journal of Loss Prevention in the Process Industries, 2023, 85: 23 - 32.

[22] HOU L F, QIAN X M, et al. Optimization of the gas leak monitoring points distributed underground [J]. Journal of Loss Prevention in the Process Industries, 2017, 47: 95 - 103.

[23] 杨永胜, 钟少波, 余致辰, 等. 一种城市燃气管网泄漏风险动态计算模型 [J]. 中国安全科学学报, 2018, 28 (1): 167 - 172.

[24] GUO H Y, LIU X D, et al. Dynamic programming approach for segmentation of multivariate time series [J]. Stochastic Environmental Research and Risk Assessment, 2015, 49 (1): 265 - 273.

[25] POURABABAEI B, MESKIN N, KHORASANI K. Sensor fault detection, isolation, and identification using multiple-model-based hybrid Kalman filter for gas turbine engines [J]. IEEE Transactions on Control Systems Technology, 2016, 24 (4): 1184 - 200.