

城市雨水管理

DOI: 10.19853/j.zgjsps.1000-4602.2024.17.019

城市排水管网动态监测预警及冒溢预测

俞焰^{1,2}, 王莹璐², 赵启涵^{1,2}

(1. 中国电建集团华东勘测设计研究院有限公司, 浙江 杭州 311100; 2. 中电建华东勘测设计院<深圳>有限公司, 广东 深圳 518101)

摘要: 针对我国排水管网运行状态监测能力较弱,无法及时发现并预防排水事故的问题,建立了城市排水管网在线监测预警系统。首先,依托布设的压力及超声液位计,对排水管网液位进行实时在线监测;其次,根据液位监测数据、管网地理信息数据与拓扑数据进行分析,研究上下游排水管网水位与井中液位的关系、井中液位与冒溢的关系以及降雨量与未来液位的关系;系统最终实现了城市排水管网液位的多级动态预警、冒溢预测等功能,以期对排水管网状态的全面感知、液位异常的实时监测提供技术支持。

关键词: 城市排水管网; 动态预警; 长短记忆神经网络(LSTM); 冒溢预测

中图分类号: TU992 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-4602(2024)17-0123-08

Dynamic Monitoring and Early Warning of Urban Drainage Network and Overflow Prediction

YU Yan^{1,2}, WANG Ying-lu², ZHAO Qi-han^{1,2}

(1. PowerChina Huadong Engineering Corporation Limited, Hangzhou 311100, China;
2. PowerChina Huadong Engineering <Shenzhen> Corporation Limited, Shenzhen 518101, China)

Abstract: An online monitoring and early warning system for urban drainage network was established to address the issues of the inadequate monitoring capabilities of China's drainage network operation, enabling timely detection and prevention of drainage accidents. Firstly, the liquid level of the drainage network was monitored online in real-time using pressure and ultrasonic level meters. Secondly, the relationships between upstream and downstream drainage pipe network water levels, well liquid levels and overflow, and rainfall and future liquid levels were investigated based on the analysis of liquid level monitoring data, pipe network geographic information data, and topological data of the drainage network. The system ultimately achieved the functionalities of multi-stage dynamic warning and overflow prediction for the liquid level in urban drainage networks, aiming to provide technical support for comprehensive perception of drainage network status and real-time monitoring of liquid level anomalies.

Key words: urban drainage network; dynamic warning; long-short term memory (LSTM) neural network; overflow prediction

随着我国城镇化建设快速发展,排水管网作为城市防洪排涝的重要设施却普遍显现出规划设计滞后、管理落后、维护不善等问题。近年来,伴随着极

端降雨频发,部分城市在降雨时节出现严重积水,导致居民生活受到严重影响,经济遭受巨大损失。因此,开展排水管网监测,及时发现管网运行风险,对

城市内涝或排水异常做出预警预报成为当前迫切需要解决的问题^[1]。另外,对排水管网长期运行状态数据的积累,可进一步用于管网运行情况的评估与诊断^[2]。因此,加强排水管网监测对保障设施安全运行、提升城市综合服务水平具有重要意义。

目前,我国已有一些着眼于管网监测的研究与应用^[3-5],但整体而言,大部分地区对于排水管网监测的应用较侧重于数据展示、统计分析、基于静态规则进行简单的事后告警,而对监测数据的深层应用不足,监测预警的针对性、准确性与时效性有待提高,缺乏有效的风险评估与提前预警能力,对于内涝防治、设施运维的价值有限。

针对上述不足,笔者依托区级智慧水务平台项目,基于雨水管网液位监测,对收集到的历史数据进行统计分析,通过概率分布查验液位分布的历史表现水平以及变化趋势,并以此为基础设立多级、动态预警规则;同时,通过神经网络算法预测液位,结合动态预警规则建立精准有效的预测预警体系。

1 数据来源与研究方法

选取广东省深圳市某区部分雨水管网为研究对象,建立城市排水管网在线监测系统。利用排水系统的监测设备以及地理信息系统(GIS)对区域内的排水管网相关数据进行采集和建库,为雨水系统关键位置智能化分析技术提供基础数据。研究数据包括管网的三维地理信息数据、实地勘测数据,以及液位、流量和雨量的实时监测数据。系统通过智能在线监测液位仪对液位进行在线测量,该设备固定于雨水井口,采用RS-485数据接口和标准Modbus通讯协议完成数据的传送控制,包含静压式液位计与超声波探头,实现补盲式的液位数据监测。系统通过智慧排水监测流量仪采集流量数据。流量传感器浸入式安装在井下,测量原理为速度面积法,可测量满管、非满管以及过载等情况。雨量监测数据来自于气象站的雨量计。

该系统在研究区域雨水管网中共布设液位仪107个、流量仪70个,每5 min采集一次数据。在对过往半年的监测数据检查中发现不定期会有设备出现异常,即监测值为常数,巡检后恢复正常;在正常的监测数据中,缺失值的比例在0.28%~1.3%之间,在后续处理中会通过数据清洗、异常值监测、数据插补等步骤确保数据质量的总体可靠性。

本研究首先利用管网GIS数据以及设备监测数据建立雨水井的液位多级动态预警规则,即当液位达到特定值时系统发布提示、预警以及告警3种状态。其次,利用设备采集到的在线监测数据以及人工智能技术,通过长短记忆神经网络(LSTM)对雨水井的液位进行预测。最后结合预测结果以及液位预警规则来评估雨水系统是否存在冒溢的风险。该系统的技术路线见图1。

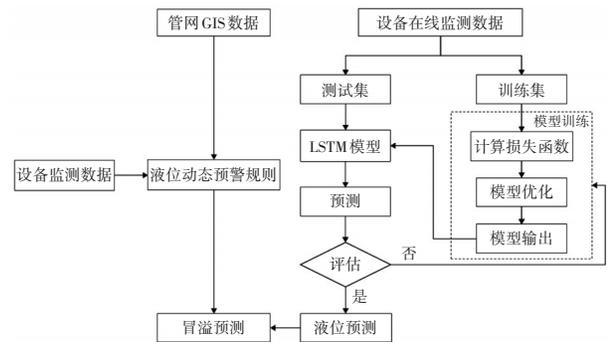


图1 技术路线

Fig.1 Technology roadmap

2 研究内容

2.1 液位动态预警规则

一般的液位监测系统在设置多级预警值时通常会设置几个固定的阈值,当系统监测到液位数据超过该固定阈值时,发出预警信息^[6]。但在实际应用过程中,固定的预警值并不能很好地实现预警功能,液位与异常事件之间并不存在直接联系。例如,在雨水充沛的季节,雨水井中的液位波动较大,容易频繁地触发系统预警;或液位上涨过快,在监测设备的测量频次之间发生冒溢,导致预警失败。为了优化此问题,本研究分析了液位样本的分布及趋势,通过液位监测数据可以发现雨水井的液位分布水平在降雨发生时和未发生时有着显著的区别。以某雨水井为例,图2(a)为该雨水井连续6 d(2022年6月8日—13日)无降雨时的液位频数分布直方图,图2(b)则为该雨水井在另外5 d(2022年5月29日—6月2日)有降雨时的液位频数分布直方图,可以看出,在未发生降雨时该雨水井液位处于一个较低的水平,而在降雨发生时该雨水井液位值有了显著提升。因此,用固定的预警值(以下称“静态阈值”)建立多级预警规则时,并不能准确反映出当前的液位异常水平,若预先设定的静态预警值适用于低分布,则可能导致高分布时的频繁预警;若适用

于高分布,则可能监测不到低分布时的异常。

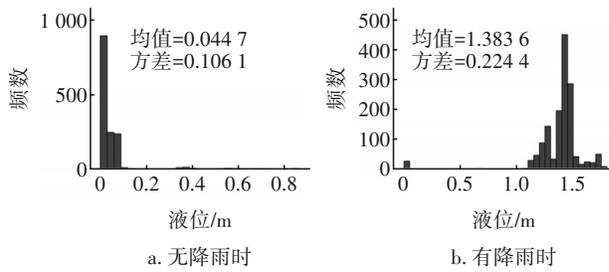


图2 液位频数分布直方图

Fig.2 Histogram of liquid level frequency distribution

为了减少这种情况的发生,本研究引入了一种液位预警规则,首先设置静态阈值,再通过统计学的方法观测过去一段时间液位监测数据的分布情况、变化趋势以及推估冒溢发生的概率,在此基础上适当优化调整得到动态的预警值(以下称“动态阈值”)。系统在液位达到不同阈值时发布提示、预警和告警3种状态。为了方便描述,下文将3种阈值称为提示阈值、预警阈值和告警阈值。

2.1.1 静态阈值

通过排水管与雨水井的相对位置设置静态阈值。图3为雨水井与其上下游管道的示意图,其中, m 为下游管道管顶到井底的距离, n 为上游管道管顶到井底的距离, H 为井口到井底的距离。

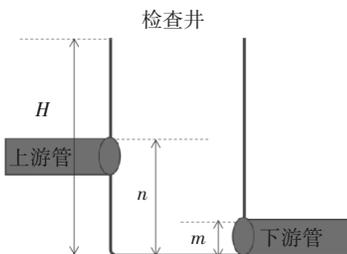


图3 雨水井和上下游管道示意

Fig.3 Schematics of rainwater well and the upstream and downstream pipes

值得注意的是,当多根管道以该雨水井为终点时, n 取最大值;当多根管道以该雨水井为起点时, m 取最小值。根据各监测点上下游管网的满管水深以及井深设置三级静态阈值:当液位监测数据达到下游管顶即下游管道充满时,设置提示静态阈值 $L_1 = m$;当液位监测数据达到上游管顶即上游管道充满时,设置预警静态阈值 $L_2 = n$;当液位监测数据达到井深下10 cm处时,设置告警静态阈值 $L_3 = H - 0.1$ 。

2.1.2 动态阈值优化

在静态阈值的基础上结合历史液位监测数据进行动态优化。提示阈值和预警阈值可根据液位的分布进行优化,而告警阈值的优化则需要考虑冒溢发生的概率。本研究通过统计学中的四分位距(IQR)推估液位超过井深的概率。四分位距是一种稳健统计方法,用来描述样本的分散程度,计算公式为:

$$IQR = Q3 - Q1 \quad (1)$$

式中: $Q1$ 为第一四分位数,是该样本中所有数值由小到大排列后处于第25%位的样本; $Q3$ 为第三四分位数,是该样本中所有数值由小到大排列后处于第75%位的样本。四分位距通常用于异常值检测,在本研究中采用四分位距来评估雨水井液位监测数据的分布状况,推估液位超过井深的概率,以此来优化阈值。

根据标准正态分布推估样本大于 $Q3 + 1.5 \times IQR$ 的概率。根据标准正态分布表, $P(z \leq 0.67449) = 0.75$,其中, P 为概率, z 为样本均值偏离整体均值的方差倍数;而IQR的宽度相当于: $z \in (-0.67449, 0.67449)$,则有: $z_{Q3 + 1.5 \times IQR} = 4 \times 0.67449 = 2.69796$;因此可以推估出: $P(z \geq 2.69796) = 0.0035$,即样本大于 $Q3 + 1.5 \times IQR$ 的概率为0.35%。

优化阈值的过程如下:首先选取过去20 d的历史数据,通过雨水井与上下游排水管的相对位置关系,划分样本区间;再通过统计分析各样本区间的分布情况以及液位变化趋势,来决定是否调整阈值。

以某雨水井为例,如图4(a)所示,提示阈值的初始值为 m 。在过去一段时间的液位监测数据中提取液位值小于 n 的样本为目标样本,即图4(a)中阴影部分。计算目标样本的统计量,即均值 μ 和标准差 σ 。若 $\mu > m$,说明该测点液位目前处于一个较高水平,为避免系统频繁更新状态,应适当上调阈值,因此将提示阈值上调至 μ ,即 $L_1 = \mu$,当液位到达 L_1 时系统发布提示状态;若 $\mu < m$,说明该测点液位目前处于一个较低水平,因此提示阈值设为 m 不变,即 $L_1 = m$,当下游管充满时系统发布提示状态。

同理,如图4(b)所示, L_1 为提示阈值, n 为预警阈值的初始值。提取液位值大于 L_1 的样本为目标

样本,即图 4(b)中阴影部分,计算目标样本的统计量即均值 μ 和标准差 σ 。若 $\mu > n$,则将预警阈值上调至 μ ,即 $L_2 = \mu$,当液位到达 L_2 时系统发布预警状态;若 $\mu < n$,则保持预警阈值 n 不变,即 $L_2 = n$,当上游管道充满时系统发布预警状态。

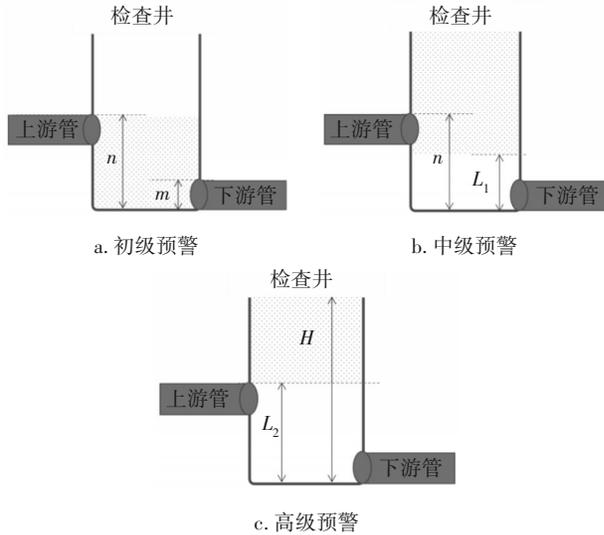


图 4 雨水井与上下游管道的相对位置以及样本区间示意
Fig.4 Schematics of relative position between rainwater well and the upstream and downstream pipes, as well as the sample interval

如图 4(c)所示, L_2 为预警阈值,告警阈值的初始值为 $L_3 = H - 0.1$ 。在过去一段时间的液位监测数据中提取液位值大于 L_2 的样本为目标样本,即图 4(c)中阴影部分。查看目标样本的第三四分位数 $Q3$ 和四分位距 IQR ,计算 $Q3 + 1.5 \times IQR$ 。若 $Q3 + 1.5 \times IQR \leq H$,可推估出该测点液位出现冒溢的概率低于 0.35%,即冒溢风险等级较低,因此告警阈值设为 $H - 0.1$ 不变,即 $L_3 = H - 0.1$;若 $Q3 + 1.5 \times IQR > H$,可推估出该测点液位有冒溢的可能,为避免由于监测设备采样时间间隔造成的告警不及时,因此适当下调告警阈值 $IQR/2$ 个水平,即 $L_3 = H - 0.1 - IQR/2$ 。

动态阈值的更新依赖于过去一段时间的液位分布水平。根据设定的计算规则,系统将在每月末根据前 20 d 的液位分布更新下个月的动态阈值。

2.2 液位预测

2.2.1 LSTM 神经网络

循环神经网络(RNN)是一种递归神经网络,有一定的记忆功能,能够很好地挖掘数据中的时间序列信息,其链式结构能够保留历史输出对当前输出

的影响,因此常被用于解决时间序列问题。RNN 利用反向传播算法训练网络参数,然而当处理长时间序列数据时,反向传播算法因为存在梯度消失或者梯度爆炸的现象,从而导致历史信息的作用效果不如预期。为了解决 RNN 的长期依赖问题,RNN 的变体 LSTM 被提出^[7]。

LSTM 是一种门结构长短记忆网络,通过引入细胞状态,利用门限机制决定每一次细胞状态更新时需要遗忘的历史信息以及需要保留和传递的状态信息,从而达到长期学习的目的^[8]。LSTM 的细胞结构如图 5 所示,由遗忘门、输入门和输出门组成,遗忘门决定细胞状态中需要丢弃的信息,输入门决定细胞状态中需要更新的信息,输出门决定细胞状态中确定输出的信息。

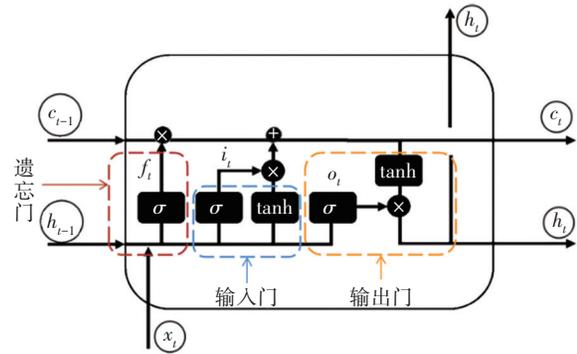


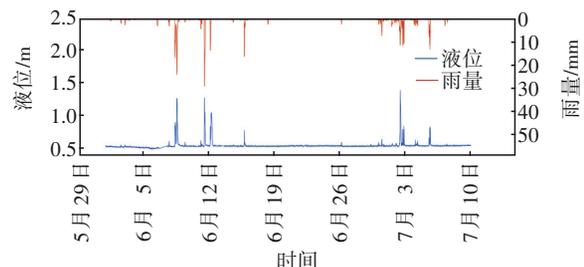
图 5 LSTM 细胞结构示意图

Fig.5 Schematics of LSTM cell structure

2.2.2 模型建立

① 数据来源

选择合适的输入量是建立液位预测模型的关键步骤。模型建立的数据取自某雨水井,收集其在 2022 年 6 月 1 日—7 月 10 日连续 40 d 的液位监测数据、瞬时流量监测数据以及雨量站的雨量监测数据,如图 6 所示,监测数据每 5 min 采集 1 次。可知,该雨水管液位以及瞬时流量在降雨未发生时保持在一个相对平稳的状态,而在降雨发生时出现显著变化。



a. 液位监测数据和雨量监测数据

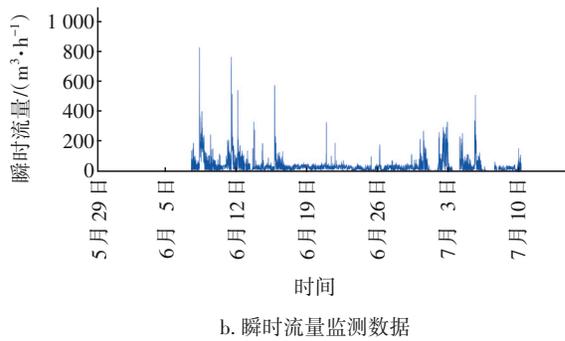


图6 液位、雨量及流量监测数据

Fig.6 Monitoring data of liquid level, rainfall and flow

本研究利用皮尔森相关性分析过去时刻雨量和流量与当前时刻液位的相关性,将相关程度高的

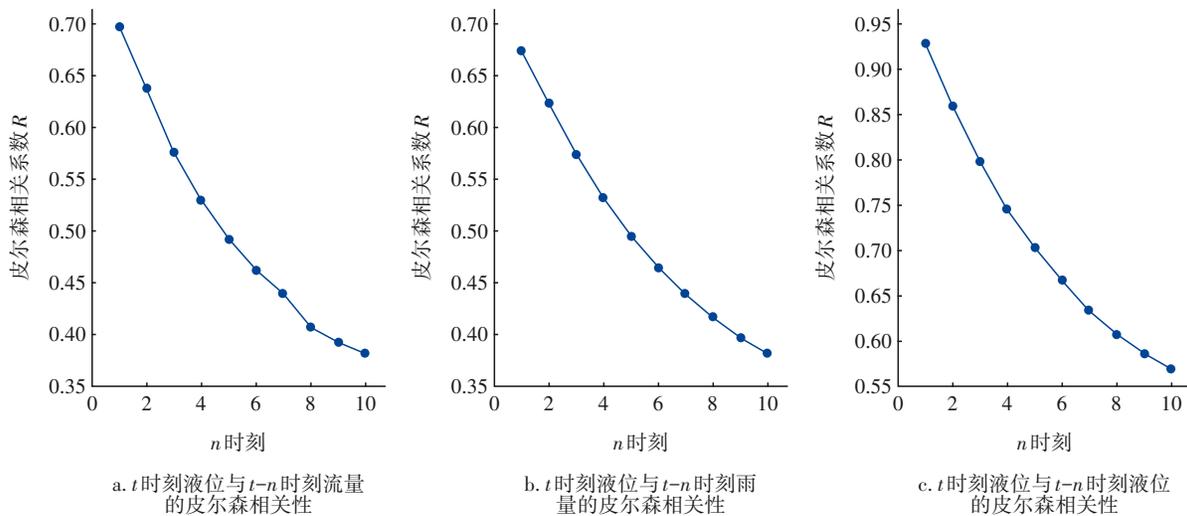


图7 皮尔森相关性分析结果

Fig.7 Pearson correlation analysis results

② 模型和参数设置

在数据采集过程中,往往由于硬件设备或网络因素导致采集到的数据存在缺失或异常,因此在训练前应当对原始数据进行预处理。首先移除离群值;其次用插值法将缺失数据补齐,以此统一时间间隔;再将数据重构,将时间序列数据变为有标签的监督学习数据集;最后采用归一化的方法对数据进行处理,以消除数据之间不同量纲带来的影响。本研究采用LSTM层连接全连接层的结构来构建循环神经网络,隐含层的神经元个数为50;优化函数设置为Adam函数,可以避免训练过程陷入局部极小值点,同时最小化训练误差;损失函数设置为MSE函数,初始学习率为0.01,迭代次数设置为20,dropout值设为0.2,防止模型过拟合。本研究将分别建立5、15、30、45 min液位预测模型。

变量作为模型的输入。皮尔森相关系数 R 的取值介于 $-1\sim 1$ 之间, $R > 0$ 表示两个变量正相关, $R < 0$ 表示两个变量负相关, R 的绝对值越大则表示相关性越强。图7为某雨水井 t 时刻液位值与 $t-n$ 时刻的流量、雨量及液位值的皮尔森相关性分析结果,其中 $n = 1, 2, 3, \dots, 10$ 。可知,过去 n 时刻的雨量、流量及液位都与当前时刻的液位值呈现正相关,且距离与当前时刻越近则相关性越强。因此本研究在时间序列条件下选取 $t-4$ 至 $t-1$ 时刻的雨量数据、 $t-6$ 至 $t-1$ 时刻的液位数据以及 $t-2$ 至 $t-1$ 时刻的瞬时流量数据作为LSTM模型的输入,预测未来时刻的液位。

③ 模型性能评估方法

采用均方根误差(RMSE)和平均绝对百分比误差(MAPE)来评估LSTM神经网络模型的预测精度,其计算公式为:

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - z_i)^2} \quad (2)$$

$$\text{MAPE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{y_i - z_i}{y_i} \right| \times 100\% \quad (3)$$

式中: y_i 为2022年6月1日—7月1日雨水井每5 min采集到的液位值; z_i 为所取数据的预测值; n 为样本个数。

2.3 冒溢预测

在液位动态预警规则的基础上,结合液位预测的结果,可以对雨水井的冒溢进行预测。系统通过历史的液位、流量以及雨量值对未来的液位进行预

测,当预测的液位值超过告警阈值时,系统发布冒溢预警。

3 分析与讨论

3.1 动态预警结果与实际液位的关联性分析

以某雨水井为例,图8为2023年5月—9月该雨水井静态阈值与动态阈值的对比情况。在5月,3种动态预警值并未出现调整,可以推测是因为5月降雨量小,液位分布在低水平;而在6月—9月动态的提示阈值和预警阈值相较于静态的阈值都有一定程度的提升,可以推测是由于雨季到来使得液位分布水平升高,因此系统将阈值提高以避免频繁预警;动态告警阈值在6月、8月和9月出现轻微下降,说明系统推测该雨水井有冒溢的可能性,因此适当降低阈值,避免告警不及时。值得注意的是,8月该市迎来两场台风,伴随台风而来的强降雨使得雨水井液位水平显著升高,而动态阈值的调整在8月也更为显著,侧面体现出动态阈值的调整能够反映出液位的实际变化。

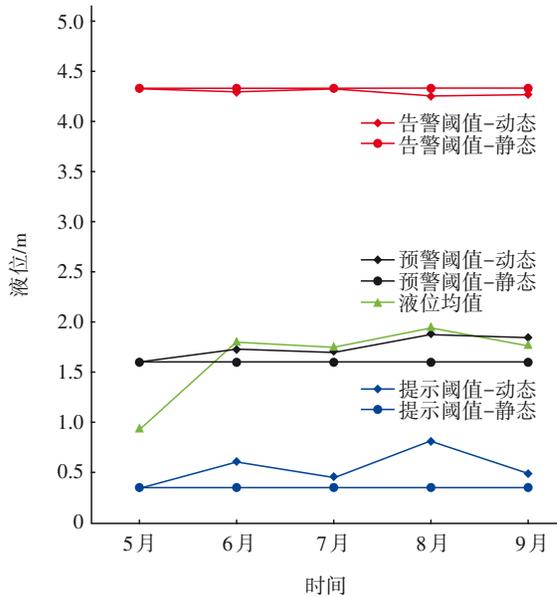


图8 静态阈值与动态阈值的对比

Fig.8 Comparison between static threshold and dynamic threshold

同时,为分析动态阈值设置的实际意义,本研究验证了动态阈值与实际液位的关联性,即通过比较动态阈值、静态阈值与实际液位的差异性来评估动态阈值的可靠性,结果如图8所示。可以看出,相较于静态阈值,动态阈值与当月液位均值的距离更近、差异更小,这说明动态阈值更接近于液位的实

际变化情况,因此阈值的动态调整具有一定的管理价值。

以某雨水井为例,表1为5月—9月系统分别在静态阈值和动态阈值下对于提示、预警以及告警3种状态的发布频率。在静态阈值下,提示状态的发布频率均高于31%,发布频繁;在动态阈值下,提示和预警的状态发布频率均有所下降(除了5月以外)。而对于8月告警状态的发布,动态阈值下的发布频率高于静态阈值,说明在高液位时动态阈值能更早地发出告警。

表1 静态阈值和动态阈值下状态更新占比

Tab.1 State update proportion under static and dynamic thresholds %

项目	5月		6月		7月		8月		9月	
	静态	动态	静态	动态	静态	动态	静态	动态	静态	动态
提示	31	31	48	26	47	39	83	42	79	51
预警	0.55	0.55	1.2	0.93	7.8	6.7	45	38	4.1	1.98
告警	0	0	0	0	0	0	0.27	0.41	0	0

3.2 液位预测结果分析

LSTM神经网络模型5、15、30、45 min的预测情况如图9所示。可知,在15 min内预测值接近于真实值,随着预测时间范围的增加,预测的整体趋势出现一定程度的滞后,预测效果变弱。此外,为验证模型面对不同场景预测的有效性,向测试数据添加均值为0、标准差为0.1的高斯噪声,图10为增加噪声后测试集的预测结果。

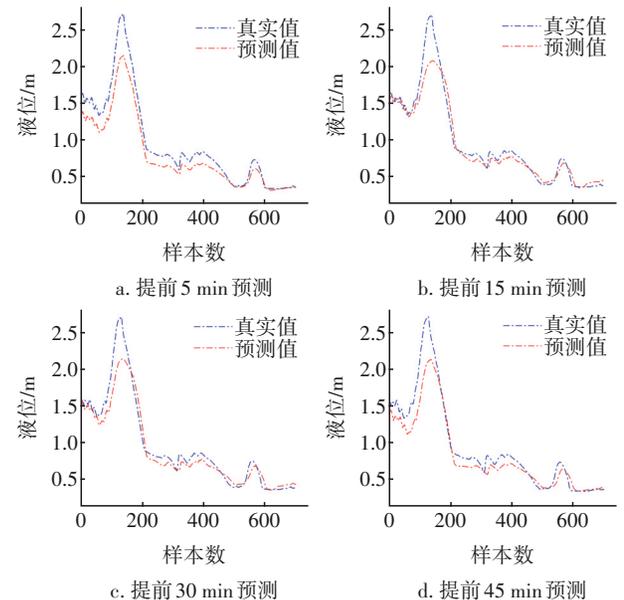


图9 LSTM模型的液位预测结果

Fig.9 Liquid level prediction results of LSTM model

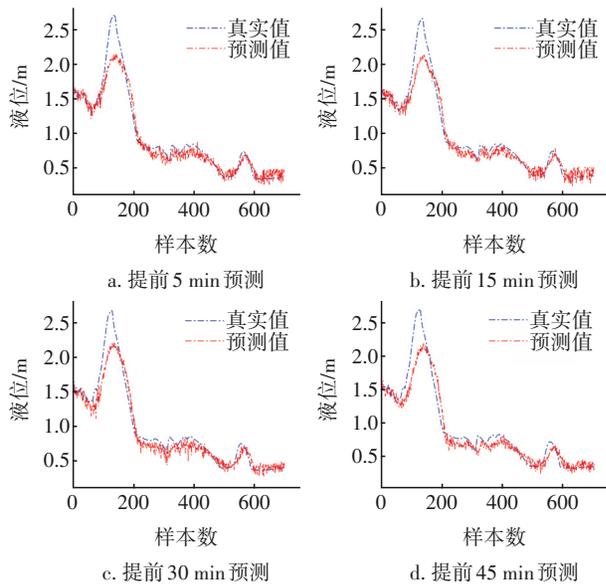


图 10 增加噪声后 LSTM 模型的液位预测结果

Fig.10 Liquid level prediction results of LSTM model with noise

模型的预测性能见表 2。在训练集和测试集中,对于 5 min 内的预测,MAPE<9%,说明模型具有较好的预测精度;随着预测时间范围的延长,模型预测误差逐渐增大。而对于增加了噪声的测试集,MAPE 均不超过 15%,预测精度在可接受范围内。

表 2 LSTM 模型的预测误差

Tab.2 Prediction errors of LSTM model

项目	训练集		测试集		测试集+噪声		
	RMSE	MAPE/%	RMSE	MAPE/%	RMSE	MAPE/%	
预测时间范围/ min	5	0.10	8.21	0.11	8.85	0.11	13.45
	15	0.12	12.01	0.10	11.59	0.12	14.97
	30	0.13	12.22	0.12	11.88	0.13	13.18
	45	0.16	12.42	0.15	11.44	0.16	13.97

根据液位预测结果,结合 2.1.2 节设置的液位动态预警规则,系统可监测预测的液位值是否超过当前的告警阈值,若超过告警阈值,则系统发出冒溢预警。

4 城市排水管网动态监测技术成果的应用

本研究所提出的城市排水管网动态监测方法在区级智慧水务平台的应用情况如图 11 所示。图中显示当前监测告警界面,其中右侧地图中显示当前区域内所有监测设备的点位地理位置,左侧列表显示点位监测到的告警信息,包括点位名称、所属系统、时间、告警指标、预警级别、关注程度、告警内容以及对预警可执行的详情查询功能和告警处理

功能。通过该列表可监控各点位的实时告警信息并进行后续处理。

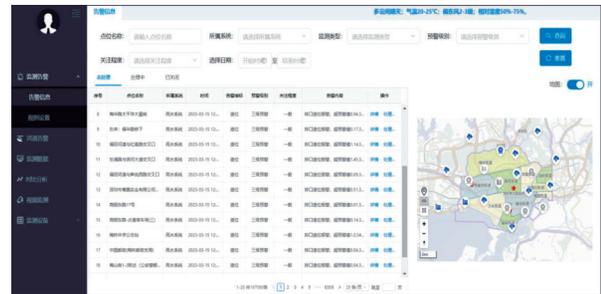


图 11 区级智慧水务平台监测告警界面

Fig.11 Monitoring and alarm interface of district level intelligent water service platform

图 12 所示为当前点位液位的某条提示状态详情,左侧显示液位监测值,右侧记录系统监测到的提示、预警、告警状态以及具体的时间、测值信息。除此之外,系统还提供告警的处置功能,可以选择关闭告警或者进行派发工单进行下一步现场巡检处理。

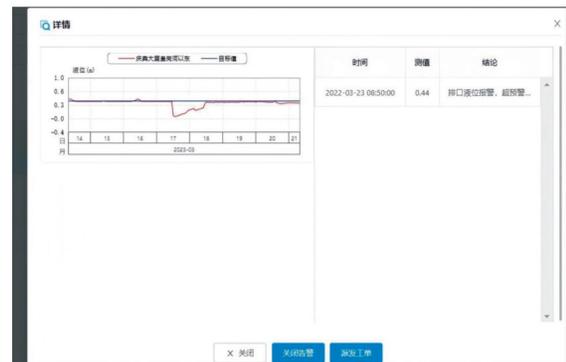


图 12 告警信息详情

Fig.12 Alarm information details

5 结论与展望

利用 GIS 数据以及液位在线监测数据对广东省深圳市某区域内排水管网进行分析,实现了以下功能:①雨水井液位多级动态预警。利用管网和雨水井地理位置设定初始预警规则,再通过统计方法动态优化初始规则,实现液位监测的动态预警功能。经过验证,动态优化可以有效地降低频繁预警以及避免预警的滞后,提升预警效率,可以有效地应用到城市排水管网预警中。②雨水井液位冒溢预测。利用 LSTM 神经网络对雨水井的液位进行预测,15 min 内的预测模型具有很高的预测精度;再结合雨水井液位多级动态预警规则,系统可对超过告警阈

值的预测值发出冒溢预警,实现冒溢的预测功能,有助于提醒相关人员采取措施,防止排水管道爆管或溢水而造成灾害。

本研究利用三维地理信息数据以及在线监测数据,建立了管网液位检测系统,提出了雨水井液位动态预警的方法,有利于对管网异常状态进行更客观、更全面、更准确的了解,其中雨水井告警功能以及液位预测功能有利于最大程度对雨水井的冒溢做出预测。在下一步的研究中将考虑当管网出现负荷满载或雨水井出现冒溢预警时,如何迅速调动上下游泵站排水、如何对冒溢点进行后期管护等问题。同时,本研究以大数据分析为核心,为雨水管网的监测预警、冒溢预测提供了智慧化支持,切实提高了雨水管网设施风险控制和内涝防治能力。在后续研究中,也将进一步加强数值模型与大数据分析的结合,丰富机器学习模型的训练场景,提升预警预报的可靠性与准确性。并以此智能化模型为基础,实现管网健康度诊断、冒溢原因排查、城市内涝预防、智能化运行调控等业务应用,创新排水管理智能化模式。

参考文献:

- [1] 车伍, 杨正, 赵杨, 等. 中国城市内涝防治与大小排水系统分析[J]. 中国给水排水, 2013, 29(16): 13-19.
CHE Wu, YANG Zheng, ZHAO Yang, *et al.* Analysis of urban flooding control and major and minor drainage systems in China [J]. China Water & Wastewater, 2013, 29(16): 13-19(in Chinese).
- [2] 郭效琛, 李萌, 赵冬泉, 等. 城市排水管网监测点优化布置的研究与进展[J]. 中国给水排水, 2018, 34(4): 26-31.
GUO Xiaochen, LI Meng, ZHAO Dongquan, *et al.* Research and progress on optimal layout of monitoring points in urban drainage networks [J]. China Water & Wastewater, 2018, 34(4): 26-31 (in Chinese).
- [3] 黄国东, 龙志宏, 朱子朋, 等. 基于支持向量机的供水管网监测数据清洗[J]. 给水排水, 2022, 48(9): 124-129.
HUANG Guodong, LONG Zhihong, ZHU Zipeng, *et al.* Monitoring data cleaning for water distribution system based on support vector machine [J]. Water & Wastewater Engineering, 2022, 48(9): 124-129 (in Chinese).
- [4] 程雨涵, 李梅, 梁漫春, 等. 基于在线监测数据诊断管网异常排放[J]. 给水排水, 2020, 46(8): 132-135, 151.
CHENG Yuhan, LI Mei, LIANG Manchun, *et al.* Diagnose abnormal discharge of pipe network based on online monitoring data [J]. Water & Wastewater Engineering, 2020, 46(8): 132-135, 151 (in Chinese).
- [5] 郭效琛, 李萌, 史晓雨, 等. 基于在线监测的排水管网事故预警技术研究与应用[J]. 中国给水排水, 2018, 34(19): 129-133.
GUO Xiaochen, LI Meng, SHI Xiaoyu, *et al.* Research and application of warning technology for drainage network accidents based on on-line monitoring [J]. China Water & Wastewater, 2018, 34(19): 129-133 (in Chinese).
- [6] 赵冬泉, 李雪森, 唐兰贵, 等. SmartWater智能在线液位监测预警系统介绍及应用[J]. 给水排水, 2015, 41(9): 95-100.
ZHAO Dongquan, LI Xuesen, TANG Langui, *et al.* Introduction and application of the SmartWater intelligent on-line liquid level monitoring pre-alarmed system [J]. Water & Wastewater Engineering, 2015, 41(9): 95-100 (in Chinese).
- [7] GRAVES A. Supervised Sequence Labelling with Recurrent Neural Networks [M]. Berlin: Springer, 2012.
- [8] LEE D, LIM M, PARK H, *et al.* Long short-term memory recurrent neural network-based acoustic model using connectionist temporal classification on a large-scale training corpus [J]. China Communications, 2017, 14(9): 23-31.

作者简介: 俞焰(1990-), 男, 江西上饶人, 硕士, 工程师, 主要从事智慧水利工程设计工作。

E-mail: 719162536@qq.com

收稿日期: 2023-04-14

修回日期: 2023-10-18

(编辑: 刘贵春)