

DOI:10.19853/j.zgjsps.1000-4602.2023.23.005

# 基于液位监测及CNN-SVM的排水管网缺陷诊断

范鹏辉<sup>1</sup>, 姜涛<sup>2</sup>, 牛超群<sup>1</sup>, 王德贵<sup>1</sup>, 陈兵<sup>1</sup>

(1. 华南理工大学 环境与能源学院, 广东 广州 510006; 2. 华南理工大学 材料科学与工程学院, 广东 广州 510006)

**摘要:** 为提高排水管网运维管理能力,使管网结构性、功能性缺陷问题得到有效监测并识别,通过分析排水管网监测任务的具体要求,提出了一种基于液位监测数据及CNN-SVM的排水管网缺陷诊断方法,通过将SVM分类器替换Softmax分类器以改善CNN的分类性能,同时规避SVM对于数据特征提取的劣势。针对排水管道监测环境的复杂性,自行设计并搭建排水管道缺陷试验装置,并结合物联网监测系统数据进行采集。结果显示,模型能十分有效地进行排水管道缺陷问题的诊断排查,在十分类、十三分类、全分类任务下分别具有94.20%、91.57%、85.34%的准确率。与其他诊断模型相比,在分类精度要求最高的全分类任务中CNN-SVM模型的准确率比次优的CNN-LSTM模型高出了16.94%,并且在精确率、召回率、F1-Measure上也具有明显优势,验证了所提模型的泛化性和有效性。

**关键词:** 排水管网; CNN-SVM; 管道缺陷; 物联网; 机器学习

**中图分类号:** TU992 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-4602(2023)23-0030-10

## Fault Diagnosis Method of Drainage Network Based on Liquid Level Monitoring Data and CNN-SVM

FAN Peng-hui<sup>1</sup>, JIANG Tao<sup>2</sup>, NIU Chao-qun<sup>1</sup>, WANG De-gui<sup>1</sup>, CHEN Bing<sup>1</sup>

(1. College of Environment and Energy, South China University of Technology, Guangzhou 510006, China; 2. School of Materials Science and Engineering, South China University of Technology, Guangzhou 510006, China)

**Abstract:** In order to improve the operation and maintenance management ability of drainage pipe network, and the structural and functional defects of pipe network can be effectively monitored and identified, a fault diagnosis method of drainage network based on liquid level monitoring data and CNN-SVM was proposed by analyzing the specific requirements of drainage network monitoring tasks. Softmax classifier was replaced by SVM classifier to improve the classification performance of CNN and avoid the disadvantages of SVM in data feature extraction. In view of the complexity of drainage pipeline monitoring environment, the drainage pipeline defect test device was designed and combined with the Internet of Things monitoring system to collect data. The results showed that the model was very effective in the diagnosis and troubleshooting of drainage pipe defects, with an accuracy of 94.20%, 91.57% and 85.34% under the tasks of ten classification, thirteen classification and full classification, respectively. Compared with other diagnostic models, the CNN-SVM model had a 16.94% higher accuracy than the second-best

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(51978278)

通信作者: 陈兵 E-mail: chenbing@scut.edu.cn

CNN-LSTM model in all classification tasks requiring the highest classification accuracy, and also had obvious advantages in accuracy rate, recall rate and  $F1$ -Measure, which verified the generalization and effectiveness of the proposed model.

**Key words:** drainage network; CNN-SVM; pipeline defects; Internet of Things; machine learning

排水管网是城市防洪排涝、服务民生的重要基础设施,而在过往的城市发展中,由于管网监测手段不完善以及“信息孤岛”“应用孤岛”的存在,排水管网的运行维护往往采取事后应急的方式,缺乏对实际管道运行状况信息的监测。这种被动响应的排水管网运行维护模式不仅造成了更高的应急响应成本,也使得城市排水系统老化、恶化问题凸显,极易产生结构性、功能性缺陷而丧失其原有排水能力,进而引发城市内涝、污水外溢等问题。随着数字赋能大背景下智慧城市理念的不断发展完善<sup>[1]</sup>,城市信息化、集成化进展加快,这对排水系统中管道缺陷的及时诊断修复提出了更高的要求。

目前,针对排水管网的检测技术主要包括在线监测、人工检测以及管网视频检测等,相较于其他检测技术,以物联网、物探技术为支撑构建的在线监测技术由于具有实时性、持续性、定量化、实施周期短等优势,适用于系统级的诊断评估,满足智慧化城市运管维“一体化”的需求<sup>[2-3]</sup>。针对排水管网设施监测数据的挖掘分析能够有效提高其在管网缺陷排查以及内涝预警中的作用,是智慧水务建设过程中的必要方式。使用人工识别或传统建模的方式检测缺陷类别的效率较低<sup>[4]</sup>,且很难满足精度要求。因此,开发高效的排水管网监测数据缺陷诊断技术对于我国智慧排水系统建设具有重要意义。

近年来,诸如支持向量机(SVM)、随机森林(RF)、卷积神经网络(CNN)等机器学习算法成功应用到电力、交通、网络安全等领域的异常识别与分析中<sup>[5-7]</sup>。机器学习算法在排水管网CCTV检测的缺陷图片识别中也具有研究与应用,但是由于采用CCTV检测技术所需人力成本较高,且在检测前需要对管道进行封堵抽水、疏通清洗,无法实时反映管道运行状况<sup>[8-9]</sup>,故在此基础上衍生出的缺陷图片诊断识别亦具有一定的局限性。触类旁通,于在线监测技术领域应用机器学习算法对传感数据进行诊断分类具有可见的研究前景,通过该方法可在

在线监测实时性、定量化、经济性等优点的基础上有效提高缺陷分类效率、增强管网缺陷识别能力。SVM算法具有较为优越的分类性能,但其不能有效提取输入特征,较难应用于大规模数据集,通过将SVM分类器替换CNN中Softmax分类器的CNN-SVM算法,可以在改善CNN分类性能的同时规避SVM对于数据特征提取的劣势<sup>[10]</sup>。因此,CNN-SVM算法在排水管网监测数据的处理识别中具有较好的应用前景。

## 1 研究方法

### 1.1 在线监测技术的监测指标选取

在线监测技术的物探手段主要涵盖包括液位、流量、流速的水力参数监测,以及包括COD、 $\text{NH}_3\text{-N}$ 、TN、TP等的水质参数监测<sup>[11-12]</sup>。根据排水管网监测任务的具体要求,由于水力参数检测具有数据直观、抗干扰能力强、应用能力突出等优点,在管道缺陷检测应用中更为普遍。现如今的水力参数传感器应用多为液位-流速-流量、液位-流速或液位-流量三种之一的结合方式<sup>[2,13]</sup>来进行,难以兼顾全面性和经济性,普及应用难度大,因此建设仅需一种水力参数的排水管网监测诊断系统成为必要。相较于流量和流速监测,液位监测在经济性上具有无可比拟的优势,并且在传感器选择中液位传感器通常是不可或缺的。因此,若仅采用一种水力参数进行智慧排水系统的建设,则液位传感数据将成为更具竞争力的选择。

### 1.2 CNN-SVM诊断模型的应用价值

在机器学习的算法选择中,采用结构风险最小化原则的支持向量机算法在分类识别应用中具有优越的甄别能力,但SVM对输入特征提取能力较弱,在前期特征提取过程中往往需要耗费大量运算时间,因此通过具有降低模型复杂度、避免复杂的特征提取过程和减少权重数量等优点的CNN改良SVM分类模型受到了关注,二者结合之下的CNN-SVM算法在保证准确率的同时能大幅缩短特征提

取时间,在监测数据的识别分类上具有显著优势。

### 1.3 研究方法

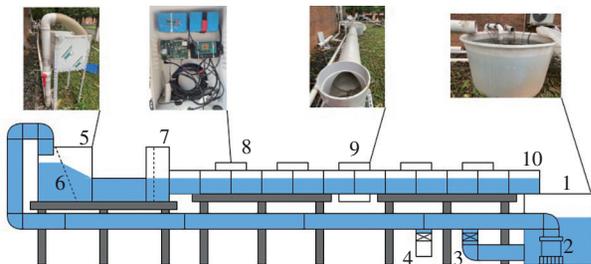
基于“监测+模型”的技术手段,智慧排水系统的建设成为了可能。但排水领域的监测系统建设起步较晚,且由于其监测环境的复杂性导致现阶段采集数据质量不高,难以直接用于搭建高精度预测模型,从而进一步限制了排水管网运维中缺陷监测的发展<sup>[14]</sup>。因此在排水管网缺陷管道的模拟研究中,部分研究者通过实地搭建管道试验模型来模拟管道缺陷状态,分析其运行规律<sup>[15-17]</sup>,但所搭建管道多为实验室模型尺寸,且并未对所得数据进行进一步的特征提取,缺乏定量化的手段,在智慧水务的建设中多为定性指导作用。因此,需要通过实地搭建近似于实际尺寸的排水管道试验模型以便监测获取较高质量的量化数据。

综上所述,同时考虑到机器学习建模精度、智慧排水系统建设条件以及经济效益的需求,设计并搭建接近中试的排水管道物理试验模型,通过课题组自主研发的排水管网监测系统采集液位传感数据,结合 CNN-SVM 机器学习算法对液位监测数据进行处理识别,实现端到端的排水管道缺陷状态高效诊断,有望对城市排水系统智慧化管理、系统优化调度、城市内涝预警等工作的开展起到支撑作用。

## 2 试验系统

### 2.1 排水管道试验装置

排水管道试验装置如图 1 所示,由回水管段、试验管段、缺陷模拟物、回流水箱、稳流水箱、水泵及其他附属设施组成。试验管段整体长为 11 m,由 11 段长为 1 m、外径为 200 mm 的 PVC 管道模块组成,模块间采用直通、正三通或正四通连接,封闭处理以达到密封性要求,管道坡度为 0.3%。为了便于安装装置及模拟缺陷,试验场地设置于室外区域。



1. 调节水箱 2. 循环水泵 3. 回流管 4. 泄水管 5. 配水箱 6. 稳流挡板  
7. 稳流水箱 8. 物联网测控终端 9. 缺陷模拟位置 10. 试验管段

图 1 排水管道试验装置示意

Fig.1 Schematic diagram of drainage pipe test device

### 2.2 排水管网监测系统

监测系统由课题组自主完成开发测试<sup>[18-19]</sup>,主要由物联网测控终端、物联网通讯端两部分构成,功能包括实时监测、数据服务、终端管理以及用户信息服务等。终端设备工况以及水位等信息通过报表的形式传输,当其超出预设值时系统会向用户发送实时报警信息。数据服务功能可以查询并导出设备历史数据、报警信息等。终端管理功能可实现对设备及传感器的统一管理,更改监测设备和云服务中心之间的数据传输编码,及时更新设备及传感器工况。通过用户信息服务功能模块可更改各级用户权限及用户信息。系统主要架构见图 2。

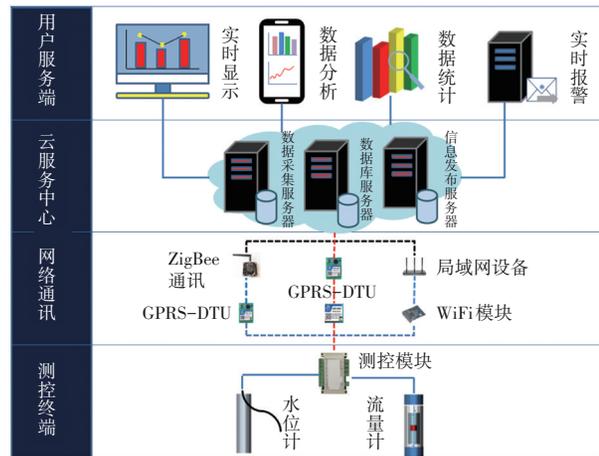


图 2 排水管网监测系统结构

Fig.2 Structure of drainage pipe network monitoring system

### 2.3 试验设计

《城镇排水管道检测与评估技术规程》(CJJ 181—2012)从管道维护修复角度将排水管道的缺陷问题划分为功能性及结构性缺陷两种类型,但在排水管道在线监测系统中,为了更加直接地获知管道内水力状况参数,本研究将其分为障碍、内渗、漏失三种不同类别的影响过流能力的缺陷。由于广州市为南方沿海城市,参考深圳市、珠海市、顺德市的 CCTV 检测数据,管材主要为 HDPE 波纹管和钢筋混凝土管,结构性缺陷与功能性缺陷的比例大致为 7:3<sup>[20-22]</sup>,将功能性缺陷中的沉积、障碍、残墙、结垢、浮渣、树根及结构性缺陷中的变形、腐蚀、起伏这类阻碍过流能力的缺陷归为障碍性缺陷,结构性缺陷中的渗漏、脱节、错口、破裂缺陷由于受地下水位影响,内渗与漏失缺陷均有可能发生,二者各占

其一。特别要指出的是,支管暗接为非管内设计水流的流入属于内渗缺陷,而接口材料脱落及异物穿入既会导致管道过流能力的削减又可能会发生内渗或漏失缺陷,故而将其半数归结为障碍性缺陷,剩余均归为内渗或漏失缺陷。按上述分类计算,障碍、内渗、漏失缺陷的比例分别为45.32%、38.18%、16.50%,以此作为本研究的缺陷参考比例。

试验过程中,通过提前设置缺陷类型及严重程度,控制流量逐步增大,在单一工况重复进行三次数据采集取平均值,得到共2436组试验数据,使用内插法控制缺陷类型比例得到扩充后液位数据共8496组。将获取的三种不同缺陷管道液位数据按缺陷严重程度分类加上一组健康管道的运行数据,共分为十分类、十三分类以及全分类(28种)三种分类情况。十分类主要为障碍、内渗、漏失缺陷,每类缺陷具体分为“轻微”“较为严重”“严重”三种缺陷等级共九类外加上一类健康管道数据,十三分类则增加一类“中等”,全分类为数据的实际类别,主要用于测试模型在极限状态下的识别精度,具体分类情况如表1~3所示,通过划分不同的分类以测试机器学习模型在缺陷精细化识别的分类性能。对不同程度的缺陷采取相适应的方案,处于轻微程度缺

陷的管道暂不安排修复计划;缺陷程度为“中等”及“较为严重”的管道,建议安排修复计划,阻止管网恶化趋势;具有“严重”缺陷的管道则急需安排修复计划,避免其造成严重影响。

表1 障碍缺陷的分类情况

Tab.1 Classification of obstacles defects

障碍高度/cm	十分类		十三分类	
	缺陷程度	数量/组	缺陷程度	数量/组
3	轻微	2 868	轻微	1 627
6			中等	1 241
9	较为严重	644	较为严重	644
12			较为严重	644
15	严重	234	严重	234
18			严重	234

表2 漏失缺陷的分类情况

Tab.2 Classification of leakage defects

破损面积/%	十分类		十三分类	
	缺陷程度	数量/组	缺陷程度	数量/组
10	轻微	1 184	轻微	1 184
20			中等	222
30	较为严重	246	较为严重	49
40			较为严重	
50	严重	50	严重	25
60			严重	

表3 内渗缺陷的分类情况

Tab.3 Classification of endotonic defects

破损面积/%	地下水位高度为20 mm				地下水位高度为60 mm				地下水位高度为100 mm			
	十分类		十三分类		十分类		十三分类		十分类		十三分类	
	缺陷程度	数量/组	缺陷程度	数量/组	缺陷程度	数量/组	缺陷程度	数量/组	缺陷程度	数量/组	缺陷程度	数量/组
3	轻微	1 319	轻微	949	轻微	587	轻微	201	轻微	185	轻微	185
6					中等	756	较为严重	394	中等	209		
9					较为严重	686	较为严重	316	较为严重	185		
12					较为严重	686	严重	23	严重	48	严重	48
15					中等	370	严重	23	严重	48	严重	48

2.3.1 障碍缺陷模拟

障碍缺陷是指由于管段缺陷使管道过水断面发生改变,阻碍流体过流的缺陷。该缺陷所引发的管道过流能力的衰减会导致城市发生内涝、污水溢流等灾害。如表1所示,试验中通过控制沙袋沉积高度调整过流断面面积以此模拟不同障碍缺陷程度,模拟位置位于管道中部,沙袋长度为40 cm,设计高度为3、6、9、12、15、18 cm。

2.3.2 内渗缺陷模拟

内渗缺陷即非管内设计水流沿管段破损处或支管流入排水管道的缺陷,地下水内渗会稀释污水

中污染物的浓度,增大污水处理厂的进水量,严重时甚至会影响到污水处理厂的正常运行。如表3所示,由于内渗缺陷程度影响参数主要为地下水位高度以及管道破损程度,故通过构建排水管道内渗装置控制管内外水位、管道破损类型以及管道破损程度来模拟排水管道内渗缺陷,模拟位置位于管道中部,通过副循环水泵将污水流入正四通上部,控制水位在预设高度处,渗水通过有机玻璃圆片所设计破损口下渗至管内。地下水位高度设计为20、60、100 mm,破损面积设计为3%、6%、9%、12%、15%。

### 2.3.3 漏失缺陷模拟

漏失缺陷即管内污水因管道破损、接口脱节及错口等原因而产生的泄漏问题。试验通过控制正四通下端固定有机玻璃片破损尺寸模拟不同漏失缺陷程度,模拟位置位于管道中部,破损面积设计为 10%、20%、30%、40%、50%、60%。

## 3 CNN-SVM 网络结构及评价指标

### 3.1 卷积神经网络

卷积神经网络的基本结构主要包括卷积层、池化层、全连接层和 Softmax 分类层。引入批量归一化层、Dropout 层提高模型泛化学习能力。由于 1DCNN 的卷积核、前反向传播的输入输出均为一维结构,在实际一维数据的应用处理中,1DCNN 普遍优于 2DCNN<sup>[23]</sup>。考虑到监测数据类型,试验中选用 1DCNN 作为深度学习模型。

卷积层是卷积神经网络的核心,可以有效地进行信号特征提取,卷积运算本身就是滑动卷积核与 FeatureMap 进行卷积运算。卷积层的卷积方式为 same 卷积,激活函数为 ReLU。池化层通常又称下采样层,对卷积所得特征图进行降采样操作,本研究使用最大值池化,引入批量归一化与 Dropout 优化技术以提升模型的收敛速度与泛化能力。批量归一化通过对每组数据进行均值和方差归一化操作,不仅可以加快训练速度,还能够防止训练过程中梯度消失或者爆炸问题。Dropout 层可以防止过拟合现象的发生,减少网络中的参数,提高网络的泛化能力和鲁棒性。全连接层通常位于网络的最后几层,其作用是整合上层网络中区分度较高的类别信息,激活函数为 ReLU 函数。输出层主要实现了分类。模型经过训练后,最终通过输出层中的 Softmax 分类器进行分类。在本试验中使用 SVM 分类器替换 Softmax 分类器,以改善其易过拟合、抗干扰能力弱的缺点。

### 3.2 SVM 模型

支持向量机是一种基于结构风险最小化原则的分类算法,可以通过核函数将数据非线性变换至线性高维空间处理非线性的分类问题,具有分类精度高、非线性可分能力好等优点。但是由于 SVM 算法在求解支持向量时涉及  $m$  阶矩阵的计算,这将导致其在处理大规模数据集时需要耗费大量算力,难以在大规模数据集应用。而通过引入卷积池化操

作可以降低数据集的特征维度,减小运算代价,有效缩短模型的运算时间,模型采用 RBF 核函数进行分类。

### 3.3 CNN-SVM 模型诊断流程

CNN-SVM 模型诊断流程如图 3 所示。

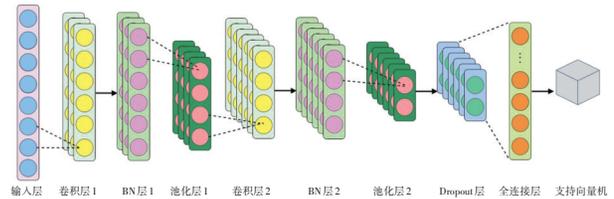


图 3 模型结构

Fig.3 Model structure diagram

① 训练集与测试集的比例为 7:3,将数据归一化处理,随机划分训练集和测试集。特征量为缺陷管道的前后井水位,输入  $4 \times 1 \times 1$  的一维向量。

② 卷积层 conv\_1 的卷积核设定为  $2 \times 1$ ,步长为 1,通道数为 16,通过 same 卷积获得 16 个  $5 \times 1$  的输出。在此基础上,对输出进行批量归一化操作以加快网络训练速率。将所得特征图经过步长为 1、大小为  $2 \times 1$  的池化层,得到  $4 \times 1 \times 16$  的特征图。

③ 将上述特征提取层的输出作为后续卷积层的输入,卷积核 conv\_2 通道数设定为 32,大小为  $2 \times 1$ ,步长为 1,选用 same 卷积获得 32 个  $5 \times 1$  的输出,批量归一化操作缓解过拟合,防止在训练过程中中间层数据分布发生改变。经过  $5 \times 1$  的池化层获得  $1 \times 1 \times 32$  的输出特征图。

④ 为防止网络过拟合,使用 Dropout 层断开网络中 20% 的网络节点。最后将全连接输出特征图和 SVM 相连接,最终得到目标识别结果。

### 3.4 多分类模型性能评价指标

多分类混淆矩阵见表 3,其中  $a \sim i$  表示真实类数据集在不同预测结果下的不同类别。根据该混淆矩阵定义准确率(Accuracy)、精确率(Precision)、召回率(Recall)、F1-Measure 值。

表 3 多分类混淆矩阵示意

Tab.3 Schematics of multi-class confusion matrix

类别		预测类		
		1	2	3
真实类	1	$a$	$b$	$c$
	2	$d$	$e$	$f$
	3	$g$	$h$	$i$

模型总体诊断准确率定义如下:

$$Accuracy = \frac{a + e + i}{a + b + c + \dots + i} \quad (1)$$

以类别 2 为例,单个类别模型性能评价指标定义如下:

$$Precision_2 = \frac{e}{b + e + h} \quad (2)$$

$$Recall_2 = \frac{e}{d + e + f} \quad (3)$$

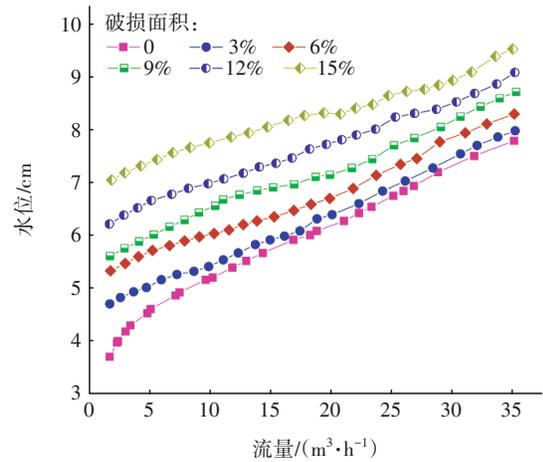
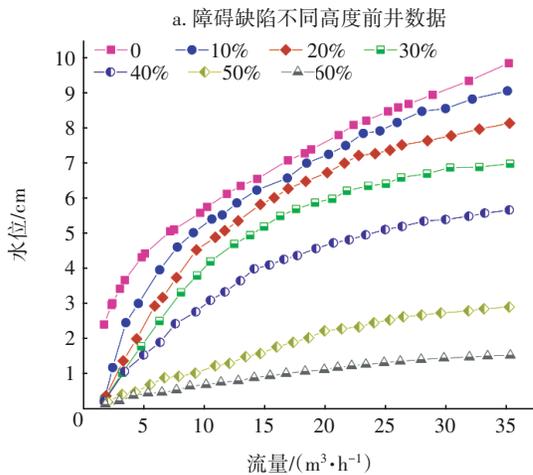
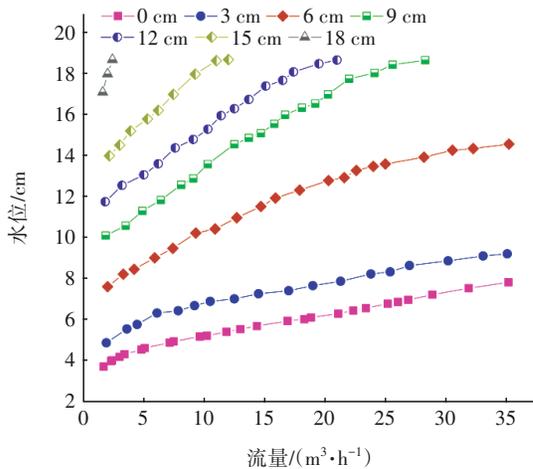
$$F1_2 = \frac{2}{\frac{1}{Precision_2} + \frac{1}{Recall_2}} \quad (4)$$

为了从所有类别的分类情况上整体评估分类模型的性能,需要使用宏平均或微平均评价方法,本研究选择宏平均评价方法。宏平均根据每个类别的准确率、召回率和 F1 求得算术平均数,常被用来评估分类模型在多组数据上的总体性能。

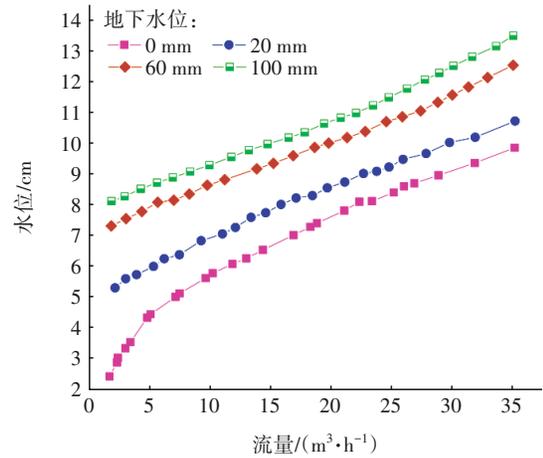
### 4 试验结果分析

#### 4.1 数据分析

缺陷管道流量-水位关系如图 4 所示。



c. 内渗缺陷前井数据(100 mm 地下水水位)



d. 内渗缺陷后井数据(15% 破损面积)

图 4 缺陷管道试验数据

Fig.4 Experimental data diagram of defective pipeline

由图 4(a)可知,障碍物的存在使得输送空间减小、沿途阻力增大,管道的过流能力因此而产生衰减,且过流损失会随堵塞程度的加深而增大,排水管道会在障碍处产生淤堵致使上游水位提高。

在不同缺陷试验中,管道充满度会随着缺陷严重程度程度的改变而发生变化,在坡度为 0.3% 的条件下,当管径为 200 mm、流量为 20 m<sup>3</sup>/h 时,前井液位高度、管道充满度及其增加值随障碍物高度变化情况如图 5(a)所示。在固定流量下,随障碍物高度的增加,充满度增加值呈现先增加后减小的趋势,这是由于初始时管道水流具有一定液位高度(障碍物高度为 0 时,管道充满度为 0.319 1),高度较低的管道障碍物对其液位提升幅度并不明显,随着障碍物高度的增加,其对液位的影响效果逐渐增强,由于管道的水位限制,在接近满管时其液位高度提升的速度逐步放缓(障碍物高度为 0、3、6、9、12、15、18

cm 时,前井液位高度分别为 6.19、7.73、12.72、16.91、18.56、19.10、19.22 cm)。

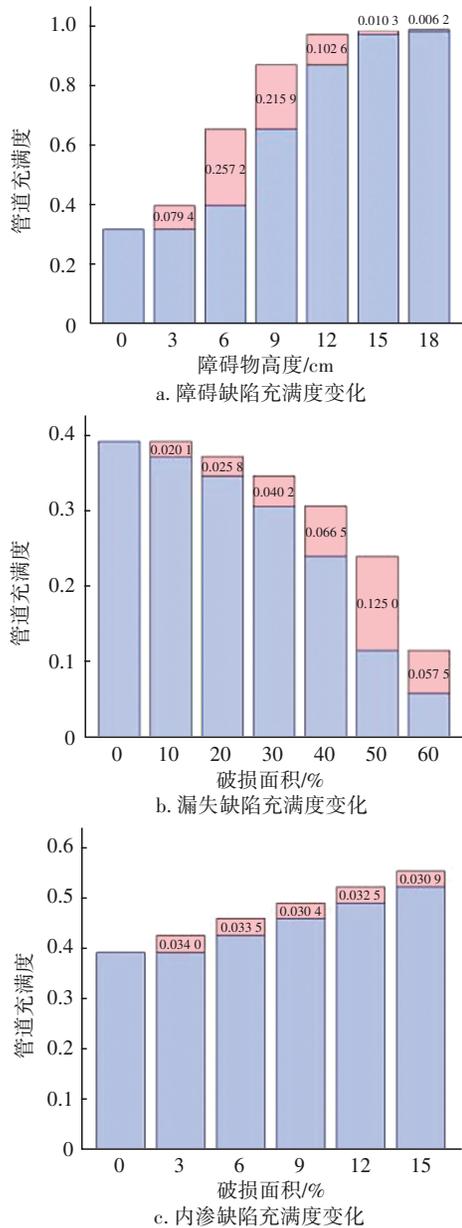


图5 缺陷管道充满度变化

Fig.5 Diagram of changes in filling degree of defective pipelines

由图 4(b)可知,排水管道存在漏失缺陷时,由于污水分流,在缺陷后的管段流量削减,下游水位随漏失强度的增大而逐步下降。在坡度为 0.3%、管径为 200 mm、流量为 20 m<sup>3</sup>/h 条件下,当破损面积为 0、10%、20%、30%、40%、50%、60% 时,后井液位高度为 7.61、7.22、6.72、5.94、4.65、2.23、1.11 cm;而随着破损面积由 0 增至 60% 时,管道充满度呈逐步减小态势,依次为 0.392 3、0.372 2、0.346 4、

0.306 2、0.239 7、0.114 7、0.057 2,且充满度减小值的变化幅度逐步增大,并在破损面积为 60% 时,由于过流流量削减严重,其充满度减小值出现缩减,具体变化情况如图 5(b)所示。

由图 4(c)、(d)可知,当排水管道存在内渗缺陷时,由于受汇流影响,上下游水位均会有所提高,其中下游水位提高盛于上游水位,缺陷严重程度受地下水位以及管道破损面积影响,地下水位的提高以及破损面积的增加都会使得内渗缺陷程度加重。在坡度为 0.3%、管径为 200 mm、流量为 20 m<sup>3</sup>/h、地下水位为 100 mm 的条件下,当破损面积为 0、3%、6%、9%、12%、15% 时,后井液位高度分别为 7.61、8.27、8.92、9.51、10.14、10.73 cm,管道充满度及其增加值随破损面积变化情况如图 5(c)所示。在流量一定的前提下,破损面积由 0 增至 15%,充满度分别为 0.392 3、0.426 3、0.459 8、0.490 2、0.522 7、0.553 6,充满度增加值较为稳定,这是由于在地下水位一定的情况下,其入渗流量主要受破损面积影响,当破损面积增加值一定时,其充满度增加率也较为稳定。

综上所述,所得液位数据在不同的缺陷运行状况下确有不同,可以通过机器学习方法进一步提取特征以便有效识别管道缺陷。

## 4.2 CNN-SVM 模型诊断结果分析

### 4.2.1 CNN-SVM 模型整体性能评价

将所获取的样本集按十分类、十三分类、全分类三种组合输入 CNN-SVM 算法模型进行训练,训练集与测试集比例为 7:3。设置 MiniBatchSize 为 32;MaxEpochs 为 500;学习率为 0.01;学习率下降因子为 0.1;经过 400 轮次训练后学习率为 0.01×0.1;Dropout 为 0.2;卷积层选取 ReLU 为激活函数,卷积方式为 same 卷积,对模型进行训练,训练结果见表 4。

表 4 CNN-SVM 模型诊断性能

Tab.4 Diagnostic performance of CNN-SVM model

项目	十分类	十三分类	全分类
准确率	94.20/94.35	91.57/91.84	85.34/82.93
精确率	96.93/97.04	95.48/94.66	84.17/71.81
召回率	81.06/77.61	81.08/81.03	73.51/65.45
F1-Measure	85.21/80.45	84.99/84.66	76.04/66.83

注: 斜杠前后分别为训练集和测试集各指标符合率。

由表4可知,CNN-SVM在数据集上的训练效果良好,即使在全分类情况下,也具有85.34%的准确率,而在十分类、十三分类的情况下其准确率可以达到94.20%及91.57%。而该模型训练的精确率、召回率、*F1-Measure*亦具有较高的符合率以及良好的稳定性。这表明CNN-SVM模型可有效应用于排水管网液位数据的分类,并且能够精准地识别出缺陷种类及其严重程度。

为了验证所提方法的优越性,采用获取的数据集,在相同的计算条件下,将其与LSTM<sup>[24]</sup>、GRU<sup>[25]</sup>、1D-CNN<sup>[26]</sup>、CNN-LSTM<sup>[27]</sup>四个经典诊断模型进行对比,诊断对比结果如表5所示。

表5 不同模型之间的性能比较

Tab.5 Performance comparison between different models %

项目	CNN-SVM	LSTM	GRU	1DCNN	CNN-LSTM	
准确率	十分类	94.20	82.07	84.14	81.10	91.10
	十三分类	91.57	74.59	76.35	79.15	87.82
	全分类	85.34	56.26	57.36	61.16	68.40
精确率	96.93	69.15	69.91	58.64	91.21	
召回率	81.06	55.89	53.58	53.63	75.66	
<i>F1-Measure</i>	85.21	56.33	53.68	54.21	79.41	

注:除准确率外,其他指标为十分类下的评价结果。

诊断对比结果显示,相较于1DCNN模型,采用SVM分类器替换Softmax分类器的CNN模型性能有了显著的提高,在十分类数据集中,准确率、精确率、召回率以及*F1-Measure*分别提升了13.10%、38.29%、27.43%、31.00%。可以看出,十分类与十

三分类、全分类的数据集分类难度逐步增大,训练模型的效果均有所下降,其中CNN-SVM的多分类模型性能最为稳定,其准确率的下降值比次优的CNN-LSTM模型小了13.84个百分点,仅下降了8.86%;而在分类精度要求较低的十分类任务中,精确率、召回率、*F1-Measure*值也比CNN-LSTM至少高出5个百分点。相对于其他机器学习模型,CNN-SVM的识别精度与稳定性具有明显优势,极大地降低了缺陷类别的漏报率与误报率,充分利用卷积神经网络自动提取特征的优势具有较强的模型鲁棒性以及泛化性。

#### 4.2.2 CNN-SVM模型对不同缺陷诊断情况

CNN-SVM在不同分类任务下的测试集评价结果见表6。可知障碍缺陷与漏失缺陷在不同分类任务下均具有较高的识别精度,准确率普遍高于96%,可以较为准确地诊断出该缺陷类型下的严重程度类别,而内渗缺陷由于同时受地下水位及破损面积两个因素的影响,在一定程度上干扰了模型的判断,所以在十三分类情况下内渗缺陷的准确率为80.76%,在全分类的极限状态则下降为56.57%,但即使存在这种不同因素的干扰,CNN-SVM的各项指标也均明显优于其他算法。综合定性及定量分析,CNN-SVM算法在排水管网缺陷的诊断识别中具有较高的准确率,同时具有较高的查准率和较低的漏报率,该算法可以在管道发生缺陷时通过液位监测数据判断出其严重程度,以便对管网进行相应的修复维护。

表6 CNN-SVM不同分类任务下的测试集评价指标

Tab.6 CNN-SVM test set evaluation indexes under different classification tasks %

项目	十分类			十三分类			全分类		
	障碍	漏失	内渗	障碍	漏失	内渗	障碍	漏失	内渗
准确率	100.00	96.17	87.62	100.00	96.54	80.76	100.00	97.63	56.57
精确率	99.53	95.00	91.37	99.80	96.65	86.20	99.28	96.29	55.61
召回率	100.00	96.57	68.13	100.00	87.00	70.10	100.00	86.98	45.16
<i>F1-Measure</i>	99.77	95.78	78.06	99.90	91.57	77.32	99.64	91.40	49.84

## 5 结论

① 基于物联网及CNN-SVM的深度学习模型能十分有效地进行排水管道缺陷问题的诊断排查,将SVM替换CNN模型中的Softmax分类器充分发挥了卷积神经网络的强大特征提取能力以及支持向量机稳定性的优势,弥补了CNN分类精度以及SVM

对于大规模数据集的劣势,使其具有较强的泛化能力。

② 相较于其他诊断模型,CNN-SVM具有更加优异的诊断性能,在准确率、精确率、召回率以及*F1-Measure*等多分类评价指标上均优于其他学习模型。

## 参考文献:

- [1] 李翊君, 张文涛. 城市新型智慧排水系统总体设计探讨[J]. 城市道桥与防洪, 2021, 272(12): 75-78, 15.  
LI Yijun, ZHANG Wentao. Discussion on overall design of new urban smart drainage system [J]. Urban Roads Bridges & Flood Control, 2021, 272(12): 75-78, 15 (in Chinese).
- [2] 李萌, 郭效琛, 赵冬泉, 等. 在线监测技术在排水诊断中的应用[J]. 给水排水, 2021, 47(10): 124-129.  
LI Meng, GUO Xiaochen, ZHAO Dongquan, *et al.* Application of on-line monitoring technology in water drainage diagnose [J]. Water & Wastewater Engineering, 2021, 47(10): 124-129 (in Chinese).
- [3] 张旭东, 马振华, 王海玲, 等. 基于排水系统提质增效的集约治滇探索与实践[J]. 中国给水排水, 2022, 38(4): 125-132.  
ZHANG Xudong, MA Zhenhua, WANG Hailing, *et al.* Exploration and practice of integrative management of Dianchi Lake based on the quality and efficiency improvement of drainage system [J]. China Water & Wastewater, 2022, 38(4): 125-132 (in Chinese).
- [4] CHEN L, YAN H, YAN J, *et al.* Short-term water demand forecast based on automatic feature extraction by one-dimensional convolution [J]. Journal of Hydrology, 2022, 606: 127440.
- [5] 青灿, 行舟, 智勇, 等. 基于SVM的变电站母线日净负荷曲线大数据识别方法[J]. 电力科学与技术学报, 2022, 37(6): 125-131.  
QING Can, XING Zhou, ZHI Yong, *et al.* Big data recognition method for daily net load curve of substation bus based on SVM [J]. Journal of Electric Power Science and Technology, 2022, 37(6): 125-131 (in Chinese).
- [6] YI Z, LIU X C, WEI R, *et al.* Snowplow truck performance assessment and feature importance analysis using machine-learning techniques [J]. Journal of Transportation Engineering, 2021, 147(2): 04020160.
- [7] MENDONCA R V, TEODORO A A M, ROSA R L, *et al.* Intrusion detection system based on fast hierarchical deep convolutional neural network [J]. IEEE Access, 2021(9): 61024-61034.
- [8] 王庆, 姚俊, 谭文禄, 等. 基于Faster R-CNN的排水管道缺陷检测研究[J]. 软件导刊, 2019, 18(10): 40-44, 49.  
WANG Qing, YAO Jun, TAN Wenlu, *et al.* Research on defect detection of drainage pipeline based on Faster R-CNN [J]. Software Guide, 2019, 18(10): 40-44, 49 (in Chinese).
- [9] ZHOU Q, SITU Z, TENG S, *et al.* Convolutional neural networks-based model for automated sewer defects detection and classification [J]. Journal of Water Resources Planning and Management, 2021, 147(7): 04021036.
- [10] 胡晓依, 荆云建, 宋志坤, 等. 基于CNN-SVM的深度卷积神经网络轴承故障识别研究[J]. 振动与冲击, 2019, 38(18): 173-178.  
HU Xiaoyi, JING Yunjian, SONG Zhikun, *et al.* Bearing fault identification by using deep convolution neural networks based on CNN-SVM [J]. Journal of Vibration and Shock, 2019, 38(18): 173-178 (in Chinese).
- [11] SHAHSAVARI G, ARNAUD-FASSETTA G, CAMPISANO A. A field experiment to evaluate the cleaning performance of sewer flushing on non-uniform sediment deposits [J]. Water Research, 2017, 118: 59-69.
- [12] 刘希希, 崔诺, 胡馨月, 等. 特征因子法提高污水管道地下水入渗检测效率的研究[J]. 给水排水, 2022, 48(2): 122-127.  
LIU Xixi, CUI Nuo, HU Xinyue, *et al.* Research on water quality factor method to improve the efficiency of groundwater infiltration detection in sewage pipes [J]. Water & Wastewater Engineering, 2022, 48(2): 122-127 (in Chinese).
- [13] 姜文超, 杨希, 董晓霞, 等. 重庆市某城区市政污水管道水力参数监测与分析[J]. 中国给水排水, 2022, 38(15): 78-83.  
JIANG Wenchao, YANG Xi, DONG Xiaoxia, *et al.* Monitoring and analysis of hydraulic parameters of municipal sewer in an urban area of Chongqing City [J]. China Water & Wastewater, 2022, 38(15): 78-83 (in Chinese).
- [14] 何黎, 陈磊, 纪莎莎, 等. 基于K-shape聚类的连续液位监测数据异常检测方法[J]. 中国给水排水, 2023, 39(11): 56-61.  
HE Li, CHEN Lei, JI Shasha, *et al.* Abnormal detection of continuous water level monitoring data based on K-shape clustering [J]. China Water & Wastewater, 2023, 39(11): 56-61 (in Chinese).
- [15] 王建龙, 王泽熙, 李晗, 等. 雨水管道沉积物累积对过流能力影响的模拟试验[J]. 环境工程技术学报, 2022, 12(3): 732-737.

- WANG Jianlong, WANG Zexi, LI Han, *et al.* Simulation test on the influence of sediment accumulation on the drainage capacity of rainwater pipeline [J]. *Journal of Environmental Engineering Technology*, 2022, 12(3): 732-737 (in Chinese).
- [16] FATHY I, ABDEL-AAL G M, FAHMY M R, *et al.* The negative impact of blockage on storm water drainage network [J]. *Water*, 2020, 12(7): 1974.
- [17] LIU C, LV W, LIU Q, *et al.* Analysis and calculation of sediment scouring rate at different locations of storm sewer [J]. *Water Science and Technology*, 2021, 84(6): 1340-1353.
- [18] 赵印,姜涛,陈兵. 智慧城市排水管网云服务设计与实现[J]. *中国给水排水*, 2017, 33(5): 99-103.  
ZHAO Yin, JIANG Tao, CHEN Bing. Design and implementation of cloud management system for smart city drainage system [J]. *China Water & Wastewater*, 2017, 33(5): 99-103 (in Chinese).
- [19] 何嘉莉,陈兵,姜涛,等. 城市内涝在线监控与信息服务平台数字化系统设计[J]. *中国给水排水*, 2014, 30(1): 94-98.  
HE Jiali, CHEN Bing, JIANG Tao, *et al.* Design of digital system for urban waterlogging online monitoring and information service [J]. *China Water & Wastewater*, 2014, 30(1): 94-98 (in Chinese).
- [20] 肖倩,王俊然,陈辉,等. 深圳市某片区排水管道 CCTV 检测评估与修复方案[J]. *给水排水*, 2019, 45(9): 109-114.  
XIAO Qian, WANG Junran, CHEN Hui, *et al.* The detection and evaluation by CCTV and rehabilitation analysis of sewer pipeline in an area of Shenzhen City [J]. *Water & Wastewater Engineering*, 2019, 45(9): 109-114 (in Chinese).
- [21] 齐利华,祖士卿,马骥. 珠海市某区域污水管网 CCTV 检测结果与建议[J]. *中国给水排水*, 2017, 33(22): 135-138.  
QI Lihua, ZU Shiqing, MA Ji. CCTV inspection and thinking of a regional sewage networks in Zhuhai [J]. *China Water & Wastewater*, 2017, 33(22): 135-138 (in Chinese).
- [22] 柯友青,王圣杰,易聪,等. 顺德某片区截污管网 CCTV 检测与修复技术[J]. *施工技术*, 2020, 49(13): 98-101.  
KE Youqing, WANG Shengjie, YI Cong, *et al.* CCTV detection and repair technology of pollution interception pipe network in a district of Shunde [J]. *Construction Technology*, 2020, 49(13): 98-101 (in Chinese).
- [23] 丁晓雯,丁强,顾君垚,等. 基于1DCNN-DS的冷水机组故障诊断[J]. *低温与超导*, 2022, 50(7): 69-76.  
DING Xiaowen, DING Qiang, GU Junyao, *et al.* Diagnosis and analysis of faults of water chillers based on 1DCNN-DS [J]. *Cryogenics & Superconductivity*, 2022, 50(7): 69-76 (in Chinese).
- [24] AGARWAL P, GONZALEZ J I M, ELKAMEL A, *et al.* Hierarchical deep LSTM for fault detection and diagnosis for a chemical process [J]. *Processes*, 2022, 10(12): 2557.
- [25] 李海涛,王瑞敏,董卫宇,等. 一种基于GRU的半监督网络流量异常检测方法[J]. *计算机科学*, 2023, 50(3): 380-390.  
LI Haitao, WANG Ruimin, DONG Weiyu, *et al.* Semi-supervised network traffic anomaly detection method based on GRU [J]. *Computer Science*, 2023, 50(3): 380-390 (in Chinese).
- [26] LIU L, SI Y W. 1D convolutional neural networks for chart pattern classification in financial time series [J]. *The Journal of Supercomputing*, 2022, 78(12): 14191-14214.
- [27] WANG C, WANG X, JING X, *et al.* Towards high-accuracy classifying attention-deficit/hyperactivity disorders using CNN-LSTM model [J]. *Journal of Neural Engineering*, 2022, 19(4): 046015.

作者简介:范鹏辉(1999- ),男,福建龙岩人,硕士研究生,研究方向为排水管网运维管理。

E-mail: 1193247389@qq.com

收稿日期:2023-04-19

修回日期:2023-06-13

(编辑:李德强)