

DOI:10.19853/j.zgjsps.1000-4602.2026.12.011

基于逻辑回归模型的排水管道风险预测

董以广^{1,2}, 王丹², 黄梦妮¹, 李秋萍¹, 丘承锋¹

(1. 深圳市环水管网科技服务有限公司, 广东 深圳 518000; 2. 深圳市利源水务设计咨询有限公司, 广东 深圳 518000)

摘要: 近年来,地下排水管网问题频发,对水环境和公共财产构成严重威胁。开展排水管网风险预测对于优化管网运维与修复计划、提升运行安全性具有重要意义。深圳市地下管网检测维护数据完整,为精确预测风险提供了数据基础。同时,地理信息系统(GIS)与机器学习的发展,为管网风险预测提供了新的研究视角。以国内某区域的实测管网数据为研究对象,选取80%的风险点作为训练数据,结合雨/污水、管龄、管径、管长、管材、标高和埋深等7个风险因子,采用二元 Logistic 回归模型进行风险预测,并通过混淆矩阵与受试者工作特征(ROC)曲线评价模型性能。研究结果显示:①污水管道、管龄较大及管径较小的管道呈现出显著的高风险特征;②模型的总体准确率为79.0%,训练集与验证集的曲线下面积(AUC)值分别为80.1%和84.6%,表明其预测能力较强;③风险概率等级为三、四级的管段占27.33%,覆盖研究区内61.90%的风险点,验证了预测结果与实际分布的一致性。研究表明,基于多维风险因子与 Logistic 回归模型的风险预测方法能够有效评估研究区排水管网的风险分布,为管网的科学管理与优化决策提供可靠支持。

关键词: 排水管道; 风险预测; Logistic 回归; 管道缺陷; 地理信息系统

中图分类号: TU992 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-4602(2026)12-0071-08

Risk Prediction of Drainage Pipelines Based on Logistic Regression Model

DONG Yiguang^{1,2}, WANG Dan², HUANG Mengni¹, LI Qiuping¹, QIU Chengfeng¹

(1. Shenzhen Huanshui Pipe Network Technology Service Co. Ltd., Shenzhen 518000, China;

2. Shenzhen Liyuan Water Design & Consultation Co. Ltd., Shenzhen 518000, China)

Abstract: In recent years, frequent issues in underground drainage networks have posed serious threats to aquatic environments and public assets. Conducting risk prediction for drainage networks holds significant importance for optimizing pipeline maintenance and rehabilitation plans, as well as enhancing operational safety. The complete detection and maintenance data of underground pipelines in Shenzhen provide a robust foundation for precise risk prediction. Meanwhile, advancements in geographic information system (GIS) and machine learning offer new research perspectives for pipeline risk assessment. This study utilizes measured pipeline data from a district in China, selecting 80% of risk points as training data. Seven risk factors include sewage/stormwater pipeline type, pipe age, diameter, length, material, elevation, and burial depth. These factors are incorporated into a binary Logistic regression model for risk prediction. Model performance is evaluated using a confusion matrix and ROC curve. The results demonstrate: ① Sewage pipelines, aging pipes, and smaller-diameter pipes exhibit

基金项目: 广东省住房和城乡建设厅2025年科技创新计划项目(20250306J0001)

通信作者: 董以广 E-mail: 37218639@qq.com

significantly high-risk characteristics; ② The model achieves an overall accuracy of 79.0%, with AUC values of 80.1% and 84.6% for the training and validation sets, respectively, indicating strong predictive capability; ③ Pipe segments with risk probability grades III and IV accounted for 27.33% of cases, covering 61.90% of risk points in the study area, which aligns with the actual risk distribution. This research confirms that the risk prediction method, integrating multi-dimensional risk factors and Logistic regression modeling, effectively evaluates the risk distribution of drainage networks in the study area, providing reliable support for scientific management and decision-making in drainage pipeline maintenance.

Keywords: drainage pipeline; risk prediction; Logistic regression; pipeline defect; geographic information system (GIS)

随着经济的快速发展和城市化进程的不断推进,排水管网作为城市的重要基础设施,其运行状况直接关系到城市的安全与环境治理。然而,受排水管道老化、污水外溢及维护管理不善等因素的影响,地下排水管网存在不同程度的缺陷^[1],对居民财产安全和城市生态环境造成严重影响。作为城市排水系统的核心组成部分,排水管网承担着收集与输送雨水及污水的关键任务,其健康状况直接决定了排水系统的运行效率。管网健康问题可能导致排水能力下降,从而影响城市排水系统的安全性,并引发城市内涝等次生灾害^[2-3]。因此,对排水管网开展健康评估,及时发现潜在的安全隐患,对于准确评估管网现状、预测风险至关重要。这不仅有助于提前采取修复与维护措施,延长排水管网的使用寿命,还为城市地下管网的可持续发展提供了技术保障^[4]。

排水管网健康状况的评估主要基于对管段现状数据的有效收集与分析。在国内地下管网病害缺陷检测实践中,刘沛^[5]对肇庆市某区排水管网的研究表明,闭路电视(CCTV)检测系统和手持式管道潜望镜(QV)检测技术能够直观反映管道内部状况,为缺陷分类及分级统计提供了重要依据,并实现对排水管道健康状况的量化评估。为准确分析雨水管网的健康状况,马晴晴等^[6]针对北京某区域的排水管网构建了包含排水能力指标和工程属性指标的多层次评价体系,对管网健康度进行了综合评估,结果表明该方法能够有效反映区域管网的整体健康水平。此外,美国环境保护署(EPA)提出了一种新的排水管道健康评估方法,通过直接或间接手段收集管道数据及背景信息,结合数据分析对管道

的结构、水质和水力状况进行当前或未来状态的预测与判断。张小越等^[7]基于现有缺陷分类分级体系,利用实测数据的统计分析方法构建了管道健康评估体系。综上所述,当前排水管网健康评估方法多基于多因素的统计分析,尚缺乏从管网缺陷风险整体发生规律出发的定量分析方法,对各影响因素的综合作用机制研究仍有待进一步深入。

本文基于国内某区域市政管网的实测缺陷数据,对排水管网的健康风险状况进行系统评估,并结合管网的物理属性,对管道缺陷的相关性进行深入分析。此外,该研究还重点探讨雨/污水、管径、管长、管材、管龄、埋深及标高等关键因素对管段风险发生的影响机制,旨在量化揭示管网风险的主要成因,为优化管网的修复策略和维护计划提供科学依据。

1 研究区概况、数据分析和风险因子选取

1.1 研究区概况

研究区域内市政排水管网总长度为422.9 km,排水管道主要为圆形管,管径范围覆盖DN100~DN2 000,管道材质以钢筋混凝土管和高密度聚乙烯(HDPE)双壁波纹管为主。

1.2 数据分析

本研究的管道实测数据主要基于实际检测成果,采用QV与CCTV设备进行检测。缺陷类型与级别的划分依据《城镇排水管道检测与评估技术规程》(CJJ 181—2012),对10类结构性缺陷和6类功能性缺陷进行分类判定,并由专业技术人员通过人工判读确定最终的缺陷类型。本次检测共发现缺陷管道10 677段,平均缺陷密度25.24处/km,存在单根管段多处缺陷的情况。按缺陷类型统计,结构

性缺陷 4 895 处,占缺陷总数的 38. 63%;功能性缺陷 7 778 处,占比 61. 37%。在结构性缺陷中,最常见的类型为错口、腐蚀和破裂;在功能性缺陷中,占比最高的分别为沉积、障碍物和树根(见图 1)。

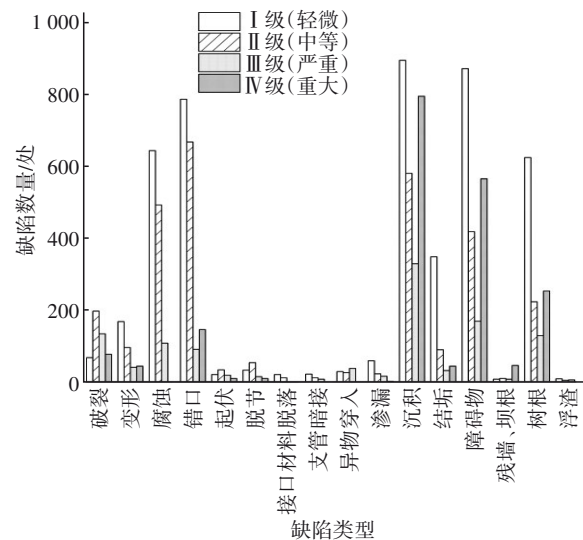


图 1 排水管网缺陷数量

Fig.1 Number of drainage network defects

统计结果显示,在结构性缺陷中,错口缺陷最为严重。错口缺陷通常是施工不规范或管道发生不均匀沉降所致^[8],破裂缺陷则多由管道服役年限较长或初期施工不当使管道结构与设计要求不符所致。在管道运行过程中,排水管道无法顺畅流通,各类垃圾碎屑和淤泥在相对较低的高程位置积聚,进而形成沉积物或障碍物^[9]。

1.3 风险因子选取

本文主要研究排水管网缺陷的发生情况。根据现行检测规范,Ⅰ~Ⅱ级缺陷通常无需立即处理,Ⅲ~Ⅳ级缺陷则需立即处理。由于风险评估为二元分类问题,因此将Ⅰ~Ⅱ级缺陷定义为非风险管段,Ⅲ~Ⅳ级缺陷定义为风险管段。为确保数据的准确性,本文剔除异常值和空值等数据,选取 7 802 条有效检测记录作为管网风险数据集,随机分配 80% 的缺陷事件用作训练集,20% 用作验证集。在数据集中,因变量 Y 值为 1 表示风险管段,Y 值为 0 表示非风险管段。通过分析各影响因素对因变量 Y 的作用,进行风险评估与预测。

排水管网缺陷的发生是多因素共同作用的结果,包括地质地貌、环境和人为活动等外部因素,以及管长、管径、排水能力等内部因素。本文基于实

测数据和管网 GIS 数据,选取排水管网的物理属性(如雨水管或污水管、管材、管径、管长)、标高属性(如埋深、标高)和时间属性(如管龄)等排水能力因素作为自变量进行分析。采用建模分析方法评估各因素对排水管网健康状况的影响。各影响因子的分类标准见表 1。将排水管道原始的多分类变量转化为哑变量,每个哑变量只代表某两个级别或若干个级别间的差异,通过构建逻辑回归模型,每一个哑变量都能得出一个估计的回归系数,从而使回归结果更易于解释,具有实际意义。

表 1 影响因子和变量类别

Tab.1 Impact factors and categories of variables

影响因子及分类		分级	数量/处	比例/%
雨/污水	雨水	1	5 706	73.1
	污水	2	2 096	26.9
管材	钢筋混凝土管	1	6 558	84.1
	HDPE 管	2	774	9.9
	混凝土管	3	330	4.2
	UPVC 管	4	140	1.8
管径/mm	[0,400)	1	5 888	75.5
	[400,800)	2	1 579	20.2
	[800,1 200)	3	280	3.6
	[1 200,1 600)	4	46	0.6
	≥1 600	5	9	0.1
管长/m	[0,30)	1	6 028	77.3
	[30,60)	2	1 729	22.2
	[60,90)	3	36	0.5
	≥90	4	9	0.1
埋深/m	[0,2)	1	4 337	55.6
	[2,4)	2	2 793	35.8
	[4,6)	3	588	7.5
	[6,8)	4	66	0.8
	≥8	5	18	0.2
标高/m	[0,5)	1	2 965	38.0
	[5,10)	2	786	10.1
	[10,15)	3	1 222	15.7
	[15,20)	4	1 044	13.4
	≥20	5	1 785	22.9
管龄/a	[0,10)	1	1 170	15.0
	[10,20)	2	3 143	40.3
	[20,30)	3	1 654	21.2
	≥30	4	1 835	23.5

注: UPVC 管为硬聚氯乙烯管。

2 研究方法

2.1 逻辑回归(LR)

逻辑回归是一种非线性多元统计模型,常用于

描述多个自变量(可为连续型或离散型数据)与因变量(如二元分类变量,如0或1)之间的关系。该模型的预测值被约束在0或1之间,因而适用于概率估计等问题。在管道缺陷预测任务中,逻辑回归模型可以用来构建管网缺陷与成因之间的关联,通过分析多个自变量的影响,直接预测管道的修复指数或缺陷发生概率。当自变量对模型输出具有显著性影响时,这些变量才能被视为在统计学意义上具有重要作用。通过逻辑回归分析,可以建立管道风险与各影响因素之间的关系,其数学表达式为:

$$P = \frac{1}{(1 + e^{-Z})} \quad (1)$$

$$Z = \lambda_0 + \lambda_1 x_1 + \lambda_2 x_2 + \cdots + \lambda_n x_n \quad (2)$$

式中: P 为管道发生风险的概率; Z 为各影响因素及其对应回归系数的线性组合; λ_0 为截距; $\lambda_i (i = 1, 2, \cdots, n)$ 为各自因变量所对应的偏回归系数; $x_i (i = 1, 2, \cdots, n)$ 为自变量。

在回归方程中,回归系数 λ_i 是表示自变量 x 对因变量 Y 影响大小的参数。

在使用实测数据进行分析时,通常采用极大似然估计法对回归系数 λ_i 进行估算。对应的样本联合概率,即似然函数为:

$$L = \prod_{i=1}^n \pi_i^{Y_i} (1 - \pi_i)^{1 - Y_i} \quad (3)$$

式中: L 为似然函数; π_i 为第 i 例研究对象在相应暴露情况下发生管道风险结果的概率。

如果实际发生风险, $Y_i=1$,否则 $Y_i=0$ 。

根据最大似然原理,在一次抽样中获得现有样本的概率应该达到最大,即似然函数 L 应该达到最大值。为了简化计算,通常取似然函数的对数形式,即:

$$\ln L = \sum_{i=1}^n [Y_i \ln \pi_i + (1 - Y_i) \ln (1 - \pi_i)] \quad (4)$$

通常采用牛顿-拉弗森(Newton-Raphson)迭代方法对常数项 λ_0 和回归系数 λ_i 的估算值及其标准误差进行计算。回归系数越大表示 x 对 Y 的影响越大,正回归系数表示 Y 随 x 的增大而增大,负回归系数表示 Y 随 x 的增大而减小。构建的线性模型通过对自变量进行逻辑回归,从而预测排水管道发生风险的概率。

2.2 共线性分析

多重共线性指自变量之间存在线性相关关系,

即一个自变量可以是其他一个或几个自变量的线性组合。常用检验指标为容忍度(TOL)和方差膨胀因子(VIF)。TOL和VIF的计算公式为:

$$TOL = 1 - R^2 \quad (5)$$

$$VIF = \frac{1}{1 - R^2} \quad (6)$$

式中: R^2 为线性回归中的决定系数,描述了回归方程解释因变量的百分比。

VIF的取值大于或等于1。当VIF值越接近于1时,表明自变量之间的多重共线性越弱;VIF值越大,则说明该变量与其他自变量之间的线性相关性越强,多重共线性问题越明显。本文参考常用经验标准,以VIF=10作为判断阈值。当VIF<10时,认为变量不存在严重多重共线性;当VIF≥10时,认为变量存在较严重多重共线性,应考虑对变量进行删减处理。

2.3 评估和验证

2.3.1 混淆矩阵分析

为评估预测模型的精度,通常使用混淆矩阵进行结果分析。混淆矩阵是一个二维方阵,广泛应用于二分类问题的性能评估。它由4个核心值组成:真阴性(TN),表示模型将实际为负类的样本正确预测为负类;假阴性(FN),表示模型将实际为正类的样本错误预测为负类;真阳性(TP),表示模型将实际为正类的样本正确预测为正类;假阳性(FP),表示模型将实际为负类的样本错误预测为正类。通过混淆矩阵中的TP、TN、FP和FN参数,可以进一步计算模型的性能指标。

① 敏感性

敏感性指所有真实正类中被模型正确识别为正类的比例,其计算公式为:

$$\text{敏感性} = \frac{TP}{TP + FN} \quad (7)$$

② 特异性

特异性指所有真实负类中被模型正确识别为负类的比例,其计算公式为:

$$\text{特异性} = \frac{TN}{TN + FP} \quad (8)$$

③ 精确度

精确度指模型预测为正类的样本中实际为正类的比例,其计算公式为:

$$\text{精确度} = \frac{TP}{TP + FP} \quad (9)$$

④ 准确度

准确度指模型整体预测正确的比例,其计算公式为:

准确度 = (TP + TN) / (TP + TN + FP + FN) (10)

2.3.2 受试者工作特征(ROC)曲线验证

ROC 曲线是评估逻辑回归模型性能的常用工具,尤其适用于二元分类问题。该曲线通过展示模型预测的真阳性率(TPR)与假阳性率(FPR)的关系,直观地反映分类系统在不同阈值下的表现。具体而言,ROC 曲线用于评估模型预测目标类别为正例(如检测管道缺陷)的能力,相对于错误预测为正例的概率(即假阳性率)。

曲线下面积(AUC)是衡量模型性能的重要指标,AUC 值为 0.5(表示随机猜测的对角线)~1.0(表示完美分类)。通常,AUC 值<0.5,表示模型表现低于随机水平,属于预测失败;AUC 值为 0.5~0.7,表示模型的预测能力较弱;AUC 值为 0.7~0.9,表示模型具有较好的预测能力;AUC 值>0.9,则表明模型的预测性能非常优秀。此外,AUC 值具有较强的鲁棒性,能够有效应对类别不平衡问题,适用于实际应用中正负样本分布不均的情况。

通过绘制 ROC 曲线并计算 AUC 值,可以全面评估模型的分类性能,便于不同模型或参数调整效果的直观比较和验证。

3 模型建立

本文采用二元 Logistic 回归方法进行管道的风险预测。逻辑回归模型通过数学建模技术,用于描述自变量与因变量之间的关系,通常用于预测灾害发生的概率。在管网风险预测中,逻辑回归模型的目标是构建缺陷发生等级与管网影响因素之间的关系模型。

3.1 共线性验证

在逻辑回归模型中,各影响因子应相互独立。当多个变量高度相关时,会出现多重共线性,这将直接影响模型的准确性。在统计学中,多重共线性通常通过 TOL 和 VIF 来衡量。一般而言,当 TOL 值>1 且 VIF 值<10 时,说明各影响因子之间不存在显著的多重共线性。

根据式(5)、(6),可得到如表 2 所示的共线性分析结果。由表 2 可以看出,所选影响因子均不存在共线性问题,符合模型建立的要求,且可以参与后

续计算。

表 2 影响因子的共线性分析

Tab.2 Covariance analysis of impact factors

影响因子	VIF	TOL
管材	1.065	0.939
管龄	1.080	0.926
埋深	1.579	0.633
管径	1.410	0.709
标高	1.140	0.877
管长	1.309	0.764
雨/污水	1.448	0.691

3.2 模型评价

本文采用的模型参数如表 3 所示。

表 3 模型参数

Tab.3 Parameters of model

影响因子	λ	标准误差	Wald 统计量	自由度	显著性 p	Exp(λ)
管材	0.087	0.041	4.422	1	0.035*	1.091
管龄	0.185	0.002	33.728	1	0.000**	1.014
埋深	0.000	0.023	0.000	1	0.998	1.000
管径	-0.161	0.000	10.978	1	0.001**	0.999
标高	0.050	0.003	3.240	1	0.042*	1.005
管长	0.107	0.002	41.948	1	0.000**	0.984
雨/污水	-0.246	0.073	11.224	1	0.001**	0.782
常量	-0.542	0.133	16.731	1	0.000**	0.581

注: *指 $p<0.05$, **指 $p<0.01$ 。

根据表 3 模型分析结果, λ 的大小及其符号代表了以上影响因子对管道风险的影响程度,如果 λ 为正,表示影响因子与管道风险呈正相关,反之则为负相关。其中,管材、管龄、标高、管长均为正相关,管径、雨污水均为负相关,表明该类影响因子值的增加会降低管道发生风险的概率。Wald 统计量常用于检验统计模型中每个影响因子的系数是否显著不为零,其值越大,则认为对管网风险的影响越强。由表 3 可以看出,管长对管道风险影响的程度最大。

Exp(λ)表示影响因子每变化一个单位,因变量发生几率比的变化。如果 Exp(λ)大于 1,表示影响因子的增加与风险发生几率的增加相关;如果 Exp(λ)小于 1,表示自变量的增加与因变量发生几率的减少相关;如果 Exp(λ)等于 1,表示自变量的变化与因变量发生几率无关。

显著性分析结果显示,除埋深外,其他 6 类因子

的 p 值均小于0.05,表明这些因素对管网风险具有显著的统计学影响。具体而言,雨/污水对管网风险的影响最大,其次是管龄、管径、管长、管材和标高。该结果表明,雨/污水作为最重要的影响因素,可能与管道的结构、设计和使用环境密切相关,而管龄反映了管道的老化程度,通常老化的管道更容易发生缺陷。管径、管长和管材等因素直接影响管道的排水能力和耐久性。标高则可能与管道的埋设深度、地形起伏以及周围环境的变化有关,尽管其影响程度相对较低,但仍具有一定的显著性。

剔除不显著因子后,管道风险与各因子之间的关系可量化为:

$$P = \frac{1}{1 + e^{-(0.542 + 0.087x_1 + 0.185x_2 - 0.161x_4 + 0.05x_5 + 0.107x_6 - 0.246x_7)}} \quad (11)$$

因此,管网风险的发生由多个因素共同决定,其中雨/污水、管龄、管长、管径、管材和标高是最为显著的影响因素。

3.3 精度验证

由于埋深未通过显著性验证,因此该指标未被纳入回归模型的分析。最终,模型选择雨/污水、管龄、管长、管径、管材和标高这6个显著影响因子进行计算。根据测试数据的混淆矩阵分析结果(见表4)可知,模型成功识别了77.9%的风险事件点,并准确分类了80.2%的风险点,整体分类准确率为79.0%,模型综合性能较好($F1=0.788$)。

表4 测试数据的混淆矩阵

Tab.4 Confusion matrix of the model prediction in the testing dataset

项目	TP	TN	FP	FN	敏感性	精确度	特异性	准确度	F1
数值	4 860	5 004	1 237	1 381	0.779	0.797	0.802	0.790	0.788

训练集和验证集的ROC曲线如图2所示。

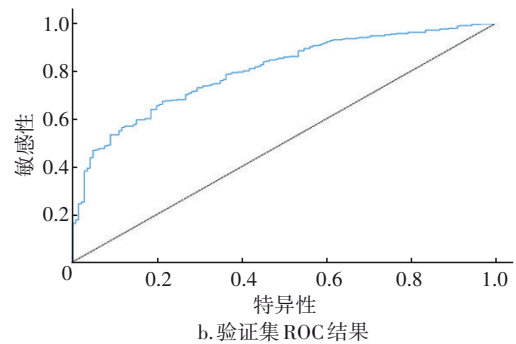
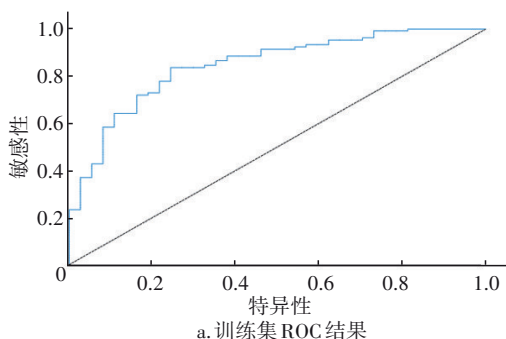


图2 训练样本与验证样本的ROC曲线

Fig.2 ROC curves for training and validation samples

结果表明,训练集的AUC值为0.801,表明模型的预测准确率为80.1%。在验证集中,AUC值为0.846,表示验证集的预测准确率为84.6%。训练集和验证集的高精度预测结果表明,该模型能够有效预测排水管道缺陷风险的发生,具备较高的精度和可靠性。

3.4 管网健康风险制图

为生成风险概率图,将逻辑回归模型得到的预测结果导入ArcGIS,并与原始风险分布图进行对比分析。由于变量中同时存在分类变量与数值变量,分析时采用表1的分级值。本研究将原始数据代入逻辑回归概率计算公式,部分算例如表5所示。

将计算得到的风险概率值导入ArcGIS后,采用自然间断法对风险概率进行等级划分。自然间断法的分类主要基于数据本身的统计分布特性,通过算法寻找数据中“自然”存在的分组边界,使得组内差异最小化、组间差异最大化,捕捉数据内在的聚类特征。根据风险概率值的分布情况,将管段划分为4个风险概率等级:一级(0~0.22)、二级(0.23~0.46)、三级(0.47~0.65)和四级(0.66~1.00)。采用2021年—2023年的实际检测数据从缺陷等级(I~IV级)重合率的角度进行对比验证,重合率计算公式如下:

$$m=2a/(b+c) \quad (12)$$

式中: m 为重合率; a 为缺陷重合个数; b 为实际缺陷数量; c 为预测缺陷数量。

结果表明,一级风险概率等级与I级缺陷的重合率为67.21%,二级风险概率等级与II级缺陷的重合率为55.77%,三级风险概率等级与III级缺陷的重合率为65.16%,四级风险概率等级与IV级缺陷的重合率为59.56%,重合率具体计算结果如表6所示。

表5 逻辑回归模型的风险概率算例(部分)

Tab.5 Partial examples of risk probability calculus for logistic regression models

分级	管材(x_1)	管龄(x_2)/a	管径(x_4)	标高(x_5)/m	管长(x_6)/m	雨/污水(x_7)	P 值
I 级	钢筋混凝土管	8	DN1 600	1.33	22.56	污水	0.20
	钢筋混凝土管	5	DN1 600	2.52	18.13	污水	0.20
	钢筋混凝土管	8	DN1 200	3.56	28.65	污水	0.22
	钢筋混凝土管	6	DN1 500	4.56	8.48	污水	0.22
	HDPE 管	7	DN1 800	1.01	21.69	污水	0.21
II 级	混凝土管	18	DN400	2.35	25.63	雨水	0.42
	HDPE 管	15	DN600	5.65	56.14	雨水	0.44
	HDPE 管	16	DN600	8.14	32.11	雨水	0.44
	混凝土管	8	DN400	6.31	5.56	污水	0.33
	混凝土管	15	DN500	5.14	16.55	污水	0.38
III 级	混凝土管	25	DN200	11.13	65.78	雨水	0.58
	HDPE 管	22	DN300	12.11	84.57	雨水	0.56
	HDPE 管	28	DN400	14.88	73.21	雨水	0.52
	HDPE 管	28	DN500	13.12	65.16	污水	0.46
	钢筋混凝土管	35	DN400	14.14	78.58	污水	0.49
IV 级	UPVC 管	38	DN200	16.33	110.62	雨水	0.68
	UPVC 管	35	DN100	22.89	120.2	雨水	0.69
	混凝土管	40	DN300	16.21	135.58	雨水	0.66
	混凝土管	35	DN200	19.58	122.74	雨水	0.66
	UPVC 管	36	DN200	25.14	110.65	雨水	0.67

表6 风险点数量及占比

Tab.6 Number and percentage of risk points

缺陷级别	实际缺陷数量/处	预测缺陷数量/处	与实际缺陷重合数量/处	重合率/%
I 级	3 194	3 156	2 134	67.21
II 级	1 997	2 514	1 258	55.77
III 级	1 012	974	647	65.16
IV 级	1 599	1 158	821	59.56

总体而言,分类结果与实际情况基本保持一致。其中,风险概率等级为一、二级的管段占总数的 72.67%,其重合率为 62.46%,表明此次预测结果可正确涵盖研究区 62.46% 的非风险点(即 I、II 级缺陷管段)。风险概率等级为三、四级的管段占总数的 27.33%,涵盖研究区 61.90% 的风险点(即 III、IV 级缺陷管段),表明这些区域风险程度较高,与实际情况基本吻合。

4 结论

排水管网的缺陷不仅会对环境和土壤质量造成负面影响,还可能引发地面塌陷、内涝等严重灾害。对于海滨城市而言,由于水资源紧张,管网缺陷带来的影响尤为严重。本文以国内某城市的某一区域为研究对象,基于历史实际检测数据,选取 7 802 处缺陷位置,结合管材、管龄、埋深、管径、标

高、管长、雨/污水等 7 个影响因子,并利用风险点和非风险点数据构建二元 Logistic 回归模型。通过混淆矩阵与 ROC 曲线对模型进行验证,最终生成了研究区域的管网风险地图。

① 在 7 个影响因子中,6 个影响因子在 95% 置信区间内对管网风险的作用具有显著性,依次为雨/污水、管龄、管径、管长、管材、标高。其中,雨/污水、管龄和管径对管网发生风险的影响最大。具体而言,污水管网、管龄较长以及管径较小的排水管道更容易发生缺陷风险。

② 二元 Logistic 回归结果表明,雨/污水、管龄、管径、管长、管材和标高 6 个影响因子均可参与模型验证。通过混淆矩阵和 ROC 曲线的结果能够有效验证模型性能。混淆矩阵表明模型的总体分类准确率为 79.0%;训练集(80%)风险点的 AUC 值

为80.1%,验证集(20%)风险点的AUC值为84.6%。AUC值均大于80%,表明该模型具有较高的预测准确性。

③ 风险概率等级为三、四级管段占比为27.33%,涵盖研究区61.90%的风险点,表明缺陷风险点在区域内呈现较为密集的分布,且风险程度较高。与实际检测数据对比,预测结果与实际情况基本一致,表明模型及其影响因子的选取符合实际情况。Ⅲ、Ⅳ级缺陷为高风险管段,应优先进行修复或疏通。

④ 管网缺陷的发生受多种因素的影响,致灾过程较为复杂。本文仅考虑管网排水能力等内部因素,未将土地地貌、人为活动等外部环境因素纳入考虑,导致指标选取不够全面。因此,未来应进一步考虑外部因素,并将其量化后纳入模型计算。

⑤ 在应用实际检测数据进行分析时,仍面临一些挑战。首先,缺陷的检测依赖于设备与人员的经验判断;其次,缺陷的修复通常存在一定的滞后性。尽管如此,基于本文研究结果,模型能够较为可靠地预测风险点,为后续管网的运营和更新改造提供参考,进而促进管网的可持续性运行。考虑到深圳市在管网检测方面的严格要求,模型应用于其他城市时仍需关注数据选取与精度验证。

参考文献:

- [1] HUANG F, WANG N N, FANG H Y, et al. Research on 3D defect information management of drainage pipeline based on BIM[J]. Buildings, 2022, 12(2): 228.
- [2] FATHY I, ABDEL-AAL G M, FATHY M R, et al. The negative impact of blockage on storm water drainage network[J]. Water, 2020, 12(7): 1974.
- [3] 王文宾. 城市排水管网运行状况检测与评估分析[J]. 山西建筑, 2023, 49(22): 136-140.
- WANG W B. Detection and evaluation analysis of the operational status of urban drainage network[J]. Shanxi Architecture, 2023, 49(22): 136-140(in Chinese).
- [4] 张辉煌, 宫经成, 黄超, 等. 污水管网健康状况分析与修复技术选型[J]. 施工技术(中英文), 2022, 51(5): 92-96.
- ZHANG H H, GONG J C, HUANG C, et al. Health status analysis and restoration technology selection of sewage pipe network [J]. Construction Technology, 2022, 51(5): 92-96(in Chinese).
- [5] 刘沛. CCTV及QV技术在城市雨污水管网摸排检测中的应用[J]. 水利科学与寒区工程, 2023, 6(1): 142-144.
- LIU P. Application of CCTV and QV technology in the detection of urban storm sewer network [J]. Hydro Science and Cold Zone Engineering, 2023, 6(1): 142-144(in Chinese).
- [6] 马晴晴, 吴珊, 王昊, 等. 雨水管网健康度评价与应用[J]. 水利水电技术(中英文), 2022, 53(3): 195-204.
- MA Q Q, WU S, WANG H, et al. Health degree evaluation and application of rainwater pipe network [J]. Water Resources and Hydropower Engineering, 2022, 53(3): 195-204(in Chinese).
- [7] 张小越, 王龙帅. 基于缺陷评定的排水管网健康评估数值分布趋势分析[J]. 北京测绘, 2023, 37(6): 928-932.
- ZHANG X Y, WANG L S. Numerical distribution trend analysis of drainage network health assessment based on defect assessment [J]. Beijing Surveying and Mapping, 2023, 37(6): 928-932(in Chinese).
- [8] 孟宪翠, 黄翔, 王莎莎, 等. 柳州市市区某截污管道CCTV检测与修复实践[J]. 给水排水, 2018, 44(12): 93-97.
- MENG X H, HUANG X, WANG S S, et al. The CCTV detection and repair practice of the sewage intercepting pipeline in Liuzhou City [J]. Water & Wastewater Engineering, 2018, 44(12): 93-97(in Chinese).
- [9] 陈少博, 杨宇轩, 王浩, 等. 南方滨海城市排水管网典型缺陷类型普查及成因机制分析[J]. 给水排水, 2022, 48(增刊1): 464-470.
- CHEN S B, YANG Y X, WANG H, et al. Typical defect types and cause mechanism of sewer pipelines in southern coastal city [J]. Water & Wastewater Engineering, 2022, 48(S1): 464-470(in Chinese).

作者简介:董以广(1978—),男,山东高唐人,硕士,高级工程师,主要研究方向为给水排水。

E-mail:37218639@qq.com

收稿日期:2025-03-10

修回日期:2025-06-10

(编辑:丁彩娟)