

中文引用格式:郝景开,李红艳,张峰,等. 基于 MCDM-BPNN 的城市内涝风险评价及调蓄池选址[J]. 中国安全科学学报, 2024, 34(8):214-221.

英文引用格式:HAO Jingkai, LI Hongyan, ZHANG Feng, et al. Risk assessment of urban waterlogging and site selection of storage tank based on MCDM-BPNN[J]. China Safety Science Journal, 2024, 34(8):214-221.

基于 MCDM-BPNN 的城市内涝风险评价 及调蓄池选址*

郝景开^{1,2}, 李红艳^{**1,2}副教授, 张峰^{1,2}副教授, 张翀³,
毛立波⁴正高级工程师, 刘大为^{1,2}

(1 太原理工大学 环境科学与工程学院, 山西 晋中 030600; 2 山西省市政工程研究生教育创新中心, 山西 晋中 030600; 3 山西省交通科技研发有限公司, 山西 太原 030032; 4 山西大地环境投资控股有限公司 科创管理部, 山西 太原 030032)

中图分类号: X915.5 文献标志码: A DOI: 10.16265/j.cnki.issn1003-3033.2024.08.1518

资助项目: 山西省自然科学研究面上项目(202203021221060); 山西省研究生创新项目(2023KY254); 吕梁市引进高层次人才科技人才重点研发项目(2021RC-1-22)。

【摘要】 为建立一套较为完善的城市内涝风险评价体系, 并据此确定调蓄池位置, 首先, 从积水风险、超载风险和边侧进流量 3 个维度构建评价指标, 设计一种包括改进层次分析法(IAHP)、反熵权法(AEW)和优劣解距离法(TOPSIS)的混合多准则决策框架(MCDM); 然后, 将 IAHP-AEW-TOPSIS 模型分别与 IAHP-TOPSIS、AEW-TOPSIS 模型对比, 通过斯皮尔曼排序相关系数验证排序一致性, 通过计算变异系数、相对极差和灵敏度证实 IAHP-AEW-TOPSIS 模型的性能; 最后, 结合反向传播神经网络(BPNN), 建立 MCDM-BPNN 模型, 并以山西省某一内涝易发区域为例进行验证。结果表明: 积水风险对城市内涝风险评价体系的影响最为显著, 所占权重为 0.46, 其次为超载风险, 所占权重为 0.36; 节点位置与连接管道数量很大程度上对该节点的内涝风险产生影响, 在管道汇接处或汇流面积较大处内涝出现更为频繁; IAHP-AEW-TOPSIS 模型在样本判别方面具有更好的性能; 在 5 年与 10 年重现期下, MCDM-BPNN 模型验证集准确率分别为 93.3% 和 100%, 能够准确快速模拟和预测城市洪水; 应用案例设置调蓄池后, 高、中、低风险节点数量分别为 7、9、30 和 6、19、21, 内涝溢流削减效果显著。

【关键词】 多准则决策框架(MCDM); 反向传播神经网络(BPNN); 城市内涝; 风险评价; 调蓄池

Risk assessment of urban waterlogging and site selection of storage tank based on MCDM-BPNN

HAO Jingkai^{1,2}, LI Hongyan^{1,2}, ZHANG Feng^{1,2}, ZHANG Chong³,
MAO Libo⁴, LIU Dawei^{1,2}

(1 School of Environmental Science and Engineering, Taiyuan University of Technology, Jinzhong Shanxi 030600, China; 2 Shanxi Municipal Engineering Graduate Education Innovation Center,

* 文章编号: 1003-3033(2024)08-0214-08; 收稿日期: 2023-12-11; 修稿日期: 2024-03-19

** 通信作者: 李红艳(1975—), 女, 山西吕梁人, 博士, 副教授, 主要从事灾害风险评估、城市水资源与水系统研究等。E-mail: lhy3162@126.com。

Jinzhong Shanxi 030600, China; 3 Shanxi Traffic Science and Technology Research and Development Co., Ltd., Taiyuan Shanxi 030032, China; 4 Science and Technology Management Department of Shanxi Dadi Environmental Investment Holding Limited Liability Company, Taiyuan Shanxi 030032, China)

Abstract: To establish a comprehensive evaluation system for urban waterlogging risk, three dimensions were selected: water accumulation risk, overload risk, and lateral inflow. This system aims to provide a reference for the optimal placement of storage tanks. Firstly, a mixed MCDM framework including the improved analytic hierarchy process (IAHP), anti-entropy weight method (AEW), and technique for order preference by similarity to ideal solution (TOPSIS) was designed. Then, the IAHP-AEW-TOPSIS model was compared with IAHP-TOPSIS and AEW-TOPSIS model respectively, and the ranking consistency was verified by Spearman ranking correlation coefficient. The performance of IAHP-AEW-TOPSIS model was confirmed by calculating variation coefficient, relative range and sensitivity. Finally, a model based on MCDM-BPNN was established and verified by a waterlogging-prone area in Shanxi Province. The results show that water accumulation risk has the most significant influence in the evaluation system of urban waterlogging risk, with the weight of 0.46, followed by the overload risk with the weight of 0.36. The location of the node and the number of connecting pipes greatly affect the risk of waterlogging of the node, and waterlogging occurs more frequently at the junction of pipes or in larger confluence areas. There was better performance exhibited by the IAHP-AEW-TOPSIS model. In the 5-year and 10-year return periods, the accuracy of MCDM-BPNN model verification set is 93.3% and 100% respectively, which can accurately and rapidly simulate and predict urban floods. After the application case is set up, the number of high, medium and low risk nodes are 7, 9, 30 and 6, 19, 21 respectively, and the effect of reducing waterlogging overflow is remarkable.

Keywords: multi-criteria decision making (MCDM); back propagation neural networks (BPNN); urban waterlogging; risk assessment; storage tank

0 引言

中国作为全球第二大经济体,正经历着快速城市化发展阶段。国家统计局数据显示,2022年末,全国常住人口城镇化率为65.22%,2023年已达66.16%^[1]。城市扩张使下垫面硬化与不透水比例增加,导致排水压力加重,进而引发城市内涝。2023年8月,受台风杜苏芮等影响,我国华北等地出现极端降水天气,多地发生洪涝灾害,灾害风险评价已成为学术界探讨的热点问题之一^[2],在城镇化和极端天气的双重压力下,建立一套针对城市内涝灾害的风险评价体系刻不容缓。

有关城市内涝的洪水风险评价是一个受多因素影响的复杂难题。李碧琦等^[3]考虑危险性和易损性2大因素,建立了内涝风险评价指标体系,利用层次分析法(Analytic Hierarchy Process, AHP)得到研究区域的高风险区与低风险区分布。DUAN Chenyu等^[4]采用多准则决策分析方法建立了城市内涝风

险评价图,考虑了人为因素对城市内涝风险的影响。LI Ziwei等^[5]从致灾因素、孕灾环境敏感性和受灾体脆弱性3方面,采用熵权法(Entropy Weight, EW)、AHP法建立了洪水风险评价模型。现有内涝风险评估模型可分为过程驱动模型和数据驱动模型,城市雨水管理模型(Stormwater Management Model, SWMM)^[6]作为一种过程驱动模型,被广泛用于城市内涝风险评估。随着大数据和智能水务技术的发展,人工智能和机器学习等数据驱动模型在内涝评估中的应用也越来越多^[7]。王颖等^[8]利用模糊层次评价法耦合Epanet、1stOpt模型,准确判断供水管网中安全系数较低的环节。过程驱动模型依赖于水文水力计算,而数据驱动模型通过利用从数据中学习到的物理现象的长期规则,提供了更快的计算速度和更可靠的模拟性能,但也存在忽略水文过程的局限性,将SWMM模型与数据驱动模型结合可以有效解决这一问题。

鉴于此,笔者拟基于积水风险-超载风险-边侧

进流量风险的框架构建内涝风险评价指标体系,在多准则决策框架 (Multi-criteria Decision Making, MCDM)^[9] 分析方法基础上探究并制定一种适用于评估城市内涝风险的综合方法,通过反向传播神经网络 (Back Propagation Neural Networks, BPNN), 在输入和输出数据之间建立映射, 评估调蓄前后节点内涝风险, 以期为城市灾害应急响应和防汛部门防灾减灾策略提供理论基础和科学依据。

1 城市内涝风险评价指标体系

内涝风险评价系统分为目标层、准则层和指标层 3 个层次, 目标层为最高层, 为分析目的或需要解决的问题, 将内涝风险评估指标 A 作为目标层; 准则层为决策时需要考虑的准则, 根据 SWMM 模型模拟结果选取积水风险 B_1 、超载风险 B_2 和边侧进流量 B_3 作为准则层; 指标层是指各种致灾的具体影响因素, 综合城市内涝特征, 选取准则层中的 7 个影响因素 $C_1 \sim C_7$ 为指标层, 如图 1 所示。根据《室外排水设计标准》(GB 50014—2021), 当积水节点深度超过 15 cm 时, 会导致城市交通不便。积水时间可由 SWMM 模拟结果得到, 积水面积和积水深度的计算参照文献[10]。在超载风险方面, 当水超过最高的管道顶部时, 就会发生超载现象, 管道超载可能会降低管道的正常使用年限, 导致排水不畅, 发生积涝事件。

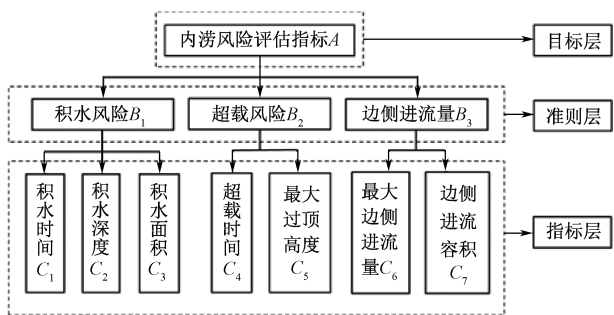
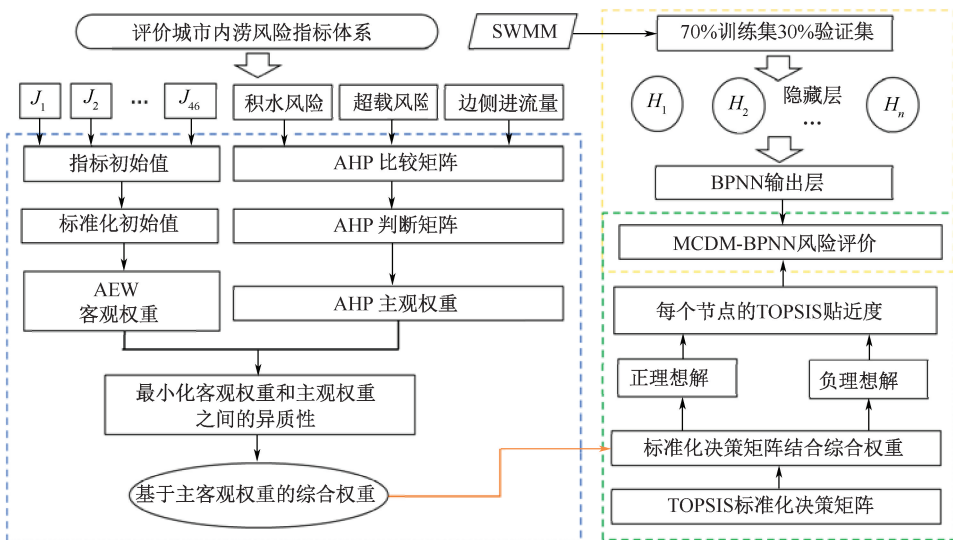


图 1 城市内涝风险评价指标体系

Fig. 1 Evaluation index system of urban waterlogging risk

2 城市内涝风险评价方法

评价内涝风险的 MCDM-BPNN 模型框架如图 2 所示。该模型包括 2 个部分, 第 1 部分: 指标赋权阶段。在构建评价指标体系基础上, 提出一种基于改进层次分析法 (Improved AHP, IAHP) 和反熵权法 (Anti-EW, AEW) 的主客观综合赋权方法。第 2 部分: MCDM-BPNN 构建阶段。由于所构建的指标均为定量指标, 为评价研究区域内存在的超载节点与管段数量, 应用优劣解距离法 (Technique for Order Preference by Similarity to Ideal Solution, TOPSIS), 将 SWMM 模型的输出水文过程要素数据作为 BPNN 的输入, 构建风险评价模型。



注: $J_1 \sim J_{46}$ 为节点, $H_1 \sim H_k$ 为隐藏层, k 为隐藏层个数。

图 2 评价城市内涝风险的 MCDM-BPNN 模型

Fig. 2 MCDM-BPNN model for urban waterlogging risk assessment

2.1 IAHP-AEW 组合赋权

传统 AHP 法^[11] 采用 9 标度法判定指标的权重, 专家的主观性对结果影响较大。采用三标度法更容

易对指标的重要性作出判断, 减少人为主观因素对评价结果的影响, 增强决策科学性。反熵权法^[12] 是一种客观的加权方法, 通过对主客观权重分配合理的比

重来获取更为准确的组合权重。根据最小相对信息熵原理,用拉格朗日乘数法优化可得组合权重。

2.2 基于 TOPSIS 构建 MCDM 方法

步骤 1:构造 TOPSIS 标准化决策矩阵,记为 $X = [x_{ij}]_{m \times n}$ 。

$$r_{ij} = (\max_j x_{ij} - x_{ij}) / (\max_j x_{ij} - \min_j x_{ij}) \quad (1)$$

式中: x_{ij} 为各节点对应各指标的值 ($i = 1, 2, \dots, m$; $j = 1, 2, \dots, n$), m 为需要评价的节点数; n 为评价指标数; r_{ij} 为标准化后的矩阵。

步骤 2:根据标准化后的矩阵计算正负理想解。

$$\begin{cases} R_j^+ = \{\max_i r_{ij} \mid i = 1, 2, \dots, m\} = \{r_1^+, r_2^+, \dots, r_n^+\} \\ R_j^- = \{\min_i r_{ij} \mid i = 1, 2, \dots, m\} = \{r_1^-, r_2^-, \dots, r_n^-\} \end{cases} \quad (2)$$

式中 R_j^+ 和 R_j^- 分别为正负理想解的第 j 项指标在各个评价对象中的最优值和最劣值。

步骤 3:根据正理想解和负理想解计算标准化矩阵的综合贴近度。

$$D_i = \sqrt{\sum_{j=1}^n [\omega_j (R_j^+ - r_{ij})]^2} \quad (3)$$

$$C_i = \frac{D_i^-}{D_i^+ + D_i^-} \quad (4)$$

式中: ω_j 为组合权重, C_i 为综合贴近度; D_i^+ 和 D_i^- 分别为离正负理想解的距离。当 C_i 接近 1 时,更接近正理想点,表明城市管网溢流导致的内涝风险较低;当 C_i 接近 0 时,表明城市管网溢流导致的内涝风险更高。

2.3 BPNN 模型

BPNN 通过 BP 算法来调整网络中每个神经元的权重和偏置^[13],以降低误差,提高网络的精度,可用于解决分类回归、模式识别等问题。通过在输入和输出数据之间建立映射,利用从数据中学习到长期规则,合理评价城市内涝风险。

3 内涝风险评价案例分析

3.1 研究区概化与参数取值

选取华北西部黄土高原东侧的山西省某市为研究区域,该区域地貌类型复杂多样,东北高、西南低,属温带大陆性季风气候,年均气温 $4 \sim 14 \text{ }^\circ\text{C}$,由北向南升高,年降水量 $358 \sim 621 \text{ mm}$,季节分布不均。研究区域总面积约为 6.07 km^2 ,地面高程为 $987.07 \sim 1\,000.18 \text{ m}$,整体坡度较小,存在部分低洼点,当发生暴雨时,极易发生内涝灾害。

排水系统是形成水文径流响应的关键因素,在整

个城市发展过程中加强对城市内涝的控制通常通过加强排水系统来实现,故以排水管网溢流风险近似代表内涝情况,在溢流处采取措施以降低内涝风险。排水管网概化是构建城市暴雨内涝模型的关键^[14]。根据流域地形和管网流向在 SWMM 中描绘出主要雨水管道,将研究区域划分为 48 个汇水单元、46 个节点、46 条管段和 1 个出水口 O_1 ,研究区域的概化结果如图 3 所示。文中动态模拟采用选择参数较少且适用于小流域的 Horton 模型,各参数的物理意义、取值及取值方法参考 SWMM 使用手册及文献^[15]。

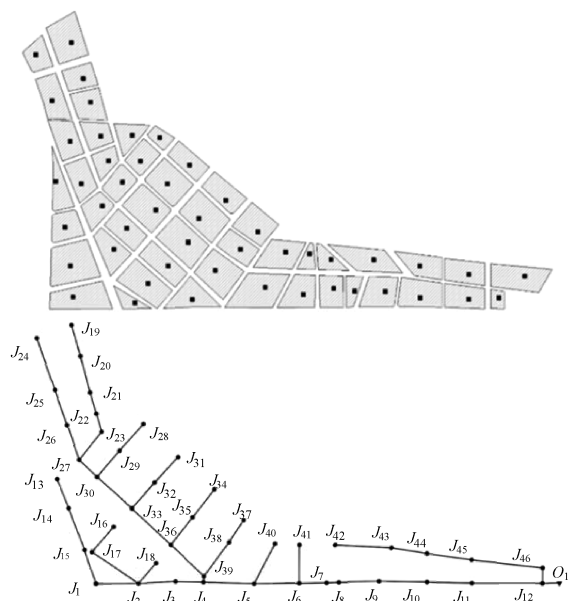


图 3 研究区域概化

Fig. 3 Generalization of study area

降雨强度是影响调蓄池环境效应发挥的重要因素之一,对内涝发生起决定作用。暴雨强度计算式如下:

$$q = \frac{1\,532.7 \times (1 + 1.08 \lg P/a)}{(t + 6.9)^{0.87}} \quad (5)$$

式中: q 为降雨强度, $\text{L}/(\text{s} \cdot \text{hm}^2)$; P 为设计重现期, a ; t 为降雨历时, min 。

设计降雨过程采用芝加哥雨型,参考以往降雨雨型研究,选取 5 与 10 年重现期,雨水管网优化模拟研究时模拟降雨历时取 2 h 、雨峰系数取 0.4 ^[16]。

3.2 指标权重计算

基于 IAHP 和 AEW 确定综合权重。由图 4a 可知:3 种方法确定的 B_1 权重最大,说明积水风险在内涝风险体系中占有最显著的地位;IAHP 法确定的 B_1 和 B_2 权重相同,而 AEW 法中 B_2 和 B_3 的权值比较接近,且 IAHP 法和综合权重均表明 B_3 的权重

最小,说明边侧进流量对城市内涝风险的影响较小。由图 4b 可知: AEW 法下各指标权重较为接近,而 IAHP 法的各指标权重差异较大;在 AEW 法中,权重占比最大的 3 个因素为 C_7 、 C_6 、 C_5 ,在 IAHP 法中,权重占比最大的 3 个因素为 C_4 、 C_1 、 C_3 ,不同赋权方法确定的内涝指标权重差异较大,综合赋权方法能更全面地评价内涝风险。

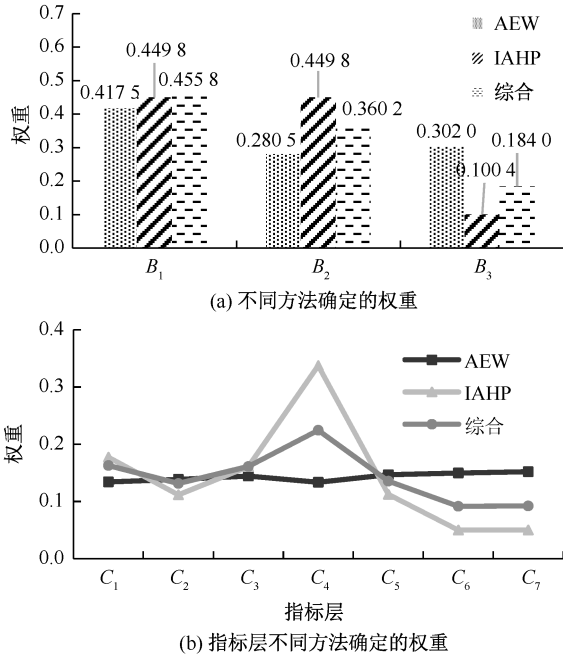


图 4 不同加权方法下指标权重的对比

Fig. 4 Comparison of the indicator weights under of different weighting methods

3.3 模型误差与敏感性分析

导致综合评价结果敏感性的原因有指标类型一致化、指标无量纲化、一致化与无量纲化顺序、评价模型的选择和权重系数的不同等,分别采用较为常见的 2 种 TOPSIS 无量纲化方法(式(1)和式(6))计算其排序结果,结果见表 1。由表 1 可知:2 种方法的排序结果基本一致,但式(1)中各个节点贴近度的极差更大(为 0.763 7),能更好地体现各被评价对象的整体差异,敏感性分析效果良好。

$$r_{ij} = x_{ij} / \sqrt{\sum_{i=1}^n x_{ij}^2} \quad (6)$$

表 1 不同无量纲化方法的计算结果

Table 1 Calculation results of different dimensionless methods

评价指标	最大贴近度值	最小贴近度值	极差
式(1)	0.958 9	0.195 2	0.763 7
式(6)	0.782 2	0.045 9	0.736 3

设置 IAHP-TOPSIS、AEW-TOPSIS、IAHP-AEW-TOPSIS 3 种模型的对比验证 MCDM 模型排序结果有效性,选用斯皮尔曼排序相关系数^[17]检验排序一致性,通过变异系数、相对极差和灵敏度进行样本判别检验,见表 2。对比模型的排序一致性均大于 0.95,表明与其他模型相比,所提出模型的排序结果与其他模型的结果不存在显著差异,鲁棒性较好,验证了文中模型排序结果的可靠性;与其他模型相比,IAHP-AEW-TOPSIS 模型的样本判别检验指标均大于 AEW-TOPSIS 模型,说明其具有更好的样本判别性,且在与 IAHP-TOPSIS 模型结果相差不大的情况下能够兼顾主观权重和客观权重的有效信息,改善单一权重的不足,使排序结果更加有效。综上所述,文中提出的综合赋权法和 TOPSIS 的 MCDM 模型具有较强的鲁棒性且在样本判别方面具有更好的性能。

表 2 模型排序一致性检验

Table 2 Consistency test of model ranking

评价指标	斯皮尔曼排序相关系数	变异系数	相对极差	灵敏度
IAHP-AEW-TOPSIS	1.000 0	0.353 2	2.393 2	0.571 7
IAHP-TOPSIS	1.000 0	0.362 3	2.465 2	0.582 7
AEW-TOPSIS	0.968 2	0.292 9	1.828 2	0.440 9

3.4 MCDM-BPNN 内涝风险评价及调蓄池选址

对综合权重进行 TOPSIS 计算,得出各节点的贴近度,贴近度排名前 10 的节点在积水风险、超载风险、边侧进流量上的特征如图 5 所示。由图 5a 可知: J_2 贴近度最小,表明其距负理想解最近,根据式(3)、式(4)可知:离负理想解近的节点风险更大,故 J_2 的积水风险最大,积水风险按照 J_2 、 J_{13} 、 J_{15} 、 J_5 、 J_{36} 、 J_{35} 、 J_{32} 、 J_{33} 、 J_{10} 、 J_9 的顺序依次减少。积水风险与超载风险的权重基本相同且较大,边侧进流量次之,说明积水风险和超载风险是 J_2 风险存在的主要影响因素。同样, J_9 风险最小,归因于其较好的积水情况。由图 5 d 可知:在管道超载方面超载时间所占权重较大,但其标准化后的值在各节点的波动程度较小。通过计算贴近度发现, J_2 表现最好, J_{10} 表现最差,可能原因是 J_{10} 为整个排水管网的末端管道,承载的雨量更大,表现为管道超载。由图 5e、图 5f 可知:10 个节点的边侧进流量差异较大,均方差为 0.163 5,高于积水风险(0.062 5)和超载风险(0.095 7)。 J_2 的边侧进流量指标均大于其他节点,原因是 J_2 作为汇合点汇集了 4 条管道,节点流量大。综上,节点的位置与连接管道数量很大程度

上对上述因素产生影响,从而影响调蓄池的选址。

建立 BPNN 模型,将节点随机分成训练集(70%)和验证集(30%)。5 年重现期下得到训练集和验证集的准确率分别为 90%和 93.3%,证明模型合理。根据相对贴近度大小将 46 个节点均分为高风险、中风险、低风险 3 个等级,节点个数分别为 15、15、16。选择贴近度排名前 10 的节点即 J_{15} 、 J_{35} 、 J_{10} 、 J_{32} 、 J_5 、 J_9 、 J_2 、 J_{33} 、 J_{36} 、 J_{13} 设置调蓄池后使用 BPNN 模拟,高、中、低风险的节点数目分别为 7、9、30。10 年重现期模型训练集和验证集的准确率分别为 96.7%和 100%,高、中、低风险的节点数目分别为 6、19、21,达到了较好的内涝削减效果,同时证明了 MCDM 模型的合理性。

设置轻微内涝节点削减率、严重积水节点削减率、平均积水时间削减率和超载时间削减率 4 个评价指标。在改造调蓄池后,5 年重现期下轻微内涝节点由 40 个减少至 33 个,且有 39.1%的节点积水深度明显降低。积水时间方面,干管的变化较为明显,设置调蓄池前,积水时间大于 2 与 1 h 的节点分别占 91.3%和 100%;设置调蓄池后,积水时间大于 2 和 1 h 的节点分别减少为 56.5%和 84.8%。严重积水节点削减率为 38.1%,平均积水时间削减率为 17.9%。超载时间方面,21 条管段的超载时间发生了不同程度的减少,超载时间削减率为 4.5%。重现期为 10 年时,有 18 个节点的积水深度有明显降低,轻微内涝节点削减率为 9.5%,严重积水节点削

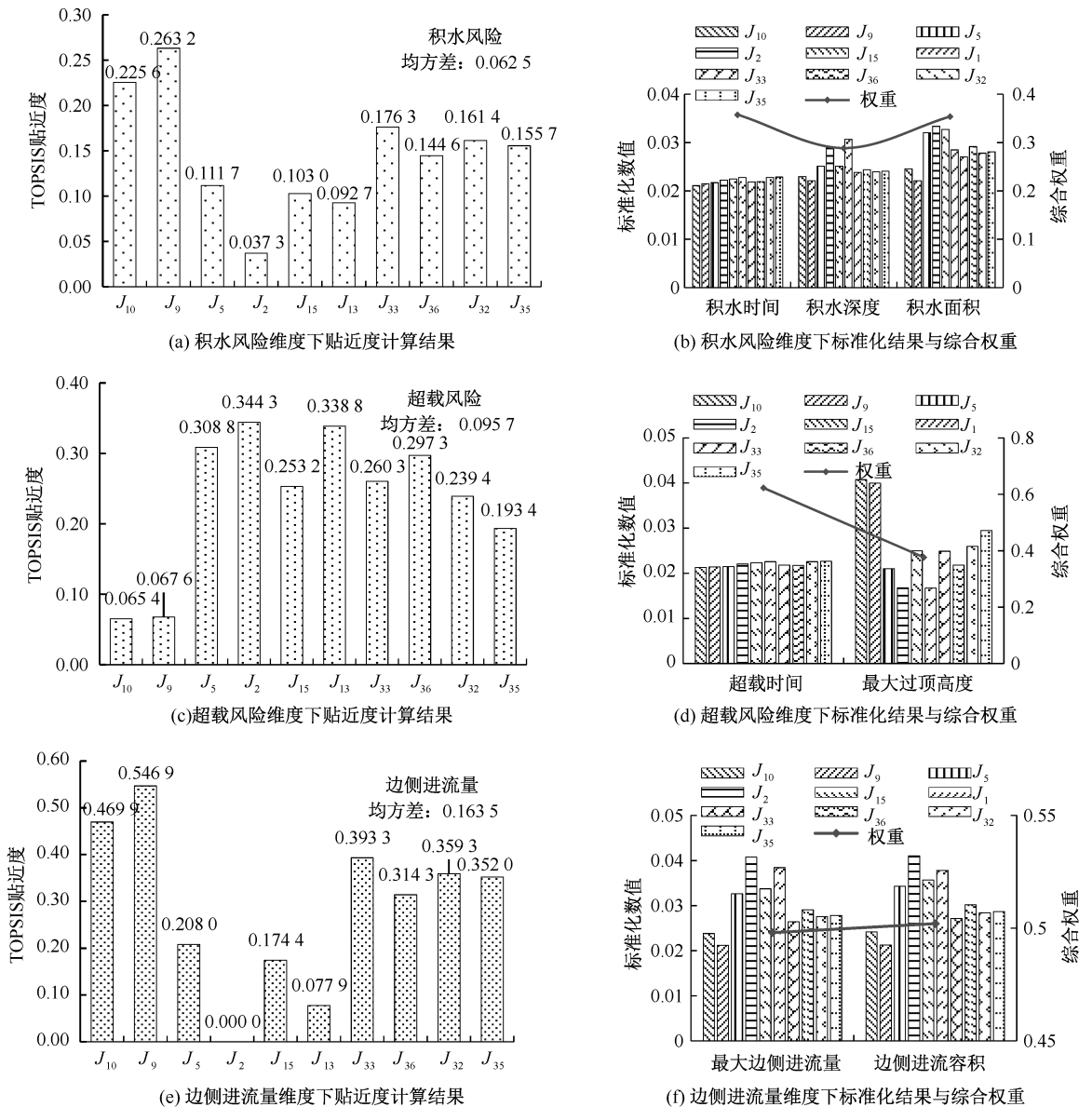


图 5 节点在各评价指标下的表现

Fig. 5 Performance of ten nodes under each evaluation index

减率为 39.5%，平均积水时间削减率为 16.4%，超载时间削减率为 3.5%。经分析发现，削减率大的节点均为多支管的汇接点或沿排水干管分布的节点。

4 结 论

1) 过程驱动模型 SWMM 与数据驱动模型 BPNN 的结合整合了现有的城市内涝模型的优点，通过利用从数据中学习到的物理现象的长期规则，提供了更快的计算速度和可靠的模拟性能。

2) 节点位置与连接管道数量对节点的内涝风

险影响较大，内涝风险大的点在管道汇接处或汇流面积较大处出现更为频繁；城市内涝更明显地表现为路面积水与管道超载现象。MCDM-BPNN 模型对城市内涝风险体系具有良好的适用性，克服了单独使用 IAHP 或 AEW 的局限性，预测效率高且能够准确判断节点风险，确定调蓄池位置，可为合理高效模拟预报城市内涝及调蓄池选址提供科学参考。

3) 未来将进一步研究调蓄池设置方式、运行模式与实际应用，将经济目标纳入目标函数进行多目标分析，并通过一二维耦合模型进行水动力学模拟，构建更加精确成熟的城市内涝评价体系。

参 考 文 献

- [1] 中华人民共和国 2022 年国民经济和社会发展统计公报[EB/OL]. (2023-09-10). <https://www.stats.gov.cn/>.
- [2] 唐少虎,朱伟,程光,等.暴雨内涝下城市道路交通系统安全韧性评估[J].中国安全科学学报,2022,32(7):143-150.
TANG Shaohu,ZHU Wei,CHENG Guang,et al. Safety resilience assessment of urban road traffic system under rainstorm waterlogging[J]. China Safety Science Journal,2022,32(7):143-150.
- [3] 李碧琦.不同空间尺度下深圳市城市暴雨内涝灾害风险评估[D].广州:华南理工大学,2020.
LI Biqi. Risk assessment of urban rainstorm waterlogging disaster at different spatial scales in Shenzhen [D]. Guangzhou: South China University of Technology,2020.
- [4] DUAN Chenyu,ZHANG Jiquan,CHEN Yanan,et al. Comprehensive risk assessment of urban waterlogging disaster based on MCDA-GIS integration: the case study of Changchun,China[J]. Remote Sensing,2022,14(13):3101-3118.
- [5] LI Ziwei,TANG Xiangling,LI Liju,et al. GIS-based risk assessment of flood disaster in the Lijiang River basin[J]. Scientific reports,2023,13(1):6160-6173.
- [6] 郑安娜,李建微,陈思喜,等.城市洪涝风险评估中的软件应用及进展[J].中国安全科学学报,2022,32(9):118-125.
ZHENG Anna,LI Jianwei,CHEN Sixi,et al. Application and progress of software in urban flood risk assessment[J]. China Safety Science Journal,2022,32(9):118-125.
- [7] STEIN L,PIANOSI F,WOODS R. Event-based classification for global study of river flood generating processes[J]. Hydrological Processes 2020,34(7):1514-1529.
- [8] 王颖,王圃,王梓璇,等.山地城市供水管网水质安全风险评价方法[J].中国安全科学学报,2023,33(8):205-211.
WANG Ying,WANG Pu,WANG Zixuan,et al. Risk assessment method for water quality safety of water supply network in mountainous cities[J]. China Safety Science Journal,2023,33(8):205-211.
- [9] AMIRHOSSEIN N,ABBAS R,MEHDY S S H. Integrated SUSTAIN-SWMM-MCDM approach for optimal selection of LID practices in urban stormwater systems[J]. Water Resources Management,2023,37(9):3769-3793.
- [10] 李红艳,张翀,崔建国,等.基于博弈论赋权耦合灰色关联分析的调蓄池优化选址[J].同济大学学报:自然科学版,2023,51(3):426-432.
LI Hongyan,ZHANG Chong,CUI Jianguo,et al. Optimal location of storage tanks based on game theory weighting GRATOPSIS[J]. Journal of Tongji University:Natural Science,2023,51(3):426-432.
- [11] ABDRABO K I,KANTOUSH S A,ESMAIEL A,et al. An integrated indicator-based approach for constructing an urban flood vulnerability index as an urban decision-making tool using the PCA and AHP techniques: a case study of Alexandria,Egypt[J]. Urban Climate,2023,48:DOI:10.1016/J. UCLIM. 2023. 101426.
- [12] KHAN A,GONG Z W,SHAH A A,et al. A multi-criteria decision-making approach to vulnerability assessment of rural flooding in Khyber Pakhtunkhwa Province,Pakistan[J]. Environmental Science and Pollution Research International,

2023, 30(19):56 786-56 801.

[13] HU Caihong, ZHANG Xueli, LI Changqing, et al. Real-time flood classification forecasting based on k-means ++ clustering and neural network[J]. Water Resources Management, 2021, 36(1):103-117.

[14] ZHU Huagui, LIU Fan. A group-decision-making framework for evaluating urban flood resilience: a case study in Yangtze river[J]. Sustainability, 2021, 13(2):DOI:10.3390/su13020665. .

[15] GUPTHA G C, SWAIN S, AL-ANSARI N, et al. Assessing the role of SuDS in resilience enhancement of urban drainage system: a case study of Gurugram City, India[J]. Urban Climate, 2022, 41:DOI:10.1016/j.uclim.2021.101075.

[16] 宋英华,张哲,方丹辉.城市洪涝下承灾体暴露性及行人失稳风险分析[J].中国安全科学学报,2020,30(10):105-111.

SONG Yinghua, ZHANG Zhe, FANG Danhui. Analysis on exposure of disaster-bearing bodies and pedestrians instability risk under urban waterlogging[J]. China Safety Science Journal, 2020, 30(10):105-111.

[17] 戡晓峰,乔新,普永明,等.地铁站周边建成环境对交通事故风险的影响机制[J].中国安全科学学报,2022,32(10):162-170.

JI Xiaofeng, QIAO Xin, PU Yongming, et al. Influence mechanism of built environment around subway station on traffic accident risk[J]. China Safety Science Journal, 2022, 32(10):162-170.

作者简介: 郝景开 (2000—),女,山西太原人,硕士研究生,研究方向为灾害风险评估、城市水资源与水系统。E-mail: 18536646570@163.com。



《中国学术期刊影响因子年报(2023 版)》发布

中国学术期刊影响因子年报(自然科学与工程技术·2023版)

期刊名称: 中国安全科学学报
主办单位: 中国职业安全健康协会
CN/ISSN: CN 11-2965/X ISSN 1003-3033

计量指标统计表

一、影响力指数(GI)		学科类别		安全科学技术	
影响因子	2.737	影响力指数CI	1414.214	CI学科排序	1/19
5年影响因子	2.164	分区	Q1	他引总被引	4463
即年指标	0.254	他引影响因子	1.302		
二、载文量、可被引文献量(篇)		2021年		2022年	
载文量	403	可被引文献量	404	载文量	403
可被引文献量	331	可被引文献比	0.82	可被引文献量	331
可被引文献比	0.82	可被引文献比	0.82	可被引文献比	0.82
三、影响因子		复合总		复合总	
影响因子	2.737	影响因子	2.125	影响因子	1.605
5年影响因子	2.164	5年影响因子	1.551	5年影响因子	0.251
即年指标	0.254	即年指标	0.254	即年指标	0.251
四、被引频次		2021年发表文献		2022年发表文献	
复合总被引频次	11854	复合总被引频次	11854	复合总被引频次	11854
总被引频次	88	总被引频次	88	总被引频次	88
5年影响因子	64	5年影响因子	64	5年影响因子	64
即年指标	0.254	即年指标	0.254	即年指标	0.254
五、其他参考指标		2021年发表文献		2022年发表文献	
载文量	403	载文量	403	载文量	403
可被引文献量	331	可被引文献量	331	可被引文献量	331
可被引文献比	0.82	可被引文献比	0.82	可被引文献比	0.82

由《中国学术期刊(光盘版)》电子杂志社出版、中国科学文献计量评价研究中心编制的《中国学术期刊影响因子年报(自然科学与工程技术 2023 版)》(简称《年报 2023 版》)发布。

《年报(2023 版)》计量指标统计显示:

《中国安全科学学报》影响力指数 CI 为 1 414.214, CI 学科排序为 1/19,分区为 Q1。

其他指标如下:

他引总被引为 4 453, 他引影响因子为 1.302。2022 年载文量为 403,可被引文献量为 331,可被引文献比为 0.82。复合总被引频次为 11 854,复合影响因子为 2.737,复合他引影响因子为 2.164,5 年影响因子为 2.619,即年指标为 0.254。

