

doi: 10.12194/j.ntu.20250114001

引文格式: 康峰沂, 杜仲宝, 陈志明, 等. 基于 SVR-SSA 组合模型的水下桩基混凝土耐久性研究[J]. 南通大学学报(自然科学版), 2025, 24(4):30-35.

# 基于 SVR-SSA 组合模型的水下桩基混凝土耐久性研究

康峰沂, 杜仲宝, 陈志明\*, 钱光耀, 祁浩东

(南通市公路事业发展中心, 江苏 南通 226007)

**摘要:** 针对水位变动区水下桩基混凝土因氯离子侵蚀致耐久性劣化的寿命预测问题, 传统基于 Fick 定律的方法因假设理想化、难以涵盖复杂因素而存在局限性。本文提出采用支持向量回归(support vector regression, SVR)与樽海鞘算法(salp swarm algorithm, SSA)结合的 SVR-SSA 组合模型, 实现氯盐环境下该场景混凝土寿命精准预测。以南通市滨江临海水域实测样本数据为基础, 构建模型并开展训练与预测实验, 并将本文模型与单一 SVR 模型、SVR 和飞蛾扑火算法组合模型对比。结果表明, SVR-SSA 模型预测精度显著更优, 平均均方误差低至 0.145, 精度较其他模型最少提升 95.87%, 标准偏差为 0.056。均方误差与标准偏差的综合表现, 证实该方法在水位变动区小样本场景下, 可为水下桩基混凝土耐久性研究提供有效支撑。

**关键词:** 水下桩基混凝土; 樽海鞘算法; 支持向量回归; 耐久性; 水位变动区; 氯离子渗透

中图分类号: TP18; U445.551

文献标志码: A

文章编号: 1673-2340(2025)04-0030-06

## Study on durability of underwater pile foundation concrete based on SVR-SSA combined model

KANG Fengyi, DU Zhongbao, CHEN Zhiming\*, QIAN Guangyao, QI Haodong

(Nantong Highway Development Center, Nantong 226007, China)

**Abstract:** For the service life prediction problem of durability degradation of underwater pile foundation concrete in the water level fluctuation zone caused by chloride ion erosion, traditional methods based on Fick's law have limitations due to idealized assumptions and difficulty in covering complex factors. This paper proposes a hybrid SVR-SSA model combining support vector regression (SVR) with the salp swarm algorithm (SSA) to achieve accurate prediction of concrete service life in chloride environments under this scenario. Based on measured sample data from the riverside and coastal waters of Nantong City, the model was constructed and training and prediction experiments were conducted. The proposed model was compared with the single SVR model and the hybrid model combining SVR and moth-flame optimization algorithm. The results indicate that the SVR-SSA model exhibits significantly superior prediction accuracy, with a mean squared error (MSE) as low as 0.145, representing at least 95.87% improvement over other models, and a standard deviation of 0.056. The comprehensive performance in terms of MSE and standard deviation confirms that this method can provide effective support for durability research on underwater pile foundation concrete in small-sample scenarios within the water level fluctuation zone.

**Key words:** underwater pile foundation concrete; salp swarm algorithm; support vector regression; durability; water level fluctuation zone; chloride ion penetration

收稿日期: 2025-01-14 接受日期: 2025-09-16

第一作者简介: 康峰沂(1985—), 男, 高级工程师。

\* 通信联系人: 陈志明(1974—), 男, 研究员级高级工程师, 主要研究方向为材料科学。E-mail: 1098973604@qq.com

水下桩基混凝土在服役过程中,不可避免地受到化学侵蚀、物理磨损及干湿循环等多因素耦合作用而逐渐劣化,其力学性能与耐久性持续衰减,严重时可能引发结构失效。精准预测水下桩基混凝土的服役寿命,对于保障工程结构安全、制定合理维护策略具有重要的科学意义与工程应用价值。

传统的水下桩基混凝土剩余寿命预测往往基于 Fick 定律展开研究。该定律可以很好地描述氯离子扩散系数等耐久性指标的演变规律<sup>[1]</sup>。但传统预测的方法难以应对复杂影响因素及小样本数据场景。针对混凝土寿命预测这一研究热点,研究人员对此开展了大量探索。Leonovich 等<sup>[2]</sup>提出在碳化和氯离子侵蚀共同作用下,利用有限差分 and 概率模型预测钢筋混凝土使用寿命。Felix 等<sup>[3]</sup>聚焦海洋环境下混凝土的碳化问题,采用人工神经网络构建了相应模型,以此描述二氧化碳对混凝土结构产生的影响。覃源等<sup>[4]</sup>基于 XGBoost 模型建立了混凝土寿命预测模型,对不同粉煤灰掺量的混凝土试件进行了评价和验证。徐国会<sup>[5]</sup>利用灰色预测 GM(1,1)模型及损伤二次函数衰减模型对抗硫酸盐-干湿循环双重作用下的混凝土进行寿命预测。杨冬鹏等<sup>[6]</sup>建立了基于 Weibull 模型和混凝土快速冻融试验的混凝土冻融损伤模型寿命预测方法,并通过室内试验和实际工程案例进行验证。

当前针对水下桩基混凝土的寿命预测研究,仍存在以下两方面关键问题:其一,小样本数据适配性不足。现有预测模型多依赖大样本数据训练,而水位变动区混凝土的劣化过程具有长期性、不可逆性,实际工程中难以获取大量连续监测数据,导致传统模型在小样本条件下易出现过拟合或预测精度骤降的问题,无法满足工程实践需求。其二,区域针对性研究缺失。不同沿海区域的氯盐浓度、潮汐周期、水质成分存在显著差异,而现有研究多采用通用数据集或实验室模拟数据,缺乏基于特定区域实测样本的模型验证与优化,导致模型在实际工程应用中的适用性受限,难以给南通市滨江临海区域的桩基防护提供精准技术支撑。

基于此,本文针对氯盐环境水位变动区的水下桩基混凝土,结合南通市滨江临海水域的实测样本数据,构建支持向量回归(support vector regression, SVR)与樽海鞘算法(salp swarm algorithm, SSA)组合预测模型。通过 SSA 优化 SVR 的核函数参数与惩

罚因子,提升模型对小样本数据的拟合能力和非线性问题的处理精度。并基于模型进行仿真和验证,为氯盐环境水位变动区混凝土的寿命预测提供新的技术途径,同时为南通市及同类区域的基础设施耐久性设计与运维决策提供科学依据。

## 1 水下桩基混凝土剩余寿命预测评估

因水下桩基混凝土剩余寿命未知,故采用由 Fick 第二定律计算得出的剩余寿命值代替,以此来验证所提模型预测的有效性。

鉴于水泥基材料本身存在不均匀性,氯离子的扩散系数并非一个确定值,应被视为随机参数<sup>[7]</sup>。在此过程中,Fick 第二定律起着主导作用<sup>[8]</sup>,其扩散方程表示为

$$\partial C_c / \partial t = \partial (D \partial C_c / \partial x) / \partial x = D \partial^2 C_c / \partial x^2, \quad (1)$$

式中: $C_c$ 为氯离子浓度; $t$ 为扩散时间; $D$ 为扩散系数; $x$ 为扩散深度。

由式(1)可推导出寿命预测公式为

$$I = \{c / [2\sqrt{D} \cdot E^{-1}(C_{cm} - C_0) / (C_{cl} - C_0)]\}^2, \quad (2)$$

式中: $I$ 为氯离子环境下的混凝土剩余寿命; $c$ 为保护层厚度; $E$ 为互补误差函数; $C_{cm}$ 为氯离子临界浓度; $C_{cl}$ 为表面氯离子浓度; $C_0$ 为初始氯离子浓度。其中互补误差函数  $E$  可表示为

$$E = (2/\sqrt{\pi}) \int_0^{\infty} e^{-t^2} dt. \quad (3)$$

## 2 SVR-SSA 原理

由于在氯盐环境水位变动区水下桩基混凝土剩余寿命预测中,单一算法难以适配小样本数据及复杂影响因素,因此,本文构建 SVR-SSA 组合模型。该模型以 SVR 为核心回归模块负责样本训练、测试与预测,以 SSA 为参数优化模块修正 SVR 初始参数,从而提升预测精度。

### 2.1 SSA 算法

SSA 是由 Mirjalili 等<sup>[9]</sup>提出的生物启发式优化算法,已被应用于多个领域<sup>[10-14]</sup>。其设计灵感源于自然界中樽海鞘以链状群体结构移动与觅食的行为特征,群体内部存在明确的“领导者-追随者”分工机制:领导者负责引导群体向食物源方向移动,其位置更新通过包含食物源位置、变量上下限及随机

参数( $c_1, c_2, c_3$ )的公式实现,其中参数  $c_1 = 2e^{-(4k/K)^2}$  ( $k$  为当前迭代次数,  $K$  为最大迭代次数),可平衡全局探索与局部开发能力;追随者则通过跟随前一位置的方式更新自身位置,体现群体协同性。

## 2.2 SVR 算法

SVR 在学术界长期受到众多学者的关注<sup>[15-19]</sup>。该算法主要可划分为  $\epsilon$  型和  $\nu$  型两类,这 2 种类型能够实现相互转换,本研究中选用的是  $\epsilon$  型<sup>[20]</sup>。通过引入惩罚因子  $C$ 、不敏感因子和径向基核函数(radial basis function, RBF)等参数<sup>[21]</sup>,最终在高维线性空间完成回归求解。

## 2.3 SVR-SSA 算法

鉴于 SVR 在小样本非线性回归任务中的拟合优势,以及 SSA 在参数全局寻优方面的高效性,同时考虑到 SVR 因参数选择主观化易出现精度波动,SSA 需依托具体预测模型才能发挥优化价值的局限,本研究提出一种将两者相结合的 SVR-SSA 模型。一方面借助 SSA 对 SVR 的关键参数进行迭代寻优,提升预测精度;另一方面依托 SVR 完成水下桩基混凝土寿命预测的样本训练、测试及结果输出任务,平衡小样本场景下的泛化能力。SVR-SSA 算法步骤如下:

1) 数据处理与初始化。设定 SVR 参数类型为径向基核函数,初始化全局最优均方误差  $MSE_{\text{选择}} = 5000$ ,计数变量  $i = 0$ ;对输入样本变量  $N = \{N_1, N_2, N_3, N_4\}$  采用 Min-Max 方法归一化至区间 $[0, 1]$ ,消除量纲影响。

2) 初始预测与误差计算。基于 SVR 初始参数及预处理后的样本集,预测水下桩基混凝土剩余寿命,计算均方误差 MSE,

$$MSE = (1/k) \sum_{i=1}^k (1/m_i) \sum_{j=1}^{m_i} (y_j^{(i)} - \hat{y}_j^{(i)})^2, k = 5。$$

3) 最优误差更新。若当前计算的  $MSE < MSE_{\text{选择}}$ ,则令  $MSE_{\text{选择}} = MSE$ ,并进入参数优化环节。

4) 优化 SVR 参数。利用 SSA 迭代更新 SVR 的关键参数,以最小化 MSE 为目标进行全局寻优。

5) 迭代计数更新。令  $i = i + 1$ ,累计迭代次数。

6) 算法终止判断。若  $i \geq 80$ ,则输出对应的桩基混凝土寿命预测结果及  $MSE_{\text{选择}}$ ,算法结束;否则,返回步骤 2 继续迭代。

## 3 实验与结果分析

### 3.1 数据集

南通市位于中国东部海岸线与长江交汇处、长江入海口北翼,北纬  $31^{\circ}1' \sim 32^{\circ}43'$ 、东经  $120^{\circ}12' \sim 121^{\circ}55'$ 。本文依托 2024 年南通市普通国省道“三特”等重要桥梁、桥梁水下桩基及中小桥涵检查服务项目<sup>[22]</sup>,采用水下双目视觉技术<sup>[23]</sup>收集南通市滨江临海水域的水下桩基混凝土样本数据,共计检查 23 座桥梁、388 根桩基。选取其中具有代表性的 6 座桥(小庙港桥、六激河桥、馘效河桥、三龙桥、八港桥和靶南桥),如表 1 所示,以此对水下桩基混凝土剩余寿命进行评估。

表 1 桥梁水下桩基实况表

Tab. 1 Actual condition table of underwater pile foundations for bridges

指标	三龙桥	八港桥	靶南桥	小庙港桥	六激河桥	馘效河桥
建成年份	2014	2014	2014	2006	2006	2006
服役年龄	10	10	10	18	18	18
桥梁全长/m	36	34	31	31	35	30
水下桩基数量	2 排 12 根	2 排 10 根	2 排 8 根	2 排 8 根	2 排 12 根	2 排 8 根

水下桩基混凝土在小样本数据支撑下的剩余寿命预测,包括待测问题  $N$  和样本集  $L$ <sup>[24]</sup>。其中待测问题  $N$  包含使用时长  $N_1$ 、强度实测值  $N_2$ 、保护层厚度实测最小值  $N_3$ 、氯离子扩散系数  $N_4$ ,故  $N = \{N_1, N_2, N_3, N_4\}$ ;样本集  $L = \{L_1, L_2, L_3, \dots, L_{72}\}$ ,剩余寿命  $I$  由 Fick 第二定律得到。样本数据如表 2 所示。

### 3.2 实验结果与分析

首先,按照 7:3 的比例将已构建的样本集随机划分为训练集与测试集,分别用于模型训练和性能验证。其次,先人工划定 SVR 关键参数范围,再依托所提出模型对训练集数据开展迭代训练,通过最小化预测误差来确定 SVR 的最优参数组合。模型初始设定参数如表 3 所示。

#### 3.2.1 SVR-SSA 模型性能实验

运用 Python 对所提方法进行设计实现。验证基于融合 SSA 和 SVR 的方法时,求出平均误差与标准偏差,以此来保证方法的有效性。MSE 数值图和测试组样本的预测情况图分别如图 1 和图 2 所示。

表 2 水下桩基混凝土样本集

Tab. 2 Sample set of underwater pile foundation

样本	$N_1$ /年	$N_2$ /MPa	$N_3$ /mm	$N_4/(10^{-13} \text{ m}^2 \cdot \text{s}^{-1})$	$I$ /年
$L_1$	10	60	68	4.69	62
$L_2$	10	51	48	4.18	65
$L_3$	10	46	60	4.45	62
$L_4$	10	47	56	4.95	68
$L_5$	10	60	57	4.00	43
$L_6$	10	50	43	4.16	45
$L_7$	10	50	62	4.65	58
$L_8$	10	45	65	4.35	63
$L_9$	10	45	62	5.16	55
$L_{10}$	10	50	44	4.08	58
...	...	...	...	...	...
$L_{69}$	18	50	62	3.97	56
$L_{70}$	18	50	65	3.92	48
$L_{71}$	18	45	56	3.77	63
$L_{72}$	18	50	48	3.55	65

表 3 SVR-SSA 模型参数

Tab. 3 SVR-SSA model parameters

参数	数值
惩罚因子 $C$	[0.1, 1 000]
不敏感因子 $\varepsilon$	[0.001, 1]
径向基核函数 RBF	[0.000 1, 1]
种群规模	30
最大迭代次数	80
训练次数	10

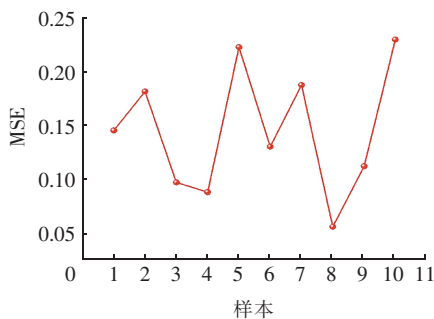


图 1 MSE 值图

Fig. 1 MSE value diagram

3.2.2 模型比较实验

为验证所提方法的有效性, 将本文模型和单一 SVR 模型、SVR 与飞蛾扑火算法 (moth-flame optimization algorithm, MFOA) 组合模型 (SVR-MFOA) 进行对比试验。水下桩基混凝土剩余寿命预测的 10

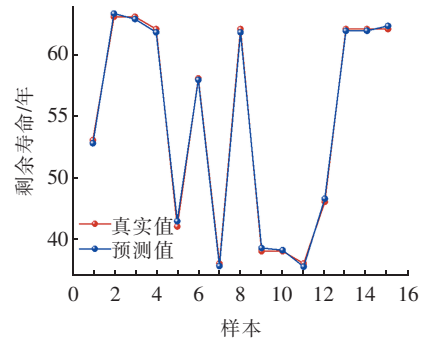


图 2 测试组样本的预测对比图

Fig. 2 Prediction comparison diagram of test set samples

次结果平均均方误差和平均标准偏差、平均决定系数 ( $R^2$ ) 如表 4 所示。SVR、SVR-MFOA 和 SVR-SSA 的平均运行时间分别为 0.005 87、10.430 00 和 32.634 00 s。

表 4 SVR-SSA 与其他模型的预测结果对比

Tab. 4 Comparison of prediction results between SVR-SSA and other models

模型	平均均方误差	平均标准偏差	$R^2$
SVR	17.075	0	0.754
SVR-MFOA	3.515	0.202	0.941
SVR-SSA	0.145	0.056	0.998

从表 4 中可以看出, SVR-SSA 获得了最优平均均方误差 0.145, 相比于其他模型最少降低了 95.87%; 并且 SVR-SSA 获得了最优平均决定系数 0.998, 相比于优化前提升了 0.244。虽然 SVR-SSA 的平均标准偏差为 0.056, 但经综合考虑, SVR-SSA 仍是最好的选择, 因此, SVR-SSA 模型可进一步提高模型的预测能力。

在运行时间方面, SVR 所用时间最少, 表现最优, SVR-SSA 则排在第 3 名。SSA 作为核心优化模块, 其本质是通过种群迭代搜索最优超参数, 但代码中为每个迭代步骤都设计了高成本的验证逻辑, 形成了“迭代次数  $\times$  种群数量  $\times$  交叉验证折数”的三层嵌套计算, 是时间消耗的主要原因。按此结构计算, 仅 SSA 模块就需执行  $80 \times 30 \times 5$  次 = 12 000 次 SVR 模型的训练与评估, 而 SVR 本身属于“慢模型”, 这导致 SVR-SSA 算法较为耗时。

综上, 尽管 SVR-SSA 运行速度较慢, 但其预测精度表现出很强的优势。可见, 在小样本情况下, 其预测效果优异, 验证了该方法在解决水下桩基混凝土剩余寿命预测问题中的有效性。

## 4 结论

针对传统预测方法在复杂影响因素及小样本数据场景下的局限性,本文提出一种融合 SVR 与 SSA 的 SVR-SSA 组合模型,结合南通市滨江临海水域的实测样本,对氯盐环境水位变动区水下桩基混凝土的剩余寿命进行预测。将本文模型与单一 SVR 模型和 SVR-MFOA 模型进行对比,结果表明:1)SVR-SSA 模型的平均均方误差为 0.145,较其他模型最少降低 95.87%。进一步分析得出,该模型预测的水下桩基混凝土剩余寿命与 Fick 第二定律得出的结果之间的误差很小,体现了其对经典理论的兼容性。2)SVR-SSA 模型标准偏差为 0.056,决定系数达到 0.998,综合性能显著优于其他对比模型。尽管 SVR-SSA 的平均运行时间略长于 SVR 和 SVR-MFOA 模型,但其在预测精度上的优势充分证明了算法改进的有效性。综上,本文提出的 SVR-SSA 模型有效解决了小样本条件下、氯盐环境水位变动区水下桩基混凝土剩余寿命的预测问题,为耐久性的相关研究提供了可靠解决方案,可为工程实践中的寿命预测与维护决策提供参考。

## 参考文献:

- [1] GJORV O E. Durability design and quality assurance of major concrete infrastructure[J]. *Advances in Concrete Construction*, 2013, 1(1):45-63.
- [2] LEONOVICH S N, SHALYI E E, KIM L V. Reinforced concrete under the action of carbonization and chloride aggression; a probabilistic model for service life prediction[J]. *Science & Technique*, 2019, 18(4):284-291.
- [3] FELIX E F, POSSAN E. Modeling the carbonation front of concrete structures in the marine environment through ANN[J]. *IEEE Latin America Transactions*, 2018, 16(6): 1772-1779.
- [4] 覃源, 薛存, 李遥, 等. 盐冻耦合作用下水工混凝土耐久性 & 寿命预测[J]. *水力发电学报*, 2024(2):110-122. QIN Y, XUE C, LI Y, et al. Durability and lifespan predictions of hydraulic concrete under salt freezing coupling effect[J]. *Journal of Hydroelectric Engineering*, 2024(2): 110-122. (in Chinese)
- [5] 徐国会. 硫酸盐干湿循环作用下废水混凝土寿命预测模型[J]. *公路交通科技*, 2024, 41(6):36-45. XU G H. Service life prediction model for wastewater concrete under sulfate dry-wet cycle[J]. *Journal of Highway and Transportation Research and Development*, 2024, 41(6): 36-45. (in Chinese)
- [6] 杨冬鹏, 郭卫民, 王宝民. 基于 Weibull 模型的混凝土冻融损伤寿命预测及应用[J]. *水利学报*, 2022, 53(8):977-983. YANG D P, GUO W M, WANG B M. Prediction and application of freezing-thawing damage life of concrete based on Weibull model[J]. *Journal of Hydraulic Engineering*, 2022, 53(8):977-983. (in Chinese)
- [7] LOUNIS Z. Uncertainty modeling of chloride contamination and corrosion of concrete bridges[M]//*Applied Research in Uncertainty Modeling and Analysis*. Boston, MA:Springer US, 2007:491-511.
- [8] GJØRV O E. Durability of concrete structures[J]. *Arabian Journal for Science and Engineering*, 2011, 36(2):151-172.
- [9] MIRJALILI S, GANDOMI A H, MIRJALILI S Z, et al. Salp swarm algorithm; a bio-inspired optimizer for engineering design problems[J]. *Advances in Engineering Software*, 2017, 114:163-191.
- [10] FARIS H, MAFARJA M M, HEIDARI A A, et al. An efficient binary salp swarm algorithm with crossover scheme for feature selection problems[J]. *Knowledge-Based Systems*, 2018, 154:43-67.
- [11] ZHAO X Q, YANG F, HAN Y Z, et al. An opposition-based chaotic salp swarm algorithm for global optimization[J]. *IEEE Access*, 2020, 8:36485-36501.
- [12] MAJHI S K, BHATACHHARYA S, PRADHAN R, et al. Fuzzy clustering using salp swarm algorithm for automobile insurance fraud detection[J]. *Journal of Intelligent & Fuzzy Systems*, 2019, 36(3):2333-2344.
- [13] MASDARI M, TAHANI M, NADERI M H, et al. Optimization of airfoil Based Savonius wind turbine using coupled discrete vortex method and salp swarm algorithm[J]. *Journal of Cleaner Production*, 2019, 222:47-56.
- [14] BABAEI F, LASHKARI Z B, SAFARI A, et al. Salp swarm algorithm-based fractional-order PID controller for LFC systems in the presence of delayed EV aggregators[J]. *IET Electrical Systems in Transportation*, 2020, 10(3): 259-267.
- [15] SMOLA A J, SCHÖLKOPF B. A tutorial on support vector regression[J]. *Statistics and Computing*, 2004, 14(3):199-222.
- [16] KAZEM A, SHARIFI E, HUSSAIN F K, et al. Support vector regression with chaos-based firefly algorithm for stock market price forecasting[J]. *Applied Soft Computing*,

- 2013, 13(2):947-958.
- [17] ALJARAHI I, AL-ZOUBI A M, FARIS H, et al. Simultaneous feature selection and support vector machine optimization using the grasshopper optimization algorithm[J]. *Cognitive Computation*, 2018, 10(3):478-495.
- [18] ZHANG X L, CHEN X F, HE Z J. An ACO-based algorithm for parameter optimization of support vector machines[J]. *Expert Systems with Applications*, 2010, 37(9):6618-6628.
- [19] LI S, FANG H J, LIU X Y. Parameter optimization of support vector regression based on sine cosine algorithm[J]. *Expert Systems with Applications*, 2018, 91:63-77.
- [20] 邱敬怡, 赵璇. 基于 SVR-BP 算法的江苏省空气质量指数预测[J]. *南通大学学报(自然科学版)*, 2020, 19(1):42-47.
- QIU J Y, ZHAO X. Air quality index prediction in Jiangsu Province based on SVR-BP[J]. *Journal of Nantong University (Natural Science Edition)*, 2020, 19(1):42-47. (in Chinese)
- [21] SOLLICH P. Bayesian methods for support vector machines:evidence and predictive class probabilities[J]. *Machine Learning*, 2002, 46(1):21-52.
- [22] 华设检测科技有限公司. 2023—2024 年南通市普通国省道“三特”等重要桥梁、桥梁水下桩基及中小桥涵检查服务项目[R]. 南通:华设检测科技有限公司, 2024.
- [23] XU X Q, LI Q, DU Z B, et al. Recognition of concrete imperfections in underwater pile foundation based on binocular vision and YOLOv8[J]. *KSCSE Journal of Civil Engineering*, 2025, 29(6):100075.
- [24] 周明. 氯盐环境下混凝土耐久性分析与定量设计[D]. 南宁:广西大学, 2016.
- ZHOU M. Analysis and quantitative design of concrete durability in chloride environment[D]. Nanning:Guangxi University, 2016. (in Chinese)

(责任编辑:仇慧)

(上接第 29 页)

- [J]. *Journal of Hainan University (Humanities & Social Sciences)*, 2022, 40(5):45-57. (in Chinese)
- [14] 孙豪, 曹肖焯. 中国省域共同富裕的测度与评价[J]. *浙江社会科学*, 2022(6):4-18.
- SUN H, CAO X Y. Measurement and evaluation of China provincial common prosperity[J]. *Zhejiang Social Sciences*, 2022(6):4-18. (in Chinese)
- [15] 许晓冬, 刘金晶. 基于熵值-PLS 的营商环境建设动态及影响因素分析[J]. *商业研究*, 2021(4):10-16.
- XU X D, LIU J J. Dynamic analysis of business environment construction and influencing factors based on entropy-PLS[J]. *Commercial Research*, 2021(4):10-16. (in Chinese)
- [16] 黄湘霓, 黄音. 流空间视角下江苏省空间网络特征演化分析:基于货运流与信息流的对比研究[J]. *物流科技*, 2025, 48(5):15-18.
- HUANG X N, HUANG Y. Research on spatial network characteristics evolution in Jiangsu Province from the perspective of flow space:a comparative study based on information and freight flow[J]. *Logistics Sci-Tech*, 2025, 48(5):15-18. (in Chinese)
- [17] FREEMAN L C. Centrality in social networks conceptual clarification[J]. *Social Networks*, 1978/1979, 1(3):215-239.
- [18] FREEMAN L C. A set of measures of centrality based on betweenness[J]. *Sociometry*, 1977, 40(1):35-41.
- [19] BAVELAS A. Communication patterns in task-oriented groups[J]. *The Journal of the Acoustical Society of America*, 1950, 22(6):725-730.
- [20] SEIDMAN S B. Network structure and minimum degree[J]. *Social Networks*, 1983, 5(3):269-287.
- [21] MA L L, MA C, ZHANG H F, et al. Identifying influential spreaders in complex networks based on gravity formula[J]. *Physica A:Statistical Mechanics and Its Applications*, 2016, 451:205-212.
- [22] 熊才权, 古小惠, 吴歆韵. 基于邻居层级分布引力模型的节点重要性评估方法[J]. *数学物理学报*, 2023, 43(6):1869-1879.
- XIONG C Q, GU X H, WU X Y. Node importance evaluation method based on neighborhood hierarchical distribution gravity model[J]. *Acta Mathematica Scientia*, 2023, 43(6):1869-1879. (in Chinese)
- [23] LI Z, HUANG X Y. Identifying influential spreaders in complex networks by an improved gravity model[J]. *Scientific Reports*, 2021, 11(1):22194.

(责任编辑:仇慧)