

DOI: 10.7672/sgjs2025070045

深基坑开挖引起的邻近建筑物变形预测研究*

万达

(中铁十八局集团第三工程有限公司,河北 涿州 072750)

[摘要] 为提高沉降预测的精度和速度,提出了一种改进的支持向量机模型用于预测沉降。引入麻雀搜索算法优化支持向量机的惩罚参数和核函数参数,提高支持向量机的预测效果。以南昌地铁4号线上沙沟站基坑为例,进行模型实证分析,利用改进的支持向量机进行基坑开挖引起的周边建筑物沉降预测,并与支持向量机模型进行对比,经过麻雀搜索算法改进的支持向量机模型MSE降低了74%,RMSE降低了49%,MAPE降低了27%,验证了改进后的支持向量机具有较好的预测精度和预测速度。对改进的支持向量机进行了泛化能力实证,验证了该模型的良好泛化能力。

[关键词] 地铁;深基坑;支持向量机;麻雀搜索算法;变形;预测;泛化能力

[中图分类号] TU753

[文献标识码] A

[文章编号] 2097-0897(2025)07-0045-06

Research on Deformation Prediction of Adjacent Buildings Caused by Deep Foundation Excavation

WAN Da

(China Railway 18th Bureau Group Third Engineering Co., Ltd., Zhuozhou, Hebei 072750, China)

Abstract: An improved support vector machine model is proposed to predict settlement to improve the accuracy and speed of settlement prediction. The sparrow search algorithm was introduced to optimize the penalty parameters and kernel function parameters of the support vector machine to improve its prediction effect. Taking the foundation excavation of Shangshagou Station of Nanchang Metro Line 4 as an example, the empirical analysis of the model was carried out. The improved support vector machine was used to predict the settlement of surrounding buildings caused by foundation excavation excavation and compared with the traditional support vector machine model. The MSE of the support vector machine model improved by the sparrow search algorithm is reduced by 74%. The RMSE and the MAPE are reduced by 49% and 27%, respectively, which verifies that the improved support vector machine has better prediction accuracy and prediction speed. The generalization ability of the improved support vector machine has been verified and proven to be excellent.

Keywords: subways; deep foundation excavation; support vector machine (SVM); sparrow search algorithm (SSA); deformation; prediction; generalization ability

0 引言

随着城市化进程的加速,深基坑开挖成为城市建设中不可或缺的一环。然而,这一工程活动往往会对邻近建筑物产生显著影响,导致地基沉降、建筑物倾斜、裂缝等现象,严重时甚至威胁建筑物的结构安全和使用功能。因此,对深基坑开挖引起的

邻近建筑物变形及预测研究具有重要的理论意义和实践价值。

近年来,国内外学者围绕深基坑开挖对周边建筑物的影响进行了大量研究,主要集中在土体变形、地面沉降、建筑物倾斜和裂缝等方面。然而,由于影响因素的复杂性和多样性,目前的研究仍存在一定的局限性。随着人工智能的发展,机器学习方法在预测中得到了广泛的研究。支持向量机(support vector machine, SVM)作为一种强大的机器学习算法,在处理非线性回归预测问题方面具有显

* 中国铁建股份有限公司2024年度科技研究开发计划(C2024-C1);

中铁十八局集团有限公司2022年度科研创新项目(C2022-051)

[作者简介] 万达,工程师, E-mail: 1245490948@qq.com

[收稿日期] 2025-02-15

著优势^[1-6],能够高效捕捉深基坑开挖与建筑物变形之间的复杂关系。麻雀搜索算法(sparrow search algorithm, SSA)作为一种新兴的群体智能优化算法,以其收敛速度快、寻优能力强、稳定性高等特点,在优化模型方面有较好的表现^[7-11]。在优化 SVM 模型的惩罚参数和核函数参数方面展现出巨大潜力,有望进一步提升预测模型的准确性和鲁棒性。

本文采用麻雀搜索算法优化支持向量机模型,通过其强大的搜索能力,调整支持向量机的惩罚参数及核函数参数,以达到提升预测精度的目的。本文构建了 SSA-SVM 预测模型,应用于南昌轨道交通 4 号线深基坑施工引发的周边建筑沉降预测。

1 工程概况

1.1 项目概况

南昌地铁 4 号线 3 标主要位于南昌市东湖区和青山湖区,工程范围包括上沙沟站、上沙沟站一起风路区间、起风路站、七里站、七里站—民园路西站区间、民园路西站。

上沙沟站为双柱三跨三层岛式车站,基坑开挖深度约 24.59m,上沙沟站是 3 号线和 4 号线换乘车站,也是本标段上沙沟站一起风路区间间的始发站;起风路站为单柱双跨(局部双柱三跨)双层岛式车站,基坑开挖深度约 17.55m;七里站为地下 2 层单柱双跨、局部双柱三跨矩形框架结构,基坑开挖深度约 18.67m;民园路西站为地下 2 层单柱双跨、局部双柱三跨矩形框架结构,基坑开挖深度为 18.55m;全部采用明挖顺作法施工,围护结构为地下连续墙加内支撑。

1.2 基坑开挖概况

上沙沟站是 3 号线和 4 号线换乘车站,基坑深度约 24.59m,车站起点里程为 SK28+990,终点里程为 SK29+139。车站有效站台中心里程为 SZK29+061,有效站台宽度 14m。车站主体采用明挖顺作法施工,主体围护结构采用 1 000mm 厚地下连续墙,基坑竖向设 4 道支撑,车站附属共设 4 个出入口、2 组风亭,均采用明挖顺作法施工。

起风路站为上一区间及七一起区间的接收站,位于青山南路与起风路连接丁字口,沿青山南路东北~西南向布置。本站为地下 2 层单柱双跨车站,车站总长 194.4m,标准段主体结构外包总宽为 19.7m,基坑深度约 16.7m。车站起点里程为 SK29+942,终点里程为 SK30+134。

七里站为七一起区间及七一民区间的始发站,位于青山北路与中大路交叉口,沿青山北路布置。

本站为地下 2 层岛式车站,车站总长 472.6m,标准段宽 20.2m,基坑深度约 18.67m。

民园路西站是七一民区间的接收站。本站位于青山湖大道与规划民园路交叉东侧,沿规划民园路东西向布置。本站为地下 2 层岛式车站,车站总长 180m,标准段宽 22.7m,基坑深度约 16.3m,车站起点里程 SZK33+687,终点里程 SZK33+867。

4 个车站基坑支护形式为 800mm 或 1 000mm 厚地下连续墙+钢筋混凝土支撑+ $\phi 800(\phi 609)$ 钢管支撑,如表 1 所示。

表 1 车站主体结构围护形式

Table 1 Main structure enclosure of station

部位	围护结构形式
上沙沟站	围护结构:1 000mm 厚地下连续墙 第 1 道支撑:800mm×1 000mm 混凝土支撑 第 2 道支撑: $\phi 609, t=16$ mm 钢管支撑 第 3 道支撑: $\phi 800, t=16$ mm 钢管支撑 第 4 道支撑: $\phi 609, t=16$ mm 钢管支撑
起风路站	围护结构:800mm 厚地下连续墙 第 1 道支撑:800mm×1 000mm 混凝土支撑 第 2 道支撑: $\phi 800, t=16$ mm 钢管支撑 第 3 道支撑: $\phi 609, t=16$ mm 钢管支撑
七里站	围护结构:800mm 厚地下连续墙 第 1 道支撑:800mm×1 000mm 混凝土支撑 第 2 道支撑: $\phi 609, t=16$ mm 钢管支撑 第 3 道支撑: $\phi 609, t=16$ mm 钢管支撑
民园路西站	围护结构:800mm 厚地下连续墙 第 1 道支撑:800mm×1 000mm 混凝土支撑 第 2 道支撑: $\phi 609, t=16$ mm 钢管支撑 第 3 道支撑: $\phi 609, t=16$ mm 钢管支撑

1.3 现场监测

上沙沟站、起风路站、民园路西站等站点的基坑工程与邻近建筑物距离较近,确保基坑稳定性是车站结构顺利施工及周边环境安全的重要保障。因此,建筑物沉降成为基坑施工过程中需要重点控制的因素。基坑开挖过程中可能引发不均匀沉降,进而导致周边建筑物发生倾斜。为了有效控制和预测建筑物的倾斜量,确保其安全性,本文主要围绕周边建筑物的沉降和倾斜两个方面展开监测研究。

在基坑开挖过程中,由于土体的应力释放和地下水位的变化,周边建筑物可能会产生不同程度的沉降。这种沉降如果是不均匀的,将会导致建筑物产生倾斜,严重时甚至可能引发结构破坏。因此,对建筑物沉降和倾斜的监测显得尤为重要。本文通过现场监测和数据分析,旨在建立一套有效的监测和预警系统,以确保施工安全和周边建筑物的稳定性。通过不均匀沉降数据计算倾斜值,具体差异

沉降的测量方法详见沉降监测部分。倾斜计算如图 1 所示,其中 SH_2 表示所求的水平倾斜量, θ 表示由水平位移产生的倾斜角,具体关系如下:

$$\begin{aligned} \tan\theta &= \Delta s/b \\ \tan\theta &= SH_2/H_g \\ SH_2 &= H_g \times \Delta s/b \end{aligned} \quad (1)$$

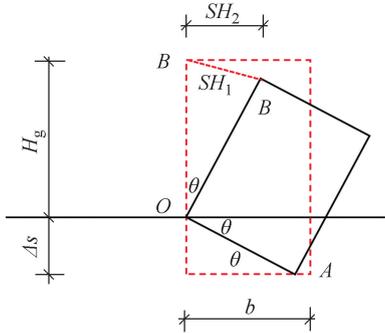


图 1 建筑物倾斜计算

Fig. 1 Building inclination calculation

各监测项目的警戒值应在满足 JGJ 120—2012《建筑基坑支护技术规程》相关要求的前提下,根据基坑支护类型、安全等级及周边环境的具体情况而定。根据经验,地铁工程施工各监测项目警戒值可按表 2 确定。

表 2 监测项目警戒值

Table 2 Monitoring item alert values

监测项目	判定内容	控制标准
建筑物、 桩顶沉降	最大沉降值	桩基础建筑物 10mm
		天然地基建筑物 30mm 基坑立柱桩 10mm
	沉降速率	2mm/d
建筑物地基 变形	多层和高层 建筑物整体 倾斜	$H \leq 24m$ 0.004
		$24m < H \leq 60m$ 0.003
		$60m < H \leq 100m$ 0.002 5
		$H > 100m$ 0.002

表 2 中, H 为基坑深度或自室外地面算起的建筑物高度 (m); 整体倾斜 = ((建筑物横向倾斜)² + (建筑物纵向倾斜)²)^{1/2}。

2 改进的支持向量机模型构建

2.1 支持向量机原理

支持向量机 (SVM) 是一种在模式识别、分类及回归任务中广泛应用的监督学习技术,其核心在于在特征空间内寻找一个最优分割超平面,用以区分不同类别或预测目标变量,如图 2 所示。此最优超平面的确定依据是最大化那些来自不同类别且距离超平面最近的点 (即支持向量) 之间的间隔。

面对非线性可分问题, SVM 策略性地引入核函数,将数据点映射至高维空间,以期在这个扩展的

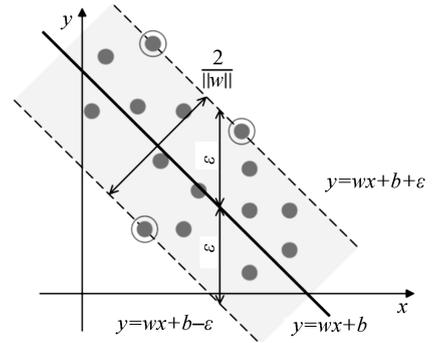


图 2 支持向量机模型结构

Fig. 2 Support vector machine model structure

维度中实现数据的线性可分。核函数的选择对 SVM 模型的表现起着至关重要的作用。在众多核函数中,线性核、多项式核、径向基函数 (RBF) 核以及 Sigmoid 核是几种常见的选择,它们各自具有不同的特性和适用场景。

2.2 麻雀搜索算法改进支持向量机预测模型

支持向量机在非线性回归预测方面表现出色,而要进一步提升其性能,关键在于优化惩罚参数与核函数参数的策略。薛建凯创新性地提出了一种名为麻雀搜索算法的优化方法^[12],该算法凭借其快速的收敛速度、强大的搜索能力、高度的稳定性及精确度,在性能上超越了灰狼优化 (GWO)、麻雀搜索优化 (SSA) 及鲸鱼优化算法 (WOA) 等知名的群体智能算法。

在实施麻雀搜索算法时,该团队引入了发现者、跟随者和警戒者 3 种角色,其中发现者与跟随者能够灵活转换身份,同时保持两者在群体中的比例恒定。通过式 (2), (3), (4) 分别动态更新发现者、加入者和警戒者的位置信息,以此优化支持向量机模型,进而构建了 SSA-SVM 模型。

$$X_{i,j}^{t+1} = \begin{cases} X_{i,j} \cdot \exp(-\frac{i}{\alpha M}), R_2 < ST \\ X_{i,j}^t + QL, R_2 \geq ST \end{cases} \quad (2)$$

$$X_{i,j}^{t+1} = \begin{cases} Q \cdot \exp(\frac{X_w - X_{i,j}^t}{t^2}), i > \frac{n}{2} \\ X_p^{t+1} + |X_{i,j} - X_p^{t+1}| A^+ L, i \leq \frac{n}{2} \end{cases} \quad (3)$$

$$X_{i,j}^{t+1} = \begin{cases} X_b^t + \beta |X_{i,j}^t - X_b^t|, f_i > f_g \\ X_{i,j}^t + K \left(\frac{|X_{i,j}^t - X_w^t|}{(f_i - f_w) + \varepsilon} \right), f_i = f_g \end{cases} \quad (4)$$

式中: $X_{i,j}$ 为第 i 个麻雀在第 j 维的位置信息; X_p 为发现者目前所处最优位置; X_b 为当前全局最优位置。

3 工程案例验证分析

3.1 建筑物沉降预测模型结果对比分析

使用归一化处理后的建筑沉降数据对 SSA-SVM 算法进行训练,并生成预测输出。接着,将 SSA-SVM 的预测效果与未经优化的 SVM 预测结果进行了对比,结果如图 3 所示。图 3 直观地展示了训练集前 80% 数据与测试集后 20% 数据的预测对比情况。从图中可以清晰观察到,与传统 SVM 相比,SSA-SVM 的预测性能展现出了明显的优势。传统 SVM 的预测结果中存在显著的波动,这影响了预测的稳定性。然而,通过麻雀搜索算法对支持向量机进行优化后,预测结果的波动性得到了有效抑制,预测准确性得到了显著提升。

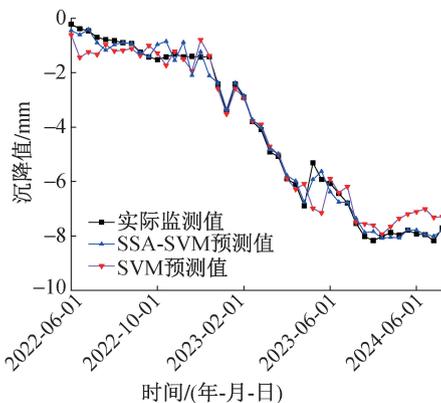


图 3 建筑物沉降预测值

Fig. 3 Settlement prediction value of building

组合预测模型的精确度可以通过 3 项关键性能指标来综合评估,这些指标分别是均方误差(mean squared error, MSE)、均方根误差(root mean squared error, RMSE)以及平均相对误差绝对值(mean absolute percentage error, MAPE)。这 3 项指标为衡量预测模型与实际观测值之间偏差的大小提供了量化的标准。具体而言,MSE, RMSE 和 MAPE 的数值越小,意味着预测结果与实际值之间的偏差越小,因此模型的预测效果也就越为优越。为了更准确地计算这些精度评价指数,以下为对应的计算公式:

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (\hat{d}_i - d_i)^2 \quad (5)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (\hat{d}_i - d_i)^2} \quad (6)$$

$$MAPE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left| \frac{\hat{d}_i - d_i}{d_i} \right| \quad (7)$$

式中: d_i 为地表沉降预测值原始序列; \hat{d}_i 为第 i 时刻地表沉降预测值; N 为预测样本点数。

对 SSA-SVM 预测模型与传统 SVM 预测模型的结果进行了评价指标计算,如表 2 所示。根据表 2 可知,在引入麻雀搜索算法进行优化后,SSA-SVM 模型相较于传统的支持向量机模型在预测精度上有了显著提升。在均方误差(MSE)这一评价指标上,SSA-SVM 模型相较于 SVM 模型降低了 74%,这一显著的降幅表明 SSA-SVM 模型在预测过程中产生的误差平方和更小,即预测值与实际值之间的差异更小。同样地,在均方根误差(RMSE)这一指标上,SSA-SVM 模型也实现了 49% 的降低,这进一步验证了 SSA-SVM 模型在预测准确性上的优势。

表 2 沉降预测模型评价指标

Table 2 Model evaluation index

模型名称	MSE	RMSE	MAPE
SVM	0.295	0.543	0.165
SSA-SVM	0.076	0.275	0.120

此外,在平均绝对百分比误差(MAPE)这一关键评价指标上,SSA-SVM 模型同样展现出了其卓越的性能,相较于 SVM 模型降低了 27%。MAPE 的降低意味着 SSA-SVM 模型的预测结果与实际值之间的相对偏差更小,即预测结果的准确性更高。

综上所述,SSA-SVM 模型通过引入麻雀搜索算法进行优化,成功地降低了各项评价指标的值,从而显著提升了预测结果的准确性。

传统的 SVM 模型预测的最终沉降量为 7.29mm,而经过麻雀搜索算法优化的支持向量机模型(SSA-SVM)预测的最终沉降量为 7.79mm。与实际监测得到的沉降量 7.70mm 相比,SSA-SVM 模型的预测结果仅相差 0.09mm,这一微小的差距显著提升了预测精度,有力证明了 SSA-SVM 模型预测结果的有效性和准确性。

同样的,训练并得到建筑物倾斜预测结果,各模型评价指标如表 3 所示。

表 3 倾斜预测模型评价指标

Table 3 Model evaluation index

模型名称	MSE	RMSE	MAPE
SVM	0.285	0.534	0.182
SSA-SVM	0.082	0.286	0.136

经过麻雀搜索算法优化后的支持向量机模型(SSA-SVM)在均方误差(MSE)上降低了 71%,在均方根误差(RMSE)上降低了 46%,在平均绝对百分比误差(MAPE)上降低了 25%。证明了 SSA-SVM 模型预测结果的有效性和准确性。

3.2 预测模型泛化能力分析

泛化能力作为衡量机器学习模型性能的一个

核心且至关重要的指标,其核心本质在于评估模型在处理未见数据时的预测效能。这一能力直接关系到模型在实际应用中的可靠性和实用性,因为他反映了模型能否将从训练数据中学习到的知识有效地应用于全新的、未曾见过的数据上。

模型在独立于训练数据集的测试集上的表现非常重要。测试集通常是由与训练数据具有相同特征分布但完全不同的样本组成,其目的就是为了模拟模型在实际应用中可能遇到的新数据情况。通过在这个测试集上评估模型的预测性能,可以更准确地了解模型在面对新样本时的适应性和预测准确性。

为了更全面地评估模型的泛化性能,本文选取了 SVM 模型以及 SSA-SVM 模型,对来自 4 个不同监测点的数据进行预测。通过对这些预测结果采用 MSE, RMSE 以及 MAPE 这 3 个误差评价指标进行量化分析,得出了详细的对比结果,具体数据如表 4 所示。

表 4 不同测点模型评价指标

Table 4 Model evaluation index at different measurement points

监测点	模型名称	MSE	RMSE	MAPE
SD1	SVM	0.322	0.567	0.151
	SSA-SVM	0.018	0.133	0.022
SD2	SVM	0.671	0.819	1.230
	SSA-SVM	0.131	0.362	0.014
SD3	SVM	0.461	0.679	0.151
	SSA-SVM	0.091	0.302	0.033
SD4	SVM	0.421	0.649	0.561
	SSA-SVM	0.082	0.286	0.009

研究结果显示,在 4 个不同地理位置的监测点上,采用 SSA-SVM 模型进行预测均展现出了良好的预测效果。其中两个监测点 SD2 和 SD4 均位于基坑开挖的边缘区域,且这两个监测点的沉降变化趋势呈现出高度的相似性。SSA-SVM 模型的应用使得预测效果相较于传统 SVM 模型有了更为显著的改进,特别是在捕捉和预测沉降的细微变化上表现更为突出。

对于监测点 SD2 而言,SSA-SVM 模型的引入使得均方误差(MSE)相较于传统的 SVM 预测模型降低了高达 80%,这一数据展示了 SSA-SVM 模型在预测精度上的提升,同时也意味着该模型在 SD2 这一特定监测点上的改进效果最为显著。

表 4 为各个监测点采用 SSA-SVM 模型进行预测的指标计算结果,不仅进一步证实了该模型在不同空间位置的沉降预测中具有普遍的适应性和强

大的泛化能力,还清晰地展示了该模型能够全面、准确地反映沉降的变化趋势。不仅为沉降预测提供了新的思路和方法,同时也为相关领域的研究和应用提供了有力的理论支撑和实践指导。

4 结语

本文创新性地提出了结合麻雀搜索算法与支持向量机的组合预测模型 SSA-SVM,旨在应用于建筑物沉降及倾斜预测领域,以期实现对实际工程项目的有效指导。该模型通过将麻雀搜索优化算法(SSA)与支持向量机(SVM)融合,建立改进版的支持向量机模型。

1) 在沉降及倾斜预测的实际工程应用中,SSA-SVM 模型展现出了明显的优势。通过实证计算与对比分析,发现相较于传统的 SVM 模型,SSA-SVM 模型在预测性能上有所提升。特别是在最终沉降量的预测上,SSA-SVM 模型的预测误差达到了 0.09mm,显示出其在高精度预测方面的能力。这一成果为沉降及倾斜预测提供了更为可靠的技术支持。

2) SSA-SVM 模型不仅在预测精度上表现良好,其泛化能力和适应性也值得关注。研究结果显示,该模型在 4 个不同监测点上的预测效果均较为理想。此外,他对于项目监测数据以外的发展趋势也具有一定的预测能力,这验证了 SSA-SVM 模型在不同空间位置上的泛化性能和适应性。这些特性使得 SSA-SVM 模型在复杂多变的工程环境中具有潜在的应用价值。

3) 本研究验证了 SSA-SVM 模型在建筑物沉降和倾斜预测领域的适用性,并探讨了其在实际工程中的指导作用。同时认识到 SSA-SVM 模型的原理和技术可能对其他学科的时间序列预测研究具有参考价值。该模型的成功应用提供了一种提高预测精度的新方法,对于实际工程实践具有一定的意义。此外,这一研究成果也为时间序列预测领域的研究提供了新的视角和思路。

参考文献:

- [1] 李尚明,洪成雨,姬凤玲,等.深基坑的机器视觉监测与变形预测研究[J].地下空间与工程学报,2023,19(3):992-1000.
LI S M, HONG C Y, JI F L, et al. Study on machine vision monitoring and deformation prediction of deep foundation excavation [J]. Chinese journal of underground space and engineering, 2023, 19(3): 992-1000.
- [2] 史红雷,柳杨,王强民,等.SVM 时序模型预测基坑工程稳定性的应用[J].江西建材,2024(3):162-164.
SHI H L, LIU Y, WANG Q M, et al. Application of SVM time series prediction model in foundation excavation excavation engineering [J]. Jiangxi building materials, 2024(3):162-164.

- [3] 王好喜,陈卓,程勋明,等. 基于优化支持向量回归的混凝土抗压强度预测研究[J]. 施工技术(中英文),2023,52(4):117-121,138.
WANG H X, CHEN Z, CHENG X M, et al. Prediction research of concrete compressive strength based on optimal support vector regression [J]. Construction technology, 2023, 52 (4): 117-121, 138.
- [4] 刘清龙,吕颖慧,秦磊,等. 基于改进最小二乘支持向量机组合模型的深基坑沉降变形预测[J]. 济南大学学报(自然科学版),2024,38(1):8-14.
LIU Q L, LÜ Y H, QIN L, et al. Deep foundation excavation settlement deformation prediction based on improved least square support vector machine combined model [J]. Journal of University of Jinan(science and technology), 2024, 38(1): 8-14.
- [5] 曹净,唐斌懿,李豪. 基于 SA-PSO 算法优化 LS-SVM 的基坑土层等效参数反演[J]. 工业安全与环保,2023,49(2):15-20.
CAO J, TANG B Y, LI H. Optimization of LS-SVM based on SA-PSO algorithm for inversion of equivalent parameters of foundation soil layers [J]. Industrial safety and environmental protection, 2023, 49(2): 15-20.
- [6] 吴波,万雅婕,郑卫强,等. 深基坑桩体水平位移滚动预测智能算法研究[J]. 河北地质大学学报,2024,47(3):67-72.
WU B, WAN Y J, ZHENG W Q, et al. Research on intelligent algorithm for rolling prediction of horizontal displacement of deep foundation excavation piles [J]. Journal of Hebei GEO University, 2024, 47(3): 67-72.
- [7] 梁启昌. 基于改进麻雀算法优化 LSSVM 的建筑沉降预测[J]. 中国新技术新产品,2024(23):99-101.
LIANG Q C. Optimization of LSSVM building settlement prediction based on improved sparrow algorithm [J]. New technology & new products of China, 2024(23): 99-101.
- [8] 黄奕朝,孙希延,纪元法,等. 基于改进麻雀优化与 SVR 滑坡位移预测[J]. 电子测量技术,2024,47(20):32-40.
HUANG Y C, SUN X Y, JI Y F, et al. Landslide displacement prediction based on improved sparrow optimization with SVR [J]. Electronic measurement technology, 2024, 47(20): 32-40.
- [9] 李向海,杨玲,魏静. 基于优化多维支持向量机回归模型的土体参数反演[J]. 公路交通科技,2024,41(5):27-34,78.
LI X H, YANG L, WEI J. Inversion of soil parameters based on optimized multidimensional support vector regression model [J]. Journal of highway and transportation research and development, 2024, 41(5): 27-34, 78.
- [10] 连浩,周爱红,乐婧瑜. 基于改进麻雀搜索算法和支持向量机的边坡稳定性[J]. 科学技术与工程,2024,24(10):4239-4246.
LIAN H, ZHOU A H, LE J Y. Slope stability based on improved sparrow search algorithm and support vector machine [J]. Science technology and engineering, 2024, 24(10): 4239-4246.
- [11] 李昕燃,靳伍银. 基于改进麻雀算法优化支持向量机的滚动轴承故障诊断研究[J]. 振动与冲击,2023,42(6):106-114.
LI X R, JIN W Y. Fault diagnosis of rolling bearings based on ISSA-SVM [J]. Journal of vibration and shock, 2023, 42(6): 106-114.
- [12] 薛建凯. 基于新型群智能优化算法的研究及应用[D]. 上海:东华大学,2024.
XUE J K. Research and application based on new swarm intelligence optimization algorithm [D]. Shanghai: Donghua University, 2024.