DOI:10.13880/j.cnki.65-1174/n.2026.21.017 文章编号:1007-7383(2026)05-0552-10

基于 TTHHO-LSSVM-ABKDE 的装配式混凝土建筑造价预测方法

赵立伟,陆红梅*,魏永好,郑亚旭
(石河子大学水利建筑工程学院,新疆 石河子 832000)

摘要:针对装配式混凝土建筑造价预测存在的非线性、小样本难题,以及传统模型精度不足、泛化能力弱的局限,先对标准哈里斯鹰优化算法(HHO)进行改进,再引入 ABKDE 对 LSSVM 预测残差的非对称、异方差分布进行动态建模,构建出融合改进瞬态三角哈里斯鹰优化算法(TTHHO)、最小二乘支持向量机(LSSVM)与自适应带宽核密度估计(ABKDE)的 TTHHO-LSSVM-ABKDE 预测模型;然后基于装配式混凝土建筑项目数据开展实证分析,通过消融实验、五折交叉验证及与 PSO-LSSVM、NGO-LSSVM、CPO-LSSVM 等模型的对比验证,结果表明:所提模型测试集决定系数 R^2 达 0.986 43,平均绝对百分比误差(MAPE)降至 6.14%,五项核心误差指标(RMSE、MAE、MBE、MAPE、MSE)较原始 LSSVM 模型降幅达 92.96%~95.02%;五折交叉验证平均 R^2 稳定在 0.954 5,收敛速度较对比模型提升显著。该模型有效克服传统预测方法的局限性,为装配式混凝土建筑造价的精准预测提供了新工具,同时丰富了智能优化算法与机器学习模型融合的理论体系,对推动装配式建筑规模化高质量发展具有重要实践价值。

关键词:改进的是瞬态三角哈里斯鹰;最小二乘支持向量机;自适应带宽核密度估计;造价预测
中图分类号:F403.7 **文献标志码**:A

Research on cost prediction of prefabricated concrete buildings based on TTHHO-LSSVM-ABKDE

ZHAO Liwei, LU Hongmei*, WEI Yonghao, ZHENG Yaxu
(School of Hydraulic Engineering, Shihezi University, Shihezi, Xinjiang 832000, China)

Abstract: To address the nonlinearity and small-sample challenges in cost prediction of prefabricated concrete buildings, as well as the limitations of traditional models in terms of insufficient accuracy and weak generalization ability, this study first improves the standard Harris Hawks Optimization (HHO) algorithm, and then introduces Adaptive Bandwidth Kernel Density Estimation (ABKDE) to dynamically model the asymmetric and heteroscedastic distribution of prediction residuals from Least Squares Support Vector Machine (LSSVM). A hybrid prediction model, designated as TTHHO-LSSVM-ABKDE, is thereby constructed by integrating the improved Transient Trigonometric Harris Hawks Optimization (TTHHO) algorithm, LSSVM, and ABKDE. Empirical analysis is carried out based on the data of prefabricated concretebuildings, and through ablation experiments, 5-fold cross-validation, and comparative validation against models such as PSO-LSSVM, NGO-LSSVM, and CPO-LSSVM, the results show that the proposed model achieves a coefficient of determination coefficient R^2 of 0.986 43 on the test set, with the mean absolute percentage error (MAPE) reduced to 6.14%. The five core error indicators (RMSE, MAE, MBE, MAPE, MSE) are reduced by 92.96% to 95.02% compared with the original LSSVM model. The average R^2 from 5-fold cross-validation remains stable at 0.954 5, and the convergence speed is significantly improved over that of the comparative models. This model effectively overcomes the limitations of traditional prediction methods, provides a new tool for accurate prediction of the cost of prefabricated concrete buildings, and enriches the theoretical framework for integrating intelligent optimization algorithms with machine learning models, thereby holding important practical value for promoting the large-scale and high-quality development of prefabricated buildings.

Key words: improved transient triangular Harris hawk optimization algorithm; least squares support vector machine; adaptive

收稿日期:2025-12-17
基金项目:新疆生产建设兵团重点领域科技攻关计划项目(2021AB027)
作者简介:赵立伟(1999—),男,硕士研究生,研究方向为工程管理。
*通信作者:陆红梅(1979—),女,副教授,研究方向为工程管理,e-mail:25107591@qq.com。

bandwidth kernel density estimation; cost prediction

近年来,国家及地方层面相继出台一系列政策文件,如《关于推动智能建造与建筑工业化协同发展的指导意见》、《“十四五”建筑业发展规划》等,明确提出大力发展装配式建筑,推动其规模化、高质量发展。然而,在推广实践中,造价的不可控性与相对偏高的问题仍是制约其大规模应用的关键瓶颈之一,并且准确、高效的造价预测不仅是项目投资决策、成本控制与风险管理的核心依据,更是促进装配式建筑市场健康发展、提升其经济竞争力的重要基础,因此,深入探究装配式混凝土建筑造价预测方法,构建科学、精准的预测模型,对推动装配式混凝土建筑发展具有重要意义。

国内已有诸多针对装配式混凝土建筑成本的研究,例如:唐碧秋[1]通过解释结构模型(ISM)与层次分析法(AHP)将影响因素层级化,并运用灰色关联分析与 TOPSIS 法建立成本评估模型,指出材料价格与装配率是关键因素;罗祥[2]综合运用 ISM、AHP 与熵值法,得出构件价格、产业链完整性及装配率等因素影响显著;刘瑶[3]结合文献分析、AHP 与熵权法,明确了设计、生产、运输、安装各阶段的关键成本因素;申琪玉[4]依据投资估算指标,分析了不同装配率下各项费用占比变化,指出预制构件价格高是推升造价的主因;李丽红[5]从典型预制构件入手,通过调价系数分析其成本构成与价格波动影响,为构件成本控制提供了依据;杨柳荣[6]分析了 BIM 技术在装配式建筑全过程造价控制中的内在逻辑与应用价值;林申正[7]进一步将 BIM 技术与神经网络相结合,构建了成本控制预测模型,通过仿真验证了其更高精度,为成本优化提供了新方法。以上研究从多维度揭示了装配式建筑成本的影响机理,并积极探索了 ISM、AHP、模糊综合评价、BIM 及神经网络等多元化方法在成本分析与控制中的应用,为装配式混凝土建筑造价研究奠定了坚实的理论基础。

在预测方法方面,王林峰[8]提出了一种基于改进的粒子群优化(IPSO)算法和最小二乘支持向量回归(LSSVM)算法的变电站工程造价预测方法,克服了传统预测方法在预测精度和计算效率上的不足,能够为电网建设项目的成本管理提供更加准确的预测依据;金季岚[9]提出了基于马尔科夫链的建筑工程造价预测模型,为建筑工程造价预测提供了精准科学的预测工具;邓宇轩[10]提出自适应 PSO-BP 神经网络算法改善了 BP 神经网络的稳定性和精度,精准预测了城市轨道的造价;谢金豪[11]建立基于 GA-BP 神经网络的建筑工程造价预测模型,实验表明,无论是单一 BP 神经网络预测模型还是经 GA 优化后的预测模型都对项目造价有着出色的预测效果。

综上认为,装配式混凝土建筑造价预测本质上是一个受多因素交互影响的、高维非线性回归问题,且通常面临可用历史项目数据有限的约束,但是传统统计方法及早期神经网络模型在处理此类问题时,往往存在拟合能力不足或泛化性能差的问题。因此,本文首次构建 TTHHO-LSSVM-ABKDE 的耦合预测模型,该模型以哈里斯鹰算法(Harris Hawks Optimization)算法为改进基础,通过引入 Tent 混沌映射、自适应阈值平衡机制、混合学习策略及与瞬态搜索优化器(Transient Search Optimizer)、正弦余弦算法(Sine Cosine Algorithm)的结构化分层混合,显著提升了原算法在优化 LSSVM[12]参数时的全局探索效率、局部开发精度与收敛稳定性,进而将优化得到的改进的瞬态三角哈里斯鹰优化算法(Transient Triangular Harris Hawks Optimization)与最小二乘支持向量机(Least Squares Support Vector Machine)结合,并引入自适应带宽核密度估计[13-14](Adaptive Bandwidth Kernel Density Estimation)对预测残差的非对称、异方差分布进行动态建模,以量化预测不确定性,最终形成一个从特征筛选、智能参数优化到不确定性量化的完整预测框架,然后通过与传统 PSO-LSSVM、NGO-LSSVM、CPO-LSSVM 等模型的对比实证,验证本模型在装配式混凝土建筑造价预测中的优越性、准确性与鲁棒性。

1　研究方法

1.1　Spearman 相关性分析

Spearman 等级相关系数(Spearman’srankcorrelationcoefficient)是一种非参数统计量,用于度量两个变量之间单调关联的强度与方向。其核心思想是:将两个变量的原始观测值分别转换为等级(秩次),然后计算这两个等级序列之间的 Pearson 积差相关系数。该方法不假定数据服从特定分布,仅依赖于观测值的相对顺序,所以对异常值和非线性但单调的关系具有稳健性,具体公式参照文献[15]。

1.2 改进的瞬态三角哈里斯鹰优化算法

1.2.1 模型选取依据

(1)HHO 算法与 LSSVM 参数优化问题的适配性分析。本文算法的核心任务是通过优化算法自动寻找 LSSVM 模型的最佳超参数组合[gam, sig],以最小化模型在测试集上的预测误差,这是一个典型的低维(dim=2)、有界(LB/UB)、连续的优化问题。

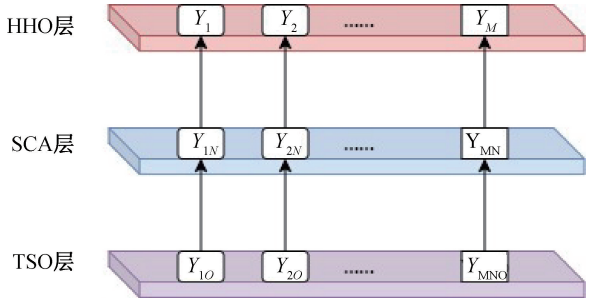
(2)标准 HHO 的局限性与针对性改进。尽管 HHO 具有上述优势,但在应用于追求高预测精度的 LSSVM 参数优化时,其仍存在局限,所以本文对 HHO 算法进行改进(表 1)。

表 1 算法局限性与改进策略

Table 1 Algorithm limitations and improvement strategies

局限性维度	标准 HHO 存在的问题	本文针对性改进策略	改进目标/效果
初始种群质量	随机初始化导致种群在参数空间分布不均,影响前期全局探索的效率和全面性。	引入 Tent 混沌映射初始化:利用混沌系统的遍历性生成分布更均匀的初始种群。	为优化过程提供高质量起点,加速初步搜索。
开发阶段深度	后期过度依赖当前全局最优个体,种群多样性迅速丧失,易陷入局部停滞或收敛减缓,难以精准定位最优(γ, σ)。	1. 混合学习策略设计,可实现个体更新同时向全局最优、自身历史最优学习,并引入混沌扰动。 2. 设计自适应阈值机制,可实现精细调控探索与开发模式的转换时机。	保持种群活力,防止过早收敛,提升后期开发精度。
复杂问题应对	单一 HHO 搜索框架在面对 LSSVM 崎岖误差曲面(多峰、非线性)时,搜索模式完备性不足。	结构化分层融合 TSO 与 SCA:构建"宏观-中观-微观"三级协同架构——HHO 顶层调度、SCA 中层振荡探索、TSO 底层瞬态挖掘。	形成更强大的整体搜索能力,有效应对复杂参数优化挑战。

本文将 Abdulrab 等[16]提出的原生算法引入到装配式建筑造价预测的 LSSVM 参数优化这一全新领域,对算法的分层协同结构进行了重新设计,确定了以 HHO 作为顶层调度器、SCA 作为中层区域强化器、TSO 作为底层瞬态挖掘器的"宏观-中观-微观"三级协同架构(图 1),其中将 TTHHO 算法[16]作为核心引擎,首次将 TTHHO 算法与 LSSVM 和 ABKDE 进行耦合,构建了从特征筛选(Spearman)到智能参数优化(TTHHO-LSSVM),再到不确定性量化(ABKDE)的完整预测理论框架。



Y 表示个体位置向量;M 表示种群数量;
N 表示 SCA 层的控制参数;O 表示 TSO 层的迭代系数。

图 1 TTHHO 算法结构

Figure 1 TTHHO algorithm structure

1.2.2 算法改进策略

(1)Tent 混沌映射初始化策略。混沌映射策略用于优化 TTHHO 算法的初始种群分布,解决传统随机初始化过程中种群多样性不足、分布不均匀的问题。核心思想是利用 Tent 混沌系统的遍历性和对初始条件的敏感性,将随机生成的初始解通过混沌映射调整为在解空间内均匀分布的有序状态。这样不仅能够增强算法的全局探索能力,还能避免种群过早收敛到局部最优区域。具体公式见参考文献[16]。

(2)自适应阈值平衡机制。自适应阈值机制旨在使 TTHHO 算法能够动态平衡全局探索与局部开发之间的关系。在算法迭代的早期阶段,设置较高的阈值以强调全局搜索,促进种群在广阔的解空间内进行充分探索。随着迭代的进行,阈值逐渐减小,算法逐渐侧重于局部精细搜索,提高解的收敛精度。这种动态平衡机制使算法能够根据搜索进程自适应地调整探索与开发的强度。具体公式见参考文献[17]。

(3)混合学习策略。混合学习策略通过结合全局最优解、个体历史最优解和混沌扰动信息,实现多层次、多方向的协同优化。该策略使算法能够充分利用种群的历史搜索信息,同时保持一定的探索能力,从而在加速收敛的同时避免陷入局部最优。具体公式见参考文献[16]。

(4)多策略协同狩猎机制。多策略协同狩猎机制是 TTHHO 算法的核心搜索策略,通过模拟哈里斯鹰捕猎过程中软包围、硬包围、渐进式快速俯冲的软包围和硬包围 4 种策略,实现不同场景下的高效搜索。该机制通过引入混沌扰动和阈值调节,增强了原始狩猎策略的适应性和搜索效率。改进后的 4

种狩猎策略如下(具体公式见参考文献[16]):

软包围策略(策略一),当 $|E|\geq 0.5$,且 $r\geq 0.5$ 时;

硬包围策略(策略二),当 $|E|<0.5$ 且 $r\geq 0.5$ 时;

渐进式快速俯冲的软包围策略(策略三);

渐进式快速俯冲的硬包围策略(策略四)。

TTHHO 算法通过上述 4 个改进策略的协同作用,实现了全局探索能力与局部开发精度的有效平衡。通过 Tent 混沌映射优化初始种群分布,自适应阈值机制动态调节探索与开发的关系,混合学习策略充分利用历史搜索信息,以及多策略协同狩猎机制提供灵活的搜索模式。这些改进使 TTHHO 在处理 LSSVM 参数优化等复杂问题时,表现出更优的收敛精度和鲁棒性。

1.2.3　算法改进原理

1.2.3.1　收敛性分析

根据随机优化算法的收敛性理论,一个算法若能保证种群中最优个体的适应度值序列随迭代单调不增,并以概率 1 接近全局最优解区域,则该算法具有全局收敛潜力。TTHHO 算法的设计满足以下关键条件,为其收敛性提供了基础,其收敛性分析见表 2。

表 2　TTHHO 算法收敛性分析

Table 2　Convergence analysis of the TTHHO algorithm

收敛性条件	具体实现机制	对算法收敛的贡献
精英保留机制	在 HHO 顶层更新及层间信息传递中始终保留当代最优解,确保最优适应度值序列单调不增。	保证算法不会丢失已找到的最优解,满足全局收敛的基础条件。
搜索空间的遍历性与有界性	Tent 混沌映射初始化确保种群均匀遍历解空间。混合学习策略的随机扰动、莱维飞行及随机向量等因子,保证任意状态间转移概率大于 0。	使算法状态空间构成齐次有限马尔可夫链,且全局最优为吸收态,为概率 1 收敛提供理论支撑。
动态平衡策略	自适应阈值 θ(t)调控:前期高概率全局探索(大范围转移),后期高概率局部开发(小范围精细搜索)。	在满足上述条件基础上,加速收敛进程,有效避免早熟收敛。

1.2.3.2　计算复杂度分析

算法复杂度是评估其效率的重要理论指标。设种群规模为 N(顶层 HHO 代理数),每个 HHO 代理关联一个规模为 M 的 SCA 组,每个 SCA 组又关联一个规模为 K 的 TSO 群体,最大迭代次数为 T,问题维度为 D,本文所用算法单次计算复杂度见表 3。

表 3　TTHHO 单次计算复杂度

Table 3　Single computational complexity of TTHHO

计算步骤	复杂度量级	核心内容
初始化	O(N·D)	Tent 混沌映射生成初始种群。
适应度评估	O(n3)	训练 LSSVM 模型(核矩阵求逆),n 为样本数。所有算法共有开销。
位置更新		TTHHO 三层分层更新
TSO 层	O(N·M·K·D)	底层瞬态搜索
SCA 层	O(N·M·D)	中层振荡探索
HHO 层	O(N·D)	顶层调度
位置更新总复杂度	O(N·M·K·D)	主要受 TSO 群体规模 K 影响
与基准算法对比	标准 HHO/PSO/NGO:O(N·D)	TTHHO 以“计算深度”换“收敛宽度”,通过单次迭代密集协同搜索,减少达到同等精度所需迭代次数,补偿高开销。

2　TTHHO-LSSVM-ABKDE 耦合预测模型的构建

传统统计方法与早期神经网络在处理小样本、非线性造价数据时,常存在拟合能力不足或泛化性能差的局限。最小二乘支持向量机(LSSVM)基于结构风险最小化原理,能有效防止过拟合,在工程预测领域得到广泛应用,然而 LSSVM 的预测精度高度依赖正则化参数 γ 与核参数 σ 的选取,参数不当将导致过拟合或欠拟合。智能优化算法为 LSSVM 参数寻优提供了有效途径,但不同优化器因搜索机制差异而表现各异。哈里斯鹰优化(HHO)算法凭借其动态探索-开发转换机制、多样化的搜索策略及简洁的参数结构,在连续优化问题中展现出优异的收敛性能,但标准 HHO 在处理复杂的 LSSVM 参数优化问题时,仍存在初始种群多样性不足、后期开发精度有限、易陷入局部最优等局限。

针对上述问题,本研究首次构建 TTHHO-LSSVM-ABKDE 耦合预测模型,该模型的计算步骤简图如图 1 所示,主要步骤如下:

步骤 1。首先通过 Tent 混沌映射策略生成初始哈里斯鹰种群,每只哈里斯鹰代表 LSSVM 模型中的一组超参数组合。具体来说,每只哈里斯鹰的位置向量 $X_i=[\gamma_i,\sigma_i]$ 对应着 LSSVM 的正则化参数 γ

和核函数参数 σ。初始化过程通过 Tent 混沌映射确保种群在解空间内均匀分布。

步骤 2。对于每只哈里斯鹰(即每组 LSSVM 参数组合),使用相应的参数(γ_i,σ_i)训练 LSSVM 模型,并计算模型的预测性能作为适应度值。

步骤 3。基于适应度评估结果,TTHHO 算法通过自适应阈值机制和混合学习策略更新哈里斯鹰的位置。更新过程包括两个主要阶段:

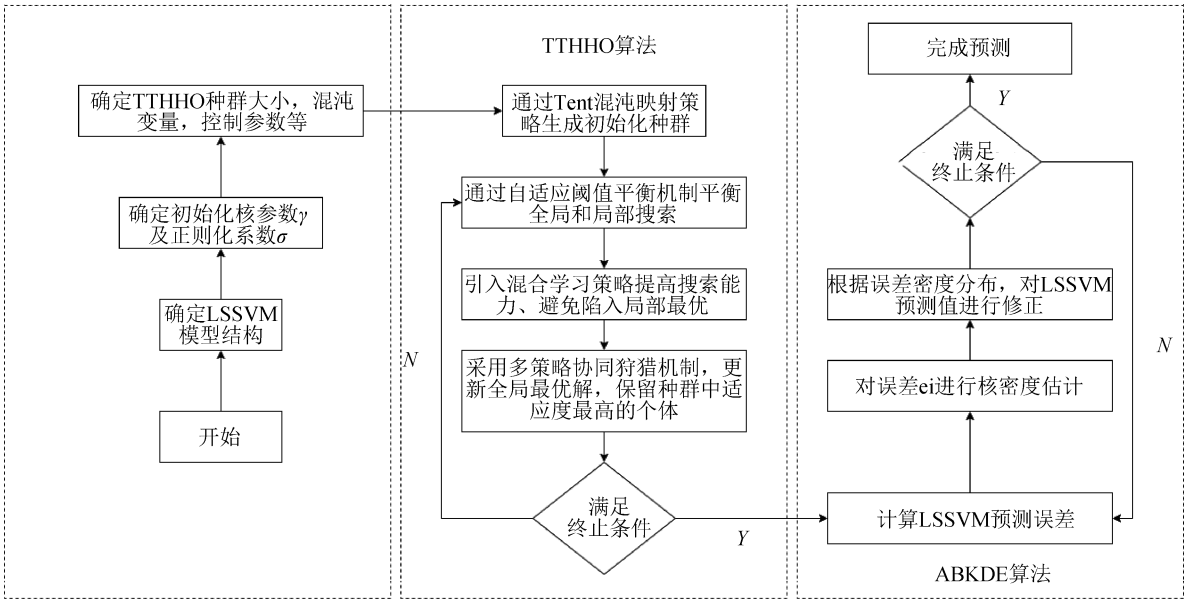
(1)开发阶段(局部搜索)。当 $|E(t)|<T(t)$ 时,算法进入局部开发阶段。根据逃逸能量水平和随机选择概率,采用 4 种狩猎策略之一更新位置。

(2)探索阶段(全局搜索)。当逃逸能量满足 $|E(t)|\geq T(t)$ 时,算法执行全局探索。哈里斯鹰根据当前最优解和种群信息更新位置。

步骤 4。经过多次迭代优化后,当满足预设的停止条件(如达到最大迭代次数或适应度值收敛)时,算法输出全局最优解 $X_{\text{best}}=[\gamma^*,\sigma^*]$,使用最优参数($\gamma^*$,$\sigma^*$)训练最终的 LSSVM 模型。

步骤 5。根据 ABKDE 得到的概率密度分布信息,动态调整 LSSVM 的优化目标和权重分配。在 LSSVM 的目标函数中,通过引入密度权重 ω_i 优化模型的拟合效果。

步骤 6。最终的 LSSVM 模型通过最优的参数配置(核参数 γ 和正则化因子 σ)训练完成,输出预测结果。



TTHHO-LSSVM-ABKDE

图 2 TTHHO-LSSVM-ABKDE 模型计算步骤简图

Figure 2 Computational steps of the TTHHO-LSSVM-ABKDE model

3 实例及分析

3.1 数据来源及处理

基于构建的 TTHHO-LSSVM-ABKDE 预测模型,将装配式建筑实际项目数据输入,通过对比模型预测结果与实际值的差异,以评估模型的预测精度与适用性。为保证所用数据的代表性与有效性,通过江苏省工程造价信息网、预制建筑网及实地调研等进行实例收集,共搜集到 50 组装配式建筑项目数据进行统计与分析。

由于不同评价指标之间存在量级差异,可能影响模型训练效果,为提升训练效率并加速收敛,本文采用最大最小归一化方法[17]对样本数据进行处理,将其转换至[0, 1]区间,以消除指标间量纲不一致所造成的影响。计算公式为:

$$x_{norm}=\frac{x-x_{\min}}{x_{\max}-x_{\min}},\tag{1}$$

式(1)中:x 为原始值;$x_{\max}$,$x_{\min}$ 分别表示原始样本数据中的最大、最小值;x_{norm} 为归一化处理后的数据。

3.2 特征因素选取

鉴于装配式建筑在结构体系与施工过程上与传统现浇建筑存在显著差异,本研究利用 CNKI、数据网站,从两方面分析装配式建筑造价影响因素。本文将此细分为建筑规模与结构指标、装配式设计指标、物流与施工效率指标和主要资源消耗指标等共计 11 个特征指标,科学准确预测装配式混凝土建筑单方造价。根据 GB/T 51129—2017《装配式建筑评价标准》等相关规范规定,平均运输距离为关键物流成本驱动,依据运输费分档逻辑选取;总吊装次数与现场安装工作量的直接度量,与吊装机械台班、人工

费强相关；地上层数直接影响结构复杂度、垂直运输及吊装组织效率；各构件单价综合反映特定项目的构件拆分设计复杂度、模具摊销成本及生产技术水平。本文依据相关文献与专家意见，将建筑的基础与结构类型各归纳为 4 个类别，具体指标选取见表 4。

表 4　特征因素选取

Table 4　Feature factor selection

		指标名称	指标类型
建筑规模与结构指标	X_1	建筑面积	数值型
	X_2	地上层数	数值型
	X_3	基础类型	1、条形基础；2、独立基础；3、桩基础；4、箱型基础
	X_4	结构类型	1、装配整体式剪力墙结构；2、叠合剪力墙结构；3、内浇外挂剪力墙结构；4、装配整体式框架结构
装配式设计指标	X_5	预制墙板单价	数值型
	X_6	预制阳台板单价	数值型
	X_7	预支叠合板单价	数值型
	X_8	预制楼梯单价	数值型
	X_9	预制率	数值型
物流与施工效率指标	X_{10}	平均运输距离	数值型
	X_{11}	总吊装次数	数值型
主要资源消耗指标	X_{12}	工期	数值型
	X_{13}	混凝土用量	数值型
	X_{14}	钢筋用量	数值型
	X_{15}	单方造价	数值型

3.3　指标体系构建

初始筛选的装配式混凝土建筑造价影响因素较多，其中部分特征可能存在信息冗余，且各因素之间也可能相互关联。为提取关键影响因素，本文采用 Spearman 相关系数[15]进行特征筛选，将相关系数大于 0.5 的特征作为预测模型的输入变量。

图 3 是各影响因素与造价之间的相关性计算结果，可以看出：除基础类型、结构类型外的各指标相关性系数均大于 0.5，所以选取建筑面积 X_1、地上层数 X_2、预制墙板单价 X_5、预制阳台板单价 X_6、预支叠合板单价 X_7、预制楼梯单价 X_8、预制率 X_9、平均运输距离 X_{10}、总吊装次数 X_{11}、工期 X_{12}、混凝土用量 X_{13}、钢筋用量 X_{14} 为特征影响因素构建装配式混凝土建筑单方造价预测指标体系。

3.4　可靠性验证

3.4.1　消融实验

为验证 TTHHO 优化策略与 ABKDE 的协同贡献，设计消融实验，选择 50 条样本进行测试，按 8∶2 的比例划分训练集与测试集，依次移除核心模块构建 TTHHO-LSSVM、LSSVM-ABKDE 及原始 LSSVM 作为对比模型，以 RMSE、MAE、MBE、MAPE、MSE 为评价指标，结果见图 4。由图 4 可见：TTHHO-LSSVM-ABKDE 在 4 项指标上均取得最优结果。与原始 LSSVM 相比，其 RMSE、MAE、MBE、MAPE、MSE 分别降低 95.02%、93.75%、94.74%、92.96%、90.32%；与仅引入 ABKDE 的 LSSVM-ABKDE 相比，四项指标降幅达 90.0%、88.4%、88.3%、86.8%、84.24%；与仅引入 TTHHO 的 TTHHO-LSSVM 相比，降幅分别为 80.5%、78.9%、79.5%、76.0%、73.26%。结果表明：TTHHO 优化策略可有效提升 LSSVM 泛化能力，ABKDE 能增强对非线性数据的拟合能力，二者的协同作用可进一步放大性能增益，充分验证了各核心模块的必要性与协同增效机制。

3.4.2　交叉验证

虽然最小二乘支持向量机在处理小样本、非线性问题上表现出良好的泛化能力和鲁棒性，但为进一步验证模型在装配式混凝土建筑造价预测的可靠性，本研究采用五折交叉[18]检验验证模型稳健性和

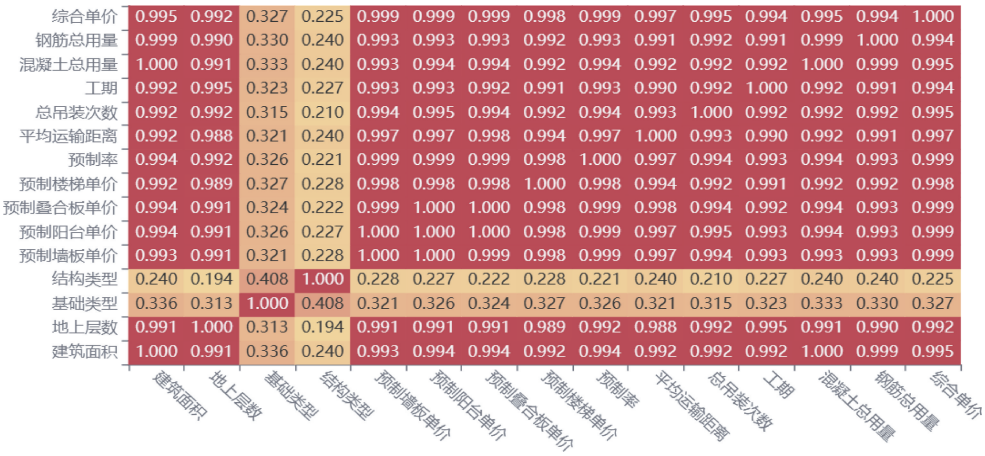


图 3　Spearman 相关性分析

Figure 3　Spearman correlation analysis

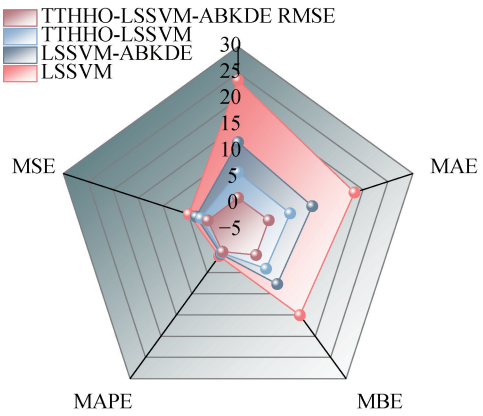


图 4 消融实验性能指标

Figure 4 Performance metrics of ablation experiments

泛化能力。五折交叉检验将所有 50 个样本数据随机打乱,并分成 5 个大小相同的子集,每次以其中 4 份作为训练集,其余 1 份为测试集,循环 5 次。所有 50 条样本按比例划分为训练集(80%)与测试集(20%)。TTHHO-LSSVM-ABKDE 模型主要设置参数如下:种群数量 $N=100$;最大迭代次数 MaxIt = 300;优化维度结合“RBF”函数特性选择 dim = 2;参数的下边界 LB = [10, 0.1];参数的上边界 UB = [1 000, 100]。结果见表 5,可以看出:组合模型的决定性系数 $R^2=0.986\,4$,MSE = 0.003 43,五折交叉验证结果(表 5)显示平均 $R^2=0.954\,48$、MSE = 0.624 7,表明组合模型在小样本条件下具有优良的稳定性与泛化能力。

表 5 五折交叉验证结果

Table 5 5-fold cross-validation results

	R^2	MSE
1	0.918 3	1.143 2
2	0.923 1	1.054 3
3	0.980 5	0.225 6
4	0.974 3	0.341 3
5	0.976 2	0.35 91
平均值	0.954 5	0.624 7

为评估模型拟合质量与泛化能力,对训练集与测试集残差进行系统分析。图 5 为残差-预测值散点图,图 6 为残差频次分布直方图,结果显示:训练集残差围绕零基准线随机波动,无随预测值增大的系统性偏差,主要集中于[−0.2, 0.2]区间,呈近似对称的类正态分布,表明模型拟合良好。测试集残差分布范围与训练集高度一致,无极端异常值,虽因样本量较少导致频次较低,但未出现偏离分布。综上,模型拟合无系统性偏差,预测误差随机且呈类正态分布;训练集与测试集残差分布模式一致,验证了模型具有良好的泛化能力和预测稳定性。

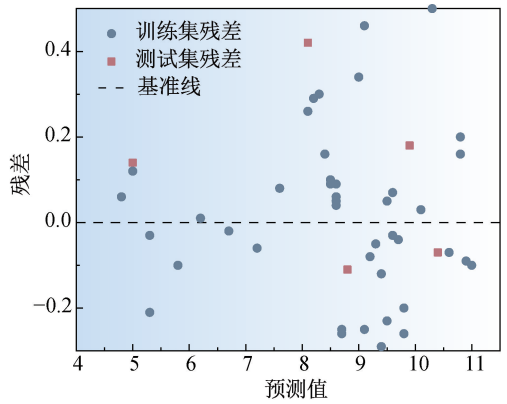


图 5 模型残差分布

Figure 5 Model residual distribution

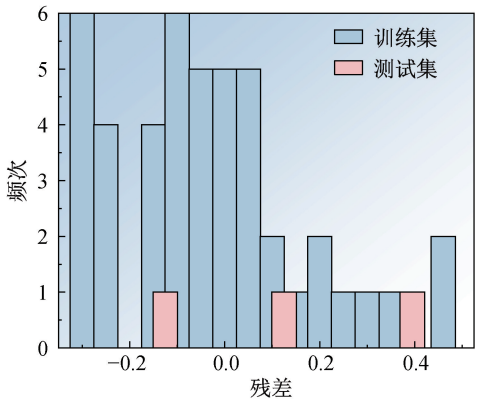


图 6 残差频次分布

Figure 6 Frequency distribution of residuals

3.5 训练结果呈现与分析

本研究选用 PSO-LSSVM[19]、CPO-LSSVM[20]、NGO-LSSVM[21]3 种常见模型与本文提出模型做对比实验,选取 50 条样本进行测试,所有模型均按 8:2的比例划分训练集与测试集,结果(图 7)显示:不同算法训练的最小二乘支持向量机模型在拟合精度上呈逐步上升趋势,其中,PSO-LSSVM 模型的训练拟合精度为 88.088%,NGO-LSSVM 模型为 92.858%,CPO-LSSVM 模型达到 93.720%,而 TTHHO-LSSVM-ABKDE 模型则最高,为 98.643%。经对比分析后可知:TTHHO-LSSVM-ABKDE 模型不仅具有最优的拟合精度与更强的适应性,其预测精度也相应最高。

图 8 显示:与 PSO-LSSVM、NGO-LSSVM 及 CPO-LSSVM 等模型相比,TTHHO-LSSVM-ABKDE 模型在收敛速度上具有明显优势。该模型在优化过程中能多次跳出局部极值,表现出更强的全局搜索能力。其迭代曲线下降更快,所得适应度值也更低,这说明模型能更高效地逼近权重与偏置参数的较优

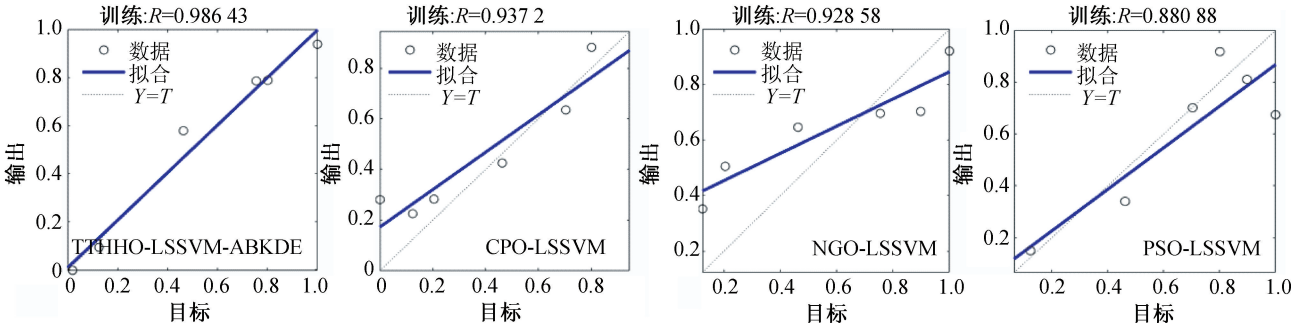


图 7　模型拟合度

Figure 7　Model fit

组合,从而提升预测精度。模型在迭代至第 31 次时适应度达到最优。

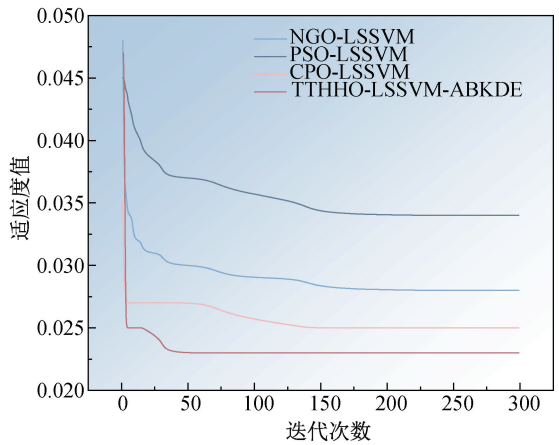


图 8　模型收敛曲线

Figure 8　Model convergence curve

3.6　预测结果的比较

对 50 组测试样本进行成本预测,由 4 种模型的预测值与实际值的对比结果(图 9)可以看出:TTHHO-LSSVM-ABKDE 模型的预测结果与真实值最为接近,CPO-LSSVM 模型和 NGO-LSSVM 模型的预测值则略有偏差,而 PSO-LSSVM 模型的预测偏离程度最高。这表明 TTHHO-LSSVM-ABKDE 模型在成本预测中具有更高的准确性与可靠性。

由图 10 可见:各模型在不同测试样本上的预测误差表现出明显差异。PSO-LSSVM 模型的误差范围最大,在 2 号样本上最小(0.29%),在 4 号样本上最大(0.52%),整体误差高于其余 3 种模型。NGO-LSSVM 模型的误差在 2 号样本处最低(0.25%),在 1 号样本处最高(0.45%),其精度较 PSO-LSSVM 有所提升。CPO-LSSVM 模型在 2 号样本上误差同样为 0.25%,在 5 号样本上达到最大(0.38%),其预测表现不仅优于 PSO-LSSVM,整体也略高于 NGO-LSSVM。而 TTHHO-LSSVM-ABDKDE 模型的最大预测误差出现在 1 号样本,仅为 0.18%,显著低于其它 3 种模型,进一步印证了其在预测准确度上的优越性。

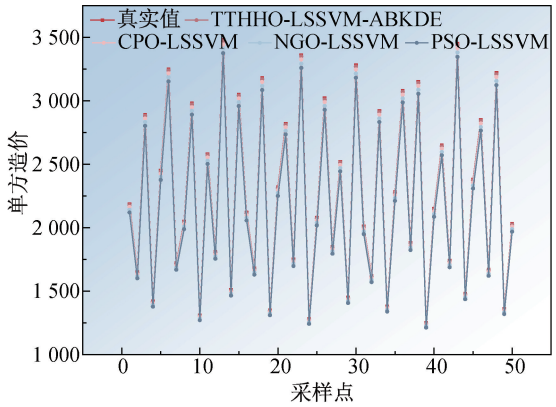


图 9　模型预测结果

Figure 9　Model prediction results

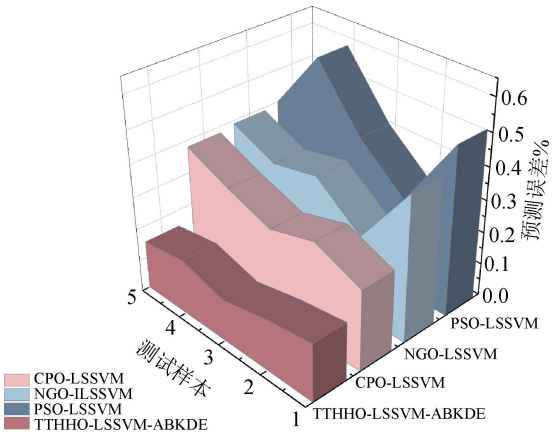


图 10　模型误差分布

Figure 10　Model error distribution

为全面评估建筑造价预测模型的性能,本研究采用平均绝对误差(MAE)、平均偏差误差(MBE)、均方根误差(RMSE)和平均绝对百分比误差(MAPE)、均方误差(MSE)五项指标进行综合分析。通过综合分析 MAE 与 MBE,能够较全面地反映模型的预测能力:当 MAE 较小且 MBE 接近 0 时,表明

模型预测偏差小,性能较好。

由 MAE 与 MBE 对比结果(图 11)可以看出:TTHHO-LSSVM-ABKDE 模型显著优于其他模型,其 MAE 值为 4 种模型中最低,且 MBE 最接近 0。与 PSO-LSSVM、NGO-LSSVM 及 CPO-LSSVM 模型相比,该模型的 MAE 分别降低了 77.14%、24.29%与 33.81%,MBE 则相应下降 81.85%、20.33% 和 19.23%。RMSE 用于衡量预测值与真实值之间的总体偏差,其数值越低表明预测越精确。在均方根误差这一指标上,TTHHO-LSSVM-ABKDE 模型取得了最小值,相较于其它 3 种对比模型,其 RMSE 分别降低了 79.31%、63.03%和 68.38%。此外,平均绝对百分比误差通过对平均绝对误差进行归一化处理,能够有效降低离散数据点对整体评估结果的干扰。一般认为 MAPE 为 0%时模型完美,高于 100%则不可靠。4 种模型的 MAPE 依次为 22.97%、14.99%、11.43%与 7.03%,其中 TTHHO-LSSVM-ABKDE 模型的值最低。在 MSE 指标上,TTHHO 最低,表现最优;PSO 最高,说明不适合用于本研究实验。

综上可知:在 MAE、MBE、RMSE 和 MAPE 五项性能指标上,TTHHO-LSSVM-ABKDE 模型均表现最优,说明其预测效果更为准确、可靠且稳定,能够有效提升造价预测的精度。

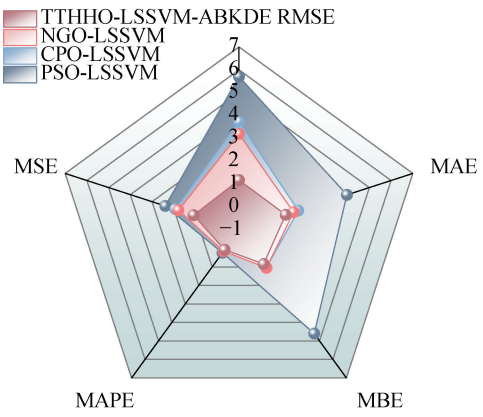


图 11 模型预测性能

Figure 11 Model prediction performance

4 结论

(1)本文构建的“宏观-中观-微观”三级协同架构(HHO 顶层调度、SCA 中层振荡、TSO 底层挖掘),通过多策略互补显著增强了种群多样性保持能力与局部极值逃逸能力,这一机制对于小样本、高非线性的工程造价预测问题,分层混合优化策略较单种群算法具有显著优势。

(2)TTHHO-LSSVM-ABKDE 模型实现了装配式混凝土建筑造价预测的高精度与强鲁棒性,其误差控制水平显著优于现有主流模型。能够有效捕捉造价形成的非线性异方差特征,从而突破传统方法泛化能力差的技术瓶颈。

(3)当前模型在地域覆盖与动态因素纳入方面存在局限,未来应拓展跨区域验证并融合 BIM 及多目标优化。实证数据主要来自江苏,缺少政策补贴、价格波动等动态变量;后续需扩大样本范围,引入全生命周期动态建模,实现“精准预测—最优控制”一体化的造价管理策略。

参考文献(References)

[1] 唐碧秋,许仕铭,邹洋,等. 基于 GCA-TOPSIS 的装配式建筑建造成本影响因素研究[J]. 混凝土,2024(5):135-141.
Tang Biqiu, Xu Shiming, Zou Yang, et al. Research on influencing factors of construction cost of prefabricated buildings based on GCA-TOPSIS[J]. Concrete, 2024(5):135-141.

[2] 刘瑶,宋红,徐沛. 基于 AHP-熵权法的装配式建筑成本影响因素研究[J]. 建筑经济,2023,44(S1):150-154.
Liu Yao, Song Hong, Xu Pei. Research on influencing factors of prefabricated building cost based on AHP-entropy weight method[J]. Construction Economics, 2023,44(S1):150-154.

[3] 罗祥,黄喜兵. 基于 ISM 的装配式建筑成本控制研究[J]. 建筑经济,2021,42(11):73-77.
Luo Xiang, Huang Xibing. Research on cost control of prefabricated buildings based on ISM[J]. Construction Economics, 2021,42(11):73-77.

[4] 杨柳荣. 基于 BIM 技术的装配式建筑全过程造价控制研究[J]. 工程抗震与加固改造,2025,47(2):203.
Yang Liurong. Research on whole-process cost control of prefabricated buildings based on BIM technology[J]. Earthquake Resistant Engineering and Retrofitting, 2025,47(2):203.

[5] 申琪玉,李杰杰. 基于不同装配率的装配式混凝土建筑投资估算指标差异与影响因素研究[J]. 建筑经济,2021,42(S1):181-185.
Shen Qiyu, Li Jiejie. Research on differences and influencing factors of investment estimation indicators for prefabricated concrete buildings with different assembly rates[J]. Construction Economics, 2021,42(S1):181-185.

[6] 林申正,罗恒勇. BIM 技术和神经网络相融合的装配式建筑成本控制研究[J]. 建筑经济,2021,42(2):

86-89.
Lin Shenzheng, Luo Hengyong. Research on cost control of prefabricated buildings integrating BIM technology and neural network[J]. Construction Economics, 2021, 42(2):86-89.

[7] 李丽红,李广新,雷云霞,等. 人材机价格波动对装配式建筑构件造价的影响研究——以沈阳市为例[J]. 建筑经济,2019,40(8):81-84.
Li Lihong, Li Guangxin, Lei Yunxia, et al. Research on the impact of price fluctuations of labor, materials and machinery on the cost of prefabricated building components——Taking Shenyang as an example[J]. Construction Economics, 2019,40(8):81-84.

[8] 王林峰,刘云,亓彦珣,等. 基于 IPSO-LSSVR 算法的变电站工程造价预测方法[J]. 沈阳工业大学学报,2025,47(2):168-175.
Wang Linfeng, Liu Yun, Qi Yanjun, et al. Substation project cost prediction method based on IPSO-LSSVR algorithm[J]. Journal of Shenyang University of Technology, 2025,47(2):168-175.

[9] 金季岚. 基于马尔科夫链的建筑工程造价预测模型[J]. 兵工自动化,2024,43(9):32-35.
Jin Jilan. Construction project cost prediction model based on Markov chain[J]. Ordnance Industry Automation, 2024,43(9):32-35.

[10] 邓宇轩. 基于自适应 PSO-BP 神经网络的城轨造价预测研究[J]. 建筑经济,2023,44(S1):92-96.
Deng Yuxuan. Research on urban rail cost prediction based on adaptive PSO-BP neural network[J]. Construction Economics, 2023,44(S1):92-96.

[11] 谢金豪,刘文昌. 基于 GA-BP 神经网络的建筑工程造价预测研究[J]. 建筑经济,2022,43(S1):235-240.
Xie Jinhao, Liu Wenchang. Research on construction project cost prediction based on GA-BP neural network[J]. Construction Economics, 2022,43(S1):235-240.

[12] 鲁淑霞,田如娜. 结构化加权最小二乘支持向量机[J]. 计算机科学,2013,40(12):52-54.
Lu Shuxia, Tian Runa. Structured weighted Least Squares Support Vector Machine[J]. Computer Science, 2013,40(12):52-54.

[13] Zougab N, Adjabi S, Kokonendji C C. Bayesian estimation of adaptive bandwidth matrices in multivariate kernel density estimation[J]. Computational Statistics & Data Analysis,2014,75:28-38.

[14] Wandmp, Jonesmc. Kernelsmoothing[M]. Boca Rtona: Chemical Rubber Company Press,1994.

[15] 贾科,杨哲,魏超,等. 基于斯皮尔曼等级相关系数的新能源送出线路纵联保护[J]. 电力系统自动化,2020,44(15):103-111.
Jia Ke, Yang Zhe, Wei Chao, et al. Pilot protection for renewable energy transmission lines based on Spearman rank correlation coefficient[J]. Automation of Electric Power Systems, 2020,44(15):103-111.

[16] Abdulrab H, Hussin F A, Ismail I, et al. Energy efficient optimal deployment of industrial wireless mesh networks using transient trigonometric Harris Hawks optimizer [J]. Heliyon,2024,10(7):e28719.

[17] 李寿德. 一种新的单纯形法—最大最小法[J]. 青海师专学报,1992(4):54-58.
Li Shoude. A new simplex method—Max-min method [J]. Journal of Qinghai Junior Teachers' College, 1992 (4):54-58.

[18] 胡山,朱向华. 基于 ResNet18 与 K 折交叉验证的电机轴承故障诊断[J]. 自动化与仪表,2025,40(4):40-45.
Hu Shan, Zhu Xianghua. Motor bearing fault diagnosis based on ResNet18 and K-fold cross-validation[J]. Automation & Instrumentation, 2025,40(4):40-45.

[19] 刘春茂,郝倩,张云岗. 基于 PSO-LSSVM 的网络流量预测[J]. 微型电脑应用,2016,32(5):27-30.
Liu Chunmao, Hao Qian, Zhang Yungang. Network traffic prediction based on PSO-LSSVM[J]. Microcomputer Applications, 2016,32(5):27-30.

[20] 王璜瑞,汪伟,祁云,等. 基于 CPO-LSSVM 的煤层底板突水量等级预测模型[J]. 沈阳理工大学学报,2025,44(5):82-88.
Wang Huangrui, Wang Wei, Qi Yun, et al. Prediction model of coal seam floor water inrush volume grade based on CPO-LSSVM[J]. Journal of Shenyang Ligong University, 2025,44(5):82-88.

[21] 马亮. 改进北方苍鹰优化 LSSVM 的高程异常拟合算法[J]. 地理空间信息,2025,23(3):18-21.
Ma Liang. Elevation anomaly fitting algorithm using improved northern goshawk optimization for LSSVM[J]. Geospatial Information, 2025,23(3):18-21.

(责任编辑:张忠)