

基于 GA-PSO-BP 的装配式建筑施工安全风险评价及实证研究

何叶荣, 吕畅, 范志豪

(安徽建筑大学 经济与管理学院, 合肥 230601)

摘要: 为有效防控装配式建筑施工过程中的安全风险, 提出一种基于 GA-PSO-BP 神经网络的智能安全评价模型。从人员、物料(包括机械、设备等)、技术、管理和环境等五个方面, 结合相关系数法从初始 36 项待选指标中筛选出 25 项关键指标, 构建装配式建筑施工安全评价指标体系。在模型构建方面, 将遗传算法(GA)的全局搜索能力和粒子群算法(PSO)的快速收敛特性相结合, 形成 GA-PSO 的混合优化算法, 用于确定 BP 神经网络的最优初始权值和阈值参数区间。通过对比仿真实验和工程案例验证 GA-PSO-BP 模型的适用性。结果表明: GA-PSO-BP 模型在提升精度与收敛效率方面表现出显著优势, 平均误差率仅为 0.94%, 较传统 BP 神经网络(3.28%)、GA-BP(2.14%) 及 PSO-BP 模型(2.80%) 显著降低, 且该模型仅需 42 次迭代即可达到最优解。工程实例中, 本文模型输出的安全等级评估结果(4 级)与专家评分结果及实际施工状态高度一致, 表明其能够有效应对复杂施工场景的动态性与非线性特征。本文研究为装配式建筑施工安全提供了一种高精度、高效率的智能评价工具, 其构建的指标体系和模型框架也可为其他类型建筑工程的安全管理提供参考。

关键词: 装配式建筑; 施工安全; 风险评价; 动态特性; 智能评估; BP 神经网络; 粒子群算法; 遗传算法

中图分类号: TU 714 **文献标志码:** A **doi:** 10.12415/j.issn.1671-7872.24131



Construction Safety Risk Assessment Methods and Empirical Research of Prefabricated Buildings Based on GA-PSO-BP Algorithm

HE Yerong, LYU Chang, FAN Zhihao

(School of Economic and Management, Anhui Jianzhu University, Hefei 230601, China)

Abstract: To effectively prevent and control safety risks during prefabricated building construction, an intelligent safety assessment model based on GA-PSO-BP neural network was proposed. Grounded in the 4M1E theoretical framework (man, machine, Material, method, environment) and employing correlation coefficient analysis, 25 critical indicators were selected from an initial pool of 36 candidate indicators to establish a safety evaluation index system for prefabricated building construction. In terms of model development, the global search capability of genetic algorithm (GA) was integrated with the rapid convergence characteristics of particle swarm optimization (PSO) to form a hybrid GA-PSO optimization algorithm. This hybrid algorithm was utilized to determine the optimal initial weight and threshold parameter ranges for the BP neural network. The applicability of the GA-PSO-BP model was validated through comparative simulation experiments and engineering case studies. The

收稿日期: 2024-07-13

基金项目: 教育部人文社科基金项目(21YJA630027, 18YJC630040); 安徽省学术和技术带头人资助项目(2022D336); 安徽省自然科学基金面上项目(2108085MG241); 安徽省高校哲学社会科学重点项目(2023AH052554)

作者简介: 何叶荣(1971—), 女, 安徽霍邱人, 教授, 主要研究方向为企业风险管理。

引文格式: 何叶荣, 吕畅, 范志豪. 基于 GA-PSO-BP 的装配式建筑施工安全风险评价及实证研究[J]. 安徽工业大学学报(自然科学版), 2025, 42(3):322-331.

results demonstrate that the GA-PSO-BP model exhibits significant advantages in improving accuracy and convergence efficiency. The average error rate is only 0.94%, representing a substantial reduction compared to traditional BP neural network (3.28%), GA-BP model (2.14%), and PSO-BP model (2.80%). Furthermore, the proposed model achieved optimal solutions in just 42 iterations. In practical engineering applications, the safety level assessment results (Level 4) generated by this model show high consistency with expert evaluations and actual construction conditions, confirming its effectiveness in addressing the dynamic and nonlinear characteristics of complex construction scenarios. This research provides a high-precision and efficient intelligent assessment tool for prefabricated building construction safety. The established indicator system and methodological framework can also serve as a reference for safety management in other types of construction projects.

Keywords: prefabricated buildings; construction safety; risk assessment; dynamic characteristics; intelligent evaluation; BP neural network; particle swarm optimization; genetic algorithm

装配式建筑凭借其预制构件标准化生产、工程质量可控、施工效率高和节能环保等显著优势,已成为现代建筑业的重要发展方向。这一建造模式的优越性在我国抗击“COVID-19”疫情期间得到充分验证,雷神山医院和火神山医院的快速建设(分别仅用 10, 12 d)为疫情防控争取了宝贵时间^[1]。然而,与国际先进水平相比,我国装配式建筑发展仍存在明显差距:一方面,安全管理体系尚不完善,技术成熟度有待提升;另一方面,其特有的多维作业空间并行施工特点导致高空坠落、机械伤害、倒塌等安全事故风险显著高于传统现浇建筑^[2]。在此背景下,建立科学有效的装配式建筑施工安全评价体系,通过系统化的风险识别、评估与控制方法降低事故发生率,对于提升行业安全管理水平、保障从业人员生命财产安全具有重要意义。

当前装配式建筑施工安全评价方法主要分为静态和动态两类。在静态评价方面,学者们已提出多种方法:冯亚娟等^[3]将熵权法和集对分析结合,通过五元联系数定量表征施工安全发展态势演变规律;王灵智等^[4]采用组合赋权方法整合权重确定技术,并引入模糊集理论处理评价过程中的不确定性;Gunduz 等^[5]则构建了融合模糊集与结构方程的混合模型,有效解决了主客观数据整合与复杂因果关系解析的难题。然而,这些方法本质上仍属于静态评价范畴,难以实现施工安全状态的实时动态监测与预警^[6]。随着工程复杂度的提升,传统静态评价方法在适应性、实时性方面的局限性日益凸显。近年来,人工智能技术为施工安全动态评价提供了新的解决思路。神经网络凭借其卓越的非线性处理能力(可逼近任意复杂函数)和自适应学习特性,在材料科学^[7-8]、新能源^[9-10]、生物医学^[11]、水电^[12]等领域展现出显著优势。在工程安全领域,学者们已开展

了系列探索性研究。针对地铁隧道施工,Chen 等^[13]开发了基于深度神经网络的实时风险预警系统;在桥梁建设领域,吴瑜等^[14]提出了一种基于长短期记忆(long-short term memory, LSTM)神经网络的数据异常检测与重构方法;王旭峰等^[15]通过实证比较证实神经网络组合评价模型的优越性。特别值得关注的是,Shen 等^[16]针对建筑施工中样本特征过多的问题,提出一种基于优化反向传播(back propagation, BP)神经网络的建筑施工安全预测模型,优化的模型显著提升了预测准确性与实时性;Ayhan 等^[17]提出潜在类别聚类分析(latent class clustering analysis, LCCA)-神经网络混合框架,通过潜在类别聚类有效解决了高维特征处理难题。然而,传统 BP 神经网络存在易陷入局部最优、收敛速度慢等缺陷。为此,本文基于 4M1E 理论框架,结合相关系数法筛选关键指标,构建装配式建筑施工特点的动态安全评价体系。在此基础上,利用 GA 算法的全局搜索能力和 PSO 算法的加速寻优过程构建 GA-PSO-BP 混合优化模型,通过多算法协同优化机制提升 BP 神经网络的预测精度和收敛速度,以期为装配式建筑施工安全管理提供智能化决策支持。

1 装配式建筑施工安全评价指标体系的构建

为科学构建建筑施工安全预测模型的指标体系,本文综合文献[2-4, 18-24]中关于安全影响因子选取相关研究,结合人、机、料、法、环(4M1E),即人员(man)、机械(machine)、材料(material)、方法(method)和环境(environments),参考建筑施工安全评价标准^[25-26],初步筛选出 36 个施工安全影响因子。在此基础上,依据指标体系的系统性、可操作性及代表性原则,同时考虑装配式建筑工程施工特点,对

初步筛选的因子进行归类 and 优化, 最终确定五类(人、技术、物(包括机械、设备等)、环境、管理)共 25 个关键影响因素, 具体分类及指标如表 1。

表 1 装配式建筑施工安全的影响因素

Tab. 1 Influencing factors of prefabricated buildings construction safety

因素分类	符号	因素名称	文献来源
人的因素	A_1	现场安全人员配置	[4, 19]
	A_2	作业人员的安全意识及态度	[18, 20]
	A_3	作业人员的技术水平	[18, 21]
	A_4	构件厂监理人员配置	[19, 22, 24]
	A_5	作业人员生理及心理健康	[3, 4, 20]
物的因素	B_1	吊具和机械的选择	[4, 19]
	B_2	临时支撑承载强度与稳定	[3, 21]
	B_3	构件连接部位强度	[4, 19]
	B_4	建筑材料及构件的质量	[18, 20]
	B_5	设备定期安全检查	[2, 21, 22]
技术因素	C_1	吊装及定位精确性技术水平	[4, 18]
	C_2	预留预埋件深化设计	[4, 19]
	C_3	时变结构的安全监测技术	[3, 22]
	C_4	构件节点连接技术成熟程度	[3, 18]
管理因素	D_1	安全管理制度	[20, 23]
	D_2	安全费用投入	[18, 23]
	D_3	作业安全防护措施	[3, 19]
	D_4	事故预防及应急管理	[20]
	D_5	危险物安全保管措施	[3, 22]
	D_6	构件吊装管理措施	[4, 19]
环境因素	E_1	吊装作业环境	[2, 3]
	E_2	天气与气候状况	[18, 20, 21]
	E_3	构件运输环境	[2, 3, 4]
	E_4	构件堆场布置实况	[2, 24]
	E_5	安全标准政策环境	[3, 4, 20]

为确保各影响因素信息丰富且互不重复, 避免无效因素的干扰, 文中采用系数相关法计算指标相关性, 筛选出关键的影响因素^[27]。基于表 1 构建的指标体系, 设计影响因素重要程度问卷调查表, 分析各因素的离散程度及重要性。采用李克特 5 点法度量问卷的重要程度, 其中: 1 表示不重要, 2 表示一般重要, 3 表示较为重要, 4 表示非常重要, 5 表示极其重要。本研究共发放问卷 160 份, 调查对象涵盖现场施工人员 (40 份)、现场管理人员 (40 份)、监理单位 (40 份)、高等院校及设计公司相关专家 (40 份), 以确保数据的全面性和代表性。最终回收有效问

卷 155 份, 回收率 96.8%, 满足统计分析的数据要求。

采用 SPSS 25.0 对问卷数据进行一致性和相关性检验。通过计算 Cronbach's α 系数评估问卷数据的可靠性, 结果显示 α 系数为 0.904, 表明问卷数据具有较高的可信度, 满足研究分析的要求^[28]。表 2 为各影响因素间的 Pearson 相关系数矩阵。根据表 2, 剔除相关系数低于 0.4 的评价项 ($A_1, A_4, B_2, B_3, B_5, D_4, D_5, E_1$), 最终保留 18 个关键影响因素作为装配式建筑施工安全评估的指标。筛选后的指标 (图 1) 相关性显著 (相关系数 > 0.4), 能更精确地反映装配式建筑施工安全的关键影响因素。

表 2 相关关系结果统计

Tab. 2 Statistics of correlation results

指标符号	指标名称	相关系数	指标符号	指标名称	相关系数
A_1	现场安全人员配置	0.275	C_4	构件节点连接技术成熟程度	0.745
A_2	作业人员的安全意识及态度	0.672	D_1	安全管理制度	0.716
A_3	作业人员的技术水平	0.663	D_2	安全费用投入	0.745
A_4	构件厂监理人员配置	0.273	D_3	作业安全防护措施	0.701
A_5	作业人员生理及心理健康	0.703	D_4	事故预防及应急管理	0.200
B_1	吊具和机械的选择	0.682	D_5	危险物安全保管措施	0.234
B_2	临时支撑承载强度与稳定	0.199	D_6	构件吊装管理措施	0.701
B_3	构件连接部位强度	0.281	E_1	吊装作业环境	0.285
B_4	建筑材料及构件的质量	0.726	E_2	天气与气候状况	0.635
B_5	设备定期安全检查	0.734	E_3	构件运输环境	0.650
C_1	吊装及定位精确性技术水平	0.659	E_4	构件堆场布置实况	0.669
C_2	预留预埋件深化设计	0.737	E_5	安全标准政策环境	0.606
C_3	时变结构的安全监测技术	0.773			

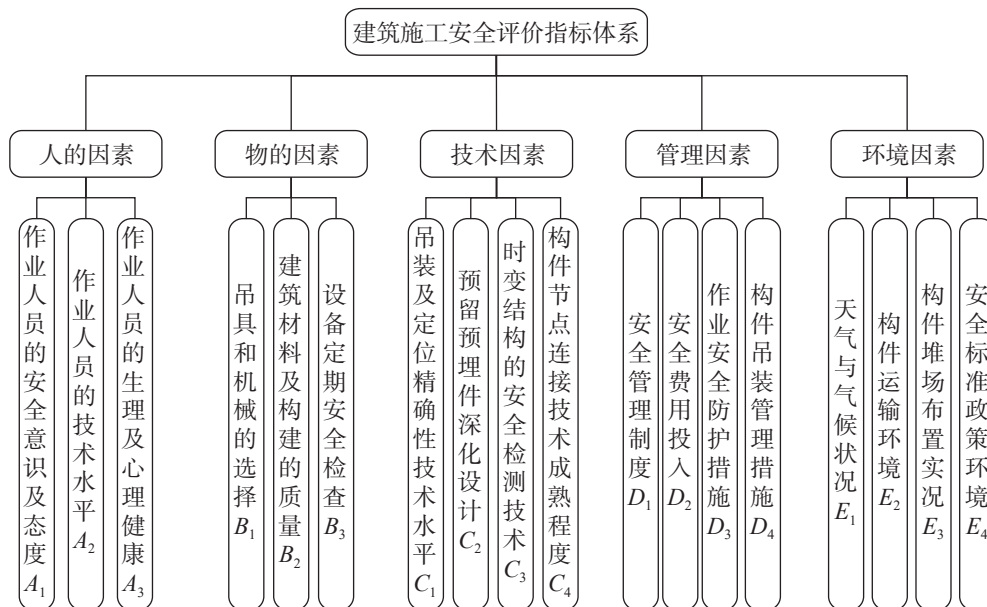


图 1 建筑施工安全评价指标体系

Fig. 1 Construction safety evaluation index system

2 GA-PSO-BP 神经网络模型的构建

针对装配式建筑施工安全风险的多因素耦合与动态演化特性, 传统 BP 神经网络存在初始参数敏感、易陷入局部最优等缺陷, 难以满足高空吊装、多工序协同等复杂场景的安全评价需求^[29]。本文提出遗传算法 (GA) 与粒子群算法 (PSO) 的混合优化策略, 通过 GA 的全局搜索能力与 PSO 的快速收敛特性^[30] 协同优化 BP 神经网络的权值和阈值分布, 提升模型对施工环境动态变化的适应能力。

2.1 GA-PSO 混合优化算法

将 GA 和 PSO 算法集成在同一优化框架中, 利用这 2 种算法的优势提高算法效益^[31]。粒子群算法

(PSO) 的灵感源于鸟类觅食时的社会行为, 其通过粒子速度和位置的更新来寻优, 引入粒子群算法能够有效控制粒子速度。设种群规模为 n , 每个粒子 $i(i=1,2,\dots,n)$ 在 M 维搜索空间中的位置向量 $X_i = (X_{i1}, X_{i2}, \dots, X_{iM})$, 速度向量 $V_i = (V_{i1}, V_{i2}, \dots, V_{iM})$ 。粒子 i 的个体历史最优位置记 $P_i^{\text{best}} = (P_{i1}^{\text{best}}, P_{i2}^{\text{best}}, \dots, P_{iM}^{\text{best}})$, 群体历史最优位置记为 $P_g^{\text{best}} = (P_{g1}^{\text{best}}, P_{g2}^{\text{best}}, \dots, P_{gM}^{\text{best}})$ 。粒子速度和位置的更新公式为:

$$V_{im}(t+1) = k[V_{im}(t) + c_1 r_1 (P_{im}^{\text{best}} - X_{im}(t)) + c_2 r_2 (P_{gm}^{\text{best}} - X_{im}(t))] \quad (1)$$

$$X_{im}(t+1) = X_{im}(t) + V_{im}(t+1) \quad (2)$$

式中: t 为当前迭代次数; c_1 和 c_2 为学习因子; 压缩因

子 $k = \frac{2}{\sqrt{2-C-\sqrt{C^2-4C}}}$, $C = c_1 + c_2$; r_1, r_2 为在 $[0,1]$ 区间的随机数; 维度索引 $m=1, 2, \dots, M_0$ 。

在粒子群的个体信息更新后, 引入 GA 算法中的交叉和变异操作, 以深度实现粒子间的信息交流和信息刷新, 进一步强化粒子搜索能力和全局寻优能力。对 i, j 粒子进行交叉操作, 其位置和速度的交叉过程为:

$$\begin{cases} X_{id}^{new} = X_{id}(1-\alpha) + X_{jd}\alpha \\ X_{jd}^{new} = X_{jd}(1-\alpha) + X_{id}\alpha \end{cases} \quad (3)$$

$$\begin{cases} V_{id}^{new} = V_{id}(1-\beta) + V_{jd}\beta \\ V_{jd}^{new} = V_{jd}(1-\beta) + V_{id}\beta \end{cases} \quad (4)$$

式中: α, β 为在 $[0, 1]$ 区间的随机数; d 为随机选择的交叉维度。在粒子速度和位置交叉更新后, 进行变异操作得到新个体:

$$X_{id}^{new} = \begin{cases} X_{id} + (X_{max} - X_{id})\gamma(t), & r \geq 0.5 \\ X_{id} + (X_{min} - X_{id})\gamma(t), & r < 0.5 \end{cases} \quad (5)$$

式中: X_{max} 为维度 d 的上界; X_{min} 为维度 d 的下界; $\gamma(t) = r_3(1-t/T_{max})^2$ 为自适应变异步长; r_3 为在 $[0,1]$ 区间的随机数; T_{max} 为最大迭代次数; r 为变异触发阈值在 $[0, 1]$ 区间的随机数。

2.2 BP 神经网络的优化

引入 GA-PSO 混合算法代替梯度下降算法, 将 BP 神经网络的权值和阈值编码为粒子群的个体信息, 通过混合算法寻找 BP 神经网络的最优权值和阈值, 提高神经网络性能。以网络期望输出与计算输出的均方误差之和作为粒子的适应度值 E , 即适应度函数值越小, 预测精度越高。

$$E = \sum_{s=1}^q (y_s - o_s)^2 \quad (6)$$

式中: s 为样本索引; o_s 为网络计算输出; y_s 为期望输出; q 为样本总数。

基于 GA-PSO 优化 BP 神经网络的具体实现步骤如下:

1) 设计 BP 神经网络结构。根据学习样本确定网络的输入层、隐含层及输出层的神经元个数, 并设置网络连接权值和阈值的取值范围。

2) 粒子群初始化。确定样本种群 Q , 根据网络权值和阈值参数设计种群个体编码信息、初始化粒子的位置和速度, 并设置最大迭代次数。

3) 粒子群更新。更新种群个体速度和位置信息后, 通过计算粒子的适应度寻找个体和群体的极值, 得到新种群 Q_1 。

4) 引入遗传操作。将新种群按适应度值平均分为两部分, 对适应度值较好的个体进行两两交叉配对, 并比较子代父代粒子之间的适应度值, 保留适应度值好的进入下一轮迭代。对适应度值较差的群体则以 P_m 的变异概率进行变异操作。

5) 更新个体极值和群体极值。对经过遗传操作的粒子重新进行适应度计算, 更新粒子的最优速度和位置信息。

6) 重复迭代。重复步骤 2) 至步骤 5), 直到适应度值满足终止条件或达到最大迭代次数, 输出最优结果。

7) 神经网络训练仿真。将经过 GA-PSO 优化的最佳权值和阈值代入 BP 神经网络, 进行训练和仿真评价。

综上, GA-PSO-BP 神经网络算法的流程如图 2。

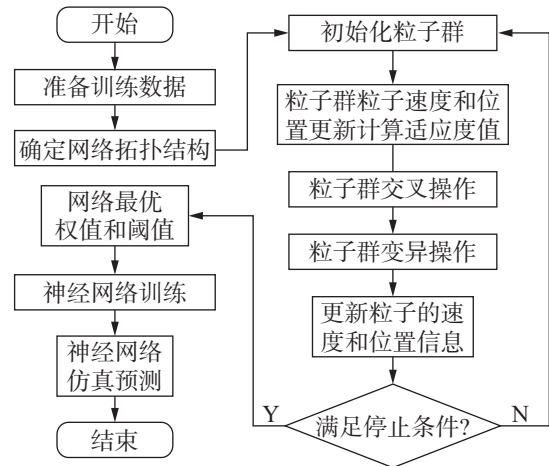


图2 GA-PSO-BP 神经网络算法的流程图

Fig. 2 Flowchart of GA-PSO-BP neural network algorithm

3 GA-PSO-BP 神经网络模型的施工安全评价实证研究

为验证 GA-PSO-BP 神经网络模型在装配式建筑施工安全动态评价中的实际应用效能, 文中采用实验仿真与工程实证相结合的双重验证方法。首先, 基于某装配式建筑企业提供的施工安全数据, 分别采用 BP, GA-BP, PSO-BP 及 GA-PSO-BP 等 4 种模型进行仿真实验, 通过对比分析 4 种模型在适应度收敛性、预测误差及安全评分稳定性等关键指标上的差异, 验证提出模型的性能优势。进一步地, 选取南京某装配式建筑项目为案例进行实地验证, 通过对比分析 GA-PSO-BP 神经网络模型预测结果与专家评估结论及现场实际风险状态, 验证所提模型在复杂施工环境中的适用性与可靠性。

3.1 仿真验证

3.1.1 样本数据与网络输出

本文在考虑样本代表性的情况下,分层次地选择60组施工安全数据,其中训练样本50组、测试样本10组。为提高装配式建筑施工安全评估的精确度,参考装配式建筑施工安全风险等级分类相关研究^[3,26,28],并结合神经网络输出,将安全风险等级的高低分为5个等级。此外,通过征询具备丰富施工经验的工程师和项目负责人,并参照《建筑施工安全检查标准》(JGJ 59—2011),为每个等级设置相应的分值区间,具体如表3。

表3 项目安全等级评价标准

Tab. 3 Evaluation standard of project safety level

风险级	安全等级描述	分值区间
5	工程项目状态很好,风险极低,可控	[90, 100]
4	工程项目状态较好,风险一般,可接受	[80, 90]
3	工程项目状态一般,风险较大,可预防接受	[75, 80]
2	工程项目状态比较差,风险较大,无法接受	[70, 75]
1	工程项目状态很差,风险极高,无法接受	(0, 70)

3.1.2 网络结构与参数配置

采用控制变量法进行参数配置,在保持学习率、训练次数等参数一致的前提下,通过逐步调整网络结构和算法参数,以均方误差(mean squared error, MSE)和收敛速度作为评价指标。基于输入层神经元数量与安全评价指标数相匹配的原则,将输入层节点数设为18个。经过10组预实验的系统测试与对比分析,发现当隐含层节点数为7时,算法训练误差达到最小值(MSE=0.002 1),据此确定最终网络拓扑结构为18-7-1的三层结构。在激活函数选择方面,隐含层采用双曲正切函数(tansig)以增强非线性映射能力,输出层选用线性传递函数(purelin)确保输出范围适应性,从而在模型精度和泛化性能之间取得最佳平衡。

3.1.3 模型参数优化

针对不同模型算法的特性,制定差异化的参数优化策略:

1) BP神经网络参数优化。通过网格搜索法在0.001~0.1区间内对初始学习率进行测试,结果表明学习率为0.01时能够实现最优的收敛速度与训练稳定性。为进一步优化训练效果,设置动量因子为0.95,以抑制参数更新过程中的振荡;同时,设置

最小收敛误差阈值为0.000 1,限定最大训练次数为1 000次,以防止过拟合现象。

2) 遗传算法参数配置。设置种群规模为30,以保证足够的遗传多样性;同时采用轮盘赌选择法和均匀交叉策略进行个体更新,经过多次测试,确定交叉概率 $P_c=0.7$ 和变异概率 $P_m=0.05$ 时算法的性能最佳。

3) 粒子群算法设置。为平衡个体与群体经验,设置学习因子 c_1, c_2 均为2。引入压缩因子 $k=0.729$ 约束粒子速度,以防止算法发散。同时,设置粒子位置边界为 ± 3 ,速度边界为 ± 1 ,以确保搜索空间能够覆盖权值与阈值的合理范围。

4) 混合算法参数优化。设置GA-PSO混合算法与单一算法保持相同的迭代次数(100次),并在每代粒子更新后执行交叉和变异操作。为提高优化效率,采用精英保留策略,对适应度前50%的个体进行重点优化。

为消除随机因素的影响,所有实验均重复运行20次并均取平均值作为最终结果。在数据划分方面,训练集与测试集按5:1比例分配,同时采用K折交叉验证(K=5)方法评估算法的泛化能力。最终参数配置如表4。

表4 算法参数配置

Tab. 4 Model parameter configuration

参数	BP神经网络	GA	PSO	GA-PSO
输入层节点数	18			
隐含层节点数	7			
输出层节点数	1			
学习率	0.01			
动量因子	0.95			
种群规模		30	30	30
最大迭代次数		100	100	100
交叉概率		0.7		0.7
变异概率		0.05		0.05
加速因子			2	2
压缩因子			0.729	0.729

3.1.4 模型性能对比分析

为评估不同优化模型的性能,采用均方误差的倒数作为个体适应度值,即个体适应度值越小,表明模型预测误差越低,个体质量越高。通过记录迭代过程中的最佳适应度变化趋势,可直观反映模型的收敛特性和优化能力。图3为使用GA, PSO及GA-PSO-BP神经网络模型在迭代过程中的最佳适应度值变化情况。由图3可看出:GA-BP模型虽最终达到0.049的较优适应度值,但在第47次迭代后即陷

入局部最优且收敛速度较慢; PSO-BP模型收敛速度最快(仅需19次),但受早熟收敛影响,最终适应度值(0.052)欠佳;相比之下,GA-PSO-BP模型展现出显著的性能优势,其通过遗传算法的全局搜索和粒子群算法的快速收敛特性,成功在第42次迭代时突破多个局部最优,最终获得0.038的最优适应度值,较单一算法模型分别提升了22.4%和26.9%,充分验证了混合算法模型在收敛速度和优化精度方面的综合优越性。这一发现为复杂非线性系统的参数优化提供了有效的解决方案。

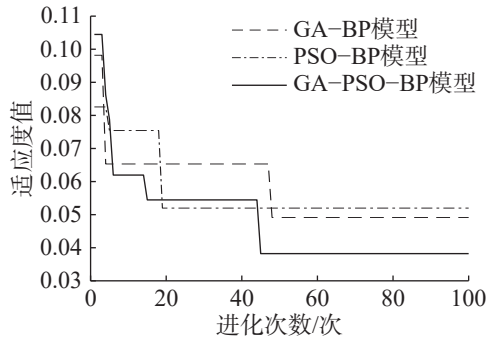


图3 3种网络模型的适应度曲线(终止代数=100)

Fig.3 Fitness curves of the three network models (termination algebra = 100)

3.1.5 模型评价效果对比分析

为验证所提模型的工程适用性,通过施工安全评价实验对比4种模型的性能表现。图4为BP, GA-BP, PSO-BP和GA-PSO-BP模型对施工安全评价的评分结果。图4显示:BP神经网络预测结果

波动显著,误差较大;GA-BP虽能保持相对稳定,但仍存在一定偏差;PSO-BP在迭代后期趋于稳定,但前期预测误差明显;而GA-PSO-BP的预测曲线与真实评分最为接近,全程保持最小波动。

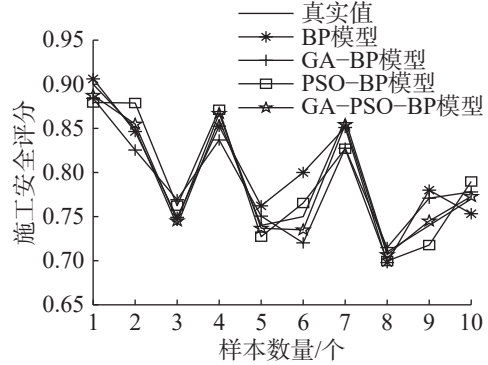


图4 4种模型的评分结果

Fig.4 Evaluation results of the four models

表5进一步量化了各模型在10个测试样本中的评分误差。统计结果表明:GA-PSO-BP模型的平均误差占比仅为0.94%,显著优于BP(3.28%)、GA-BP(2.14%)和PSO-BP(2.80%)模型。具体而言,相较于BP模型,GA-PSO-BP将评价精度提高了71.3%;与单一优化算法模型相比,其精度提升幅度分别达到56.1%和66.4%。这些数据充分证明,GA-PSO混合优化策略能有效提升神经网络在施工安全评价中的稳定性和准确性,为工程安全管理提供了更可靠的决策支持工具。

表5 评分误差分析

Tab.5 Analysis of scoring error

真实值	BP		GA-BP		PSO-BP		GA-PSO-BP	
	预测值	误差占比/%	预测值	误差占比/%	预测值	误差占比/%	预测值	误差占比/%
90.00	92.61	2.90	88.40	-1.78	85.93	-4.52	88.75	-1.39
85.00	82.65	-2.77	82.55	-2.89	88.88	4.56	85.49	0.57
74.00	76.91	3.94	76.91	3.94	76.24	3.02	75.52	2.05
86.00	83.25	-3.20	83.69	-2.69	87.11	1.29	86.70	0.82
74.00	76.22	3.00	75.05	1.42	72.73	-1.72	73.68	-0.43
75.00	80.00	6.67	73.03	-2.63	76.54	2.06	73.50	-2.00
86.00	85.10	-1.05	84.74	-1.46	82.70	-3.84	85.44	-0.65
71.00	69.79	-1.70	71.49	0.69	69.97	-1.45	70.69	-0.44
74.00	78.00	5.40	76.09	2.82	71.78	-3.01	74.50	0.68
77.00	75.33	-2.17	77.80	1.04	78.98	2.57	77.28	0.37

3.2 工程案例验证

以南京某装配式建筑工程为例,采用GA-PSO-BP神经网络模型进行安全评价实证研究。该项目位于南京市秣陵街道祖唐社区,规划用地面积约14 400 m²,总建筑面积34 085.2 m²,其中地上建

筑面积23 740.9 m²、地下建筑面积10 344.3 m²,包括托养中心、康复中心、文体中心和培训中心等综合性服务建筑。通过5位专家依据建筑安全评分规则和安全等级划分范围,对各指标进行独立评估并取均值(如表6),将数据输入GA-PSO-BP模型计算

得到综合安全评分为 84.3 分。参考表 3 安全等级划分标准,该评分属于 4 级(风险较低),与专家评估结论完全一致,表明模型具有工程实用价值。根据评价结果,建议对项目未达 5 级(风险可控)标准的指标进行整改,待符合要求后方可继续施工。本案例验证了 GA-PSO-BP 模型在装配式建筑施工安全评价中的可靠性与适用性,可为同类工程安全管理提供有效决策支持。

表 6 某装配式建设项目施工安全评分

Tab.6 Construction safety score of a prefabricated construction project

评价指标	评价/分	评价指标	评价/分
A_1	95.4	C_4	85.6
A_2	83.2	D_1	87.2
A_3	71.6	D_2	87.0
B_1	85.6	D_3	90.0
B_2	89.4	D_4	90.6
B_3	90.6	E_1	88.2
C_1	86.8	E_2	91.2
C_2	75.0	E_3	89.4
C_3	89.0	E_4	87.8

4 结论

针对装配式建筑施工安全风险动态评价需求,提出一种基于 GA-PSO 混合优化的 BP 神经网络动态评价模型(GA-PSO-BP),并对其在安全风险评价中的适用性进行仿真与工程验证,得到如下主要结论:

1) 基于 4M1E 理论框架,结合相关系数法筛选关键指标,构建了涵盖人员、技术、机械、环境、管理五大维度的装配式建筑施工安全评价体系。该体系为算法输入参数的优化提供了科学依据,确保了评价模型的可靠性。

2) 通过对比实验验证,GA-PSO-BP 在收敛速度与精度上显著优于传统模型,平均误差占比仅为 0.94%,较传统 BP(3.28%),GA-BP(2.14%)及 PSO-BP(2.80%)分别降低 71.3%,56.1%和 66.4%。仅需 42 次迭代即可收敛至全局最优,兼具遗传算法的全局搜索能力与粒子群算法的快速收敛特性,有效规避了局部最优问题。

3) 以南京某装配式建筑项目为例,GA-PSO-BP 的评价结果(84.3 分,安全等级 4 级)与专家评分及现场实际风险状态高度一致,验证了其在复杂施工环境中的动态适应性与评价准确性。

本研究构建的安全评价体系与 GA-PSO-BP 优化模型,实现了装配式建筑施工风险的动态精准评估,该成果不仅为装配式建筑安全管理提供智能决策新范式,其技术路径也可推广至桥梁、隧道等复杂工程领域。未来将通过开发参数自适应调节算法和嵌入式实时监测系统,构建智能安全管控平台,全面提升装配式建筑施工安全管理的智能化水平。

参考文献:

- [1] YUAN Z M, ZHANG Z Y, NI G D, et al. Cause analysis of hindering on-site lean construction for prefabricated buildings and corresponding organizational capability evaluation[J]. *Advances in Civil Engineering*, 2020, 2020(1):8876102.
- [2] 李静文,张哨军,周湛林.基于贝叶斯网络的装配式建筑安全风险研究[J].*建筑经济*,2023,44(S2):597-601.
LI J W, ZHANG S J, ZHOU Z L. Research on safety risk of assembled building based on Bayesian network[J]. *Construction Economy*, 2023, 44(S2):597-601.
- [3] 冯亚娟,都思竹,张竞一.基于 EW-SPA 的装配式建筑施工安全评价及预测[J].*中国安全科学学报*,2019,29(5):85-90.
FENG Y J, DU S Z, ZHANG J Y. Safety evaluation and prediction of prefabricated building construction based on EW-SPA[J]. *China Safety Science Journal*, 2019, 29(5): 85-90.
- [4] 王灵智,闫林君.基于组合赋权-可变模糊集的装配式建筑施工安全评价[J].*中国安全生产科学技术*,2020,16(11):103-109.
WANG L Z, YAN L J. Safety evaluation of prefabricated building construction based on combination weighting and variable fuzzy sets[J]. *Journal of Safety Science and Technology*, 2020, 16(11):103-109.
- [5] GUNDUZ M, TALAT- BIRGONUL M, OZDEMIR M. Development of a safety performance index assessment tool by using a fuzzy structural equation model for construction sites[J]. *Automation in Construction*, 2018, 85:124-134.
- [6] 刘洋,申玲,陈东.基于 GA-BP 的建筑施工安全实时预警模型[J].*土木工程与管理学报*,2019,36(2):167-172,185.
LIU Y, SHEN L, CHEN D. Real-time pre-alarm model of construction safety based on GA-BP[J]. *Journal of Civil Engineering and Management*, 2019, 36(2):167-172,185.
- [7] REN J, SHI X Y, CAO X H. Fire recognition method based on PSO-BP neural network and ResNet50[J]. *International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, 2024, 38(13):2450022.
- [8] 戴书浩,孙俊,彭艺,等.神经网络加速 PSO 算法的超材

- 料吸波体设计[J]. 传感器与微系统, 2025, 44(2):90-94.
- DAI S H, SUN J, PENG Y, et al. Design of metamaterial absorber based on neural network accelerated PSO algorithm[J]. Transducer and Microsystem Technologies, 2025, 44(2):90-94.
- [9] 白云鹏, 张志艳, 许才, 等. 基于多头注意力机制改进图神经网络的新能源电力系统风险评估[J]. 电力建设, 2025, 46(1):147-157.
- BAI Y P, ZHANG Z Y, XU C, et al. Risk assessment of renewable energy power systems via graph multi-attention networks[J]. Electric Power Construction, 2025, 46(1):147-157.
- [10] 李俊桑, 孟祥彦, 石暖暖, 等. 光学神经网络智能处理: 技术演变与未来展望[J]. 航空学报, 2024, 45(20): 630439.
- LI J S, MENG X Y, SHI N N, et al. Intelligent processing of optical neural networks: technological evolution and future prospects[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2024, 45(20):630439.
- [11] GAO C, SHI Y T, YANG S, et al. SAA-SDM: neural networks faster learned to segment organ images[J]. Journal of Imaging Informatics in Medicine, 2024, 37(2):547-562.
- [12] 周璐, 张健, 孟凡继, 等. 泵站水电转换系数的BP神经网络模型[J]. 水利经济, 2024, 42(6):71-75.
- ZHOU L, ZHANG J, MENG F J, et al. BP neural network model of hydroelectricity conversion coefficient of pumping station[J]. Journal of Economics of Water Resources, 2024, 42(6):71-75.
- [13] CHEN Q W, MAO P, ZHU S Y, et al. A decision-aid system for subway microenvironment health risk intervention based on backpropagation neural network and permutation feature importance method[J]. Building and Environment, 2024, 253:111292.
- [14] 吴瑜, 侯川川. 基于LSTM神经网络的桥梁监测数据异常检测与重构[J/OL]. 武汉理工大学学报(交通科学与工程版), (2025-03-20). <https://link.cnki.net/urlid/42.1824.U.20250319.1735.018>.
- WU Y, HOU C C. Anomaly detection and reconstruction of bridge monitoring data based on lstm neural network[J/OL]. Journal of Wuhan University of Technology (Transportation Science & Engineering), (2025-03-20). <https://link.cnki.net/urlid/42.1824.U.20250319.1735.018>.
- [15] 王旭峰, 沈斐敏. 基于BP神经网络的建筑施工事故非线性组合预测[J]. 福州大学学报(自然科学版), 2015, 43(1):94-99.
- WANG X F, SHEN F M. Nonlinear combined forecasting of construction accident based on BP neural network[J]. Journal of Fuzhou University (Natural Science Edition), 2015, 43(1):94-99.
- [16] SHEN T, NAGAI Y, GAO C. Design of building construction safety prediction model based on optimized BP neural network algorithm[J]. Soft Computing, 2020, 24(11):7839-7850.
- [17] AYHAN B U, TOKDEMIR O B. Accident analysis for construction safety using latent class clustering and artificial neural networks[J]. Journal of Construction Engineering and Management, 2020, 146(3):04019114.
- [18] 何正豪, 田元福. 参建单位视角的装配式建筑施工安全风险因素[J]. 科学技术与工程, 2023, 23(1):321-326.
- HE Z H, TIAN Y F. Safety risk factors of prefabricated building construction from the perspective of participating units[J]. Science Technology and Engineering, 2023, 23(1):321-326.
- [19] 辛酉阳, 杨德磊, 方前程. 改进GRA-TOPSIS模型在装配式建筑施工风险评估中的应用[J]. 安全与环境学报, 2023, 23(7):2212-2222.
- XIN Y Y, YANG D L, FANG Q C. Application of improved GRA-TOPSIS model in risk assessment of prefabricated building construction[J]. Journal of Safety and Environment, 2023, 23(7):2212-2222.
- [20] 李树天, 马斌, 王聪. 基于Cov-AHP与云模型的装配式建筑施工安全风险评价研究[J]. 西安理工大学学报, 2024, 40(3):429-437.
- LI S T, MA B, WANG C. Research on risk assessment of prefabricated building construction based on Cov-AHP and cloud model[J]. Journal of Xi'an University of Technology, 2024, 40(3):429-437.
- [21] 杨文安, 李佳欣. 基于动态贝叶斯网络的装配式建筑吊装施工安全风险分析[J]. 安全与环境学报, 2024, 24(4):1328-1336.
- YANG W A, LI J X. Safety risk analysis of hoisting construction of prefabricated buildings based on dynamic Bayesian network[J]. Journal of Safety and Environment, 2024, 24(4):1328-1336.
- [22] 于治成, 陆红梅, 吴松, 等. 基于改进可拓云模型的装配式建筑施工安全风险评价方法[J]. 石河子大学学报(自然科学版), 2024, 42(4):449-456.
- YU Z C, LU H M, WU S, et al. Safety risk evaluation method for assembly building construction based on improved tractable cloud[J]. Journal of Shihezi University (Natural Science), 2024, 42(4):449-456.
- [23] 方前程, 李中原. 基于盲数理论和物元可拓法的装配式建筑吊装施工风险评估模型研究[J]. 安全与环境学报, 2023, 23(1):8-16.
- FANG Q C, LI Z Y. Research on risk assessment model of prefabricated building hoisting construction based on game theory and extension theory[J]. Journal of Safety and Environment, 2023, 23(1):8-16.

- [24] 李红兵,夏瑶徽,谢定坤,等. 装配式建筑吊装施工安全关键风险分析的改进 DEMATEL 方法 [J]. 安全与环境学报, 2024, 24(4):1314-1327.
LI H B, XIA Y H, XIE D K, et al. An enhanced DEMATEL method for analyzing key safety risks in hoisting construction of prefabricated buildings[J]. *Journal of Safety and Environment*, 2024, 24(4):1314-1327.
- [25] 中国建筑标准设计研究院. 装配式建筑系列标准应用实施指南-木结构建筑 [M]. 北京: 中国计划出版社, 2021.
China Institute of Building Standardization & Design. *Application and Implementation Guide for Prefabricated Building Series Standards-Timber Structures*[M]. Beijing: China Planning Press, 2021.
- [26] 中华人民共和国住房和城乡建设部. 建筑施工安全检查标准: JGJ 59—2011[S]. 北京: 中国建筑工业出版社, 2011.
Ministry of Housing and Urban-Rural Development of the People's Republic of China. *Standard for Construction Safety Inspection: JGJ 59—2011*[S]. Beijing: China Architecture & Building Press, 2011.
- [27] 赵德银,张菁,王爽,等. 基于相关系数指标筛选法的油田集输泵机组用能评价体系研究 [J]. 数学的实践与认识, 2021, 51(2):137-144.
ZHAO D Y, ZHANG J, WANG S, et al. Study on energy consumption evaluation system of oil field gathering pump unit based on correlation coefficient index screening method[J]. *Mathematics in Practice and Theory*, 2021, 51(2):137-144.
- [28] 王森浒,李子信,陈云松,等. 调查实验法在社会学中的应用: 方法论评述 [J]. 社会学评论, 2022, 10(6):230-252.
WANG S H, LI Z X, CHEN Y S, et al. Application of survey experiment in sociology: a methodological review[J]. *Sociological Review of China*, 2022, 10(6):230-252
- [29] KOU Y Y, CHEN H Y, LIU K, et al. Path optimization of technological innovation efficiency improvement in China's high-tech industries based on QCA and GA-PSO-BP neural network[J]. *Systems*, 2023, 11(5):233.
- [30] 魏天旭,赵燕成,赵景波,等. 基于改进 PSO-BP 神经网络的网络控制系统时延预测 [J]. 陕西科技大学学报, 2024, 42(3):158-165,173.
WEI T X, ZHAO Y C, ZHAO J B, et al. Delay prediction of network control system based on improved PSO-BP neural network[J]. *Journal of Shaanxi University of Science & Technology*, 2024, 42(3):158-165,173.
- [31] DAI X, LI X Q, ZHANG Y G, et al. A prediction model of coal seam roof water abundance based on PSO-GA-BP neural network[J]. *Water*, 2023, 15(23):4117.

责任编辑:何莉