

DOI: 10.7672/sgjs2026010017

基于机器学习的混合施工体系质量预测研究*

李亚

(中铁十八局集团第三工程有限公司,河北 涿州 072750)

[摘要] 为解决混合施工体系中的质量管控难题,以实际项目为依托,构建“特征筛选、建模、可解释、评分”的闭环研究方法。通过将采集的施工日志、质检报告及现场实测数据扩充形成1000组有效样本,提取铝模支撑、叠合板吊装、混凝土性能等9类核心特征,围绕铝模垂直度偏差、叠合板标高偏差与拼缝漏浆风险3类关键质量指标,对比3种机器学习预测算法的预测性能,得到以下结论:随机森林模型预测精度最优,其中垂直度偏差预测的RMSE为2.1mm、 R^2 为0.962,叠合板标高偏差预测的RMSE为1.8mm、 R^2 为0.958,拼缝漏浆风险预测 F_1 值达0.91;研究通过剔除冗余特征后进一步筛选出铝模背楞间距、叠合板支撑间距、混凝土浇筑强度3个核心影响参数。基于该模型构建施工质量综合评分体系,实现质量分级管控,可为同类项目的施工质量提前预警与参数优化提供技术支持。

[关键词] 智能建造;装配式;施工质量;随机森林;机器学习;数值模拟

[中图分类号] TU758 [文献标识码] A [文章编号] 2097-0897(2026)01-0017-07

Research on Quality Prediction of Hybrid Construction Systems Based on Machine Learning

LI Ya

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

Abstract: To solve the problem of quality control in the mixed construction system, a closed-loop research method of “feature screening, modeling, interpretability, and scoring” is constructed based on engineering practice. By expanding the collected construction logs, quality inspection reports, and field-measured data to form 1000 groups of valid samples, nine categories of core features, such as aluminum formwork support, composite plate hoisting, and concrete performance, etc., were extracted. The prediction performance of three machine learning prediction algorithms was compared around the three key quality indicators of aluminum formwork verticality deviation, composite plate elevation deviation, and joint leakage risk. The results indicate that the random forest model has the optimal prediction accuracy. The root mean square error (RMSE) and R^2 of verticality deviation prediction are 2.1mm and 0.962, respectively. The RMSE and R^2 of composite plate elevation deviation prediction are 1.8mm and 0.958, respectively. The risk prediction F_1 value of the joint leakage risk is 0.91. After eliminating the redundant features, the three core influencing parameters of aluminum mold back corrugated spacing, composite plate support spacing, and concrete pouring strength were further screened out. Based on this model, a comprehensive scoring system for construction quality is constructed to realize quality grading control, which can provide technical support for early warning and parameter optimization of construction quality of similar projects.

Keywords: intelligent construction; prefabricated; construction quality; random forest; machine learning; simulation

* 中铁十八局集团有限公司2024年度科研创新项目(2024-031)

[作者简介] 李亚,工程师,E-mail: 3420125955@qq.com

[收稿日期] 2025-09-10

0 引言

随着装配式建筑技术的快速发展,“铝合金模板+叠合板”混合施工体系因兼具铝合金模板周转

效率高、混凝土成型质量好,以及叠合板工业化生产程度高、现场施工周期短的优势,已成为住宅项目建设的重要选择。众多学者研究表明,铝合金模板在提升施工效率、降低成本、提高施工质量等方面效果显著^[1-2]。而预制混凝土叠合板作为装配式建筑的常用构件,其质量对建筑物安全水平影响重大^[3]。文教园 XXFX-WJ01-42 地块项目作为西安市西咸新区沣西新城重点住宅工程,一标段总建筑面积达 145 421.00m²,共包含 4 栋 10 层剪力墙结构住宅,均采用该混合施工体系,楼板设计为 130, 150, 200mm 3 种厚度,铝合金模板选用 6061-T6 材质,支撑体系采用单支撑塔横杆结构,旨在通过新技术应用实现工程质量与施工效率的双重提升。

然而,该施工体系在实际应用中面临多重质量管控难题。从铝模施工来看,墙柱铝模采用“外墙拉片+内墙拉杆”配模体系,拉片间距需严格控制在 150~2 550mm,对拉螺栓紧固力偏差、背楞安装精度低均会导致墙柱垂直度超出 5mm 允许偏差,这与武惠娟等^[4]研究中提到的铝合金模板施工需严格把控各环节质量的观点相符。从叠合板施工来看,叠合板安装需保证四角及中间 5 个点位标高一致,剪力墙模板上口平整度偏差、支撑间距不合理易造成叠合板无法精准落位,且板端“胡子筋”与梁筋位置冲突、板墙拼缝漏浆等问题频发^[5]。李倩如等^[6]也曾指出 PC 叠合板与现浇梁交界处存在漏浆问题。传统质量管控依赖人工巡检与经验判断,不仅效率低下,且难以提前识别潜在质量风险,易出现返工整改,影响施工进度与成本控制^[7]。

近年来,数据挖掘与机器学习技术在土木工程领域的应用逐步深化,为解决复杂施工体系的质量管控难题提供了新路径^[8-9]。通过构建包含施工参数与质量指标的数据集,结合算法筛选核心影响因素、建立预测模型,可实现施工质量的提前预警与精准管控。但现有研究多聚焦于传统现浇结构或单一构件施工质量分析,针对“铝合金模板+叠合板”混合体系,尤其是结合具体项目施工数据的质量预测研究较为匮乏,难以直接为文教园项目及同类工程提供技术支撑。

本研究以文教园 XXFX-WJ01-42 地块项目“铝合金模板+叠合板”施工体系为研究对象,通过采集现场施工数据构建数据集,运用数据挖掘技术预处理数据,结合多种机器学习算法建立质量预测模型,筛选核心施工参数,旨在实现该体系施工质量的高精度预测,为项目质量管控提供科学依据,同时丰富装配式建筑施工质量智能管控的

研究成果。

1 工程概况

1.1 文教园项目概况

项目位于能源金融贸易区文教园片区(天津路以东、英华二路以南),一标段包含 25, 26, 29, 36 号楼,均为层地上 10 层+地下 1 层剪力墙结构,总高度 34.15m。项目楼板采用“叠合板+现浇层”组合形式:板厚 130mm(60mm 叠合板+70mm 现浇层)、150mm(60mm 叠合板+90mm 现浇层)、200mm(60mm 叠合板+140mm 现浇层),铝模采用 6061-T6 材质,支撑体系为单支撑塔横杆(底部 $\phi 60 \times 2.5$ 圆管、上部 $\phi 48 \times 3.0$ 圆管)。

1.2 铝模与叠合板施工技术难点

1) 铝模垂直度控制:墙柱铝模采用“外墙拉片+内墙拉杆”体系,拉片间距 150~2 550mm,垂直度偏差 ≤ 5 mm,背楞加固强度、对拉螺栓紧固力是主要影响因素。

2) 叠合板标高偏差:叠合板安装需测设四角及中间 5 个点位,相邻板标高偏差 ≤ 3 mm,支撑间距 $\leq 1 400$ mm、激光扫平仪校准精度为关键参数。

3) 拼缝漏浆风险:叠合板与墙体顶缝隙需通过墙模边缘贴双面胶封堵,缝隙宽度小于 1mm 易导致漏浆,模板平整度、密封材料贴合度为主要影响因素。

4) 混凝土成型质量:叠合层混凝土强度脱模时需 > 15 MPa,浇筑速度为 2.5m³/h,振捣密实度影响成型效果。

2 研究方法

2.1 数据集构建

数据来源于文教园项目首批铝模应用楼栋的施工日志、质量检测报告及现场实测数据(2024 年 4—6 月),共采集 1 000 组有效样本,其中每组样本对应 1 个施工流水段的关键参数与质量检测结果。本研究通过特征变量筛选方法,结合文教园项目施工特点,定义了 6 类指标作为机器学习模型的特征变量与 1 类目标变量作为模型的标签。

其中输入特征包含:铝模参数(背楞间距、对拉螺栓扭矩)、叠合板参数(支撑间距、吊装速度)、混凝土参数(浇筑强度、坍落度)、施工环境参数(温度、湿度)、人员操作参数(铝模校准时长、叠合板定位时长)、设备参数(塔式起重机吊装精度、激光扫平仪误差)。目标变量包括:施工质量综合评分(垂直度偏差 ΔV 、叠合板标高偏差 ΔH 及拼缝漏浆风险 R 。

拼缝漏浆风险采用二元分类表示形式,即 $R = 1$

表示存在漏浆风险, $R=0$ 表示无风险。该样本数据来源于该项目施工质量检查报告中关于“叠合板接缝成型”的实测结果,统计口径为:当拼缝渗浆长度超过构件边长的 10%或渗浆深度超过 3mm 时,标注为 $R=1$;否则为 $R=0$ 。为便于模型学习,后续将该二元标签经 SMOTE 算法平衡样本分布,形成 1 000 组有效样本用于分类预测。

2.2 数据预处理

本研究对原始数据进行 3 步处理。

1) 重复数据剔除:删除 17 组完全重复的样本,保留 983 组有效数据。

2) 异常值处理:采用椭圆包络法检测异常值,分别测试删除 2%, 5%, 10% 异常值对模型的影响,最终保留全部异常值。

3) 归一化:对比标准化方法、 $[-1, 1]$ 归一化方法、 $[0, 1]$ 归一化方法的效果,发现 $[0, 1]$ 归一化后模型性能最优,因此采用式(1)进行归一化:

$$z_i = \frac{x_i - \min(x)}{\max(x) - \min(x)} \quad (1)$$

式中: z_i 为归一化后的值; x_i 为原始数据。

2.3 机器学习模型选择

结合项目“铝合金模板+叠合板”施工质量预测需求,参考土木工程领域中工程参数预测的常用算法逻辑,本研究选取支持向量机(SVM)、随机森林(RF)、人工神经网络(ANN)^[10-11] 3 种机器学习模型构建施工质量预测模型,如图 1 所示。

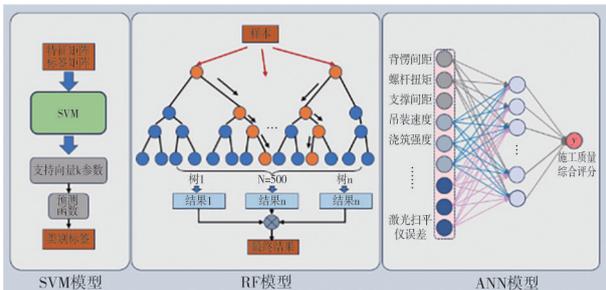


图 1 机器学习模型

Fig. 1 Machine learning models

图 1 中, SVM 模型采用 RBF 核函数,通过调试确定惩罚系数 $C=10$ 、核函数参数 $\gamma=0.1$,该模型在处理小样本、高维数据时泛化能力较强,可适配项目施工初期参数维度多、部分阶段数据量有限的场景,能有效拟合铝模垂直度、叠合板标高偏差等连续型质量指标与施工参数间的关系。核函数计算公式如下:

$$K(x, x_i) = \exp(-\gamma \|x - x_i\|^2) \quad (2)$$

式中: $K(x, x_i)$ 为核函数值,用于将低维施工数据映

射到高维特征空间,以解决铝模垂直度、叠合板标高偏差等质量指标与施工参数间的非线性拟合问题。 γ 为 RBF 的带宽参数,用于平衡模型对精细质量指标的预测灵敏度,避免过拟合。

本文使用的 RF 模型由 500 棵决策树集成构建,通过 Bootstrap 重采样技术与特征随机选择机制降低过拟合风险,且可输出特征重要性排序,既能精准捕捉铝模背楞间距、叠合板支撑间距等参数与质量指标的非线性关联,又能为后续核心施工参数筛选提供依据,符合项目对参数影响分析和质量预测的双重需求。

ANN 模型设置 1 层隐藏层(含 100 个神经元),激活函数选用 ReLU 函数以避免梯度消失问题,优化算法采用 Adam 算法(学习率 $l_r=0.00124$),通过反向传播迭代优化网络权重,可适配施工参数与质量指标间复杂的映射关系,进一步提升预测精度。其中激活函数表达式如下:

$$\text{ReLU}(x) = \max(0, x) \quad (3)$$

3 种模型均基于经特征选择、异常值处理及 $[0, 1]$ 归一化预处理后的数据集开展训练,后续将通过对比各模型在测试集上的均方根误差(RMSE)与决定系数(R^2),确定最适用于文教园项目“铝模+叠合板”施工质量预测的模型。

2.4 模型训练与评估

为确保构建的质量预测模型能精准适配文教园项目实际施工场景,本研究基于采集的文教园地块项目一标段楼栋施工数据(含铝模背楞间距、对拉螺栓紧固力、叠合板支撑间距、混凝土浇筑强度等参数及对应铝模垂直度、叠合板标高偏差等质量检测结果),按 8:2 比例将 983 组有效预处理数据划分为 786 组训练集与 197 组测试集,其中训练集用于模型 ANN 核函数的 γ 值、ANN 权重等参数优化,测试集用于验证模型泛化能力,且划分过程采用随机抽样方式,避免数据分布偏差对评估结果的影响。模型性能采用均方根误差(RMSE)与决定系数(R^2)两个指标综合评估^[12]:

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (4)$$

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2} \quad (5)$$

其中均方根误差用于反映模型对铝模垂直度、叠合板标高偏差等质量指标的预测偏差程度。该

值越小表明预测精度越高,符合文教园项目对铝模垂直度允许偏差 $\leq 5\text{mm}$ 、叠合板标高允许偏差 $\leq \pm 5\text{mm}$ 的质量控制要求;决定系数反映模型对施工参数与质量指标间关系的拟合优度,该值越接近1表明模型对数据规律的捕捉能力越强,可更好适配项目后续施工工况的质量预测需求。

3 研究过程与结果分析

3.1 特征选择

本研究基于文教园地块一标段施工日志、质量检测记录及现场实测数据,并结合数据增强策略,共形成1000组有效样本,研究目标涵盖铝模墙柱垂直度偏差(ΔV)、叠合板标高偏差(ΔH)及拼缝漏浆风险(R)三类核心质量指标。数据集中初始包含25项特征,涉及铝合金模板支撑体系、叠合板支撑条件、吊装与测量精度、混凝土浇筑工艺、施工环境、构造配筋参数、施工班组经验及材料周转情况等多维度信息。

针对该高维度、多来源特征,首先采用中位数或众数对少量缺失值进行填补,并剔除极端异常数据,随后对连续特征进行归一化处理,对类别变量进行独热编码^[13]。特征筛选过程依次采用了基于统计相关性的Filter方法,逐步将特征数由25项压缩至9项,如表1所示。在最终确定的核心特征中,背楞间距、叠合板支撑间距、对拉螺栓扭矩、混凝土浇筑速率、振捣时长、激光扫平仪校准误差、早期混凝土强度、楼层高度及施工期间平均风速为影响施工质量的主要参数。

表1 核心特征指标

Table 1 Core feature indicators

特征指标	单位	特征指标	单位
背楞间距	mm	浇筑速率	m/h
叠合板支撑间距	mm	振捣时长	s/点
对拉螺栓扭矩	N·m	激光扫平仪校准误差	mm
早期混凝土强度	MPa	当班平均风速	m/s
楼层高度	m		

3.2 模型训练结果

3.2.1 不同模型性能对比

为比较不同机器学习方法在施工质量预测任务中的表现,本研究选取支持向量机(SVM)、随机森林(RF)以及人工神经网络(ANN)3类模型对比分析。数据集按照80%与20%的比例划分为训练集与测试集,并采用交叉验证以提升结果的稳定性。在铝模墙柱垂直度偏差(ΔV)与叠合板标高偏差(ΔH)的回归预测中,以RMSE与 R^2 作为评价指标,见式(4)、(5);在拼缝漏浆风险(R)的分类预测

中,则采用机器学习中常用的评估指标,即 F_1 值(调和平均数)、准确率Precision与召回率Recall进行评估,计算公式如下:

$$\begin{cases} \tau: \hat{y}_i(\tau) = 1[\hat{p}_i \geq \tau] \\ \text{TP}(\tau) = \{y = 1, \hat{y} = 1\} \\ \text{FP}(\tau) = \{y = 0, \hat{y} = 1\} \end{cases} \quad (6)$$

$$\text{Precision}(\tau) = \frac{\text{TP}(\tau)}{\text{TP}(\tau) + \text{FP}(\tau)} \quad (7)$$

$$\text{Recall}(\tau) = \frac{\text{TP}(\tau)}{\text{TP}(\tau) + \text{FP}(\tau)} \quad (8)$$

$$F_1(\tau) = \frac{2\text{Precision}(\tau) \cdot \text{Recall}(\tau)}{\text{Precision}(\tau) + \text{Recall}(\tau)} \quad (9)$$

式中: τ 为阈值;FP(false positive,假正例),真实标签是负类、但模型预测为正类的样本数量;TP(true positive,真正例),真实标签是正类、且模型预测为正类的样本数量。3种模型预测值与真实数据1:1散点图对比如图2所示。模型训练过程的收敛情况如图3~5所示。

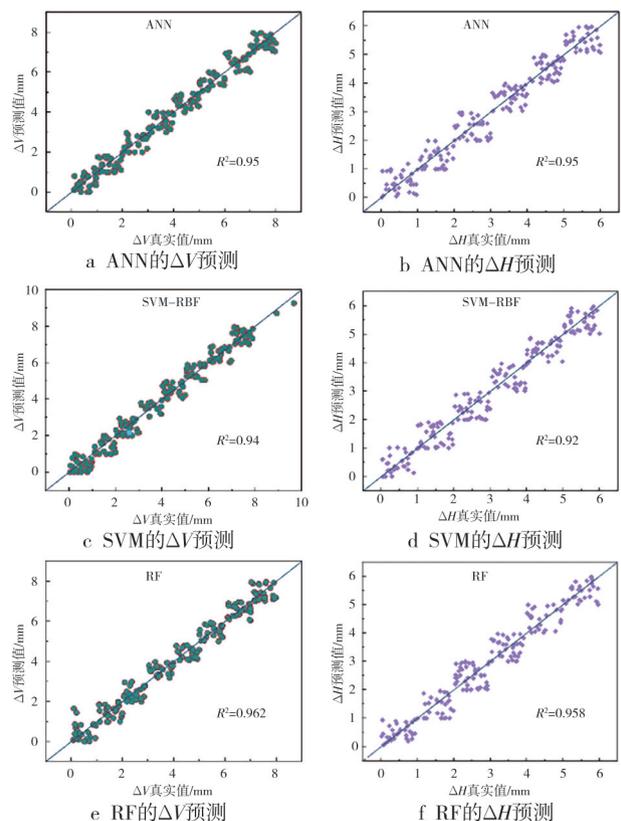


图2 预测值与真实值对比

Fig. 2 Predicted value compared with the true value

由训练结果可知,随机森林在所有指标上均表现最佳。具体如表2和表3所示,在 ΔV 预测中的RMSE为2.10mm, R^2 达到0.962;在 ΔH 预测中的RMSE为1.80mm, R^2 为0.958,均显著优于SVM与

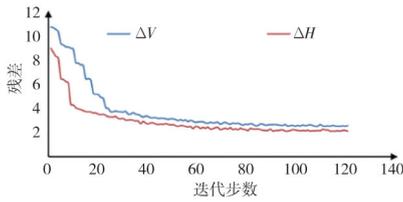


图 3 ANN 的损失变化曲线

Fig. 3 Loss change curve of ANN

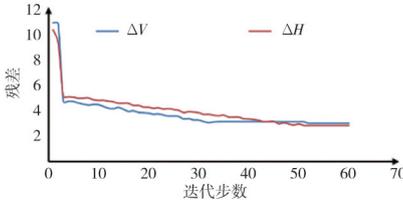


图 4 SVM 的损失变化曲线

Fig. 4 Loss change curve of SVM

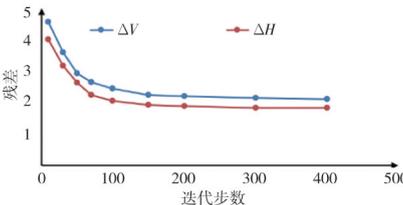


图 5 RF 的损失变化曲线

Fig. 5 Loss change curve of RF

ANN。在分类任务中,随机森林的 F_1 值达到 0.91, AUC 为 0.95,说明其在漏浆风险预测中的稳定性与准确性最高。相比之下,SVM 在小样本条件下表现较为稳健,ANN 能够刻画部分非线性关系,但受限于样本规模,其泛化性能略低于 RF。

表 2 不同模型在回归预测任务中的性能对比

Table 2 Performance comparison of different models in regression prediction tasks

模型	$\Delta V/\text{mm}$		$\Delta H/\text{mm}$	
	RSME	R^2	RMSE	R^2
SVM-RBF	2.70	0.940	2.40	0.920
ANN	2.50	0.950	2.10	0.950
RF	2.10	0.962	1.80	0.958

表 3 不同模型在漏浆风险分类任务中的性能对比

Table 3 Performance comparison of different models in grouting leakage risk classification tasks

模型	F_1	AUC	Precision	Recall
SVM-RBF	0.87	0.92	0.85	0.90
ANN	0.88	0.93	0.86	0.90
RF	0.91	0.95	0.90	0.93

对比分析发现,RF 最适用于本研究所涉及的施

工质量预测任务,该模型在施工质量预测的回归与分类任务中均表现出最高的预测精度与稳健性,能够有效应对“铝模+叠合板”混合施工体系中多参数交互带来的复杂性。因此,RF 可作为本研究的主要建模方法,为文教园项目施工质量的提前预警与动态管控提供可靠支撑。

3.2.2 核心特征影响分析

在完成模型训练后,本研究进一步利用 RF 和 ANN 的特征重要性评估机制,并结合网络构建中的 SHAP 值解释方法,对文教园地块项目施工参数与质量指标之间的关系进行了深入分析。结果表明,不同特征对铝模墙柱垂直度、叠合板标高偏差以及拼缝漏浆风险的影响程度存在显著差异,如图 6 所示。

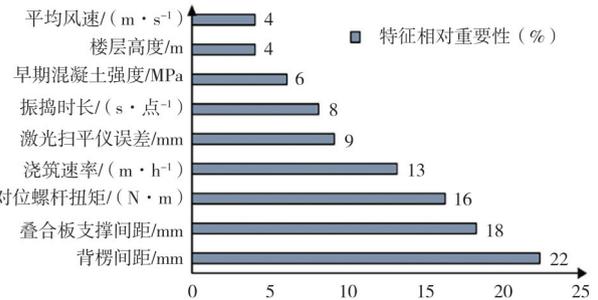


图 6 核心特征重要性对比

Fig. 6 Comparison of the importance of core features

从图 6 可以看出,前 3 项核心特征(背楞间距、叠合板支撑间距、对拉螺栓扭矩)对预测结果贡献度超过 50%,其余特征则在特定场景下发挥辅助作用。该结果与施工工艺要求中的关键控制点高度吻合,进一步验证了特征选择与机器学习模型结合在施工质量预测中的有效性与合理性。

背楞间距、叠合板支撑间距与对拉螺栓扭矩被识别为影响施工质量的关键因素。当背楞间距控制在 600~700mm 范围内时,墙柱垂直度偏差显著降低,而超过 800mm 后偏差迅速增大;叠合板支撑间距在 1400mm 以内时能够有效保证板面标高的一致性,而接近上限时偏差明显增加;对拉螺栓扭矩若低于 45N·m,易造成墙模抗胀能力不足,从而引发偏移问题。由于混凝土浇筑速率和振捣时长对漏浆风险及成型质量有直接影响,过快的浇筑速率往往伴随密实度不足和接缝渗漏风险。激光扫平仪的校准误差与叠合板标高偏差高度相关,当误差超过 2mm 时,板间高差显著增加。与此同时,早期混凝土强度是影响叠合层质量的重要因素,当脱模时强度达到 15MPa 及以上时,标高回弹和渗漏问题明显减少。

此外施工楼层高度与当班平均风速虽非主导因素,但在高层与风速较大的场景下对整体精度与风险控制仍有一定影响。核心特征的筛选结果不仅与项目施工工艺的关键控制点相一致,也验证了数据驱动方法在识别质量敏感参数方面的有效性,为文教园地块项目施工过程中的预警与优化提供了重要参考。

4 结果与讨论

4.1 最优模型与应用场景

基于前文的模型对比,RF 在 ΔV 、 ΔH 回归任务与漏浆风险分类任务中均取得最佳泛化精度与稳健性,且对特征尺度与噪声相对不敏感,适合工程现场数据的异质性与非线性耦合特征。因此,本研究选用 RF 作为部署模型,直接输出 3 类核心质量指标的预测值(ΔV 、 ΔH 、漏浆风险概率),并进一步映射为“施工质量综合评分”。

4.2 综合评分方法与阈值设定

综合评分以“越小越好”的偏差与“越低越好”的风险为目标,将 ΔV 与 ΔH 按施工允许偏差进行无量纲化,并对风险概率进行线性计入;为使评分区分度与工程感知一致,采用轻度非线性惩罚与标度校准,给出如下得分函数:

$$\begin{cases} s_1 = 0.45 \cdot \left(\frac{\Delta V}{5}\right)^2 + 0.35 \cdot \left(\frac{\Delta H}{3}\right)^2 + 0.2P_{\text{leak}} \\ \text{Score} = 100 \cdot (1 - 0.6s_1) \end{cases} \quad (10)$$

式中:5mm 与 3mm 分别为墙柱垂直度与板面标高的控制基准;权重(0.45/0.35/0.20)依据特征重要性与工艺敏感性(背楞/支撑间距、对拉扭矩、测量误差与浇筑速率)确定;0.60 为评分标度的经验校准系数,用于将“普遍达标、少量薄弱”的项目态势映射到 80~90 分的工程可读区间; P_{leak} 为漏浆风险。评分等级划分:A(≥ 90),B(80~89.9),C(70~79.9),D(< 70)。

4.3 综合评分总体结果

文教园地块项目楼栋评分结果如表 4 所示,其中均值表示整栋楼 1~10 层平均值。

表 4 不同楼栋的评价得分情况

Table 4 Evaluation scores of different buildings

楼栋	样本	评分 均值	最低/ 最高	ΔV 均值/ mm	ΔH 均值/ mm	漏浆 风险
25	10	84.02	81.1/88.2	2.461	1.862	0.100
26	10	81.16	74.6/86.5	2.389	2.156	0.121
29	10	82.89	78.9/87.4	2.475	1.955	0.114
36	10	85.90	83.4/89.4	2.209	1.815	0.083

4 栋楼的综合评分均处于 B 档主导、个别处于 C 档区间,整体质量稳定但仍有进一步优化空间。其中楼栋 36 表现最佳,平均得分 85.90,波动范围为 83.4~89.4,对应的 ΔV 与 ΔH 均为最低、漏浆风险均值亦最低,说明其关键工艺参数执行较到位,全楼层均为 B 档且无明显薄弱层。楼栋 25 与楼栋 29 整体水平紧随其后,两者评分结构以 B 档为主(楼栋 25 为 B×10;楼栋 29 为 B×9,C×1);结合均值可见,其 ΔV 、 ΔH 控制总体可接受,但在高层风荷载与吊装扰动较大的工况下,个别楼层出现标高与接缝成型的轻微劣化迹象,提示需在“浇筑速率-振捣节律-测量再校准”上联动优化。楼栋 26 平均得分相对偏低,并出现 B×5,C×5 的分布特征,主要由于 ΔH 均值偏大与漏浆风险上浮所致,反映出板面标高控制的稳定性与接缝密实质量需重点提升。跨楼栋对比亦显示“楼层效应”:随着楼层升高,评分出现轻度下滑趋势,与风速增大、吊装稳定性降低及高位测量误差放大的现场机理相一致。总体而言,楼栋 36 达到项目内标杆水平;楼栋 25 与 29 为稳态可控但需关注高层波动;楼栋 26 存在明确改进空间,建议将支撑/背楞间距收敛、对拉扭矩闭环抽检、激光扫平仪二次校准与浇筑-振捣协同控制列为优先整改项,以把“尾部 C 档”压缩至 0 并整体向 A/B 上沿收敛。

4.4 误差来源与特征影响的讨论

结合模型解释与现场记录可见,背楞间距与叠合板支撑间距过大引发的整体刚度不足是导致 ΔV / ΔH 放大的首要原因;对拉螺栓扭矩不足会降低墙模抗胀能力,产生累积侧移;浇筑速率偏快且振捣时长/间距失配,易造成密实度不足与接缝渗漏风险;激光扫平仪校准误差 $> 2\text{mm}$ 直接推高标高尾部误差;混凝土早期脱模强度低于约 15MPa 时更易出现板面回弹与渗漏。此外,楼层效应/风速引起的吊装扰动与高位测量误差放大,使高层偏差略有升高;数据侧还存在传感器漂移、极端工况下的标注噪声与班组操作差异等不确定性。针对上述机理,建议将背楞间距控制在 600~700mm、支撑间距 $\leq 1400\text{mm}$ 、扭矩 45~55N·m、浇筑速率 $\leq 2.5\text{m}^3/\text{h}$ 、激光再校准误差 $\leq 2\text{mm}$ 、脱模强度 $\geq 15\text{MPa}$ 作为硬阈值纳入质控清单,并通过关键参数闭环抽检+高层加密复测降低系统性误差。

需要指出的是,背楞间距、支撑间距及螺栓扭矩虽为主导特征,但其可控性较高,因此模型输出的高贡献度更多反映了施工参数在统计意义上的显著性,而非完全的不可控风险。实际施工中仍存

在操作误差、施工班组经验差异、设备精度偏移等人因素影响,这些非参数化变量未在模型中直接量化。为验证模型的普适性,后续研究可通过跨项目迁移学习、引入施工人员技能指数及设备维护记录等新特征,提升模型在不同项目条件下的泛化能力和适应性。

4.5 工程优化建议

将文教园地块项目质量控制聚焦于少数关键参数的硬阈值与闭环执行:背楞间距控制在 $\leq 600 \sim 700\text{mm}$,叠合板支撑间距 $\leq 1\ 400\text{mm}$,对拉螺栓扭矩 $45 \sim 55\text{N} \cdot \text{m}$;浇筑速率 $\leq 2.5\text{m}^3/\text{h}$ 并联动优化振捣节律;每次浇筑前激光扫平仪再校准误差 $\leq 2\text{mm}$,脱模时早期强度 $\geq 15\text{MPa}$ 。建立分级处置的闭环机制:综合评分 $\text{Score} < 80$ 即加密复测与工艺微调, $\text{Score} < 75$ 立即整改并复验;高层楼面与风大工况加密测量与抽检。

5 结语

本研究面向“铝模+叠合板”混合体系的工程质量管控,构建了以“特征筛选-机器学习建模-可解释性分析-综合评分”为核心的全流程方法。基于文教园地块项目级数据并结合适度增强,识别出背楞/支撑间距、对拉螺栓扭矩、浇筑速率、激光测量校准与早期脱模强度等 9 项关键特征;在模型对比中,随机森林(RF)在 ΔV , ΔH 及漏浆风险 3 项任务上取得最优性能,并据此形成施工质量综合评分与分级处置机制,实现从预测到决策的闭环。

实证结果显示,文教园地块项目 36 号楼为内部基准,25 号楼和 29 号楼总体稳态但高层波动需关注,26 号楼存在针对性优化空间。需要指出的是,样本来源于单项目、工况分布有限,存在数据漂移与泛化性约束。未来将通过跨项目迁移/增量学习、在线校准与更细粒度的构件级数据采集,完善评分标度与动作触发阈值。综上,本文为装配式建筑现场质量的可预测、可解释、可执行提供了数据驱动的工程化范式。

参考文献:

[1] 冯玮杰,苏金鸿,占奕,等. 铝模在装配式住宅中的精细化控制技术[J]. 施工技术(中英文),2024,53(14):97-101.
FENG W J, SU J H, ZHAN Y, et al. Fine control technology of aluminum formwork in prefabricated housing [J]. Construction technology, 2024, 53(14): 97-101.

[2] 康震. 铝合金模板体系在绿色建筑施工中的应用[J]. 城建科技,2025(7):147-149.
KANG Z. Application of aluminum alloy formwork system in green building construction [J]. Neotype urban construction technology, 2025(7): 147-149.

[3] 赵航伟. 一体化叠合板铝模现浇技术在房建施工中的应用研

究 [J]. 建筑技术开发, 2025, 52(7): 44-46.

ZHAO H W. Application of integrated aluminum formwork and cast-in-situ concrete technology with composite panels in building construction [J]. Building technology development, 2025, 52(7): 44-46.

[4] 武惠娟. 铝合金模板早拆技术对结构强度的影响研究 [J]. 石材, 2025(7): 89-91, 126.
WU H J. Study on the influence of early dismantling technology of aluminum alloy formwork on structural strength [J]. Stone, 2025(7): 89-91, 126.

[5] 杨建. 铝合金模板自加固体系在超厚剪力墙中的应用 [J]. 江苏建材, 2025(3): 26-28.
YANG J. Application of self-reinforcing system of aluminum alloy formwork in ultra-thick shear wall [J]. Jiangsu building materials, 2025(3): 26-28.

[6] 李倩如. 铝木结合模板体系的施工技术优化与实践 [J]. 四川水泥, 2025(6): 27-29.
LI Q R. Construction technology optimization and practice of aluminum-wood combined formwork system [J]. Sichuan cement, 2025(6): 27-29.

[7] 许永有. 铝合金模板施工混凝土质量改善试验研究 [J]. 福建建材, 2025(4): 1-4, 8.
XU Y Y. Experimental study on concrete quality improvement of aluminum alloy formwork construction [J]. Fujian building materials, 2025(4): 1-4, 8.

[8] 王增军,王善焯,余弦. 基于机器学习的土木工程结构损伤识别技术分析 [J]. 石材, 2025(6): 105-107.
WANG Z J, WANG S Y, YU X. Analysis of structural damage identification technology in civil engineering based on machine learning [J]. Stone, 2025(6): 105-107.

[9] 胥远超,李昊坤. 土木工程结构健康监测技术创新与应用研究 [J]. 新城建科技, 2024(10): 57-59.
XU Y C, LI H K. Research on innovation and application of structural health monitoring technology in civil engineering [J]. Neotype urban construction technology, 2024(10): 57-59.

[10] 蒋志远. 基于机器学习的土木工程结构损伤识别技术分析 [J]. 集成电路应用, 2024, 41(5): 208-209.
JIANG Z Y. Analysis of damage identification technology for civil engineering structures based on machine learning [J]. Application of IC, 2024, 41(5): 208-209.

[11] 龙武剑,舒雨清,梅柳,等. 土木工程智能结构健康监测应用综述 [J]. 结构工程师, 2024, 40(3): 203-216.
LONG W J, SHU Y Q, MEI L, et al. An overview of application of intelligent structural health monitoring in civil engineering [J]. Structural engineers, 2024, 40(3): 203-216.

[12] 金陆. 机器学习在结构非线性动力响应分析中的应用 [D]. 大连:大连理工大学, 2022.
JIN L. Application of machine learning in nonlinear dynamic response analysis of structures [D]. Dalian: Dalian University of Technology, 2022.

[13] 何至立. 基于数据驱动的结构智能检测方法研究与设备开发 [D]. 南京:东南大学, 2022.
HE Z L. Research on data-driven method and equipment development of structure intelligent inspection [D]. Nanjing: Southeast University, 2022.