

基于机器学习的模块间节点受剪性能多目标优化

邓恩峰¹, 李羽辰¹, 高峻栋^{1*}, 张哲¹, 廉俊逸¹, 李伟^{1,2}

(1. 郑州大学 土木工程学院, 郑州 450001; 2. 河南建筑职业技术学院 智慧交通学院, 郑州 450064)

摘要: 模块化钢结构建筑凭借工业化程度高、施工效率快等优势, 已成为推动绿色低碳建筑发展的重要方向。模块间连接对模块化建筑的力学性能具有关键影响, 然而当前针对模块间连接受剪性能及优化设计方法的研究仍较为缺陷。文中基于课题组前期完成的全装配可吊装节点 (fully prefabricated liftable connection, FPLC) 受剪性能试验研究, 建立了精细化有限元模型并开展了参数分析, 从而得到了包含 1 000 组不同参数的 FPLC 受剪性能数据库。运用了六种常用机器学习算法对 FPLC 受剪性能进行评估, 结果表明: 基于遗传算法优化的神经网络 (GANN) 对 FPLC 承载力的预测精度较高, 支持向量机 (SVR) 对于 FPLC 位移的预测效果更优。将这两种高预测精度的算法进行堆栈并构建代理模型, 结合非支配遗传算法 (NSGA-II) 提出了 FPLC 受剪性能多目标优化方法, 并给出了优化后的节点构造形式。通过建立四层模块化钢结构有限元模型, 在竖向荷载和风荷载作用下开展静力分析, 对比四层模块化钢结构优化前后的受剪性能指标及层间位移响应, 验证了该方法的工程适用性。

关键词: 模块化钢结构; 模块间连接; 受剪性能; 机器学习; 多目标优化; 精细化有限元模型; 参数分析

中图分类号: TU391

文献标志码: A

文章编号: 1671-9379(2026)03-0114-10

DOI: 10.13969/j.jzgjgz.20250528001

Multi-Objective Optimization of Shear Performance of Inter-Module Joints Based on Machine Learning

DENG Enfeng¹, LI Yuchen¹, GAO Jundong^{1*}, ZHANG Zhe¹, LIAN Junyi¹, LI Wei^{1,2}

(1. School of Civil Engineering, Zhengzhou University, Zhengzhou 450001, China; 2. School of Intelligent Transportation, Henan Technical College of Construction, Zhengzhou 450064, China)

*Corresponding author: gaojundong@zzu.edu.cn

Abstract: Modular steel structure buildings have become an important development trend for green and low-carbon construction due to their advantages of a high degree of industrialization and high construction efficiency. The Inter-module connections have significant effects on the mechanical performance of modular buildings. However, the shear performance of the inter-module connections has not been fully investigated in existing studies. Based on the previous experimental study on fully prefabricated liftable connection (FPLC) of modular steel structures, this paper established a refined finite element model and conducted parametric analysis to obtain a shear performance database of FPLC with 1000 different parameters. Six mainstream machine learning algorithms were utilized to predict the shear

收稿日期: 2025-05-28

基金项目: 国家自然科学基金(52378206), 河南省自然科学基金(242300421177), 河南省科技研发计划联合基金(235200810013), 河南省高校科技创新人才支持计划项目(25HASTIT017), 河南省科技攻关计划项目(252102321146)

作者简介:

邓恩峰(1990—), 男, 博士, 教授, 主要从事模块化钢结构、高性能组合结构方面的研究。E-mail: dengenfeng@zzu.edu.cn。

通信作者:

高峻栋(1992—), 男, 博士, 副教授, 主要从事高性能金属材料与结构体系、工程结构服役性能的研究。

E-mail: gaojundong@zzu.edu.cn。

performance of the FPLC. The results indicated that the neural network optimized by genetic algorithm (GANN) provides better prediction accuracy for the shear load bearing capacity, and the support vector machine stacking algorithm (SVR) shows higher prediction accuracy for the ultimate displacement. By stacking the two algorithms with higher prediction accuracy as a proxy model and linking this model with the non-dominated sorting genetic algorithm II (NSGA-II), a multi-objective optimization method for the shear performance of the FPLC was established, and the optimized joint configuration was proposed. The finite element model of a four-story modular steel structure was established, and the static analysis was carried out under vertical load and wind load. The shear performance and inter-story drift ratios of the four-story modular steel structure before and after optimization were compared to verify the reliability of the optimization method.

Keywords: modular steel structure; inter-module connection; shear performance; machine learning; multi-objective optimization; refined finite element model; parametric analysis

模块化建筑具备施工高效、节能环保、工程质量优良等优势,与“双碳”目标指引下绿色低碳建筑的发展趋势高度契合^[1-2]。该类建筑通过工厂预制建筑模块、现场快速组装的施工方式,大幅提高了建筑施工效率,建筑主体装配率可达90%以上^[3]。模块间节点作为模块化建筑中连接各个独立模块的关键部件,其力学性能尤其是受剪性能,直接关系到整个结构的稳定性和安全性。

目前,国内外学者针对模块间节点的受力性能开展了大量研究^[4]。LACEY等^[5]开展了边柱节点的受剪性能试验研究,基于试验验证的有限元模型研究了节点受弯性能,并提出了适用于互锁式连接节点的理论模型。SHI等^[6]对模块间螺栓-抗剪键节点开展了受剪试验和轴拉试验,总结了关键参数对节点性能的影响规律。CHEN等^[7]提出了一种模块间自锁式节点,结合试验和有限元分析揭示了其抗震性能和弯矩传递规律。陈红磊等^[8]对螺栓-抗剪键节点进行了受力分析,提出了双模块连接节点的承载力计算公式。但现有研究仍无法有效评估多个关键参数对模块间节点受剪性能的影响。

机器学习作为人工智能的主流发展方向,已广泛应用于建筑领域的结构优化设计中。机器学习模型可通过在大量数据中训练学习来实现结构性能预测,为结构优化提供了多种方法。JIANG等^[9]基于543组螺栓连接试验数据,采用8种机器学习算法构建回归与分类模型,结果表明支持向量机模型的预测性能最优。TU等^[10]利用机器学习开展混凝土结构优化研究,以成本最小化和二氧化碳排放量最低为优化目标,结果显示优化后的结构在成本和二氧化碳排放量方面均实现有效降低。FANG等^[11]采用了NSGA-II算法对带有混合支撑的钢框架抗震性能进行了优化,结果表明优化后钢框架的层间位移和楼面加速度显著降低,且未产生成本增加的问题。

综上所述,机器学习算法具有高效性、可扩展性等优势。本文以课题组前期提出的全装配可吊装节点(fully prefabricated liftable connection, FPLC)为研究对象^[12],建立了基于试验验证的有限元模型并构建FPLC受剪性

能数据库,采用六种常用机器学习算法开展训练与测试,并基于GANN与SVR开发堆栈算法,对FPLC的受剪性能进行多目标优化。最后通过建立多层模块化钢结构模型验证该优化方法的可靠性。

1 有限元分析

1.1 有限元模型的建立

基于ABAQUS软件建立FPLC精细化有限元模型,如图1所示,所有部件均采用实体单元C3D8R建模;采用“Tie”约束模拟模块柱与角件、模块柱与端板之间的焊接连接;采用“面-面接触”模拟节点板与模块柱、角件等相邻钢板间的接触;法向采用硬接触并允许接触后分离,切向抗滑移系数取0.3^[13]。各部件设置三种网格划分方式,如表1所示。不同网格尺寸的计算分析结果如图2所示。由图可知:三种网格尺寸的计算结果差异较小。因此,为兼顾计算精度与效率,本文选取中密度网格开展后续有限元分析。采用弹塑性本构模型描述FPLC的弹塑性阶段,结合课题组前期试验研究,FPLC试件均发生了对穿螺栓的断裂破坏,因此在部件本构模型中引入延性与剪切损伤。模型的几何尺寸、材料性能和边界条件均与试验试件相同,详见文献[14]。

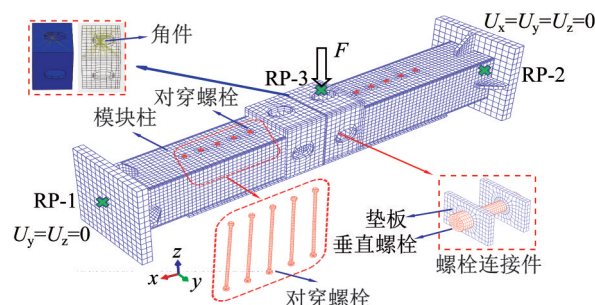


图1 FPLC有限元模型

Fig. 1 Finite element model of FPLC

1.2 有限元模型的验证

有限元模拟得到的节点破坏形态与试验结果对比如

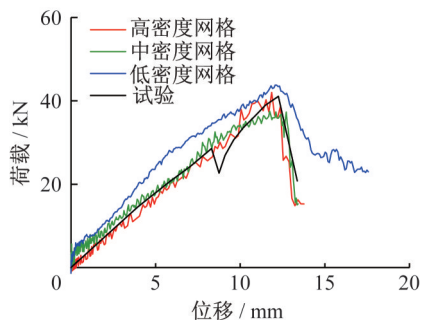


图2 不同网格尺寸计算结果对比

Fig. 2 Comparison of different mesh densities results

表1 不同网格尺寸

Table 1 Different mesh densities					
网格划分	模块柱	节点板	垫板	竖向高强螺栓	对穿螺栓
低密度	20	18	12	6	10
中密度	12	12	8	4	8
高密度	8	8	6	4	4

图3所示^[15],荷载-位移曲线与试验结果对比如图4所示。结果表明:本文建立的有限元模型能够准确模拟FPLC的受剪受力分析,可用于后续参数分析。

1.3 参数分析

综合试验与有限元分析结果,选取垫板厚度、受剪方向为参数,研究其对FPLC受剪性能的影响,分析中对穿螺栓强度等级统一取12.9级。垫板厚度对节点抗剪承载力的影响规律如图5所示,由图可知:随着垫板厚度的增加,试件抗剪承载力呈上升趋势。以采用两根对穿螺栓

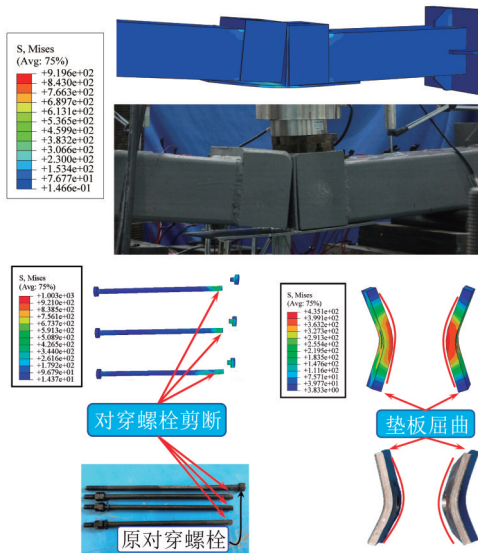


图3 破坏模式对比(单位:MPa)

Fig. 3 Comparison of failure modes (unit: MPa)

的试件为例,当垫板厚度从8 mm增加至10 mm、12 mm和14 mm时,角柱节点(SJ1)抗剪承载力分别提高了26.8%、52%和92.2%,而边柱节点(DJ1)抗剪承载力分别提高了11.5%、21.1%和38.3%,原因在于垫板厚度增加可显著提升螺栓连接件的受弯承载力。从钢材利用效率来看,垫板厚度从8 mm增至10 mm时,单位用钢量的承载力提升率最高(试件SJ为1.28、试件DJ为2.01);增至12 mm时,承载力提升幅度有所下降(试件SJ为16.6%、试件DJ为15.3%)。结合承载力提升率与用钢量增长的平衡关系,确定10~12 mm为垫板厚度的最优区间,可兼顾FPLC受剪性能与钢材利用效率。

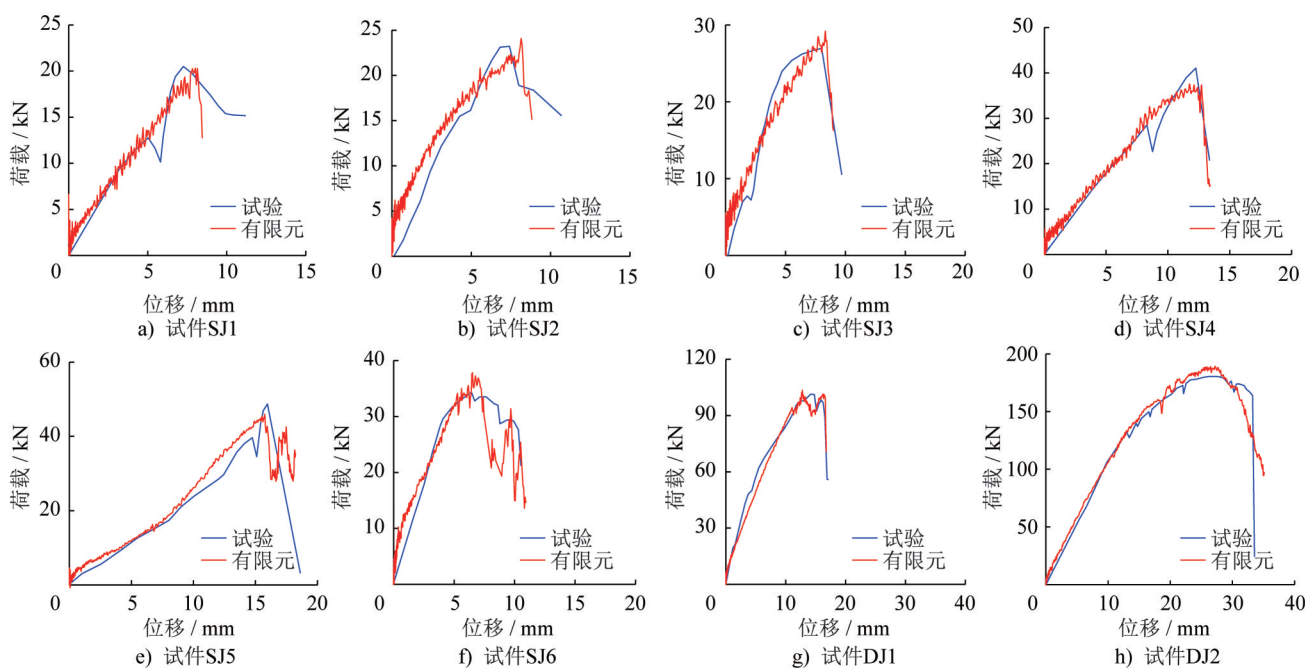


图4 试验与有限元荷载-位移曲线对比

Fig. 4 Comparison of load-displacement curves between FEM and test

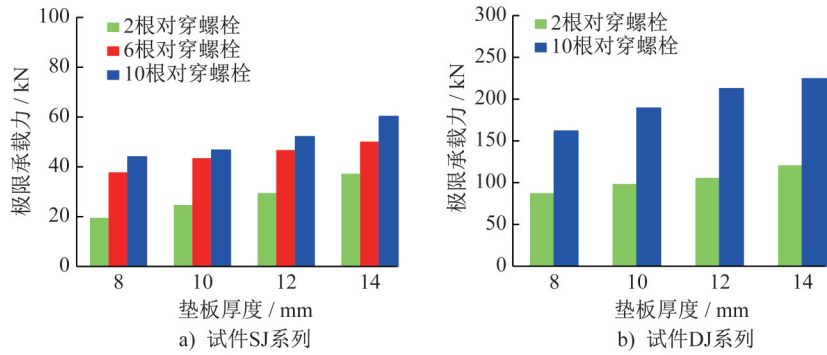


图5 垫板厚度对FPLC受剪性能影响

Fig. 5 Influence of inner plate thickness on FPLC shear performance

通过将有限元模型中的荷载方向反转,研究不同剪力作用方向对FPLC受剪性能的影响,设置原始荷载方向为第1象限,反转荷载方向为第3象限,如图6所示。受结构非对称性影响,试件SJ2、SJ4在不同受剪方向作用下的荷载-位移曲线呈现不对称特性,其受剪极限承载力之比分别为0.87、0.56。如图6a)、b)所示,反转受剪方向后,随着对穿螺栓数量增加,荷载-位移曲线的不

对称性更为显著;而FPLC极限承载力变化较小,对穿螺栓不再作为主要受力构件。试件SJ2、SJ4的破坏模式由对穿螺栓剪切破坏转变为节点板与垫板的受弯破坏,如图7所示。试件DJ1、DJ2构造具有对称性,其受剪性能不受荷载方向的影响,受剪极限承载力之比均为1,破坏模式仍为对穿螺栓剪断与螺栓连接器中垫板屈服。

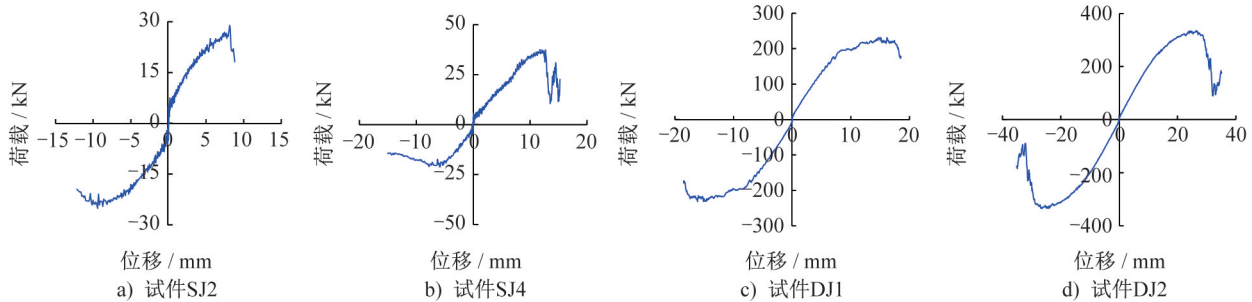


图6 不同加载方向的FPLC受剪性能

Fig. 6 The shear performance of FPLC under different loading directions

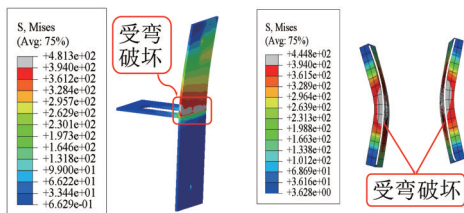


图7 反转受剪方向的FPLC典型破坏模式(单位:MPa)

Fig. 7 The typical failure modes of FPLC with reversed shear directions (unit: MPa)

2 机器学习算法构建与验证

综合考虑影响FPLC受剪性能的关键参数,建立了包含1000个样本的模块间节点受剪性能数据库,数据库样本集合如图8所示。参数样本的选取结合前期FPLC受剪性能试验、有限元参数分析及相关工程应用需求,存

在一定不均匀性。采用六种常用机器学习算法对数据库进行训练和测试,选取决定系数(R^2)、均方根误差(RMSE)和平均绝对误差(MAE)作为算法预测精度的评估指标,筛选适用于FPLC受剪性能预测的代理模型;选择屈服荷载、屈服位移、极限荷载和极限位移作为FPLC受剪性能的核心性能指标,各算法预测结果如表2所示。

2.1 单层神经网络(S-LNN)

单层神经网络是结构最简单的神经网络类型,仅由一个隐藏层和若干神经元构成,本研究中激活函数选用Relu函数。神经元数量由式(1)确定^[16]:

$$l = \sqrt{n + k} + a \quad (1)$$

式中: l 、 n 、 k 分别表示隐藏层、输入层和输出层的神经元数量; a 为常数,文中取为5。

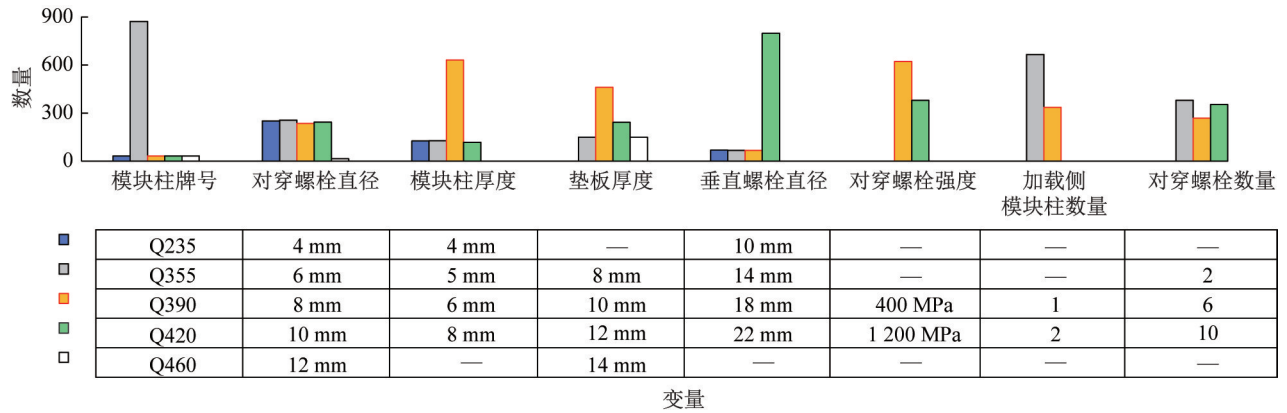


图8 数据库样本集合

Fig. 8 Sample collection of database

表2 六种机器学习算法对FPLC受剪性能预测精度评估指标对比

Table 2 Comparison of evaluation indicators for prediction accuracy of FPLC shear performance by six machine learning algorithms

机器学习算法	参数	训练集			测试集		
		决定系数 R^2	平均绝对误差 MAE	均方根误差 RMSE	决定系数 R^2	平均绝对误差 MAE	均方根误差 RMSE
单层神经网络	P_u	0.981 8	3.238 4	5.090 7	0.986 9	5.169 0	7.427 3
	δ_u	0.921 3	1.423 9	1.991 1	0.791 4	1.889 2	2.816 2
	P_y	0.981 2	3.188 6	4.914 6	0.980 5	4.850 5	6.809 6
	δ_y	0.920 1	0.822 3	1.257 3	0.913 8	1.292 1	1.872 1
多层神经网络	P_u	0.990 9	3.820 2	5.388 7	0.989 5	3.949 6	5.441 2
	δ_u	0.928 1	1.276 2	1.845 7	0.887 8	1.691 2	2.682 9
	P_y	0.991 9	2.990 0	4.592 7	0.984 2	4.793 3	7.308 1
	δ_y	0.928 5	1.087 4	1.509 8	0.924 1	1.282 4	1.679 6
基于遗传算法优化的神经网络	P_u	0.993 5	3.109 0	4.673 7	0.990 6	3.441 2	5.007 7
	δ_u	0.925 2	1.272 1	1.908 4	0.903 8	1.527 9	2.250 7
	P_y	0.987 3	3.984 3	5.862 3	0.991 4	3.532 5	4.693 3
	δ_y	0.920 9	1.029 8	1.621 9	0.921 4	1.078 0	1.405 1
随机森林	P_u	0.981 4	5.342 6	7.723 3	0.962 0	7.696 1	11.467 5
	δ_u	0.920 3	1.415 3	1.966 7	0.890 0	1.709 1	2.454 4
	P_y	0.979 3	5.033 6	7.406 1	0.977 5	6.018 5	8.325 5
	δ_y	0.923 6	1.143 2	1.578 7	0.868 7	1.454 1	1.973 0
支持向量机	P_u	0.982 6	6.138 7	7.422 7	0.980 8	6.980 0	8.415 0
	δ_u	0.938 2	1.265 8	1.737 9	0.920 1	1.445 4	2.030 4
	P_y	0.981 6	5.950 2	7.117 4	0.961 0	7.042 2	9.228 7
	δ_y	0.942 8	1.038 3	1.345 8	0.928 2	1.135 6	1.667 9
卷积神经网络	P_u	0.987 6	4.375 2	6.354 5	0.978 5	5.237 8	8.048 9
	δ_u	0.912 0	1.380 1	2.074 6	0.902 9	1.626 2	2.214 5
	P_y	0.986 2	4.089 4	5.969 7	0.986 6	5.231 8	6.902 8
	δ_y	0.909 3	1.233 9	1.718 7	0.878 6	1.348 1	2.013 5

注： P_y 、 P_u 、 δ_y 、 δ_u 分别为从堆栈算法中获得的屈服承载力、极限承载力、屈服位移和极限位移。

S-LNN对屈服承载力、屈服位移及极限承载力的预测未出现过拟合现象,这三项性能指标的决定系数均接近1。但对极限位移预测结果较差,说明S-LNN不适用于FPLC受剪性能的预测。

2.2 多层神经网络(M-LNN)

多层神经网络的典型架构包含多个隐藏层,该结构特性有助于提升模型的预测精度。本研究在M-LNN中引入“dropout”超参数,通过抑制神经元间的相互作用,有效降低模型对局部特征的过度依赖^[17]。

由预测结果可知,M-LNN对屈服荷载、屈服位移、极限荷载和极限位移均有较好的拟合效果,决定系数均接近1且克服了S-LNN的过拟合问题。与S-LNN相比,M-LNN对四项指标预测值的 R^2 分别提升了0.4%、0.8%、0.4%和14.2%;MAE分别降低了1.2%、16.6%、33.4%和19.1%;RMSE除训练集部分指标外,其余分别优化了7.3%、-2.5%、-3.3%和-20.1%。综上所述,除FPLC在训练集上的RMSE指标外,M-LNN展现出了更高的精确性和更强的泛化能力。

2.3 基于遗传算法优化的神经网络(GANN)

单层神经网络和多层神经网络的初始权重为随机生成,易导致预测结果陷入局部最优解。因此,本研究采用GANN优化初始权重,以获得全局最优解。设置初始种群数量为500,每代选取100个样本,种群规模为5,变异系数和交叉系数分别取0.01、0.88。与M-LNN相比,GANN对于四项FPLC受剪性能指标预测值与真实值的 R^2 分别提升了0.7%、-0.3%、0.1%和2%;MAE分别降低了26.3%、15.9%、12.9%和9.7%;RMSE分别降低了35.8%、16.3%、8.0%和16.1%。结果表明:GANN能够有效降低预测值与真实值之间的MAE和RMSE,具有更好的映射能力。

2.4 随机森林(RF)

随机森林以决策树为基本单元,由根节点、子节点和叶节点组成^[18]。本文设定决策树个数为100、最大深度为30、最小叶节点个数为30。在训练集和测试集中,RF的预测值和真实值较为接近,未出现过拟合现象。与GANN相比,RF对四项预测值与真实值的 R^2 分别降低了1.4%、75.7%、2.9%和1.5%;MAE分别提高了70.4%、34.9%、123.6%和11.9%;RMSE分别提高了77.4%、40.4%、129.0%和9.1%。说明RF对FPLC受剪性能的预测效果不佳。

2.5 支持向量机(SVR)

将支持向量机应用于受剪性能的回归预测^[19]。本

文核函数选用Sigmoid函数,惩罚因子取3。与GANN相比,SVR对屈服承载力、屈服位移、极限承载力、极限位移预测值和真实值的 R^2 分别降低了3.1%、-0.7%、1.0%和1.8%;MAE分别提高了99.4%、5.3%、102.8%和-5.4%;RMSE分别提高了96.6%、18.7%、68.0%和-9.8%。可以见SVR对FPLC极限位移的预测精度更高,表现出更优的预测效果。

2.6 卷积神经网络(CNN)

卷积神经网络通常用于三维数据识别。将图8中的关键参数打包为 $2 \times 4 \times 1$ 的特征矩阵,设置训练样本的数量为600、初始学习率为0.01、最大训练次数为1000、学习率递减系数为0.5、“dropout”超参数为0.15。通过dropout层随机忽略隐藏层中一定比例的神经元,减少神经元间的相互作用;采用梯度下降法训练模型并动态调整学习率。训练200次后降低学习率,避免模型陷入局部最优解。

与GANN相比,CNN对FPLC受剪性能指标预测值与真实值的 R^2 分别降低了0.5%、4.6%、1.2%和-0.1%;MAE分别提高了48.1%、25.1%、52.2%,仅极限位移降低了6.4%;RMSE分别提高了47.1%、43.3%、60.7%,极限位移仅降低了1.6%,说明CNN对FPLC受剪性能的预测精度整体性较差。

3 多目标优化

3.1 堆栈算法

前文研究结果表明,GANN在荷载指标预测映射方面表现更优,而SVR在屈服位移和极限位移的预测中更具优势。因此,本文选取GANN作为屈服荷载和极限荷载的预测代理模型,SVR作为屈服位移和极限位移的预测代理模型,将GANN与SVR进行堆栈,构建FPLC受剪性能综合预测代理模型。如表3所示,将两种FPLC受剪性能的结果进行比较,验证了GANN-SVR堆栈算法的可靠性。

3.2 优化目标

采用Pareto最优解方法分析不同优化目标间的权衡与制约关系,Pareto前沿由各优化目标的最优解构成。本研究将图8中的几何与材料参数作为设计变量,以FPLC屈服承载力和极限承载力最大化作为优化目标,将堆栈算法作为代理模型;同时考虑结构轻量化设计,钢材用量也被视为轻量化设计的优化目标,其代理模型采用多项式函数,材料密度取为 $7850 \text{ kg} \cdot \text{m}^{-3}$ 。初始种群大小设置为1000,每次遗传迭代选择400个样本,变异系数为0.01,交叉系数为0.95,采用NSGA-II算法求取获取Pareto前沿,建立的多目标优化数学模型如下:

表3 堆栈算法的验证

Table 3 Verification of stacking algorithm

试件编号	屈服承载力/kN			屈服位移/mm			极限承载力/kN			极限位移/mm		
	P_y	P_{ys}	P_{ys}/P_y	δ_y	δ_{ys}	δ_{ys}/δ_y	P_u	P_{us}	P_{us}/P_u	δ_u	δ_{us}	δ_{us}/δ_u
SJ1	12.9	13.8	0.99	5.0	5.1	1.02	20.5	21.3	1.04	7.8	7.7	0.99
SJ2	15.4	15.7	1.02	4.3	4.2	0.98	23.2	23.6	1.02	7.4	7.3	0.91
SJ3	19.0	19.9	1.05	3.6	3.6	0.98	26.8	27.9	1.04	8.0	8.0	1.00
SJ4	28.1	28.2	1.00	8.3	8.4	1.01	41.1	41.5	1.01	12.3	12.3	1.00
SJ5	27.5	27.7	1.01	3.9	3.9	1.01	34.3	35.7	1.04	6.4	6.5	1.01
SJ6	32.1	32.1	1.00	13.1	13.3	1.01	48.7	49.3	1.01	14.7	15.7	1.07
DJ1	75.6	76.8	1.02	8.1	7.9	0.98	101.4	104.2	1.03	14.2	14.7	1.04
DJ2	142.8	142.8	1.00	15.1	14.4	0.96	180.5	181.5	1.01	27.4	27.6	1.01
平均值			1.01			1.01			1.02	0.99		1.00
变异系数			0.011			0.017			0.010	0.024		0.066

注： P_y 、 P_u 、 δ_y 、 δ_u 分别为从堆栈算法中获得的屈服承载力、极限承载力、屈服位移和极限位移； P_{ys} 、 P_{us} 、 δ_{ys} 、 δ_{us} 分别为从试验中获得的屈服承载力、极限承载力、屈服位移和极限位移。

$$\text{Find: Max} \begin{bmatrix} P_y(f_c, d_b, t_c, t_p, d_{vb}, f_b, \omega, n); \\ P_u(f_c, d_b, t_c, t_p, d_{vb}, f_b, \omega, n) \end{bmatrix}; \quad (2)$$

$$\text{Find: Min} \left[M_{\text{ass}}(f_c, d_b, t_c, t_p, d_{vb}, f_b, \omega, n) \right]$$

$$b_c: \begin{cases} 235 \leq f_m \leq 460 \\ 4 \leq d_b \leq 10 \\ 4 \leq t_c \leq 8 \\ 8 \leq t_p \leq 14 \\ 10 \leq d_v \leq 22 \\ 400 \leq f_b \leq 1200 \\ \omega = 1 \cup 2 \\ 2 \leq n \leq 10 \end{cases} \quad (3)$$

式中： P_y 为屈服承载力； P_u 为极限承载力； M_{ass} （质量缩放系数）为钢材消耗量； f_m 和 t_c 分别为模块屈服强度及厚度； d_{vb} 和 d_b 分别为高强螺栓及对穿螺栓直径； t_p 为垫板厚

度； f_b 和 n_b 分别为对穿螺栓屈服强度和数量； ω 为模块柱数量， $\omega=1$ 为单柱节点； $\omega=2$ 为双柱节点。

3.3 优化结果

FPLC屈服承载力与极限承载力的Pareto前沿如图9所示。结果表明：增加用钢量可有效提升FPLC的抗剪承载力；随着遗传代数的增加，Pareto最优解的收敛性和稳定性均显著提升。对比100次与1000次迭代结果，在抗剪承载力水平相近的情况下，1000次迭代的最优解能有效降低钢材用钢量，且优化结果的稳定性更优。优化后试件与试验试件的性能对比如表4所示，相较于试验中承载力最高的试件，优化后试件的屈服承载力提高了45.3%、极限承载力提高了36.5%、用钢量降低了35.6%。结果表明：1000次迭代能够实现多目标优化目标，即在最小化钢材消耗量的同时，最大化试件的屈服和极限抗剪承载力。

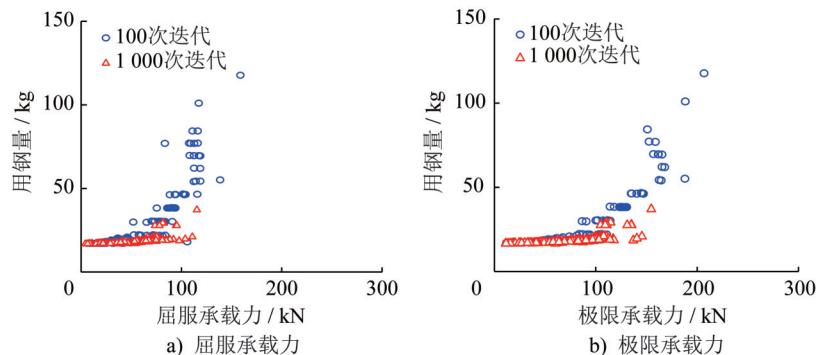


图9 FPLC在剪切作用下的Pareto前沿

Fig. 9 Pareto front of objective functions of FPLC

表4 优化前后FPLC性能对比

Table 4 Comparison of FPLC performance before and after optimization

试件编号	f_{mc}/MPa	d_b/mm	t_c/mm	t_p/mm	d_{vb}/mm	f_b/MPa	$n_b/\text{根}$	P_y/kN	δ_y/mm	P_u/kN	δ_u/mm	用钢量/kg
SJ2	355	6	6	10	22	1 000	1	15.4	4.8	23.2	7.4	50.8
SJ6	355	6	6	10	22	1 000	5	32.1	12.0	48.7	15.9	51.4
优化后节点	460	8	5	10	6	1 000	5	58.7	10.9	76.7	15.2	37.9
差异率/%	—	—	—	—	—	—	—	45.3	-10.1	36.5	-4.6	-35.6

4 优化方法验证

4.1 多层模块化钢结构模型的建立

选取两组屈服和极限承载力相近的优化后FPLC试件(RS100A、RS100B、RS1000A和RS1000B),基于ABAQUS软件建立四层模块化钢结构有限元模型,验证本文提出优化方法的可靠性。优化后模型的详细参数如表5所示,模型编号中“100”和“1 000”为遗传代数,“A”和“B”为不同样本;当遗传代数从100增加到1 000时,两组模型的用钢量分别下降了61.7%和51.8%。模型中模块单元尺寸为6 000 mm×3 600 mm×3 000 mm,如图10

所示。首层模块柱底部采用固定约束;模块柱和梁采用梁单元模拟,并通过“Tie”约束实现连接;模块间连接采用弹簧单元模拟;竖向荷载与侧向风荷载均施加于每层连接节点处。荷载工况参考《工程结构通用规范》(GB 55001—2021)^[21]和《建筑结构荷载规范》(GB 50009—2012)^[22]确定:楼面恒荷载、天花板恒荷载、屋面恒荷载分别为4.5 kN·m⁻²、1 kN·m⁻²、5.5 kN·m⁻²;活荷载和 wind 压分别为2 kN·m⁻²、2 kN·m⁻²,荷载组合按式(4)计算:

$$S_d = 1.35S_{GK} + 0.84S_L + 0.84S_{QK} \quad (4)$$

式中: S_{GK} 、 S_L 、 S_{QK} 分别为永久荷载、活荷载、风荷载。

表5 优化后的典型FPLC模型

Table 5 Typical optimized FPLC models

试件编号	f_c/MPa	d_b/mm	t_c/mm	t_p/mm	d_{vb}/mm	f_b/MPa	$n_b/\text{根}$	P_y/kN	δ_y/mm	P_u/kN	δ_u/mm	用钢量/kg	
RS100A	460	16	12	2	10	800	5	55.1	11.0	70.9	16.6	98.9	
RS1000A	460	8	5	10	6	1 080	5	58.7	10.9	76.7	15.2	37.9	
								差异率/%	6.5	-0.9	8.2	-8.4	-61.7
RS100B	460	12	9	3	10	400	5	84.8	11.0	100.9	15.7	75.0	
RS1000B	420	12	6	6	10	400	4	86.7	11.7	105.2	15.8	36.1	
								差异率/%	2.2	6.4	4.3	0.6	-51.8

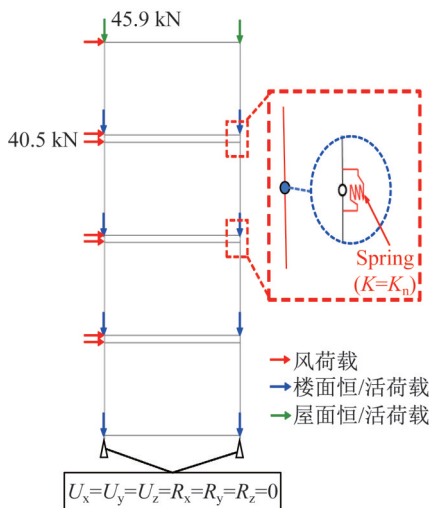


图10 风荷载作用下四层FPLC钢结构有限元模型

Fig. 10 FEM of a four-story FPLC steel under wind load

4.2 多层模块化钢结构静力分析

图11为采用ABAQUS软件建立的模块钢结构模型RS100A、RS1000A、RS100B和RS1000B其应力分布。由图可知:风荷载作用下各模型均处于弹性工作阶段,最大应力均集中在一层柱脚位置,且该特征随着遗传代数的增加更为显著。4个模型的应力分别为35.9 MPa、56.0 MPa、46.1 MPa、66.0 MPa。如表6所示,分别列出了不同FPLC的模块钢结构各层层间位移角和层间位移,4个模型的最大层间位移角均出现在二层,分别为1/1 275、1/1 046、1/1 189和1/1 101,均小于《钢结构模块建筑技术规程》(T/CECS 507—2018)^[23]中规定的风荷载作用下层间位移角限值1/400。此外,采用遗传代数为100次和1 000次遗传迭代的节点试件所对应的模块结构,其各层层间位移角接近,说明优化后FPLC节点能使模块结构保持的抗侧性能,验证了本文所提优化方法的可靠性。

表6 不同FPLC的模块化钢结构层间位移角

Table 6 The inter-story drift ratio of the modular steel structure with different FPLC

层数	RS100A		RS1000A		RS100B		RS1000B	
	层间位移/ mm	层间位移角/ rad	层间位移/ mm	层间位移角/ rad	层间位移/ mm	层间位移角/ rad	层间位移/ mm	层间位移角/ rad
	4	0.5	1/5 960	0.6	1/4 856	0.5	1/5 543	0.6
3	1.4	1/2 095	1.7	1/1 726	1.5	1/1 957	1.7	1/1 817
2	2.4	1/1 275	2.9	1/1 046	2.5	1/1 189	2.7	1/1 101
1	1.7	1/1 767	2.6	1/1 165	2.0	1/1 499	2.4	1/1 226

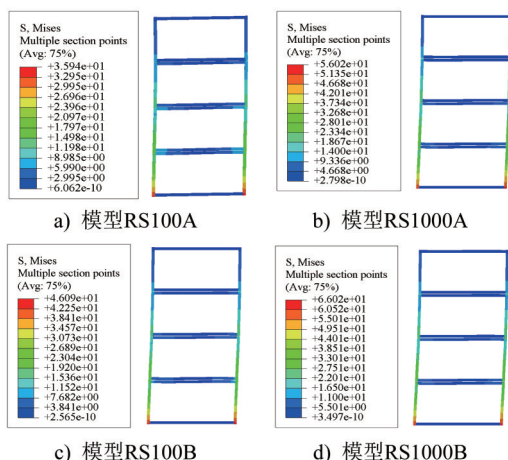


图11 风荷载作用下不同FPLC有限元模型应力分布(单位:MPa)

Fig. 11 Stress distribution of finite element models of FPLC under the action of wind load (unit: MPa)

5 结论

本文基于课题组前期开展的FPLC受剪性能试验研究,建立并验证了精细化有限元模型,采用六种常用机器学习算法对FPLC受剪性能进行评估,并建立了堆栈算法作为代理模型。最后,基于堆栈算法和NSGA-II算法提出了FPLC受剪性能多目标优化方法,并通过四层模块化结构有限元模型验证了该优化方法的可靠性。本文所建数据库的参数分布均匀性不足,模型对稀疏参数区间的预测精度存在局限;优化目标仅考虑承载力和用钢量最小之间的平衡,后续研究将进一步均衡数据库中各参数的分布比例,提升模型对全参数范围的泛化能力;同时纳入节点刚度退化特性、循环荷载下的耗能能力等指标,丰富优化维度。主要结论如下:

(1) 建立了基于试验验证的精细化有限元模型。FPLC受剪方向改变会导致试件SJ1、SJ2的破坏模式发生转变,试件典型破坏形态表现为节点板与螺栓连接垫板的受弯破坏;而试件DJ1、DJ2的受剪性能不受荷载方向的影响。

(2) 建立了包含1000组不同参数的FPLC受剪性能数据库,评估了六种常用机器学习算法的预测准确性。结果表明:GANN对FPLC承载力的优化更具优势,SVR在FPLC位移的预测中映射能力更强。

(3) 将GANN与SVR堆栈算法作为FPLC受剪性能的代理模型,通过对比FPLC受剪性能的机器学习预测结果和试验结果,验证了该代理模型的合理性与适用性。

(4) 以屈服承载力和极限承载力最大化、钢量用量最小化为优化目标,结合NSGA-II算法实现FPLC受剪性能多目标优化,通过对比风荷载作用下钢框架有限元模型的层间位移响应,验证了优化方法的可靠性。

参考文献:

- [1] SRISANGEERTHANAN S, HASHEMI M J, RAJEEV P, et al. Review of performance requirements for inter-module connections in multi-story modular buildings [J]. Journal of Building Engineering, 2020, 28: 101087. DOI: 10.1016/j.job.2019.101087.
- [2] 岳清瑞,吴朝昀,刘晓刚,等.多高层模块化结构及建造技术研究进展与未来趋势[J].建筑结构学报,2024,45(8):1-19. DOI:10.14006/j.jzjgxb.2023.0619. YUE Qingrui, WU ZhaoYun, LIU Xiaogang, et al. Progress and future trends in development of multi-story and high-rise modular structures and construction technology [J]. Journal of Building Structures, 2024, 45 (8) : 1-19. DOI: 10.14006/j.jzjgxb.2023.0619. (in Chinese)
- [3] 郝际平,孙晓岭,薛强,等.绿色装配式钢结构建筑体系研究与应用[J].工程力学,2017,34(1):1-13. DOI:10.6052/j.issn.1000-4750.2016.08.ST14. HAO Jiping, SUN Xiaoling, XUE Qiang, et al. Research and applications of prefabricated steel structure building systems [J]. Engineering Mechanics, 2017, 34(1):1-13. DOI:10.6052/j.issn.1000-4750.2016.08.ST14 (in Chinese)
- [4] LIU X L, HOU C, PENG J H, et al. Recent advancements of inter-module connections for modular buildings: An overview and multi-dimensional assessment [J]. Engineering Structures,

- 2025,335:120378.DOI:10.1016/j.engstruct.2025.120378.
- [5] LACEY A W, CHEN W S, HAO H, et al. Review of bolted inter-module connections in modular steel buildings [J]. *Journal of Building Engineering*, 2019, 23: 207-219. DOI: 10.1016/j.job.2019.01.035.
- [6] SHI F W, DING Y, ZONG L, et al. Shear behaviour of vertical inter-module connection with bolts and shear keys for MSCs [J]. *Structures*, 2023, 47: 260-281. DOI: 10.1016/j.istruc.2022.11.046.
- [7] CHEN Z H, WANG J, LIU J D, et al. Seismic behavior and moment transfer capacity of an innovative self-locking inter-module connection for modular steel building [J]. *Engineering Structures*, 2021, 245: 112978. DOI: 10.1016/j.engstruct.2021.112978.
- [8] 陈红磊, 陈琛, 李国强. 模块化建筑钢结构模块间新型节点及其承载性能 [J]. *建筑钢结构进展*, 2022, 24(4): 15-23. DOI: 10.13969/j.cnki.cn31-1893.2022.04.003.
- CHEN Honglei, CHEN Chen, LI Guoqiang. Load-bearing capacity of a new joint for connecting modules in modular steel buildings [J]. *Progress in Steel Building Structures*, 2022, 24(4): 15-23. DOI: 10.13969/j.cnki.cn31-1893.2022.04.003. (in Chinese)
- [9] JIANG K, LIANG Y T, ZHAO O. Machine-learning-based design of high strength steel bolted connections [J]. *Thin-Walled Structures*, 2022, 179: 109575. DOI: 10.1016/j.tws.2022.109575.
- [10] TU X, HE Z, JIANG B W, et al. Strength reserve-based seismic optimization for precast concrete frames with hybrid semi-rigid connections [J]. *Structural and Multidisciplinary Optimization*, 2022, 65(4): 109. DOI: 10.1007/s00158-022-03203-2.
- [11] FANG C, PING Y W, GAO Y Q, et al. Machine learning-aided multi-objective optimization of structures with hybrid braces-Framework and case study [J]. *Engineering Structures*, 2022, 269: 114808. DOI: 10.1016/j.engstruct.2022.114808.
- [12] 廉俊逸. 模块化钢结构全装配可吊装节点受剪性能与设计方法研究 [D]. 郑州: 郑州大学, 2023.
- LIAN Junyi. Investigation on shear performance and design method of the fully prefabricated liftable connection for modular steel construction [D]. Zhengzhou: Zhengzhou University, 2023. (in Chinese)
- [13] CHEN Z H, LIU Y, ZHONG X, et al. Rotational stiffness of inter-module connection in mid-rise modular steel buildings [J]. *Engineering Structures*, 2019, 196: 109273. DOI: 10.1016/j.engstruct.2019.06.009.
- [14] 邓恩峰, 廉亚杰, 张平萍, 等. 模块化钢结构全装配可吊装节点设计 [J]. *绿色建筑*, 2024, 16(6): 8-13. DOI: 10.3969/j.issn.1004-1672.2024.06.002.
- DENG Enfeng, LIAN Yajie, ZHANG Pingping, et al. Design of fully prefabricated liftable connections for modular steel structures [J]. *Green Building*, 2024, 16(6): 8-13. DOI: 10.3969/j.issn.1004-1672.2024.06.002. (in Chinese)
- [15] DENG E F, LIAN J Y, ZHANG Z, et al. Axial mechanical behavior of an innovative liftable connection for modular steel construction [J]. *Thin-Walled Structures*, 2023, 182: 110256. DOI: 10.1016/j.tws.2022.110256.
- [16] 赵均海, 华林炜, 王昱. 基于粒子群优化BP神经网络的中空夹层钢管混凝土柱轴压承载力研究 [J]. *建筑钢结构进展*, 2024, 26(9): 45-52. DOI: 10.13969/j.cnki.cn31-1893.2024.09.005.
- ZHAO Junhai, HUA Linwei, WANG Yu. Study on axial compressive load bearing capacity of concrete-filled double-skin steel tubular columns based on particle swarm optimization BP neural network [J]. *Progress in Steel Building Structures*, 2024, 26(9): 45-52. DOI: 10.13969/j.cnki.cn31-1893.2024.09.005. (in Chinese)
- [17] MURPHY K, SCHÖLKOPF B, SRIVASTAVA N, et al. Dropout: A simple way to prevent neural networks from overfitting [J]. *Journal of Machine Learning Research*, 2014, 15(1): 1929-1958. DOI: 10.5555/2627435.2670313.
- [18] BREIMAN L. Random forests [J]. *Machine Learning*, 2001, 45(1): 5-32. DOI: 10.1023/A:1010933404324.
- [19] CORTES C, VAPNIK V. Support-vector networks [J]. *Machine Learning*, 1995, 20(3): 273-297. DOI: 10.1007/BF00994018.
- [20] 周俊文, 刘界鹏. 基于多种群遗传算法的钢框架结构优化设计 [J]. *土木与环境工程学报(中英文)*, 2024, 46(1): 71-81. DOI: 10.11835/j.issn.2096-6717.2022.071.
- ZHOU Junwen, LIU Jiepeng. Optimization design of steel frame structure based on multi-population genetic algorithm [J]. *Journal of Civil and Environmental Engineering*, 2024, 46(1): 71-81. DOI: 10.11835/j.issn.2096-6717.2022.071. (in Chinese)
- [21] GB 55001—2021 工程结构通用规范 [S].
- GB 55001—2021 General code for engineering structures [S]. (in Chinese)
- [22] GB 50009—2012 建筑结构荷载规范 [S].
- GB 50009—2012 Load code for the design of building structures [S]. (in Chinese)
- [23] T/CECS 507—2018 钢结构模块建筑技术规程 [S].
- T/CECS 507—2018 Technical specification for steel modular buildings [S]. (in Chinese)