

基于机器学习方法的小跨高比 SPRC 连梁承载力预测

田建勃¹,周文婧¹,陈黄健²,赵勇¹,赵钦¹,黄大观¹,闫靖帅¹

(1. 西安理工大学土木建筑工程学院, 陕西西安 710048; 2. 中国建筑一局(集团)有限公司, 北京 100161)

摘要:为了更方便地预测小跨高比钢板-混凝土组合(steel plate-concrete reinforced composite, SPRC)连梁的承载力,通过机器学习(machine learning, ML)的方法对SPRC连梁展开承载力预测模型研究,具有重要意义。首先收集了现有的试验数据建立了SPRC连梁数据库,在此基础上,通过极限学习机(extreme learning machine, ELM)算法、反向传播神经网络(back propagation neural network, BPNN)算法、支持向量机(support vector machine, SVM)算法、K临近(K nearest neighbor, KNN)算法、随机森林(random forest, RF)算法以及极端梯度提升(extreme gradient boosting, XGBoost)算法等6种ML算法进行了数据的回归训练。通过模型性能指标对比分析,发现基于XGBoost算法的预测模型具有最好的鲁棒性和泛化能力,相比于软化拉压杆模型(softened strut-and-tie model, SSTM)具有更高的计算精度和稳定性,并提出了基于ML方法的高精度SPRC连梁承载力预测模型。此外,还对影响SPRC连梁的承载力参数进行了敏感性分析,结果表明各特征参数对于SPRC连梁承载力的影响程度从大到小依次是:钢板配板率(ρ_p)、连梁截面高度(h)、连梁截面宽度(b)、跨高比(l_n/h)、箍筋屈服强度(f_{vy})、纵筋配筋率(ρ_s)、纵筋屈服强度(f_{sy})、箍筋配筋率(ρ_i)、钢板屈服强度(f_{py})、混凝土抗压强度(f_{cu})。

关键词:小跨高比;SPRC连梁;机器学习;鲁棒性;承载力预测

中图分类号:TU398⁺.2

文献标志码:A

Bearing capacity prediction of SPRC coupling beams with small span-to-height ratio based on machine learning method

TIAN Jianbo¹, ZHOU Wenjing¹, CHEN Huangjian², ZHAO Yong¹, ZHAO Qin¹,
HUANG Dagan¹, YAN Jingshuai¹

(1. School of Civil Engineering and Architecture, Xi'an University of Technology, Xi'an 710048, China;

2. China Construction First Group Corporation Limited, Beijing 100161, China)

Abstract: In order to predict the bearing capacity of steel plate-concrete reinforced composite (SPRC) coupling beams more conveniently. In this paper, it is of great significance to study the bearing capacity prediction model of SPRC coupling beams by machine learning (ML) method. Firstly, the SPRC coupling beam database is established by collecting the existing experimental data. On this basis, six ML algorithms, including extreme learning machine (ELM) algorithm, back propagation neural network (BPNN) algorithm, support vector machine (SVM) algorithm, K-nearest neighbor (KNN) algorithm, random forest (RF) algorithm and extreme gradient boosting (XGBoost) algorithm were used for data regression training. Through the comparative analysis of model performance indicators, it is found that the prediction model based on XGBoost algorithm has the best robustness and generalization ability. Compared with the softened strut-and-tie model (SSTM), it has higher calculation accuracy and stability. A high-precision SPRC coupling beam bearing capacity prediction model based on ML method is

收稿日期:2024-05-28; 修回日期:2024-06-27

基金项目:国家自然科学基金联合基金重点支持项目(U2368203);国家自然科学基金项目(51608441);陕西省自然科学基金研究计划项目(2022JM-220)

作者简介:田建勃(1986—),男,副教授,博士,主要从事钢-混凝土组合结构及其抗震研究。E-mail:tianjianbo@xaut.edu.cn

proposed. In addition, the sensitivity analysis of the parameters affecting the bearing capacity of SPRC coupling beams is also carried out. The results show that the influence degree of each characteristic parameter on the bearing capacity of SPRC coupling beams is in descending order as follows: steel plate ratio (ρ_p), coupling beam section height (h), coupling beam section width (b), span-depth ratio (l_n/h), stirrup yield strength (f_{vy}), longitudinal reinforcement ratio (ρ_s), longitudinal reinforcement yield strength (f_{sy}), stirrup ratio (ρ_t), steel plate yield strength (f_{py}), concrete compressive strength (f_{cu}).

Key words: small span-depth ratio; SPRC coupling beam; machine learning; robustness; bearing capacity prediction

0 引言

连梁是剪力墙结构、框架-剪力墙结构、核心筒结构中重要的连接构件,是高层建筑在地震作用下的第一道防线^[1],但由于小跨高比连梁极易发生脆性剪切破坏,降低抗震性能,因此提高连梁的延性、承载能力等对加强结构整体抗震性能具有重要意义。目前对于小跨高比钢板-混凝土组合(steel plate-concrete reinforced composite, SPRC)连梁的承载力还没有统一的计算方法,由于连梁跨高比不同和混凝土材料的迭代更新,混凝土与钢材的变形协调作用机理复杂,破坏模式也存在一定差异,又因为通过理论方法推导高精度的 SPRC 连梁承载力计算方法具有较大难度。因此采用机器学习(machine learning, ML)的方法对 SPRC 连梁展开承载力预测模型研究具有重大意义。

近年来,由于计算机算力的提升,人工智能(artificial intelligence, AI)与大数据分析应用得到了较快的发展。ML方法是人工智能的一个分支,常用于解决各类预测、分类或聚类难题,在土木工程领域也得到了较好的发展,例如,利用深度学习应用在结构健康监测的应用^[2-6],利用集成学习方法在结构的优化设计方面的应用。XGBoost是一种集成学习算法,属于梯度提升树的一种实现^[7],因其较好的泛化能力和鲁棒性,广泛的应用于结构承载力预测中。RAHMAN等^[8]基于ML算法提出了钢纤维混凝土梁抗剪强度的预测模型,并对各特征参数对钢纤维混凝土梁抗剪承载力的影响给出了定量分析。ZHANG等^[9]使用9种ML算法对现有钢筋混凝土剪力墙试验数据进行了回归和分类处理,其中基于XGBoost的分类模型具有最高的预测精度,预测精度高达97%。MA等^[10]使用6种ML算法建立了钢筋混凝土深梁的抗剪承载力预测模型,其中基于XGBoost的抗剪承载力模型表现出较好的预测性能。WANG等^[11]使用8种ML算法建立了碳纤维增强聚合物(carbon fiber reinforced polymer, CFRP)加固的钢管混凝土柱承载力预测模型^[11],通过性能指标对比,基于XGBoost算法的预测模型具有最好的预测性能,决定系数(R^2)高达0.9850。

基于ML方法在土木工程领域的广泛应用,本文将利用6种ML算法,包括4种单一算法和2种集成算法,对现有小跨高比SPRC连梁承载力试验数据进行回归训练,并分析比较6种算法对小跨高比SPRC连梁承载力的预测精度。将预测结果与基于软化拉压杆模型(softened strut-and-tie model, SSTM)计算得出的承载力进行对比分析,为实际工程提供参考。

1 ML介绍

1.1 ML算法介绍

文中分别使用4种单一算法包括:极限学习机(extreme learning machine, ELM)算法^[12-13]、反向传播神经网络(back propagation neural network, BPNN)算法^[14]、支持向量机(support vector machine, SVM)算法^[15-17]、K临近(K-nearest neighbor, KNN)算法^[18-19]和2种集成算法包括:随机森林(random forest, RF)算法^[20-22]及极端梯度提升(extreme gradient boosting, XGBoost)算法^[23-24]对现有小跨高比SPRC连梁数据进行回归分析。各ML算法的示意图如图1所示。

超参数是决定ML模型泛化能力和鲁棒性的重要参数之一,本文ML模型超参数的设置首先通过大量的回归训练确定模型各参数对预测精度的影响程度,其次通过确定的重要影响参数进行随机搜索组合,虽然随机搜索相对于网格搜索及一些优化算法具有一定的局限性,但针对本文样本数量较少,通过随机搜索确定超参数不仅可以提升计算效率也得到了较好的预测精度,各ML模型超参数的取值如表1所示。

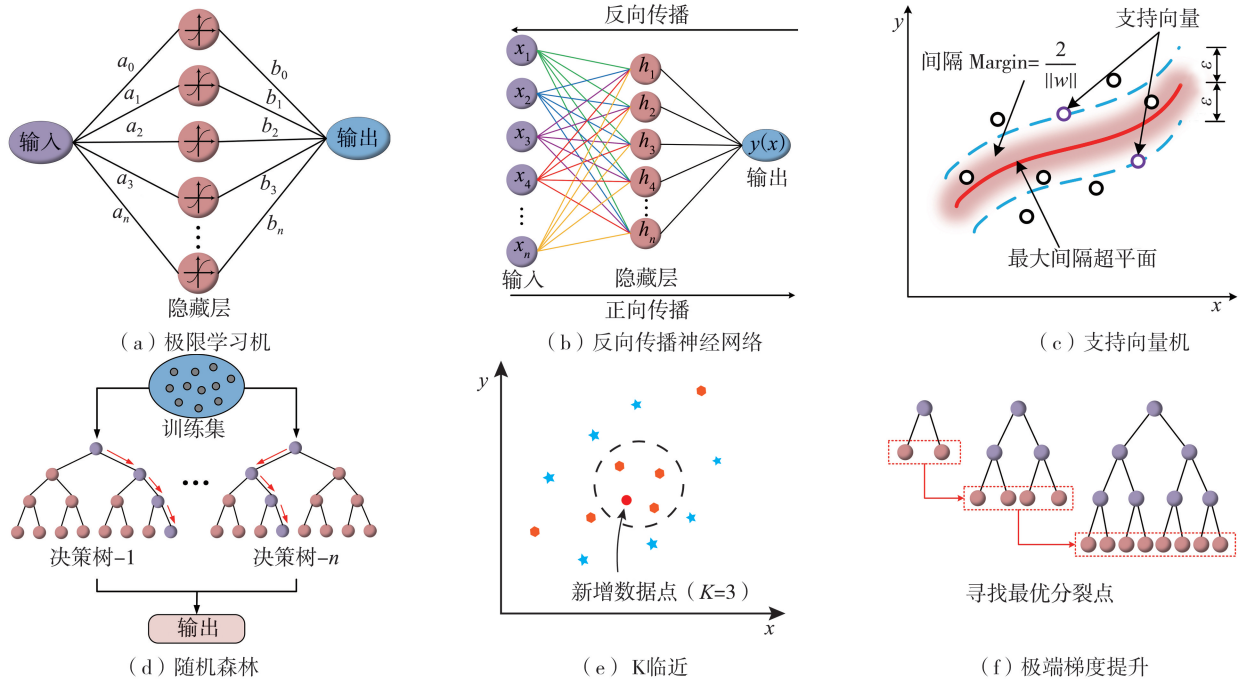


图 1 ML 算法示意图

Fig. 1 Schematic diagram of ML algorithm

表 1 ML 模型最优超参数设置

Table 1 Optimal hyperparameter setting of ML model

算法类型	超参数	取值	算法类型	超参数	取值
ELM	hidden_layers	20	KNN	n_neighbors	3
	activate_model	sig		weights	uniform
BPNN	hidden_layers	5	RF	n_estimators	500
	max_iteration	1000		Max_features	5
	learning_rate	0.100		Min_samples_leaf	5
SVM	C	20	XGBoost	n_estimators	300
	kernal	RBF		Max_depth	1
	gamma	0.1		Learning_rate	0.100

1.2 模型性能评价指标

为了定量分析不同 ML 模型的预测性能,采用决定系数(R^2)、均方根误差 (root mean square error, RMSE)、平均绝对误差 (mean absolute error, MAE) 和平均绝对百分比误差 (mean absolute percentage error, MAPE) 4 个指标,计算公式为

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (P_i - T_i)^2}{\sum_{i=1}^n (P_i - \bar{T})^2} \quad (1)$$

$$E_{RMS} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (T_i - P_i)^2} \quad (2)$$

$$E_{MA} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |P_i - T_i| \quad (3)$$

$$E_{MAP} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{|P_i - T_i| \times 100\%}{T_i} \quad (4)$$

式中: T_i 为组合连梁承载力的真实值; P_i 为组合连梁承载力的预测值。

2 试验数据库建立

2.1 数据库建立标准

为了确保已建立的数据库中小跨高比 SPRC 连梁的一致性和适用性,制定了如下选择标准:

1) 数据库中 SPRC 连梁的跨高比(l_n/h) 范围为 0.9~2.5。

2) 考虑到预埋钢板对 SPRC 连梁抗剪能力的影响较大,其中钢板与混凝土之间的滑移是一个关键因素,在已建立的数据库中,试件 5FP4 和试件 5FP6 采用两侧连接钢筋对预埋钢板进行加固,其他 SPRC 连梁试件中,在钢板两侧焊接剪力钉,以增强预埋钢板与混凝土之间的协同作用。

3) 数据库中的 SPRC 连梁应在其文献来源中明确包括 l_0 、 h 和 b 等参数。

根据上述标准,总数据库共收集了 48 个现有 SPRC 连梁试验数据^[25-36]。此外,为了弥补试验数据的不足,以前期研究试验试件 PRCB-2^[37] 为基本模型,通过参数分析,共建立了 12 个有限元模型,样本数据共 60 组,其中 70% 用于训练模型,30% 用于测试样本,为提高各模型的泛化能力,训练集和测试集样本均采用随机选择。

表 2 给出了参考文献中 SPRC 连梁试件参数的取值范围,其中 h 和 b 分别为 SPRC 连梁的截面高度和宽度; l_n/h 为 SPRC 连梁跨高比; ρ_p 、 ρ_s 和 ρ_t 分别为 SPRC 连梁的钢板配板率、纵筋配筋率和箍筋配箍率; f_{py} 、 f_{sy} 和 f_{ty} 分别为钢板屈服强度、纵筋屈服强度和箍筋屈服强度; n 为 SPRC 连梁试件数量;另外,将混凝土立方体抗压强度转化为 150 mm × 150 mm × 150 mm 标准立方体试件的抗压强度(f_{cu})。

表 2 SPRC 连梁参数取值范围

Table 2 Value range of SPRC coupling beam parameters

数据来源	b/mm	h/mm	l_n/h	f_{cu}/MPa	f_{sy}/MPa	f_{ty}/MPa	f_{py}/MPa	$\rho_s/\%$	$\rho_t/\%$	$\rho_p/\%$	V/kN	n
研究试验 ^[37]	160	320	1.5	41.18~69.30	440	343	358	0.86	0.63	4.42	352~471	2
研究模拟 ^[37]	160	320	1.0~2.5	62.5~81.25	440	343	358	1.31~2.67	0.63~1.05	2.76~5.53	346~572	12
SUBEDI 等 ^[31]	182	300	2.4	41.8~49.8	332~338	0	295~325	1.78~2.78	0	3.42~4.78	200~222	2
CHENG ^[32]	150	300	1.30~2.20	42.40~61.00	462~500	0	200~270	0	2.45~3.22	4.92~12.43	310~711	16
LAW ^[25-27]	120	600	1.20	51.20	549	426	311	0.67	0.23	2.39	474	1
SUEN ^[33]	150	300	1.00~2.00	37.00~52.90	467~536	0~443	241~353	0~0.75	1.61	2.46~3.69	290~405	8
TIAN 等 ^[34-35]	160~180	320~350	0.90~2.00	34.90~69.30	435~463	318~343	235~370	0.56~0.63	0.85~1.79	3.07~5.11	454~657	6
HOU 等 ^[28-29,36]	160	400	1.00~2.50	40.00~50.80	445~472	412~523	305~367	0.63	0.88	3.62~6.03	362~796	8
DENG ^[30]	120	400	1.50~2.50	55.30~61.50	427	405	248	0.56	1.12~2.23	4.21	377~455	4
ZHANG ^[38]	150	300	2.50	42.30	381	308	345	0.56	1.99	1.63	198	1

2.2 特征参数的相关性系数

SPRC 连梁特征参数的皮尔逊相关性图如图 2 所示,当 $r=-1$ 时,2 个参数呈现线性负相关; $r=1$ 时,则呈现线性正相关; $r=0$ 时,2 个参数无线性关系。可以发现,其中 ρ_t 、 ρ_s 和 f_{ty} 之间具有较大相关性,这是因为数据库中部分 SPRC 连梁试件并没有设置箍筋所导致,但对于 SPRC 连梁中箍筋承担了一定的剪力,因此本文设置了与箍筋相关的特征参数,其余各特征参数之间相关性均小于 0.5,这也表明了数据库中特征参数选择的合理性。

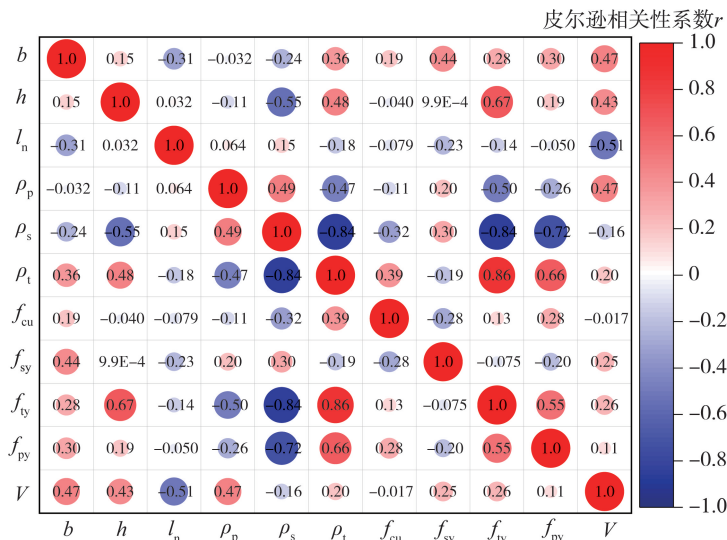


图 2 特征参数的皮尔逊相关性系数

Fig. 2 Pearson correlation coefficient of characteristic parameters

3 结果预测

3.1 ML 模型预测结果的比较

图 3(a)~(d)为单一 ML 算法的预测结果,图 3(e)~(f)为集成学习算法的预测结果。各预测模型的训练集与测试集的决定系数(R^2)最大差值为 0.05,各模型均未出现欠拟合和过拟合。ML 模型的整体预测结果在 20% 权益线以内,ML 模型对新数据具有较好的预测能力。

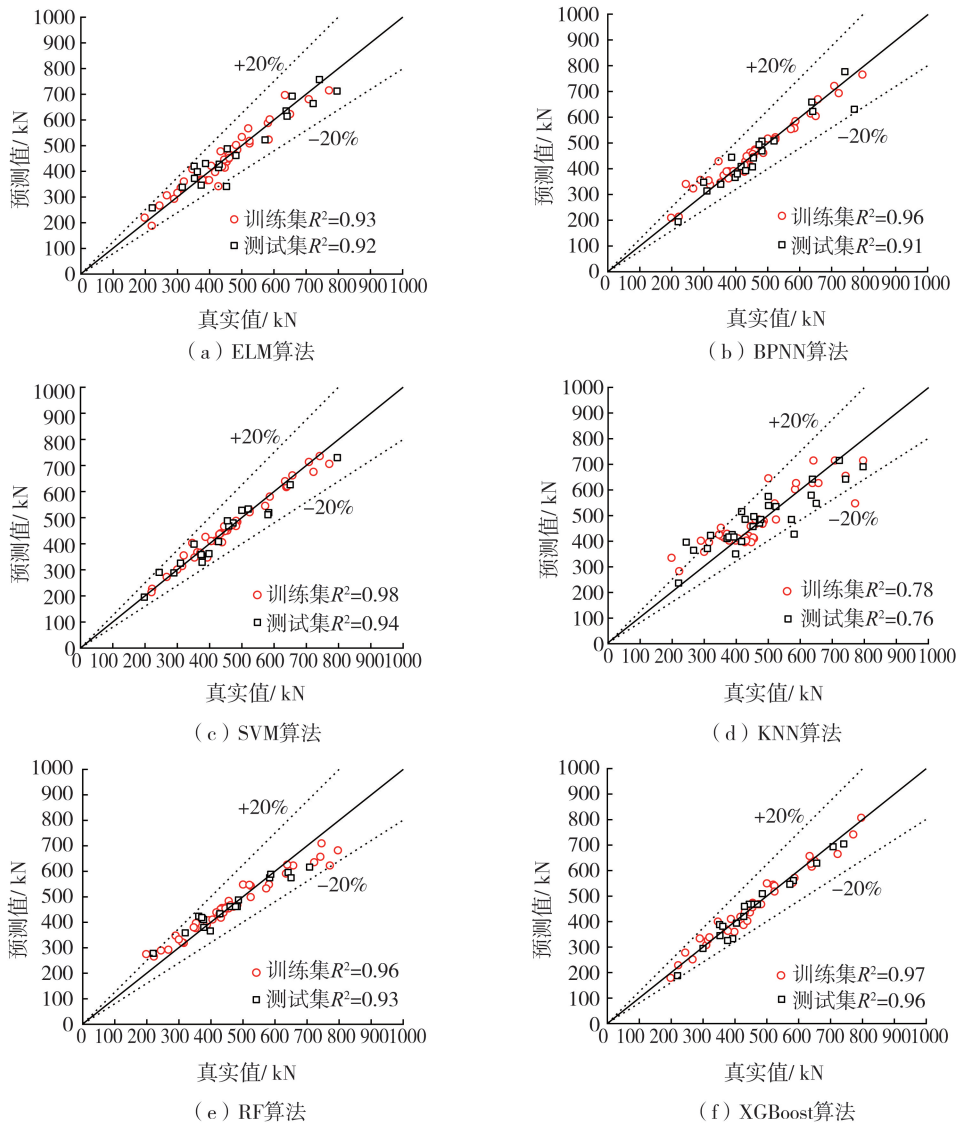


图 3 ML 模型预测结果对比

Fig. 3 Comparison of ML model prediction results

3.2 ML 模型预测性能比较

图 4 为基于单一 ML 算法和基于集成 ML 算法预测模型的性能指标对比图。在单一 ML 算法中, BPNN 预测模型和 SVM 预测模型的 RMSE 均低于 46 kN, MAE 低于 38 kN, MAPE 低于 10%。然而, KNN 模型的 R^2 仅为 0.76, MAPE 为 14.23%, 是单一 ML 模型预测精度最低的模型。此外, 为了验证训练模型在预测新数据时的鲁棒性和泛化能力, 对多个数据集进行了随机预测, 结果表明, 基于 SVM 预测模型的预测精度最高, 与其他单一算法预测模型相比, 其预测的稳定性更好, 波动更小。对于集成学习算法模型, XGBoost 和 RF 预测模型的 RMSE 值分别为 27.96、40.87 kN, MAE 值分别为 23.53、31.19 kN, MAPE 值分别为 5.63%、7.47%, 表 3 给出了每个 ML 模型的性能指标的汇总, 其中基于 XGBoost 的预测模型具有最高的预测精度和较强的稳定性。相比之下, 集成算法中的 RF 预测模型效果不佳, 其性能明显低于基于单一算法的 SVM 预测模型, 这是因为数据的差异性和复杂性对于不同的算法模型适应度不同, 在本文的连梁数据库中, 基于 XGBoost 算

法的预测模型均具有最强的鲁棒性和泛化能力,这是因为 XGBoost 算法利用了贪婪算法来优化每一棵决策树的建立,即通过遍历所有节点进而得到特征的最优分裂点,确保了每一步的决策都是基于当前状态下最优的选择,使得模型逐步收敛到全局最优解,表 4 给出了该模型所有 SPRC 连梁的预测结果。

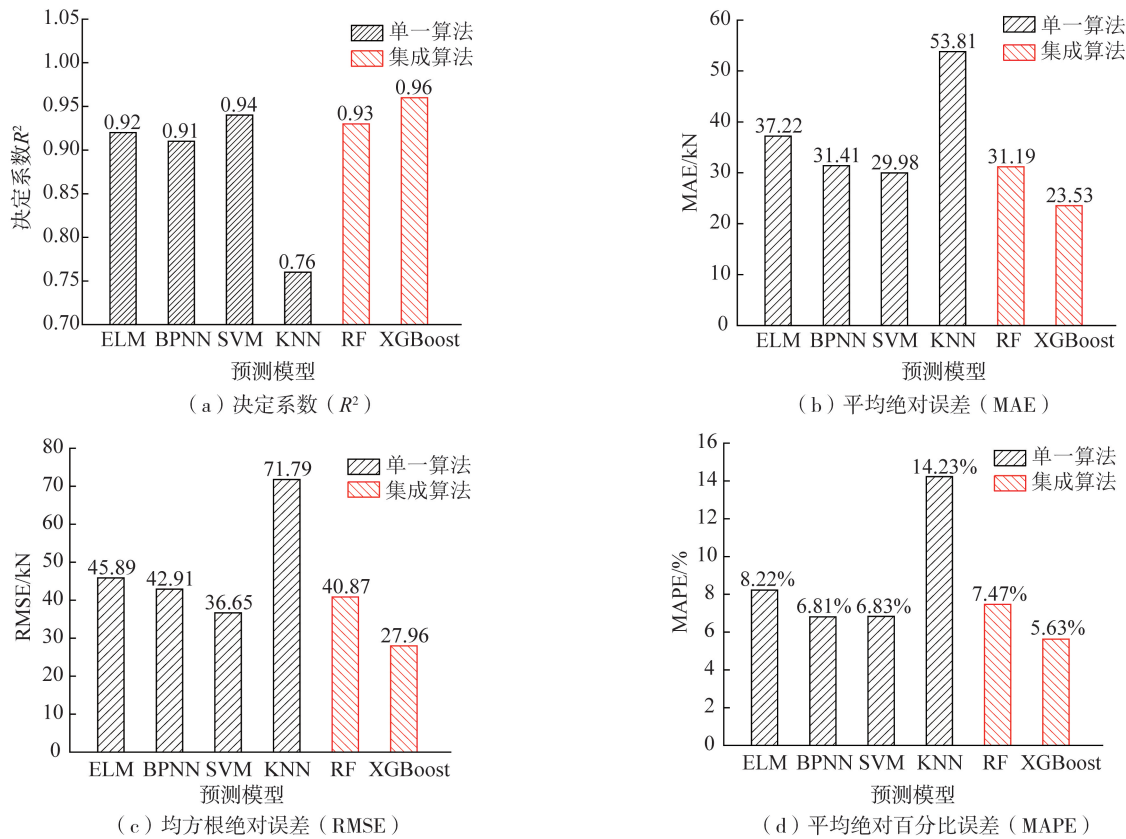


图 4 ML 模型预测性能对比

Fig. 4 Comparison of ML model prediction performance

表 3 ML 模型的性能度量

Table 3 Performance metrics of ML models

模型	组别	R^2	RMSE/kN	MAE/kN	MAPE/%
ELM	训练集	0.930	30.970	24.280	5.460
	测试集	0.920	45.890	37.220	8.220
BPNN	训练集	0.960	29.860	21.350	4.680
	测试集	0.910	42.900	31.410	6.810
KNN	训练集	0.780	65.040	47.660	10.180
	测试集	0.760	71.790	53.800	14.230
SVM	训练集	0.980	20.860	13.570	2.900
	测试集	0.940	36.650	29.980	6.830
RF	训练集	0.960	43.570	30.760	6.710
	测试集	0.930	40.870	31.200	7.470
XGBoost	训练集	0.970	23.740	18.980	4.130
	测试集	0.960	27.960	23.530	5.630

表 4 试验或模拟承载力与 XGBoost 预测模型对比

Table 4 Comparison of test or simulated bearing capacity with XGBoost prediction model

数据来源	试件编号	试验或模拟承载力 V_{test}/kN	预测结果 V_{pre}/kN	V_{test}/V_{pre}
本文试验 ^[37]	PRCB-1	453	464.220	0.980
	PRCB-2	471	468.250	1.010
本文模拟 ^[37]	PRCB-T5	346	400.320	0.860
	PRCB-T6	387	410.420	0.940

续表

数据来源	试件编号	试验或模拟承载力 $V_{\text{test}}/\text{kN}$	预测结果 V_{pre}/kN	$V_{\text{test}}/V_{\text{pre}}$
	PRCB-T10	524	517.880	1.010
	PRCB-Z14	475	468.250	1.010
	PRCB-Z18	475	468.250	1.010
	PRCB-Z20	475	468.250	1.010
	PRCB-G60	482	468.250	1.030
	PRCB-G80	477	468.250	1.020
	PRCB-L1	572	546.240	1.050
	PRCB-C65	445	468.250	0.950
	PRCB-C75	473	468.250	1.010
	PRCB-C80	482	468.250	1.030
SUBEDI 等 ^[31]	5FP4	220	187.890	1.170
	5FP6	222	229.030	0.970
CHENG 等 ^[32]	1P8S-25	320	338.490	0.950
	1P10S-25	353	344.850	1.020
	1P16S-25	520	544.720	0.950
	1P20S-25	650	638.170	1.020
	1P8S-20	427	386.670	1.100
	1P10S-20	447	436.300	1.020
	1P20S-20	634	657.360	0.960
	2P8S-25	267	251.930	1.060
	2P10S-25	310	308.150	1.010
	2P20S-25	524	517.880	1.010
	2P8S-20	244	278.390	0.880
	2P10S-20	315	328.020	0.960
	2P20S-20	581	552.280	1.050
	3P8S-25	430	459.740	0.940
	3P10S-25	486	509.420	0.950
	3P20S-25	711	741.780	0.960
LAM ^[25-27]	SPrC-Bg	474	479.050	0.990
SUEN ^[33]	M15/P4-S1	374	376.490	0.990
	M15/P6-S0	371	369.790	1.000
	C10/P4-S1	431	437.970	0.980
	C15/P4-S1	398	360.010	1.110
	C20/P4-S1	300	294.530	1.020
	C15/P4-S0	290	333.850	0.870
	C15/P4-S2	378	363.320	1.040
	C15/P6-S1	405	393.600	1.030
TIAN 等 ^[34-35]	PRC-CB1	587	571.340	1.030
	PRC-CB2	638	626.580	1.020
	PRC-CB3	657	629.170	1.040
	PRC-CB6	742	704.540	1.050
	PRC-CB7	584	561.100	1.040
	PRC-NS1	456	473.740	0.960
HOU 等 ^[28-29,36]	PRHTC-8t	641	615.560	1.040
	PRHTC-10t	722	665.190	1.090
	PRHTC-12t	796	807.300	0.990
	PRHTC-1.0	708	693.510	1.020
	PRHTC-2.0	500	550.080	0.910
	SPRC-1	362	381.610	0.950
	SPRC-2	428	420.110	1.020
	SPRC-3	453	469.740	0.960
邓明科等 ^[30]	CB-1.5	430	459.790	0.940
	DB-1.5	456	473.740	0.960
	CB-2.5	378	325.470	1.160
	DB-2.5	393	322.810	1.220
张刚 ^[38]	CB25-1	198	179.370	1.100
平均值				0.990 3
标准差				0.066 8
变异系数				0.067 5

3.3 ML 预测模型与理论计算方法的比较

小跨高比 SPRC 连梁在往复荷载作用下极易发生剪切破坏,由于不同连梁试件混凝土材料的差异和内嵌钢板规格的差异^[39-40],在剪切作用下,内力作用较为复杂,其抗剪承载力通过理论方法计算很难具有普适性。尽管 ML 方法的可解释性存在一定的局限性,但出于实际工程的需求,其高效精准的优势更为突出。基于 SSTM,在小跨高比 SPRC 连梁的抗剪承载力计算结果基础上^[41],进一步推算出了小跨高比钢板-纤维混凝土(steel plate-fiber reinforced concrete, SPFRC)组合连梁的抗剪承载力计算结果,如式(5)所示:

$$V_{pre} = (C_{ds} + C_{du}) \sin \theta \quad (5)$$

$$C_{ds} = \sigma_{d,max} A_{strut} \quad (6)$$

$$\sigma_{d,max} = \frac{1}{A_{strut}} \left[D - \frac{\cos(\theta_1 - \theta)}{\sin \theta_1} F_v \right] \quad (7)$$

$$C_{du} = \gamma f_y A_p \quad (8)$$

式中: A_{strut} 为混凝土对角压杆截面面积; A_p 为钢板对角压杆截面面积; F_v 为竖向拉杆中的拉力,主要是由钢板的贡献和箍筋的贡献组合而成; D 为连梁内部对角机制所承担的剪力; f_y 为钢材屈服强度值; θ 为对角压杆机制倾角; θ_1 为竖向机制倾角;文献[42]推荐钢板对角压杆强度取屈服强度的8%,本文推荐取 $\gamma = 3\%$ 。

图5给出了基于 SSTM 的小跨高比 SPFRC 连梁抗剪承载力的计算结果和本文基于 XGBoost 算法预测模型计算结果的对比图,可以发现,基于 ML 方法的预测精度更高,样本整体标准差和变异系数更小。

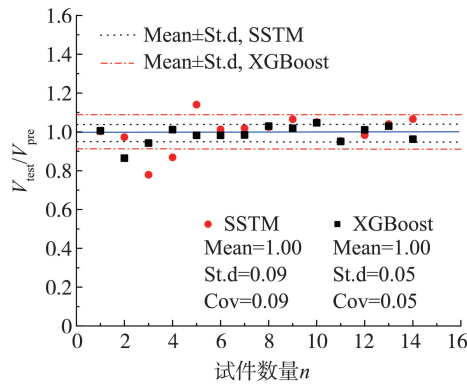


图5 SPFRC 连梁抗剪承载力预测对比

Fig. 5 Comparison of shear capacity prediction of SPFRC coupling beams

4 SPRC 连梁参数敏感性分析

对于 SPRC 连梁承载能力是由其多个特征参数共同决定的,不同的输入参数都可能会改变模型的输出结果,因此每个特征参数对于 SPRC 连梁承载力的影响程度需要进行量化。参数的敏感性分析包括局部敏感性分析和全局敏感性分析,本文将使用基于方差的 Sobol 敏感性分析方法,该方法对于混凝土结构敏感性分析具有较好的适用性^[43]。图6给出 SPRC 连梁特征参数对于承载力的1阶影响指数和全局影响指数可以发现,单一特征参数钢板配板率(ρ_p)是影响 SPRC 连梁承载力的最显著特征,影响指数达到近0.25,约占全部特征参数影响指数的1/4,其次影响最大的特征参数是连梁的截面高度(h)、截面宽度(b)和跨高比(l_n/h),三者影响指数的总和约0.5。从全局分析,可以发现, ρ_p 和 h 的影响指数出现了不同程度的降低,这也表明各特征参数并不是单独影响 SPRC 连梁承载力的,特征参数之间存在一定的制约,总的来说,各特征参数对于 SPRC 连梁承载力的影响程度是明确的,特征参数的全局或1阶影响指数从大到小排序为钢板配板率(ρ_p)、连梁截面高

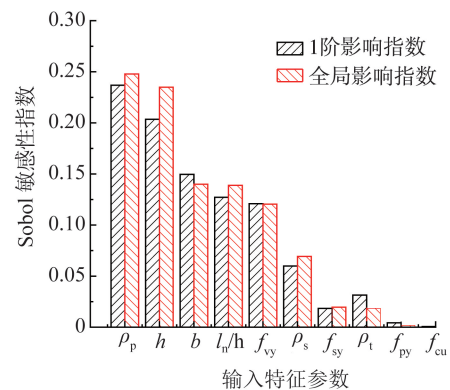


图6 SPRC 连梁特征参数敏感性分析

Fig. 6 Sensitivity analysis of characteristic parameters of SPFRC coupling beam

度(h)、连梁截面宽度(b)、跨高比(l_n/h)、箍筋屈服强度(f_{vy})、纵筋配筋率(ρ_s)、纵筋屈服强度(f_{sy})、箍筋配筋率(ρ_t)、钢板屈服强度(f_{py})、混凝土抗压强度(f_{cu})。

5 结论

本文结合 ML 方法对现有小跨高比 SPRC 连梁试验数据进行了回归训练,得到了具有较高精度的 SPRC 连梁承载力预测智能模型,得出如下结论:

1) 基于 XGBoost 算法的预测模型具有最好的鲁棒性和泛化能力,数据预测结果的标准差(St.d)和变异系数(Cov)分别为 0.066 8 和 0.067 5,具有较高的计算精度。相比于 SSTM 模型具有更高的计算精度和稳定性。

2) 从全局来看,连梁的钢板配板率(ρ_p)、截面高度(h)、截面宽度(b)和跨高比(l_n/h)是影响 SPRC 连梁承载力的最显著特征,影响指数的总和超过 0.75,特征参数的全局或 1 阶影响指数从大到小排序为 ρ_p 、 h 、 b 、 l_n/h 、 f_{vy} 、 ρ_s 、 f_{sy} 、 ρ_t 、 f_{py} 、 f_{cu} 。

在后续研究中,可进一步对 SPRC 连梁承载力的数据集进行扩充,不断提高模型精度,并在实际工程中进行验证,进而为高层建筑维养工作提供参考。

参考文献:

- [1] SUEN P. Steel-plate encased concrete coupling beams[D]. Hong Kong: Hong Kong University of Science and Technology, 2012.
- [2] XU D H, XU X, FORDE M C, et al. Concrete and steel bridge structural health monitoring—Insight into choices for machine learning applications[J]. Construction and Building Materials, 2023, 402: 132596.
- [3] ZHANG J X, LEI X M, CHAN P W, et al. Integrating physics-informed machine learning with resonance effect for structural dynamic performance modeling[J]. Journal of Building Engineering, 2024, 84: 108627.
- [4] MOTSA S M, STAVROULAKIS GE, DROSOPOULOS G A. A data-driven, machine learning scheme used to predict the structural response of masonry Arches[J]. Engineering Structures, 2023, 296: 116912.
- [5] ARSIWALA A, ELGHAISH F, ZOHER M. Digital twin with Machine learning for predictive monitoring of CO₂ equivalent from existing buildings[J]. Energy and Buildings, 2023, 284: 112851.
- [6] MAZNI M, HUSAIN A R, SHAPIAI M I, et al. An investigation into real-time surface crack classification and measurement for structural health monitoring using transfer learning convolutional neural networks and Otsu method[J]. Alexandria Engineering Journal, 2024, 92: 310–320.
- [7] CHEN T, GUESTRIN C. XGBoost: A scalable tree boosting system[C]// Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining, New York, USA: Association for Computing Machinery, 2016: 785–794.
- [8] RAHMAN J, AHMED K S, KHAN N I, et al. Data-driven shear strength prediction of steel fiber reinforced concrete beams using machine learning approach[J]. Engineering Structures, 2021, 233: 111743.
- [9] ZHANG H Y, CHENG X W, LI Y, et al. Prediction of failure modes, strength, and deformation capacity of RC shear walls through machine learning[J]. Journal of Building Engineering, 2022, 50: 104145.
- [10] MA C L, WANG S X, ZHAO J P, et al. Prediction of shear strength of RC deep beams based on interpretable machine learning[J]. Construction and Building Materials, 2023, 387: 131640.
- [11] WANG W T, LI L, QU Z. Machine learning-based collapse prediction for post-earthquake damaged RC columns under subsequent earthquakes[J]. Soil Dynamics and Earthquake Engineering, 2023, 172: 108036.
- [12] SUGANYA R, GOWSALYAA R, THEENATHAYALAN R. Prediction of shear strength for steel fiber reinforced concrete using machine learning techniques[J]. Materials Today: Proceedings, 2022, 62: 4370–4373.
- [13] FAQIR N, LOQMAN C, BOUMHIDI J. Combined extreme learning machine and max pressure algorithms for traffic signal control[J]. Intelligent Systems with Applications, 2023, 19: 200255.
- [14] ELDABAH N M, SHOUKRY A, KHAIR-ELDEEN W, et al. Design and characterization of low Young's modulus Ti-Zr-Nb-based medium entropy alloys assisted by extreme learning machine for biomedical applications[J]. Journal of Alloys and Compounds, 2023, 968: 171755.
- [15] KUMAR TIPU R, PANCHAL V R, PANDYA K S. An ensemble approach to improve BPNN model precision for predicting compressive strength of high-performance concrete[J]. Structures, 2022, 45: 500–508.
- [16] JIANG C S, LIANG G Q. Modeling shear strength of medium-to ultra-high-strength concrete beams with stirrups using SVR and genetic algorithm[J]. Soft Computing, 2021, 25(16): 10661–10675.
- [17] KESHTEGAR B, BAGHERI M, YASEEN Z M. Shear strength of steel fiber-unconfined reinforced concrete beam simulation: Application of novel intelligent model[J]. Composite Structures, 2019, 212: 230–242.
- [18] WANG S Q, XIA P, WANG Z, et al. Intelligent mix design of recycled brick aggregate concrete based on swarm intelligence[J]. Journal of Building Engineering, 2023, 71: 106508.
- [19] ZHANG J F, JING Y F, CHEN S Z, et al. Data-driven prediction approach for RC beam performance under low velocity impact loading[J]. Engineering Failure Analysis, 2023, 143: 106884.

- [20] CHEN H Y, DENG T T, DU T, et al. An RF and LSSVM-NSGA-II method for the multi-objective optimization of high-performance concrete durability[J]. *Cement and Concrete Composites*, 2022, 129: 104446.
- [21] WANG W T, LI L, QU Z. Machine learning-based collapse prediction for post-earthquake damaged RC columns under subsequent earthquakes[J]. *Soil Dynamics and Earthquake Engineering*, 2023, 172: 108036.
- [22] ZHANG H Y, CHENG X W, LI Y, et al. Prediction of failure modes, strength, and deformation capacity of RC shear walls through machine learning[J]. *Journal of Building Engineering*, 2022, 50: 104145.
- [23] PEDREGOSA F, VAROQUAUX G, GRAMFORT A, et al. Scikit-learn: Machine learning in Python[J]. *Journal of Machine Learning Research*, 2011, 12: 2825–2830.
- [24] CHOU J S, LIU C Y, PRAYOGO H, et al. Predicting nominal shear capacity of reinforced concrete wall in building by metaheuristics-optimized machine learning[J]. *Journal of Building Engineering*, 2022, 61: 105046.
- [25] LAM W Y, SU R K L, PAM H J. Experimental study on embedded steel plate composite coupling beams[J]. *Journal of Structural Engineering*, 2005, 131(8): 1294–1302.
- [26] SU R K L, PAM H J, LAM W Y. Effects of shear connectors on plate-reinforced composite coupling beams of short and medium-length spans[J]. *Journal of Constructional Steel Research*, 2006, 62(1/2): 178–188.
- [27] SU R K L, LAM W Y. A unified design approach for plate-reinforced composite coupling beams[J]. *Journal of Constructional Steel Research*, 2009, 65(3): 675–686.
- [28] HOU W, XU S L, JI D S, et al. Cyclic performance of steel plate-reinforced high toughness-concrete coupling beams with different span-to-depth ratios[J]. *Journal of Structural Engineering*, 2018, 144(10): 1–11.
- [29] HOU W, XU S L, JI D S, et al. Seismic performance of steel plate reinforced high toughness concrete coupling beams with different steel plate ratios[J]. *Composites Part B: Engineering*, 2019, 159(15): 199–210.
- [30] 邓明科, 张敏, 张阳玺, 等. 内置钢板-高延性混凝土组合连梁抗震性能试验研究[J]. *工程力学*, 2020, 37(7): 47–56.
DENG Mingke, ZHANG Min, ZHANG Yangxi, et al. Experimental study on seismic behavior of composite coupling beam with built-in steel plate and high ductility concrete[J]. *Engineering Mechanics*, 2020, 37(7): 47–56. (in Chinese)
- [31] SUBEDI N K, BAGLIN P S. Plate reinforced concrete beams: Experimental work[J]. *Engineering Structures*, 1999, 21(3): 232–254.
- [32] CHENG P C. Shear capacity of steel-plate reinforced concrete coupling beams [D]. Hong Kong: Hong Kong University of Science and Technology, 2004.
- [33] SUEN P C. Steel-plate encased concrete coupling beams[D]. Hong Kong: Hong Kong University of Science and Technology, 2012.
- [34] TIAN J B, SHI Q X, LI S, et al. Experimental and numerical study of PRC coupling beams with low span-to-depth ratio[J]. *Journal of Constructional Steel Research*, 2019, 159: 34–52.
- [35] TIAN J B, ZHAO Y, TIAN P G, et al. Seismic behaviour of plate-reinforced composite coupling beams with RC slabs[J]. *Soil Dynamics and Earthquake Engineering*, 2023, 171: 107984.
- [36] HOU W, LIN G, CHEN B, et al. Cyclic behavior and analysis of steel plate reinforced concrete coupling beams with a span-to-depth ratio of 2.5[J]. *Soil Dynamics and Earthquake Engineering*, 2021, 148: 106817.
- [37] TIAN J B, ZHAO Y, WANG Y C, et al. Seismic performance and numerical analysis of steel plate-fiber reinforced concrete composite coupling beams[J]. *Structures*, 2023, 48: 258–274.
- [38] 张刚. 钢板混凝土连梁抗震性能的试验研究[D]. 北京: 清华大学, 2005.
ZHANG Gang. Experimental study on seismic behavior of steel plate reinforced concrete coupling beams[D]. Beijing: Tsinghua University, 2005. (in Chinese)
- [39] 田建勃, 赵勇, 陈黄健, 等. 带钢筋桁架楼承板的PRC连梁抗震性能试验研究及数值分析[J]. *地震工程与工程振动*, 2024, 44(1): 48–60.
TIAN Jianbo, ZHAO Yong, CHEN Huangjian, et al. Experimental study and numerical analysis on seismic behavior of PRC coupling beams with steel bar truss deck[J]. *Earthquake Engineering and Engineering Dynamics*, 2024, 44(1): 48–60. (in Chinese)
- [40] 伍云天, 王泉, 张婕, 等. 钢板混凝土联肢剪力墙抗震性能试验研究[J]. *地震工程与工程振动*, 2021, 41(1): 44–52.
WU Yuntian, WANG Xiao, ZHANG Jie, et al. Experimental study on seismic behavior of steel plate concrete coupled shear wall[J]. *Earthquake Engineering and Engineering Dynamics*, 2021, 41(1): 44–52. (in Chinese)
- [41] TIAN J, SHEN D, LI S, et al. Shear strength prediction of PRC coupling beams with low span-to-depth ratio [J]. *Earthquakes and Structures*, 2019, 16(6): 757–769.
- [42] KANDA T, LIN Z, LI V C. Tensile stress-strain modeling of pseudostrain hardening cementitious composites[J]. *Journal of Materials in Civil Engineering*, 2000, 12(2): 147–156.
- [43] SUN G R, SHI J, DENG Y A. Predicting the capacity of perfbond rib shear connector using an ANN model and GSA method[J]. *Frontiers of Structural and Civil Engineering*, 2022, 16(10): 1233–1248.