

基于机器学习的圆钢管再生混凝土 长柱偏压承载力计算方法

路林翰¹,李俊鹏²,刘进隆³,王仕奇⁴,张玉琢¹

(1. 沈阳建筑大学管理学院,辽宁 沈阳 110168;2. 沈阳建筑大学土木工程学院,辽宁 沈阳 110168;
3. 东南大学土木工程学院,江苏 南京 211189;4. 浙江大学建筑工程学院,浙江 杭州 310058)

摘要 目的 研究圆钢管再生混凝土长柱偏压承载力与各设计变量之间的映射关系,建立高精度的预测模型,并对机器学习模型进行可解释性分析。方法 建立包含155个样本的数据库,并对机器学习模型所选输入变量进行VIF检验;采用RBFNN、RF、LightGBM及XGBoost算法建立偏压承载力预测模型,基于判定系数 R^2 、均方根误差RMSE及平均绝对误差MAE,选取最适用于圆钢管再生混凝土长柱偏压承载力的预测模型;采用SHAP法解释输入变量对承载力的贡献程度及各输入变量的影响机理。结果 输入变量间的VIF系数小于5,变量间不存在明显的多重共线性;构建的XGBoost算法为最佳预测模型,模型的 R^2 、RMSE及MAE分别为0.998、16.397、7.76。结论 XGBoost模型能够实现圆钢管再生混凝土长柱偏压承载力的高精度预测;偏心率、试件直径是影响其承载力的关键变量;圆钢管再生混凝土长柱偏压承载力随着再生骨料取代率的增加而降低。

关键词 再生混凝土;偏压长柱;机器学习;SHAP;承载力预测

中图分类号 TU973⁺.12

文献标志码 A

引用格式:路林翰,李俊鹏,刘进隆,等. 基于机器学习的圆钢管再生混凝土长柱偏压承载力计算方法[J]. 沈阳建筑大学学报(自然科学版),2024,40(5):876-884. (LU Linhan, LI Junpeng, LIU Jinlong, et al. Calculating method of eccentric bearing capacity of recycled aggregate concrete filled steel tubular slender columns based on machine learning[J]. Journal of Shenyang jianzhu university(natural science),2024,40(5):876-884.)

Calculating Method of Eccentric Bearing Capacity of Recycled Aggregate Concrete Filled Steel Tubular Slender Columns Based on Machine Learning

LU Linhan¹, LI Junpeng², LIU Jinlong³, WANG Shiqi⁴, ZHANG Yuzhuo¹

(1. School of Management, Shenyang Jianzhu University, Shenyang, China, 110168; 2. School of Civil Engineering, Shenyang Jianzhu University, Shenyang, China, 110168; 3. School of Civil Engineering, Southeast University,

收稿日期:2024-05-15

基金项目:国家自然科学基金项目(51808351);辽宁省教育厅基本科研项目(LJKMZ20220927);山东省重点研发计划科技示范工程项目(2021SFGC0903)

作者简介:路林翰(1989—),男,博士研究生,主要从事组合结构与混合结构等方面研究。

Nanjing, China, 211189; 4. College of Civil Engineering and Architecture, Zhejiang University, Hangzhou, China, 310058)

Abstract: To study the mapping relationship between the eccentric compression bearing capacity of recycled aggregate concrete filled steel tubular slender columns and each design variable, and to establish a high-precision prediction model, and to analyze the interpretability of the machine learning model, a database containing 155 samples was established, and the VIF test was performed on the selected input variables of the machine learning model. The RBFNN, RF, LightGBM and XGBoost algorithms were used to establish the eccentric compression bearing capacity prediction model, and the most suitable model was selected based on the coefficient of determination (R^2), the root-mean-square error (RMSE), and the mean absolute error (MAE). Using the SHAP method to explain the contribution of input variables to the output bearing capacity and the mechanisms of each input variable, the VIF coefficient between input variables was found to be less than 5, indicating no obvious multicollinearity between variables. Through comparative analysis, the XGBoost algorithm demonstrated superior performance with an R^2 of 0.998, RMSE of 16.397, and MAE of 7.76, enabling high-precision prediction of eccentric compression bearing capacity. The eccentricity and diameter of the specimen were identified as key variables affecting capacity. With the increase in recycled aggregate substitution rate, the eccentric compression bearing capacity of circular steel tubular recycled aggregate concrete slender columns decrease.

Key words: recycled aggregate concrete; eccentric bearing slender columns; machine learning; SHAP; bearing capacity prediction

随着城镇化的快速发展,老旧城区改造等工程导致建筑废弃物日益增加,不仅占用大量土地资源,还造成环境污染^[1]。如何有效处理这些建筑垃圾,成为国内外混凝土研究领域的热点问题。为了解决这一难题,再生混凝土技术逐渐得到推广^[2]。与普通混凝土相比,再生混凝土力学性能较差,使其通常无法用于承重构件^[3]。钢管再生混凝土(Recycled Aggregate Concrete Filled Steel Tubular, RACFST)组合结构弥补了这些缺陷,钢管对核心再生混凝土的约束作用使其处于三向受压状态,再生混凝土的强度与延性均得到提高^[4]。

偏心受压是钢管混凝土(Concrete Filled Steel Tubular, CFST)承重构件的典型受力工况,众多学者对CFST偏压力学性能开展了大量研究。杨志坚等^[5]采用ABAQUS有限元分析软件对配筋空心方钢管高强混凝土偏压短柱进行有限元分析,研究了不同参数对构件受力性能的影响。丁纪楠等^[6]分析了

偏心率对圆中空夹层钢管混凝土叠合柱承载力的影响。向星赞等^[7]进行了15根方钢管自密实再生混凝土短柱偏压试验,发现再生粗骨料取代率对其峰值挠度的影响较显著。陈宗平等^[8]研究现有规范对型钢再生混凝土偏压承载力计算的适用性,发现计算结果较试验值平均偏大23.3%。实际工程中钢管混凝土柱多作为受压构件且长细比较大,长细比、偏心率等多种因素影响下更加难以保证其承载力计算结果的准确性。

近年来,研究人员将机器学习算法用于钢筋混凝土组合结构的性能计算,以提高精度。卜良桃等^[9]建立了圆钢管RC短柱轴压承载力预测模型,通过优化BP神经网络的初始权重、阈值大大提高了模型的预测精度。侯超等^[10]采用BP神经网络、RBF神经网络、高斯过程回归三种主流机器学习模型预测矩形CFST偏压承载力,结果表明,机器学习模型具备更高的预测精度与适用范围。S. M. Lundberg等^[11]提出了SHAP(Shapley Additive exPlanations)方法,解决

了机器学习模型预测结果难以解释的问题。Chen Keyu 等^[12]采用 SHAP 法对 RACFST 的承载力预测结果进行解释,发现再生骨料取代率对构件承载力影响较小。

基于现有圆钢管再生混凝土长柱偏压试验数据,笔者采用 RBFNN、RF、LightGBM、XGBoost 等 4 种机器学习算法来预测其偏压承载力;通过判定系数 R^2 、均方根误差 $RMSE$ 等指标对预测结果进行评估,以确定最适用于圆形 RACFST 长柱偏压承载力的预测模型;采用 SHAP 法来确定影响承载力的关键

参数,并且分析各个输入变量之间的相互作用。研究表明:XGBoost 模型的预测性能最佳,偏心率、试件直径为影响圆形 RACFST 长柱偏压承载力的最关键因素。

1 试验数据库与分析

1.1 数据库的建立

通过对文献[13–24]中的圆形钢管再生混凝土长柱试验数据进行汇总,建立了一个共有 155 个样本的数据库(见表 1),其中包括 108 个偏压样本。

表 1 圆钢管再生混凝土长柱偏压试验数据

Table 1 The eccentric test data of recycled aggregate concrete filled steel tubular slender columns							
D/mm	λ	e	$r/\%$	f_{cu}/MPa	f_y/MPa	t/mm	N_u/kN
137~141	31.6~49	0.14~0.29	0~100	58~66.1	299.4~355.6	2.75~4.5	388~880
115	31.3~52.2	0~0.26	0~100	45.18~48.07	345.9	3	416.6~1 148.1
160	40	0.19~0.38	0~40	35.46~41.5	272.4~345.2	0.8~1.8	204~522
113.5	31.7~52.9	0.13~0.26	0~100	42.5~44.5	345.9	3	416.6~620.8
165	36.36	0.03~0.24	70	36.2	322.5~472.68	3	648.2~1 208.5
220	18.18	0~0.18	0~100	32.36~42.08	366	4	1 726~2 913
165	40	0~0.24	0~50	36.6~42.7	343.1	2.57	600~1 217
115	31.3~52.17	0	0~100	45.1~48	322.5	3	862.6~1 457.7
108	40~205	0	0	31.8~46.8	338.9~348.1	4	213~1 082.7
180	35.56~53.33	0	100	33.6	322.5	3~6	1 078~1 588
159	24~48	0	50	34.7	322.5	6~8	1 631~2 370
108	12~206	0	0	35.7~46.8	322.5	4	213~1 080.7

注: D 为试件直径; λ 为试件长细比; e 为偏心率; r 为再生骨料取代率; f_{cu} 为混凝土抗压强度; f_y 为钢管屈服强度; t 为钢管壁厚; N_u 为试件承载力。

1.2 参数选取与分析

考虑 7 个参数特征作为输入变量,包括 D 、 λ 、 e 、 r 、 f_{cu} 、 f_y 、 t 。通过构建散点矩阵来研究设计变量的数据分布特征,结果见图 1。承载力 N_u 与偏心率 e 、钢管厚度 t 呈现出较强的相关性,其中承载力 N_u 与偏心率 e 表现出负相关,而与其他特征变量间不存在直观的关联规律。进行 Spearman 相关性分析,结果如图 2 所示。从总体上来看,变量之间的相关系数均在 $-0.60 \sim 0.30$,变量之间相关

性较弱,基本没有信息重叠。

在上述相关性研究的基础上,通过计算方差膨胀因子(Variance Inflation Factor, VIF)对变量之间进行多重共线性分析(见图 3),通常认为 VIF 系数大于 5 时存在多重共线性的迹象,这会导致回归系数的估计不稳定。由图 3 可知,VIF 系数在 $1.00 \sim 1.45$ 浮动,这表明变量间不存在多重共线性,可以用来构建机器学习(Machine Learning, ML)预测模型。

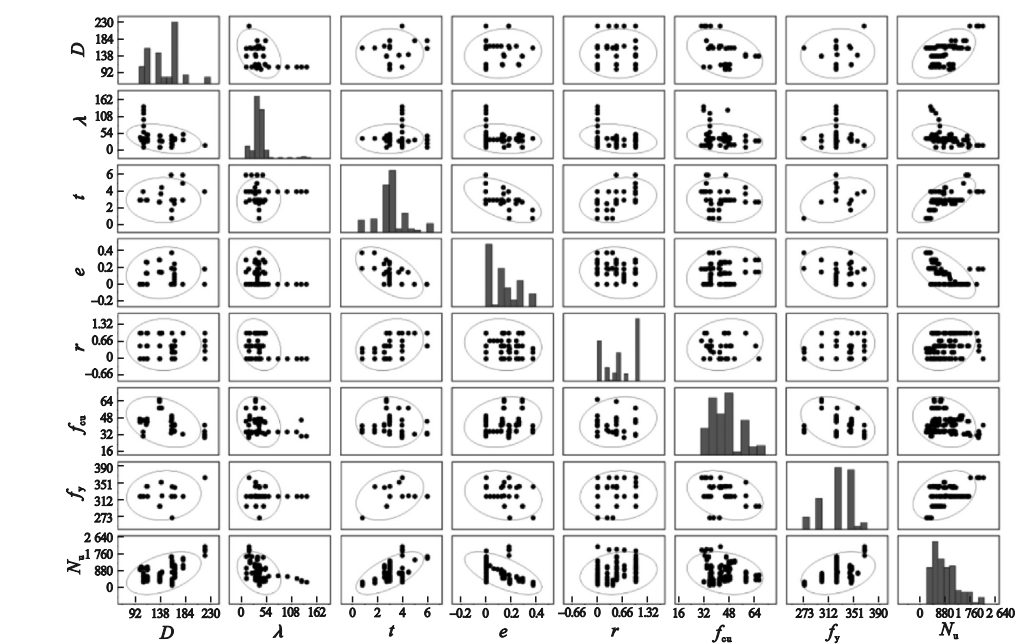


图1 各因素散点矩阵图

Fig. 1 The scatter matrix of each factor

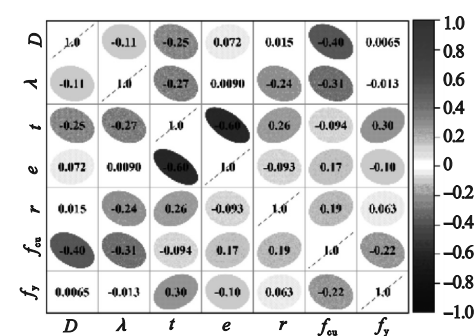


图2 斯皮尔曼系数矩阵图

Fig. 2 The matrix diagram of Spearman coefficient

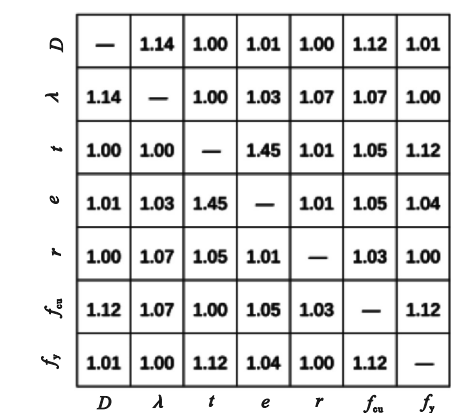


图3 方差膨胀因子系数图

Fig. 3 The coefficient diagram of variance inflation factor

1.3 数据的评价指标

为了全面评估 ML 模型的精确度与泛化能力,采用 3 个指标来评估模型的性能:判定系数 (R^2)、均方根误差 ($RMSE$) 和平均绝对误差 (MAE)。

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2} \tag{1}$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2} \tag{2}$$

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - \bar{y}| \tag{3}$$

式中: n 为样本个数; y_i 为试验值; \bar{y} 为预测值; \bar{y} 为试验值的均值。

2 预测算法与参数选取

2.1 径向基函数神经网络算法 (RBFNN)

径向基函数神经网络算法^[25]由输入层、隐藏层和输出层组成。隐藏层利用径向基函数将输入数据映射到高维特征空间,每个神经元对应一个径向基函数。随后,隐藏层的输出经过线性组合和激活函数处理,并传递

到输出层进行最终预测,可以表示为

$$f(x) = \sum_{i=1}^N w_i \varphi(|x - c_i|) + b. \tag{4}$$

其中, $f(x)$ 为网络的输出,表示对输入样本 x 的预测; N 为隐藏层神经元的数量; w_i 为隐藏层神经元的权重; $\varphi(|x - c_i|)$ 为径向基函数; c_i 为隐藏层神经元的中心; b 为偏置项。

2.2 随机森林算法(RF)

随机森林算法^[26]是一种集成学习方法,利用多棵决策树,每棵都基于随机抽取的样本和特征进行训练,最终通过对所有决策树的预测结果进行平均或加权平均,得到对输入数据的回归预测。

2.3 轻量级梯度提升机算法(LightGBM)

轻量级梯度提升机算法^[27]是一种基于决策树的梯度提升框架。对于每个待预测的样本,从根节点开始,根据样本的特征值递归地遍历树的节点,直到到达叶子节点,并采用带深度限制的叶子生长策略,大大提高了模型精度。叶子节点存储该样本的预测值,对于回归问题,输出通常为叶子节点的平均值。

2.4 极限梯度提升算法(XGBoost)

极限梯度提升算法^[28]通过集成多个弱学习器,形成一个强分类器。每一轮迭代都依据上一轮的预测结果和真实值之间的残差来训练新的弱学习器,逐步改善模型的性能。该算法的集成模型可表示如下:

$$f_{(i)} = \sum_{k=1}^K f_k. \tag{5}$$

其中, $f_{(i)}$ 为第 i 轮模型的预测值; K 为树的数量; f_k 为树之间的结构关系。

2.5 参数选取

模型参数是指在训练过程中通过数据学习得到的参数。与模型参数不同,超参数需在模型训练之前预先设定,由于超参数的选择直接影响模型的性能和泛化能力,因此常常需要使用贝叶斯优化等方法来辅助选择最佳的超参数配置。

将数据按照 80%、20% 的比例划分为训

练集和测试集。其中训练集用于训练模型与优化模型超参数,测试集用于评估机器学习模型精确度与泛化能力。超参数优化的方式应根据超参数的复杂性来选择。对于只有两个超参数且搜索范围较小的 RBFNN 算法,采用网格搜索是合适的选择。而对于超参数较多且组合较为复杂的算法,如 RF、LightGBM 和 XGBoost,使用贝叶斯优化的方式能够更有效地搜索最佳超参数组合,从而降低时间成本并提高模型性能。

表 2 四种算法参数设置

Table 2 Parameter settings of the four algorithms		
算法	最优超参数	取值
RBFNN	中心点数量	20
	RBF 核参数	0.1
	树的数量	200
RF	树的最大深度	11
	最小分裂样本数	2
	最小叶子样本数	1
	最大特征数	7
LightGB	学习率	0.1
	树的数量	200
	树的最大深度	3
	树的最大深度	4
XGBoost	最小损失减少	0.22
	列采样率	0.84
	子样本比例	0.803
	学习率	0.03

3 预测模型的验证

考虑到对 ML 模型的学习能力和泛化能力的综合评估。表 3 为测试集和训练集上 3 个性能评估指标(R^2 、 $RMSE$ 、 MAE)的结果。

表 3 模型预测性能评估

Table 3 Performance evaluation of the prediction models				
ML 模型	数据集	R^2	$RMSE$	MAE
RBFNN	训练集	0.967	79.782	41.979
	测试集	0.954	75.319	41.233
RF	训练集	0.996	28.146	10.864
	测试集	0.985	76.005	34.481
LightGBM	训练集	0.963	83.089	40.424
	测试集	0.974	75.643	40.230
XGBoost	训练集	0.999	11.685	3.489
	测试集	0.995	27.946	13.260

由表可知,XGBoost 模型的性能要明显高于除 RF 以外的其他模型,而 XGBoost 模型的 RMSE 要比 RF 模型低 61.4%,这表明

XGBoost 模型拥有更好的泛化能力。预测模型的拟合情况如图 4 所示。

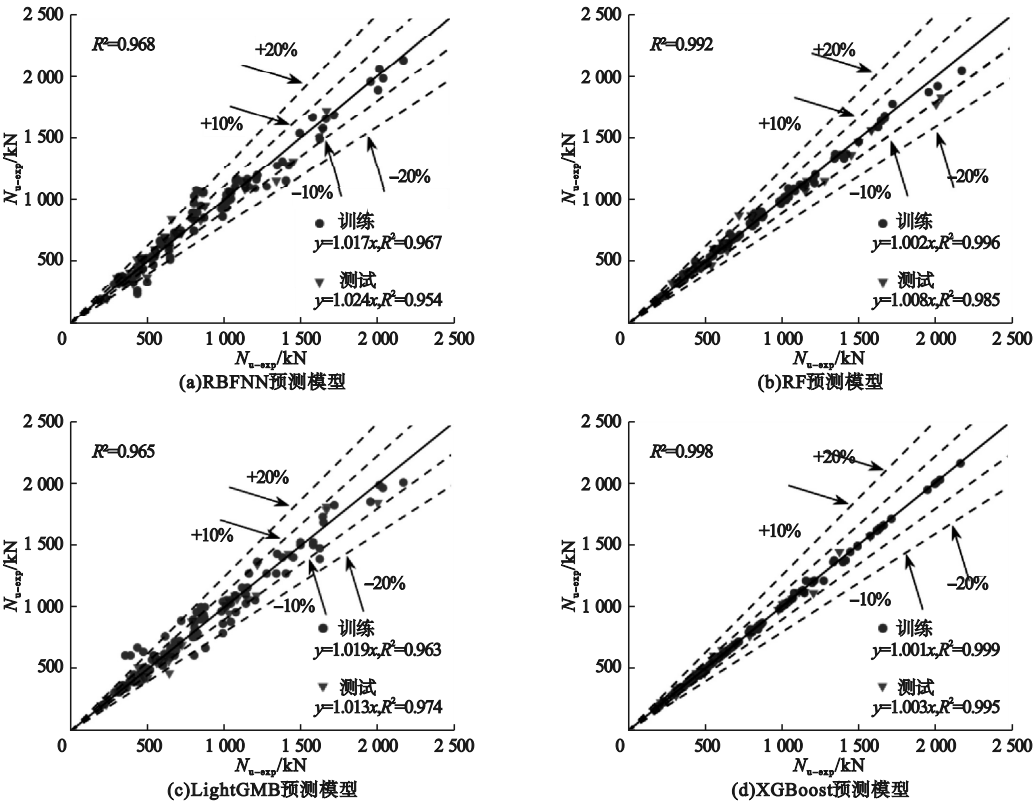


图 4 预测模型的拟合情况

Fig. 4 The fitting results of prediction models

4 预测模型的解释

考虑到 XGBoost 模型能较好地预测圆形

RACFST 长柱的偏压承载力,采用 SHAP 法对 XGBoost 模型的预测结果进行全局解释,结果如图 5 所示。

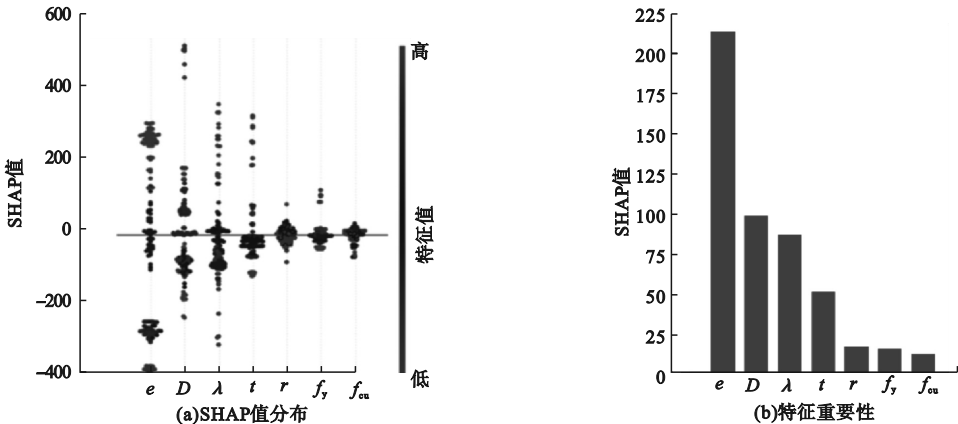


图 5 SHAP 模型解释结果

Fig. 5 The interpretation results of SHAP model

从图5(a)中可以看出,特征贡献程度的从大到小排序依次为 $e, D, \lambda, t, r, f_y, f_{cu}$ 。当偏心率 θ 从极小值增大到极大值时模型的承载力预测均值将减少722.6 kN,而试件再生骨料取代率 r 从0增大到100%时,其承载力预测均值减少164 kN。除偏心率 e 、长细比 λ 、再生骨料取代率 r 与承载力呈现负相关外,其余输入变量均呈现正相关。从图5(b)中可以发现,偏心率 e 对承载力的影响比直径 D 高出118%,由此可见,偏心率 e 对承载力的影响显著。

在全局解释的基础上,针对典型样本偏

压承载力影响机制的局部解释结果如图6所示。在图6(a)中,该组偏心受力构件的直径 D 、偏心率 e 、钢管厚度 t 等参数对其承载力输出产生了负向影响;而在图6(b)中,轴心受力构件的偏心率为0,对其承载力产生了有利影响,长细比 $\lambda = 43.3$ 要明显高于平均值,导致了承载力的降低。通过对比两种受力构件可以发现,轴心受力构件的承载力预测值比偏心受力构件的承载力预测值高421.762 kN,其中因偏心率 e 的差异导致的承载力差值高达338.18 kN,占比80.18%。

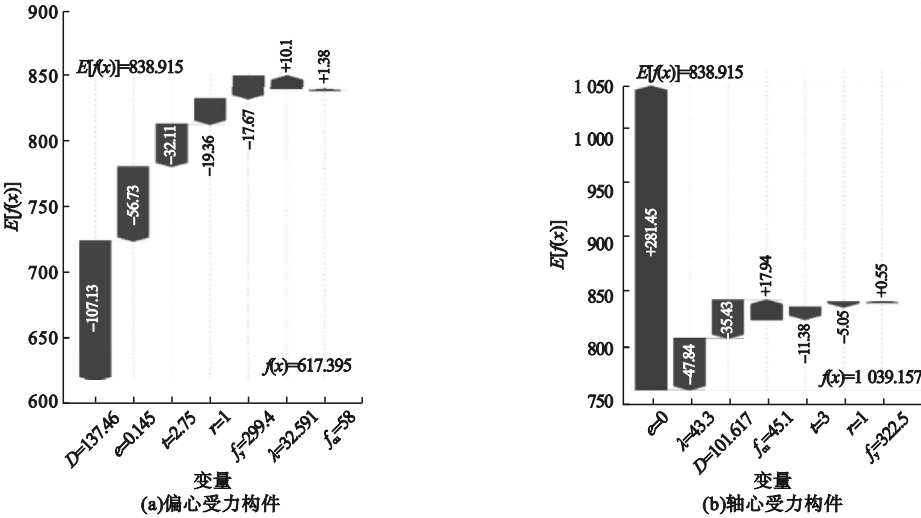


图6 单样本分析结果

Fig. 6 The analysis results of single sample

图7分析了单一输入变量对圆形 RACFST长柱偏压承载力的影响。偏心率

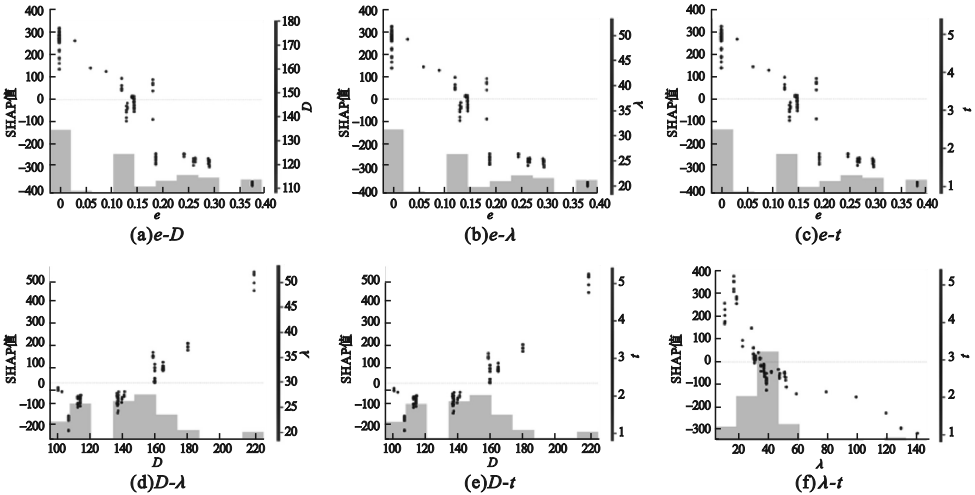


图7 4个输入参数的相互作用

Fig. 7 The interaction of 4 input parameters

e 与长细比 λ 的 SHAP 值随着其特征值的增大而减小、而直径 D 随着其特征值的增大而不断增大;当偏心率 $e > 0.2$ 、试件直径 $D < 160\text{ mm}$ 、长细比 $\lambda > 40$ 时,参数的 SHAP 值为负值,即在此范围内以上参数将对试件承载力产生不利影响;不同范围的参数对输出变量的影响程度不同,由图 7(f) 可知,在长细比 λ 取值从 20 增大到 40 时,其 SHAP 值降低程度远大于后半段取值为 40 ~ 120 的降低程度,这表明当长细比 λ 超过一定限定数值后,其对承载力的影响将大大减弱。

5 结 论

(1) 基于 XGBoost 算法建立的圆形 RACFST 长柱的偏压承载力模型计算精度较高, R^2 、 $RMSE$ 及 MAE 均值分别为 0.998、18.44 及 8.15。

(2) 影响圆形 RACFST 长柱偏压承载力的关键变量为偏心率 e 、直径 D 、长细比 λ 、钢管厚度 t ,而再生骨料取代率 r 对承载力存在不利影响。

(3) 长细比 λ 在 20 ~ 40 内对圆形 RACFST 长柱偏压承载力的影响相比于 λ 在 40 ~ 120 内更为显著;偏心率 e 对圆形 RACFST 长柱偏压承载力的影响程度远远高于其他变量。

参考文献

[1] 肖建庄. 再生混凝土[M]. 北京: 中国建筑工业出版社, 2008: 1-9.
(XIAO Jianzhuang. Recycled aggregate concrete [M]. Beijing: China Building Industry Press, 2008: 1-9.)

[2] 孙跃东, 肖建庄. 再生混凝土骨料[J]. 混凝土, 2004(6): 33-36.
(SUN Yuedong, XIAO Jianzhuang. Aggregate of recycled concrete [J]. Concrete, 2004(6): 33-36.)

[3] 肖建庄, 李佳彬, 兰阳. 再生混凝土技术研究最新进展与评述[J]. 混凝土, 2003(10): 17-20.
(XIAO Jianzhuang, LI Jiabin, LAN Yang. Research on recycled aggregate concrete: a review [J]. Concrete, 2003, (10): 17-20.)

[4] DUNDU M. Compressive strength of circular concrete filled steel tube columns [J]. Thin-

walled structures, 2012, 56: 62-70.

[5] 杨志坚, 彭书存, 李帼昌, 等. 配筋空心方钢管高强混凝土偏压短柱有限元分析[J]. 沈阳建筑大学学报(自然科学版), 2022, 38(4): 655-663.
(YANG Zhijian, PENG Shucun, LI Guochang, et al. Finite element analysis of reinforced hollow high concrete filled square steel tubular stub columns under eccentric compression [J]. Journal of Shenyang jianzhu university (natural science), 2022, 38(4): 655-663.)

[6] 丁纪楠, 任庆新, 王庆贺, 等. 圆中空夹层钢管混凝土叠合柱偏压力学性能研究[J]. 沈阳建筑大学学报(自然科学版), 2023, 39(03): 411-419.
(DING Ji'nan, REN Qingxin, WANG Qinghe, et al. Mechanical performance of circular concrete-encased CFST columns under eccentric compression [J]. Journal of Shenyang jianzhu university (natural science), 2023, 39(3): 411-419.)

[7] 向星赞, 赵人达, 贾毅, 等. 方钢管自密实再生混凝土偏压短柱的力学行为[J]. 沈阳建筑大学学报(自然科学版), 2017, 33(3): 420-428.
(XIANG Xingyun, ZHAO Renda, JIA Yi, et al. Mechanical behavior of the eccentric loaded square self-compacting recycled aggregate concrete filled steel tube stub columns [J]. Journal of Shenyang jianzhu university (natural science), 2017, 33(3): 420-428.)

[8] 陈宗平, 应武挡, 陈宇良. 型钢再生混凝土柱的正截面极限承载力计算[J]. 混凝土, 2013(10): 10-13.
(CHEN Zongping, YING Wudang, CHEN Yuliang, et al. Research on the ultimate bearing capacity calculation of steel reinforced recycled concrete columns [J]. Concrete, 2013(10): 10-13.)

[9] 卜良桃, 洪俊鹏. 基于 SSA-BP 神经网络的圆钢管 RPC 短柱轴压承载力预测[J]. 沈阳建筑大学学报(自然科学版), 2023, 39(4): 587-595.
(BU Liangtao, HONG Junpeng. Axial compression bearing capacity prediction of RPC filled circular steel tube stub columns based on SSA-BP neural network [J]. Journal of Shenyang jianzhu university (natural science), 2023, 39(4): 587-595.)

[10] 侯超, 周晓光. 基于机器学习的矩形钢管混凝土柱偏压承载力预测[J]. 建筑结构学报, 2022, 43(增刊1): 155-166.
(HOU Chao, ZHOU Xiaoguang. Eccentric compression capacity prediction of rectangular CFST columns based on machine learning [J]. Journal of building structures, 2022, 43(S1): 155-166.)

[11] LUNDBERG S M, LEE S I. A unified approach to interpreting model predictions [C]// Proceedings of the 31st international conference on neural information processing systems (NIPS'17). NY, United States: Curran

- Associates Inc., Red Hook, 2017: 4768 – 4777.
- [12] CHEN Keyu, WANG Shiqi, WANG Ying, et al. Intelligent design of limit states for recycled aggregate concrete filled steel tubular columns [J]. Structures, 2023, 58: 105338.
- [13] 吴波, 赵新宇, 张金锁. 薄壁圆钢管再生混合中长柱的轴压与偏压试验研究[J]. 土木工程学报, 2012, 45(5): 65 – 77.
(WU Bo, ZHAO Xinyu, ZHANG Jinsuo. Tests on slender circular thin-walled steel tubular columns filled with demolished concrete lumps under concentrically/eccentrically compressive loadings [J]. China civil engineering journal, 2012, 45(5): 65 – 77.)
- [14] 陈宗平, 李启良, 张向冈, 等. 钢管再生混凝土偏压柱受力性能及承载力计算[J]. 土木工程学报, 2012, 45(10): 72 – 80.
(CHEN Zongping, LI Qiliang, ZHANG Xianggang, et al. Mechanical behavior and bearing capacity calculation of recycled aggregate concrete-filled circular steel tube columns under eccentric loading [J]. China civil engineering journal, 2012, 45(10): 72 – 80.)
- [15] 张向冈, 陈宗平, 王讲美, 等. 钢管再生混凝土长柱偏压性能研究[J]. 工程力学, 2013, 30(3): 331 – 340.
(ZHANG Xianggang, CHEN Zongping, WANG Jiangmei, et al. Study on eccentric compression behaviors of recycled aggregate concrete filled steel tubular long columns [J]. Engineering mechanics, 2013, 30(3): 331 – 340.)
- [16] 马骥. 圆钢管再生混凝土柱静力性能研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2013.
(MA Ji. Static behavior of recycled aggregate concrete filled circular steel tubular columns [D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2013.)
- [17] 闫晓鸣, 张兆强. 圆钢管再生混凝土长柱偏心受压承载性能试验研究[J]. 建筑结构, 2024, 54(6): 18 – 22.
(YAN Xiaoming, ZHANG Zhaoqiang. Experimental study on eccentric compression bearing capacity of circular steel tube recycled concrete long column [J]. Building structure, 2024, 54(6): 18 – 22.)
- [18] 张向冈, 陈宗平, 薛建阳, 等. 钢管再生混凝土轴压长柱试验研究及力学性能分析[J]. 建筑结构学报, 2012, 33(9): 12 – 20.
(ZHANG Xianggang, CHEN Zongping, XUE Jianyang, et al. Experimental study and mechanical behavior analysis of recycled aggregate concrete filled steel tubular long columns under axial compression [J]. Journal of building structures, 2012, 33(9): 12 – 20.)
- [19] 李军涛, 徐金俊, 陈宗平, 等. 圆钢管再生混凝土中长柱轴压性能退化研究[J]. 混凝土, 2015(4): 57 – 59.
(LI Juntao, XU Jinjun, CHEN Zongping, et al. Performance degradation of medium long of circular steel tube recycled aggregate concrete under axial compression [J]. Concrete, 2015(4): 57 – 59.)
- [20] 田宏伟, 赵均海, 魏锦. 圆钢管混凝土轴压长柱的极限承载力[J]. 建筑科学与工程学报, 2007(2): 74 – 79.
(TIAN Hongwei, ZHAO Junhai, WEI Jin. Ultimate bearing capacity of concrete-filled circular steel tubular long columns with axial compression [J]. Journal of architecture and civil engineering, 2007(2): 74 – 79.)
- [21] 吴炎海, 方映平, 冯文贤, 等. 钢管再生混凝土长柱轴压受力性能试验研究[J]. 南昌大学学报(工科版), 2015, 37(1): 27 – 33.
(WU Yanhai, FANG Yingping, FENG Wenxian, et al. Experimental research on mechanical behavior of recycled aggregate concrete filled circular steel tubular long columns under axial compression loading [J]. Journal of Nanchang university (engineering & technology edition), 2015, 37(1): 27 – 33.)
- [22] 胡琼芳. 圆钢管再生混凝土长柱轴压试验研究[D]. 合肥: 合肥工业大学, 2016.
(HU Qiongfang. Experimental research on recycled aggregate concrete filled circular steel tubular long columns under axial compression [D]. Hefei: Hefei University of Technology, 2016.)
- [23] TAM V W Y, XIAO J Z, LIU S. et al. Behaviors of recycled aggregate concrete-filled steel tubular columns under eccentric loadings [J]. Frontiers structural and civil engineering, 2019, 13: 628 – 639.
- [24] YANG Y F, HAN L H. Experimental behaviour of recycled aggregate concrete filled steel tubular columns [J]. Journal of constructional steel research, 2006, 62(12): 1310 – 1324.
- [25] CHEN S, COWAN C F N, GRANT P M. Orthogonal least squares learning algorithm for radial basis function networks [J]. IEEE transactions on neural networks, 1991, 2(2): 302 – 309.
- [26] BREIMAN L. Random forests [J]. Machine learning, 2001, 45: 5 – 32.
- [27] MACHADO M R, KARRAY S, DE SOUSA I T. LightGBM: an effective decision tree gradient boosting method to predict customer loyalty in the finance industry [C]// 2019 14th international conference on computer science & education (ICCSE). Toronto, Canada: IEEE, 2019: 1111 – 1116.
- [28] CHEN Tianqi, GUESTRIN C. XGBoost: a scalable tree boosting system [C]// Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD international conference on knowledge discovery and data mining. San Francisco, CA, USA: [s. n.], 2016: 785 – 794.

(责任编辑: 刘春光 英文审校: 范丽婷)