

李九阳,陈立,吴纪曙,等.基于可解释性机器学习算法的FRP筋UHPC粘结强度预测[J].辽宁工程技术大学学报(自然科学版), 2026,45(2):185-195.DOI:10.11956/j.issn.1008-0562.20250527

LI Jiuyang, CHEN Li, WU Jishu, et al. Prediction of bond strength between FRP bars and UHPC using explainable machine learning algorithms[J]. Journal of Liaoning Technical University(Natural Science), 2026, 45(2): 185-195. DOI: 10.11956/j. issn. 1008-0562. 20250527

基于可解释性机器学习算法的FRP筋UHPC 粘结强度预测

李九阳¹, 陈立^{2*}, 吴纪曙², 王晓雨¹

(1. 长春工程学院 土木工程学院, 吉林 长春 130012; 2. 同济大学 土木工程学院, 上海 200092)

摘要: 为解释纤维增强复合材料(FRP)筋与超高性能混凝土(UHPC)协同工作机制, 基于475个粘结强度试验研究的样本数据, 选取7个输入变量、1个输出变量(粘结强度), 采用6种机器学习算法进行训练, 结合3种可解释性技术进行分析, 并与规范及经验模型进行对比。研究表明: 极端梯度提升(XGBoost)模型精度最优, 决定系数 R^2 为0.881、均方根误差(RMSE)为3.700、平均绝对误差(MAE)为2.326; 粘结长度与筋直径的比 l/d 、钢纤维掺量 ρ_{sf} 、保护层厚度与筋直径的比 c/d 、FRP筋直径 d 、UHPC强度 f_c 是影响粘结强度的关键因素。研究结果可为FRP筋UHPC粘结强度预测提供参考。

关键词: 纤维增强复合材料筋; 超高性能混凝土; 粘结强度; 机器学习; SHAP分析

中图分类号: TU52; TB332

文献标志码: A

文章编号: 1008-0562(2026)02-0185-11

Prediction of bond strength between FRP bars and UHPC using explainable machine learning algorithms

LI Jiuyang¹, CHEN Li^{2*}, WU Jishu², WANG Xiaoyu¹

(1. College of Civil Engineering, Changchun Institute of Technology, Changchun 130012, China;

2. College of Civil Engineering, Tongji University, Shanghai 200092, China)

Abstract: In order to explain the bond mechanism of fiber reinforced polymer (FRP) bars and ultra-high performance concrete (UHPC), a sample dataset of 475 bond strength tests results was analyzed. Seven input variables and one output variable (bond strength) were selected to train six machine learning algorithms. Three interpretable techniques were combined for analysis, and compared with the specifications and empirical models. The results show that the extreme gradient boosting (XGBoost) model achieves the best accuracy, with R^2 of 0.881, RMSE of 3.700 and MAE of 2.326. The ratio of bond length to reinforcement diameter l/d , steel fiber content ρ_{sf} , the ratio of protective layer thickness to reinforcement diameter c/d , FRP bar diameter d , UHPC strength f_c are the key factors influencing the bond strength. The results of this study can provide a reference for the prediction of UHPC bond strength of FRP bars.

Keywords: fiber reinforced polymer (FRP) bars; ultra-high performance concrete (UHPC); bond strength; machine learning; SHAP analysis

0 引言

纤维增强复合材料(FRP)筋与普通混凝土结合形成配FRP筋普通混凝土结构时, 构件通常表

现出较大的挠度和裂缝宽度, 较难满足正常使用极限状态的要求。为解决此问题, 采用超高性能混凝土(UHPC)代替普通混凝土, 形成FRP筋UHPC组合结构^[1-2]。UHPC的抗压强度大于120 MPa,

收稿日期: 2025-12-03 修回日期: 2025-12-20 接受日期: 2025-12-25 责任编辑: 焦丽

基金项目: 国家自然科学基金项目(51778063); 吉林省科技厅科技发展计划项目(YDZJ202302CXJD052); 吉林省自然科学基金项目(YDZJ202401370ZYTS)

作者简介: 李九阳(1972-), 女, 河南 济源人, 硕士, 教授, 主要从事土木工程结构与新材料方面的研究。E-mail: 429838648@qq.com

通信作者: 陈立(1998-), 男, 湖北 大冶人, 博士研究生, 主要从事FRP筋混凝土结构性能方面的研究。E-mail: 1063915947@qq.com

弹性模量为 50~60 GPa, 这些力学特性可使组合结构中 FRP 筋的抗拉强度得到充分发挥。当在 UHPC 中掺入大量微细钢纤维时, 钢纤维的桥接作用使基体出现拉伸应变硬化, 进一步减小了结构变形, 因此采用 UHPC 替代普通混凝土应用于结构中, 能够显著改善结构的延性。但是在 FRP 筋 UHPC 组合结构中, FRP 筋与混凝土的粘结性能是保证两者共同工作的基础, 如果 FRP 筋因粘结锚固能力不足而发生滑动, 不仅其强度不能充分被利用, 且将导致构件的开裂与承载力下降, 甚至提前失效。混凝土强度^[3]、粘结长度^[4]、保护层厚度^[5-6]、筋材类型^[7]、筋的直径^[8-9]、表面形态^[10-11]等因素均会影响筋材与混凝土的粘结性能, 因此 FRP 与 UHPC 粘结强度的预测模型在不同场景的应用不同。

传统 FRP 筋与 UHPC 粘结性能的预测模型多为基于试验数据提出的经验模型, 受试验规模的限制, 这些预测模型难以全面考虑多种影响因素, 对不同的应用场景的适用度不足, 导致 FRP 筋与 UHPC 的粘结强度预测模型的通用性和准确性有待提高^[12]。近年来, 机器学习 (ML) 算法的广泛使用为建立精确的粘结强度预测模型, 以及全面分析多参数对粘结强度的影响提供了可行性。ZHANG 等^[13]利用多层感知机 (MLP)、K 最近邻 (KNN)、支持向量回归 (SVR)、核岭回归 (KRR)、随机森林 (RF)、自适应增强 (AdaBoost)、梯度提升决策树 (GBDT)、极端梯度提升 (XGBoost) 模型, 预测钢纤维混凝土 (SFRC) 与钢筋的粘结强度, 结果表明: GBDT 模型和 XGBoost 模型预测钢筋与 SFRC 粘结强度的精度最优。WAHAB 等^[14]基于 855 个样本, 采用 XGBoost、AdaBoost、RF、解释性基准模型 (EBM)、轻量级梯度提升机 (LightGBM) 和类别提升 (CatBoost) 模型, 预测 FRP 与混凝土界面的粘结强度, 并与 6 个基准经验模型进行对比, 结果表明 CatBoost 的精度最高。EBRAHIMZADEH 等^[15]基于 268 个样本, 采用 RF、决策树 (DT)、梯度提升树 (GB)、XGBoost 模型分析 FRP/钢筋与混凝土弯曲粘结强度, 结果表明 XGBoost 的精度最高。ML 算法通过数据驱动的方式, 直接建立材料参数与粘结强度的映射关系, 预测性能良好。但在实际应用中, ML 算法仍面临模型不可解释性的“黑箱”决策机制, 导致模型输出结果缺乏透明性, 且当模型发生错误或潜在的偏见时, 不透明的内部逻辑使模型的调试与优化变得困难。因此部分学者将研究焦点转向可解释性的机器学习算法, 通过 SHAP、ICE、PDP 等事后

解释技术来打开 ML 算法的“黑箱”, 揭示模型决策的内在逻辑与影响因素。EBRAHIMZADEH 等^[15]采用 SHAP 量化混凝土保护层厚度、钢纤维掺量等因素对 FRP/钢筋与混凝土弯曲粘结强度的影响, 揭示输入变量与粘结强度之间复杂的非线性关系。徐昊^[16]利用 SHAP 方法探究机器学习中 FRP 抗弯加固机理, 揭示配筋率和破坏模式的关系, 得到不同破坏模式下各输入变量的贡献。ZHANG 等^[13]采用 SHAP 和 PDP 分析了钢筋与 SFRC 的粘结强度。SHAP 分析结果表明, 混凝土抗压强度、钢筋直径、纤维体积分数、纤维长度是影响粘结强度的主要因素; PDP 分析结果表明纤维体积分数和纤维长度对粘结强度的影响不是简单的单调关系, 当纤维体积分数为 0.75%~1.25%、纤维长度为 40~55 mm 时, 粘结强度最优。

上述研究表明, 采用 ML 算法建立 FRP 筋与 UHPC 的粘结性能预测模型, 其预测精度及应用范围优于设计规范和经验模型, 但目前多数研究未深入揭示 ML 算法的决策逻辑, 难以揭示各变量之间的物理关系。粘结强度属于典型的界面性能参数, 受多种因素的影响, 且各因素之间存在强烈的非线性耦合效应, 而现有模型对此缺乏系统量化。基于此, 作者建立包含 475 个样本的数据库, 将 FRP 筋类型、FRP 筋表面形态、FRP 筋直径 d 、UHPC 强度 f_c 、粘结长度与筋直径的比 l/d 、钢纤维掺量 (质量分数) ρ_{sf} 、保护层厚度与筋直径的比 c/d 作为输入变量, 将粘结强度 τ_c 作为唯一输出变量, 采用 LightGBM、XGBoost、SVR、RF、极限学习机 (ELM)、贝叶斯岭回归 (Bay) 等 6 种机器学习算法进行训练, 将预测结果与相关设计规范和经验模型进行比较, 通过 SHAP、ICE、PDP 等事后解释技术分析各输入参数对粘结强度的影响程度, 揭示 ML 算法的“黑箱”。

1 数据库的建立

为保证所建立的 FRP 筋与 UHPC 粘结性能数据库具备一致性和适用性, 数据选取时遵循以下原则: ①仅包含拉拔试验数据; ②仅考虑 FRP 筋 UHPC 粘结性能试件; ③试验数据完整且包含 FRP 筋类型、FRP 筋表面形态、 d 、 f_c 、 l/d 、 ρ_{sf} 、 c/d 等参数; ④UHPC 强度统一采用标准条件下养护 28 d 的立方体试件, 非标准试件或圆柱体试件强度按文献[17]中的方法进行转换。

从 15 篇已发表文献中提取试验信息, 建立由 475 个 FRP 筋 UHPC 粘结强度数据组成的样本库。随机选取 80% 的数据作为训练集、20% 的数据作

为测试集。模型的输入变量为 FRP 筋类型、FRP 筋表面形态、 d 、 f_c 、 l/d 、 ρ_{sf} 、 c/d , 输出变量为 τ_u 。数据库的主要参数见表 1。参数覆盖范围较广, $8\text{ mm} \leq d \leq 20\text{ mm}$; $90.1\text{ MPa} \leq f_c \leq 201.8\text{ MPa}$; $1 \leq l/d \leq 15$;

$0 \leq \rho_{sf} \leq 3\%$; $0.67 \leq c/d \leq 9.4$; FRP 筋类型包括玄武岩筋 (B)、碳纤维筋 (C)、玻璃纤维筋 (G), 共 3 种; 筋表面形态有粘砂型、带肋型和光圆型。

表 1 数据库主要参数
Tab.1 main parameters of the database

相关文献	数量	FRP 筋类型	表面形态	d/mm	f_c/MPa	l/d	$\rho_{sf}/\%$	c/d	τ_u/MPa
文献[18]	29	C	带肋	8~12	131.18~153.76	2.5~10.0	1.5~2.5	5.75~8.875	21.65~47.76
文献[19]、文献[20]	36	G	粘砂	16	161.40	2.5~10.0	2.0	1.00~4.50	13.12~34.27
文献[21]	26	C	粘砂/带肋	10~13	124.90	1.0~4.0	1.0	1.00~7.00	15.06~47.84
文献[22]、文献[23]	77	G	带肋	10~18	126.40~181.70	1.0~2.0	0~3.0	0.67~7.00	18.56~56.24
文献[24]、文献[25]	78	C	带肋	8~12	142.78~169.50	2.0~5.0	1.5~2.5	1.00~9.40	13.69~42.59
文献[7]	36	B/G	带肋/光圆	12	93.70~122.10	3.5	0~2.0	6.30	9.67~41.77
文献[26]	51	G	带肋	16~20	90.10~132.20	3.0~5.0	0~2.0	2.00~5.75	10.64~37.10
文献[27]	8	G	粘砂/带肋	14	125.62	1.5~5.0	1.0	4.86	16.60~21.37
文献[28]	69	G	粘砂	12~20	120.00~140.00	2.5~15.0	2.0	1.00~5.75	10.24~51.33
文献[29]	24	G	粘砂	10	130.08~142.38	2.0~5.0	1.0~2.0	7.00	23.67~44.45
文献[30]	21	B	带肋	8~20	148.97~159.36	5.0	0~1.5	3.25~8.875	11.85~32.41
文献[31]	20	G	带肋	13~16	201.80	1.0~4.0	2.0	4.19~5.27	16.28~28.62

粘结强度数据库的主要影响因素分布见图 1。FRP 筋的类型多为 GFRP, 占总样本数的 63.8%; FRP 筋表面形态多为带肋, 占总样本数的 68.0%; FRP 筋直径为 12 mm 的较多, 占总样本数的 36.3%; 混凝土抗压强度多集中在 110~130 MPa、150~170 MPa, 两种强度占总样本数的 69.3%;

粘结长度集中于 2~6 d, 占总样本数的 70.1%; 钢纤维的掺量主要集中于 2%, 占总样本数的 71.2%; 保护层厚度数据较为分散, 主要是偏心拉拔试验和中心拉拔试验的保护层厚度存在差异; 粘结强度主要集中在 15~35 MPa, 占总样本数的 72.6%。

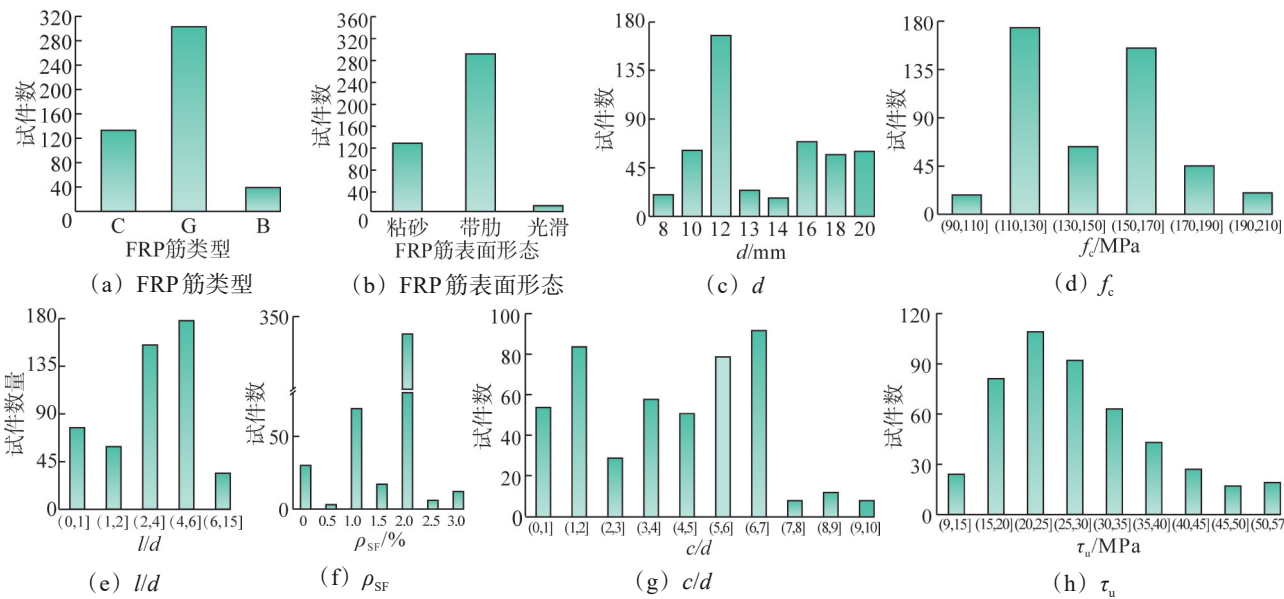


图 1 参数分布情况
Fig.1 distribution of parameters

2 机器学习模型

选取 6 种机器学习模型用于预测 FRP 筋与 UHPC 的粘结强度, 涵盖 3 种单一学习模型和 3 种集成学习模型, 分别为 LightGBM 模型、XGBoost 模型、SVR 模型、RF 模型、ELM 模型、Bay 模型。其中, LightGBM 模型和 XGBoost 模型是梯度提升

框架的典型算法,在处理结构化数据方面表现出色;RF模型是Bagging的代表性算法,抗过拟合能力良好;SVR模型基于统计学习理论;ELM模型具有极快的学习速度;Bay模型能够提供预测不确定性量化。

2.1 超参数优化

参考已有研究中模型的参数取值和回归任务

表 2 机器学习超参数调优结果
Tab.2 hyperparameter tuning results of ML

模型	参数	搜索范围	最优值
LightGBM	n_estimators	50~300	223
	num_leaves	10~200	85
	max_depth	3~7	6
	learning_rate	0.01~0.30	0.26
XGBoost	n_estimators	50~300	185
	max_depth	3~8	7
	learning_rate	0.01~0.30	0.048
	subsample	0.3~1.0	0.86
SVR	C	0.001~10	7.93
	kernel	“linear”, “poly”, “rbf”	“rbf”
	gamma	0.01~1.00	0.60
RF	n_estimators	50~300	279
	max_depth	3~15	13
	min_samples_leaf	1~10	1
	min_samples_split	2~10	3
	max_features	“sqrt”, “log2”, None	“log2”
ELM	number	20~70	67
	func	“sigm”, “tanh”	“sigm”
Bay	alpha_1	$10^{-6} \sim 10^{-3}$	9.94×10^{-4}
	alpha_2	$10^{-6} \sim 10^{-3}$	1.37×10^{-4}
	lambda_1	$10^{-10} \sim 10^{-4}$	2.74×10^{-8}
	lambda_2	$10^{-10} \sim 10^{-4}$	3.45×10^{-8}
	max_iter	200~4 000	288

2.2 模型性能评价指标

为评估各模型的预测精度,选取3种常用的评价指标:决定系数 R^2 、均方根误差(RMSE)、平均绝对误差(MAE)对模型的精度进行评价,计算公式分别为

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

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

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i|, \quad (3)$$

式(1)~式(3)中: n 为试件数量; y_i 为第*i*个样

的超参数优化经验,确定超参数搜索与选取范围,在此基础上利用优化算法确定最终参数。对选出的475个数据样本采用协方差矩阵算法,以五折交叉验证的均方根误差(RMSE)最小化为目标,最大迭代次数设定为200次,对6个模型进行超参数寻优,参数优化结果见表2。

本粘结强度的试验值; $\hat{y}_i$ 为第*i*个样本粘结强度的预测值; $\bar{y}$ 为粘结强度试验值的平均值。

3 现有规范及经验模型分析

由于FRP材料的特殊性,FRP筋混凝土界面的粘结破坏机理与钢筋混凝土存在明显差异,因此许多学者对FRP筋混凝土粘结性能进行了大量研究,并结合试验结果提出了多种粘结强度的计算公式。

3.1 经验模型

ACI 440.1R-15^[32]中的公式是WAMBEKE等^[33]根据269根试件的试验结果拟合得出,表达式为

$$\tau_v / \sqrt{f'_c} = 0.332 + 0.024 \, 9 \, c/d + 8.3 \, d/l, \quad (4)$$

式中, f'_c 为UHPC强度, 与 f'_c 相同, 单位为MPa。

WAMBEKE等研究中, 试验变量涵盖了FRP筋种类、表面形式、直径、埋置长度、混凝土抗压强度、保护层厚度等。研究表明, 筋材表面形式对粘结强度影响不显著, 式(4)也未对横向筋给出明确的表达, 因此有学者认为其约束效应有待进一步完善。

CAN/CSA S806-12^[34]中的公式为

$$\tau_u = \frac{c \sqrt{f'_c}}{1.15 k_1 k_2 k_3 k_4 k_5 \pi d}, \quad (5)$$

式中, $k_1 \sim k_5$ 分别为FRP筋位置、混凝土密度、筋材尺寸、筋材类型、FRP筋表面特性的5项参数修

正系数。

式(5)考虑了混凝土保护层和强度等级、密度、FRP筋种类、直径、表面形式、筋材位置等因素, 但未考虑FRP筋埋置长度, 采用式(5)计算时, 需要大量采用调整系数, 不具有连续性。

CAN/CSA-S6-14^[35]考虑了横向增强系数, JSCE 1997^[36]考虑了筋的横向约束与弹性模量, 但这些参数与本文研究无关, 故在后续的粘结强度计算模型对比中不考虑这两种规范。

除了以上的设计规范对粘结强度进行了规定, 也有学者进行了FRP筋UHPC粘结强度的研究并给出了计算方法, 见表3。

表3 相关经验模型

Tab.3 relevant empirical models

相关文献	公式	相关文献	公式
文献[31]	$\frac{\tau_u}{\sqrt{f'_c}} = 1.05 + 0.85 \frac{d}{l}$	文献[21]公式1	$\frac{\tau_u}{\sqrt{f'_c}} = (7.775 + 1.18d) \left[-0.918 - 0.061 d/l + (c/d)^{0.03} \right]$
文献[37]	$\tau_u = 3.61 \sqrt{f'_c} - 2.73$	文献[21]公式2	$\frac{\tau_u}{(f'_c)^{0.36}} = (1.46 + 0.043d)(0.68 - 0.195 c/d + 2.499 d/l)$
文献[38]	$\tau_u = 3.3 f'_c^{0.3}$	文献[23]	$\frac{\tau_u}{\sqrt{f'_c}} = (0.425d - 0.958)(0.264 d/l + 0.091 c/d + 0.126)$
文献[39]	$\tau_u = 14.7 \frac{\sqrt{f'_c}}{d}$	文献[22]	$\frac{\tau_u}{\sqrt{f'_c}} = k_f(0.426d - 0.954)(0.162 + 0.267 d/l + 0.0913 c/d)$
文献[40]	$\tau_u = \alpha f'_c^\beta$	文献[42]	$\frac{\tau_u}{\sqrt{f'_c}} = 0.037 + 0.151 c/d + 7.719 d/l$
文献[41]	$\tau_u = 4.2 + 72 (l/d)^{-1.3}$	文献[4]	$\frac{\tau_u}{\sqrt{f'_c}} = -0.5 + 0.03 c/d + 4.5 d/l + \frac{21.6}{d}$

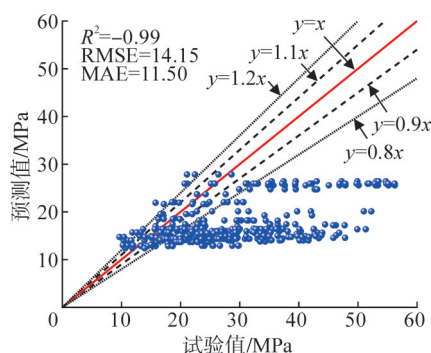
注:公式中的变量符号说明详见对应文献。

3.2 经验模型预测精度分析

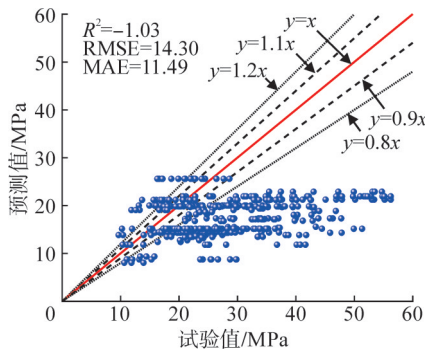
使用3.1节的传统计算公式对FRP筋UHPC粘结强度进行预测, 并与试验值对比, 结果见图2。图2中, x 为粘结强度试验值, y 为粘结强度预测值, 单位为MPa, 下同。

由图2可见, 文献[21]的第2公式预测精度最高, 其 R^2 为-0.16, RMSE为10.81 MPa, MAE为

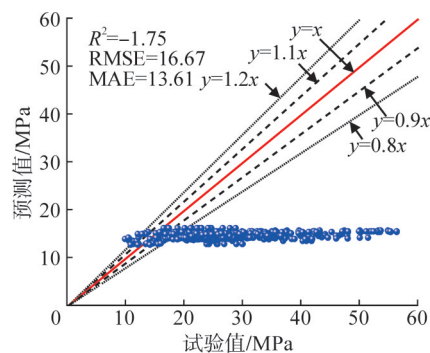
8.18 MPa。传统模型与之相比, 预测精度较低, 原因如下: ①传统计算公式考虑的关键变量数较少, 导致计算的粘结强度存在偏差; ②相关设计规范多为半经验半理论公式, 受试验样本数限制, 计算结果存在差异; ③经验模型在应用时, 进行了大量的简化, 对FRP筋UHPC界面行为的描述过于理想化。



(a) 文献[31]公式



(b) 文献[37]公式



(c) 文献[38]公式

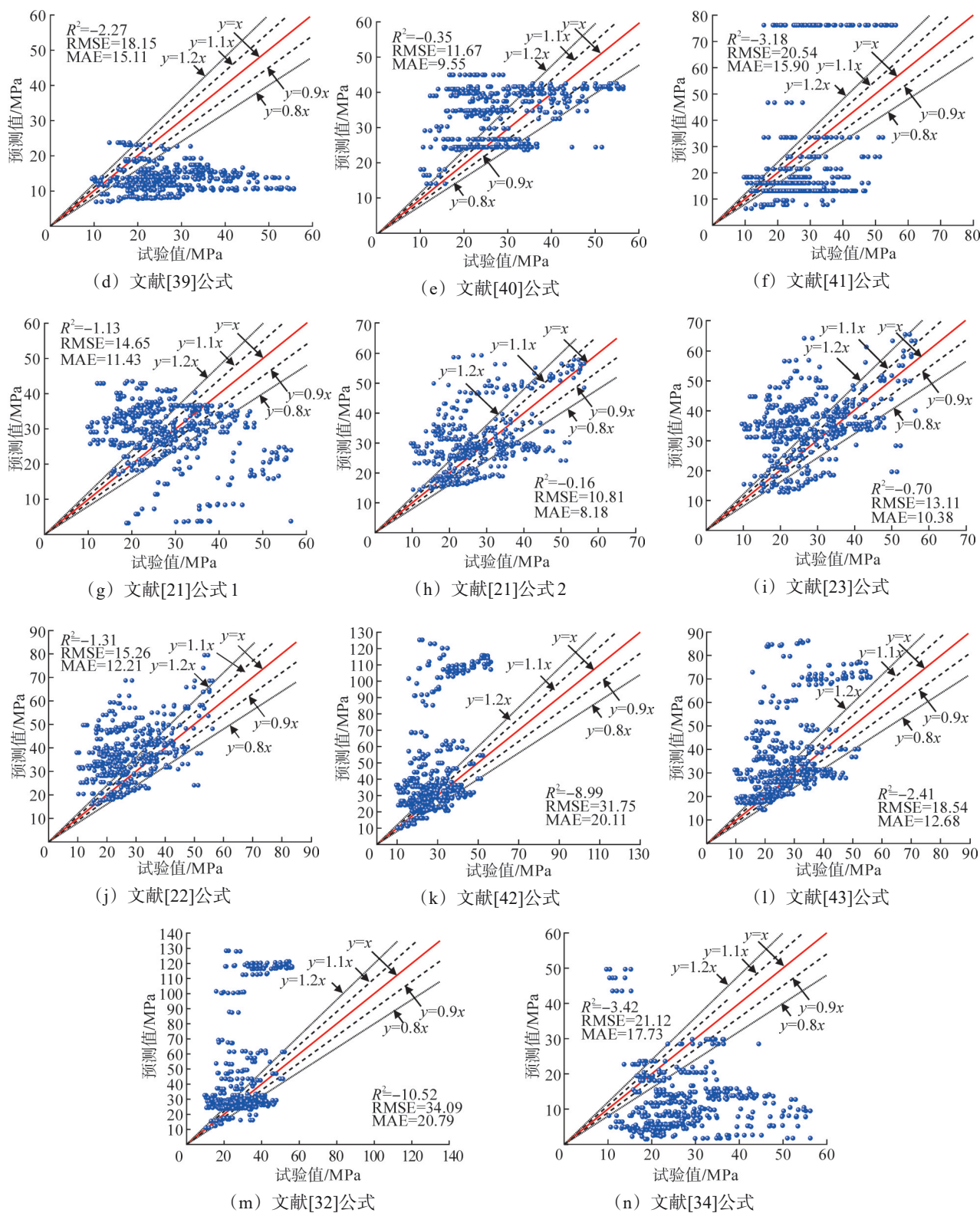


图2 现有方法计算的粘结强度预测值与试验值对比

Fig.2 comparison between predicted value of bond strength calculated by the existing method and experimental value

相比传统的计算模型, ML算法具备以下优势: ①可高效处理高维度和复杂非线性关系, 能自动学习 7 个影响 FRP 筋 UHPC 粘结强度变量间复

杂的隐式相互作用, 无需预先假设数学关系。②具有强大的特征学习能力, 可从 475 组数据中自动识别关键特征及其组合影响, 在高质量的训练下,

预测精度远高于传统模型。

综上,传统计算模型缺乏足够的精确度,FRP筋UHPC的粘结强度预测模型的通用性和准确性有待提高。而ML算法通过数据驱动方式,绕过复杂的机理推导,直接建立从材料参数到粘结强度的映射关系,可以实现更优越的预测性能。因此,采用不同的ML算法进行FRP筋UHPC粘结强度预测十分必要。

4 机器学习结果与分析

4.1 机器学习模型性能对比

粘结强度训练集实测值与预测值的相关性见图3。除ELM模型和Bay模型外,其他模型的 R^2 均

大于0.90,表明机器学习模型能够高度还原训练数据的分布规律。Bay模型的 R^2 仅为0.309,但预测结果仍显著优于文献[21]的第2公式。

测试集实测值与预测值的相关性见图4。XGBoost模型的预测点密集分布于 $\pm 20\%$ 误差区间内,其 R^2 最接近1,且训练集和测试集的 R^2 衰减率为6.4%,显著低于其他模型,说明该模型在未知数据上具有最优的泛化能力。与XGBoost模型相比,ELM模型在测试集上出现明显的性能下降,可能存在过拟合现象。此外,SVR、RF等模型在训练集上 R^2 较高,但在测试集上其预测点分布离散度明显大于XGBoost模型,进一步说明XGBoost模型在偏差控制方面的有较大优势。

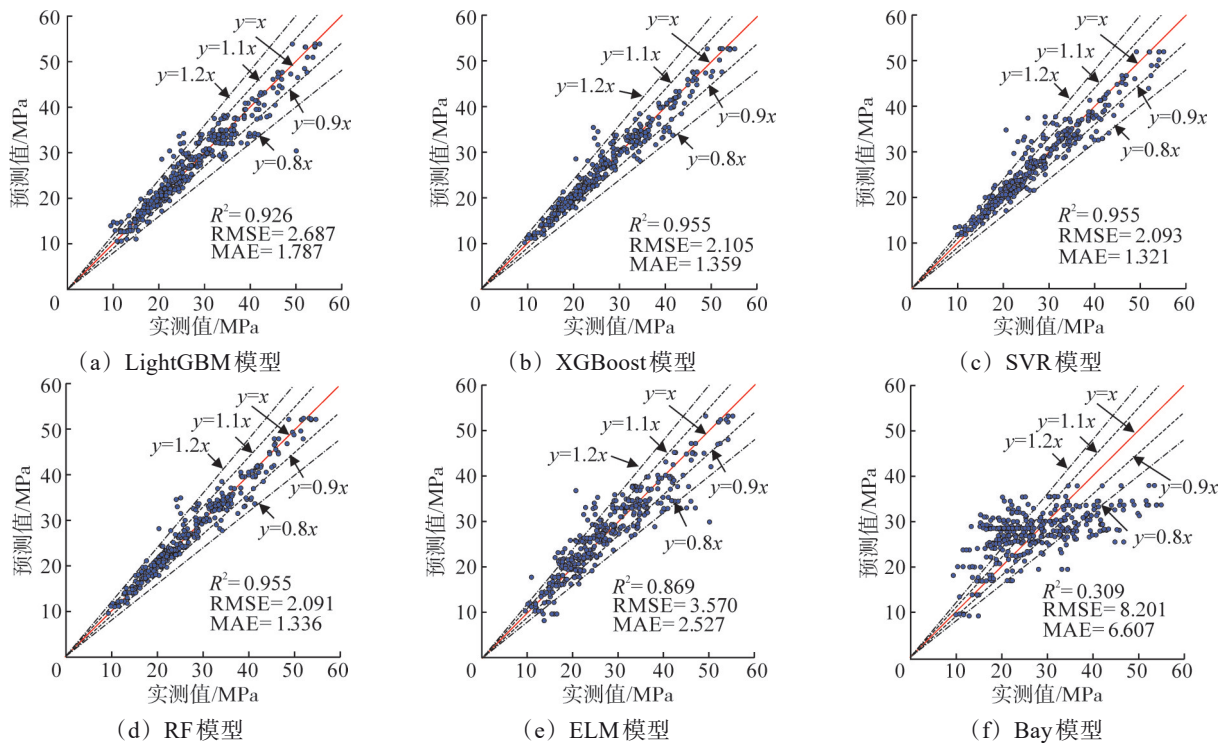
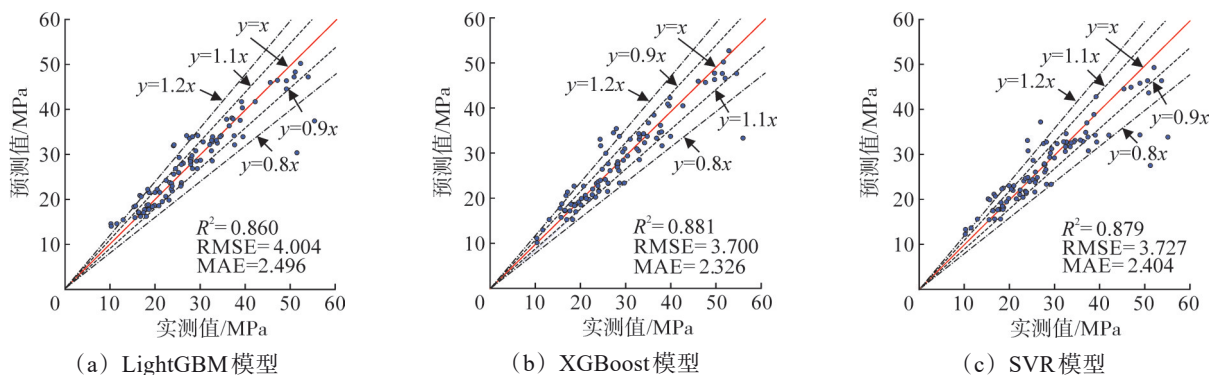


图3 训练集中粘结强度真实值与预测值的相关性

Fig.3 correlation between the actual and predicted value of the bond strength in the training set



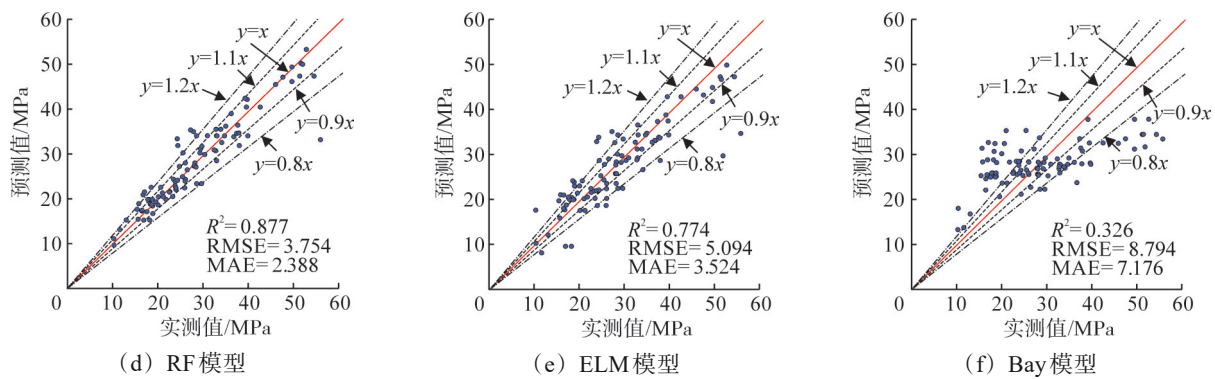


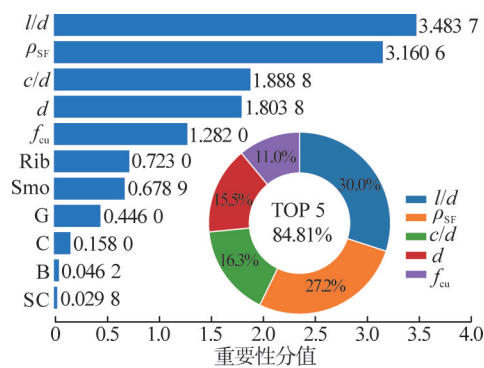
图4 测试集实测值与预测值的相关性

Fig.4 correlation between actual and predicted bond strength of test set

4.2 SHAP 分析

对 XGBoost 模型进行 SHAP 可解释性分析, 计算各特征参数对粘结强度预测的贡献, 结果见图 5。特征参数的平均 SHAP 值反映了参数对模型输出结果的影响程度, 数值越大, 说明该参数对粘结强度的影响越显著。

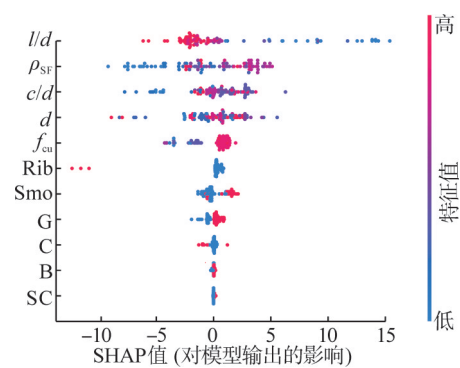
由图 5 (a) 可知, l/d 、 ρ_{sf} 、 c/d 、 d 、 f_c 是影响 FRP 筋 UHPC 粘结强度的 5 个关键因素, 具有较高特征重要性, 其平均 SHAP 值分别为 3.483 7、3.160 6、1.888 8、1.803 8、1.282 0; 这 5 个因素的影响权重占总样本数的 84.81%。相比之下, FRP



(a) 平均 SHAP 值

筋的表面形态和 FRP 筋的类型对粘结强度的影响程度较低。

SHAP 值可正可负, 为准确判断特征参数对预测结果的影响方向 (积极或消极), 图 5 (b) 展示了各参数的 SHAP 值分布。图中的垂直轴代表所有特征参数, 水平轴表示实际的 SHAP 值, 其中零值对应粘结强度的平均值, 每个散点表示样本的 SHAP 值。从图中可以看出, l/d 、 ρ_{sf} 、 c/d 的分布范围较广, 突显了这些参数对输出结果的影响。此外, l/d 与粘结强度呈显著负相关趋势, 即随着粘结长度的增加, 粘结强度下降; 而 ρ_{sf} 则呈现明显的正相关趋势。



(b) 各特征参数 SHAP 值

图5 SHAP 特征值分布

Fig.5 distribution of SHAP value of features

4.3 ICE 和 PDP 分析

个体条件期望图 (ICE) 通过展示单个样本在特征变化时的预测响应, 揭示个体特征与输出变量间的异质性关系; 部分依赖图 (PDP) 则通过积分操作描述特征对预测结果的边际效应, 反映全局平均趋势。结合 ICE 与 PDP 分析, 可捕捉样本的总体规律, 识别特殊样本的异常响应, 为模型决策机制提供多维度解释。

基于 SHAP 分析筛选出的高重要性特征 (l/d 、 ρ_{sf} 、 c/d 、 d 、 f_c), 分别绘制这些特征的 ICE 与 PDP 曲线, 见图 6。图 6 显示, l/d 与 τ_u 呈负相关, 与 SHAP 分析结论一致。ICE 曲线进一步表明, 多数样本预测值随 l/d 增大而单调递减, 但在 $l/d > 40$ 时, 少数样本出现预测值平台效应, 这是因为界面粘结机制的临界状态转变。 ρ_{sf} 与 τ_u 呈正相关, 证明钢纤维对 UHPC 基体有增强作用。

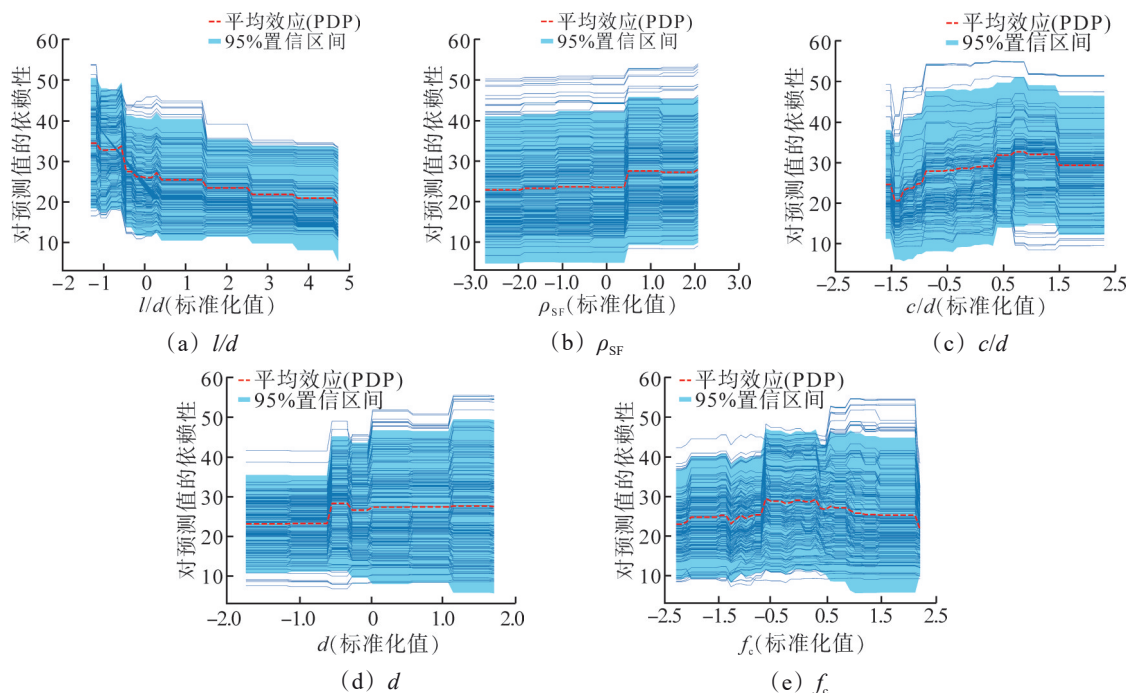


图6 TOP 5特征的ICE和PDP图

Fig.6 ICE and PDP for TOP 5 feature

c/d 与 τ_u 呈正相关,当 $c/d>3.0$ 时,增长趋势趋于平缓; d 与 τ_u 呈现轻微负相关,反映尺寸效应的影响; f_c 则显示正相关趋势,ICE曲线分布相对集中,表明该参数对粘结强度的影响较为一致。

三维PDP通过可视化两个特征同时变化时模

型预测响应的曲面形态,能够有效捕捉特征间的非线性交互效应。相较于单变量分析,三维PDP可以揭示参数协同作用对粘结强度的调制规律,为多参数耦合优化提供理论依据。

采用三维PDP对4组核心变量组合进行分析,见图7。

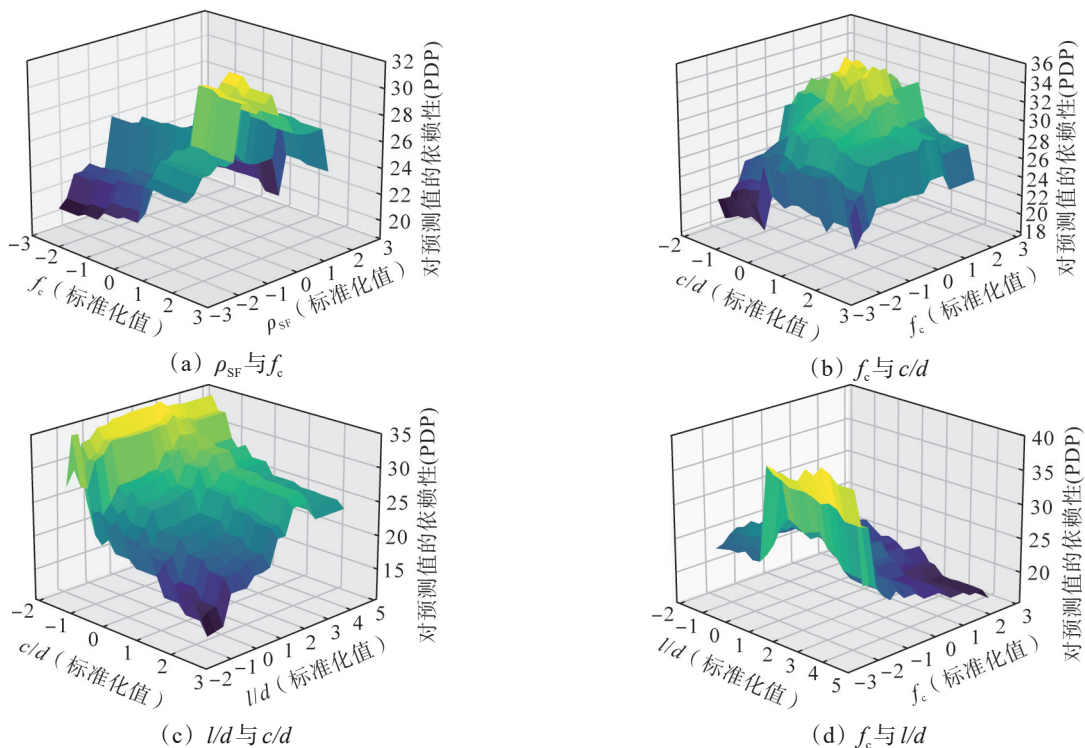


图7 关键特征交互作用的3D PDP图

Fig.7 3D PDP of key feature interaction

由图7(a)可见, $\rho_{SF} < 2.0\%$ 时, f_c 的增加对粘结强度的改善有限; $\rho_{SF} \geq 2.5\%$ 时, f_c 的增加可使粘结强度提高, 表明高纤维含量是充分发挥混凝土强度优势的前提条件。由图7(b)可见, $c/d < 2.5$ 时, f_c 的提升效应被弱化; $c/d \geq 3.0$ 时, f_c 的增加呈现显著增长趋势, 证明较大的保护层厚度对混凝土强度的贡献。由图7(c)可见, l/d 与 c/d 的交互曲面呈现复杂非线性特征, $c/d < 2.0$ 时, l/d 的增大导致粘结强度急剧下降; $c/d > 3.5$ 时, l/d 的负面影响明显减弱, 说明增大保护层厚度可有效缓解长径比的尺寸效应。由图7(d)可见, 在UHPC中, l/d 的增大对粘结强度的负面影响更为显著, 可能因为高强度混凝土的脆性特性与FRP筋粘结应力分布不均匀性的耦合效应。

5 结论

对收集的475组FRP筋UHPC粘结强度相关数据进行评估, 采用80%的数据作为训练集, 20%的数据作为测试集, 使用LightGBM、XGBoost、SVR、RF、ELM、Bay等6种机器学习算法进行强度预测分析, 得到以下结论。

(1) 在6种机器学习算法模型中, XGBoost模型的精度最高, R^2 为0.881, RMSE为3.700 MPa, MAE为2.326 MPa。

(2) 相对于传统设计规范和既有FRP筋UHPC粘结强度的预测模型, 机器学习模型的预测精度大幅提升, 其中XGBoost模型的精度最高, 训练集与测试集间 R^2 衰减率仅6.4%, 展示出良好的泛化能力与稳定性。

(3) 通过SHAP分析可知, l/d 、 ρ_{SF} 、 c/d 、 d 、 f_c 是影响FRP筋UHPC粘结强度的关键因素, 特征重要性较高; ICE和PDP的分析结果表明, ρ_{SF} 、 c/d 、 f_c 之间存在明显的协同效应, 可有效增强FRP筋UHPC的粘结强度。 l/d 与粘结强度呈现显著的负相关趋势, 即随着粘结长度的增加, 粘结强度下降。

参考文献(References):

[1] YOO D Y, BANTHIA N, YOON Y S. Flexural behavior of ultra-high-performance fiber-reinforced concrete beams reinforced with GFRP and steel rebars[J]. Engineering Structures, 2016, 111: 246-262.

[2] LAU D, PAM H J. Experimental study of hybrid FRP reinforced concrete beams[J]. Engineering Structures, 2010, 32(12): 3857-

3865.

[3] YAN F, LIN Z B, YANG M J. Bond mechanism and bond strength of GFRP bars to concrete: a review[J]. Composites Part B: Engineering, 2016, 98: 56-69.

[4] ACHILLIDES Z, PILAKOUTAS K. Bond behavior of fiber reinforced polymer bars under direct pullout conditions[J]. Journal of Composites for Construction, 2004, 8(2): 173-181.

[5] VELJKOVIC A, CARVELLI V, HAFFKE M M, et al. Effect of small concrete cover on the fatigue behavior of GFRP bars and concrete bond[J]. Journal of Composites for Construction, 2019, 23(2): 04018082.

[6] ISLAM S, AFEFY H M, SENNAH K, et al. Bond characteristics of straight-and headed-end, ribbed-surface, GFRP bars embedded in high-strength concrete[J]. Construction and Building Materials, 2015, 83: 283-298.

[7] LIANG K, CHEN L J, SHAN Z W, et al. Experimental and theoretical study on bond behavior of helically wound FRP bars with different rib geometry embedded in ultra-high-performance concrete[J]. Engineering Structures, 2023, 281: 115769.

[8] BAENA M, TORRES L, TURON A, et al. Experimental study of bond behaviour between concrete and FRP bars using a pull-out test [J]. Composites Part B: Engineering, 2009, 40(8): 784-797.

[9] HOSSAIN K M A, AMETRANO D, LACHEMI M. The bond between glass-fibre-reinforced polymer bars and ultra-high-strength concrete[J]. Proceedings of the Institution of Civil Engineers-Construction Materials, 2018, 171(4): 161-176.

[10] SOLYOM S, BALÁZS G L. Bond of FRP bars with different surface characteristics[J]. Construction and Building Materials, 2020, 264: 119839.

[11] MA G W, HUANG Y M, ASLANI F, et al. Tensile and bonding behaviours of hybridized BFRP-steel bars as concrete reinforcement[J]. Construction and Building Materials, 2019, 201: 62-71.

[12] LI Z J, QI J N, HU Y Q, et al. Estimation of bond strength between UHPC and reinforcing bars using machine learning approaches[J]. Engineering Structures, 2022, 262: 114311.

[13] ZHANG X H, CHEN J Z, YUAN P, et al. Explainable machine learning-based prediction of pullout-based bond strength between steel rebar and steel fiber reinforced concrete[J]. Construction and Building Materials, 2025, 493: 143134.

[14] WAHAB S, SALAMI B A, DANISH H, et al. A hybrid machine learning approach for predicting fiber-reinforced polymer-concrete interface bond strength[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2025, 148: 110458.

[15] EBRAHIMZADEH M, MAHMOUDIAN A, TAJIK N, et al. Interpretable machine learning models for predicting flexural bond strength between FRP/steel bars and concrete[J]. Structures, 2025, 74: 108587.

[16] 徐昊. 基于机器学习的FRP抗弯加固混凝土梁性能预测框架[D]. 南京: 南京林业大学, 2025: 45-48.

[17] KUSUMAWARDANINGSIH Y, FEHLING E, ISMAIL M. UHPC

- compressive strength test specimens: cylinder or cube? [J]. *Procedia Engineering*, 2015, 125: 1076-1080.
- [18] 何耘剑. CFRP筋与超高性能混凝土的粘结性能试验研究[D]. 郑州: 郑州大学, 2022: 30-36.
- [19] HU X Y, XUE W Y, XUE W C, et al. Bond strength of sand-coated deformed GFRP bars in UHPC, HPC, and NC[J]. *Construction and Building Materials*, 2023, 403: 133175.
- [20] HU X Y, XUE W Y, XUE W C. Bond properties of GFRP rebars in UHPC under different types of test[J]. *Engineering Structures*, 2024, 314: 118319.
- [21] YOO S J, HONG S H, YOON Y S. Bonding behavior and prediction of helically ribbed CFRP bar embedded in ultra high-performance concrete (UHPC) [J]. *Case Studies in Construction Materials*, 2023, 19: e02253.
- [22] PAN R S, ZOU J Y, LIAO P, et al. Effects of fiber content and concrete cover on the local bond behavior of helically ribbed GFRP bar and UHPC[J]. *Journal of Building Engineering*, 2023, 80: 107939.
- [23] PAN R S, LIAO P, ZOU J Y, et al. Experimental investigation on bond performance of helically ribbed GFRP rebar embedded in Ultra-high performance concrete[J]. *Construction and Building Materials*, 2022, 357: 129295.
- [24] KE L, AI Z C, FENG Z, et al. Interfacial bond behavior between ribbed CFRP bars and UHPFRC: effects of anchorage length and cover thickness[J]. *Engineering Structures*, 2023, 286: 116140.
- [25] KE L, LIANG L M, FENG Z, et al. Bond performance of CFRP bars embedded in UHPFRC incorporating orientation and content of steel fibers[J]. *Journal of Building Engineering*, 2023, 73: 106827.
- [26] TONG D H, CHI Y, HUANG L, et al. Bond performance and physically explicable mathematical model of helically wound GFRP bar embedded in UHPC[J]. *Journal of Building Engineering*, 2023, 69: 106322.
- [27] 李益达. 配GFRP筋UHPC构件的拉伸与粘结性能研究[D]. 重庆: 重庆交通大学, 2023: 19-20.
- [28] 江佳正. GFRP筋与UHPC粘结性能研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工程大学, 2023: 44-46.
- [29] 邓吉东. GFRP筋超高性能混凝土梁受弯性能试验与计算理论研究[D]. 长沙: 湖南大学, 2023: 22-23.
- [30] 林春志. 玄武岩纤维复合筋与超高性能混凝土粘结性能研究[D]. 郑州: 河南工业大学, 2023: 34-37.
- [31] YOO D Y, KWON K Y, PARK J J, et al. Local bond-slip response of GFRP rebar in ultra-high-performance fiber-reinforced concrete [J]. *Composite Structures*, 2015, 120: 53-64.
- [32] ACI Committee 440. Guide for the design and construction of concrete reinforced with FRP bars: ACI 440.1R-15 [S]. Farmington Hills: American Concrete Institute, 2015.
- [33] WAMBEKE B W, SHIELD C K. Development length of glass fiber-reinforced polymer bars in concrete [J]. *ACI Structural Journal*, 2006, 103(1): 11-17.
- [34] Canadian Standards Association. Design and construction of building structures with fiber reinforced polymers: CAN/CSA S806-12[S]. Mississauga, Ontario, Canada: Canadian Civil Engineer, 2012.
- [35] Canadian Standards Association. Canadian highway bridge design code: CAN/CSA-S6-14[S]. Mississauga, Ontario, Canada: Canadian Civil Engineer, 2014.
- [36] The Concrete Committee of the Japan Society of Civil Engineers. Recommendation for design and construction of concrete structures using continuous fiber reinforcing: JSCE 1997[S]. Tokyo: Japan Concrete Library, 1997.
- [37] MICHAUD D, FAM A, DAGENAIS M A. Development length of sand-coated GFRP bars embedded in Ultra-High performance concrete with very small cover[J]. *Construction and Building Materials*, 2021, 270: 121384.
- [38] LEE J Y, KIM T Y, KIM T J, et al. Interfacial bond strength of glass fiber reinforced polymer bars in high-strength concrete[J]. *Composites Part B: Engineering*, 2008, 39(2): 258-270.
- [39] OKELLO R, YUAN R L. Bond strength of fiber reinforced polymer rebars in normal strength concrete[J]. *Journal of Composites for Construction*, 2005, 9(3): 203-213.
- [40] NEPOMUCENO E, SENA-CRUZ J S, CORREIA L, et al. Review on the bond behavior and durability of FRP bars to concrete[J]. *Construction and Building Materials*, 2021, 287: 123042.
- [41] HE Z, TIAN G W. Probabilistic evaluation of the design development length of a GFRP rod pull-out from concrete[J]. *Engineering structures*, 2011, 33(10): 2943-2952.
- [42] CHOI D U, CHUN S C, HA S S. Bond strength of glass fibre-reinforced polymer bars in unconfined concrete[J]. *Engineering Structures*, 2012, 34: 303-313.
- [43] ZHU H T, HE Y J, CAI G C, et al. Bond performance of carbon fiber reinforced polymer rebars in ultra-high-performance concrete [J]. *Construction and Building Materials*, 2023, 387: 131646.