

冻融循环下 FRP 筋混凝土界面黏结强度预测

高 旭, 黄丽华*

(大连理工大学 建设工程学院, 辽宁 大连 116024)

摘要: 在冻融、腐蚀等恶劣服役环境下, 用纤维增强复合材料(FRP)代替钢筋来提升混凝土结构的耐久性, 已越来越多地应用在土木工程中. 针对冻融循环下 FRP 筋混凝土界面黏结机理复杂, 反映界面性能的理论模型难以构建问题, 基于文献中 110 组冻融循环下 FRP 筋混凝土拉拔试验数据, 采用遗传算法优化的反向传播神经网络(GA-BPNN)预测 FRP 筋混凝土界面黏结强度, 通过分析权值矩阵的参数敏感性, 筛选界面黏结强度的主要影响参数并以此为变量, 运用基因表达式编程(GEP)方法建立界面黏结强度的计算公式. 与目前文献中仅有的两个理论模型相比, 所提公式在计算冻融循环下 FRP 筋混凝土界面黏结强度时精度更高、泛化性能更强.

关键词: FRP 筋混凝土; 黏结强度; 冻融循环; 反向传播神经网络(BPNN); 基因表达式编程(GEP)

中图分类号: TU377

文献标识码: A

doi:10.7511/dllgxb202401007

0 引 言

纤维增强复合材料(fiber reinforced polymer, FRP)因其优异的抗腐蚀性能, 在恶劣环境下越来越多地应用在混凝土结构中.

FRP 筋混凝土的界面性能是控制结构构件完整性的主要因素^[1]. 冻融循环下 FRP 筋混凝土界面黏结机理复杂, 已开展的大量试验研究主要集中在定性分析上. 罗小勇等^[2]试验研究发现冻融循环过程类似于疲劳损伤的反复积累, 在荷载作用下 GFRP 筋肋破损严重, 导致与混凝土的黏结性能退化. 刘承斌等^[3]通过试验得出混凝土材料在冻融循环下劣化较为明显. Yan 等^[4]试验研究表明增加混凝土保护层厚度能提高冻融循环后的 FRP 筋混凝土界面黏结强度. 金亮亮等^[5]试验研究发现随着冻融循环次数的增加, FRP 筋混凝土黏结性能不断退化. 杜从铭^[6]通过拉拔试验发现在冻融循环次数、混凝土基体强度以及 BFRP 筋直径相同情况下, BFRP 筋混凝土的峰值黏结应力随着 BFRP 筋埋置深度的增大而减小. Khanfour 等^[7]试验结果表明冻融循环对 BFRP 筋混凝土黏结强度影响较小. Alves 等^[8]研究了持续轴向荷

载和冻融循环双重因素下混凝土保护层厚度对 GFRP 筋混凝土黏结性能的影响. 尽管冻融循环下 FRP 筋混凝土界面性能的试验研究已大量开展, 但是由于试验条件不同以及影响界面性能因素较多, 目前尚无通用的界面强度定量计算模型.

随着计算机科学技术的发展, 大数据、人工智能等数据分析和识别技术已越来越广泛地用于解决工程问题. 马高等^[9]基于 CFRP 约束混凝土圆柱试验数据, 采用反向传播神经网络(BPNN)构建了便于应用的公式. 陈健等^[10]基于 FRP 筋混凝土拉拔试验数据, 利用人工神经网络预测了 FRP 筋混凝土界面黏结强度. 张芮棕等^[11]从文献中筛选条件参数各不相同的 145 组直拉试验数据, 使用基因表达式编程建立了 NSM FRP-混凝土黏结强度预测模型. 邓楚兵等^[12]收集了不同类型 FRP 约束普通混凝土圆柱体的轴压破坏试验数据, 利用基因表达式编程建立了极限轴向应变与输入参数之间的函数表达式.

本文利用遗传算法优化的反向传播神经网络(genetic algorithm optimized back propagation neural network, GA-BPNN)以及基因表达式编

收稿日期: 2022-08-10; 修回日期: 2023-11-13.

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(51678115).

作者简介: 高 旭(1997—), 男, 硕士生, E-mail: gaoxu@dlut.edu.cn; 黄丽华*(1967—), 女, 教授, E-mail: lhhang@dlut.edu.cn.

程(gene expression programming, GEP)方法,基于冻融循环下 FRP 筋混凝土拉拔试验数据构建界面黏结强度计算公式.从文献[2-7,13-20]中整理冻融循环下 FRP 筋混凝土拉拔试验数据 110 组,随机选取 100 组数据构成训练集用于网络训练,10 组数据用于网络精度测试.采用 GA-BPNN 方法预测冻融循环下 FRP 筋混凝土界面黏结强度,通过影响参数的敏感性分析,确定界面黏结强度计算模型的主要影响参数,进一步利用 GEP 方法建立黏结强度与影响参数之间的函数表达式,通过与试验数据和文献模型对比,验证本文模型可行性.

1 GA-BPNN 模型

反向传播神经网络的运行原理如图 1 所示,通过适应度函数来选择最优模型,利用优化后的权值和阈值作为后续反向传播神经网络的初始权值和阈值,进而提高预测模型的精度,其具体流程如图 2 所示.

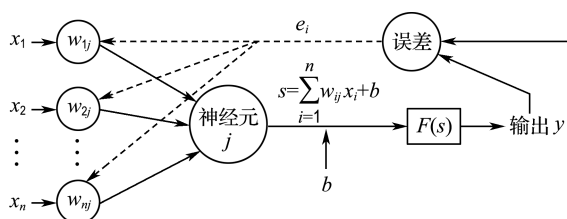


图 1 反向传播神经网络的运行原理

Fig. 1 Operation principle of back propagation neural network

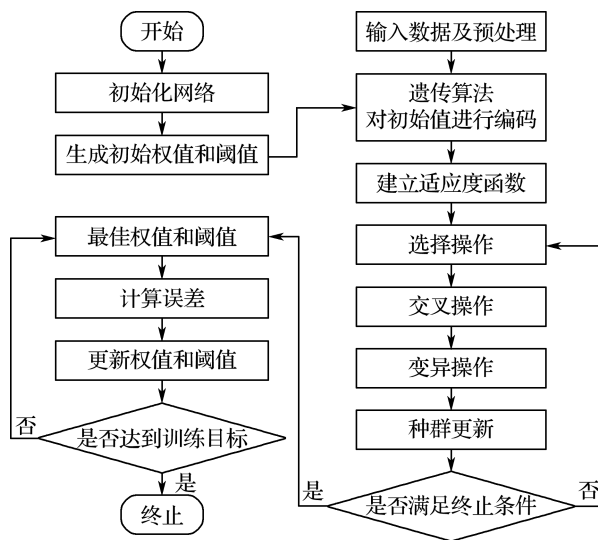


图 2 GA-BPNN 流程图

Fig. 2 Flow diagram of GA-BPNN

本文考虑了冻融循环次数(N)、最低温度、单次冻融时间、试件破坏形式、FRP 筋直径(d)、FRP 筋类型、混凝土抗压强度(f_c)、锚固长度(l_a)、归一化的混凝土保护层厚度(C/d)、FRP 筋表面形式 10 个界面性能影响参数作为神经网络的输入层.其中 FRP 筋类型用数字 1~3 分别代表 GFRP、BFRP、CFRP;FRP 筋表面形式用数字 1~5 分别代表喷砂、纤维束螺旋缠绕且带肋、带肋、纤维束螺旋缠绕、喷砂且带肋;试件破坏形式用数字 1~4 分别代表拔出、FRP 筋夹持处破裂、混凝土劈裂、FRP 筋拉断.具体变量的最小值、最大值、均值和标准差见表 1.

表 1 数据库中变量的范围

Tab. 1 Ranges of variables in the database

输入变量	FRP 筋 类型	FRP 筋 表面形式	试件破 坏形式	$d/$ mm	$l_a/$ mm	$f_c/$ MPa	最低温度/ ℃	单次冻融 时间/min	冻融循 环次数	C/d
最小值	1	1	1	6	40	25.8	-27	0	0	1.5
最大值	2	5	3	25	140	69.4	20	480	250	12.0
均值	1.73	3.07	1.87	13.67	67.38	40.7	-10.25	239.34	72.63	4.78
标准差	0.44	0.93	0.97	4.56	19.18	10.6	17.10	163.35	72.86	1.47

GA-BPNN 训练参数设置见表 2,经过试算本文采取的遗传算法种群规模为 100,最大迭代次数为 1 000,交叉概率和变异概率根据经验以及训练结果进行调整,分别取 0.8 和 0.1.

图 3 为 GA-BPNN 经过多次迭代后网络输出与期望输出的均方差,通过多次试算取 GA-BPNN 的迭代次数 t 为 20 000,精度可达 0.005 左右.

采用训练好的 GA-BPNN 模型,预测训练集中 100 组数据和测试集中 10 组数据,并与试验结果对比,结果如图 4、5 所示,回归线斜率分别为 1.003 5 和 0.999 2,决定系数 R^2 分别为 0.900 8 和 0.834 0.测试集中试验值(τ_e)与预测值(τ_u)之比见表 3,平均比值为 1.047 1.

表 2 训练参数设置	
Tab. 2 Setting of training parameters	
训练参数	设置
Net. max_epochs	20 000
Net. learn_rate	0.003 5
Net. mse_final	1×10^{-5}
Net. input_number	10
Net. output_number	1
Net. hidden_unit_number	12

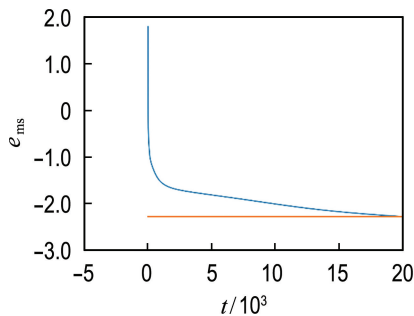


图 3 训练集输出的均方差

Fig. 3 Mean square error of output of training set

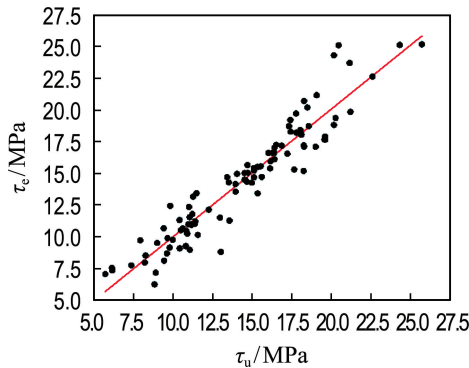


图 4 预测值与试验值对比(训练集)

Fig. 4 Comparison of predicted and experimental values (training set)

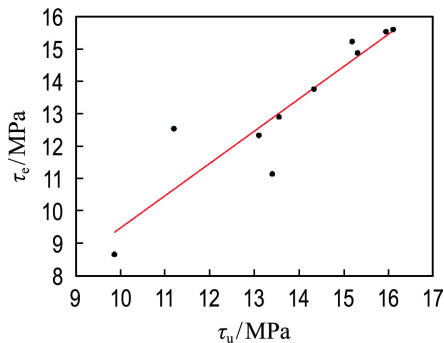


图 5 预测值与试验值对比(测试集)

Fig. 5 Comparison of predicted and experimental values (test set)

表 3 测试集数据预测结果			
Tab. 3 Prediction results of test set data			
试件号	τ_e/MPa	τ_u/MPa	τ_e/τ_u
Φ25-50-03	14.33	13.76	1.041
Φ25-150-01	13.55	12.90	1.050
FRP-1	11.20	12.54	0.893
M2-B-3.0-1	15.94	15.53	1.026
35-40	15.18	15.23	0.997
B12-FT200	15.30	14.88	1.028
B35-50	9.87	8.66	1.140
S. FT. 19.25	13.10	12.33	1.062
FTN-100	13.40	11.14	1.203
FTN-50	16.10	15.60	1.032

2 输入参数敏感性分析

目前基于神经网络的权重分析方法主要有 Garson 法^[21]、Tchaban 法(权积法)等. Garson 法是一种利用神经网络各层之间连接权值进行权重分析的方法,基本原理是用连接权值的乘积来计算输入变量对输出变量的贡献程度, Garson 法相较于其他方法考虑了多个变量交互作用时对输出的影响,计算公式如下:

$$R_{ik} = \frac{\sum_{j=1}^L \left(\frac{|W_{ij} W_{jk}|}{\sum_{r=1}^n |W_{rj}|} \right)}{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^L \left(\frac{|W_{ij} W_{jk}|}{\sum_{r=1}^n |W_{rj}|} \right)}$$

(1)

式中: R_{ik} 为输入层的第 i 个神经元对输出层的第 k 个神经元的影响程度; W_{ij} 、 W_{jk} 分别为输入层到隐含层、隐含层到输出层的连接权值, $i=1,2,\cdots,n$, $k=1,2,\cdots,m$ (n 、 m 分别为输入信号、输出信号数量).

本文将所选取的 10 个影响参数设为变量,即冻融循环次数(x_1)、最低温度(x_2)、单次冻融时间(x_3)、试件破坏形式(x_4)、FRP 筋直径(x_5)、FRP 筋类型(x_6)、混凝土抗压强度(x_7)、锚固长度(x_8)、归一化的混凝土保护层厚度(x_9)、FRP 筋表面形式(x_{10}),将得到的神经网络模型采用 Garson 法进行参数敏感性分析,所得结果如图 6 所示.

对比图 6 中的 10 个输入参数敏感性系数可以发现,冻融循环次数(x_1)、混凝土抗压强度(x_7)和归一化的混凝土保护层厚度(x_9)对界面黏结强度的影响占比最大,分别达到 0.220、0.108 和 0.138,该结果与多数试验研究的定性结论一致.

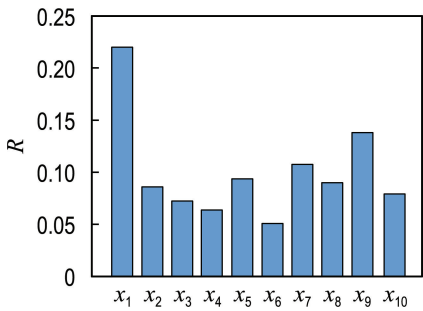


图 6 输入参数的敏感性系数

Fig. 6 Sensitivity coefficient of input parameters

3 基于 GEP 方法的界面黏结强度计算公式

GEP 方法^[22]是遗传算法和遗传编程的融合与升华.该方法在复杂函数发现和智能预测领域有着优越的表现,GEP 方法操作流程如图 7 所示.

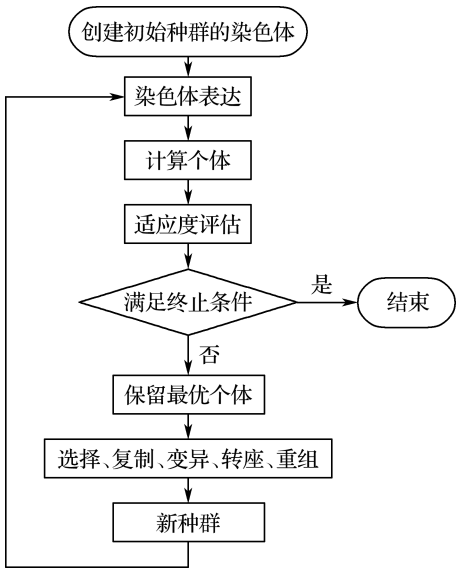


图 7 GEP 方法操作流程

Fig. 7 Operation process of GEP method

GEP 方法包含基因语言和表达式树语言,表现型编码是按照基因型编码的线性字符串,从左至右读取字符,并将字符按相应的层次顺序和语法规则进行排列,从而构成 GEP 方法的表现型编码,即表达式的树结构.若一个基因由集合 $\{+, -, \times, /, a, b, c, d\}$ 中的元素构成,头部基因长度为 4,尾部基因长度为 5,最大操作数为 2,那么基因总长为 9,则该基因编码及对应的表达式树如图 8 所示.

本文采用适应度计算公式(2),其中 S 为数据集中的样本组数, y_p 为数据集中第 p 组数据的真

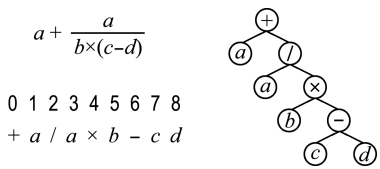


图 8 基因编码及对应的表达式树

Fig. 8 Gene coding and corresponding expression tree

实值, $\hat{y}_p$ 为数据集中第 p 组数据的预测值, M 为研究者根据问题来设定误差允许的选择范围.

$$f = \sum_{p=1}^S (M - |y_p - \hat{y}_p|) \tag{2}$$

采用数据库中的试验数据,随机选取 100 组用于训练模型,10 组用于测试模型.依据参数敏感性系数计算结果,选取 5 个主要影响参数作为变量,分别是冻融循环次数、FRP 筋直径、混凝土抗压强度、锚固长度、归一化的混凝土保护层厚度.基于 Python 进行了 GEP 的编程,通过调整基因数目、染色体数及连接函数等参数,得到 FRP 筋混凝土界面黏结强度的预测模型,通过测试得到最优参数,见表 4,选用的函数集为 $\{+, -, \times, /, \exp x, \ln x, x^2, \sqrt{x}, 1/x\}$,终点集为 $\{N, d, l_a, f_c, C/d\}$,输出值为黏结强度 τ_u .

表 4 GEP 参数
Tab. 4 GEP parameters

基因数目	种群大小	基因头部长度	连接函数
6	100	12	9
单点、两点 重组概率	基因重组概率、 IS 插串概率	RIS 插串概率、 基因插串概率	变异概率
0.3	0.1	0.1	0.044

按照表 4 设置的参数调试程序,可得到最优染色体,其各基因的连接函数为“+”,得到的 FRP 筋混凝土界面黏结强度的预测模型函数表达如下:

$$\begin{aligned} \tau_u = & \ln f_c + \ln \left(\frac{11.082 f_c^3}{l_a} \right) + \\ & \frac{1}{N + \exp \left(-0.039 \left(\frac{C}{d} \right)^2 \right)} + \\ & \frac{1}{-d + 15.969 + \frac{1}{f_c}} + \\ & \ln \left(\sqrt{d + \ln \left(\frac{1}{l_a} \right)} \right) + \frac{1}{25.343 - N} \end{aligned} \tag{3}$$

由式(3)可见,混凝土抗压强度、冻融循环次

数、锚固长度出现频次较高,对界面黏结强度计算结果影响较大。

4 GEP 模型计算精度分析

利用式(3)计算的测试集中 10 组试验数据结果(τ_u)见表 5,与试验结果(τ_e)对比的均方根误差(RMSE)为 1.024,平均绝对误差(MAE)为 0.877,100 组训练集数据预测结果的均方根误差为 4.089,平均绝对误差为 3.199。

表 5 GEP 模型的预测结果

Tab. 5 Prediction results of the GEP model

试件号	τ_e/MPa	τ_u/MPa	τ_e/τ_u
$\Phi 25-50-03$	14.33	13.81	1.038
$\Phi 25-150-01$	13.55	13.83	0.980
FRP-1	11.20	12.60	0.889
M2-B-3, 0-1	15.94	14.71	1.084
35-40	15.18	14.54	1.044
B12-FT200	15.30	14.85	1.030
B35-50	9.87	9.97	0.990
S. FT. 19. 25	13.10	14.52	0.902
FTN-100	13.40	14.37	0.932
FTN-50	16.10	14.34	1.123

目前国内外文献和规范中能够查到的冻融循环下 FRP 筋混凝土界面黏结强度模型只有两个。

(1)Deng 等^[13]2021 年提出冻融循环下 FRP 筋混凝土界面黏结强度计算公式如下:

$$\tau_{u,c}(N) = \left(a_0 + a_1 N - a_2 \frac{d}{l_a} \right) \times \left(a_3 N - a_4 \frac{C}{d} \right) f_t(N) \quad (4)$$

其中 a_0 、 a_1 、 a_2 、 a_3 、 a_4 分别为 -2.119 9、0.013 8、-14.599 4、0.002、-0.171, $\tau_{u,c}$ 为冻融循环后界面黏结应力, N 、 d 、 l_a 、 C/d 符号意义不变, $f_t(N)$ 为相应冻融循环次数下的混凝土劈裂抗拉强度。

(2)罗小勇等^[2]2014 年提出了冻融循环下 FRP 筋混凝土界面黏结强度拟合曲线,计算公式如下:

$$\begin{aligned} \tau_u = & 15.093\ 84 - 0.009\ 33N - \\ & 1.723\ 12 \times 10^{-5} N^2 + \\ & 1.584\ 48 \times 10^{-7} N^3 \end{aligned} \quad (5)$$

将测试集中 10 组试验数据代入式(4)、(5),分别计算模型的平均绝对误差、均方根误差、绝对误差积分(AIE)及决定系数(R^2)(表 6)。与本文

提出的 GEP 模型计算误差对比可知,GEP 模型的决定系数较高,平均绝对误差、均方根误差较小,绝对误差积分在 10%以内,表明 GEP 模型的预测精度更高,泛化性能更强。

表 6 各模型预测结果的误差统计

Tab. 6 Error statistics of prediction results of each model

模型	MAE	RMSE	IAE/%	R^2
文献[2]	1.710	2.228	12.40	0.450
文献[13]	7.470	8.945	54.19	—
GA-BPNN	0.818	1.015	5.93	0.834
GEP	0.877	1.024	6.35	0.735

采用 4 种模型计算测试集中 10 组试验数据得到的界面黏结强度如图 9 所示,与试验值对比可见,GEP 模型以及 GA-BPNN 模型的计算结果更贴近试验值,且变化趋势与试验值一致;文献[13]模型在预测多次冻融循环下的界面黏结强度时结果偏差较大,原因在于其构建模型的数据库只包含 0~50 次冻融循环的试验数据;文献[2]模型是一种取平均值的拟合方法,因此给出的界面黏结强度预测结果变化幅度小;GA-BPNN 模型因其包含最多界面黏结强度影响参数,故精度最高;GEP 模型给出了冻融循环下界面黏结强度的具体计算公式,变量少,表达简单,实用性更强。

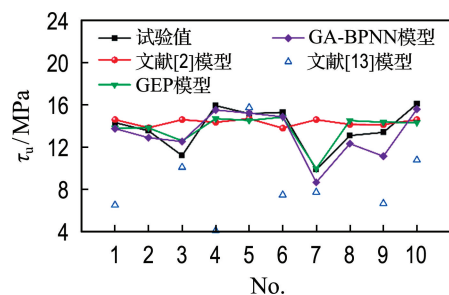


图 9 各模型的预测值与试验值对比

Fig. 9 Comparison of predicted values of each model and experimental values

5 结 论

(1)基于大量试验数据,采用机器学习的方法预测 FRP 筋混凝土界面黏结强度,构建的界面模型精度高且泛化性能强,其中 GA-BPNN 模型包含了影响界面黏结强度的 10 个参数,预测结果精度最高;建立在主要影响参数基础上的 GEP 模型,计算公式简单,满足精度要求,实用性更强。

(2)与目前文献给出的界面黏结强度预测模型相比,本文建立在110组试验数据基础上的计算公式精度更高、包容性更强。

(3)基于神经网络的分析结果与多数文献中的试验结果一致,影响冻融循环下FRP筋混凝土界面黏结强度的主要参数包括冻融循环次数、混凝土抗压强度、归一化的混凝土保护层厚度、锚固长度及FRP筋直径。

参考文献:

- [1] 董志强, 吴刚. FRP筋增强混凝土结构耐久性性能研究进展[J]. 土木工程学报, 2019, **52**(10): 1-19.
DONG Zhiqiang, WU Gang. Research progress on durability of FRP bars reinforced concrete structures [J]. **China Civil Engineering Journal**, 2019, **52**(10): 1-19. (in Chinese)
- [2] 罗小勇, 唐谢兴, 孙奇, 等. 冻融循环作用下GFRP筋黏结性能试验研究[J]. 铁道科学与工程学报, 2014, **11**(5): 1-4.
LUO Xiaoyong, TANG Xiexing, SUN Qi, *et al.* Experimental study on bond behavior of GFRP rebar under freeze-thaw cycles [J]. **Journal of Railway Science and Engineering**, 2014, **11**(5): 1-4. (in Chinese)
- [3] 刘承斌, 余世策, 王激扬, 等. 冻融循环对GFRP筋与混凝土粘结性能的试验研究[J]. 浙江建筑, 2018, **35**(3): 14-18.
LIU Chengbin, YU Shice, WANG Jiyang, *et al.* Experimental investigation on the freezing and thawing cycle to the agglutinating value of GFRP bars and concrete [J]. **Zhejiang Construction**, 2018, **35**(3): 14-18. (in Chinese)
- [4] YAN Fei, LIN Zhibin, ZHANG Dalu, *et al.* Experimental study on bond durability of glass fiber reinforced polymer bars in concrete exposed to harsh environmental agents: Freeze-thaw cycles and alkaline-saline solution [J]. **Composites Part B: Engineering**, 2017, **116**: 406-421.
- [5] 金亮亮, 杨树桐. 冻融循环作用下嵌入式BFRP筋与混凝土粘结性能研究[J]. 复合材料科学与工程, 2020(8): 70-75.
JIN Liangliang, YANG Shutong. Experimental study of bond between near-surface mounted BFRP bars and concrete under freeze-thawing cycles [J]. **Composites Science and Engineering**, 2020(8): 70-75. (in Chinese)
- [6] 杜从铭. 冻融循环作用下BFRP筋与混凝土间界面粘结性能退化规律[D]. 合肥: 合肥工业大学, 2021.
- DU Congming. Degradation of interfacial bond between BFRP bars and concrete under freeze-thaw cycles [D]. Hefei: Hefei University of Technology, 2021. (in Chinese)
- [7] KHANFOUR M A, EL REFAI A. Effect of freeze-thaw cycles on concrete reinforced with basalt-fiber reinforced polymers (BFRP) bars [J]. **Construction and Building Materials**, 2017, **145**: 135-146.
- [8] ALVES J, EL-RAGABY A, EL-SALAKAWY E. Bond strength of glass FRP bars in concrete subjected to freeze-thaw cycles and sustained loads [C]// **Advances in FRP Composites in Civil Engineering - Proceedings of the 5th International Conference on FRP Composites in Civil Engineering, CICE 2010**. Berlin: Springer Science and Business Media Deutschland GmbH, 2011: 368-371.
- [9] 马高, 刘康. 基于BP神经网络CFRP约束混凝土抗压强度预测[J]. 湖南大学学报(自然科学版), 2021, **48**(9): 88-97.
MA Gao, LIU Kang. Prediction of compressive strength of CFRP-confined concrete columns based on BP neural network [J]. **Journal of Hunan University (Natural Sciences)**, 2021, **48**(9): 88-97. (in Chinese)
- [10] 陈健, 黄丽华, 曲激婷. 基于BP神经网络的FRP筋与混凝土界面黏结强度预测[J]. 大连理工大学学报, 2021, **61**(3): 272-279.
CHEN Jian, HUANG Lihua, QU Jiting. Prediction of interface bond strength between FRP bars and concrete based on BP neural network [J]. **Journal of Dalian University of Technology**, 2021, **61**(3): 272-279. (in Chinese)
- [11] 张芮惊, 薛新华. 基于基因表达式编程的NSM FRP-混凝土粘结强度预测模型[J]. 工程科学与技术, 2021, **53**(2): 118-124.
ZHANG Ruiliang, XUE Xinhua. Bond strength prediction model of the near-surface-mounted fiber-reinforced polymer concrete based on gene expression programming [J]. **Advanced Engineering Sciences**, 2021, **53**(2): 118-124. (in Chinese)
- [12] 邓楚兵, 薛新华. 基于基因表达式编程的FRP约束混凝土极限轴向应变预测[J]. 复合材料学报, 2023, **40**(1): 510-520.
DENG Chubing, XUE Xinhua. Prediction of ultimate axial strain of FRP-confined concrete based on gene expression programming [J]. **Acta Materiae Compositae Sinica**, 2023, **40**(1): 510-520. (in Chinese)
- [13] DENG Peng, WANG Yuejiao, SUN Yan, *et al.* Bond durability of basalt-fiber-reinforced-polymer bars embedded in lightweight aggregate concrete

- subjected to freeze-thaw cycles [J]. **Structural Concrete**, 2021, **22**(5): 2829-2848.
- [14] 吴小勇, 周凯, 朱永帅, 等. 冻融循环下BFRP筋与混凝土黏结强度试验研究 [J]. 建筑结构学报, 2021, **42**(S1): 442-447.
- WU Xiaoyong, ZHOU Kai, ZHU Yongshuai, *et al.* Experimental study on bond strength between BFRP bars and concrete under freeze-thaw cycles [J]. **Journal of Building Structures**, 2021, **42**(S1): 442-447. (in Chinese)
- [15] 徐佳宁, 刘中宪, 刘华新. 冻融循环下纤维再生混凝土与BFRP筋黏结强度试验研究 [J]. 硅酸盐通报, 2018, **37**(10): 3355-3360.
- XU Jianing, LIU Zhongxian, LIU Huaxin. Experimental study on bond strength of fiber recycled concrete and BFRP bar under freeze-thaw cycles [J]. **Bulletin of the Chinese Ceramic Society**, 2018, **37**(10): 3355-3360. (in Chinese)
- [16] BELARBI A, WANG H. Bond durability of FRP bars embedded in fiber-reinforced concrete [J]. **Journal of Composites for Construction**, 2012, **16**(4): 371-380.
- [17] ALVES J. Durability of GFRP bars' bond to concrete under different loading and environmental conditions [J]. **Journal of Composites for Construction**, 2011, **15**(3): 249-262.
- [18] 杨剑伟. 冻融条件下BFRP筋混杂纤维再生混凝土粘结性能研究 [D]. 锦州: 辽宁工业大学, 2017.
- YANG Jianwei. Investigation of the bond properties between BFRP bar and hybrid fiber recycled concrete under freeze-thaw [D]. Jinzhou: Liaoning University of Technology, 2017. (in Chinese)
- [19] 陈强. 冻融循环后BFRP筋再生保温混凝土粘结性能研究 [D]. 太原: 太原理工大学, 2021.
- CHEN Qiang. Study on bonding property of recycled thermal insulation concrete with BFRP bar after freeze-thaw cycle [D]. Taiyuan: Taiyuan University of Technology, 2021. (in Chinese)
- [20] 朱柏衡. BFRP筋与混杂纤维再生混凝土粘结性能研究 [D]. 锦州: 辽宁工业大学, 2021.
- ZHU Boheng. Experimental study on the bond behavior between BFRP bars and recycled aggregate concrete [D]. Jinzhou: Liaoning University of Technology, 2021. (in Chinese)
- [21] GARSON G D. Interpreting neural-network connection weights [J]. **AI Expert**, 1991, **6**(4): 46-51.
- [22] FERREIRA C. Gene expression programming: A new adaptive algorithm for solving problems [J]. **Complex Systems**, 2001, **13**(2): 87-129.

Prediction of interfacial bond strength of FRP reinforced concrete under freeze-thaw cycles

GAO Xu, HUANG Lihua*

(School of Infrastructure Engineering, Dalian University of Technology, Dalian 116024, China)

Abstract: In harsh service environments such as freeze-thaw and corrosion, fiber reinforced polymer (FRP) is used to take the place of the steel bars to improve the durability of concrete structures, which has been increasingly used in civil engineering. In view of the complex interfacial bond mechanism of FRP reinforced concrete under freeze-thaw cycles and the difficulty of constructing a theoretical model reflecting the interface performance, 110 groups of FRP reinforced concrete pull-out test data under freeze-thaw cycles in the literature are sorted out and the genetic algorithm optimized back propagation neural network (GA-BPNN) is applied to predict the interfacial bond strength of FRP reinforced concrete. By analyzing the parameter sensitivity of the weight matrix, the main parameters affecting the bond strength of the interface are assessed, and then the gene expression programming (GEP) method is used to establish the interfacial bond strength formula containing the main parameters. Compared with the two models presented in the literature, the proposed formula has higher accuracy and stronger generalization ability in calculating the interfacial bond strength of FRP reinforced concrete under freeze-thaw cycles.

Key words: FRP reinforced concrete; bond strength; freeze-thaw cycle; back propagation neural network (BPNN); gene expression programming (GEP)