

基于 SSA-BP 神经网络的圆钢管 RPC 短柱轴压承载力预测

卜良桃,洪俊鹏

(湖南大学土木工程学院,湖南 长沙 410082)

摘要 目的 研究圆钢管活性粉末混凝土(Reactive Powder Concrete, RPC)短柱轴压承载力与各影响因素之间的非线性映射关系,创建高精度承载力预测模型。方法 引入麻雀搜索算法(Sparrow Search Algorithm, SSA),优化 BP 神经网络的初始权重、阈值;以 155 组试验数据为基础,建立并训练 SSA-BP 神经网络模型,对圆钢管 RPC 短柱轴压承载力进行预测;将 SSA-BP 神经网络的预测结果与 BP 神经网络、遗传算法(Genetic Algorithm, GA)优化的 BP 神经网络预测结果及代表性公式预测结果加以比较。结果 SSA-BP 神经网络模型的预测精度相比于 BP 神经网络、GA-BP 神经网络分别提高 79.05% 和 35.62%,单次运行时间较 GA-BP 神经网络减少 44.34%;SSA-BP 神经网络平均误差为 3.66%,远低于公式预测误差。结论 SSA-BP 神经网络能够实现圆钢管 RPC 短柱轴压承载力的高精度预测,为研究圆钢管 RPC 短柱轴压承载力提供了新方法。

关键词 麻雀搜索算法;BP 神经网络;圆钢管 RPC 柱;承载力

中图分类号 TU398⁺.9

文献标志码 A

Axial Compression Bearing Capacity Prediction of RPC Filled Circular Steel Tube Stub Columns Based on SSA-BP Neural Network

BU Liangtao, HONG Junpeng

(College of Civil Engineering, Hu'nan University, Changsha, China, 410082)

Abstract: The nonlinear mapping relationship between the axial compression bearing capacity of reactive powder concrete (RPC) filled circular steel tube stub columns and various influencing factors is studied to establish a high-precision bearing capacity prediction model. The sparrow search algorithm (SSA) is introduced to perform global optimization of the initial weights and thresholds of the BP neural network; based on 155 sets of experimental data, the SSA-BP neural

收稿日期:2022-11-09

基金项目:国家自然科学基金项目(52178206)

作者简介:卜良桃(1963—),男,教授,博士,主要从事土木工程结构体系及加固方法等方面研究。

network model is established and trained to predict the axial compression bearing capacity of RPC filled circular steel tube stub columns; the prediction results of SSA-BP neural network are compared with those of BP neural network, BP neural network optimized by genetic algorithm (GA) and representative formulas. The prediction accuracy of SSA-BP neural network model is 79.05% and 35.62% higher than that of BP neural network and GA-BP neural network respectively, and the single run time is 44.34% less than that of GA-BP neural network; the average error of SSA-BP neural network is 3.66%, which is much lower than the formula prediction error. SSA-BP neural network can predict the axial compression bearing capacity of RPC filled circular steel tube stub columns with high accuracy, which provides a new method for studying the bearing capacity of RPC filled circular steel tube stub columns.

Key words: sparrow search algorithm; BP neural network optimization; RPC filled circular steel tube column; bearing capacity

随着我国经济不断发展,大跨度结构、高层建筑不断涌现,对轴心受压构件的承载力有了更高的要求,型钢-混凝土组合结构应运而生。圆钢管活性粉末混凝土柱作为其中的代表,通过将活性粉末混凝土(Reactive Powder Concrete, RPC)填充于圆钢管中,借助圆形钢管对核心混凝土的套箍约束作用,使核心区 RPC 处于三向受压状态,使 RPC 的塑性和韧性有效改善,承载力和变形性能大幅提升^[1]。承载力计算是结构设计的基础,由于 RPC 具有高强特点,当前规范^[2-4]对材料强度又有所限制导致适用性较差,因此众多学者针对各影响因素与承载力之间的关系开展研究。王彦博^[5]考虑提高混凝土强度对约束效应的减弱,对规范^[3]的计算公式进行系数修正,使钢管高强、超高强混凝土柱的安全保证率得以提高。J. P. Liu 等^[6]提出钢管应力的表达式,以此为基础建立承载力预测公式,预测结果与试验值平均比值为 0.912。但以上研究预测精度偏低,这是由于各影响因素相互耦合,与承载力间呈现出非线性映射关系,从而导致传统方法难以实现圆钢管 RPC 柱轴压承载力的高精度预测。

目前机器学习算法发展迅速,其中 BP 神经网络由于其出众的非线性拟合效果,在承载力预测上得到广泛使用。V. L. Tran 等^[7]基于 BP 神经网络对圆钢管 RPC 柱承

载力进行预测,预测精度相比于规范^[2-4]得到提升。陆征然等^[8]使用双隐含层 BP 神经网络实现了对缺陷圆钢管混凝土短柱承载力的预测。M. Ahmadi 等^[9]采用 BP 神经网络对钢管混凝土柱承载力预测,平均误差为 11.17%,低于其他数学模型。但也有学者指出,由于算法的局限性,BP 神经网络对预测精度的提升有限,稳定性也不足^[10]。因此,笔者拟对 BP 神经网络承载力预测模型进行进一步优化。麻雀搜索算法(Sparrow Search Algorithm, SSA)作为一种新型智群搜索算法,于 2020 年^[11]提出,在单峰函数和多峰函数全局寻优测试中表现出良好的收敛精度、稳定性和收敛速度。在土体开挖受损区域厚度的预测研究中,BP 神经网络经过 SSA 算法优化后均方根误差降低 43.06%^[12]。此外,在降雨预测^[13]等研究中,SSA 算法也表现出对 BP 神经网络的良好优化能力,但目前 SSA-BP 神经网络在承载力预测问题上的使用却并不广泛。

为建立高精度圆钢管 RPC 短柱轴压承载力预测模型,笔者引入 SSA 算法对 BP 神经网络的初始权重、阈值进行优化,形成 SSA-BP 神经网络预测模型,并与其他预测模型进行综合对比分析。研究表明:使用 SSA-BP 神经网络对圆钢管 RPC 短柱承载力进行预测具备可行性,在预测精度、预测效率、模型稳定性等方面表现良好。

1 数据库建立

1.1 数据来源

建立 BP 神经网络预测模型,首要问题

表 1 圆钢管 RPC 短柱轴压试验数据

Table 1 The axial compression experimental data of RPC filled circular steel tube stub columns

序号	D/mm	t/mm	L/mm	f_y/MPa	f_c/MPa	N_u/kN	来源
1	133.00	3.00	400.00	290.00	109.00	2 000.00	文献[14]
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	
22	133.00	12.00	400.00	336.00	154.00	3 650.00	
23	133.00	4.50	400.00	330.00	152.00	2 118.60	文献[15]
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	
42	133.00	10.00	400.00	312.00	127.00	3 057.00	
43	121.00	6.00	450.00	316.00	85.40	1 905.00	文献[16]
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	
54	152.00	5.00	450.00	321.60	113.60	2 916.00	
55	151.00	1.00	438.00	250.00	155.40	1 700.00	文献[17]
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	
72	133.00	3.50	400.00	289.10	167.10	2 565.00	
73	110.00	5.00	300.00	310.00	115.80	1 580.00	文献[18]
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	
89	110.00	5.00	300.00	320.00	149.30	1 734.00	
90	102.00	1.00	324.00	328.00	131.00	1 310.00	文献[19]
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	
111	130.00	3.00	455.00	315.00	150.00	2 467.00	
112	121.00	6.00	450.00	316.00	75.00	1 933.00	文献[20]
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	
123	152.00	5.00	450.00	322.00	100.00	2 920.00	
124	133.00	4.50	400.00	351.00	85.00	1 817.00	文献[21]
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	
143	133.00	12.00	400.00	402.00	85.00	3 262.00	
144	140.00	5.00	420.00	389.40	118.60	3 658.80	文献[22]
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	
155	140.00	16.00	420.00	348.10	118.60	4 539.20	

注: D 为柱外径; t 为钢管壁厚; L 为柱高度; f_y 为钢管屈服强度; f_c 为 RPC 抗压强度; N_u 为构件轴压承载力。

1.2 数据分析

数据库中,试验变量为柱外径 D 、钢管壁厚 t 、柱高度 L 、钢管屈服强度 f_y 和 RPC 抗压强度 f_c ,分析试验数据的构件几何参数和材料强度参数见表 2,其中标准差和变异系

是获取足量的样本数据。笔者统计文献 [14 – 22]中共计 155 组圆钢管 RPC 短柱轴压试验数据,如表 1 所示。

数用于评估各参数的离散程度。
数据库各参数的频率分布如图 1 所示。由图可知,各变量分布相对集中, D 与 L 分别集中在 130 ~ 140 mm 和 380 ~ 460 mm,这是由于试验中常把柱高设置为柱外径的

3 倍,而外径 133 mm 的钢管可直接购置成品钢管,对应型号为 DN125,且此时构件大小适宜试验,因此较多学者选择直径为

133 mm、高为 400 mm 的试验构件;数据库中钢管壁厚、钢管屈服强度和 RPC 抗压强度主要分布于常见范围。

表 2 数据集各参数统计表

Table 2 Statistic results of parameters in the data set

统计量	D/mm	t/mm	L/mm	f_y/MPa	f_c/MPa	N_u/kN
最大值	152.00	16.00	484.00	402.00	167.10	4 627.70
最小值	102.00	1.00	300.00	244.90	75.00	1 162.00
平均值	128.26	5.84	408.81	321.90	124.98	2 440.28
标准差	12.64	2.96	47.53	30.11	27.59	722.60
变异系数	0.098 5	0.506 7	0.116 3	0.093 5	0.220 8	0.296 1

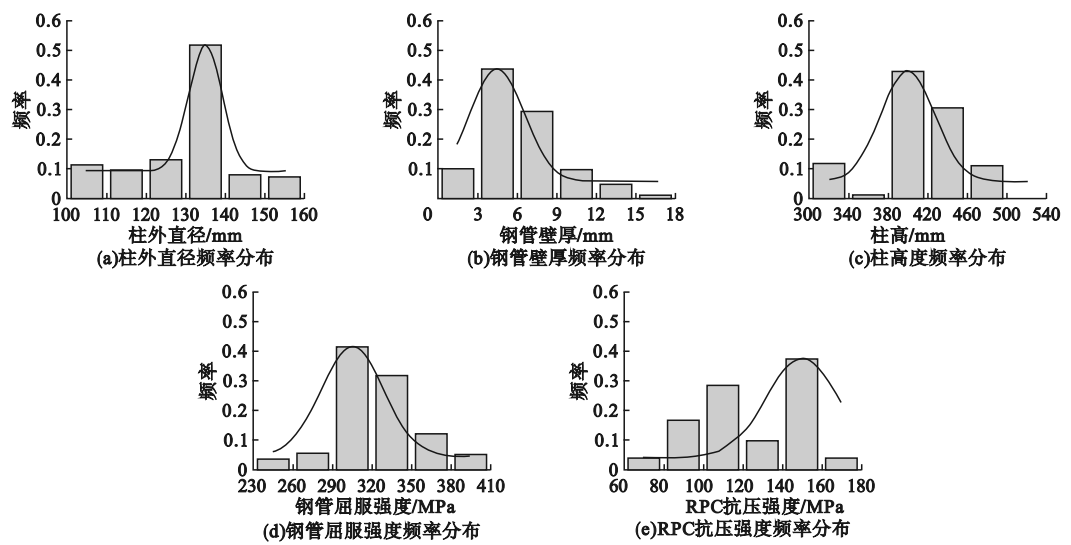


图 1 数据集各参数频率分布

Fig. 1 Frequency distribution of parameters in the data set

2 SSA-BP 算法原理及流程

2.1 SSA 算法原理

SSA 算法是通过模拟麻雀种群的捕食行为而提出的一种新型智群算法,其生物原理为:根据麻雀种群在捕食过程中的行为,将其划分为发现者、加入者两种角色。发现者在发现食物后释放信号给加入者,共同获取食物,在捕食过程中,麻雀会在发现者和加入者两种角色中转换。种群中的个体也会综合自身危险程度和体能,判断自身是否为危险者,危险者会更注意周围天敌的活动情况,在发现危险时,释放信号使种群转移至安全区

域。基于此原理,麻雀种群得以实现高效率获取食物,并躲避天敌的攻击。具体数学建模过程可参考文献[11]。

2.2 SSA-BP 神经网络实施流程

传统 BP 神经网络通过对数据间隐含关系的挖掘,进行数据拟合,从而实现数据预测。由于结构简单、非线性拟合能力强等特点,在承载力预测方面得到广泛运用。但在实践过程中,也显现出一些不足,由于训练的局限性,存在误差偏高、初始权重和阈值具有随机性、稳定性差、容易陷入局部最优化等

不足。

针对 BP 神经网络的不足,本研究使用 SSA 算法对 BP 神经网络进行优化,同时以一种更利于寻优的方式对 BP 神经网络的隐含层节点数进行优选,具体算法流程如图 2 所示。

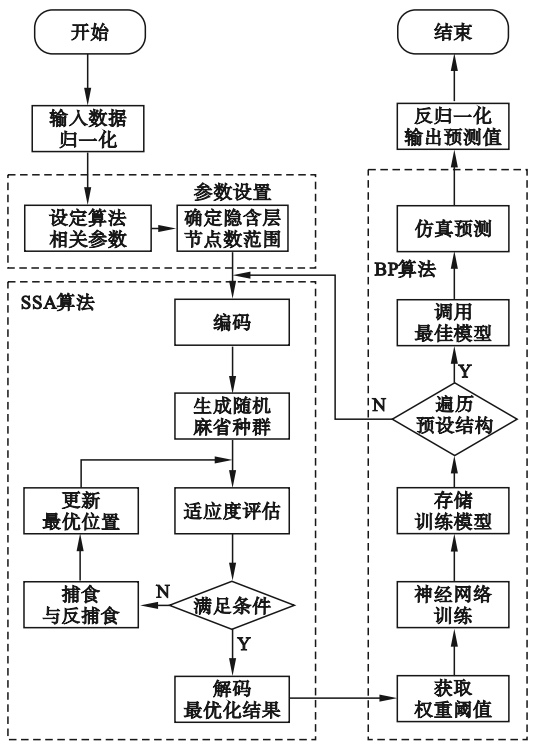


图 2 SSA-BP 神经网络流程图

Fig. 2 The flow chart of SSA-BP neural network

(1)数据输入与归一化处理。将试验数据库随机划分为训练样本集(75%)和测试样本集(25%)。其中,116 组作为训练样本,用以训练模型达到最佳预测状态;39 组为测试样本集,用以验证各模型的预测效果。由于所收集的数据集各变量数量级相差较大,需要将其映射在小范围内,采用式(1)进行归一化处理:

$$x_i = \frac{(y_{\max} - y_{\min}) \cdot (x - x_{\min})}{(x_{\max} - x_{\min})} + y_{\min} \quad (1)$$

式中: x_i 为归一化之后的数据; x 为原始数据; x_{\max} 、 x_{\min} 分别为原始数据组中的最大值和最小值; y_{\max} 、 y_{\min} 分别为共同决定归一化后值域的最大值和最小值。本研究中选择将

各影响因素归一化至 $[0,1]$ 内,轴压承载力归一化至 $[-1,1]$ 内。

(2)算法参数设置。在 BP 神经网络部分,选择“Tansig”函数作为神经网络输入层至隐含层之间的激励函数,“Purelin”函数作为隐含层至输出层之间的激励函数,训练方法选择 L-M 算法,训练次数设置为 100,学习率设置为 0.01,训练目标误差为 10^{-6} 。GA 算法与 SSA 算法部分,保持相似的设置状态,种群数量设置为 20,最大迭代次数为 15。

(3)确定隐含层节点数范围。本研究中输入层节点选择 D 、 t 、 L 、 f_y 和 f_c ,输出层节点选择 N_u ,输入层、输出层节点数分别为 5 和 1。根据式(2)确定隐含层节点数范围,确定拓扑结构为 $5 - I_{\text{hid}} - 1$,其中 $I_{\text{hid}} \in [3,12]$,单次程序运行只需训练模型 10 个。

$$I_{\text{hid}} = \sqrt{I_{\text{in}} + I_{\text{out}}} + a, a \in [1,10]. \quad (2)$$

式中: I_{hid} 为隐含层节点数; I_{in} 为输入层节点数; I_{out} 为输出层节点数。

(4)SSA 算法优化 BP 神经网络初始权重和阈值。基于 SSA 算法,以预测值与实际值之差作为种群适应度,寻找适应度最小的位置作为最优解。每次迭代更新种群中麻雀定位,即重新确定发现者、加入者,同时确定 10% ~ 20% 的个体为警戒者。重复迭代寻优,直至达到最大迭代次数。

(5)BP 神经网络训练。将 SSA 优化所得初始权重、阈值赋予 BP 神经网络后,对权重与阈值进行迭代,直至神经网络达到最优预测状态,将模型存储于 Matlab 程序的单元数组 cell 中。将预设的拓扑结构依次进行训练并进行存储。

(6)神经网络仿真预测。以均方误差 MSE 为评价依据,对存储于 cell 中的各模型进行对比,调用最优模型进行圆钢管 RPC 短柱轴压承载力仿真预测。

以 SSA-BP 神经网络为例,各拓扑结构下神经网络的 MSE 如图 3 所示。当隐含层节点数为 9 时 MSE 最小,此时预测效果将达

到最优,因此选择调用拓扑结构为5-9-1的模型进行仿真预测。

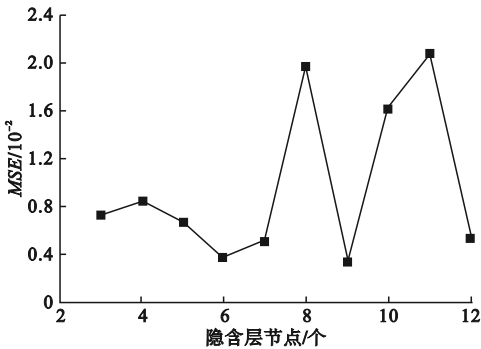


图3 不同隐含层节点数下的MSE

Fig. 3 The MSE of different nodes in hidden layer

3 预测结果与分析

3.1 模型评价标准

为验证SSA算法对BP神经网络的优化效果及优化模型适用性,试验分为三部分:建立BP神经网络模型、GA算法优化BP神经网络模型和SSA算法优化BP神经网络模型,分析SSA算法对BP神经网络的优化效果,对比SSA-BP神经网络与计算公式的预测能力。

引入均方误差MSE、均方根误差RMSE、

决定系数 R^2 用以评价预测精度及模型稳定性。计算公式如下:

MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (c_i - t_i)^2 \tag{3}

RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (c_i - t_i)^2} \tag{4}

R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (c_i - \bar{t})^2}{\sum_{i=1}^n (\bar{t} - t_i)^2} \tag{5}

式中: c_i 为承载力预测值; t_i 为承载力试验值; n 为样本数量; \bar{t} 为承载力预测值的平均值。

3.2 神经网络模型预测结果对比

训练BP神经网络、GA-BP神经网络、SSA-BP神经网络至稳定状态,对测试样本进行预测,评价参数如表3所示。GA-BP神经网络和SSA-BP神经网络的MSE值相比于BP神经网络分别降低67.45%和79.05%。可以看出,GA算法与SSA算法都能有效提高BP神经网络对圆钢管RPC短柱轴压承载力的预测精度。SSA-BP神经网络的 R^2 值为0.9749,相较于另外两种模型更接近于1,说明在相同的数据集上,SSA-BP神经网络具有更高的预测精度。

表3 承载力预测评价参数

Table 3 Evaluation parameters of bearing capacity prediction

模型	承载力/kN			MSE	RMSE	R ²
	误差平均值	误差最大值	误差最小值			
BP 模型	193.2	993.32	5.84	86 750.59	294.53	0.899 5
GA-BP 模型	121.41	500.28	4.74	28 233.11	168.03	0.962 6
SSA-BP 模型	106.34	348.37	0.91	18 175.78	134.82	0.974 9

将BP神经网络、GA-BP神经网络、SSA-BP神经网络的预测值、预测误差统计,结果如图4、图5所示。由图可知,BP神经网络在承载力的预测上存在较大误差,误差平均值为193.20 kN,最大相对误差为74.41%;GA-BP神经网络相较于BP神经网络的预测效果有一定程度的提升,其误差平均值为121.41 kN,最大相对误差为29.43%;SSA-BP神经网络在预测效果上有

了进一步的提升,其误差平均值为106.34 kN,最大相对误差为17.30%。

为比较GA-BP神经网络和SSA-BP神经网络的稳定性,对两种模型各进行100次模拟训练,以 R^2 作为评价依据,统计 R^2 值累计频率分布情况,如图6、图7所示。由图可知,SSA-BP神经网络的 R^2 值大于0.950的频率为0.56,比GA-BP神经网络高出0.18。同时,GA-BP神经网络的 R^2 值在各

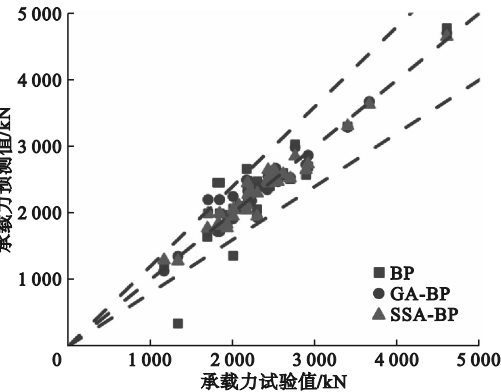


图4 承载力预测值与试验值比较

Fig. 4 The comparison between predicted value and experimental value of bearing capacity

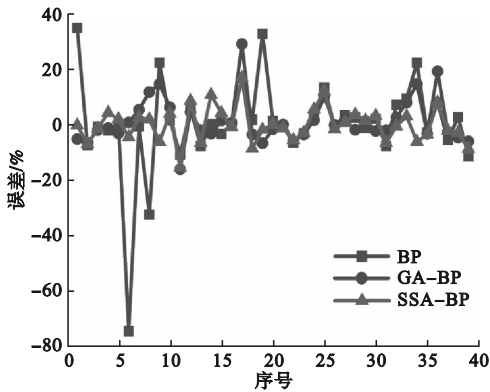


图5 预测误差分布

Fig. 5 The distribution of predicted error

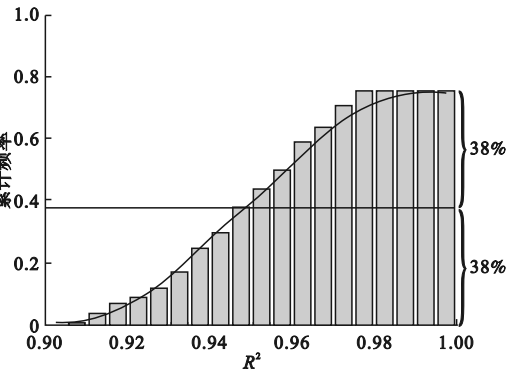


图6 GA-BP 神经网络 R^2 值累计频率分布

Fig. 6 The cumulative frequency distribution of R^2 in GA-BP neural network

区间内分布均匀,而 SSA-BP 神经网络集中于 0.965 附近,相较而言 SSA-BP 神经网络更为稳定。另一方面,SSA-BP 神经网络和 GA-BP 神经网络单次训练时间分别为 182 s

和 327 s,使用 SSA 算法进行模型优化相比于 GA 算法使程序运行时间降低 44.34%,对于需要重复训练调试的程序而言,这种效率上的提升有重要意义。综上所述,相比于 GA 算法,使用 SSA 算法进行 BP 神经网络优化,效果更为稳定,程序调试时间明显缩短。

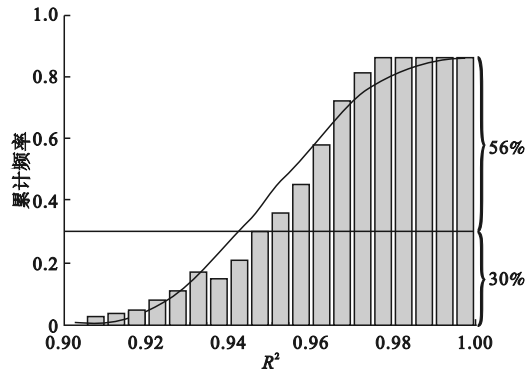


图7 SSA-BP 神经网络 R^2 值累计频率分布

Fig. 7 The cumulative frequency distribution of R^2 in SSA-BP neural network

3.3 SSA-BP 模型与计算公式预测结果对比

目前学者们对于圆钢管 RPC 短柱承载力开展了一系列研究,笔者选择近年代表性成果与上文建立的 SSA-BP 神经网络进行对比。王彦博等^[5]考虑了混凝土强度提高对约束效应的弱化,以大量试验数据为基础对欧洲规范进行修正,得到式(6)。J. P. Liu 等^[6]考虑到钢管与 RPC 之间存在黏结与摩擦,会对承载力产生影响,结合有限元模型,提出钢管应力简化表达式,推导得出式(7)。

$$N = \eta_s A_s f_y + A_c f'_c \left(1 + k_c \eta_c \frac{t}{d} \frac{f_y}{f'_c} \right). \tag{6}$$

$$\begin{cases} N = \sigma_{cp} A_c + \sigma_y A_s, \sigma_y = 0.61 f_y, \sigma_h = 0.54 f_y, \\ \sigma_{cp} = f_c + 4.1 \sigma_r, \sigma_r = \frac{2t \sigma_h}{D - 2t} = \frac{1.08 t f_y}{D}. \end{cases} \tag{7}$$

使用 SSA-BP 神经网络预测模型和式(6)、式(7)对数据库全体样本进行承载力预测,预测值和预测误差分布统计如图 8 所示。使用线性模型对预测值与实际值进行拟合,拟合所得直线斜率越接近 1,则说明预测效果越好,在 SSA-BP 神经网络、式(6)和式

(7) 中拟合所得的直线斜率分别为 0.973、0.580 和 0.672。从图 8(a) ~ 图 8(c) 也可以看到,SSA-BP 神经网络的预测结果近乎分布在理想拟合线上,而式(6)、式(7)均有大量数据点位置距离理想拟合线较远。如图

8(d) ~ 图 8(f),在相对误差率的分布上,SSA-BP 神经网络误差分布更集中,波动幅度小,式(6)、式(7)预测结果误差波动较大。说明 SSA-BP 神经网络在预测精度上具有优势显著。

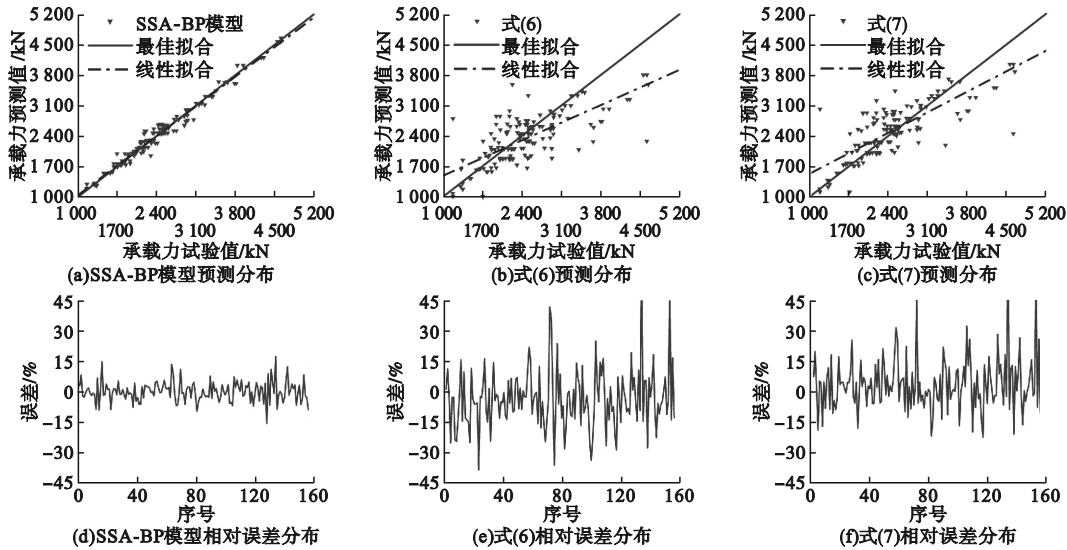


图 8 承载力预测值、预测误差分布

Fig. 8 The distribution of bearing capacity prediction value and error SSA-BP

4 结 论

(1) 针对传统 BP 神经网络在圆钢管 RPC 短柱轴压承载力预测问题上存在的稳定性差、精度低等缺陷,引入 SSA 算法和 GA 算法,使预测精度分别提高了 67.45% 和 79.05%,有效提高了 BP 神经网络的预测性能。

(2) 在圆钢管 RPC 短柱轴压承载力预测问题上,SSA-BP 神经网络相比于 BP 神经网络和 GA-BP 神经网络,具有最低的误差平均值、MSE 值、RMSE 值和最高的 R^2 值。同时,SSA-BP 神经网络单次训练时间较 GA-BP 神经网络缩短 44.34%;在 100 次重复训练中, R^2 值分布也更加集中。说明 SSA-BP 神经网络能够实现圆钢管 RPC 短柱轴压承载力的高精度预测。

(3) 将 SSA-BP 神经网络与式(6)、式(7)的预测结果进行对比,结果显示 SSA-BP

神经网络预测平均相对误差为 3.66%,远高于公式预测精度,且误差分布更集中,波动幅度更小。说明 SSA-BP 神经网络适用范围更广,在设计过程中作为验算补充能提高结构的安全性。

参考文献

[1] 王秋维,史庆轩,徐赵东,等.圆钢管活性粉末混凝土界面黏结性能[J].建筑结构学报,2021,42(12):210-218.
(WANG Qiwei, SHI Qingxuan, XU Zhaodong, et al. Interface bond-slip behavior of reactive powder concrete-filled circular steel tube [J]. Journal of building structures, 2021, 42 (12): 210-218.)

[2] 哈尔滨工业大学,中国建筑科学研究院.钢管混凝土结构技术规范:GB 50936—2014 [S].北京:中国建筑工业出版社,2014.
(Harbin Institute of Technology, China Academy of Building Research. Technical code for concrete filled steel tubular structures: GB 50936—2014 [S]. Beijing: China Architecture & Building Press, 2014.)

[3] European Committee for Standardization. Eurocode 4: Design of composite steel and concrete structures—part1-1: general rules and rules for buildings; BS EN 1994 - 1 - 1:2004 [S]. London: British Standards Institution, 2004.

- [4] American Institute of Steel Construction. Specification for structural steel buildings; ANSI/AISC360—2010 [S]. Chicago: American Institute of Steel Construction, 2010.
- [5] 王彦博, 宋辞, 赵星源, 等. 高强圆钢管混凝土短柱轴压承载力试验研究[J]. 建筑结构学报, 2022, 43(11): 221—234.
(WANG Yanbo, SONG Ci, ZHAO Xingyuan, et al. Experimental study on behavior of circular concrete-filled high strength steel tubular stub columns under compression [J]. Journal of building structures, 2022, 43(11): 221—234.)
- [6] LIU J P, ZHOU X H, GAN D. Effect of friction on axially loaded stub circular tubed columns [J]. Advances in structural engineering, 2016, 19(3): 546—559.
- [7] TRAN V L, THAI D K, NGUYEN D D. Practical artificial neural network tool for predicting the axial compression capacity of circular concrete-filled steel tube columns with ultra-high-strength concrete [J]. Thin-walled structures, 2020, 151: 106720.
- [8] 陆征然, 赵婉东, 郭超. 基于 BP 神经网络的缺陷 CFST 短柱承载力预测[J]. 沈阳建筑大学学报(自然科学版), 2021, 37(4): 702—708.
(LU Zhengran, ZHAO Wandong, GUO Chao. Bearing capacity prediction of defective CFST short columns based on BP neural network [J]. Journal of Shenyang jianzhu university (natural science), 2021, 37(4): 702—708.)
- [9] AHMADI M, NADERPOUR H, KHEYRODDIN A. ANN model for predicting the compressive strength of circular steel-confined concrete [J]. International journal of civil engineering, 2016, 15(2): 213—221.
- [10] KHAN S, ALI KHAN M, ZAFAR A, et al. Predicting the ultimate axial capacity of uniaxially loaded CFST columns using multiphysics artificial intelligence [J]. Materials, 2021, 15(1): 39.
- [11] XUE J K, SHEN B. A novel swarm intelligence optimization approach: sparrow search algorithm [J]. Systems science & control engineering, 2020, 8(1): 22—34.
- [12] ZHAO G Y, WANG M, LIANG W Z. A comparative study of SSA-BPNN, SSA-ENN, and SSA-SVR models for predicting the thickness of an excavation damaged zone around the roadway in rock [J]. Mathematics, 2022, 10(8): 1351.
- [13] GUO N, WANG Z C. A combined model based on sparrow search optimized BP neural network and Markov chain for precipitation prediction in Zhengzhou city, China [J]. Journal of water supply (research and technology-aqua) 2022, 71(6): 782—800.
- [14] 吴炎海, 林震宇. 钢管活性粉末混凝土轴压短柱受力性能试验研究[J]. 中国公路学报, 2005(1): 61—66.
(WU Yanhai, LIN Zhenyu. Experimental study of behavior on RPC filled steel tubular stub columns under axial compression [J]. China journal of highway and transport, 2005(1): 61—66.)
- [15] 王秋维, 肖闰鹏, 王杨, 等. 钢管约束活性粉末混凝土短柱承载力计算研究[J]. 应用力学学报, 2020, 37(4): 1573—1581.
(WANG Qiwei, XIAO Runpeng, WANG Yang, et al. Study on bearing capacity calculation of reactive powder concrete confined by steel tube short columns [J]. Chinese journal of applied mechanics, 2020, 37(4): 1573—1581.)
- [16] 罗华. 圆钢管活性粉末混凝土短柱轴压受力性能研究[D]. 北京: 北京交通大学, 2011.
(LUO Hua. Research on behavior of reactive powder concrete-filled circular steel tube stub columns under axial compression [D]. Beijing: Beijing Jiaotong University, 2011.)
- [17] 林震宇, 张静, 吴炎海, 等. 钢管 RPC 短柱轴心受压试验研究[J]. 福建建筑, 2003(3): 28—30.
(LIN Zhenyu, ZHANG Jing, WU Yanhai, et al. Experimental investigation on behavior of RPC filled steel tube stub-column [J]. Fujian architecture & construction, 2003(3): 28—30.)
- [18] 田志敏, 张想柏, 冯建文, 等. 钢管超高性能 RPC 短柱的轴压特性研究[J]. 地震工程与工程振动, 2008(1): 99—107.
(TIAN Zhimin, ZHANG Xiangbai, FENG Jianwen, et al. Characteristics of RPC-filled steel tubular punchions with ultra high performance subjected to axial compressive loading [J]. Earthquake engineering and engineering dynamics, 2008(1): 99—107.)
- [19] 杨吴生. 钢管活性粉末混凝土力学性能及其极限承载力研究[D]. 湖南: 湖南大学, 2003.
(YANG Wusheng. Study on mechanical properties and ultimate capacity of reactive powder concrete filled steel tubular columns [D]. Hu'nan: Hu'nan University, 2003.)
- [20] 张武奇. 圆钢管短柱极限承载力实验研究[D]. 北京: 北京交通大学, 2010.
(ZHANG Wuqi. Experimental study on ultimate capacity of concrete filled circle steel tubular stub columns [D]. Beijing: Beijing Jiaotong University, 2010.)
- [21] 杨国静. 钢管活性粉末混凝土柱轴压受力性能和极限承载力试验研究[D]. 北京: 北京交通大学, 2013.
(YANG Guojing. Research on behavior and ultimate bearing capacity of reactive powder concrete-filled steel tube columns under axial compression [D]. Beijing: Beijing Jiaotong University, 2013.)
- [22] 韦建刚, 谢志涛, 罗霞, 等. 圆钢管约束超高性能混凝土短柱轴压受力性能研究[J]. 建筑结构学报, 2022, 43(6): 34—42.
(WEI Jiangang, XIE Zhitao, LUO Xia, et al. Mechanical behavior of circular steel tube confined ultra high performance concrete stub columns under axial compressive loading [J]. Journal of building structures, 2022, 43(6): 34—42.)
- (责任编辑: 刘春光 英文审校: 范丽婷)