

基于 PSO-BP 神经网络的既有桩基极限承载力预测研究

郝彬¹, 田增顺¹, 马卫建¹, 姜勇¹, 赵素菊^{2*}

1. 山东省交通规划设计院集团有限公司, 山东 济南 250101

2. 济南市城乡规划设计编制研究中心, 山东 济南 250101

摘要: 针对既有桩基再利用中极限承载力评估困难的问题, 本文通过 13 根既有桩基现场静载试验与数值模拟方法, 对既有桩基极限承载力展开了分析。在此基础上, 基于 230 组数据样本, 采用 BP、PSO-BP 神经网络对单桩极限承载力进行预测, 并通过决定系数(R^2)、均方根误差(MAE)和平均绝对误差(RMSE)三个指标评价了预测结果。研究结果表明: 9 根破坏性试验桩的极限承载力均为桩基再利用设计值的 2~3 倍, 安全储备较为充足。4 根非破坏性试验桩回弹率均超过 80%, 结合数值模拟确定了其单桩极限承载力均大于桩基再利用设计值, 验证了其再利用的可行性。预测模型对比分析, PSO-BP 模型的系数较传统 BP 模型提升了 196%, 平均绝对误差与均方根误差分别降低了 66% 和 62%, 预测误差多控制在 ± 2000 kN 以内。研究成果为既有桩基承载力高效评估与再利用提供了科学依据。

关键词: 既有桩基; 极限承载力; 承载力预测; PSO-BP 神经网络

中图分类号: TU473.1

文献标识码: A

文章编号: 1000-2324(2026)01-0189-10

Prediction of Ultimate Bearing Capacity of Existing Pile Foundations Based on PSO-BP Neural Network

HAO Bin¹, TIAN Zeng-shun¹, MA Wei-jian¹, JIANG Yong¹, ZHAO Su-ju^{2*}

1. Shandong Provincial Transportation Planning and Design Institute Group Co., Ltd., Jinan 250101, China

2. Jinan Municipal Urban and Rural Planning Compilation and Research Center, Jinan 250101, China

Abstract: Aiming at the difficulty in evaluating the ultimate bearing capacity of existing pile foundations for reuse, this paper analyzes the ultimate bearing capacity of existing pile foundations through on-site static load tests and numerical simulations involving 13 existing pile foundations. Based on 230 data samples, this study predicts the ultimate bearing capacity of single piles using backpropagation (BP) and particle swarm optimization-BP (PSO-BP) neural networks, and then evaluates the prediction results using three metrics: coefficient of determination (R^2), root mean square error (MAE), and root mean absolute error (RMSE). The results demonstrate that the ultimate bearing capacities of all 9 destructively tested piles is 2 to 3 times the reuse design value for pile foundation, indicating a relatively sufficient safety margin. Furthermore, the rebound rate of the 4 non-destructively tested piles exceeds 80%, and numerical simulations confirm that the ultimate bearing capacity of each single pile is greater than the reuse design value, verifying the feasibility of their reutilization. A comparative analysis of the prediction models reveals that the coefficient of determination of the PSO-BP model increases by 196% compared to the traditional BP model, while the MAE and root mean square error RMSE decrease by 66% and 62%, respectively. The prediction errors are mostly controlled within ± 2000 kN. The research findings provide a scientific basis for the efficient evaluation of bearing capacity and reuse of existing pile foundations.

Keywords: Existing pile foundation; ultimate bearing capacity; bearing capacity prediction; PSO-BP neural network

随着我国高速公路网络的不断扩展, 大量既有高速公路迎来了改造升级。在改扩建工程中, 合理评估和再利用既有桩基不仅能节约建设成本, 减少资源浪费, 还能缩短施工周期, 提升工程的整体经济效益。由于既有桩基长期处于复杂地质环境, 其承载力受时间和环境变化等因素影响^[1]。静载荷试验作为确定桩基极限承载力的可靠方法, 在工程实践中具有重要应

用价值。然而, 鉴于对既有桩基的再利用需求, 无法开展破坏性试验, 导致难以通过 $Q-s$ 沉降曲线获取极限承载力。因此, 基于多源监测数据构建桩基极限承载力预测模型具有显著的工程意义。

目前, 桩基承载力确定多采用静载荷试验法、静力触探法和经验公式^[2]。静载荷试验法直接对桩基逐级施加荷载精准测定桩基极限承载

收稿日期: 2025-04-03

修回日期: 2025-12-28

第 1 作者简介: 郝彬(1989-), 男, 硕士, 高级工程师, 研究方向: 道路桥梁设计。E-mail: 512610274@qq.com

*通讯作者: Author for correspondence. E-mail: 731558780@qq.com

力,结果准确但试验耗时长、成本高且易受施工环境影响^[3]。静力触探法操作简便,数据获取快,但在复杂地质条件和特殊土层中的预测结果与实际结果存在一定误差^[4]。经验公式法使用方便,可快速估算桩基承载力,但估算精度受土质性质影响较大,尤其在复杂土层中预测精度欠佳^[5]。综上所述,这些方法在评估既有桩基极限承载力时存在明显局限性。

随着计算机技术的发展,人工智能算法^[6,7]为桩基极限承载力预测提供了新方法。该算法通过多层非线性映射,能全面表征桩基承载力参数间的非线性关系,突破传统线性模型局限^[8]。其中,BP神经网络在岩土工程领域应用尤为广泛,其能自主挖掘土体变形、桩-土界面摩擦、材料强度劣化等非线性力学行为的内在规律^[9-13],从而实现对桩基承载力和变形沉降的精准预测。然而,传统BP神经网络随机初始化权值和阈值的方式,易使网络陷入局部最优解,且收敛速度较慢。为此,部分学者引入其他算法优化BP神经网络,如GA法、PSO算法、IRMO算法等,显著提高了模型的收敛速度和寻优能力^[14-18]。本文以山东某高速公路改扩建桩基工程为背景,对现场部分既有桩基开展静载试验和数值模拟研究。基于此,从静载试验、数值模拟和相似文献中获取桩基极限承载力等有效数据,采用PSO算法优化BP神经网络,提出了基于PSO-BP神经网络桩基承载力预测模型,研究成果为既有桩基承载力评估和再利用提供了方法指导。

1 工程概况

该高速公路改扩建工程路线总长152.75 km,为有效缓解通行压力,将由4车道拓宽为8车道。项目施工过程中,需要跨越4条具备通航条件的河流,全线不仅要新建多座大跨径连续梁桥,对既有跨河桥梁的改建规模也极为庞大。鉴于沿线既有桥梁桩基分布密集,若能对其重新加以利用,将会产生良好的经济效益与社会效益。

本次现场试验依托项目所在区域地层复杂,在勘探深度范围内将场区地层划分为35个地层。主要地层情况如下:填土类包含杂填土、素填土、耕土,分布普遍,厚度在0.40~0.90 m。粉质黏土类如2-1层、3-1层、4-1层等众多粉质黏土地层在场区普遍分布,状态涵盖可塑、硬塑等,厚度在0.70~9.10 m。粉土类各层分布普遍,状态从中密到密实,湿度从稍湿到很湿,厚度在0.30~5.10 m。黏土类如2-5层、2-6层等,呈现软塑到硬塑不同状态,厚度在1.00~4.70 m。

2 现场静载试验

2.1 试桩参数及试验方案

为探究既有桩基在长期受荷状态下的性能,本研究选取13根既有桩基进行静载试验,桩身内力测试的试桩参数见表1。桩周岩土层依次为:2-2粉土、2-5黏土、3-1粉质黏土、4-1粉质黏土、5-1粉质黏土、6-1粉质黏土和7-1粉质黏土;新桩桩周岩土层依次为:2-2粉土、3-1粉质黏土、4-1粉质黏土、5-1粉质黏土、6-1粉质黏土和7-1粉质黏土。

表 1 桩身内力测试试桩参数

Table 1 Parameters of test piles for internal force measurement

试验桩号	桩径/m	桩长/m	混凝土强度/MPa	再利用承载力设计值/kN	备注
Test station	Pile diameter	Pile length	Concrete strength	Reuse the design value of the bearing capacity	Remark
LZ1-1	1.50	37	C25	3 910	
LZ3-1	1.00	21.10	C25	1 395	
LZ3-2	1.20	23.80	C25	1 615	
LZ4-1	1.20	15.90	C25	1 400	
LZ4-2	1.20	17.90	C25	1 420	破坏性试验
LZ5-1	1.00	16.10	C25	1 050	
LZ5-2	1.00	17.80	C25	1 180	
LZ6-1	1.20	35.60	C25	2 300	
LZ7-1	1.20	29.70	C25	2 570	
LZ1-2	1.50	35	C25	1 675	
LZ1-3	1.50	37	C25	1 700	
LZ2-1	1.60	41	C30	3 250	非破坏性试验
LZ2-2	1.80	41	C30	3 700	

桩基静载试验依据《公路工程基桩检测技术规程》(JTGT 3512—2020)^[19]规范,采用慢速维持荷载法,试验加载分级进行,采用逐级等量加载;试验分级荷载采取最大加载量 1/10,且第一级荷载为分级荷载的 2 倍。对 LZ1-1 号等 9 根试验桩进行了破坏性试验,以获取其极限承载力。同时,对 4 根工程试验桩(LZ1-2、LZ1-3、LZ2-1、LZ2-2)进行了非破坏性试验。

2.2 试验结果分析

13 根试验桩的 $Q-s$ 曲线如图 1 所示,其竖向抗压静载试验数据见表 2。破坏性试验的 9 根试验桩实测极限承载力均为设计指标的 2~3 倍,安全储备充足。以 LZ1-1 号试验桩为例(图 1(a)),当加载至极限荷载 7 820 kN 时,桩顶位移为

15.20 mm,继续加载至最大试验荷载 8 160 kN 时,位移发展至 53.41 mm。依据《公路工程基桩检测技术规程》(JTGT 3512—2020)判定标准,该桩极限承载力取 7 820kN,大于该桩设计承载力 3 910 kN。

LZ1-2、LZ1-3、LZ2-1、LZ2-2 号试验桩的实际承载力均大于静载试验施加的最大荷载。以 LZ1-2 号桩为例(图 1(d)),当施加最大加载量 3 350 kN 时,最大位移 4.75 mm,此时最大回弹量 4.55 mm,回弹率 95.79%,回弹量与回弹率均较高,表明桩在加载过程中桩身压缩变形占比较大,桩周土塑性变形相对较小,桩-土体系仍有较大承载潜力,LZ1-3、LZ2-1 和 LZ2-2 号桩情况与之相同。

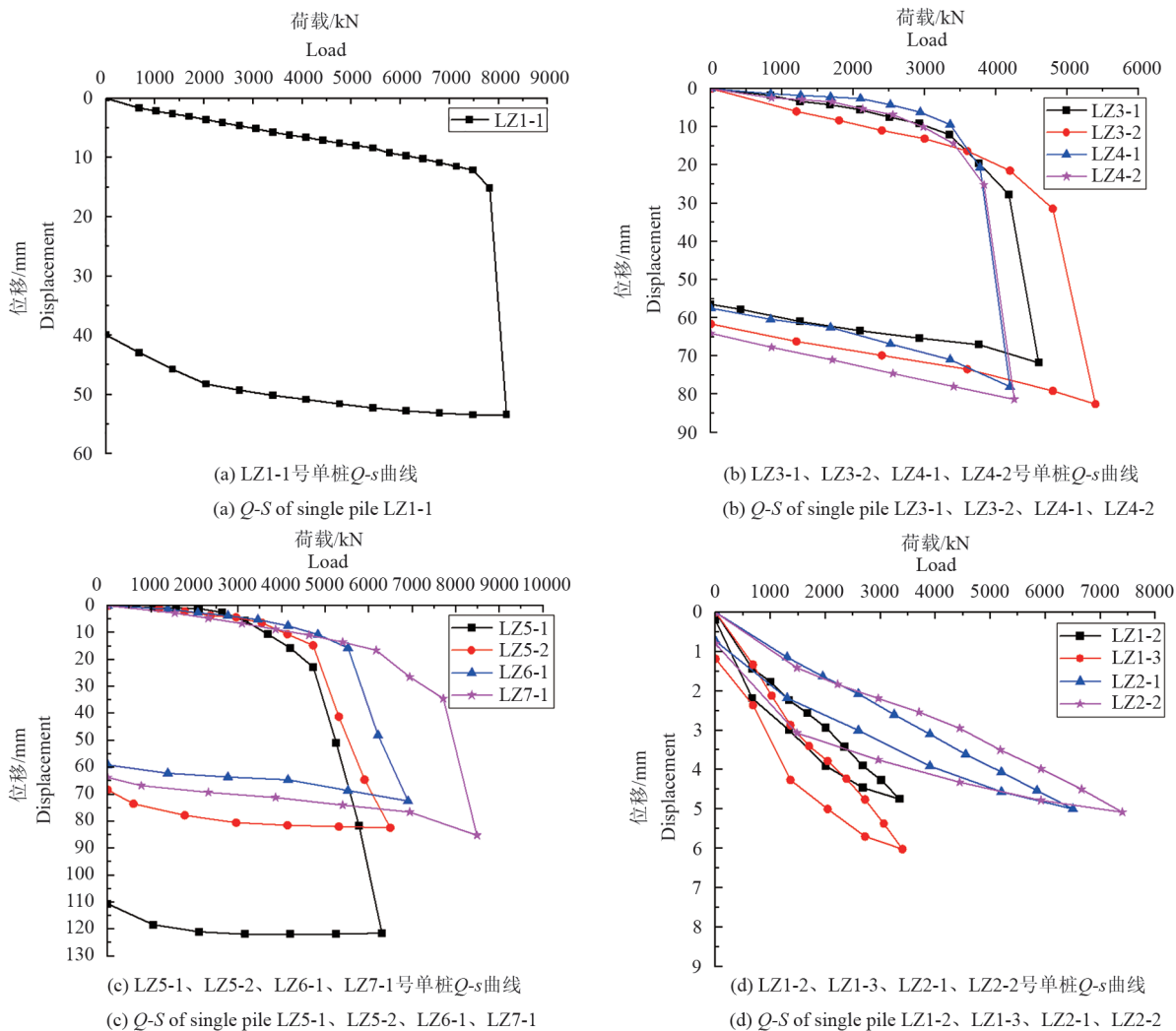


图 1 试验桩 $Q-s$ 曲线
Fig. 1 $Q-s$ curve of test pile

表 2 试验桩竖向抗压静载试验数据
Table 2 Vertical compressive static load test data of test piles

试验桩号 Test station	最大加载量/kN Maximum loading	最大位移量/mm Maximum amount of displacement	极限位移/mm Ultimate displacement	极限承载力/kN Ultimate bearing capacity	最大回弹量/mm Maximum Frequency	回弹率/% Spring rate
LZ1-1	8 160	53.41	15.20	7 820	13.50	25.28
LZ3-1	4 603	71.80	12.01	3 348	15.33	21.35
LZ3-2	5 400	82.59	21.50	4 200	20.95	25.37
LZ4-1	4 200	78.06	9.42	3 360	20.59	26.38
LZ4-2	4 260	81.36	14.38	3 408	17.32	21.29
LZ5-1	6 300	121.46	22.89	4 725	10.83	8.92
LZ5-2	6 490	82.36	14.74	4 720	14.02	17.02
LZ6-1	6 900	72.45	15.68	5 520	13.38	18.47
LZ7-1	8 481	85.18	16.54	6 168	21.46	25.19
LZ1-2	3 350	4.75	/	/	4.55	95.79
LZ1-3	3 400	6.02	/	/	4.84	80.40
LZ2-1	6 500	5.00	/	/	4.27	85.40
LZ2-2	7 400	5.08	/	/	4.28	84.25

3 黄河下游冲洪积地层单桩承载力数值模拟研究

既有桩基在长期服役期间,受复杂地质条件、长期荷载及环境侵蚀等因素影响,承载性能发生显著改变。鉴于对既有桩基二次利用需求,不宜开展破坏性现场静载试验,数值模拟成为获取单桩极限承载力的有效途径。

3.1 模型建立

根据 LZ1-1 号桩地质概况建立的三维模型如图 2 所示。基于边界效应控制要求,模型水平方向影响范围取 20 倍桩径,深度方向影响范围取 1.80 倍桩长,模型尺寸为 20 m×20 m×70 m。在模型 y-z 面施加 x 方向约束, x-z 面施加 y 方向的约束,在模型底部对 x、y、z 方向均施加边界约束。

桩体采用弹性模型,土体采用摩尔-库伦弹塑性模型,模型土层参数见表 3。

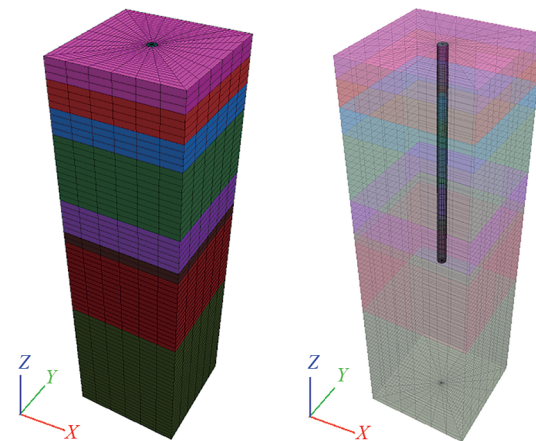


图 2 三维数值模型

Fig. 2 Schematic diagram of the three-dimensional numerical model

表 3 模型土层参数

Table 3 Model soil parameters

土层 Soil type	弹性模量/MPa Elastic modulus	泊松比 Poisson's ratio	黏聚力/kPa Cohesion	内摩擦角/° Internal friction angle	土体密度/kg·m ⁻³ Soil density
2-2 粉土	28	0.25	17	20	1 800
2-5 黏土	24	0.30	38	25	1 900
4-1 粉质黏土	26	0.28	25	25	1 850
5-1 粉质黏土	24	0.25	22	22	1 890
6-1 粉质黏土	22	0.27	27	26	1 950
7-1 粉质黏土	26	0.28	28	24	2 000
8-1 粉质黏土	25	0.27	26	28	2 030
9-1 粉质黏土	27	0.28	24	28	2 050
10-1 粉质黏土	26	0.25	28	30	2 050

由于桩体混凝土强度等级对承载力影响较小,本次数值方案中桩体均采用 C25 混凝土参数,其弹性模量为 30 GPa、泊松比为 0.20。为探究神经网络预测模型精度,扩充模型测试样本,在此基于正交设计原理,设计 2 因素 4 水平正交

试验表(表 4)。方案中桩径 d 分别为 1.20 m、1.40 m、1.60 m、1.50 m,桩长 L 分别为 30 m、35 m、40 m、45 m,共有 16 种不同组合方案。根据现场静载试验确定的 LZ1-1 号桩极限承载力为 7 820 kN,最大位移 15.20 mm,基于该结果对

模型进行调参。调参后 LZ1-1 号试验桩的极限承载力数值结果为 7 820 kN,最大位移 19.95 mm,与现场试验结果高度一致。此外,为与现场静载试验结果进行对比分析,同时对 LZ1-2、LZ1-3、LZ2-1、LZ2-2 号试验桩进行数值静载试验研究。

表 4 因素-水平表
Table 4 Factor-level table

水平 Levels	因素 Factors	
	桩径/m	桩长/m
	Pile diameter	Pile length
1	1.20	30
2	1.40	35
3	1.60	40
4	1.80	45

3.2 数值模拟结果分析

16 组单桩 $Q-s$ 曲线如图 3 所示。当桩径一致时,在低荷载阶段(0~3 000 kN),不同桩长对应

的位移差异较小,表明在此阶段,桩体与桩周土均处于弹性阶段,与现场静载试验所呈现的规律相符。当荷载超越弹性极限后,桩周土开始进入塑性变形。在此阶段,同等荷载条件下,较大桩径与桩长所产生的位移,相较于较小桩径与桩长时更小。一旦荷载超过承载力极限值,位移便会急剧增大且无法收敛,桩体迅速进入破坏状态。以图 3(a)为例,在施加荷载处于 0~3 000 kN 区间时,不同桩长的 $Q-s$ 曲线近乎完全重合,位移差异极小;当施加荷载在 3 000~5 440 kN 区间时,桩长 45 m 时产生的位移小于桩长 30 m 时的情况;而当施加荷载大于 5 440 kN 时,桩长 30 m 所产生的位移急剧增大且无法收敛。因此,对于桩径 1.2 m、桩长 30 m 的桩而言,此时已达到破坏状态,其极限承载力为上一级荷载 5 440 kN,此时对应的位移为 13.66 mm。其余单桩极限承载力结果见表 5。

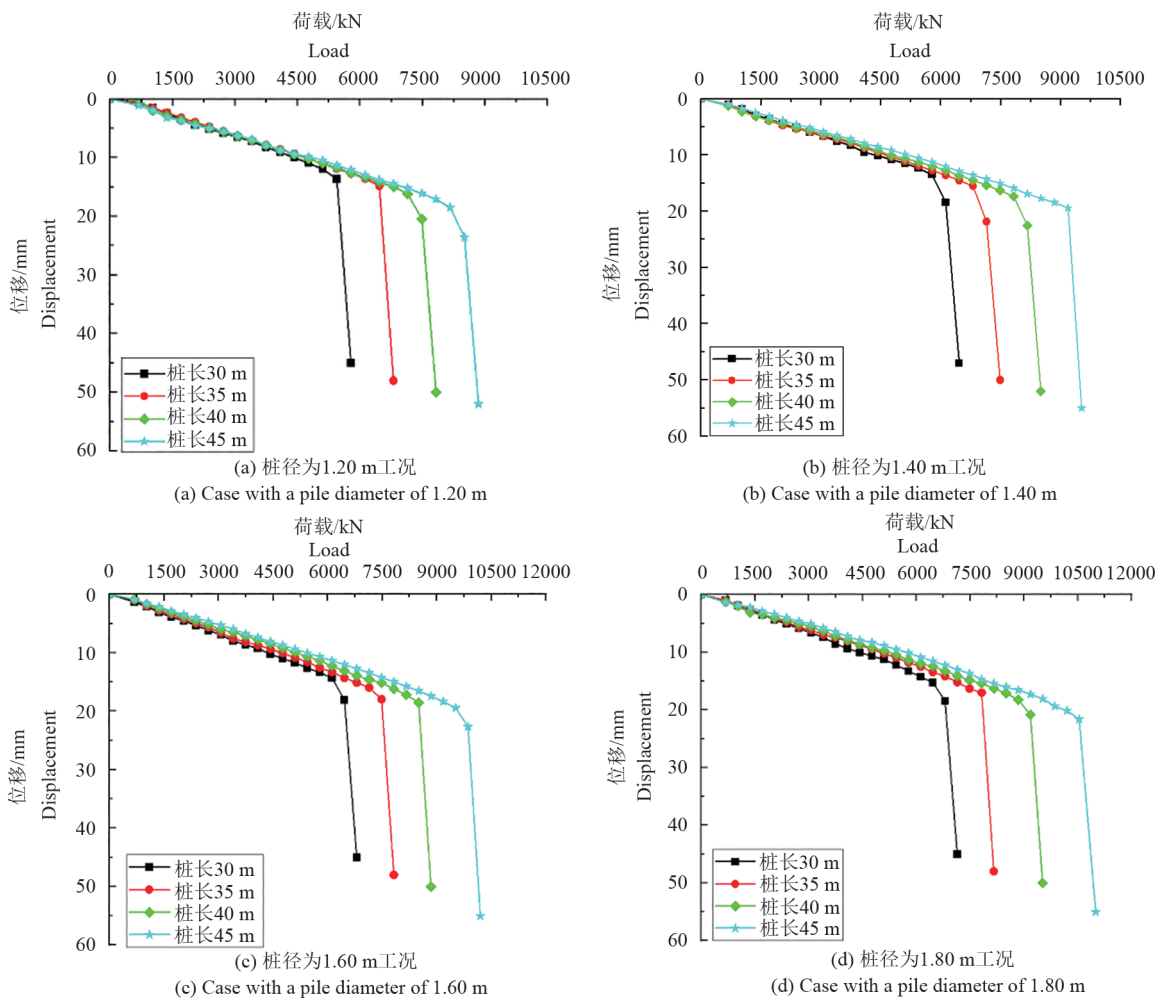


图 3 16 组单桩数值模拟 $Q-s$ 曲线
Fig. 3 Numerical simulation $Q-s$ curves of 16 single piles

表 5 16 组单桩极限承载力模拟结果

Table 5 Simulation results of ultimate bearing capacity from a single pile of 16 groups

编号 Number	桩径/m Pile diameter	桩长/m Pile length	极限位移/mm Ultimate displacement	极限承载力/kN Ultimate bearing capacity
1	1.20	30	13.66	5 440
2	1.20	35	14.82	6 460
3	1.20	40	20.46	7 480
4	1.20	45	23.57	8 500
5	1.40	30	18.40	6 120
6	1.40	35	21.83	7 140
7	1.40	40	22.53	8 160
8	1.40	45	19.41	9 180
9	1.60	30	18.09	6 460
10	1.60	35	17.97	7 480
11	1.60	40	18.58	8 500
12	1.60	45	22.68	9 860
13	1.80	30	18.44	6 800
14	1.80	35	16.99	7 820
15	1.80	40	20.83	9 180
16	1.80	45	21.59	10 540

试验桩数值模拟结果如图 4 和表 6 所示。LZ1-2、LZ1-3、LZ2-1、LZ2-2 号桩的极限承载力分别为 7 140 kN、7 820 kN、8 840 kN 和 9 520 kN，均大于其承载力桩基再利用设计值的 2 倍，表明既有桩基在荷载作用下仍具有充足的安全储备，其承载力可满足再次利用要求。

4 基于 PSO-BP 神经网络的单桩承载力预测

已有研究表明桩体几何参数和地层力学特性是影响钻孔灌注桩承载力的关键控制因素^[20-22]。因此，本研究选择桩长 L 、桩径 d 、桩周土黏聚力和内摩擦角的加权平均值为输入变量，单桩竖向极限承载力 Q_u 为输出变量。

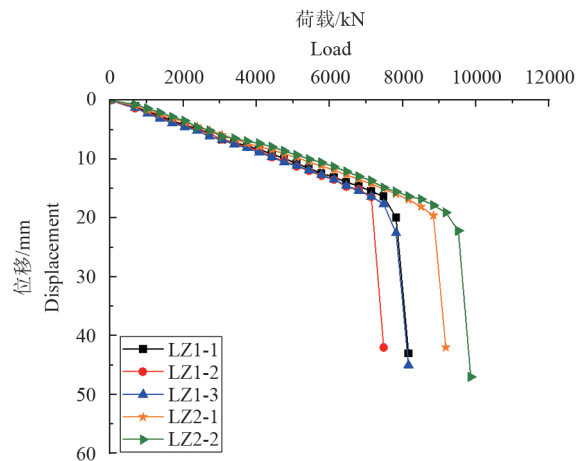


图 4 试验桩数值模拟 Q-s 曲线
Fig. 4 Numerical simulation Q-s curve of test pile

表 6 试验桩极限承载力结果

Table 6 Results of ultimate bearing capacity of test piles

编号 Number	桩径/m Pile diameter	桩长/m Pile length	极限承载力位移/mm Displacement at ultimate bearing capacity	极限承载力/kN Ultimate bearing capacity	再利用承载力设计值/kN Reuse the design value of the bearing capacity
LZ1-2	1.50	35	16.44	7 140	1 675
LZ1-3	1.50	37	22.56	7 820	1 700
LZ1-1	1.50	37	19.95	7 820	3 910
LZ2-1	1.60	41	19.59	8 840	3 250
LZ2-2	1.80	41	22.17	9 520	3 700

4.1 数据集构建与处理

综合多项相关研究成果^[23-26],共收集了 230 组(相似文献 201 组,本文 29 组)数据样本,各桩体几何参数、极限承载力和地层力学特性如图 5 所示。样本数据表明,桩长范围为 3.40~65.00 m,桩径范围为 0.50~1.80 m,桩周土黏聚力加权平均值分布在 5.45~37.12 kPa,桩周土内摩擦角加权平均值在 13.60~40.70°,单桩竖向极限承载力在 2 832~17 400 kN。数据集划分:训练集占比

80%(文献 184 组),测试集占比 20%(文献 17 组,本文 29 组)。

由于数据集中,变量量纲差异较大,通过归一化公式(式 1)对原始数据进行处理。

$$x' = \frac{x - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \quad (1)$$

式中, x 为原始数据中的某个特征值; x_{\min} 为该特征在整个数据集中的最小值; x_{\max} 为特征在整个数据集中的最大值; x' 归一化后的结果。

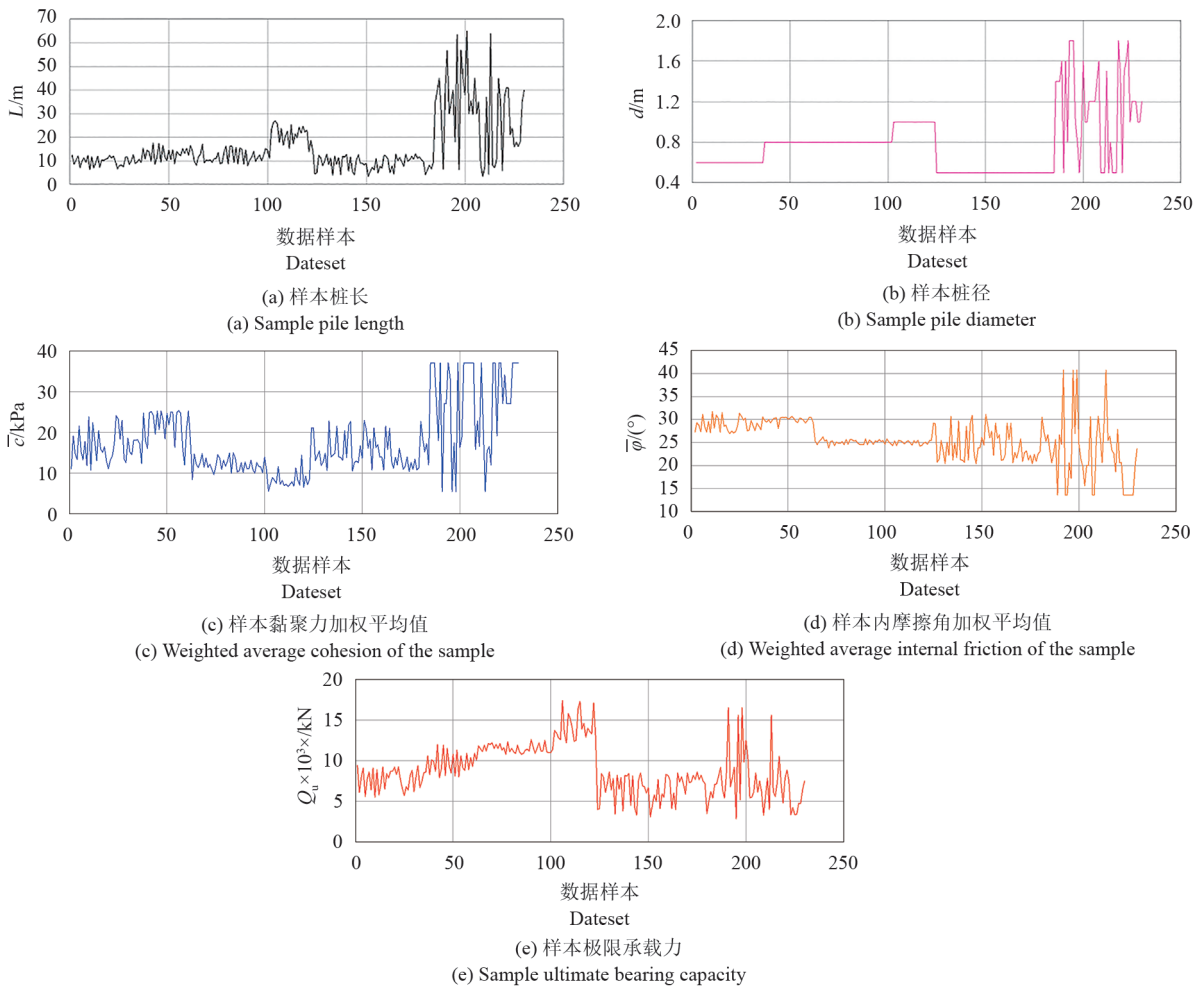


图 5 模型所用数据集
Fig. 5 Dataset used in the model

4.2 PSO 优化 BP 神经网络模型

BP 神经网络通过自适应调节权重参数实现对复杂问题的经验学习与泛化求解,但其在处理高维数据时易受初始参数敏感性影响,常收敛于局部最优状态。相较而言,粒子群优化算法凭借群体智能的全局搜索能力在参数寻优过程中展现出更强的跳出局部极值潜力。为此,针对 BP

神经网络在高维特征空间中存在的优化局限性,引入粒子群算法对其权阈值进行协同优化,形成具有全局收敛特性的混合智能模型。

4.2.1 粒子群优化算法原理 粒子群优化算法(Particle Swarm Optimization, PSO)是一种基于群体智能的优化算法,通过模拟鸟群或鱼群的社会行为,在搜索空间中寻找最优解。在 PSO 算法

中,每个个体被视为一个粒子,这些粒子在D维搜索空间中飞行,每个粒子都有自己的位置和速度。粒子通过跟踪两个“极值”来更新自己的位置,一个是粒子自身迄今为止找到的最优位置,称为个体极值;另一个是整个粒子群迄今为止找到的最优位置,称为全局极值。

在D维搜索空间中,第*i*个粒子的位置可以表示为一个D维向量 $X_i=(x_{i1},x_{i2},\dots,x_{iD})$,其速度为D维向量 $V_i=(v_{i1},v_{i2},\dots,v_{iD})$,其中*i*=1,2,...,N,N为粒子的数量。

粒子速度更新公式为:

$$v_{id}(t+1) = \omega v_{id}(t) + c_1 r_1 (p_{id}(t) - x_{id}(t)) + c_2 r_2 (g_d(t) - x_{id}(t)) \quad (2)$$

粒子位置更新公式为:

$$x_{id}(t+1) = x_{id}(t) + v_{id}(t+1) \quad (3)$$

式中, $v_{id}(t)$ 为粒子*i*在第*t*次迭代时第*d*维的速度; $x_{id}(t)$ 为粒子*i*在第*t*次迭代时第*d*维的位置; ω 为权重; c_1 和 c_2 为加速常数; r_1 和 r_2 为[0,1]之间的随机数; $p_{id}(t)$ 为粒子*i*在第*t*次迭代时第*d*维的个体极值位置; $g_d(t)$ 为整个粒子群在第*t*次迭代时第*d*维的全局极值位置。

4.2.2 PSO-BP神经网络模型构建 采用粒子群算法优化BP神经网络模型,替代传统的反向传播,具体流程如下:

(1)构建BP神经网络:确定输入层、隐藏层和输出层的神经元数量。

(2)设置粒子群算法参数:包括粒子数量、最大迭代次数、惯性权重、加速常数等。

(3)编码粒子:将BP神经网络的所有权重和阈值编码为一个粒子。

(4)初始化粒子群:在搜索空间内随机初始化每个粒子的位置,每个位置对应一组BP神经网络的权重和阈值;同时,为每个粒子随机初始化一个速度向量,用于更新粒子的位置。

(5)适应度函数定义与计算:适应度函数用于评估每个粒子对应的BP神经网络的性能,采用均方误差(MSE)作为适应度函数,即:

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_i)^2 \quad (4)$$

式中,N为样本数量, y_i 为真实输出, \hat{y}_i 为BP神经网络预测输出。适应度值越小,表示BP神经网络的性能越好。

(6)迭代更新粒子位置和速度,每次迭代中,

执行以下操作:

1)将每个粒子位置解码为BP神经网络的权重和阈值,然后使用训练数据进行前向传播,计算适应度值。

2)比较每个粒子当前的适应度值和其历史最优适应度值,若当前适应度值更好,则更新该粒子的个体最优位置。

3)比较所有粒子的个体最优适应度值,找出最优的适应度值和对应的粒子位置,作为全局最优位置。

4)根据式(2)~(3)更新每个粒子的速度和位置。

(7)终止条件判断:当全局最优适应度值在连续多次迭代中变化小于某个阈值时,终止迭代。

(8)获取最优权重和阈值:当满足终止条件时,全局最优位置对应的编码即为BP神经网络的最优权重和阈值。将这些最优权重和阈值应用到BP神经网络中。

(9)测试与评估:使用测试数据对优化后的BP神经网络进行测试,计算其性能指标,评估优化效果。

4.3 模型预测结果分析

为了比较PSO算法的优化效果,分别采用PSO-BP神经网络和BP神经网络模型对单桩承载力进行预测。两种模型下单桩极限承载力实际值和预测值对比如图6所示。由图6(a)可知,传统BP神经网络模型的预测值与实际值曲线存在明显偏离,测试样本在5~30、35~45附近单桩极限承载力值误差显著,在高荷载下BP神经网络模型预测欠佳。相比之下,图6(b)中PSO-BP模型的预测值在测试样本存在个别波动,但预测值与实际值曲线总体较为贴合。

模型误差分析结果如图7所示,模型性能指标对比见表7。由图7可知,PSO-BP神经网络模型预测单桩极限承载力误差多数控制在±2 000 kN以内,明显小于BP神经网络(±5 000 kN),PSO-BP神经网络模型预测精度更高。由表7知,PSO-BP神经网络模型的决定系数(R^2)为0.77,较BP神经网络模型($R^2=0.26$)提升了196.15%,平均绝对误差(MAE)和均方根误差(RMSE)分别降至1 284.09和1 622.64,较BP神经网络模型分别降低了约66%和62%,预测结果更接近实际值。

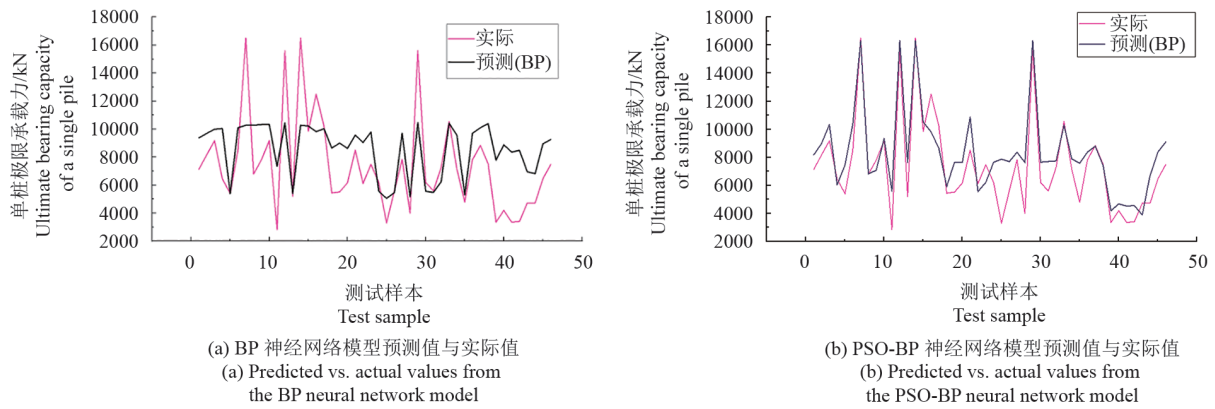


图 6 模型预测值与实际值对比

Fig. 6 Comparison between predicted value and actual value of the model

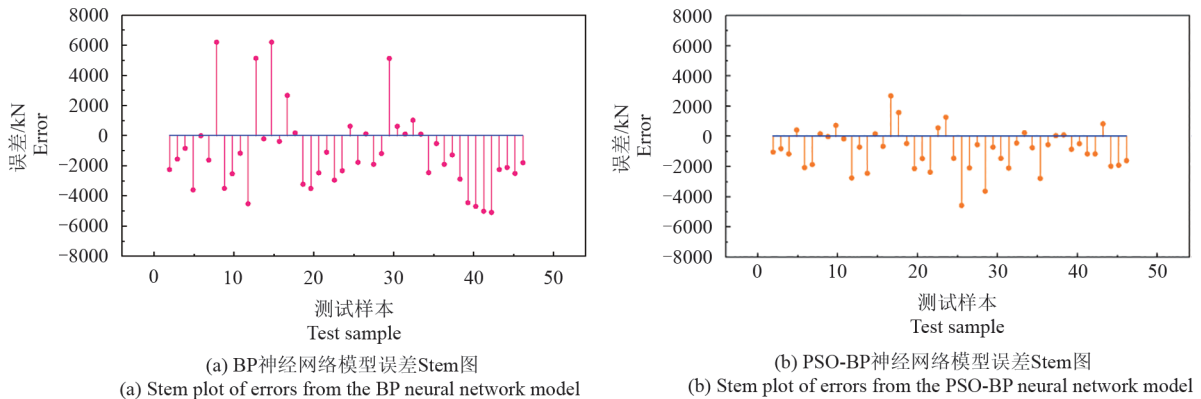


图 7 模型误差分析结果

Fig. 7 Model error analysis results

表 7 模型性能指标对比

Table 7 Comparison of model performance indicators

指标 Metric	BP 模型	PSO-BP 模型	改进幅度 Improvement rate
	BP Model	PSO-BP Model	
R2	0.26	0.77	+196.15%
MAE	2 333.97	1 284.09	-66.79%
RMSE	2 894.98	1 622.64	-62.55%

5 结论

本文通过现场试验、数值模拟和 PSO-BP 神经网络对既有桩基极限承载力进行了分析预测研究,得到以下结论:

(1)通过开展 9 根既有桩基的破坏性静载试验,明确了各桩的极限承载力情况。试验结果表明,9 根桩基的极限承载力均达到了再次利用设计要求的 2~3 倍,具备较高的安全储备。

(2)基于 4 根非破坏性试验桩数据分析,回弹率均大于 80%,桩-土体系具有优异弹性恢复

能力,表明了桩-土体系仍具有显著承载潜力;通过数值模拟结果对比,其极限承载力均大于静载试验所施加的最大荷载的 2 倍,为其再利用提供了科学依据。

(3)通过引入 PSO 算法优化 BP 神经网络模型,建立了基于 PSO-BP 神经网络的单桩极限承载力预测模型。与传统 BP 神经网络模型相比,PSO-BP 神经网络模型在预测精度上有显著提升。模型决定系数从 0.26 提升至 0.77,平均绝对误差从 2 333.97 降至 1 284.09,均方根误差从 2 894.98 降至 1 622.64,误差多可控在 $\pm 2\ 000$ kN 以内。该模型基于桩长、桩径及土体参数可实现快速准确预测,为既有桩基极限承载力评估提供了高效方法。

参考文献

- [1] 李镜培,徐子涵.长期受荷桩极限承载力的预测[J].上海交通大学学报,2021,55(04):380-386.
- [2] 罗红星,王兴国,宋 帅.桥梁桩基极限承载力预测方法比较[J].水利与建筑工程学报,2016,14(04):

- 127-134.
- [3] 张火兵. 静载试验在建筑桩基承载力检测中的应用探究[J]. 建设机械技术与管理,2024,37(06):91-93.
- [4] 宋士杰,段志强,郭伟,等. 分层土中超长钻孔灌注桩侧摩阻力预测方法讨论[J]. 中国水利水电科学研究院学报(中英文),2025,23(04):393-400+411.
- [5] 周宇,尚稳齐,狄生奎,等. 连续梁桥影响线识别与承载能力快速评估试验研究[J]. 振动与冲击,2024,43(07):334-344.
- [6] Thai P B, Nguyen D D, Thi Q A B, et al. Estimation of load-bearing capacity of bored piles using machine learning models[J]. Vietnam Journal of Earth Sciences,2022,44(4):470-480.
- [7] Reich Y. Machine learning techniques for civil engineering problems[J]. Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering,1997,12(4):295-310.
- [8] Xie C, Wang J, Wu Y H S. Application of deep learning in civil engineering: boosting algorithms for predicting strength of concrete[J]. Journal of Intelligent & Fuzzy Systems: Applications in Engineering and Technology,2023,45(5):9109-9122.
- [9] 郝小员,刘汉龙,高玉峰. 人工神经网络在水泥喷粉桩承载力设计计算中的应用[J]. 河海大学学报(自然科学版),2002(04):32-36.
- [10] 王建华. 神经网络法预估水泥搅拌单桩沉降[J]. 土木工程学报,1996(01):55-61.
- [11] 李刚. 基于神经网络的单桩竖向承载力预测[D]. 西安:西安建筑科技大学,2003.
- [12] Lee I M, Lee J H. Prediction of pile bearing capacity using artificial neural networks[J]. Computers and Geotechnics,1996,18(3):189-200.
- [13] Millán M A, Picardo A, Galindo R. Application of artificial neural networks for predicting the bearing capacity of the tip of a pile embedded in a rock mass[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2023,124:106568.
- [14] 李云峰,闫思行,冉斌斌,等. 基于遗传算法改进BP神经网络的桩基横向承载力预测[J]. 科技创新与应用,2024,14(33):30-33.
- [15] 徐华荣,刘刚. 基于修正的BP神经网络算法对桩基承载力预测方法研究[J]. 城市勘测,2018(01):163-167.
- [16] 杨博,张麇,苏荣华,等. 基于遗传算法优化BP神经网络圆柱壳结构可靠度分析[J]. 工程力学,2025,42(S1):16-22.
- [17] Kerem A, Saygin A. Scenario-based wind speed estimation using a new hybrid metaheuristic model: Particle swarm optimization and radial movement optimization[J]. Measurement and Control, 2019, 52 (5-6):493-508.
- [18] Moayedi H, Moatamediyan A, Nguyen H, et al. Prediction of ultimate bearing capacity through various novel evolutionary and neural network models[J]. Engineering with Computers,2020,36(2):671-687.
- [19] 浙江省交通工程管理中心.《公路工程桩基检测技术规范》(JTG 3363-2019)[S]. 北京:人民交通出版社,2020.
- [20] 陈似华. 大直径钻孔灌注桩荷载试验与承载性能分析[D]. 长沙:中南大学,2009.
- [21] 王俊林,王博,高有斌. 钻孔灌注桩荷载传递机理试验研究[J]. 河海大学学报(自然科学版),2007(04):430-433.
- [22] 陈强华,陈国铨,谢汝彬,等. 进入持力层不同深度对单桩承载力的影响[J]. 岩土工程学报,1981(01):16-27.
- [23] 姬宇杰. 基于BP神经网络和IRMO算法的单桩竖向极限承载力预测研究[D]. 长沙:中南大学,2023.
- [24] 丁何杰. 高速公路改扩建既有桥梁桩基注浆加固机理及工程应用[D]. 泰安:山东农业大学,2021.
- [25] 冯世进,柯瀚,陈云敏,等. 黄土地基中超长钻孔灌注桩承载性状试验研究[J]. 岩土工程学报,2004(01):110-114.
- [26] 李沅朔. 后压浆钻孔灌注桩竖向承载性能试验研究[D]. 郑州:郑州大学,2022.