

DOI:10.11918/202306001

卷积神经网络与随机场分析桩梁基础承载力

邓友生^{1,2}, 张克钦^{1,2}, 李文杰^{1,2}, 李 龙^{1,2}, 彭程谱³, 姚志刚^{1,2}

(1. 西安科技大学 建筑与土木工程学院, 西安 710054; 2. 西安科技大学 桩承结构研究中心, 西安 710054; 3. 哈尔滨工业大学 土木工程学院, 哈尔滨 150090)

摘要: 岩土体的参数在空间上随机分布, 为能更好地反应实际工程地质条件, 在桩基础承载力研究中考虑土体的不确定性, 并建立具有重要工程价值的承载力预测模型, 将基于随机场理论的岩土参数空间变异性引入桩梁基础的研究中, 采用数值方法建立桩梁基础与群桩基础的二维随机有限元模型分析承载能力, 并与模型试验结果验证。随后通过卷积神经网络建立土体参数随机场图像与基础极限承载力之间的模型进行承载力预测, 并基于预测模型研究不同参数的影响。结果表明: 考虑土体空间变异性的基础承载力与试验结果基本吻合, 随机结果均高于确定性分析; 随机场下桩梁基础与群桩基础的承载力均为正态分布; 采用卷积神经网络建立的基础承载力预测模型精度较高, 且可以用于参数分析, 基础承载力随着土体参数的增加而增加, 随变异系数的增加而下降。随机条件下, 桩梁基础的承载力高于群桩基础, 可以充分发挥土体强度并抵御参数不确定性带来的承载力损失。

关键词: 桩梁基础; 空间变异性; 随机场理论; 卷积神经网络; 承载力

中图分类号: TU473.1

文献标志码: A

文章编号: 0367-6234(2024)09-0124-07

Convolutional neural network and random field analysis for analyzing the bearing capacity of coupling beam pile foundation

DENG Yousheng^{1,2}, ZHANG Keqin^{1,2}, LI Wenjie^{1,2}, LI Long^{1,2}, PENG Chengpu³, YAO Zhigang^{1,2}

(1. School of Architecture and Civil Engineering, Xi'an University of Science and Technology, Xi'an 710054, China;

2. Pile-supported Structures Research & Test Center, Xi'an University of Science and Technology, Xi'an 710054, China;

3. School of Civil Engineering, Harbin Institute of Technology, Harbin 150090, China)

Abstract: The parameters of geotechnical are randomly distributed in space. To better reflect the actual engineering geological conditions, considering the uncertainty of soil in the study of foundation bearing capacity, establishing a bearing capacity prediction model holds significant engineering value. Incorporating spatial variability of geotechnical parameters based on random field theory into the study of coupling beam pile foundation, a two-dimensional random finite element model is established using numerical methods to analyze the bearing capacity of coupling beam pile foundation and pile foundation, validated against model test results. Subsequently, a convolutional neural network is employed to establish a model between the random field images of soil parameters and the ultimate bearing capacity of foundations for bearing capacity prediction, and the impact of different parameters is studied based on the prediction model. The results indicate that considering the spatial variability of soil, the foundation's bearing capacity is in basic agreement with experimental results, with random results consistently higher than deterministic analysis. Under random conditions, both coupling beam pile and pile foundations exhibit normally distributed bearing capacities. The accuracy of the bearing capacity prediction model established using convolutional neural networks is high and can be utilized for parameter analysis. The bearing capacity of foundations increases with increasing soil parameters and decreases with increasing coefficient of variation. Under random conditions, the bearing capacity of coupling beam pile foundation is higher than that of pile foundation, effectively leveraging soil strength to withstand bearing capacity loss caused by parameter uncertainties.

Keywords: coupling beam pile foundation; spatial variability; random field theory; convolutional neural network; load bearing capacity

收稿日期: 2023-06-01; 录用日期: 2023-08-03; 网络首发日期: 2024-05-09

网络首发地址: <https://link.cnki.net/urlid/23.1235.T.20240509.1148.002>

基金项目: 国家自然科学基金(51878554, 41672308); 陕西省自然科学基金基础研究计划重点项目(2018JZ5012)

作者简介: 邓友生(1969—), 男, 教授, 博士生导师

通信作者: 邓友生, dengys2009@126.com

在岩土工程分析中,确定岩土材料参数非常重要,以往研究大多通过有限的钻孔数据或土工试验确定岩土参数并进行确定性分析,承载力计算结果与实际差异较大^[1]。实际岩土材料的物理力学性质具有显著的非均质性,不同位置的土性既有差异又有一定相关性,即参数的空间变异性^[2]。文献[3]首先基于随机场理论描述了土体参数的空间变异性,在此基础上,文献[4]研究了考虑土体不确定性的单桩基础承载力并分析其可靠性。文献[5]探讨了不同变异系数下的单桩竖向承载力,随变异系数的增加,承载力均值逐渐减小。文献[6]基于随机场理论分析了群桩基础的承载力可靠性。

近年来,人工智能在岩土工程领域得到了广泛的应用^[7],较多学者采用智能算法对桩基础承载力进行预测,文献[8]通过BP神经网络对碎石桩承载力进行预测,得到的最大误差仅为3.8%。文献[9]通过人工神经网络对水平受荷的单桩与群桩进行极限承载力预测,得到较好的结果。文献[10]建立了支持向量机的超长直径钢管桩承载力预测模型,误差均不超过5%。可以用于建立预测模型的智能算法较多,本文基于处理图像数据的适用性^[11],选择卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)进行预测模型建立。

随着城镇化的发展,城市新建房屋大多为高层或超高层建筑,这对地基承载能力与稳定性提出了

更高的要求。为此,文献[12]对具有较高承载力的桩梁基础高层建筑地基进行了研究,其通过在传统桩-承台基础的桩顶上连接连梁结构,使连梁承担一定荷载并对荷载进行分配,极大提高了基础承载力。文献[13]对其承载能力与结构优化进行了研究,但其研究是在单一土体参数下进行的,本文在此基础上引入随机场理论,考虑随机土体参数下的桩梁基础承载能力,并设置群桩进行对照,同时基于生成的随机场数据进行CNN模型训练得到承载力预测模型,并通过模型进行参数分析。

1 模型概况

1.1 模型试验

缩尺模型试验的相似比选为1:10,桩长90 cm,桩径4 cm,桩间距18 cm,连梁高度10 cm,连梁宽度5 cm,承台高5 cm。模型箱尺寸为4.00 m×1.95 m×1.70 m。选用强度较高的榉木制作模型桩,其密度近似为0.7 g/cm³。地基填土采用经过筛分的黄土,其密度为1.94 g/cm³,在模型箱中将其分层夯实,并压密找平,随后静置多日使土体固结。共分八级施加竖向荷载,每级荷载476.74 kN,位移计布置在加载板表面,数据采集系统采用东华测试DH3821静态数据采集仪,试验示意图如图1所示。由于本试验主要用于验证有限元沉降分析结果,因此对应变片布置及数据处理等试验过程不过多介绍。

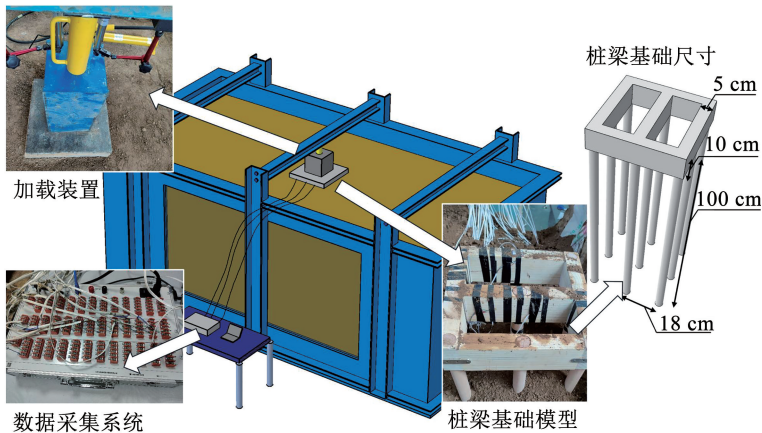


图1 模型试验示意图

Fig. 1 Model test diagram

1.2 有限元模型

根据模型试验尺寸,通过相似比换算得到桩梁基础的足尺有限元模型。由于本研究需要计算大量模型,为保证计算效率,本文采用二维有限元模型,网格单元为CPE4R平面应变单元,土体共划分5 211个网格,桩体划分940个网格,承台60个网格。桩与土体参数采用模型试验中的实测值,如表1所示。桩-土接触采用“硬”接触与“罚”函数

定义摩擦,摩擦系数为0.5。取50 mm为基础允许的最大沉降^[14],采用位移加载法控制承台顶沉降50 mm,并提取对应荷载为基础极限承载力。由群桩桩顶连接连梁即可得到桩梁基础,为对比分析加入连梁结构的作用,建立相同尺寸的3×3群桩有限元模型为对照组,模型的基本设置与桩梁基础均相同,有限元模型示意图及网格划分情况如图2所示。

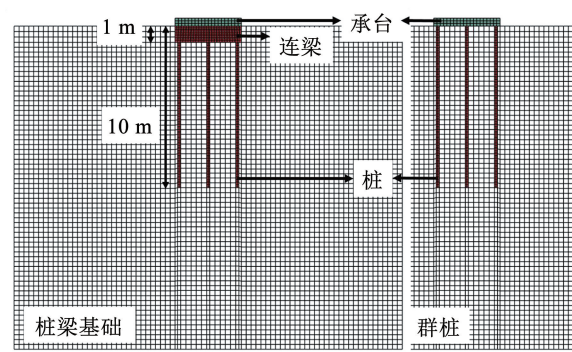


图 2 有限元模型示意图与网格划分

Fig. 2 Finite element model diagram and meshing

表 1 材料参数

Tab. 1 Material parameters

模型部件	密度/ ($\text{kg}\cdot\text{m}^{-3}$)	弹性模量/ MPa	泊松比	黏聚力/ kPa	内摩擦角/ ($^{\circ}$)
土体	1 940	7.99	0.32	29.75	15
桩体	7 000	30 000	0.30		

2 计算方法

2.1 随机场理论

随机场可以模拟岩土参数的空间变异性和不确定性,任意两个不同位置的岩土参数存在一定的相关性,依据文献[15]的研究结果选用较为简单的指数型自相关函数予以表征,表达式为

$$\rho_{ij}(x,y)=\exp\left[-2\left(\frac{|x_i-x_j|}{\delta_h}+\frac{|y_i-y_j|}{\delta_v}\right)\right]\tag{1}$$

式中: x_i 、 x_j 、 y_i 、 y_j 分别为第*i*、*j*个单元的*x*、*y*方向坐标, δ_h 、 δ_v 分别为水平与竖直方向的波动值。

为了在有限元中应用随机场需进行随机场离散化,将得到的自相关系数矩阵 Cholesky 分解后得到下三角矩阵 L_1 ,随机参数矩阵 ξ 经过拉丁超立方抽样与 Cholesky 分解后得到另一个下三角矩阵 L_2 ,通过式(2)即可得到相关标准高斯随机场 H^D :

$$H^D(x,y)=L_1\xi L_2^T\tag{2}$$

假定岩土参数服从对数正态分布,即可得到相关对数正态随机场:

$$H(x,y)=\exp(\mu_{\ln i}+\sigma_{\ln i}H^D(x,y))\tag{3}$$

式中 $\mu_{\ln i}$ 与 $\sigma_{\ln i}$ 分别为正态变量 $\ln i$ 的均值与标准差。

根据式(3)即可计算每一单元对应的随机材料参数值。

2.2 随机有限元法

将随机场理论应用于有限元中形成随机有限元方法,具体实现方法:首先建立 1.2 节的确定性模型,随后通过 MATLAB 编写随机场生成算法改写确定性模型的 INP 文件,一次性生成 1 000 个随机场,最后通过 Python 编写批量提交 INP 脚本对随机场进行计算并输出荷载-位移曲线与极限承载力。

本文模型试验中采用的土均为西安地区的黄土,选取土体弹性模量 E 、黏聚力 c 及摩擦角 φ 为随机变量,根据文献[16]得到其水平方向波动分别为 5 m、17.054 m 和 5.107 m,竖直方向的波动取水平波动的 1/10。考虑土体固结沉降引起的沿深度方向的参数增加现象,根据文献[17]统计的黄土参数,深度每增加 1 m, E 、 c 、 φ 分别增加 100 kPa、1 kPa 以及 0.5°,变异系数均设置为 0.2。图 3 展示了一组生成的随机参数场,图中可以明显观测到土体的成层性以及参数随深度增加的现象。

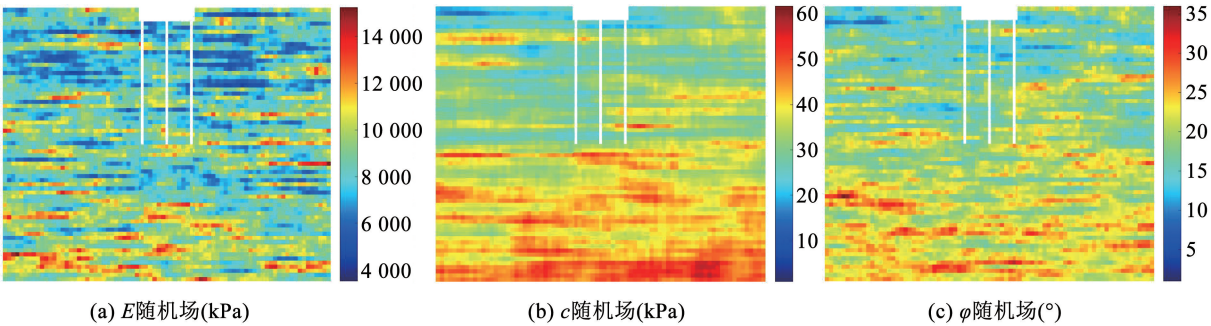


图 3 随机材料参数分布场

Fig. 3 Random material parameter distribution field

2.3 CNN 模型的建立

CNN 是一种处理二维输入数据的多层人工神经网络,可以从复杂的图像中提取有意义的信息,并用于分类、识别和分割等任务,因此在图像识别领域具有较多的应用^[18]。CNN 主要由输入层、卷积层(convolutional layer)、池化层(pooling layer)、全连接

层(fully connected layer)以及输出层组成,其中卷积层与池化层一般交替设置。卷积层通过可学习的滤波器(filter)对输入的图像进行卷积,得到输出特征图。滤波器为特定的权值,其通过不断学习调整这些权值,使 CNN 自适应地提取图像的特征。池化层通过对特征图进行采样操作,保留其最显著的特征,

减小模型的计算量。全连接层则将多维特征向量连接成一维,传递到后面的分类器中进行分类^[19]。

本文采用 MATLAB 中的深度学习工具箱进行 CNN 训练,主要流程如图 4 所示,实现方法:首先通过 MATLAB 读取 1 000 个随机场 INP 文件生成 E 、 c 、 φ 的随机场灰度图像,并调整图像大小以适应

CNN 的输入需要,随后将其装载为图像数据。将随机场数据与对应有限元计算得到的极限承载力数据共同输入 CNN 模型中进行训练,随机选取 30% 的数据作为验证集,70% 的数据作为训练集进行学习,训练算法选为随机梯度下降动量法,即可得到承载力预测模型。

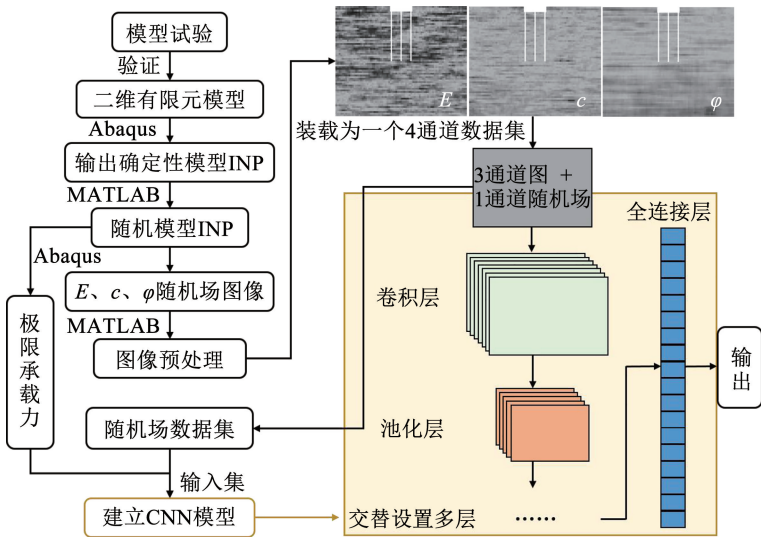


图 4 CNN 模型技术路线

Fig. 4 CNN model technique route

3 计算结果与分析

3.1 承载力分析

提取通过相似比转换后的模型试验与有限元分析的荷载-沉降曲线,如图 5 所示。确定性分析的计算结果与试验值差异较大。但考虑岩土参数随机性后,其平均荷载-沉降曲线与模型试验的结果吻合度较好,表明采用随机分析得到的结果与实际符合度更高。对比确定性结果与随机结果可以发现,

随机分析的基础承载力均大于确定性分析的基础承载力,在传统确定性分析中,由于较难实现土体参数随深度增加的情况,因此一般不考虑这一现象,而随机场模型可以方便地使土体参数随深度增加,增强桩侧及桩底土强度,使基础承载能力得到提升。对比群桩和桩梁基础,两者的荷载-沉降曲线发展趋势大致相同,桩顶连梁结构的加入,使桩梁基础相当于一种顶部扩大头桩,其承载能力远高于群桩基础,平均提升了 15%。

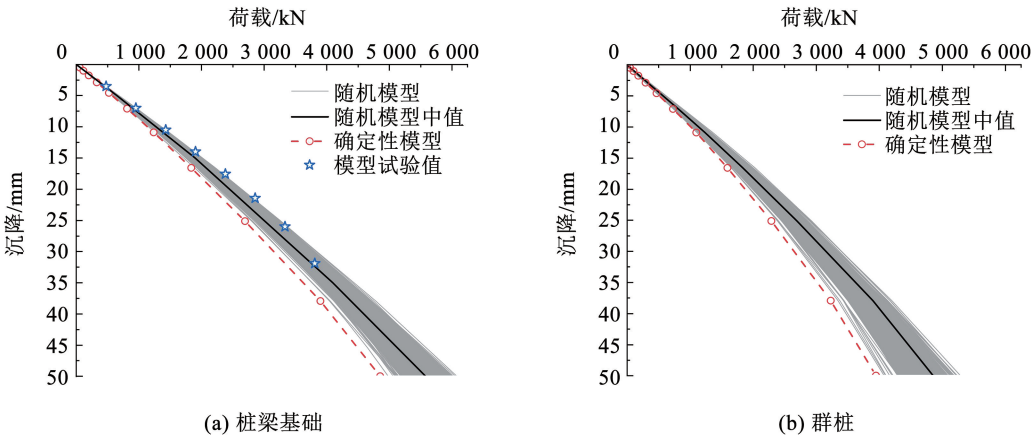


图 5 荷载-沉降曲线

Fig. 5 Load-settlement curve

提取基础极限承载力的频率分布如图 6 所示。桩梁基础与群桩的极限承载力分布均服从对数正态分布,桩梁基础的极限承载力分布更为集中,分布最多的区间频率超过了 25%,而群桩中分布则较为分

散,且跨度较大。从极限承载力分布图中可以明显得知桩梁基础的承载能力优于群桩,其主要分布在 5 000 ~5 100 kN 之间,而群桩仅在 4 700 ~4 800 kN 之间。

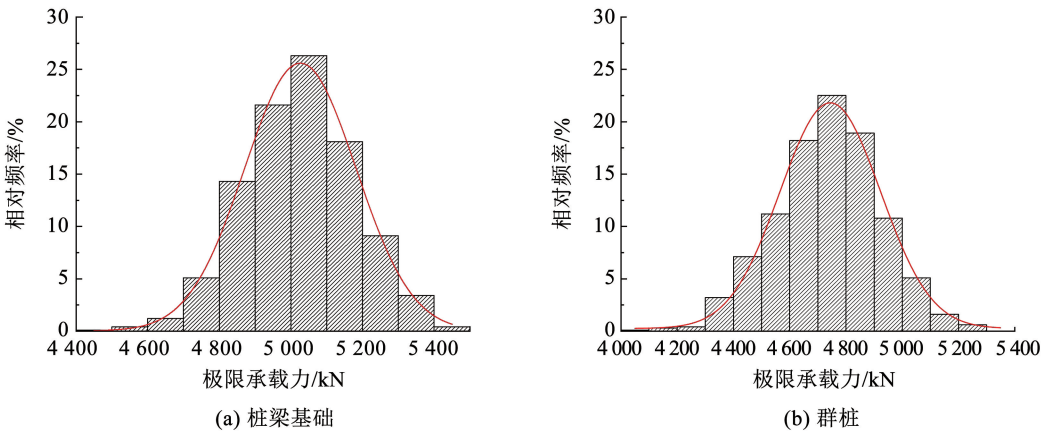


图 6 极限承载力频率分布直方图

Fig. 6 Frequency distribution histogram of ultimate bearing capacity

3.2 承载力预测模型

图 7 展示了 CNN 模型的均方根误差 (RSME) 随训练进度下降的曲线,在迭代次数达到 250 次后已经基本趋于稳定,表明训练过程没有发生过拟合现象,由于本文预处理时对输入 CNN 的数据归一化在 0 ~10 之间,最终得到的 RSME 为 2. 135 5,表明了较好的训练结果。

提取桩梁基础与群桩经过 CNN 训练的极限承载力预测值与真实值对比,如图 8 所示。相关系数 R^2 由训练集计算得出,两者建立的预测模型均具有较好的相关系数,虽然群桩模型的离散性更大,但在可接受的范围内,表明了预测模型的准确性。与

训练集相比,验证集数据点拟合度较低,误差较大,这说明模型训练过程中没有欠拟合现象。采用随机场理论与 CNN 模型训练得到的结果可以较好地用于桩基础承载力预测。

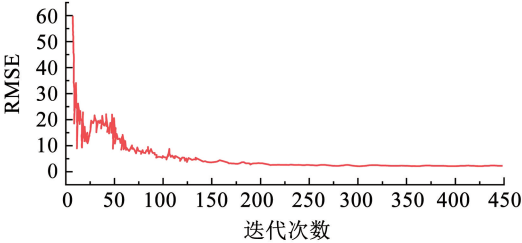


图 7 CNN 训练过程

Fig. 7 CNN training process

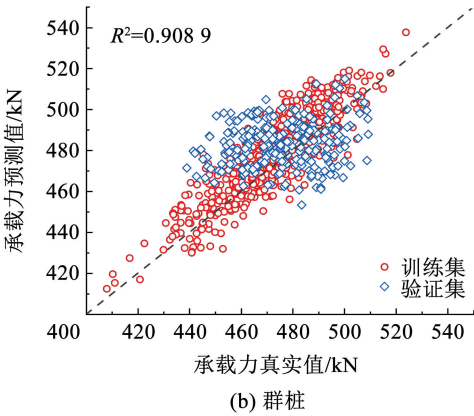
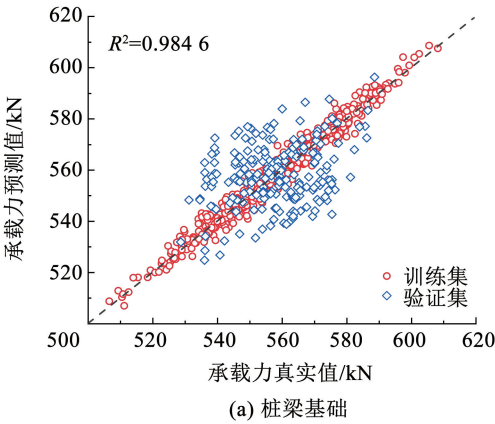


图 8 桩梁基础承载力预测值与真实值对比

Fig. 8 Comparison of predicted and true values of bearing capacity of coupling beam pile foundation

3.3 基于预测模型的参数分析

通过 CNN 建立桩梁基础与群桩基础的承载力

预测模型后,对本模型进行变参数分析。改变桩梁基础中的土体 E 、 c 、 φ 与群桩基础中的土体 E' 、 c' 、 φ'

以及对应的变异系数取值,分别取土体参数基准值的 0.5、0.7、1.5、2 倍进行分析,取变异系数为 0.1、0.2、0.3、0.4,生成随机场图像数据输入模型中得到对应的承载力,如图 9、10 所示。

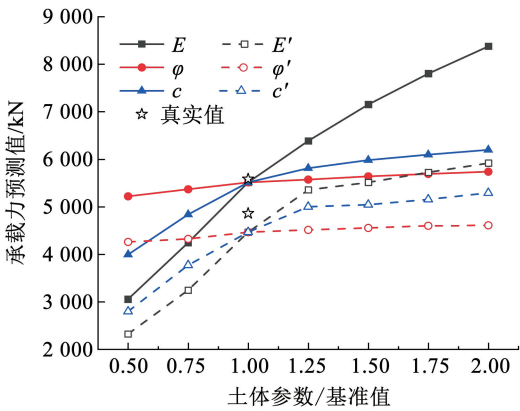


图 9 土体参数与基础承载力关系

Fig. 9 Soil parameters and bearing capacity

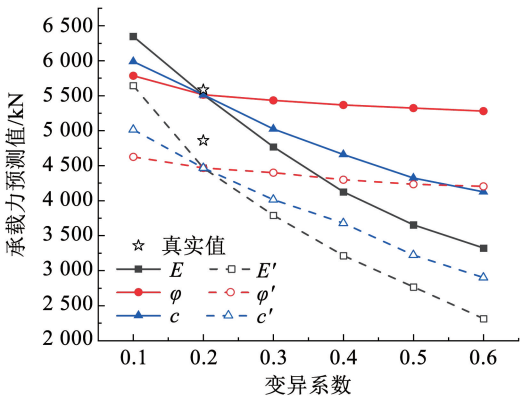


图 10 变异系数与基础承载力关系

Fig. 10 Variation coefficient and bearing capacity

由图 9 可以看出,随着土体参数的增加,两种基础的承载能力不断增大。不同的土体参数对于承载力的影响不同,分别将 3 种参数从 0.5 倍增加到 2 倍, E 、 c 、 φ 对应的极限承载力分别增加了 174.22%、9.93%、55.20%,其中参数 E 变化的影响最大,而 c 对承载力几乎没有影响,对比图 10 的变异系数发现,其基本发展规律与图 9 相同,仍为参数 E' 的影响最大,其次为 φ' ,而 c' 几乎无影响。但是随着变异系数的增加,岩土参数的空间不确定性增加,参数的离散性增强,因此会导致基础承载力的下降。对比桩梁基础与群桩基础可以发现,群桩在土体参数较高时承载力的增长小,这是因为群桩的承载能力小于桩梁基础,即使土体增强,但基础难以承受更多荷载,使得其承载力增长较慢。桩梁基础在变异系数较大时的承载力下降较慢,而群桩则出现了较大的下降趋势,说明随着不确定性的增加,拥有更好承载能力的桩梁基础可以有效抵御这种不确定

性,保证基础安全性。

本文建立的 CNN 模型得到的承载力预测值与真实值之间的吻合度较好,桩梁基础的相对误差为 1.29%,群桩的相对误差为 8.79%。利用训练好的 CNN 模型可以快速进行不同参数间的分析,得到的结果较为精确,有效避免了有限元分析需要大量重复建模与计算的工作量,为不同参数下的基础承载力分析提供了新方法。

4 结 论

本文建立二维随机有限元模型研究桩梁基础的承载能力,并验证了模型试验结果,随后通过 CNN 模型对随机土体参数与极限承载力进行学习,建立承载力预测模型,并进行参数分析。主要结论如下:

- 1) 采用随机有限元法计算的结果优于确定性有限元,与模型试验的结果吻合度较高,随机有限元计算的承载力均大于确定性分析。
- 2) 采用随机有限元得到的基础极限承载力分布服从对数正态分布,桩梁基础的承载力高于群桩基础的承载力,平均提升了 15%。
- 3) 通过随机场图像与相应有限元计算结果训练 CNN 模型建立承载力预测模型的方法是可行的,且预测模型的准确度较高。
- 4) 训练好的 CNN 模型可以快速进行参数分析,其结果较为精确。基础承载力随着土体参数的增加而增加,随变异系数增加而下降。桩梁基础承载能力强于群桩承载能力,使其可以充分发挥土体强度并抵御参数的不确定性。

参考文献

[1] 余翔, 孔宪京, 邹德高, 等. 土石坝-覆盖层-基岩体系动力相互作用研究[J]. 水利学报, 2018, 49(11): 1378
YU Xiang, KONG Xianjing, ZOU Degao, et al. Study on the dynamic interaction of earth dam-overburden-bedrock system[J]. Journal of Hydraulic Engineering, 2018, 49(11): 1378

[2] 张征, 刘淑春, 鞠硕华. 岩土参数空间变异性分析原理与最优估计模型[J]. 岩土工程学报, 1996, 18(4): 40
ZHANG Zheng, LIU Shuchun, JU Shuohua. The optimum estimation model and the principle of spatial variability analysis of rock and soil parameters[J]. Chinese Journal of Geotechnical Engineering, 1996, 18(4): 40

[3] VANMARCKE E H. Random fields analysis and synthesis[M]. Cambridge: MIT Press, 1983

[4] CAI Y, FRASER B, GAUDIN C, et al. A framework for the design of vertically loaded piles in spatially variable soil[J]. Computers and Geotechnics, 2021, 134: 104140

[5] 杨剑, 黎冰, 鲍安琪, 等. 土体强度的空间分布形式对单桩承载力的影响[J]. 水利水运工程学报, 2022(1): 97
YANG Jian, LI Bing, BAO Anqi, et al. Influence of the spatial

distribution of soil strength on the bearing capacity of single pile[J]. Hydro-Science and Engineering, 2022(1): 97

[6]KHORRAMIAN K, ALHASHMI A E, OUDAH F. Optimized active learning Kriging reliability based assessment of laterally loaded pile groups modeled using random finite element analysis[J]. Computers and Geotechnics, 2023, 154: 105135

[7]陈湘生, 洪成雨, 苏栋. 智能岩土工程初探[J]. 岩土工程学报, 2022, 44(12): 2151
CHEN Xiangsheng, HONG Chengyu, SU Dong. Intelligent geotechnical engineering [J]. Chinese Journal of Geotechnical Engineering, 2022, 44(12): 2151

[8]渠建伟. 基于 BP 神经网络的振冲碎石桩复合地基承载力预测[J]. 铁道建筑, 2017(4): 87
QU Jianwei. Bearing capacity prediction of vibro-replacement crushed stone piles composite foundation based on bp neural network [J]. Railway Engineering, 2017(4): 87

[9]KHARI M, ARMAGHANI D J, DEHGHANBANADAKI A. Prediction of lateral deflection of small-scale piles using hybrid PSO-ANN model [J]. Arabian Journal for Science and Engineering, 2019, 44: 3499

[10]张明远, 宋华珠, 李彬, 等. 基于 ICA-SVM 的超长直径钢管桩承载力预测[J]. 岩土力学, 2012, 33(9): 2759
ZHANG Mingyuan, SONG Huazhu, LI Bin, et al. Prediction for bearing capacity of large-diameter and super-long steel pipe pile based on ICA-SVM[J]. Rock and Soil Mechanics, 2012, 33(9): 2759

[11]罗荣辉, 袁航, 钟发海, 等. 基于卷积神经网络的道路拥堵识别研究[J]. 郑州大学学报(工学版), 2019, 40(2): 18
LUO Ronghui, YUAN Hang, ZHONG Fahai, et al. Traffic jam detection based on convolutional neural network [J]. Journal of Zhengzhou University(Engineering Science), 2019, 40(2): 18

[12]DENG Y S, ZHANG K Q, LI W J, et al. Optimization of beam parameters for coupling beam pile structure foundations under vertical loading [J/OL]. Structural Design of Tall and Special Buildings . (2023-02-18). <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1002/tal.2007>

[13]DENG Y S, ZHANG K Q, YAO Z G, et al. Parametric analysis and multi-objective optimization of coupling beam-pile structure foundation[J]. Ocean Engineering, 2023, 280: 114724.

[14]吴锋波. 建(构)筑物的变形控制指标[J]. 岩土力学, 2010, 31(增刊2): 308
WU Fengbo. Deformation controlling indices of buildings and structures[J]. Rock and Soil Mechanics, 2010, 31(Sup.2): 308

[15]蒋水华, 李典庆, 周创兵, 等. 考虑自相关函数影响的边坡可靠度分析[J]. 岩土工程学报, 2014, 36(3): 508
JIANG Shuihua, LI Dianqing, ZHOU Chuangbing, et al. Slope reliability analysis considering effect of autocorrelation functions [J]. Chinese Journal of Geotechnical Engineering, 2014, 36(3): 508

[16]南亚林. 黄土地区土性参数的统计分析及其在公路边坡中的应用[D]. 西安:长安大学, 2006
NAN Yalin. Statistical analysis on soil property parameter and its application to highway slope in loess area [D]. Xi'an: Chang'an University, 2006

[17]周飞燕, 金林鹏, 董军. 卷积神经网络研究综述[J]. 计算机学报, 2017, 40(6): 1229
ZHOU Feiyan, JIN Linpeng, DONG Jun. Review of convolutional neural network[J]. Chinese Journal of Computers, 2017, 40(6): 1229

[18]卢宏涛, 张秦川. 深度卷积神经网络在计算机视觉中的应用研究综述[J]. 数据采集与处理, 2016, 31(1): 1
LU Hongtao, ZHANG Qinchuan. Applications of deep convolutional neural network in computer vision[J]. Journal of Data Acquisition and Processing, 2016, 31(1): 1

[19]姬建, 姜振, 殷鑫, 等. 边坡随机场数字图像特征 CNN 深度学习及可靠度分析[J]. 岩土工程学报, 2022, 44(8): 1463
JI Jian, JIANG Zhen, YIN Xin, et al. Slope reliability analysis based on deep learning of digital images of random fields using CNN [J]. Chinese Journal of Geotechnical Engineering, 2022, 44(8): 1463