

基于深度学习的 CFG 桩复合地基承载力预测

王锡琴,钱珂江,向清廉,石 洋,李 佳

(成都大学 建筑与土木工程学院,四川 成都 610106)

摘 要:水泥粉煤灰碎石桩复合地基承载力是衡量工程质量的重要依据之一.针对其承载力难以合理确定的问题,考虑5项主要影响因素,将收集到的实际工程数据进行非线性回归分析,得出影响因素与承载力的相关性,再将其带入基于深度学习算法且结合K折交叉验证的深度神经网络模型中进行学习训练,并不断对模型进行调优以得到承载力及其影响因素的非线性映射.预测结果显示,基于深度学习的水泥粉煤灰碎石桩复合地基承载力预测是可行的,具有较大的应用潜力.

关键词:复合地基;水泥粉煤灰碎石桩;承载力预测;深度学习

中图分类号:TU473.1

文献标识码:A

0 引 言

水泥粉煤灰碎石(Cement fly-ash gravel, CFG)桩复合地基是由CFG桩、桩间土和褥垫层一起形成的^[1].它的承载力直接体现了施工质量的优劣,由于其影响因素众多,且各因素间相互作用,采用半经验半理论公式计算得到的承载力通常都偏于保守,而通过原位实验方法能较准确地确定其承载力,但人力、物力及时间成本耗费较多.许多研究者将机器学习技术用于复合地基承载力预测中,例如,闫冠勇^[2]采用支持向量机和粒子群优化算法相结合的方式对CFG桩复合地基承载力预测,姜伟等^[3]通过遗传神经网络对其进行预测.研究发现,深度学习能够表现影响因素与目标值的非线性关系与复杂性.为了得到一种较准确、泛化能力更强及对实际工程具有较高价值的复合地基承载力预测模型,本研究采用深度学习预测来确定CFG桩复合地基承载力.

1 影响因素选取

CFG桩复合地基承载力影响因素有很多,而影响因素的数据特征对模型的表现影响较大,本研究结合工程实况,选取了5个具有代表性、连续性的数据特征作为影响因素^[4-6].

此5个影响因素为:孔隙比、液性指数(为土

体力学特性)、有效桩长、桩径(为桩身参数)及面积置换率.

通过此5个影响因素作为输入项,实际测得的CFG桩复合地基承载力特征值作为目标值,即输出项,从而构建深度神经网络模型的样本数据.

2 基于深度学习的预测模型

2.1 基于深度学习的预测模型结构

深度学习是指基于样本数据通过一定的训练方法得到包含由多个单层非线性网络叠加而成的深度神经网络结构的机器学习过程^[7].本研究借助Keras深度学习抽象平台搭建深度神经网络模型,该模型包含以层构成的网络、激活函数、损失函数、验证损失函数、优化器和K折交叉验证模型.

预测模型由4层深度神经网络模型组成,结构为128-256-64-1,输入层设置128个节点,隐含层有2层,各层节点数分别为256和64,输出层只有1个节点,如图1所示.深度学习算法采用自动反向传播(Back propagation, BP)算法,分为向前传播与向后传播.向后传播是根据向前传播得出的输出值与实际目标值通过损失函数体现的,以实现每个神经元权重与每层偏置的自动更新.

收稿日期:2020-05-12

作者简介:王锡琴(1972—),女,博士,教授,从事工程管理与固废处理等研究.

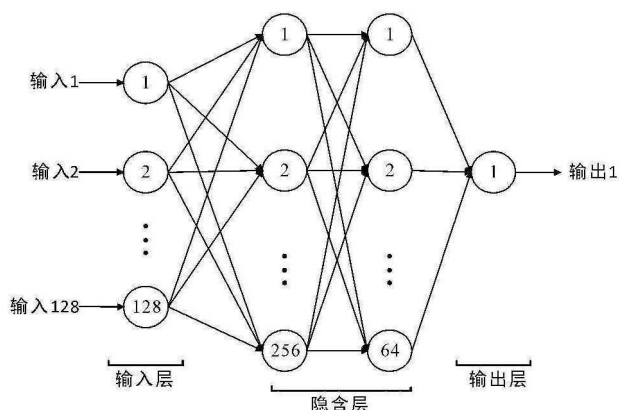


图 1 深度神经网络模型

本研究选用 ReLU 函数作为激活函数,以在深度神经网络模型中加入非线性因素,从而增强模型表达力,其函数表达式如下:

$$f(x)=\begin{cases} x, & x \geq 0 \\ 0, & x < 0 \end{cases} \quad (1)$$

同时,选用均方误差 (Mean-square error, MSE) 函数作为损失函数,假设在第 l 层,有 n 个神经元,则求解真实值 y_i^l 与预测值 p_i^l 之差平方的期望值为,

$$MSE=1/\sum_{i=1}^n (y_i^l-p_i^l)^2 \quad (2)$$

为利于特征选择和防止模型过拟合,在输入层和隐含层中设置 L1 正则化 (L1 regularization) 与 L2 正则化 (L2 regularization),选择 RMSprop 自适应学习率算法与 Momentum 动量法相结合的 Adam 自适应矩估计优化算法作为优化算法。

最后,进行 K 折交叉验证,以便模型调优,其原理是,将有限的样本数据平均分为 K 组,进行 i 次无重复抽样内循环迭代, $i \in (1, 2, \dots, K)$,每次迭代中首先提取 (K-1) 组样本进行训练,并留下第 i 组数据作为验证样本对该神经网络模型进行验证^[8],以保证数据信息的充分利用及较好的鲁棒性。其中,验证集损失指标定义为验证损失 val_loss 。

2.2 原始数据收集与预处理

对神经网络进行训练时,通常将样本数据进行归一化处理,归一化能够加速模型的收敛,明显缩短训练时间^[9]。本研究以文献[10]列出的实际工程数据作为样本数据,将其分为 16 组训练集和 6 组测试集,如表 1 所示,其中样本数据已作了归一化处理。模型训练完成后进行预测时,则需对输出的预测值进行反归一化处理,从而得出真实的预测目标值,即 CFG 桩复合地基承载力特征值。

表 1 实际工程数据^[10]

序号	有效桩长 / $\times 10$ m	桩径 /m	置换率	孔隙比	液性 指数	复合地基 承载力特 征值/MPa
1	0.427	0.400	0.477	0.816	0.404	0.327
2	0.818	0.415	0.336	0.528	0.609	0.605
3	0.736	0.415	0.364	0.536	0.596	0.635
4	0.818	0.415	0.336	0.456	0.180	0.620
5	0.932	0.415	0.314	0.528	0.242	0.540
6	0.455	0.340	0.286	0.875	1.000	0.211
7	0.705	0.400	0.314	0.832	0.919	0.315
8	0.614	0.370	0.314	0.608	0.745	0.330
9	0.341	0.400	0.459	0.560	0.174	0.227
10	0.432	0.400	0.395	0.880	0.174	0.180
11	0.432	0.400	1.000	0.658	0.491	0.267
12	0.577	0.400	0.295	0.976	0.497	0.205
13	0.295	0.400	0.291	0.542	0.232	0.388
14	0.523	0.380	0.336	0.712	0.379	0.250
15	0.886	0.415	0.272	0.540	0.224	0.597
16	0.818	0.415	0.291	0.456	0.180	0.605
#1	0.364	0.400	0.986	0.992	0.416	0.300
#2	0.555	0.400	0.405	0.572	0.373	0.400
#3	0.273	0.415	0.314	0.632	0.416	0.550
#4	0.900	0.415	0.291	0.544	0.559	0.585
#5	0.909	0.415	0.272	0.496	0.634	0.595
#6	0.545	0.415	0.200	0.448	0.168	0.563

2.3 数据特征分析

对表 1 数据集中 22 组 CFG 桩复合地基承载力影响因素与承载力特征值统计关系如图 2 ~ 5 所示。

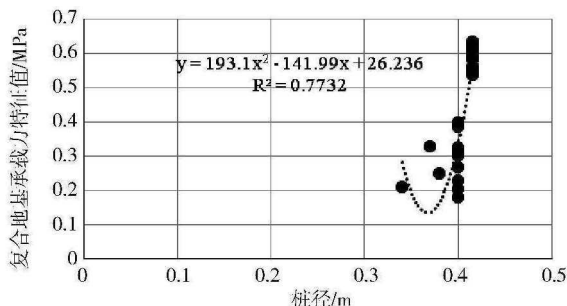


图 2 复合地基承载力特征值与桩径二次抛物线关系

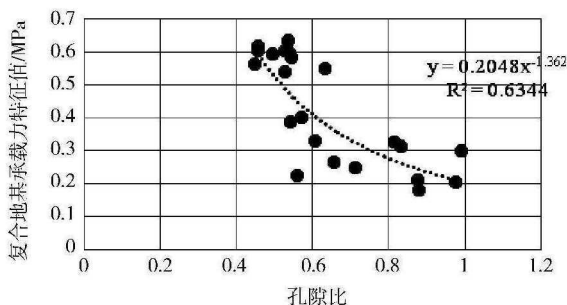


图 3 复合地基承载力特征值与孔隙比幂函数关系

从图2~图5可知,CFG 桩复合地基承载力特征值与桩径大小呈抛物线关系且相关系数最大,孔隙率与 CFG 桩复合地基承载力特征值呈幂函数关系,有效桩长、置换率与其承载力特征值呈抛物线关系.

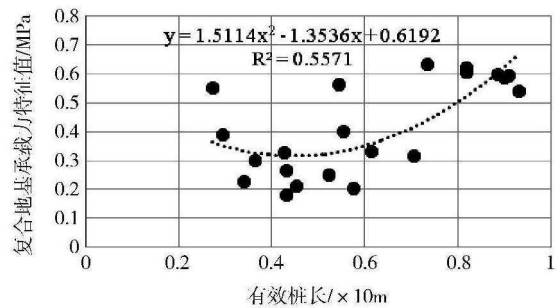


图4 复合地基承载力特征值与有效桩长二次抛物线关系

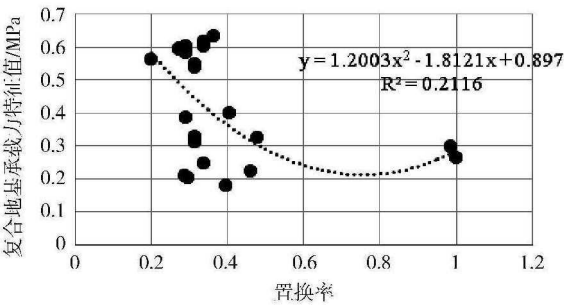


图5 复合地基承载力特征值与置换率二次抛物线关系

2.4 网络模型预测具体步骤

CFG 桩复合地基承载力预测的具体步骤如下:

- 1)读取已归一化数据集;
- 2)划分影响因素数据集与目标值(复合地基承载力)数据集,将目标值数据标签化,以用于监督学习;
- 3)划分训练集(3/4)和测试集(1/4);
- 4)搭建结合 K 折交叉验算的 CFG 桩复合地基承载力预测模型;
- 5)得到验证集损失指标 val_loss 和训练集损失指标 loss 随训练轮次变化的曲线,以显示预测模型性能.若曲线不收敛,则需进行模型调优,直至其值收敛稳定,从而获得最优模型.

经过多次训练与参数调整后,各部分最优参数显示如表2与表3所示.

表2 Adam 优器最优参数表

学习率	学习率 衰减	参数 β_1	参数 β_2 (建议值)	ϵ (建议值)
1.1e-4	1e-6	0.92	0.999 [*]	1e-8

表3 网格模型最优参数表

k 值 (K-fold)	L1&L2	每次选用 样本数	Epochs 轮次
3	0.001	4	2 000

注:L1&L2 是指在网络训练时添加 L1 正则化与 L2 正则化.

2.5 网络结果评估与分析

为验证模型是否达到全局最小值,对基于相同样本集的同种模型进行3次测试,若每次测试结果都接近(与前次结果相差在0.05范围内),则认为收敛情况良好.最终结果显示该深度神经网络模型已收敛,且损失函数能够达到全局最小值,即3次测试平均验证损失为0.18,损失为0.04.测试集验证结果如表4所示.

表4 测试集验证结果

序号	实际复合地基 承载力特征值 /MPa	输出复合地基 承载力特征值 /MPa	绝对误差 /MPa	相对误差 /%
#1	0.300	0.320	0.020	6.7
#2	0.400	0.415	0.015	3.7
#3	0.550	0.475	-0.075	-13.6
#4	0.585	0.631	0.046	7.9
#5	0.595	0.664	0.069	11.6
#6	0.563	0.672	0.109	19.4

模型测试结果显示该模型表现良好,验证集平均相对误差为10.5%,表明其能够用于预测CFG 桩复合地基承载力.

3 结 语

模型测试结果表明深度神经网络模型能够用于预测 CFG 桩复合地基承载力,为实际工程提供指导,本模型存在对数据集大小和纯度的依赖及影响因素考虑范围有限的不足.由于深度学习模型较传统神经网络,如 BP 神经网络具有更强的表达能力,其通过 K 折交叉验证算法能够将少量样本数据充分用于模型训练与验证,且采用 Adam 优化算法能实现高效地计算,同时能够用于二次训练,以不断优化.该预测模型的构建为 CFG 桩复合地基承载力的确定提供了新的思路,在后续研究中,若能在解决以上2个不足的基础上,针对不同地质环境和工况的工程项目建立 CFG 桩复合地基承载力预测模型库,则能更好地应用于实际工程项目中.

参考文献:

- [1] 阎明礼,张东刚. CFG 桩复合地基技术及工程实践[M]. 北京:中国水利水电出版社,2001.
- [2] 闫冠勇. 基于 PSO-SVM 的 CFG 桩复合地基质量预测研究[D]. 邯郸:河北工程大学,2012.
- [3] 姜伟,马令勇,刘功良. 基于遗传神经网络的 CFG 桩复合地基承载力预测[J]. 世界地震工程,2010,26(S1):263-266.
- [4] 雷胜友,惠会清,高速铁路路基下长短桩复合地基桩间土强度及地基承载力分析[J]. 中国科技论文,2015,10(19):2312-2316.
- [5] 马永峰,周丁桓,张志豪,等. 大型石化 CFG 桩复合地基现场试验与数值模拟[J]. 中国海洋大学学报(自然科学版),2016,46(01):86-92.
- [6] 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,2017,56(04):87-90.
- [7] 尹宝才,王文通,王立春. 深度学习研究综述[J]. 北京工业大学学报,2015,41(1):48-59.
- [8] 张慧. 基于 K 折双循环神经网络的缝洞型油藏单井注气效果预测方法[J]. 中国海上油气,2018,30(2):102-106.
- [9] 王岩. 深度神经网络的归一化技术研究[D]. 南京:南京邮电大学,2019.
- [10] 齐宏伟,李文华. 基于 BP 算法的 CFG 桩复合地基承载力的神经网络预测[J]. 工业建筑,2005,35(S1):525-528.

(责任编辑:贺蓉蓉)

Method to Predict Bearing Capacity of Composite Foundation Formed by CFG Piles Based on Deep Learning

WANG Xiqin, QIAN Kejiang, XIANG Qinglian, SHI Yang, LI Jia

(School of Architecture and Civil Engineering, Chengdu University, Chengdu 610106, China)

Abstract: The bearing capacity of composite foundation formed by CFG piles is one of the important quantitative indicators for practical construction. To solve the problem of the precise bearing capacity calculation, five main factors are considered and the data is collected from practical engineering for a non-linear regression analysis to illustrate the statistical relationship between the factors and the bearing capacity of composite foundation formed by CFG piles. Then, they are input into the deep neural network model combined with K-fold cross validation based on deep learning for the model training. The model is repeatedly modified to reflect the non-linear relationship between the bearing capacity and its factors. The prediction results illustrate that it is feasible and perspective to predict the bearing capacity of composite foundation formed by CFG piles by deep learning and it has profound application potential.

Key words: composite foundation; CFG piles; bearing capacity prediction; deep learning