

# 考虑地下水位影响的软弱路基沉降预估模型

刘生定

(中铁二十四局上海铁建工程有限公司, 上海市 200000)

**摘要:** 地下水位是影响地基沉降的重要因素, 然而, 目前常用的曲线拟合预估方法仅考虑时间与沉降的联系, 忽略了地下水位变化的影响, 导致沉降预估准确性受限。以江苏省某高速公路的软弱路基为研究对象, 通过埋设传感器监测地下水位与沉降情况, 深入探讨了地下水位变化对软弱路基沉降规律的影响。基于BP神经网络, 构建了包含时间、地下水位及沉降量的关系模型。与实测数据及传统曲线拟合模型对比发现, BP神经网络模型的沉降预估与地下水位呈正相关, 且预估误差平均仅为0.17%, 相比传统方法精度提高了3.58%。研究结果表明: BP神经网络沉降预估模型能有效考虑地下水位的影响, 显著提升软弱路基沉降预估的准确性。

**关键词:** BP神经网络; 软弱路基; 地下水位; 沉降预估; 沉降修正; 曲线拟合

中图分类号: TU433; TU447; U416.1

文献标志码: A

文章编号: 1009-7716(2025)03-0261-06

## Prediction Model for Settlement of Soft Subgrade Considering Groundwater Level Influence

LIU Shengding

(China Railway 24th Bureau Shanghai Railway Construction Engineering Co., Ltd., Shanghai 200000, China)

**Abstract:** The groundwater level is a key factor influencing the subgrade settlement. However, the conventional curve-fitting prediction method only considers the relationship between time and settlement, and neglects the impact of groundwater level fluctuations, which limits the accuracy of settlement predictions. Taking the soft subgrade expressway in Jiangsu Province as the study object, the groundwater level and settlement are monitored by embedding the sensors to deeply discuss the effect of groundwater level variations on the settlement rule of soft subgrade. Based on a BP neural network, the relationship model containing the time, groundwater level and settlement is built. Comparing the measured data with the traditional curve-fitting model, it is found that the settlement prediction value of BP neural network model is positively correlated with the groundwater level, and the average prediction error is only 0.17%. Compared with the traditional method, the precision is improved by 3.58%. The study result shows that the BP neural network settlement prediction model can effectively consider the influence of groundwater levels, and the accuracy of settlement prediction of soft subgrade is greatly improved.

**Keywords:** BP neural network; soft subgrade; groundwater level; settlement prediction; settlement correction; curve fitting

## 0 引言

软土在我国东南沿海地区分布广泛, 天然状态下承载力低、压缩性高, 工后沉降大, 严重威胁工程施工期和运营期的安全。因此, 沉降预估成为保障路基稳定性评估的重要手段。然而, 滨海地区降雨量大且季节性变化明显, 地下水位随降雨等因素变化大, 对地基沉降的影响不可忽视。通常认为地下水位变化会使得地基中的有效应力场发生变化, 含

水层孔隙水压力减小, 引起底层厚度的压缩, 从而引起地基沉降<sup>[1-3]</sup>。已有研究表明, 当地下水位持续下降时, 会导致原有的补径排特征发生改变, 从而形成区域性地下水位降落漏斗, 导致含水层中的地下水位下降, 孔隙水压力降低, 有效应力增加, 地面发生大规模沉降<sup>[4-8]</sup>, 如图1所示。然而地下水位变化引起的地基固结非常特殊, 由于降雨和其他地表水的供应, 表层土壤中的潜水水位变化不大。随着孔隙水压力下降, 含水层上方土层内将存在总水头差, 并且将有水流从地表流向含水层, 因此含水层中孔隙水压力变化引起的固结不同于超载荷载下的固结<sup>[9-11]</sup>, 需要对地下水位引起的地基沉降进行针对性

收稿日期: 2024-12-16

作者简介: 刘生定(1993—), 男, 学士, 工程师, 从事道路施工管理工作。

研究。金玮泽在其原有研究基础上进一步发现,当地下水位回升至初始水位时,土基只发生部分回弹,存在部分残余沉降量。同时,孔隙度、渗透系数和弹性模量等参数也与地下水位有关,但是存在一定的滞后效应<sup>[12-14]</sup>。

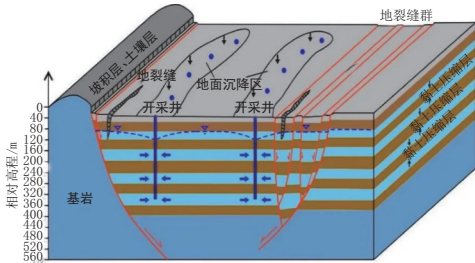


图1 地下水位下降引起地面沉降

基于软土地基沉降理论,可以分析各因素对地基沉降的影响效果,计算地基的最终沉降。但应用于沉降预估时,部分理论无法引入时间参数,只能计算地基的最终沉降,如分层总和法<sup>[15-18]</sup>;部分理论虽包含时间参数,但是由于现场环境的复杂性和室内试验误差,预估结果难以取得满意结果。因此,基于实测数据的沉降预估方法被大量应用于工程中,其中传统的方法主要为曲线拟合法<sup>[19-21]</sup>。该方法使用简单,是目前沉降预估中最常用的方法,其常用的曲线形式主要为指数曲线、双曲线和S形成长曲线<sup>[22-24]</sup>。但是该类方法只关注时间和沉降的联系,无法考虑地下水位波动的影响,缺乏精确性,因此在考虑多变量问题时,效果不如神经网络法<sup>[25-27]</sup>好。

神经网络的计算主要包括正向传播和反向传播两个过程。在正向传播中将训练集按照输入层、隐藏层和输出层的顺序计算出各层神经元的输出,然后通过反向过程构造出与期望输出值偏差的误差函数,并利用梯度下降算法修正网络权值,使得误差函数减小,当误差函数小于设定阈值时,则认为误差满足要求,训练结束,最后将样本作为输入值代入网络,即可进行预估<sup>[28-30]</sup>。神经网络能够同时考虑多个变量之间的相互影响,获取参数之间的隐藏关系,且当数据量足够多时,神经网络的精度也有保证。因此,采用神经网络考虑地下水位波动对地基沉降的影响,建立时间、地下水位和沉降之间的关系是一个可行的方法<sup>[31-33]</sup>。

本文依托江苏省某高速公路建设开展研究,首先通过埋设液位计和沉降计监测现场的沉降和地下水位变化情况,然后考虑地下水位波动对地基沉降的影响,基于BP神经网络建立时间、地下水位和沉降之间的关系模型,并通过现场监测沉降数据进行

验证,最后将BP神经网络的沉降预估模型与传统的曲线拟合模型进行对比。

## 1 试验段概况

### 1.1 工程地质条件

该工程所在地位于废黄河决口扇地貌中,场区内主要为全新统黏性土、粉土层及上更新统黏性土、粉土、粉砂层、人工填土层等,其特性在于天然含水量高、抗剪强度低、压缩系数高、具有较明显的流变性,再结合季节性降雨的影响,使得地基在施工期和运营期极易产生不均匀沉降,施工现场如图2所示。



图2 现场施工情况

区域内全年平均降水量994.5 mm,年变化不大,降水相对变率为22%。降水的季节变化比较明显,夏季降水比较集中,占全年的57%,冬季降水最少为60.8 mm,占全年降水量的6%。春秋季节降水量分别为167.6、201.6 mm,分别占全年的17%和20%。全年降雨量分布如图3所示。

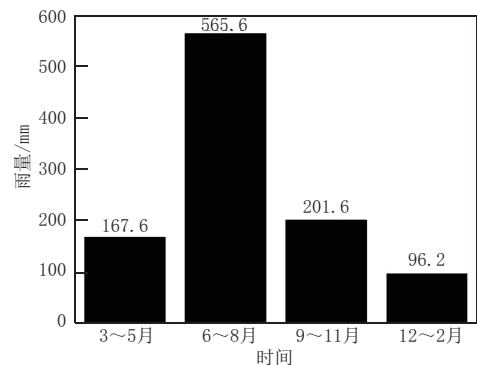


图3 全年降雨量分布


### 1.2 试验段监测方案

本文选取地基沉降、地下水位为监测对象,利用全自动传感技术获取实测数据。通过布设光纤光栅沉降计实现地基沉降变形监测,布设液位计实现地下水位变化监测。

光纤光栅位移计基于布里渊光时域反射技术,


通过建立波长与应变之间的函数关系进行变形测量。通过将传感器埋入土体使之与土体协同变形实现沉降监测,数据解析过程中考虑了温度补偿,精确性和稳定性较高。光纤光栅沉降计实物图及具体参数如表 1 所列。

表 1 光纤光栅位移计参数

性能参数及技术特点		实物图
参数类型	数值	
量程/mm	10~1000	
精度	1%F.S.	
分辨率	0.5%F.S.	
安装方式	钻孔埋入	

光纤光栅液位计适用于工程中各种介质的液位测量,主要用于地下水位、隧道积水及江湖水面等的监测,实物及参数如表 2 所列。

表 2 光纤光栅液位计参数

性能参数及技术特点		实物图
参数类型	数值	
量程/m	0~100	
精度	1%F.S.	
反射率/%	≥90	
安装方式	钻孔埋入	

## 2 BP 神经网络沉降预估模型

### 2.1 模型建立过程

本文采用 MATLAB 代码进行神经网络建模,利用上文所述的实测数据,选取时间段为 2023 年 5 月 23 日—2023 年 12 月 23 日,时长总计为 204 d。为了验证模型的准确性,将实测数据中后 50 d 的实测值作为待预估集合,前 154 d 的实测数据作为输入值,用于提高神经网络模型的精度。具体的建模步骤如下。

(1)导入数据。本模型是考虑地下水位的沉降预估模型,其中变量为时间和地下水位,因变量为地基沉降。将时间和地下水位作为单个参数采用矩阵的形式输入,地基沉降作为列向量输入。

(2)确定初始权值与阈值,初始权值与阈值是模型计算所必须要设定的值,后续的迭代就是不断修正权值和阈值的过程。

(3)选取训练集、测试集和验证集。为了保证模型的精度和防止出现过拟合的现象,需要对输入层的数据划分为训练集、测试集和验证集。一般来说训练集、测试集和验证集的样本量保持 14:3:3,能够获得良好的效果。

(4)确定隐藏层。隐藏层数对于模型的精度影响很大,数量过少,模型并不能很好地进行误差反馈,并且训练次数增多,最终的精度也并不理想;当数量太多,训练时间增加,并且可能造成过拟合的现象。隐藏层数一般通过试算获得,即从 1 层开始,不断记录网络的训练时间和训练精度,当训练精度达到最大,且精度无法获得进一步提升时,即可停止。

(5)选择传递函数。输入层及中间层的传递函数取双曲 sigmoid 函数,输出层取线性函数。通过调节网络内部连接权与偏差,使网络输出与期望输出的误差达到最小。

(6)利用训练好的模型进行沉降预估。当误差满足要求时,则认为神经网络训练完毕,将训练完毕的神经网络封装为独立的函数,并利用该函数进行沉降预估,将预估值与实测值进行对比,评价其预估效果。

计算流程如图 4 所示。

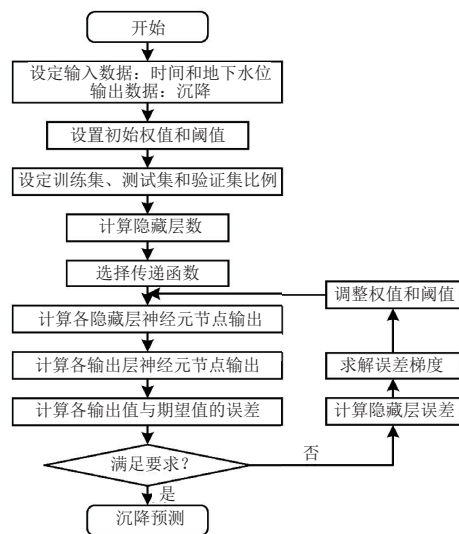


图 4 BP 神经网络计算流程

基于上述步骤,神经网络的训练精度随次数的变化曲线如图 5 所示。

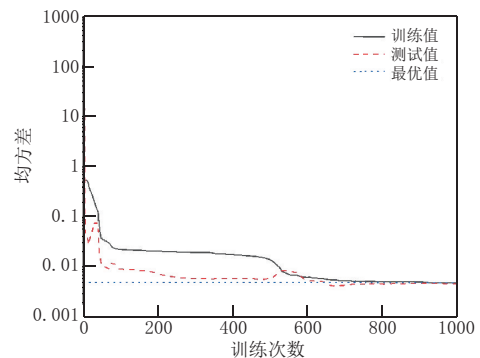
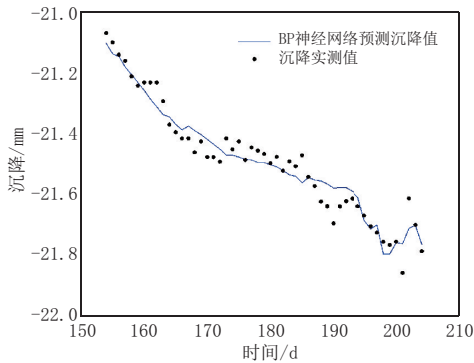


图 5 均方误差随训练次数的变化曲线

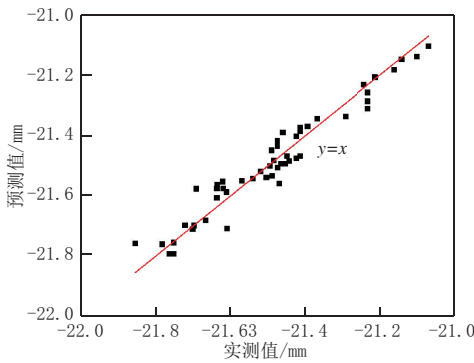
根据图5可得,随着训练次数的不断增大,网络的误差总体上呈现减小的趋势,并最终趋于收敛,其中训练次数1000次时,均方误差最小值为0.0045。

### 2.2 预估结果分析

根据所求神经网络,对后50d的沉降进行预估,沉降曲线如图6(a)所示,进一步做实测值与预估值之间的关系曲线,如图6(b)所示。



(a) 实测值与预估值沉降曲线



(b) 实测值与预估值关系曲线

图6 实测值与预估值曲线图

根据图6可得,在50d的沉降预估中,相对平均误差仅有0.17%,实测值与预估值之间的关系与函数 $y=x$ 之间符合较好,预估结果较为精准。在这50d内,地下水位总体上呈现缓慢下降的趋势,实测沉降和预估沉降也缓慢增大。在165~167d、183~186d、189~192d和196~197d地下水位有明显回升,沉降在相邻时间段内也随之减小,表明神经网络能够较好地考虑时间和地下水位的影响,进行精准的沉降预估。之所以不能瞬时响应,原因是在现场监测时,沉降计和液位计不在同一位置,而是相隔3m左右。当地下水位改变不大时,液位计处的水位并不能直接代表沉降计处的水位,因此会产生滞后现象。

### 3 基于曲线拟合的沉降预估模型

结合曲线拟合的沉降预估模型,计算待定系数和相关系数,做出拟合曲线,并利用拟合曲线进行

50d的沉降预估。

基于双曲线的沉降预估曲线如图7所示。其中拟合系数 $\alpha=0.5429, \beta=0.06065$ ,拟合优度 $R^2=0.8889$ 。相关性较好,能够满足精度要求不高的沉降预估。

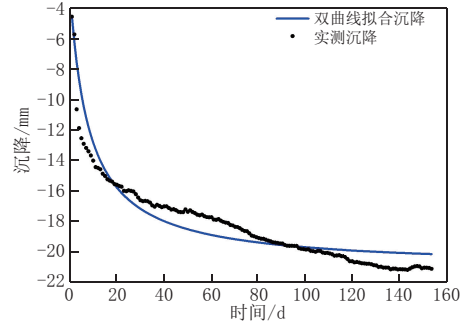


图7 双曲线拟合曲线

基于指数曲线的沉降预估曲线如图8所示。其中拟合系数 $S_{\infty}=-19.52, \eta=13.76$ ,拟合优度 $R^2=0.737$ ,相关性一般。

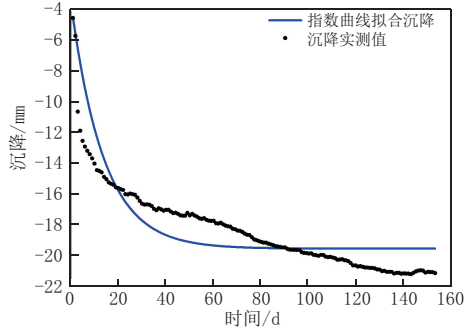


图8 指数曲线拟合曲线

基于星野法的沉降预估曲线如图9所示。其中拟合系数 $A=-17.54, K=0.1774$ ,拟合优度 $R^2=0.9355$ ,相关性很好,可以用于大部分工程的沉降预估。

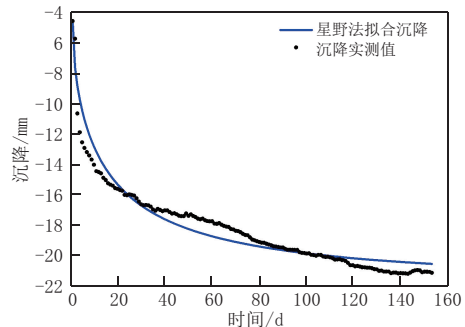


图9 星野法曲线拟合曲线

### 4 方法对比

根据上文计算结果,得到双曲线法、指数曲线法和星野法的拟合优度,如表3所列。

根据表3可得,星野法的沉降预估效果最好,拟合优度 $R^2$ 值为0.94,指数曲线的预估效果最差,拟合优度 $R^2$ 值为0.74,双曲线的预估效果位于两者之间,

表3 基于曲线拟合的沉降拟合优度

方法	拟合优度 $R^2$
双曲线法	0.89
指数曲线法	0.74
星野法	0.94

拟合优度  $R^2$  值为 0.89。分析误差不同的原因,主要在于曲线形式的限制,指数曲线求导后仍然为指数曲线,双曲线求导后为平方反比,这意味着沉降速率的变化幅度将会放大,前期沉降快速发展,并且很快进入平稳收敛期,而星野法函数曲线的基本形式是开方,求导后沉降速率也不会有明显放大,因此并不会很快进入收敛阶段。软土地基总体上渗透系数较小,沉降收敛缓慢,因此采用星野法能够较好地描述沉降规律。

根据上文计算结果,BP神经网络、双曲线法、指数曲线法和星野法的预估精度如表4所列。

表4 各预估方法精度

方法	平均相对误差/%
BP神经网络	0.17
双曲线法	5.70
指数曲线法	9.15
星野法	3.58

根据表4可得,虽然星野法能够较好地预估地基沉降,但相对于BP神经网络模型,精度仍然差距较大,星野法的平均误差为3.58%,考虑地下水位波动的神经网络沉降预估模型的平均误差为0.17%。分析误差产生的原因,星野法形式上虽然能较好地描述软土地基沉降规律,但仍然是沉降和时间的一元函数,因此函数曲线本身是平滑的,无法考虑地下水位波动对沉降的影响。而沉降的实测数据也显示出,当地下水位波动明显时,沉降也会有相应波动,因此采用神经网络能够考虑地下水位的影响,进一步提高模型的预估精度。

## 5 结 语

本文通过现场埋设传感器获取地基沉降和地下水位变化的真实数据,基于BP神经网络模型,建立了考虑地下水位波动条件下的沉降预估模型,此外还利用传统的基于曲线拟合的沉降预估模型进行相同条件下的预估,并将其与BP神经网络预估模型进行对比,主要结论如下。

(1)在预估时间段内,神经网络沉降预估值与地下水位呈现一定的正相关性,预估值与实测值的平均误差为0.17%。

(2)基于曲线拟合的沉降预估模型中,星野法的平均误差为3.58%,双曲线为5.70%,指数曲线为9.15%。其中星野法的曲线形式决定了其对沉降速率不会有明显放大,可以模拟沉降收敛缓慢的情况。

(3)星野法的平均误差为3.58%,考虑地下水位波动的神经网络沉降预估模型的平均误差为0.17%,较星野法精度提升明显。这表明基于BP神经网络的沉降预估模型能够考虑地下水位的影响,进一步提高预估精度。

### 参考文献:

- [1] 柳斌.公路软土地基沉降计算及影响因素分析[J].福建交通科技,2021(4):54-57,95.
- [2] 徐宇峰.高速公路软土路基滑塌原因分析及治理[J].工程技术研究,2021,6(17):195-196.
- [3] 唐明科.地基沉降机理分析研究及沉降的电算化和软土路基沉降的计算研究[D].西安:西安建筑科技大学,2005.
- [4] Sun H, Grandstaff D, Shagam R. Land subsidence due to groundwater withdrawal: potential damage of subsidence and sea level rise in southern New Jersey, USA[J]. Environmental Geology, 1999, 37(4): 290-296.
- [5] 刘勇,李培英,丰爱平,等.黄河三角洲地下水动态变化及其与地面沉降的关系[J].地球科学(中国地质大学学报),2014,39(11):1655-1665.
- [6] Li G, Wu H, Li Y, et al. The research of the variation laws of settlement and internal force of pile groups of railway bridge caused by pumping brine[J]. Civil Engineering Journal, 2019(2):435-446.
- [7] 白德勇.地下水位对机场软土地基沉降的影响分析[J].工程技术研究,2020,5(18):239-240.
- [8] 刘洋,肖姝娴.地下水位波动与地面沉降关系探讨——以成都天府国际机场为例[J].甘肃水利水电技术,2021,57(10):44-48.
- [9] Chai J C, Shen H H, Zhang X L. Land subsidence due to groundwater drawdown in Shanghai[J]. Geotechnique, 2004, 54(2):143-147.
- [10] 彭晨鑫,李明广,甄亮,等.上海地区多含水层系统深部承压层降水诱发地层响应规律[J].上海交通大学学报,2023,57(2):138-147.
- [11] 王凌霄,沈宇鹏,石天奇,等.地下水位变化条件下高速铁路路基变形机制分析[J].铁道标准设计,2023,67(11):53-60.
- [12] 金玮泽,骆祖江,陈兴贤,等.地下水渗流与地面沉降耦合模拟[J].地球科学(中国地质大学学报),2014,39(5):611-619.
- [13] 姚林鹏,刘国俊,李民,等.运城东郭井水位异常与孔隙度变化的分析[J].山西地震,2020(1):33-36.
- [14] 张卉,王广才,史浙明,等.基于地下水位微动态反演含水层水文地质参数研究进展[J].地质科技通报,2023,42(4):138-146.
- [15] 曹文贵,张超,徐赞.考虑扰动影响的地基非线性沉降分层总和分析方法[J].湖南大学学报(自然科学版),2017,44(3):113-119.
- [16] WEI X, WANG G. Predicting settlement of road on soft subsoil induced by moving traffic load[J]. Chinese Journal of Geotechnical Engineering, 2015, 37(12):2217-2223.
- [17] 徐金明,汤永净.分层总和法计算沉降的几点改进[J].岩土力学,

- 2003(4):518-521.
- [18] 马勤,张玉山.复合软土地基分层总和法沉降计算若干问题讨论[J].现代矿业,2023,39(12):103-107,111.
- [19] Wei H Y, Liang G Q, Zhang C J. Analysis of Monitoring and Settlement Prediction of Wenzhou Shoal Seawall[J]. Applied Mechanics and Materials, 2014, 580-583: 1993-1999.
- [20] 李小刚,张廷会.GM(1,1)灰色预估模型在道路软基沉降预估中的应用[J].铁道科学与工程学报,2016,13(1):63-68.
- [21] Moayed H, Mosallanezhad M, Rashid A, et al. A systematic review and meta-analysis of artificial neural network application in geotechnical engineering: theory and applications[J]. Neural Computing and Applications, 2019, 31(1): 1-18.
- [22] Fang J G. Study on Predicting Settlement of Complex Formation High-fill Curve in Lingnan Area[C]//ACM International Conference Proceeding Series. United Kingdom: Institute of Physics, 2021:45-50.
- [23] Zhan W W. Settlement prediction method of bridge pile foundation on soft soil foundation based on hyperbolic method[C]//2021 Global Reliability and Prognostics and Health Management. New York: IEEE, 2021:112-117.
- [24] Nadeem M, Akbar M, Pan H, et al. Investigating the Settlement Prediction in soft soil by Richards Model: Based on a Linear Least Squares-Iteration Method[J]. Proceedings of the International Conference on Geotechnical Engineering, 2021(4): 78-85.
- [25] 李承霖,王家鼎,谷天峰.西北地区高填方地基沉降的预测模型研究及分析[J].西北地质,2022,55(1):225-235.
- [26] 方学东,顾天宇,舒富民.西南某机场跑道沉降预测模型[J].科技和产业,2024,24(18):196-202.
- [27] 冯钱桢,黄腾.灰色BP神经网络组合模型在大坝沉降监测中的应用[J].甘肃科学学报,2020,32(1):14-17.
- [28] Fu CH, Zhou HB. Feedback Analysis Method and Its Application on Consolidation Settlement of Subgrade[J]. Progress in Industrial and Civil Engineering, PTS. 1-5, 2012, 204-208: 1575-1579.
- [29] 严春满,王铖.卷积神经网络模型发展及应用[J].计算机科学与探索,2021,15(1):27-46.
- [30] 张驰,郭媛,黎明.人工神经网络模型发展及应用综述[J].计算机工程与应用,2021,57(11):57-69.
- [31] Ding J, Wei X, Gao P, Hu J, Chen W, Jiao N. Prediction of settlement of soft soil subgrade during operation based on GA-BP neural network [J]. Journal of Southeast University (Natural Science Edition), 2023, 53(4): 585-591.
- [32] 周卫,王倩.基于GA-BP神经网络的路基沉降预估[J].国土资源导刊,2022,19(3):76-80.
- [33] 彭立顺,蔡润,刘进波,等.基于遗传优化神经网络的高速公路路基沉降量预估[J].地震工程学报,2019,41(1):124-130,207.

《城市道桥与防洪》杂志

是您合作的伙伴,为您提供平台,携手共同发展!

欢迎新老读者订阅期刊 欢迎新老客户刊登广告

官方网址:<http://www.csdqyfh.com> 电话:021-55008850 联系邮箱:roadfloodbridge@163.com

