文章编号:1674-2974(2024)09-0035-11 DOI:10.16339/j.cnki.hdxbzkb.2024085

基于HSS-MCC融合模型及SSA-BP神经网络开展深基坑超大变形预测研究

倪小东[1†],张宇科[1],焉磊[1],王东兴[1],徐硕[2],王媛[1]
(1. 河海大学 土木与交通学院,江苏 南京 210098;
2. 江苏省建设工程质量监督总站,江苏 南京 210036)

摘 要:软土环境下深基坑开挖变形特性研究中,多采用硬化类弹塑性模型进行分析,如HSS模型和MCC模型.南京河漫滩软土地区,深基坑开挖时局部常发生较大变形,部分土体变形状态介于小应变与大应变之间,单一模型无法准确预测土体变形特征.同时,BP神经网络在基坑变形预测中得到广泛应用,但在训练过程中,权阈值易陷入局部最优解,影响预测的准确性.据此,依托南京地区典型软土深基坑工程,采用Midas中的HSS模型与MCC模型进行分析,比对两种模型的桩体变形量差异,并基于最小二乘准则对两模型进行线性融合,融合模型可对后续区段监测数据进行校准及补充.通过融合麻雀搜索算法对BP神经网络进行优化,在其训练过程中快速收敛,得到全局最优的权阈值,依托狭长基坑已开挖区段监测数据学习训练,进而依据后续区段浅部开挖揭露深部变形特征,预测结果与实测值吻合度较高.研究结果对软土地区深基坑大变形的预测研究具有重要参考价值.

关键词:深基坑;大变形;HSS模型;MCC模型;BP神经网络;麻雀搜索算法
中图分类号:TU470 **文献标志码**:A

Prediction Study on Super Large Deformation of Deep Foundation Pit Based on HSS-MCC Fusion Model and SSA-BP Neural Network

NI Xiaodong[1†], ZHANG Yuke[1], YAN Lei[1], WANG Dongxing[1], XU Shuo[2], WANG Yuan[1]
(1. School of Civil and Transportation Engineering, Hohai University, Nanjing 210098, China;
2. Construction Project Quality Supervision Station of Jiangsu Province, Nanjing 210036, China)

Abstract: In the study of deformation characteristics of deep foundation pit excavation in a soft soil environment, the hardening elastic-plastic model is often used for analysis, such as the HSS model and MCC model. In the soft soil area of the Nanjing River floodplain, large local deformation often occurs during deep foundation pit excavation. Some soil deformation states are between small and large strains, so a single model cannot accurately predict the deformation characteristics of soil. At the same time, the BP neural network has been widely used for predicting foundation pit deformation prediction. However, in the training process, the weight threshold easily falls into the local optimal solution, which affects the accuracy of prediction. Based on this, relying on the typical soft soil

* **收稿日期**:2023-09-30
基金项目:城市基础设施智能化浙江省工程研究中心开放基金资助项目(IUI2022-ZD-02), Zhejiang Engineering Research Center of Intelligent Urban Infrastructure(IUI2022-ZD-02)
作者简介:倪小东(1981—),男,江苏靖江人,河海大学教授,博士
† 通信联系人,E-mail:lulingnxd@126.com

deep foundation pit project in the Nanjing area, the HSS model and MCC model in Midas are used to analyze the difference in pile deformation between the two models, and the two models are linearly fused based on the least squares criterion. The fusion model can calibrate and supplement the monitoring data of the subsequent section. The BP neural network is optimized by fusing the sparrow search algorithm, and the global optimal weight threshold is obtained by fast convergence in the training process. Based on the monitoring data of the excavated section of the narrow and long foundation pit, the training is learned. The deep deformation characteristics are revealed according to the shallow excavation of the subsequent section. The predicted results are in good agreement with the measured values. The research results have important reference value for predicting the large deformation of deep foundation pits in soft soil areas.

Key words: deep excavation; large deformation; HSS model; MCC model; BP neural network; sparrow search algorithm

复杂环境下软黏土地区深基坑开挖极易诱发临近土体及构筑物变形[1-2].变形模拟预测的关键在于选择一个合适的土体本构模型,以便较好地考虑开挖卸荷应力路径的变形特性和土体模量随围压而提高的特性[3].在敏感环境下,能考虑黏土的塑性和应变硬化特征,能区分加荷和卸荷且刚度依赖于应力水平的硬化类弹塑性模型更适用于基坑开挖分析,如HSS模型和MCC模型[4].HSS模型是Benz[5]在HS模型的基础上,考虑应变历史的影响并结合修正的Hardin-Drnevich剪切模量关系式,提出的一种能反映土体在小应变区域内刚度随应变非线性变化特性的本构模型,共包含11个HS参数和2个小应变参数,能够反映土体小变形的高模量和非线性特性.Roscoe和Schofield[6]基于临界状态理论提出了剑桥模型,通过对其屈服面形状进行修正得到修正剑桥(Modified Cambridge Clay,MCC)模型.MCC模型能较好地描述黏性土在破坏前的非线性和依赖于应力水平或应力路径的变形行为,阐明土体的弹塑性变形特性[4].

目前,学者们已对软土地区两模型的参数取值开展了大量研究.顾晓强等[7-8]基于大量室内和现场试验数据,建立了上海及江苏常州HSS模型主要参数取值的经验关系,为实际工程确定HSS模型参数提供途径.陈赟等[9]给出了软土地区HSS模型关键参数的取值范围及比例关系.尹骥[10]通过上海地区两个深基坑工程的有限元分析,验证了HSS模型模拟基坑开挖中土体小应变状态的合理性.邵羽等[11]开展了基坑开挖变形的MCC与HSS模型分析,结果表明HSS模型对基坑位移变形模拟值偏小,而MCC模型则偏大.王海波等[12]指出,深基坑开挖时周围少数区域发生塑性变形,同时大部分区域整体上处于小应变状态(0.01%~0.1%),此时基于传统小应变模型难以描述土体模量的高度非线性.

为解决在深基坑开挖中单一模型预测偏差较大的问题,本文依托南京地区发生超大变形的某深基坑工程,分别采用HSS模型与MCC模型,对基坑开挖变形特征进行模拟分析.通过基于最小二乘准则的线性组合方法获取HSS-MCC融合模型,融合模型模拟结果与实测值吻合较好.依托SSA-BP神经网络对该狭长基坑已开挖区段监测数据进行学习训练,进而依据后续区段浅部开挖数据揭露深部变形特征,为其他工程根据已开挖区段变形预测后续区段开挖变形和根据浅部变形揭示深层变形提供方法.本文提出的方法可用于模拟及预测软土地区深基坑开挖过程中产生的大变形,对实际工程中深基坑大变形预测分析具有重要意义.

1 基坑开挖过程土体应变状态分析

在基坑开挖过程中,不同深度土体的应变状态可能存在较大差距.为便于比较,将多个软土地区基坑的桩体最大变形量δ与开挖深度H进行汇总,详见图1.图1中包括南京(Ni等[13],2021)、台北(Ou等[14],1993)、奥斯陆(Mana等[15],1981)、上海(Wang等[16],2005)及南京某工程实测数据,并绘出了δ=1%H,δ=0.3%H及δ=0.1%H三条等值线.

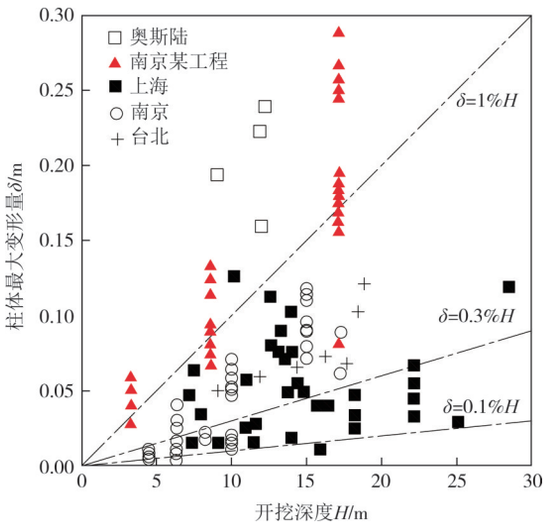


图 1　开挖深度与桩体最大变形量关系

Fig.1　The relationship between excavation depth and maximum deformation of pile body

由图 1 可见,基坑开挖完毕后,本文后续依托工程最大桩体变形量多介于 1%*H*~1.2%*H* 间,而台北、南京及上海地区桩体最大变形量则大多介于 0.1%*H*~1%*H* 之间.据实测值可知,随着深基坑开挖,局部土体由小应变状态向大应变状态过渡.

图 2 展示了文献[17-19]中基坑开挖完成后 HSS 模型计算值与实测值对比.由图 2 可见,虽然 HSS 模型被广泛应用于基坑小应变分析,但随着深基坑的开挖,计算值与实测值之间的误差逐渐增大.总体来讲,基于 HSS 模型获得的模拟值较实测值大多偏小,而基于 MCC 模型获得的结果则偏大[20],该情况普遍出现在深基坑数值模拟中,显然,单一模型无法准确描述基坑变形状态.

2　工程案例

依托南京地区某深基坑工程,该工程为地下两层岛式地铁车站,下覆均匀连续深厚软土层.勘测揭示,该河漫滩地区与上海地区土层性质相近,可近似选用上海地区第五层黏土参数进行分析.工程采用钻孔灌注桩加水平内支撑支护体系,一期工程基坑总长度为 140.0 m,基坑标准段宽 20.1 m,盾构井宽 24.5 m,长 14.0 m,基坑开挖深度约 17.0 m. 首道砼支撑截面尺寸为 800 mm×800 mm,采用 C35 混凝土;二至四道为钢管撑,直径 609 mm,管壁厚 16 mm,材料为 Q235B 钢. 基坑开挖至中部时出现红色大变形预

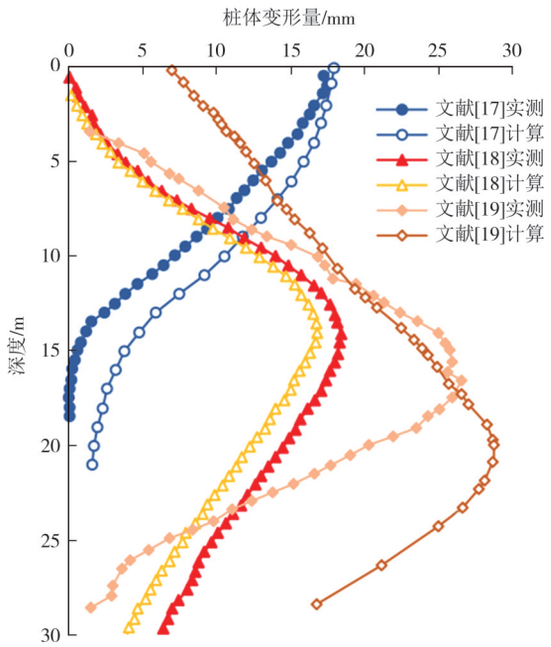


图 2　实测值与 HSS 模型预测值对比

Fig.2　The comparison between the measured value and the predicted value of HSS model

警,本文主要对基坑中部变形较大的点位 ZQT05~08、ZQT32~35 开展研究. 基坑标准段施工剖面如图 3 所示,监测点位布置如图 4 所示,DB06 断面处土层主要参数见表 1.

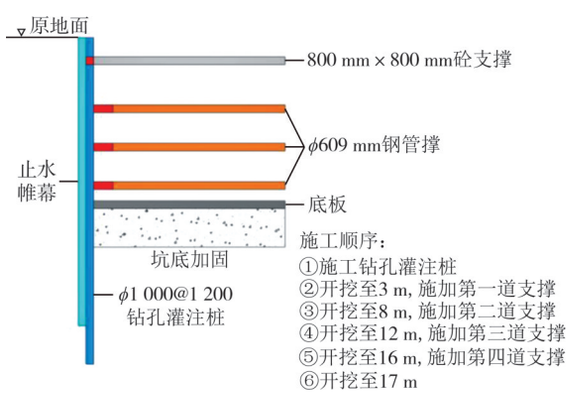


图 3　基坑标准段施工剖面图

Fig.3　Construction profile of standard section of foundation pit

3　单一模型桩体变形数值模拟结果比对分析

3.1　Midas 模型介绍

依托 Midas GTS NX 软件,依据勘察资料建立模型进行分析.土体分析模型分别选用修正剑桥黏土模型与硬化土小应变刚度模型,桩体等效为地连墙进行模拟计算,墙体厚度取 0.9 m. 为充分消除模型的尺寸效应,将开挖边缘至模型边缘长度取 80 m,约

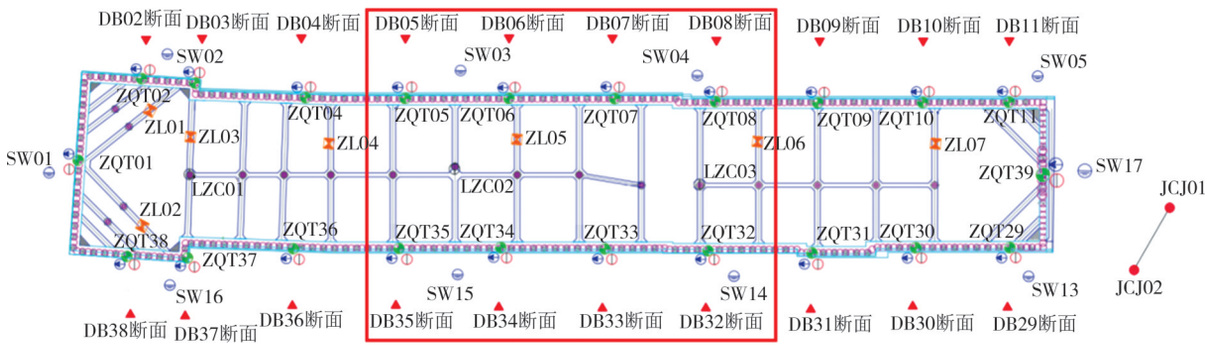


图 4 基坑监测点位布置图

Fig.4 Foundation pit monitoring point layout diagram

表 1 DB06 断面处土层主要参数

Tab.1 The main parameters of soil layer at DB06 section

土层编号	土层名称	天然重度 γ/(kN·m^{-3})	黏聚力 c/kPa	内摩擦角 φ/(°)	压缩模量 E_s/MPa	泊松比 μ	层厚/m
1	杂填土	17.5	12	13.0	11.0	—	2.3
2	粉质黏土	18.7	22	16.6	21.1	0.33	5.0
3	粉质黏土	19.4	21	21.0	20.2	0.32	2.0
4	粉质黏土	19.4	35	20.1	30.6	0.29	8.5
5	粉质黏土	19.0	32	19.6	19.9	0.30	5.5
6	粉质黏土	19.5	52	22.1	28.2	0.28	10.3
7	粉质黏土夹粉土	19.3	32	17.8	21.6	0.27	1.7
8	含砾粉质黏土	19.5	28	30.0	35.0	0.28	3.0

为基坑开挖深度的 4 倍,模型深度取 40 m,共计单元数为 520 760. 基坑为逐层开挖,每次开挖前将水位降至开挖面下 1 m. 模型四周添加法向约束,底部添加竖向约束,收敛性判别准则为程序默认设置,内力项设置为 0.001,能量项设置为 1×10^{-6}. 模型及网格划分见图 5.

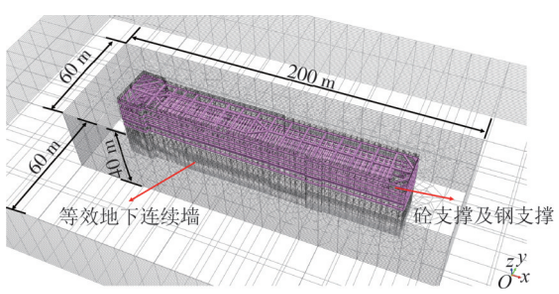


图 5 有限元模型及网格划分图

Fig.5 Finite element model and meshing diagram

3.2 MCC 模型及 HSS 模型参数选取

为比较两模型预测结果,土体参数可统一近似选取上海地区第五层黏土参数进行分析. 其中 MCC 模型参考上海第五层淤泥质黏土修正剑桥模型参数(华东院版)及徐中华[21]的取值方法,参数取值见表 2. HSS 模型参考王卫东等[22]的研究成果,参数取值见表 3.

表 2 MCC 模型参数

Tab.2 MCC model parameters

重度 γ/(kN·m^{-3})	初始孔隙比 e_0	静止侧压力系数 K_0	泊松比 μ	e-ln$p$ 平面正常固结线斜率 λ	e-ln$p$ 平面回弹曲线斜率 κ	临界状态线斜率 M	渗透系数 k/(mm·s^{-1})
18.2	0.9	0.5	0.3	0.12	0.005	1.4	4×10^{-7}

表 3 HSS 模型参数[22]

Tab.3 HSS model parameters

c'/kPa	φ'/(°)	ψ/(°)	p^{ref}/kPa	K_0	$\gamma_{0.7}$	R_f	v_{ur}	m	E_{oed}^{ref}/MPa	E_{50}^{ref}/MPa	E_{ur}^{ref}/MPa	G_0^{ref}/MPa
4	25	0	100	0.59	2×10^{-4}	0.9	0.2	0.2	3.6	4.3	25.2	100.8

3.3 基坑桩体变形对比分析

依托 Midas GTS NX 软件,根据实际施工步骤计算基坑桩体水平位移. 点位 ZQT32 和 ZQT35 均位于基坑中部,近似沿基坑中线呈对称分布且变形较大,

变形规律相似,故选择其为研究对象对比HSS及MCC模型分析结果.由图6可知,采用MCC模型计算得到的桩体变形量整体较大,而考虑土体小应变特征的HSS模型桩体变形量模拟值整体较小,与邵羽等[11]的研究结论一致.在基坑变形值较小时,HSS模型与MCC模型模拟值相差不大,表明在基坑小变形时两组模型均表现出较好的适用性.随着开挖进行,HSS模型与MCC模型模拟结果表现出差异性.开挖完成后,虽然两组模型对桩体最大变形值的计算相近,但桩体最大变形位置高程相差近5 m.最大侧移发生在开挖面附近,桩体存在明显"踢脚"现象,与杨庆年等[23]对软土地区深基坑变形的研究结论相符.虽然变形分析结果与设计值接近,同时满足围护结构变形控制值,但与实测结果差异较大.因此,需要考虑选用合适的分析模型,结合前期工程监测数据,进行后续施工阶段变形预测,进而开展工程安全评估.

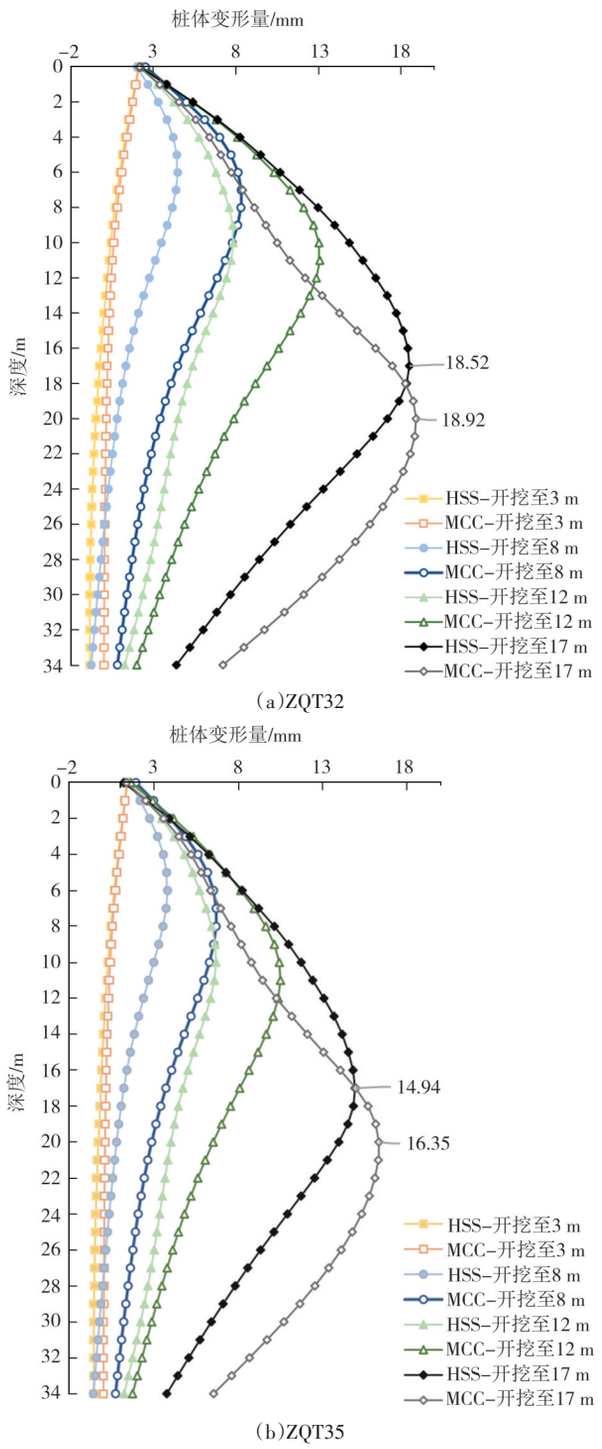


图6　基坑中部桩体变形对比图

Fig.6　Comparison of pile deformation in the middle of foundation pit

4　HSS-MCC融合模型构建

4.1　基坑大变形机理分析

依托工程监测数据反馈,开挖至基坑中部时,基坑围护结构和地表均出现明显破坏现象.随着基坑的进一步开挖,部分点位出现红色预警[24],其中ZQT08及ZQT32变形值分别达到215 mm、209 mm.部分点位最终变形情况见表4.

表4　部分监测点位最终变形量

Tab.4　The final deformation of some monitoring points

监测点位		累计变形/mm	与控制值比值	预警等级
桩体测斜	ZQT07	152	3.8	红色预警
	ZQT08	215	5.4	红色预警
	ZQT32	209	5.2	红色预警
	ZQT33	194	4.9	红色预警
地表沉降	DB33-02	-230	7.7	红色预警
	DB33-03	-240	8.0	红色预警

根据监测资料及现场巡视情况,分析基坑变形机理,将基坑大变形主要诱因总结如下:

1)基坑位于南京长江地区,分布有大量软弱土,承载力小,抗剪强度低,易发生较大变形,同时受扰动后易产生软土蠕变.经历长时间降雨后,土体强度大幅度下降,受扰动敏感度高,成孔后无法维持自稳,导致砼充盈系数高,成桩质量不佳.

2)深基坑工程场地规模大、开挖深度深,桩体对各影响因素相较于浅基坑更敏感.在施工中存在超挖和架撑滞后,在大变形发生后,桩体鼓肚明显,同时部分桩体出现开裂现象.为满足净空要求,破除侵限导致桩身强度极大削弱,桩体变形严重.

3)施工监测表明,存在支撑预加轴力不足的情况,对灌注桩不能形成有效约束,支撑效果不好,导致桩体变形时无法提供足够的支撑力.

4.2 参数反演结果分析

采用既有参数建立模型后,分析结果与实测值表现出较大差异性.倪小东等[25]在针对南京软土地区某深基坑超大变形的研究中指出,既有土体参数和设计条件无法模拟基坑变形真实情况时,可通过施工实况信息建立相关参数弱化模型并进行数值验证.本工程施工中监控信息显示,基坑坑边存在约50 kPa堆载,场地内多处污水管渗漏,土体及桩身强度严重削弱.根据文献[25]并结合实际工况,将已开挖外露的围护桩体强度设置为设计强度的70%~90%,并依托基坑开挖至12 m时的桩体位移实测值,对MCC模型参数中影响较大的μ、λ、M进行反分析[26],对HSS模型参数中E_{oed}^{ref}、E_{50}^{ref}、E_{ur}^{ref}、G_0^{ref}进行反分析[27].选取ZQT32水平位移进行参数反演,参数反演终止条件如下式:

$$W = \frac{\Delta u}{2u_{max}} + \frac{\Delta l}{2L} \tag{1}$$

式中:W≤20%为终止条件;Δu为数值计算与实测数据桩体最大水平位移之差;u_{max}为桩体实测最大水平位移;Δl为数值计算与实测数据桩体出现最大水平位移的位置差;L为桩体长度[28].参数反演结果见表5.

表5 两组模型参数反演结果

Tab.5 Inversion results of two sets of model parameters

模型参数	μ	λ	M	E_{oed}^{ref}/MPa	E_{50}^{ref}/MPa	E_{ur}^{ref}/MPa	G_0^{ref}/MPa
反演前	0.30	0.12	1.40	3.60	4.30	25.20	100.80
反演后	0.45	0.18	1.26	5.04	3.01	10.80	141.12

4.3 融合模型分析

基于参数反演结果开展相应分析,随着基坑开挖,HSS及MCC单一模型的模拟结果与实测值的误差逐渐增大.总体来说,HSS模型对桩体变形量的模拟值偏小,而MCC模型的模拟结果偏大,单一模型已不能准确模拟土体变形,有必要将两种模型融合,综合考虑土体变形状态.对于采用融合模型分析基坑变形的方法,学者们已取得一定的研究成果[29-31].王磊等[32]通过将时间序列模型预测值输入BP神经网络中进行训练,结果表明以融合模型预测基坑变形的方法可行.然而,目前的研究主要基于变形实测值对不同的分析方法进行组合以预测基坑后续变形,对于如何通过融合土体模型、提高数值模拟精度来动态预测基坑变形的分析较少.基于上述研究现状,本文首次提出融合两种土体模型进行基坑变形预测,能够更真实地模拟软土地区深基坑开挖时发生较大变形部分,弥补实测值中缺失部分并检验误差,同时使监测数据更平滑,对后续开挖的变形模拟及预测有重要意义.

文献[33]中给出了基于最小二乘准则的线性组合方法.对同一预测对象的某个指标序列$\{x_t, t=1, 2, \cdots, N\}$,存在$m$种单项无偏预测方法对其进行预测,设第$i$种单项预测方法在第$t$时刻的预测值为$x_{it}$($i=1,2,\cdots,m$;$t=1,2,\cdots,N$),则$e_{it}=x_t-x_{it}$为第$i$种单项预测方法在第$t$时刻的预测误差.

设$l_1, l_2, \cdots, l_m$分别为m种单项预测方法的加权系数,为使组合预测保持无偏性,加权系数应满足:

$$l_1 + l_2 + \cdots + l_m = 1 \tag{2}$$

设$\hat{x}_t = l_1 x_{1t} + l_2 x_{2t} + \cdots + l_m x_{mt}$为$x_t$的组合预测值,设$e_t$为组合预测在第$t$时刻的预测误差,则有

$$e_t = x_t - \hat{x}_t = \sum_{i=1}^{m} l_i e_{it} \tag{3}$$

设J_1表示组合预测的误差平方和,则有

$$J_1 = \sum_{t=1}^{N} e_t^2 = \sum_{t=1}^{N}\sum_{i=1}^{m}\sum_{j=1}^{m} l_i l_j e_{it} e_{jt} \tag{4}$$

由此可得以预测误差平方和为准则的线性组合预测模型为下列最优化问题:

$$\min J_1 = \sum_{t=1}^{N}\sum_{i=1}^{m}\sum_{j=1}^{m} l_i l_j e_{it} e_{jt},\ \text{s.t.} \sum_{i=1}^{m} l_i = 1 \tag{5}$$

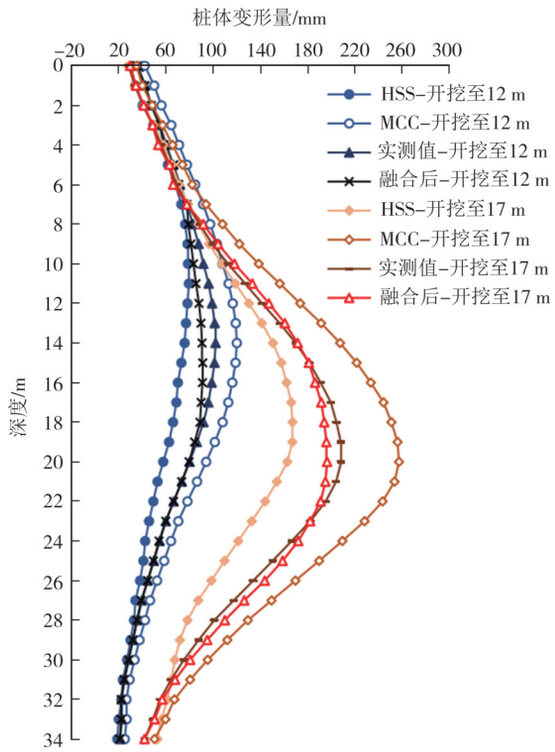
基于最小二乘准则确定加权系数,对两模型线性组合以建立HSS-MCC融合模型.通过对比HSS、MCC及融合模型对原始数据的拟合程度,判断融合模型的有效性与优异性,如图7所示.

由图7可知,基坑开挖至中部12 m深度时,HSS及MCC单一模型模拟值与实测值的误差均较大,最大差值为28 mm,精度较低.随着基坑开挖,两单一模型的误差进一步增大,基坑开挖至17 m深度时最大误差值达49.7 mm.而HSS-MCC融合模型拟合结果与实测值最为接近,其中,在ZQT32最大变形处,拟合误差为11.9 mm,ZQT35变形最大值处拟合误差为14.4 mm,可见融合模型对基坑变形尤其是大变形的拟合效果优于单一模型,可用于模拟实测值.

5 基于SSA优化BP神经网络的基坑变形预测

5.1 SSA-BP神经网络预测模型构建流程

麻雀搜索算法(SSA)是Xue等[34]受麻雀觅食行为和反捕食行为的启发,提出的一种群体智能优化



(a)ZQT32

(b)ZQT35

图 7　融合模型计算结果与实测值对比图

Fig.7　Comparison between the calculated results of the fusion model and the measured values

算法.该算法模拟了麻雀觅食行为中出现的3种角色,分别为发现者、加入者和侦察者.BP神经网络预测模型容易陷入局部最优解,导致结果准确度降低.本研究利用麻雀搜索算法的全局寻优能力,优化BP神经网络的权值和阈值,提高预测结果的准确性.基于麻雀搜索算法优化BP神经网络(即SSA-BP模型)的基坑变形预测流程如图8所示.

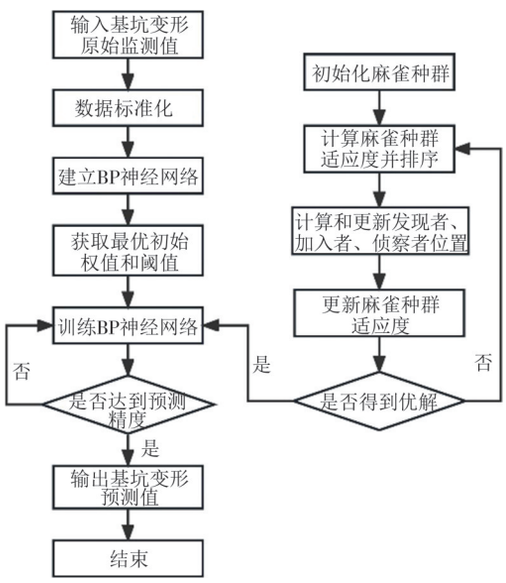


图 8　SSA-BP模型基坑变形预测流程图

Fig.8　SSA-BP model foundation pit deformation prediction flow chart

5.2　样本数据采集与处理

基坑监测点布设于桩体上,每隔 1 m采集桩体侧向变形数据,单根桩体共采集35个数据.为更好地展示本文神经网络对大变形的预测效果,本次样本数据采用的是桩体中部18 m深度的监测数据,数据采集频率为每天1~2期,共计73期,原始数据如图9所示.从图9中可以看出,监测数据总体比较理想,随开挖进行,变形量从-4.64 mm到202.41 mm平稳变化,但受施工环境和测量仪器精度等的影响,第

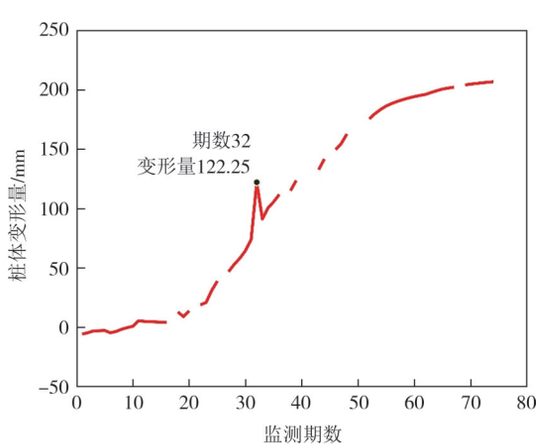


图 9　原始监测数据

Fig.9　Original monitoring data

17、21、26、37、40、41、42、45、49、51、67期数据缺失，第32期数据存在明显异常.

为提高模型预测的精度，有必要对原始监测数据进行处理，处理方法采用HSS-MCC融合模型.分别模拟待处理数据工况下的基坑变形值，补充及替换原始数据中的异常值，处理结果如图10所示.可以看出，补充及替换的数据点兼顾了测点变形的共同规律和未知的异质性，实现了对原始数据的处理，进一步验证了前文提出的HSS-MCC融合模型的精确度，也为后续基于监测数据实现基坑变形预测提供了良好的样本数据.

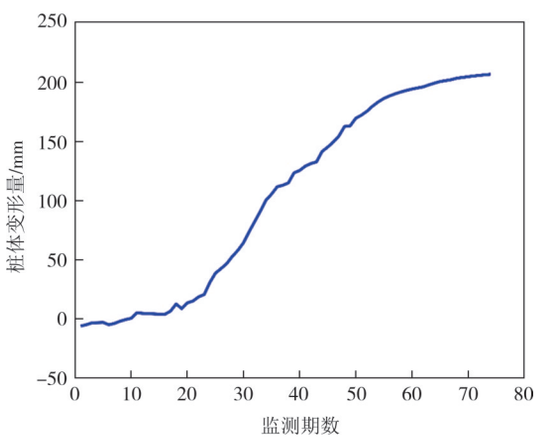


图10 处理后监测数据

Fig.10 Monitoring data after processing

5.3 网络参数设置及预测结果分析

SSA-BP神经网络参数设置如下：

1)构建BP神经网络.神经网络输入层节点数设置为7，输出层节点数设置为4，隐含层节点数设置为15，即BP神经网络的拓扑结构为7-15-4.

2)设置BP网络训练参数.该模型的训练次数设为1 000次，训练目标值为0.000 1，学习率设为0.01.

3)SSA算法参数初始化.初始麻雀种群规模为20，最大迭代次数为50，权值阈值范围为[-5,5]，发现者比重PD为0.7，侦察者比重SD为0.2，预警值ST设为0.6.

将监测数据按照9∶1的比例划分为训练集和测试集，用前66期的数据分别训练BP神经网络和SSA-BP神经网络，并对最后7期的桩体变形量进行预测，图11、图12分别为训练集和测试集的预测结果对比.

从图11中可以看出，在训练集方面，两种模型的预测值与实测值的拟合程度都较高，但BP模型在一些监测点处的预测值与实测值存在较大误差，尤

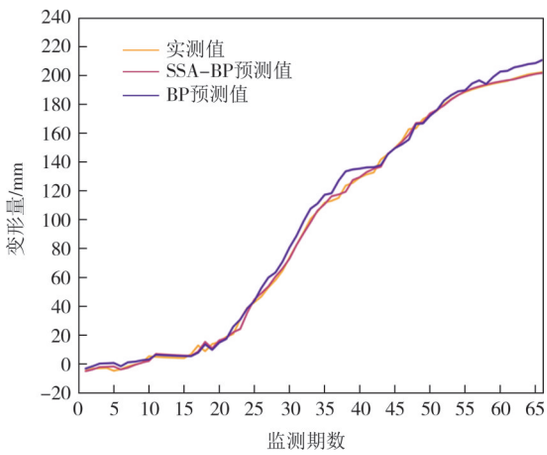


图11 训练集预测结果对比

Fig.11 Comparison of training set prediction results

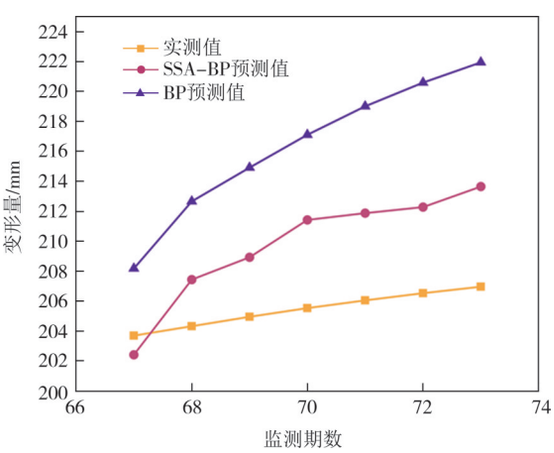


图12 测试集预测结果对比

Fig.12 Comparison of test set prediction results

其随着变形量的不断增大，在预测大变形和超大变形时，BP模型表现出了不稳定性.结合图12测试集预测结果，BP神经网络最后7期的预测误差在不断增大，按照这种趋势对后续桩体变形进行预测，将会得到较大的变形值，与实际变形存在较大出入，引起工程上不必要的恐慌.而SSA-BP模型在训练过程中曲线基本无波动，一直与实测值保持高度拟合，最后7期的预测结果也与实测值接近，相比BP模型预测误差大大降低，最大误差也在可接受范围内，当然若用该模型继续进行更高精度的预测，还需对网络进一步优化.

另外，本节还选用最大误差(ME)、平均绝对误差(MAE)、均方根误差(RMSE)3种网络评价指标对两种预测模型进行量化评价，以更直观地反映网络优化效果.如图13所示，在训练集中，BP模型和SSA-BP模型的MAE分别为4.03 mm、1.56 mm，ME分别为12.02 mm、6.71 mm，RMSE分别为4.88 mm、

2.14 mm,3种指标的对比中,SSA-BP模型均小于BP模型,即SSA-BP模型的训练效果优于BP模型.同样地,在测试集中,SSA-BP模型的性能也全面优于BP模型,最大误差降低了8.29 mm,预测精度大大提高.

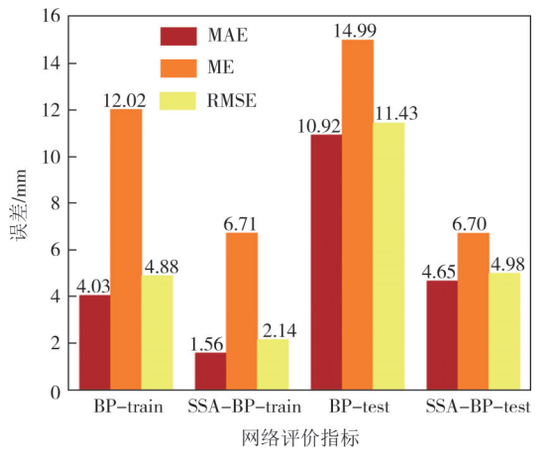


图 13　网络评价指标对比

Fig.13　Comparison of network evaluation indicators

除了对桩体变形进行预测外,本节还对地面沉降进行了同样流程的预测.图14、图15和图16分别为训练集预测结果对比、测试集预测结果对比和网络评价指标对比.与桩体变形预测结果类似,SSA-BP模型性能优于BP模型,而且由于地面沉降的监测数据更多,SSA-BP模型的优越性更是得到了充分的发挥,预测精度相比于桩体变形时进一步提高,而BP模型由于网络结构简单,没有充分发掘监测数据的内在规律,预测误差依然较大.

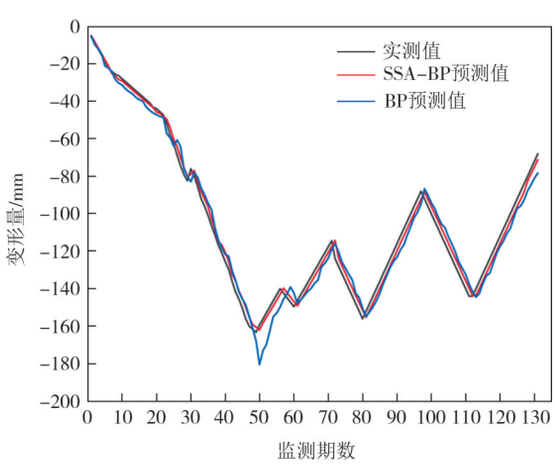


图 14　训练集预测结果对比

Fig.14　Comparison of training set prediction results

总之,无论是桩体变形预测还是地面沉降预测,经过SSA优化后的BP模型训练效果都得到显著提升,预测精度大大提高,基本能够满足基坑变形的监测需求.但随着时间推移,需要不断将实测数据放入神经网络来更新模型权阈值,实现基坑变形的动态监测,对可能发生的基坑安全事故做出预警.

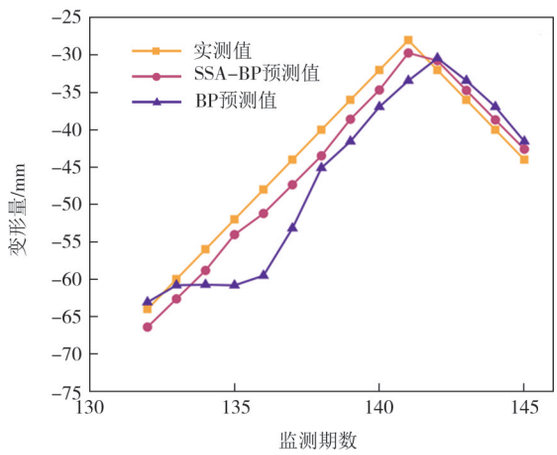


图 15　测试集预测结果对比

Fig.15　Comparison of test set prediction results

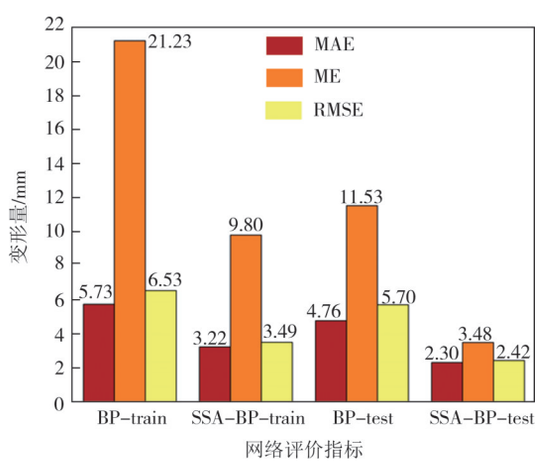


图 16　网络评价指标对比

Fig.16　Comparison of network evaluation indicators

6　结 论

本文依托南京河漫滩软土地区某深基坑工程实际监测数据,进行基坑变形的相关研究,结论如下:

1)土体选用上海地区第五层黏土参数,分别采用HSS模型及MCC模型进行基坑变形分析.结果表明,HSS模型更适用于描述小应变范围内的土体变形状况,MCC模型更适用于描述大应变范围内的土体变形状况,有必要对两种模型进行融合以适应本文基坑的复杂变形.

2)采用最小二乘法对两种模型进行线性融合,将模拟结果与实际监测数据对比,结果表明融合模型的模拟精度非常高,基于该融合模型对原始监测

数据进行数据补充及剔除异常点等处理,处理后数据集更丰富、更平滑,便于后续的变形预测.

3)用桩体变形数据和地面沉降数据训练BP模型和SSA-BP模型,预测结果及相关网络评价指标均表明经过SSA优化后的BP模型训练效果得到了显著提升,预测精度大大提高,能够为基坑大变形做出预警,以供施工方及时采取处置措施.

4)使用本文方法虽然取得了一定的成果,但基于时间序列的基坑变形预测仍有局限性,数据量及神经网络性能对预测效果有巨大影响,如何进行数据集增广和进一步优化神经网络是关键问题,后续工作可从迁移学习和深度学习开展.

参考文献

[1] 江杰,张探,欧孝夺,等. 软土地基基坑开挖对临近桩变形影响的时效分析[J]. 湖南大学学报(自然科学版),2022,49(11):206-215.
JIANG J, ZHANG T, OU X D, et al. Time-effect analysis on influence of excavation on adjacent pile deformation in soft soil [J]. Journal of Hunan University (Natural Sciences), 2022, 49(11):206-215.(in Chinese)

[2] 徐日庆,申硕,董梅,等. 软土地区基坑开挖诱发邻近盾构隧道水平位移的简化算法[J]. 湖南大学学报(自然科学版),2021,48(3):153-163.
XU R Q, SHEN S, DONG M, et al. A simplified calculation method for horizontal displacement of adjacent shield tunnel caused by excavation in soft soil area [J]. Journal of Hunan University (Natural Sciences), 2021, 48 (3): 153-163. (in Chinese)

[3] 宋广,宋二祥. 基坑开挖数值模拟中土体本构模型的选取[J]. 工程力学,2014,31(5):86-94.
SONG G, SONG E X. Selection of soil constitutive models for numerical simulation of foundation pit excavation [J]. Engineering Mechanics,2014,31(5):86-94.(in Chinese)

[4] 徐中华,王卫东. 敏感环境下基坑数值分析中土体本构模型的选择[J]. 岩土力学,2010,31(1):258-264.
XU Z H, WANG W D. Selection of soil constitutive models for numerical analysis of deep excavations in close proximity to sensitive properties[J]. Rock and Soil Mechanics,2010,31(1):258-264.(in Chinese)

[5] BENZ T. Small strain stiffness of soils and its numerical consequences[D]. Stuttgart: University of Stuttgart,2006.

[6] ROSCOE K H, SCHOFIELD A N. Mechanical behavior of an idealized wet-clay [C]//Proceedings of the Second European Conference on Soil Mechanics and Foundation Engineering, Wiesbaden:[s.n.],1963:47-54.

[7] 顾晓强, 吴瑞拓, 梁发云, 等. 上海土体小应变硬化模型整套参数取值方法及工程验证[J]. 岩土力学, 2021, 42(3):833-845.
GU X Q, WU R T, LIANG F Y, et al. On HSS model parameters for Shanghai soils with engineering verification[J]. Rock and Soil Mechanics,2021,42(3):833-845.(in Chinese)

[8] 顾晓强, 陆路通, 李雄威, 等. 土体小应变刚度特性的试验研究[J]. 同济大学学报(自然科学版),2018, 46(3):312-317.
GU X Q, LU L T, LI X W, et al. Experimental study of small strain stiffness properties of soil[J]. Journal of Tongji University (Natural Science),2018,46(3):312-317.(in Chinese)

[9] 陈赟, 罗敏敏, 夏能武, 等. 软土HSS模型参数现有试验成果统计分析[J]. 岩土工程学报, 2021, 43(增刊2): 197-201.
CHEN Y, LUO M M, XIA N W, et al. Statistical analysis of existing test results of HSS model parameters for soft soils [J]. Chinese Journal of Geotechnical Engineering, 2021, 43(Sup.2): 197-201.(in Chinese)

[10] 尹骥. 小应变硬化土模型在上海地区深基坑工程中的应用[J]. 岩土工程学报,2010,32(增刊1):166-172.
YIN J. Application of hardening soil model with small strain stiffness in deep foundation pits in Shanghai[J]. Chinese Journal of Geotechnical Engineering, 2010, 32 (Sup. 1) : 166-172. (in Chinese)

[11] 邵羽,江杰,陈俊羽,等. 基于HSS模型与MCC模型的深基坑降水开挖变形分析[J]. 水利学报, 2015, 46(增刊1):231-235.
SHAO Y, JIANG J, CHEN J Y, et al. Deformation of deep foundation pits due to excavation and dewatering based on HSS model and Modified Cam-Clay Model[J]. Journal of Hydraulic Engineering,2015,46(Sup.1):231-235.(in Chinese)

[12] 王海波,徐明,宋二祥. 基于硬化土模型的小应变本构模型研究[J]. 岩土力学,2011,32(1):39-43.
WANG H B,XU M,SONG E X. A small strain constitutive model based on hardening soil model[J]. Rock and Soil Mechanics, 2011,32(1):39-43.(in Chinese)

[13] NI X D, LU J F, WANG Y, et al. Field investigation of the influence of basement excavation and dewatering on ground and structure responses [J]. Tunnelling and Underground Space Technology,2021,117:104121.

[14] OU C Y, HSIEH P G, CHIOU D C. Characteristics of ground surface settlement during excavation[J]. Canadian Geotechnical Journal,1993,30(5):758-767.

[15] MANA A I, CLOUGH G W. Prediction of movements for braced cuts in clay [J]. Journal of the Geotechnical Engineering Division,1981,107(6):759-777.

[16] WANG Z W, NG C W, LIU G B. Characteristics of wall deflections and ground surface settlements in Shanghai [J]. Canadian Geotechnical Journal,2005,42(5):1243-1254.

[17] 刘伟煌, 朱怀龙, 贺斯进, 等. 土体硬化模型参数试验研究及其在南昌地区基坑工程的应用[J]. 土木与环境工程学报(中英文), 2021, 43(6): 38-47.
LIU W H, ZHU H L, HE S J, et al. Experimental study on parameters of hardening soil model for soils and its application in foundation pit engineering in Nanchang[J]. Journal of Civil and

Environmental Engineering,2021,43(6):38-47.(in Chinese)

[18] 陈赵慧,阮永芬,王鹏,等. 湖相沉积典型软土HSS模型参数取值研究[J]. 地震工程学报,2023,45(1):74-85.
CHEN Z H,RUAN Y F,WANG P,et al. Parameter value of HSS model for lacustrine sedimentary soft soil[J]. China Earthquake Engineering Journal,2023,45(1):74-85.(in Chinese)

[19] 周赫宸,秦朝辉,顾晓强. 基于HSS模型的深基坑开挖对邻近桥桩的影响分析及变形控制研究[J]. 地基处理,2023,5(5):369-375.
ZHOU H C, QIN Z H, GU X Q. Analysis of the influence of excavation on adjacent bridge piles and deformation control using HSS model[J]. Journal of Ground Improvement, 2023, 5(5): 369-375.(in Chinese)

[20] 吴东伟, 蒋健楠, 沈昊. 基于修正剑桥模型的基坑开挖变形分析[J]. 河北水利,2022(6):44-46.
WU D W, JIANG J N, SHEN H. Deformation analysis of foundation pit excavation based on modified Cambridge model[J]. Hebei Water Resources,2022(6):44-46.(in Chinese)

[21] 徐中华. 上海地区支护结构与主体地下结构相结合的深基坑变形性状研究[D]. 上海: 上海交通大学,2007:29-34.
Xu Z H. Deformation behavior of deep excavations supported by permanent structure in Shanghai soft deposit [D]. Shanghai: Shanghai Jiao Tong University,2007:29-34.(in Chinese)

[22] 王卫东,王浩然,徐中华. 上海地区基坑开挖数值分析中土体HS-Small模型参数的研究[J]. 岩土力学,2013,34(6):1766-1774.
WANG W D,WANG H R,XU Z H. Study of parameters of HS-Small model used in numerical analysis of excavations in Shanghai Area[J]. Rock and Soil Mechanics, 2013, 34(6): 1766-1774.(in Chinese)

[23] 杨庆年,郑俊杰,丁烈云,等. 邻近高架桥的深基坑开挖三维数值模拟[J]. 华中科技大学学报(自然科学版),2010,38(6):120-123.
YANG Q N, ZHENG J J, DING L Y, et al. Three-dimensional numerical simulation of deep excavation adjacent to viaduct foundation[J]. Journal of Huazhong University of Science and Technology (Natural Science Edition), 2010, 38(6): 120-123.(in Chinese)

[24] 建筑基坑工程监测技术标准:GB 50497—2019[S]. 北京:中国计划出版社,2019:33-36.
Technical standard for monitoring of building excavation engineering: GB 50497—2019 [S]. Beijing: China Planning Press,2019:33-36.(in Chinese)

[25] 倪小东, 王琛, 唐栋华, 等. 软土地区深基坑超大变形预警及诱因分析[J]. 中南大学学报(自然科学版),2022,53(6):2245-2254.
NI X D, WANG C, TANG D H, et al. Early-warning and inducement analysis of super-large deformation of deep foundation pit on soft soil[J]. Journal of Central South University (Science and Technology), 2022, 53(6): 2245-2254.(in Chinese)

[26] 张云. 修正剑桥模型参数对计算结果的影响[J]. 岩土力学,2006,27(3):441-444.
ZHANG Y. Effects of parameters of modified Cambridge model on computed results[J]. Rock and Soil Mechanics,2006,27(3):441-444.(in Chinese)

[27] 张晋勋, 赵刚, 张雷,等. HSS模型在盾构模拟中的应用及参数敏感性研究[J]. 地下空间与工程学报,2020,16(增刊2):618-625.
ZHANG J X, ZHAO G, ZHANG L, et al. Application of HSS model in shield simulation and study on parameter sensitivity[J]. Chinese Journal of Underground Space and Engineering, 2020, 16(Sup.2): 618-625.(in Chinese)

[28] 李连祥,刘嘉典,李克金,等. 济南典型地层HSS参数选取及适用性研究[J]. 岩土力学,2019,40(10):4021-4029.
LI L X,LIU J D,LI K J,et al. Study of parameters selection and applicability of HSS model in typical stratum of Ji'nan[J]. Rock and Soil Mechanics, 2019, 40(10): 4021-4029.(in Chinese)

[29] 唐争气,谭志强. 灰色时序组合模型在基坑监测中的运用[J]. 测绘工程,2014,23(2):49-53.
TANG Z Q, TAN Z Q. Application of grey timseries model to monitoring the excavation deformation [J]. Engineering of Surveying and Mapping,2014,23(2):49-53.(in Chinese)

[30] 李淑瑶. 基于插值指数平滑组合模型对深基坑沉降的预测研究[J]. 测绘与空间地理信息,2018,41(2):183-185.
LI S Y. Research on deep foundation settlement prediction based on interpolation exponential smoothing combined model [J]. Geomatics & Spatial Information Technology, 2018, 41(2): 183-185.(in Chinese)

[31] 刘杰. 组合预测模型在基坑变形监测中的应用[J]. 北京测绘,2017(4):46-49.
LIU J. The application of a combined predict model in deformation monitoring of pits[J]. Beijing Surveying and Mapping, 2017(4): 46-49.(in Chinese)

[32] 王磊,高峰. 基于时间序列-BP神经网络在基坑方面的应用研究[J]. 测绘与空间地理信息,2018,41(6):201-205.
WANG L, GAO F. Application research of foundation pit based on time series and BP neural network[J]. Geomatics & Spatial Information Technology,2018,41(6):201-205.(in Chinese)

[33] 陈华友. 组合预测方法有效性理论及其应用[M]. 北京:科学出版社,2008:60-61.
CHEN H Y. Validity theory of combined forecasting method and its application [M]. Beijing: Science Press, 2008: 60-61.(in Chinese)

[34] XUE J K, SHEN B. A novel swarm intelligence optimization approach: sparrow search algorithm [J]. Systems Science & Control Engineering,2020,8(1):22-34.