

GA-BP模型在HSS模型参数取值中的应用

张杰¹, 马杰², 陈啸海³, 钟鹏³, 王莹莹³

(1. 陕西省公路局, 陕西 西安 710068; 2. 陕西省交通规划设计研究院有限公司, 陕西 西安 710065;

3. 长安大学 特殊地区公路工程教育部重点实验室, 陕西 西安 710064)

摘要: 小应变硬化土(HSS)模型可以有效反映土的压缩硬化特性和小应变特性, 非常适合黄土基坑的数值模拟计算。但是, HSS模型包含了11个硬化土(HS)模型参数和2个小应变参数, 而这2个小应变参数往往需要采用试验方法确定, 获取过程复杂。为了探讨小应变参数的预测方法, 采用经过遗传算法优化的BP神经网络模型, 即GA-BP神经网络模型, 首先根据预设的小应变参数水平经过数值模拟计算得到49组位移数据, 然后将得到的数据用于GA-BP神经网络的训练, 待GA-BP神经网络的预测误差达到要求之后, 再使用实际的位移数据反演得到小应变参数, 最后基于预测得到的小应变参数进行数值模拟。结果显示, GA-BP神经网络模型预测的小应变参数在基坑围护结构最大水平位移和地表最大沉降计算方面表现良好, 可以应用于实际工程。

关键词: 岩土工程; 遗传算法; HSS模型; BP神经网络; 小应变参数; 参数反演

中图分类号: TU444

文献标志码: A

文章编号: 1009-7716(2025)01-0229-07

Application of GA-BP Model in Parameter Value of HSS Model

ZHANG Jie¹, MA Jie², CHEN Xiaohai³, ZHONG Peng³, WANG Yingying³

(1. Highway Bureau of Shaanxi Province, Xi'an 710068, China; 2. Shaanxi Transportation Planning and Design Institute Co., Ltd., Xi'an 710065, China; 3. Key Laboratory for Special Area Highway Engineering of Ministry of Education, Changan University, Xi'an 710064, China)

Abstract: The small strain hardening soil (HSS) model can effectively reflect the compressive hardening characteristics and small strain characteristics of soil, which is very suitable for the numerical simulation calculation of loess foundation pit. But, the HSS model contains 11 parameters of the hardening soil (HS) model and 2 small strain parameters, and these two small strain parameters are often determined by experimental methods, and the acquisition process is complex. In order to discuss the prediction methods of small strain parameters, the BP neural network model optimized by genetic algorithm, namely GA-BP neural network model, is adopted. Firstly, 49 groups of displacement data are obtained by the numerical simulation calculation according to the preset small strain parameter level. Then the obtained data are used for the training of GA-BP neural network. After the prediction error of GA-BP neural network reaches the requirement, the small strain parameters are obtained by using the actual displacement data inversion. Finally, the numerical simulation is carried out for the small strain parameters according to the prediction. The result shows that the small strain parameters predicted by GA-BP neural network perform well in the calculations of the maximum level of foundation pit support structure and the maximum settlement of earth surface, which can be used for the practical projects.

Keywords: geotechnical engineering; genetic algorithm; HSS model; BP neural network; small strain parameter; parameter inversion

0 引言

公路工程建设, 尤其是城市区域的公路工程建设离不开基坑的开挖。在基坑工程开挖过程中和开挖完成后, 周围地表和围护结构会不可避免地产生位移。现有的位移计算常常采用数值模拟的方式进

行, 在数值模拟的计算过程中, 土体本构模型的选取是重中之重。对于黄土而言, 小应变硬化土(HSS)模型相对于硬化土(HS)模型等其他本构模型能够更好地反映出黄土的小应变特性和压缩硬化特性。但是, HSS模型独有的小应变参数往往需要进行土工试验才能确定, 而试验方法又存在着操作误差、试验过程复杂繁琐的缺陷。BP神经网络可以通过已有的位移-参数数据集来找出二者之间潜在的数学

收稿日期: 2024-05-06

作者简介: 张杰(1985—), 男, 硕士, 工程师, 从事公路养护管理工作。

关系并建立模型,从而在不进行试验的情况下对小应变参数进行预测,为位移的数值模拟计算提供支撑。目前,已经有学者通过BP神经网络模型得到了金华地区粉质黏土、圆砾和强风化粉砂岩的HSS模型参数^[1],以及西安地区典型土层的HSS模型刚度参数^[2]等研究成果,说明利用BP神经网络模型得到黄土基坑HSS模型小应变参数的方法在理论上是可行的。

1 黄土基坑土体本构模型的选取

土作为一种非匀质的天然材料,具有非常复杂的特性。根据前人的研究成果,可以将其具体划分为3种基本特性和多种亚基本特性^[3]。其中基本特性包括压硬性、剪胀性和摩擦性;亚基本特性包括应力历史依存性、应力路径依存性、各向异性、结构性、蠕变特性等。在实际工程中,不同工况下需要重点考虑的土体特性并不相同,因此选取合适的土体本构模型来描述土体特性的影响非常重要。具体到基坑工程而言,基坑工程的稳定性与动态开挖过程中的土体卸荷效应、空间时间效应有很大的关系,除了土体3种基本特性之外,主要需要考虑土体的应力依赖性、小应变特性和结构性^[4],基坑黄土的本构模型选取需要围绕这些特性加以考虑。

1.1 基坑工程黄土特性分析

不同于常见的受加荷作用的土体,在基坑开挖过程中,土体主要受到卸荷作用,同时坑内不同位置的土体受到的影响也有所不同。坑壁土体由于侧面土体移除,其侧向应力随着深度增加而逐渐减小;坑底土体由于上部土体移除,其竖向应力逐渐减小而侧向应力保持不变;由于坑壁土体和坑底土体应力变化规律的不一致,坑壁底部转角处的土体主应力将发生旋转。

基坑开挖应力变化图见图1。

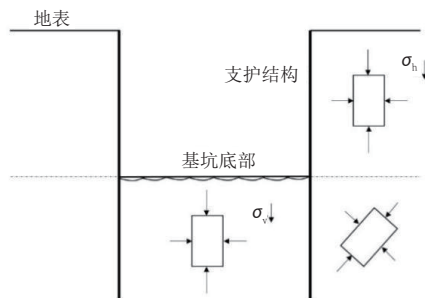


图1 基坑开挖应力变化图

基坑土体的应力-应变关系还受到应力路径特性的影响,张玉等^[5]探究了原状黄土在平面应变条件

下侧向卸荷状态的应力-应变关系,得到了图2所示的含水率为17%时不同围压下原状黄土的侧向卸荷应力-应变($q-\varepsilon_s$)曲线。

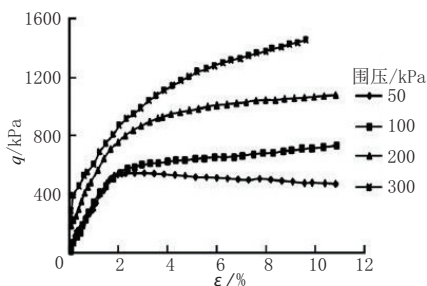


图2 不同围压下原状黄土的侧向卸荷应力-应变曲线^[5]

由图2可见,只有在围压较小的情况下原状黄土才会在卸荷过程中表现为软化型,其他情况下原状黄土均表现出硬化型。邵生俊等^[6],赵丹旗等^[7]也发现:在接近基坑工程实际围压的情况下,黄土的应力-应变曲线在侧向卸荷和竖向卸荷工况下均表现为硬化型。因此,基坑工程黄土本构模型的选取需要考虑黄土的硬化特性。

基坑开挖过程中,土体还会表现出明显的小应变特性。Benz等^[8]的研究表明:实际工程中绝大多数土体的应变介于 $10^{-6} \sim 10^{-3}$,处于小应变状态,并且得到了大量工程实测数据的支持。在小应变状态下,土体模量表现出强烈的非线性(见图3)。

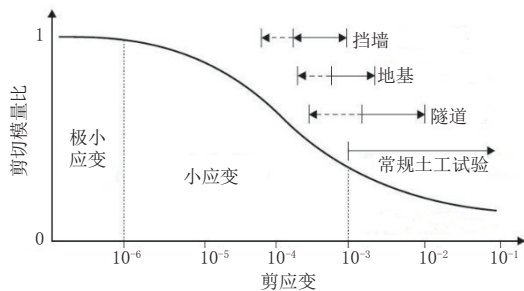


图3 土体应变范围与剪切模量比之间的关系^[8]

1.2 小应变硬化土(HSS)模型

为了在土的本构模型中反映土的压缩硬化特性和剪切硬化特性,Schanz等^[9]基于非线性弹性D-C模型提出了硬化土(HS)模型。HS模型使用弹塑性理论描述土体应力-应变关系,其主要特点是土体刚度与应力大小相关,并且选用了经大量工程实际检验的摩尔-库伦屈服准则。

HS模型引入了参考割线模量 E_{50}^{ref} 、参考卸载再加载模量 E_{ur}^{ref} 、参考应力 p^{ref} 等多个参数,从而可以有效地描述土体的破坏和各类变形行为。但是HS模型并没有考虑小应变范围内刚度的非线性变化。针对这一问题,Benz^[8]在HS模型的基础上引入了参考初

始剪切模量 G_0^{ref} ,以及当割线剪切模量 G_s 衰减为初始剪切模量 G_0 的 0.7 倍时所对应的剪应变 $\gamma_{0.7}$ 这 2 个小应变参数,得到了考虑土体小应变特性的 HSS 模型。与 HS 模型相比,HSS 模型能够反映土体小应变时的高模量以及剪切模量随应变衰减的过程。总的来说,HSS 模型能够很好地表现土体的基本特性,包括压硬性、剪胀性和摩擦性,同时相较于其他土体本构模型还能很好地反映基坑黄土的应力路径依存性和小应变特性。西安地区的大量工程实践也表明,HS 模型和 HSS 模型在基坑黄土的变形计算和失稳破坏分析方面表现出了优异的性能,但 HSS 模型一共含有 11 个 HS 模型参数和 2 个小应变参数,这些参数的确定对数值模拟结果影响巨大。

一般而言,源自勘察报告的 HSS 模型相关参数都是由室内试验确定的,这种取值方法往往会与实际情况存在一定的误差,特别是 2 个小应变参数。而这 2 个小应变参数在 HSS 模型中表现出了较强的敏感性,对于基坑工程的计算结果影响较大^[10]。研究发现,对于同一类土体,HSS 参数之间往往遵循一定的比例关系,例如,林德周^[11]通过室内试验获得了杭州地区砂质粉土、粉砂、淤泥质粉质黏土和粉质黏土的 HSS 参数,并通过 2 个实际的基坑工程进行了验证。王卫东等^[12]对上海地区的黏土、淤泥质黏土等做了大量室内试验研究,确定了除 2 个小应变参数之外的 HSS 参数之间的比例关系;卫俊杰等^[13]基于大量室内试验结果,结合经验方程,标定了珠海富水土体的成套 HSS 模型参数,并且确定了 HSS 参数之间的比例关系。Surarak 等^[14]在泰国曼谷地区获取了原状软黏土和硬黏土,通过室内试验取得了这 2 种土的 HSS 模型参数。以上学者的研究使得通过数学关系计算小应变参数成为了可能,但是不同地区土体的参数比例关系差异巨大,因此上述方法在小应变参数的取值方面表现出了一定的局限性。数值反演方法是岩土参数获取的另一种有效途径,利用工程实际监测资料对小应变参数进行反演分析,能够得到更接近实际情况的结果,有效缩小数值模拟的误差。

2 HSS 模型小应变参数的反演分析

2.1 基于遗传算法优化的 GA-BP 神经网络

岩土参数的数值反演可以简单分为位移反演法和应力反演法。在实际工程中,位移的实际监测数据更容易获取,因此本研究采用位移反演法来进行分析。具体是采用遗传算法优化后的 BP 神经网络

对小应变参数进行反演。

BP 神经网络模型是一种按照误差逆向传播算法训练的多层前馈式神经网络,具有多层、非线性等特点。通过计算神经元输出结果与实际情况的误差来不断调整神经元之间的连接权重,即通过误差的反向传播来优化神经网络的参数,使得计算结果不断接近实际结果,从而实现复杂非线性映射关系的建模和预测。在长期的使用当中,BP 神经网络也表现出了一些局限性,例如:(1)BP 神经网络的训练过程是梯度下降的,所以很容易陷入局部极小值;(2)只有当输入的训练数据集非常大时才能获得一个准确的计算模型,而在实际的基坑工程中,位移监测数据往往不足以支撑神经网络模型训练的需要;(3)BP 神经网络在非线性问题上的表现效果较差。

遗传算法是一种通过模拟生物种群进化过程中染色体交叉、遗传、变异过程而实现处理高维、非线性、离散化问题的算法。基于遗传算法优化的 BP 神经网络算法(GA-BP 神经网络算法)可以利用少量的位移监测数据,反演得到 HSS 模型所需要的小应变参数。GA-BP 神经网络模型训练流程图见图 4。

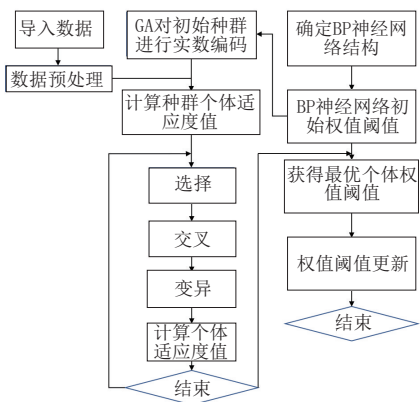


图 4 GA-BP 神经网络模型训练流程图

2.2 参数反演数值试验

在进行 GA-BP 神经网络模型训练前,需要准备大量数据对模型进行训练和测试。由于在实际工程中的数据采集较为困难,本研究采取数值模拟的方法获取不同 G_0^{ref} 和 $\gamma_{0.7}$ 水平组合所对应的围护结构最大水平位移和地表最大沉降。通过已有的研究资料,本文将参考初始剪切模量 G_0^{ref} 的取值范围定为 50~110 MPa, $\gamma_{0.7}$ 的取值范围定为 0.000 92~0.001 10。2 个参数各设置 7 个水平,如表 1 所列。

通过数值模拟计算,得到了 49 组围护结构最大水平位移和地表最大沉降数据作为 GA-BP 神经网络模型训练的数据集,见表 2。

表1 参数水平表

参数水平	$G_0^{\text{ref}}/\text{MPa}$	$\gamma_{0.7}$
1	50	9.2×10^{-4}
2	60	9.5×10^{-4}
3	70	9.8×10^{-4}
4	80	10.1×10^{-4}
5	90	10.4×10^{-4}
6	100	10.7×10^{-4}
7	110	11.0×10^{-4}

表2 49组样本数据

试验编号	$G_0^{\text{ref}}/\text{MPa}$	$\gamma_{0.7}$	围护结构最大水平位移/mm	地表最大沉降/mm
1	50	9.2×10^{-4}	53.62	33.33
2	50	9.5×10^{-4}	52.31	32.52
3	50	9.8×10^{-4}	51.17	31.63
4	50	10.1×10^{-4}	49.95	30.96
5	50	10.4×10^{-4}	48.86	30.11
6	50	10.7×10^{-4}	47.76	29.41
7	50	11.0×10^{-4}	46.85	28.85
8	60	9.2×10^{-4}	29.82	17.86
9	60	9.5×10^{-4}	29.12	17.48
10	60	9.8×10^{-4}	28.42	16.79
11	60	10.1×10^{-4}	27.89	16.32
12	60	10.4×10^{-4}	27.31	15.78
13	60	10.7×10^{-4}	25.56	15.11
14	60	11.0×10^{-4}	24.71	14.21
15	70	9.2×10^{-4}	21.10	11.67
16	70	9.5×10^{-4}	20.92	11.51
17	70	9.8×10^{-4}	20.60	11.37
18	70	10.1×10^{-4}	20.43	11.18
19	70	10.4×10^{-4}	20.21	11.00
20	70	10.7×10^{-4}	20.12	10.86
21	70	11.0×10^{-4}	19.83	10.61
22	80	9.2×10^{-4}	17.69	9.137
23	80	9.5×10^{-4}	17.22	9.16
24	80	9.8×10^{-4}	16.45	9.15
25	80	10.1×10^{-4}	17.24	9.42
26	80	10.4×10^{-4}	17.14	9.37
27	80	10.7×10^{-4}	17.08	9.31
28	80	11.0×10^{-4}	16.98	9.23
29	90	9.2×10^{-4}	15.78	8.89
30	90	9.5×10^{-4}	15.75	8.53
31	90	9.8×10^{-4}	15.70	8.29
32	90	10.1×10^{-4}	15.68	8.37
33	90	10.4×10^{-4}	15.65	8.49
34	90	10.7×10^{-4}	15.59	8.34
35	90	11.0×10^{-4}	15.56	8.15
36	100	9.2×10^{-4}	14.58	6.64
37	100	9.5×10^{-4}	14.57	7.54
38	100	9.8×10^{-4}	14.57	8.24
39	100	10.1×10^{-4}	14.56	8.41

续表

试验编号	$G_0^{\text{ref}}/\text{MPa}$	$\gamma_{0.7}$	围护结构最大水平位移/mm	地表最大沉降/mm
40	100	10.4×10^{-4}	14.55	8.53
41	100	10.7×10^{-4}	14.55	8.38
42	100	11.0×10^{-4}	14.55	8.21
43	110	9.2×10^{-4}	14.09	8.91
44	110	9.5×10^{-4}	14.08	8.94
45	110	9.8×10^{-4}	14.07	8.96
46	110	10.1×10^{-4}	14.04	8.95
47	110	10.4×10^{-4}	14.03	8.94
48	110	10.7×10^{-4}	14.02	8.93
49	110	11.0×10^{-4}	14.02	8.94

将数据集前45组数据设置为训练集,后4组数据设置为测试集,进行GA-BP神经网络模型的训练和测试。具体流程如下:

(1)初始化种群:随机初始化1组BP神经网络的参数,作为种群的初始解。

(2)适应度函数:使用训练数据集对神经网络进行训练,并计算出神经网络的适应度。适应度函数通常采用分类准确率、均方误差等指标来度量神经网络的性能。

(3)选择操作:根据适应度对种群中的个体进行选择,为使得适应度越大的个体被选中的概率越大,即适应度越大的个体被遗传的概率越大,采用轮盘赌的方式挑选出适应度大的个体。

(4)交叉操作:对选出的个体进行交叉操作,以产生新的个体。

(5)变异操作:对新产生的个体进行变异操作,以增加种群的多样性。

重复步骤(2)~(5),直到达到预设的停止条件,例如达到最大迭代次数或达到期望的适应度值。本研究的预设条件为后者。

在本研究中,由于样本数据中不同类型数据的量纲不同或量级相差太大,需要提前调用Matlab内置的mapminmax函数对输入向量进行归一化处理,同时对输出向量进行反归一化,从而在提高神经网络收敛速度的同时保障计算效率。

本研究的输入向量为围护结构最大水平位移和地表最大沉降,因此输入节点数为2,输出向量即为参考初始剪切模量 G_0^{ref} 和 $\gamma_{0.7}$ 这2个小应变参数。隐含层的神经元个数根据多次试算确定为6。即神经网络的拓扑结构确定为2-6-2。本研究的传递函数采用tansig函数,训练函数采用purelin函数,学习率和误差分别设置为0.05和0.01。同时通过试运算将

种群规模设置为 30,最大遗传代数设定为 30,交叉概率设定为 0.8,变异概率设定为 0.01。通过神经网络模型的计算,最后得到测试集(第 46~49 组数据)所预测的小应变参数与根据真实位移数据(第 50 组数据)预测的小应变参数,见表 3。

表 3 预测数据

试验编号	$G_0^{\text{ref}}/\text{MPa}$	$\gamma_{0.7}$	围护结构最大水平位移/mm	地表最大沉降/mm
46	107.5	9.9×10^{-4}	14.04	8.95
47	109.2	10.8×10^{-4}	14.03	8.94
48	114.5	10.5×10^{-4}	14.02	8.93
49	113.2	11.6×10^{-4}	14.02	8.94
50	110.4	10.6×10^{-4}	16.50	13.20

分别计算第 46~49 组预测数据与样本数据之间的误差,如图 5 所示。

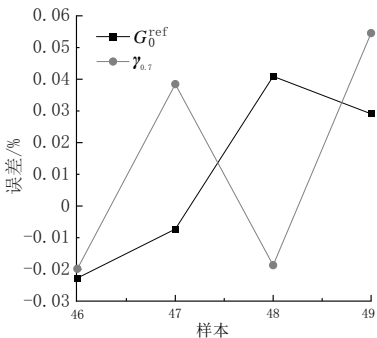


图 5 GA-BP 神经网络预测误差分析图

由图 5 可见,通过训练,GA-BP 神经网络对最后 4 组样本中 2 个小应变参数的误差分别为 2.27%、0.73%、4.09%、2.91% 和 1.98%、3.85%、1.87%、5.45%。其中最大误差为 5.45%,最小误差为 0.73%,平均误差为 2.78%,其精度已经达到了应用水平,因此可以认为本模型可以通过实际的监测数据来预测 G_0^{ref} 及 $\gamma_{0.7}$ 这 2 个小应变参数。通过调用现场监测数据,将实测围护结构最大水平位移 16.50 mm 和地表最大沉降 13.20 mm 输入到已经训练好的 GA-BP 神经网络模型之中,得到输出向量[110.4, 10.6],即小应变参考初始剪切模量 G_0^{ref} 为 110.4 MPa,衰减为 0.7 倍初始剪切模量时对应的剪应变 $\gamma_{0.7}$ 为 10.6×10^{-4} 。

3 HSS 模型与 HS 模型数值模拟计算值对比分析

3.1 数值模型的建立

铜川某基坑工程简要平面图见图 6。图 6 中 ac 段长约 130.0 m、 ag 段长为 70.0 m、阳角处 ed 段长 23.0 m、 ef 段长 20.0 m,开挖面积约 8 640 m^2 ; $ijkf$ 区域为施工坡,坡度为 10° ; A 区域开挖深度为 8.2 m、B 区

域开挖深度为 12.1 m、C 区域开挖深度为 14.7 m。场地地形较为平坦,由勘察报告可知,在开挖影响深度范围内,地层自上而下依次为:杂填土(Q_4^{ml})、第四纪上更新统风积(Q_3^{col})黄土,地下水埋深约在地下 50 m。进行数值试验时,杂填土选用摩尔-库伦本构模型,黄土选用硬化土本构模型和小应变硬化土本构模型。黄土的 HSS 参数和杂填土的物理力学指标根据勘察资料取值;小应变参数由 GA-BP 神经网络模型预测值取值,见表 4、表 5。

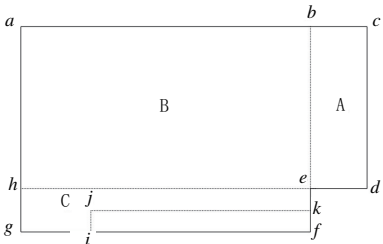


图 6 基坑工程简要平面图

表 4 黄土的 HSS 模型指标

参数	取值	物理意义
c'/kPa	22.32	有效黏聚力
$\varphi'/(^{\circ})$	18.15	有效内摩擦角
ψ	0	剪胀角
R_f	0.81	破坏比
$E_{50}^{\text{ref}}/\text{MPa}$	4.28	0.5 q_t 对应的割线模量
$E_{ur}^{\text{ref}}/\text{MPa}$	53.5	参考应力下卸载再加载模量
$P^{\text{ref}}/\text{MPa}$	100	参考应力
$E_{ocd}^{\text{ref}}/\text{MPa}$	6.5	参考应力对应的切线模量
ν_{ur}	0.2	卸载再加载泊松比
K_0^{nc}	0.69	正常固结静止侧压力系数
m	0.78	刚度应力水平相关幂指数

表 5 杂填土的物理力学指标

厚度/m	重度/ ($\text{kN} \cdot \text{m}^{-3}$)	黏聚力/ kPa	内摩擦角/ ($^{\circ}$)	弹性模量/ MPa	泊松比
1	16.5	10	5	9	0.35

本研究采用 PLAXIS 3D 有限元软件进行数值模拟分析。在数值模拟运算中,数值模型的几何尺寸按照实际基坑尺寸建立,这样更能确保计算的准确性。根据已有的研究资料^[12],基坑开挖时的影响范围在水平方向为开挖深度的 3~5 倍,在竖直方向为开挖深度的 1~2 倍,所以本研究的数值模型几何尺寸在长、宽、高方向上分别为 300、200、30 m。模拟时作如下假设:(1)忽略地下水的影响;(2)不考虑冠梁作用,用等高度连续墙代替;(3)不考虑桩间土的土拱效应。在 PLAXIS 3D 对排桩的模拟中,一般不用桩,而是根据刚度等效原则,将排桩等效为一定厚度的地下连续墙。在 PLAXIS 中,用板单元模拟排桩和

地下连续墙,刚度等效的计算方法为:

$$\frac{1}{12}(D+t)h_0^3 = \frac{1}{64}\pi D^4 \quad (1)$$

$$h = 0.808D \sqrt{\frac{1}{1 + \frac{t}{D}}} \quad (2)$$

式中: h_0 为板单元厚度,m; D 为排桩直径,m; t 为桩净间距,m; h 为1.5 m。

等效后板单元的厚度为1.5 m,采用各向同性弹性体进行模拟,板的弹性模量为35 GPa,泊松比取为0.2。锚索、锚杆弹性模量分别为195、200 GPa,锚杆预应力锚索、锚杆自由段采用点对点锚杆单元模拟。锚索、锚杆锚固段和土钉用梁单元模拟。墙和土体间接接触采用界面单元模拟,界面折减系数反映了土体与结构面的粗糙程度,取值为0.65。网格采用10节点四面体单元划分,选择粗、自动化分、局部强化。边界条件为软件内部设置,即在模型底部施加完全固定约束,在水平方向竖直的边界面施加滑动约束。完成后的数值模型见图7。

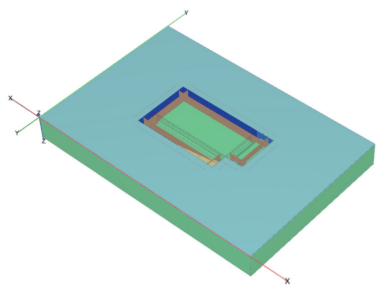


图7 基坑数值模型图

3.2 GA-BP预测小应变参数的数值模拟效果分析

图8为开挖完成后,分别由HSS模型、HS模型计算得到的不同深度水平下围护结构水平位移与实际监测值的对比图。可以看出HSS模型和HS模型都能较好地反映围护结构水平位移随着深度增加而逐渐减小的趋势,且二者都较实际监测值偏大,但基于GA-BP神经网络模型预测的HSS模型的计算值更加接近实际监测值。这是因为HSS模型相对于HS模型考虑了黄土的小应变特性,与实际情况更加接近;同时也说明了在该试验中GA-BP神经网络模型预测的黄土小应变参数已经达到了实际应用的精度。值得说明的是,在该模拟结果中,HSS模型的误差表现出随着深度的增加而逐步增加的趋势,在围护结构顶部即围护结构最大位移上,HSS模型的计算值为16.54 mm,与实测值的16.50 mm仅相差0.04 mm,相对误差仅为0.24%。这可能是在进行GA-BP神经网络模型的训练时采用了围护结

构顶部最大水平位移作为输入参数所导致的。

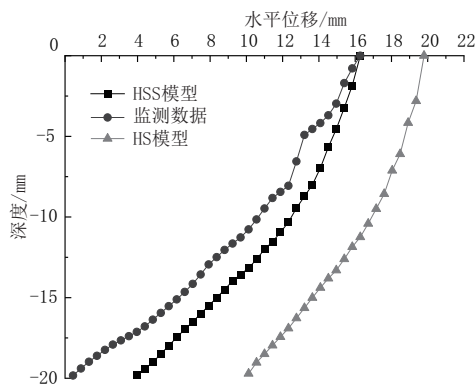


图8 围护结构各深度水平位移对比图

图9为开挖完成后,分别由HSS模型、HS模型计算得到的基坑周围地表沉降值与实际监测值的对比图。与围护结构各深度水平位移的规律相似,不论是HSS模型还是HS模型,都能很好地反映出开挖完成后基坑周围地表的沉降规律,三者都表现出距离坑壁越近,沉降量越大的趋势,且变化的趋势表现为非线性。HS模型的计算值较实际监测值大,而HSS模型则表现出了其优异的性能,由HSS模型计算得到的地表最大沉降在坑壁附近达到了16.50 mm,与实际监测值的13.20 mm相差3.3 mm,相对误差达到了24.4%。原因可能是在实际工程中,监测点并不能直接布置到坑壁上,而是会与坑壁保持1 m左右的距离,因此监测的沉降最大值往往会小于实际的沉降最大值。图中监测数据的前2个点是对监测值进行拟合后延伸到坑壁处的地表最大沉降估计值,拟合后坑壁附近的地表沉降值为14.50 mm。因此HSS模型计算值与拟合后估计值的绝对误差为2 mm,相对误差仅12.1%,满足实际工程的使用精度。这同样说明GA-BP神经网络模型预测在HSS模型小应变参数的取值工作方面是可行的。

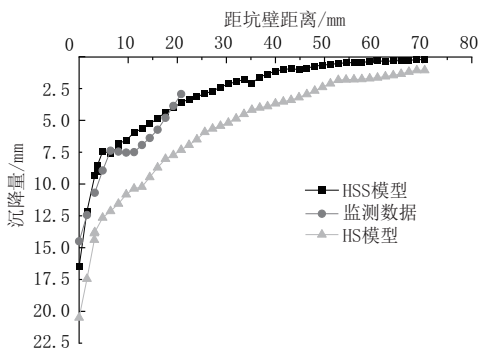


图9 基坑周围地表沉降对比图

4 结 语

(1)BP神经网络算法难以在数据量不足的情况

下对HSS模型的小应变参数进行预测反演,而使用遗传算法对其进行优化,一方面可以通过选择、变异、交叉的操作克服这一缺陷,另一方面通过遗传算法优化BP神经网络中的权重和阈值参数,可以有效提高BP神经网络的性能。

(2)通过预先设置小应变参数水平,然后进行数值模拟计算,得到大量小应变参数及对应位移数据集进行GA-BP神经网络模型训练的方法,可以在缺少大体量监测数据和不进行试验的情况下对HSS模型的小应变参数进行预测,且其预测结果在理想条件下较为准确,能够给实际工程提供相应的支撑。

(3)基于GA-BP神经网络模型预测小应变参数的HSS模型在铜川某黄土基坑的围护结构水平位移和地表沉降计算中表现良好。对于围护结构水平位移,基于GA-BP神经网络模型预测小应变参数的HSS模型能够良好反映围护结构水平位移随着深度降低的趋势,计算值与监测值的误差随着深度增加而逐渐增大,在围护结构顶部,即误差最小的情况下相对误差仅为0.24%。对于基坑周围的地表沉降而言,基于GA-BP神经网络模型预测小应变参数的HSS模型也能够良好地反映地表沉降随着与坑壁的距离增大而减小的趋势,计算值与拟合后预测的监测值之间绝对误差仅为2 mm,相对误差仅为12.1%。表明使用GA-BP神经网络模型对黄土的小应变参数进行预测的取值方法是可行的。

(4)HSS模型和HS模型在黄土基坑开挖过程的数值模拟计算中都表现良好,说明二者都能较好地反映土体的特性,对于黄土而言,考虑土体的压缩硬化特性是必要的。同时HSS模型相对于HS模型而言,其计算结果更加接近于实际监测值,说明HSS模

型考虑的小应变特性在黄土基坑开挖过程的数值计算中表现出了足够的敏感性。可以说在黄土基坑的计算中,使用HSS模型能够有效反映土体的小应变特性和压缩硬化特性。

参考文献:

- [1] 刘蓉.基于HSS模型的土岩组合地层基坑变形特性研究[D].北京:北京交通大学,2020.
- [2] 刘大维.基于GA-BP的小应变硬化土本构模型的参数反演及在基坑工程中的应用研究[D].西安:长安大学,2022.
- [3] 姚仰平,张丙印,朱俊高.土的基本特性、本构关系及数值模拟研究综述[J].土木工程学报,2012,45(3):127-150.
- [4] 钟鹏.基于HSS模型的黄土基坑开挖变形特征研究[D].西安:长安大学,2023.
- [5] 张玉,邵生俊,陈菲,等.不同应力路径条件下原状Q3黄土的强度特性及破坏方式试验研究[J].岩土力学,2017,38(增刊2):99-106.
- [6] 邵生俊,陈菲,邓国华.基于平面应变统一强度公式的结构性黄土填料挡墙地震被动土压力研究[J].岩土力学,2019,40(4):1255-1262,1290.
- [7] 赵丹旗,付昱凯,侯晓坤,等.不同应力路径下饱和重塑黄土的力学特性[J].水文地质工程地质,2022,49(6):74-80.
- [8] BENZ T. Small-strain stiffness of soils and its numerical consequences [D]. Stuttgart: University of Stuttgart, 2006.
- [9] SCHANZ T, VERMEER P A. The hardening soil model: Formulation and verification[C]//Beyond 2000 in Computational Geotechnics. Bamako: Balkema, 1999:281-297.
- [10] 林乔宇.厦门花岗岩残积土HSS模型参数的研究及工程应用[D].厦门:华侨大学,2019.
- [11] 林德周.小应变土体硬化模型参数试验研究及工程应用[D].杭州:浙江大学,2022.
- [12] 王卫东,王浩然,徐中华.基坑开挖数值分析中土体硬化模型参数的试验研究[J].岩土力学,2012,33(8):2283-2290.
- [13] 卫俊杰,凌飞,陈玉林,等.珠海富水软土小应变硬化参数试验研究[J].中山大学学报(自然科学版)(中英文):2024(04):132-140.
- [14] SURARAK C, LIKITLERSUANG S, WANATOWSKI D, et al. Stiffness and strength parameters for hardening soil model of soft and stiff bangkok clays [J]. Soils and Foundations, 2012, 52(4):682-697.

《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

