

DOI:10.3969/j.issn.1672-1144.2025.05.003

基于 CNN-Transformer 神经网络反演的 深基坑变形预测模型

王文辉

(福建省建筑设计研究院有限公司, 福建 福州 350001)

摘要: 为了控制城市密集区域基坑开挖引起的变形, 基于小应变硬化 (hardening soil model with small strain stiffness, HSS) 本构模型的数值模拟被广泛用于预测基坑开挖变形, 而变形计算精度与本构模型中的变形参数直接相关。以福州某深基坑工程为算例, 在保持各变形参数比例关系不变工况下, 开展不同变形参数组合的数值模拟, 构建变形参数组合与围护桩水平变形的样本集合, 提出一种基于 CNN-Transformer 神经网络的变形参数反演模型。结果表明: 反演模型在验证集上的平均绝对百分比误差 (MAPE)、平均绝对误差 (MAE) 和均方根误差 (RMSE) 分别为 2.10%、0.32 和 0.41。基于两个典型断面不同开挖阶段的实测位移数据进行反演, 得到淤泥与粉质黏土层变形参数的最优修正系数分别为 1.12 和 0.95, 代入数值模型后计算得到的围护桩水平位移约为实测值的 0.85 ~ 1.15 倍。采用多断面多开挖阶段的围护桩水平位移实测数据作为反演模型输入, 能够有效提升后续开挖阶段的预测精度, 该方法能够根据已有监测数据, 优化本构模型变形参数初始输入值, 准确预测后续基坑开挖变形。

关键词: 基坑; 小应变硬化模型 (HSS); 机器学习; 变形预测

中图分类号: TV551.42

文献标识码: A

文章编号: 1672-1144(2025)05-0017-08

Deep Excavation Deformation Prediction Model Based on CNN-Transformer Neural Network Inversion

WANG Wenhui

(Fujian Provincial Institute of Architectural Design and Research Co., Ltd., Fuzhou, Fujian 350001, China)

Abstract: In order to control the deformation caused by the excavation of foundation pit in densely built-up areas of cities, the numerical simulation on the hardening soil model with small strain stiffness (HSS) constitutive model is widely used to predict the deformation of foundation pit excavation, and the accuracy of deformation calculation is directly related to deformation parameters in the constitutive model. Taking a deep foundation pit project in Fuzhou as an example, the numerical simulation of different deformation parameter combinations was carried out under the condition the proportional relationship of each deformation parameter remains unchanged, and a sample set of deformation parameter combination and horizontal deformation of retaining pile was constructed. A deformation parameter inversion model based on CNN-former neural network is proposed. The results show that the average absolute percentage error (MAPE), mean absolute error (MAE) and root mean square error (RMSE) the inversion model on the verification set are 2.10%, 0.32 and 0.41, respectively. The optimal modification coefficient of deformation parameters silt and silty clay layer is 1.12 and 0.95 respectively by inversion based on the measured displacement data of different excavation stages of two typical. After substituting into the numerical model, the horizontal displacement of the retaining pile calculated is about 0.85 ~ 1.15 times of measured value. The measured data of horizontal displacement of retaining pile with multi-section and multi-excavation stage is used as the input of the inversion model, which can effectively the prediction accuracy of the subsequent excavation stage. The method can optimize the initial input value of the deformation parameters in the constitutive model according to the existing monitoring data, and accurately the subsequent deformation of foundation pit excavation.

Keywords: deep excavation; HSS model; machine learning; deformation prediction

收稿日期: 2025-06-20

修稿日期: 2025-08-03

基金项目: 福建省住房和城乡建设行业科技研究开发项目 (2020-K-57, 2025-K-4)

作者简介: 王文辉 (1968—), 男, 教授级高级工程师, 主要从事岩土工程等领域的工作。E-mail: wwh7797610@163.com

随着我国城市化进程快速推进,深基坑工程等地下空间开发已成为基础设施建设的核心环节^[1],复杂工程环境下基坑开挖对邻近建筑的影响日益受到重视,促使基坑工程设计理念逐步由传统的强度稳定控制向精细化变形控制模式转变。基坑开挖影响区域内大部分土体处于小应变状态^[2],数值模拟中普遍采用小应变硬化(hardening soil model with small strain stiffness, HSS)本构模型表征软土的力学响应^[3-8]。如何合理选取 HSS 本构模型变形参数,对于提升基坑开挖变形具有重要意义。

目前, HSS 参数的选取多依赖于室内试验^[9-10]、原位测试或经验公式^[11],例如,顾晓强等^[11]整合室内标准三轴试验与现场试验数据,构建了关键变形参数与土体初始孔隙比的多元非线性关联体系。针对上海地区典型软黏土,梁发云等^[12]采用 GDS 三轴仪与共振柱仪联合试验体系,揭示了土体硬化特性与刚度衰减特性的量化比例关系。Di Mariano 等^[13]通过结合地震扁铲侧胀仪(SDMT)与 HSS 本构模型,提出了一种新的解译方法,并成功应用于邻近既有建筑物的地铁深基坑开挖工程。将 HSS 模型的 4 个关键变形参数($E_{\text{oed}}^{\text{ref}}$, E_{50}^{ref} , $E_{\text{ur}}^{\text{ref}}$, G_0^{ref})与勘察报告压缩模量($E_{\text{s}0.1-0.2}$)建立经验关系,对于淤泥土和粉质黏土, $E_{\text{s}0.1-0.2}^{\text{ref}}: E_{\text{oed}}^{\text{ref}}: E_{50}^{\text{ref}}: E_{\text{ur}}^{\text{ref}}: G_0^{\text{ref}}$ 的比例关系可假定为 1:1:1:5:10^[14]。需要指出的是,基于上述参数比例关系计算得到的围护桩水平位移可能与实测值吻合,也可能存在极大的误差^[15]。通过经验关系计算得到的变形参数初始输入值与实际不符是导致计算误差的主要原因。为便于工程人员快速选取,在保持变形参数 $E_{\text{s}0.1-0.2}$ 与 HSS 模型变形参数比例固定的基础上,通过机器学习建立变形参数与围护桩水平位移的映射关系,对比实测变形,修正变形参数输入值,是提升围护结构变形预测精度的有效路径。

近年来,伴随机器学习技术发展,由于卷积神经网络(CNN)其擅长挖掘空间信息特性,越来越多的学者采用 CNN 对基坑变形进行研究,例如 Zhao 等^[16]利用 CNN 方法实现了高精度预测地下连续墙挠度的变化情况。但是基坑变形本质上是时空耦合的复杂非线性过程^[17-19],单一模型只能单独处理某一特征,在同时兼顾时空特征方面存在一定难度。而 Transformer 具有多头注意力机制,更适合于捕捉序列间较复杂的依赖关系。例如黄雨等^[20]基于 Transformer 网络对护岸胸墙进行了变形预测。而将 CNN 与 Transformer 相结合可以更加准确的获取基

坑变形阶段性特征,并且利于 HSS 模型参数和围护结构响应间的动态联系建立,提高预测精度;而将两者相结合不仅可以较好地实现基坑变形阶段性特征,而且能更好地联系 HSS 模型参数与围护结构响应,从而得到较为精确的结果,在复杂的地层条件中具有较强的应用潜力和现实意义。

本研究以福州某近接地铁站的深基坑工程为例,根据勘察资料标定 HSS 本构模型参数初始值变化范围,采用数值模拟,构建变形参数与围护桩水平位移对应关系数据库,通过 CNN-Transformer 神经网络组合,训练得到变形参数反演模型。通过对比实测数据得到最优参数组合,提出变形参数修正系数(R),预测后续施工变形。

1 修正系数反演方法

HSS 本构模型变形参数修正系数反演流程(图 1)如下:

(1) 布设全站仪、测斜仪等多类型监测设备,实时监测围护桩水平位移。作为后续变形参数反演与模型校正的输入数据。

(2) 参考有限元手册中关于软土与黏土的推荐比例关系($E_{\text{s}0.1-0.2}: E_{\text{oed}}^{\text{ref}}: E_{50}^{\text{ref}}: E_{\text{ur}}^{\text{ref}}: G_0^{\text{ref}} = 1:1:1:5:10$),确定 HSS 模型变形参数的初始输入。 R 的取值区间设定为勘察报告推荐值的 0.8~1.2 倍。建立数值分析模型,模拟基坑开挖过程。将计算结果与实测围护桩水平位移对比,识别误差较大的目标土层。

(3) 设定 R 的取值范围,生成不同参数组合,将参数组合代入模型进行计算。提取初期开挖阶段围护桩的侧向位移数据,建立参数组合与围护桩水平位移响应的数据库。

(4) 因划分数据集时,训练集要足够大,以便让模型充分学习,防止出现过拟合;测试集则要能体现整体数据的特点,用于精准衡量模型的泛化能力。从而将数据库按 7:3 比例划分为训练集(70%)与测试集(30%),采用 CNN-Transformer 神经网络组合进行训练,并以平均绝对误差(MAE)、均方根误差(RMSE)和平均绝对百分比误差(MAPE)作为性能评估指标,量化评价模型预测精度。

(5) 将初期开挖的实测围护桩水平位移数据输入 CNN-Transformer 模型,获取最优参数组合,标定修正系数 R 。将该参数组用于后续开挖阶段的数值模拟,预测基坑变形。

图 2 所示为 CNN-Transformer 模型,其主要分为

两部分,第一部分为卷积神经网络(CNN)部分,通过多层卷积方式提取时间序列数据中局部特征,并且采用池化的方式降低特征维度,在减少信息量的同时尽量保留特征内容,有利于模型的稳定性以及输入特征的代表性;经过 CNN 部分得到的结果传递给第二部分的 Transformer,通过多头注意力机制对

于序列间不同时间点上的相互联系进行学习,无论是短期的时间波动或者是长期的趋势走向都可以较好地捕捉,为了让模型能够准确地读取模型的变形数据,在 Transformer 模块内还添加了位置编码,在变形信息的数据时序属性上加以区分,并能够准确地反映出变形发生的全过程。

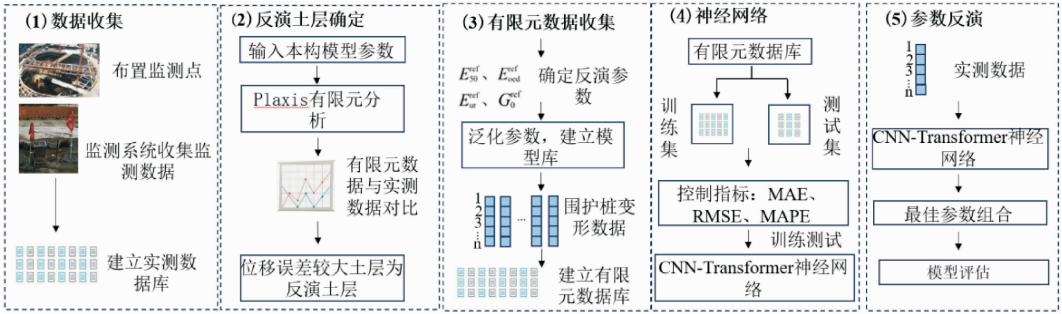


图 1 HSS 变形参数反演流程图

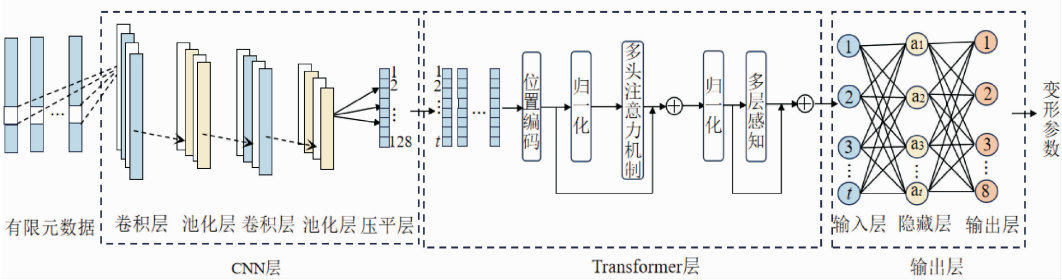


图 2 CNN-Transformer 模型结构

2 工程实例

2.1 工程概况

本工程基坑位于福建省福州市,周边环境复杂,北侧紧邻既有建筑物,东侧及南侧为城市主干道,且东侧靠近地铁车站。基坑最大开挖深度为 13.88 m ~ 14.60 m。为确保施工安全及周边结构物稳定性,施工期间对基坑变形进行了全过程监测。围护桩内部共布设 19 个围护桩水平位移监测点(图 3)。

研究选取围护桩变形最大断面 A-A(图 4)与不规则断面 B-B(图 5)进行建模分析,根据地质勘察报告,其中场地土自上而下分别为杂填土,厚 3.1 m ~ 3.5 m;淤泥土,呈流塑状,厚 4.6 m ~ 4.7 m;粉质黏土,呈可塑—硬塑状,厚 13.2 m ~ 14.8 m;下伏基岩为花岗岩,岩层埋深 > 30 m。地下水位稳定于地表下 1.1 m ~ 1.3 m 处。施工共分为五个阶段进行,其中 A-A 断面每层分别开挖 0.8 m、3.1 m、5.6 m、7.8 m、13.88 m;B-B 断面每次分别开挖 0.8 m、3.4 m、5.6 m、8.0 m、14.6 m。

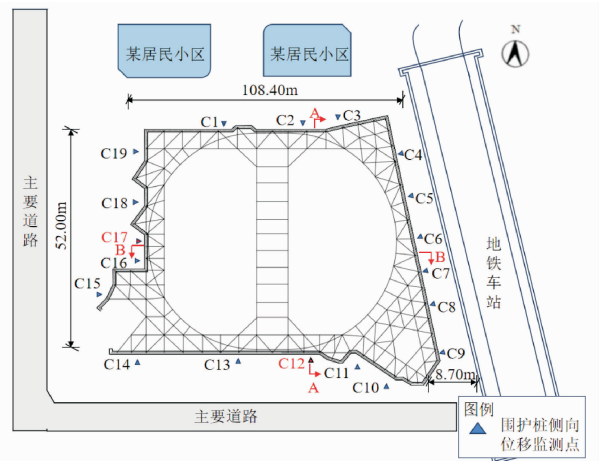


图 3 基坑平面布置图

基坑支护体系采用围护桩加两道内支撑组成的复合支护结构(表 1)。支护桩和内支撑采用线弹性模型,根据刚度等效原则,用锚锭杆来模拟内支撑;围护桩用等效厚度的板来模拟,其中 A-A 断面围护桩等效厚度为 0.57 m,B-B 断面围护桩等效厚度为 0.56 m。所采用的公式如下:

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

式中: D 为桩径; t 为桩与桩之间的净间距; h 为地下连续墙厚度。

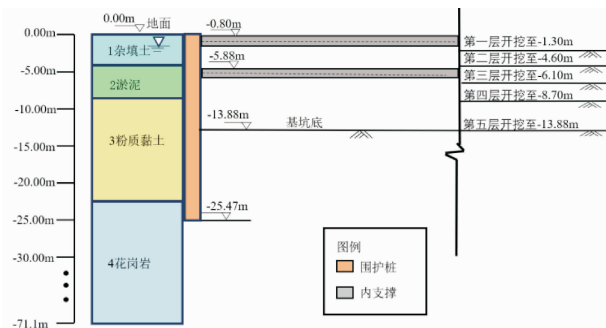


图 4 基坑 A-A 断面图

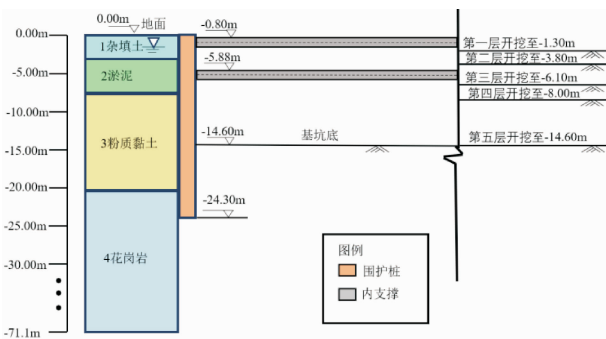


图 5 基坑 B-B 断面图

表 1 围护结构参数

名称	重度 γ /($\text{kN} \cdot \text{m}^{-3}$)	弹性模量 E/GPa	泊松比 μ	尺寸/mm
第一道支撑				1200 × 800
第二道支撑				1500 × 900
A-A 截面围护桩	25	30	0.2	桩径 900
B-B 截面围护桩				桩径 900

2.2 基坑数值模型

建立基坑开挖数值分析模型,为提升计算效率

表 2 土体 HSS 本构模型参数初始输入值

土体	孔隙比 e	有效黏聚力 c'/kPa	有效内摩擦角 $\varphi'/(\text{°})$	剪胀角 $\psi'/(\text{°})$	割线模量 $E_{50}^{\text{ref}}/\text{MPa}$	切线模量 $E_{\text{oed}}^{\text{ref}}/\text{MPa}$	加荷载模量 $E_{\text{ur}}^{\text{ref}}/\text{MPa}$	动剪切初始模量 $G_0^{\text{ref}}/\text{MPa}$	剪应变 $\gamma_{0.7}/10^{-4}$	幂指数 m	侧压力系数 K_0	破坏比 R_f	土体卸载泊松比 ν_{ur}	参考应力 $P^{\text{ref}}/\text{kPa}$
杂填土	0.80	3.70	28.00	0.00	2.90	2.90	8.30	15.80	2.00	0.65	0.58	0.95		
淤泥	1.30	9.40	25.64	0.00	3.15	3.15	15.75	31.50	2.20	0.65	0.52	0.68		
粉质黏土	0.84	3.00	34.04	4.04	12.56	12.56	62.80	125.60	4.20	0.65	0.39	0.95	0.20	100
花岗岩	0.33	22.50	37.00	7.00	110.00	110.00	250.00	455.00	2.70	0.70	0.81	0.95		

2.3 修正系数变化范围与数据集生成

图 8 为基于初始输入参数的数值计算结果与围

采用对称建模方式,并在对称轴处施加水平位移约束,以合理反映整体结构的受力与变形行为。为尽可能减少边界效应对计算结果的干扰,设置模型计算尺寸分别为 141 m × 71.1 m (见图 6)与 165 m × 71.1 m (见图 7)。模型侧边设置法向位移约束,底部边界施加固定约束条件。

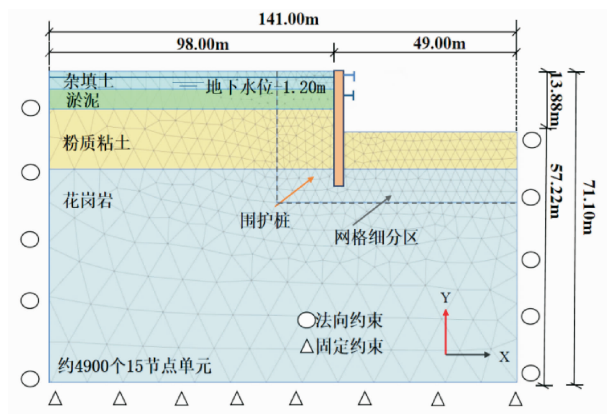


图 6 有限元模型和网格划分

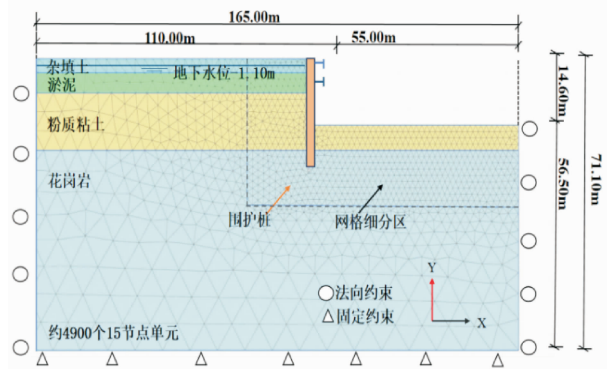


图 7 有限元模型和网格划分

不同土层的物理力学参数依据现场勘察资料和已有的经验公式确定,详见表 2。

护桩水平位移实测值(监测点 C12 与 C17)的对比。从图 8 中可以看出,计算误差主要出现在淤泥层及

粉质黏土层,这表明试算中以上两个土层所采用的 HSS 本构模型参数未能准确反映实际土体应力应变特性,需通过对参数进行反演与修正。考虑到变形参数(E_{oed}^{ref} , E_{50}^{ref} , E_{ur}^{ref} , G_0^{ref})为影响围护桩水平位移的控制参数^[12],本文主要针对以上两个土层共 8 个变形参数进行反演分析。在保持变形参数比例关系不变的前提下,计算最优修正系数 R 。

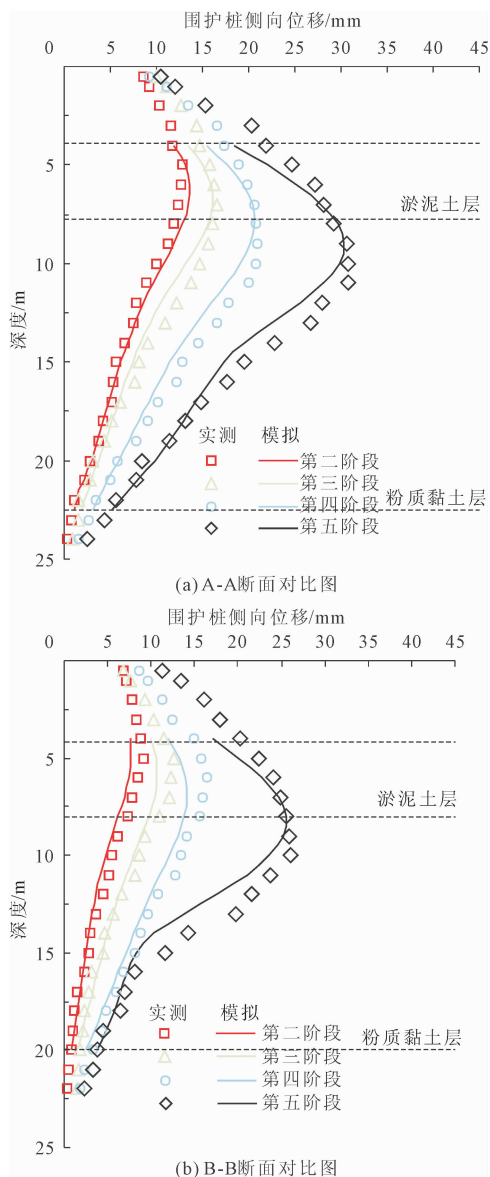


图8 基于初始输入值的围护桩水平位移计算值与实测值对比

根据试算结果,通过与实测围护桩水平位移数据的初步对比,将 R 设定为基准值的 0.8 ~ 1.2 倍,结合正交试验设计原理,进行随机组合排列,通过多因素交叉设计,对于两个典型断面分别生成 5 000 组不同的参数组合样本。将每组参数输入数值分析模型中进行基坑开挖模拟,分析提取后四个主要开

挖阶段结束时围护桩的水平位移响应。每个断面的四个开挖阶段分别提取 5 000 组围护桩水平位移数据,两个典型断面共计生成 10 000 组围护桩水平位移数据,构建 HSS 本构模型参数组合与不同开挖阶段围护桩水平位移的映射关系数据库。

3 CNN-Transformer 模型

为了训练计算效率优化,通过根据数值计算产生的数据样进行的最小-最大归一化操作(Min-Max Scaling)过程,会将各个特征值进行线性转换到 $[0, 1]$ 区间的范围内。将各维度数据的物理量纲进行了统一化处理,消除不同物理量纲所带来的影响;而且把梯度波动带来的问题也尽量消除了,同时也保留了原始数据的分布情况,使神经网络具有了标准输入,实现了归一化运算的过程。具体公式如下:

$$X_{norm} = \frac{X - X_{min}}{X_{max} - X_{min}} \quad (2)$$

式中: X_{norm} 是归一化后的数据; X 是输入数据; X_{min} 、 X_{max} 分别是数据样本的最小值和最大值。

处理过的时序数据会被输入到由 CNN 和 Transformer 组成的混合神经网络架构里,其中 CNN 模块负责从围护桩水平位移数值序列里把局部模式和变化特征提取出来。这个模块是“两层卷积-池化”的结构。第一层卷积操作过程中,会用多个 1×64 这种一维卷积核去扫描输入序列,从而识别出局部变形响应特征。最大池化层通过了降采样把局部信息聚合起来,既能有效压缩特征长度又能把关键特征信号保留下来。然后再重复一组卷积和池化操作,从而进一步提取更高阶序列特征。卷积池化模块输出特征向量之后经过展平、维度转换处理后被输入到 Transformer 编码器模块里。Transformer 是基于自注意力机制构建的全局依赖结构,不需要递归就能捕捉长时序数据里复杂依赖关系。在 Transformer 模块中,会通过位置编码把序列时序信息嵌入进去,输入序列再通过多头注意力机制进行多维特征关联建模来弥补原生注意力机制对顺序信息缺失。多个编码器层堆叠起来用是有助于逐步提取序列里不同尺度下演化特征的。Transformer 编码器输出高阶序列特征之后会被输送到全连接层里去,经过非线性激活和回归映射之后输出 HSS 模型里 4 个变形参数预估值,从而完成从实测围护桩水平位移响应到 HSS 本构模型变形参数反演建模这个过程。

为了评价模型的预测效果,根据以上描述以及

需要分别制定了评价标准,即分别使用平均绝对误差(MAE)表示模型预测值与真实值之差的大小,体现了整个模型预测值的预测精确度;使用均方根误差(RMSE)突出一些大的预测值对模型表现的影响,并且加大了大的预测误差的惩罚力度;利用平均绝对百分比误差(MAPE)表示各个数据点误差的大小,此误差值越小说明模型的预测效果越好。具体公式如下:

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |\hat{y}_i - y_i| \quad (3)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - y_i)^2} \quad (4)$$

$$MAPE = \frac{100\%}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{\hat{y}_i - y_i}{y_i} \right| \quad (5)$$

式中: n 为样本数量; $\hat{y}_i = \{\hat{y}_1, \hat{y}_2, \hat{y}_3, \dots, \hat{y}_n\}$ 为反演模型预测值; $y_i = \{y_1, y_2, y_3, \dots, y_n\}$ 为数值分析计算值。

4 计算结果分析与变形预测

基于图 3、图 4 中 C12、C16 监测点围护桩水平位移实测数据,利用 CNN-Transformer 模型开展土体变形参数的分阶段智能反演,并对不同开挖阶段的最优参数组合进行预测。

首先,采用 A-A 断面的第二阶段开挖完成后的围护桩水平位移实测数据作为输入,将通过 CNN-Transformer 模型预测得到的水平位移预测值与实测值作对比,如图 9 所示。

由图 9 可知,第二阶段开挖中预测的围护桩水平位移与实测值相接近;但第二阶段开挖之后的开

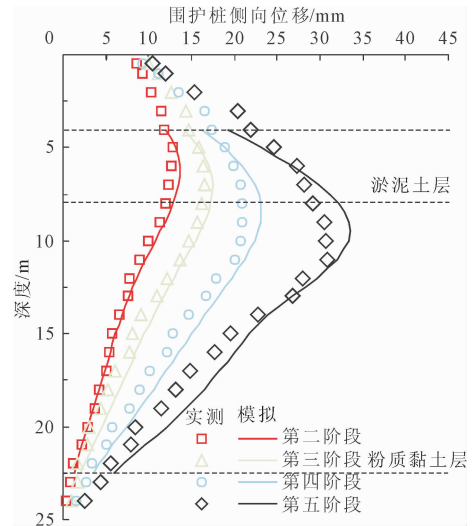


图 9 基于第二阶段反演参数组合的 A-A 断面围护桩水平位移预测值与实测值对比图

挖阶段与实测值偏差逐渐增大。说明仅依赖浅层阶段开挖时期的数据进行参数反演不能够很好地反应出在分步开挖下软土力学性质的非线性变化规律。

为提升反演精度,将第二阶段与第三阶段的围护桩水平位移实测数据联合输入 CNN-Transformer 混合模型,获得淤泥土层与粉质黏土层的基于第二、三施工阶段的最优参数组合,具体的变形参数如表 3 所示。将反演后的参数代入数值模型后,基于第二阶段和第三阶段反演参数组合的围护桩水平位移预测值与实测值对比,如图 10 所示,由图 10 可知,在前两阶段开挖中,围护桩水平位移的计算值与实测数据较为吻合。围护桩水平位移计算值约为实测值的 0.9~1.1 倍(见图 11)。

表 3 基于 CNN-Transformer 模型的 A-A 断面反演参数

不同阶段名称	淤泥				粉质黏土			
	$E_{50}^{\text{ref}}/\text{MPa}$	$E_{\text{ocd}}^{\text{ref}}/\text{MPa}$	$E_{\text{ur}}^{\text{ref}}/\text{MPa}$	$G_0^{\text{ref}}/\text{MPa}$	$E_{50}^{\text{ref}}/\text{MPa}$	$E_{\text{ocd}}^{\text{ref}}/\text{MPa}$	$E_{\text{ur}}^{\text{ref}}/\text{MPa}$	$G_0^{\text{ref}}/\text{MPa}$
初始值	3.15	3.15	15.75	31.50	12.56	12.56	62.80	125.60
基于第二阶段反演参数	3.76	3.76	18.80	37.60	15.05	15.05	75.25	150.50
基于第二、第三阶段反演参数	3.27	3.27	16.35	32.70	15.02	15.02	75.10	150.20

将 A-A 断面在第二、第三阶段反演得到的参数组合应用于 B-B 断面数值模型中进行预测。该模型在预测 B-B 断面围护桩侧向位移时存在一定偏差;围护桩水平位移计算值约为实测值的 0.8~1.2 倍(见图 12)。

为进一步提高反演精度,选择 C12、C17 两点第二、第三阶段围护桩实测水平位移数据作为 CNN-

Transformer 模型输入值,相应的变形参数如表 4 所示。基于 A-A 断面与 B-B 断面第二和第三阶段的反演参数水平位移预测值与实测值对比如图 13 所示,从图 13 可以看出,利用 A-A 断面、B-B 断面 2 个阶段的反演参数得到的围护桩侧向位移计算值与实测值进行对比后可知:围护桩水平位移计算值是实测值的 0.85~1.15 倍。

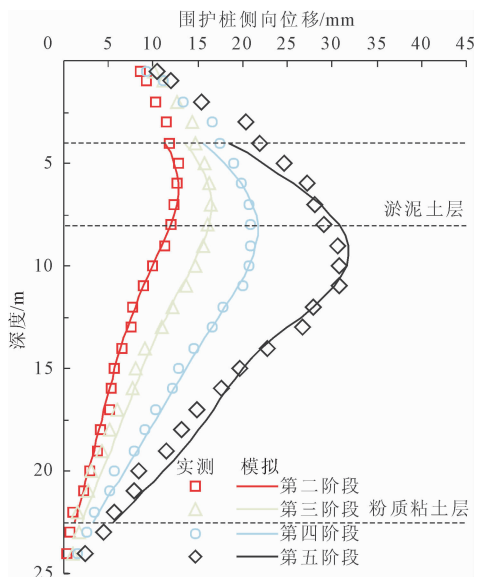


图 10 基于第二阶段和第三阶段反演参数组合的围护桩水平位移预测值与实测值对比图

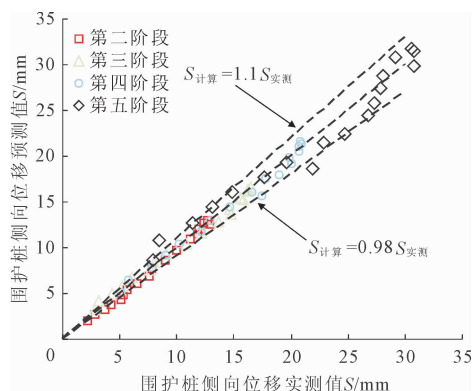


图 11 基于第二和第三阶段的 A-A 断面反演参数组合的围护桩水平位移预测值与实测值对比图

由此可见,在多断面两阶段实测数据反演的基础上得到的参数比单断面反演得到的结果更适用于围护桩水平位移预测。该工程中,只需要利用多断面前两段浅层开挖阶段围护桩水平位移的监测数据输入到 CNN-Transformer 反演模型中就能实现较高精度的变形参数的识别并得到统一修正系数,从而得到适用于整个工程的土体参数,提高变形预测精度。

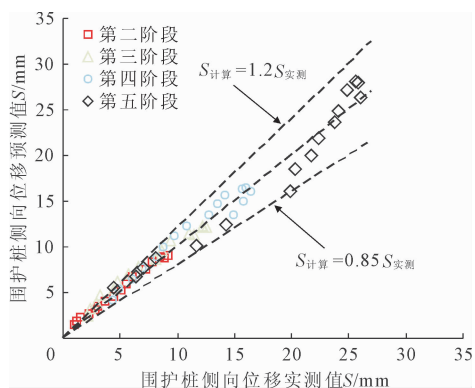


图 12 基于 A-A 第二阶段和第三阶段反演参数组合的 B-B 围护桩水平位移预测值与实测值对比图

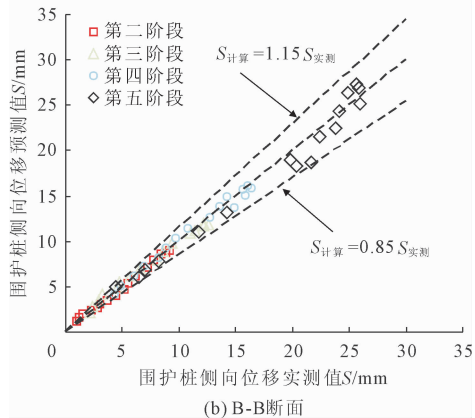
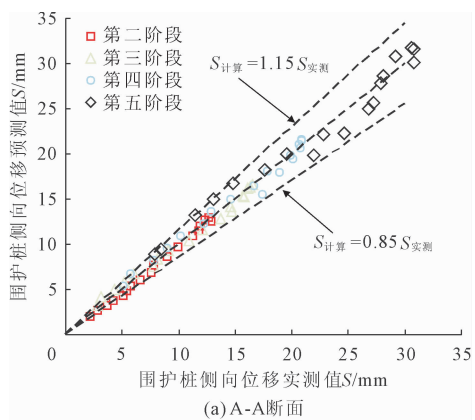


图 13 基于 A-A 断面与 B-B 断面第二和第三阶段的反演参数水平位移预测值与实测值对比图

表 4 基于 CNN-Transformer 模型的多断面反演参数

不同阶段名称	淤泥				粉质黏土			
	E_{50}^{ref}/MPa	E_{oed}^{ref}/MPa	E_{ur}^{ref}/MPa	G_0^{ref}/MPa	E_{50}^{ref}/MPa	E_{oed}^{ref}/MPa	E_{ur}^{ref}/MPa	G_0^{ref}/MPa
初始值	3.15	3.15	15.75	31.50	12.56	12.56	62.80	125.60
基于第二、第三阶段反演参数	3.53	3.53	17.65	35.3	14.51	14.51	72.55	145.10

将本文提出的方法运用到其它基坑工程当中,

可参考各开挖阶段围护桩水平位移的计算值及监测

值确定参数组合范围,如果当前阶段的预测偏差较大,则说明参数还需要进行调节,在这种情况下可以加入后续阶段的监测数据进行补充完善,用 CNN-Transformer 模型优化相关参数进而提高精度以及预测效果;反之如果预测结果对该阶段的实测值拟合度较好,那么可以直接采用此组参数对之后开挖阶段变形的发展趋势进行判定和预警。

5 结 论

通过监测多断面围护桩侧移数据,本研究提出了一种基于 CNN-Transformer 模型的 HSS 本构模型变形参数反演方法,实现对后续开挖过程中围护桩水平位移的高精度预测。主要结论如下:

(1) 基于两个断面的深基坑有限元模型分别构建 5 000 组参数反演数据样本,建立 CNN-Transformer 模型,模型在测试集上分别达到 $MAE = 0.32$ 、 $RMSE = 4.32$ 和 $MAPE = 2.15\%$,反演模型能够准确反映本构模型变形参数与围护桩侧移的内在定量联系。

(2) 采用两个断面的不同开挖阶段围护桩水平位移反演得到 HSS 模型变形参数修正系数,计算得到的后续开挖阶段围护桩水平位移计算值约为实测值的 0.85 ~ 1.15 倍。

(3) 采用单一断面的单一开挖阶段实测数据反演的参数不适用于预测其他断面不同开挖阶段的围护桩水平位移,建议采用多断面多阶段的围护桩水平变形共同作为反演模型的输入数据。

参考文献:

- [1] 黄茂松,王卫东,郑刚. 软土地下工程与深基坑研究进展[J]. 土木工程学报,2012,45(6):146-161.
- [2] 沈丹祎,陈赟,罗敏敏,等. 宁波浅层软土小应变硬化土模型参数试验研究[J]. 岩土工程学报,2023,45(S1):114-118.
- [3] 梁发云,褚峰,宋著,等. 紧邻地铁枢纽深基坑变形特性离心模型试验研究[J]. 岩土力学,2012,33(3):657-664.
- [4] 管飞. 基于 HSS 本构模型的软土超大型深基坑 3D 数值分析[J]. 岩土工程学报,2010,32(S1):177-180.
- [5] 郭浩天,孙庆林,苑成旺,等. 基于 HS 与 HSS 模型的深基坑支护结构变形与受力数值模拟分析[J]. 水利与建筑工程学报,2025,23(1):71-79.
- [6] 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.
- [7] 王卫东,吴江斌,黄绍铭. 上海地区建筑基坑工程的新进展与特点[J]. 地下空间与工程学报,2005,1(4):547-553.
- [8] 严佳捷,樊秀峰,吴振祥. 淤泥深基坑开挖下土体的变形特征[J]. 水利与建筑工程学报,2021,19(2):61-65.
- [9] 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.
- [10] 司马军,马旭,潘健. 武汉老黏性土小应变硬化模型参数的试验研究[J]. 水利与建筑工程学报,2018,16(3):93-97,112.
- [11] 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.
- [12] 梁发云,贾亚杰,丁钰津,等. 上海地区软土 HSS 模型参数的试验研究[J]. 岩土工程学报,2017,39(2):269-278.
- [13] Di Mariano A, Amoroso S, Arroyo M, et al. SDMT-based numerical analyses of deep excavation in soft soil [J]. Journal of Geotechnical and Geoenvironmental Engineering, 2019,145(1):04018102.
- [14] Benz T. Small-strain stiffness of soils and its numerical consequences [D]. PhD thesis, University of Stuttgart, Germany, 2007.
- [15] Liu Wenyuan, Tong Liyuan, Li Hongjiang, et al. Multi-parameter intelligent inverse analysis of a deep excavation considering path-dependent behavior of soils [J]. Computers and Geotechnics, 2024,174:106597.
- [16] Zhao Huajing, Liu Wei, Shi Peixin, et al. Spatiotemporal deep learning approach on estimation of diaphragm wall deformation induced by excavation [J]. Acta Geotechnica, 2021,16(11):3631-3645.
- [17] 冯志,李兆平,李祎. 多变量灰色系统预测模型在深基坑围护结构变形预测中的应用[J]. 岩石力学与工程学报,2007,26(S2):4319-4324.
- [18] 洪宇超,钱建固,叶源新,等. 基于时空关联特征的 CNN-LSTM 模型在基坑工程变形预测中的应用[J]. 岩土工程学报,2021,43(S2):108-111.
- [19] 王颖,刘勇健,刘意美. 基于神经网络的基坑变形动态预测研究[J]. 水利与建筑工程学报,2014,12(1):62-66.
- [20] 黄雨,刘侃侃,程天笑,等. 基于时间融合 Transformer 的港池基坑开挖诱发变形的智能预测模型[J/OL]. 应用基础与工程科学学报, 2025:1-17 [2025-09-07]. <https://link.cnki.net/urlid/11.3242.TB.20250526.1418.002>.