

基于 SSA-LSTM 的富水区地铁深基坑土层参数反分析

孙腾云¹ 李仁旺²

1.南昌轨道交通集团有限公司, 江西 南昌 330013

2.大连海事大学交通运输系, 辽宁 大连 116026

[摘要]富水区地铁深基坑施工过程中, 开挖卸荷、降水扰动和支护结构受力调整等因素会改变土体实际力学状态, 使经验参数取值难以准确反映现场变形响应。为提高深基坑数值模拟参数取值的合理性, 文中以南昌地铁二号线东延工程城南大道北站深基坑为工程背景, 选取粉质黏土和砾砂层的弹性模量、黏聚力作为待反演参数, 结合正交试验、均匀设计和 FLAC3D 数值正分析构建“土层参数-监测响应”样本库, 建立基于麻雀搜索算法优化长短时记忆网络的 SSA-LSTM (Sparrow Search Algorithm-Long Short-Term Memory) 土层参数反分析模型。以现场实测位移为目标, 通过误差最小化搜索最优参数组合, 并将反演参数重新代入数值模型进行验证。结果表明, 反演得到的粉质黏土①、粉质黏土②和砾砂层弹性模量分别为 30MPa、40MPa 和 28MPa, 黏聚力分别为 32kPa、33kPa 和 45kPa; 反演参数代入数值模型后, Az、Bx、Cx、Dx、Ez 和 Fz 六个测点计算值与实测值吻合较好, 最大相对误差为 4.0%。与随机森林和人工神经网络模型相比, SSA-LSTM 模型在 RMSE、MAE、MAPE 和 R 等评价指标上表现更优, 说明该方法具有较好的非线性映射能力和参数识别精度, 可为富水区地铁深基坑施工期参数修正和变形分析提供参考。

[关键词]富水区; 地铁深基坑; 参数反分析; SSA-LSTM; 数值模拟

DOI: 10.33142/aem.v8i6.20108

中图分类号: TU474.1

文献标识码: A

Back Analysis of Soil Parameters in the Deep Foundation Pit of Fushui District Subway Based on SSA-LSTM

SUN Tengyun¹, LI Renwang²

1. Nanchang Rail Transit Group Co., Ltd., Nanchang, Jiangxi, 330013, China

2. Department of Transportation Engineering, Dalian Maritime University, Dalian, Liaoning, 116026, China

Abstract: During the construction process of the deep foundation pit of the Fushui District subway, factors such as excavation unloading, precipitation disturbance, and stress adjustment of the support structure can change the actual mechanical state of the soil, making it difficult for empirical parameter values to accurately reflect the on-site deformation response. In order to improve the rationality of parameter values for numerical simulation of deep foundation pits, this paper takes the deep foundation pit of Chengnan Avenue North Station of Nanchang Metro Line 2 East Extension Project as the engineering background, selects the elastic modulus and cohesion of silty clay and gravel sand layers as the parameters to be inverted, and combines orthogonal experiments, uniform design, and FLAC3D numerical forward analysis to construct a "soil layer parameter monitoring response" sample library. A Sparrow Search Algorithm-Long Short-Term Memory (SSA-LSTM) soil layer parameter back analysis model based on sparrow search algorithm optimized long short-term memory network is established. Taking the measured displacement on site as the objective, the optimal parameter combination is searched through error minimization, and the inverted parameters are re inputted into the numerical model for verification. The results show that the elastic moduli of the inverted silty clay ①, silty clay ②, and gravel sand layers are 30MPa, 40MPa, and 28MPa, respectively, and the cohesive forces are 32kPa, 33kPa, and 45kPa, respectively; After inputting the inversion parameters into the numerical model, the calculated values of Az, Bx, Cx, Dx, Ez, and Fz at six measurement points were in good agreement with the measured values, with a maximum relative error of 4.0%. Compared with random forest and artificial neural network models, the SSA-LSTM model performs better in evaluation indicators such as RMSE, MAE, MAPE, and R², indicating that

this method has good nonlinear mapping ability and parameter identification accuracy, which can provide reference for parameter correction and deformation analysis during the construction period of deep foundation pits in the Fushui District subway.

Keywords: rich water area; subway deep foundation pit; parameter back analysis; SSA-LSTM; numerical simulation

引言

随着城市轨道交通建设规模不断扩大,富水区地铁深基坑工程日益增多。此类工程在开挖过程中常受到卸荷效应、降水扰动、支护结构受力调整和周边土体变形等因素共同影响,施工响应具有明显的复杂性和不确定性。土层参数是影响深基坑数值模拟精度的重要因素,但传统参数多依据勘察资料、室内试验和工程经验确定,难以充分反映施工阶段土体受扰动和地下水变化后的实际力学状态,容易造成计算结果与现场监测值存在偏差。

参数反分析方法能够以现场监测数据为反馈,对数值模型中的关键土层参数进行修正,从而提高基坑变形分析和施工安全评价的可靠性。近年来,贝叶斯反分析、BP神经网络、遗传算法优化模型、随机森林等方法已被应用于岩土参数识别和基坑变形预测中,并取得了一定效果。但富水区深基坑开挖过程具有较强的非线性和阶段性特征,传统静态模型在刻画施工过程中的变形演化规律方面仍存在不足;同时,神经网络模型的预测效果也容易受到超参数选择和训练稳定性的影响。

为此,本文以南昌地铁二号线东延工程城南大道北站深基坑为工程背景,选取粉质黏土和砾砂层的弹性模量、黏聚力作为待反演参数,结合正交试验、均匀设计和FLAC3D数值正分析构建“土层参数-监测响应”样本库,建立基于麻雀搜索算法优化长短时记忆网络的SSA-LSTM(Sparrow Search Algorithm-Long Short-Term Memory)土层参数反分析模型。通过现场实测位移对反演结果进行验证,并与随机森林和人工神经网络模型进行对比分析,以期富水区地铁深基坑施工期参数修正和变形分析提供参考。

1 SSA-LSTM 土层参数反分析模型

1.1 LSTM 神经网络

参数反分析的目标是使数值计算响应逐步逼近现场监测响应。具体而言,先根据勘察资料和工程经验确定关键土层参数的合理范围,再通过试验设计形成多组参数组合,并将其代入FLAC3D模型开展正分析计算,得到不同参数组合下各监测点位移响应。随后,以参数组合为输入、位移响应为输出构建训练样本,训练SSA-LSTM模型以建立土层参数与基坑变形之间的非线性映射关系。模

型训练完成后,以现场实测位移为目标值,构建计算位移与实测位移之间的误差函数,并在参数取值范围内搜索最优参数组合,使模型预测响应尽可能逼近现场监测响应。最终,将获得的最优土层参数重新代入FLAC3D数值模型进行验证。

提出的方法包括以下4个步骤:确定待反演参数及其取值范围;通过正交试验和均匀设计生成样本并开展数值正分析;采用SSA优化LSTM网络超参数并训练映射模型;输入现场监测值完成参数反演,并用实测-计算误差评价反演结果。



图1 SSA-LSTM 土层参数反分析流程

1.2 SSA-LSTM 模型设计

LSTM通过门控结构保留或遗忘历史信息,能够表达基坑开挖位移随施工阶段逐步累积的时序特征。对于多测点位移样本,LSTM可将相邻施工阶段的响应联系起来,避免把每一时刻的位移视为彼此孤立的数据点。不过,LSTM模型本身对超参数较敏感,如果隐藏层节点数过少,模型难以学习复杂关系;若节点数过多,则容易过拟合有

限样本；学习率设置不当也会造成训练震荡或收敛缓慢。

SSA 用于对 LSTM 超参数进行自适应寻优。算法通过发现者、加入者和预警者三类个体在搜索空间中协同迭代，使模型在全局探索和局部开发之间保持平衡。结合工程样本规模，设置最大迭代次数为 200，发现者比例为 0.2，预警者比例为 0.1，种群规模为 50。适应度函数以预测响应与目标响应之间的误差为基础，误差越小，说明相应超参数组合越能反映监测数据中的变形规律。与人工试错相比，SSA 优化过程减少了主观经验对模型性能的影响，使参数反演过程更具可重复性。

模型评价采用 RMSE、MAE、MAPE 和 R2 等指标。RMSE 对较大误差更敏感，适合判断局部测点是否存在明显偏差；MAE 反映平均绝对误差，便于衡量整体预测精度；MAPE 以百分比形式表示误差，便于不同测点之间比较；R2 用于评价模型对数据变化的解释能力。这些指标共同构成反分析可靠性的评价依据。

2 工程概况与样本构建

2.1 工程概况与监测数据

工程对象为南昌地铁二号线东延工程城南大道北站深基坑。场地地层主要包括人工填土、粉质黏土、砾砂、强风化泥质粉砂岩和中风化泥质粉砂岩等，其中砾砂层透水性较强，地下水补给较充足，属于典型富水地层条件。基坑采用地下连续墙与内支撑相结合的支护体系，开挖过程中通过布设位移监测点跟踪围护结构和邻近土体响应。由于施工期间降水与开挖同步影响土体应力状态，监测数据可较好地反映现场真实参数水平。

该基坑采用分阶段开挖施工，支护体系主要由地下连续墙和内支撑组成。数值模拟中根据工程实际开挖过程建立三维 FLAC3D 模型，并采用莫尔—库伦本构模型描述土体力学行为。模型中重点考虑粉质黏土、砾砂等对基坑变形影响较大的地层，其中砾砂层渗透性较强，降水施工对土体有效应力和变形响应具有明显影响。因此，选取该类土层的弹性模量和黏聚力作为反分析对象，能够较好反映施工阶段土体参数的等效变化。

为便于建立反演样本，选取 Az、Bx、Cx、Dx、Ez 和 Fz 六个典型测点作为验证对象。现场监测位移分别为 4.8mm、5.0mm、7.3mm、6.7mm、3.2mm 和 2.7mm。六个测点覆盖不

同空间位置，能够在一定程度上反映基坑变形的差异性。若反演参数在这些测点上均能

取得较好拟合效果，说明模型不仅对单一测点有效，也对整体变形场具有一定解释能力。

各测点现场实测位移如表 1 所示。

表 1 现场监测点位移值

测点	实测位移/mm
Az	4.8
Bx	5.0
Cx	7.3
Dx	6.7
Ez	3.2
Fz	2.7

2.2 待反演参数与样本生成

从基坑变形敏感性和工程可识别性出发，反演参数主要选取粉质黏土与砾砂层的弹性模量和黏聚力。弹性模量直接影响开挖卸荷后的位移幅值，黏聚力则关系到土体抗剪强度和局部变形发展。相比内摩擦角、重度等较稳定参数，弹性模量和黏聚力在现场扰动、含水状态和取样尺度变化下更容易偏离经验值，因此更适合作为监测反演对象。

样本构建采用正交试验与均匀设计相结合的方式。首先，根据地质勘察资料和工程经验确定各待反演参数的取值范围，并采用正交试验生成训练样本，以保证有限样本条件下主要参数组合能够被覆盖；随后，采用均匀设计生成验证样本，用于检验模型在参数空间中的泛化能力。每组参数组合均输入 FLAC3D 三维数值模型，按照实际开挖与支护过程计算 Az、Bx、Cx、Dx、Ez 和 Fz 六个测点位移，最终形成“土层参数-监测位移响应”样本库。正交试验用于在有限试验次数内覆盖主要因素组合，保证训练样本具有基本代表性；均匀设计进一步在参数空间中形成分散样本，用于验证模型泛化能力。每组参数组合均代入 FLAC3D 三维数值模型，按照实际开挖与支护过程计算各测点位移，最终形成以土层参数为输入、以监测点位移为输出的数据集。该做法既避免了完全依赖现场少量监测数据造成样本不足，又保留了数值模型对支护结构和施工路径的物理表达能力。

3 参数反演结果与验证

3.1 反演参数分析

SSA-LSTM 反演结果显示，粉质黏土①弹性模量为 30MPa，粉质黏土②弹性模量为 40MPa，砾砂层弹性模量为 28MPa；对应黏聚力分别为 32kPa、33kPa 和 45kPa。与初始经验参数相比，反演参数体现出更强的现场响应修正特征。粉质黏土层弹性模量提高后，能够解释实测位移未出现过大幅增长的现象；砾砂层参数修正则反映富水地层在降水和开挖共同作用下的变形控制效应。

从工程含义看，反演参数并非简单替代勘察参数，而是对施工阶段等效参数的识别。勘察试验通常对应局部取

样或原位测试状态,数值模型中的参数则需要同时代表地层连续性、开挖扰动、支护约束和地下水影响。**SSA-LSTM**通过监测数据校正这些综合效应,使参数更接近数值模拟所需的等效取值。因此,反演结果应主要服务于施工期变形分析和方案反馈,不宜脱离工程背景直接推广到其他场地。

表 2 待反演参数及最终识别结果

参数	反演结果
Esil ^① /MPa	30
Esil ^② /MPa	40
Egra/MPa	28
csil ^③ /kPa	32
csil ^④ /kPa	33
cgra/kPa	45

3.2 实测数据验证

将反演得到的参数重新输入数值模型后,对六个监测点计算位移与实测位移进行比较。结果表明, Az、Bx、Cx、Dx、Ez 和 Fz 测点的相对误差分别为 2.1%、4.0%、2.7%、1.4%、3.1%和 3.7%,最大相对误差为 4.0%,总体误差处于较低水平。不同空间位置测点均能取得稳定拟合,说明反演参数能够较好地解释基坑整体变形响应。

从误差分布看, Bx 和 Fz 测点误差略大,但仍处于可接受范围内。该现象可能与局部地层扰动、支撑施作时间差和监测点周围施工荷载变化有关。对于深基坑工程而言,现场监测值本身也会受到仪器精度、测点保护和施工扰动影响,因此要求所有测点完全一致并不现实。更重要的是,反演参数能够使整体误差保持在较低水平,并避免局部测点出现系统性偏差。如表 3 所示。

表 3 反演参数代入后的计算值与实测值对比

测点	实测值/mm	计算值/mm	相对误差/%
Az	4.8	4.9	2.1
Bx	5.0	5.2	4.0
Cx	7.3	7.1	2.7
Dx	6.7	6.6	1.4
Ez	3.2	3.3	3.1
Fz	2.7	2.8	3.7

由表 3 可知,六个测点计算值与实测值整体吻合较好,最大相对误差为 4.0%,最小相对误差为 1.4%,说明反演参数能够较好反映施工阶段基坑整体变形响应。

3.3 不同算法对比

为验证 **SSA-LSTM** 模型的优势,将其与随机森林(RF)和人工神经网络(ANN)进行对比。三类模型均能在一定程度上拟合监测数据,说明基于数据驱动的参数反演方法具有工程可行性。但从误差指标看, **SSA-LSTM** 的 RMSE 为 0.0096, 低于 RF 的 0.0131 和 ANN 的 0.0142;

同时, **SSA-LSTM** 的 MAE、MAPE 和 R2 表现也更优,说明其在误差控制和拟合稳定性方面具有优势。

RF 模型依靠多棵决策树集成,可有效降低单一模型的方差,对小样本具有一定鲁棒性,但其对开挖过程时序信息的表达能力有限。ANN 可建立非线性映射关系,但缺少针对序列数据的记忆结构,且训练结果容易受初始权重和超参数影响。相比之下, **LSTM** 能够表达位移随施工阶段逐步演化的规律, **SSA** 又能对 **LSTM** 超参数进行全局寻优,因此 **SSA-LSTM** 在复杂非线性和时序特征共同作用的深基坑反分析问题中更具适用性。对比结果见图 2 和表 4。

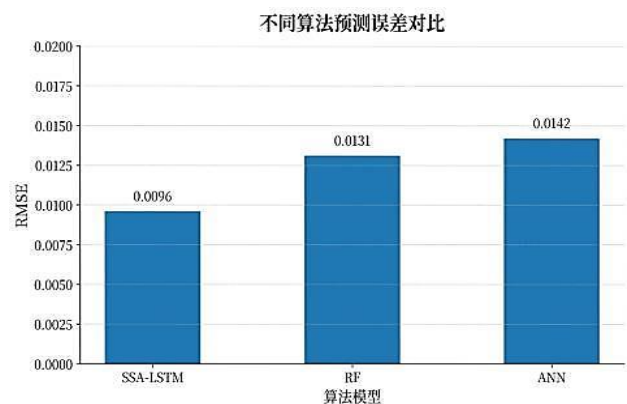


图 2 不同算法预测误差对比

从图 2 可以看出, **SSA-LSTM** 模型在各项误差指标上均低于 RF 和 ANN 模型,表明 **SSA** 优化后的 **LSTM** 模型在小样本非线性映射条件下具有更好的拟合稳定性。

表 4 不同算法评价指标对比

模型	SSA-LSTM	RF	ANN
RMSE	0.0096	0.0131	0.0142
MAE	0.0072	0.011	0.0116
MAPE/%	2.83	4.11	4.63
R2	0.996	0.991	0.987

4 模型验证分析

4.1 与既有反分析方法的比较

从研究路径看,贝叶斯不确定性反分析能够较好描述参数概率分布和不确定性传播,适合开展可靠度分析,但通常需要明确先验分布,且计算成本较高。**MEC-BP**、**GA-ANN** 和 **GA-BP** 等方法通过智能算法或神经网络建立参数与响应之间的映射关系,在非线建模方面具有一定优势。然而,深基坑开挖是一个随时间逐步推进的过程,监测数据具有连续性和阶段性,传统前馈网络或静态机器学习模型容易弱化这种时间依赖。**SSA-LSTM** 的特点在于将 **LSTM** 的时序记忆能力与 **SSA** 的全局优化能力结合

起来,既关注施工过程中的响应演化,也改善了神经网络调参的不稳定性。

4.2 工程适用性与局限性

从工程应用角度看,该方法适用于具备连续监测数据、已有数值模型且参数取值存在明显不确定性的深基坑工程。施工初期可依据勘察参数建立基础模型,随着监测数据积累,再利用 SSA-LSTM 更新关键土层参数,并将修正参数反馈至后续施工阶段的变形预测与安全评估。这种动态更新方式有助于减少经验判断的不确定性,提高施工控制的针对性。

同时,方法仍存在若干局限。第一,样本主要由数值模拟生成,若数值模型边界条件、支护刚度或施工阶段划分与实际存在偏差,反演参数可能会补偿这些模型误差,从而降低物理解释的唯一性。第二,现场监测点数量有限,空间覆盖不足时难以全面约束复杂地层参数,局部异常测点也可能影响训练效果。第三,本文主要反演弹性模量和黏聚力,尚未充分考虑渗透系数、支撑刚度、墙体接头效应等因素的耦合作用。第四,SSA-LSTM 仍属于数据驱动模型,其内部权重和门控状态缺乏直观物理意义,可解释性弱于传统力学反分析。后续可引入物理约束损失函数、多源监测数据和不确定性分析,进一步提高模型的泛化能力。

5 总结

本文围绕富水区地铁深基坑土层参数反分析问题,构建了基于 SSA-LSTM 的参数识别方法,并结合南昌地铁深基坑工程开展验证。主要结论如下:

(1) SSA-LSTM 能够将试验设计、FLAC3D 正分析和现场监测数据连接起来,建立土层参数与位移响应之间的非线性映射关系。SSA 对 LSTM 关键超参数进行全局优化,减少了人工调参的不确定性,提高了模型训练的稳定性。

(2) 反演得到的粉质黏土和砾砂层弹性模量、黏聚力参数具有较好的工程解释性。将反演参数代入数值模型后,六个典型测点计算值与实测值吻合较好,最大相对误

差为 4.0%,说明该方法能够有效修正经验参数取值偏差。

(3) 与 RF 和 ANN 相比,SSA-LSTM 在 RMSE、MAE、MAPE 和 R2 等指标上均表现更优,说明其更适合处理深基坑开挖过程中具有时序演化特征的反分析参数问题。该方法可为富水区地铁深基坑施工期参数更新、变形分析和风险预警提供参考。

[参考文献]

- [1]王和平,陈晓斌,韩琦培.基于贝叶斯不确定性反分析的基坑软土修正剑桥模型参数研究[J].铁道科学与工程学报,2025,22(7):3049-3059.
- [2]栗润德,蒋宏,巨玉文.基于基坑土体等效 m 值的位移反分析法的改进及应用研究[J].太原理工大学学报,2026,57(1):162-168.
- [3]李步遥,司马军.基于 MEC-BP 神经网络的基坑水平位移反演分析[J].铁道科学与工程学报,2021,18(7):1764-1772.
- [4]汤小林,董建华,吴晓磊,等.基于位移反分析的深基坑渗流-应力耦合研究[J].兰州理工大学学报,2024,50(5):139-146.
- [5]郑世杰,汤春阳,黄炫茜,等.基于 GA-ANN 的深基坑支护结构优化反馈分析[J].工业建筑,2023,53(1):530-532.
- [6]Xue J,Shen B.A novel swarm intelligence optimization approach: sparrow search algorithm[J].Systems Science & Control Engineering,2020,8(1):22-34.
- [7]Hochreiter S, Schmidhuber J. Long short-term memory[J].Neural Computation,1997,9(8):1735-1780.
- [8]Breiman L. Random forests[J].Machine Learning,2001,45(1):5-32.
- [9]Rumelhart D E, Hinton G E, Williams R J. Learning representations by back-propagating errors[J].Nature,1986,323(6088):533-536.

作者简介:孙腾云(1987—),就职于南昌轨道交通集团有限公司,工程管理专业毕业,工程师。