

正弦算法优化的正则化ELM 在基坑周边地表沉降预测中的应用

叶绍东

佛山市三水国盛测绘有限公司

摘要: 目前现有的基坑周边地面沉降预测模型只考虑了开挖天数这一单一因素,然而,基坑周围地面沉降受到多个因素的影响。显然,仅考虑单一因素的预测模型并不足够准确。为了准确预测基坑周边地面沉降情况,本研究利用正弦算法(SA)对正则化极限学习机(RELM)进行优化,提出了一种基于基坑高程、地下水位、支护层数和岩土工程参数的基坑周围地基沉降预测模型。该模型应用于某顶管接收基坑周围地面沉降的预测。研究分别建立了基于时间序列和多因素的SA-RELM模型,并将其预测结果与BP神经网络、ELM和SA-ELM模型进行了比较。研究结果显示,基于多因素的SA-RELM模型在相对误差的MAE、MAPE和RMSE等指标上表现最优,误差接近于0。综合分析结果表明,SA-RELM模型具有较高的预测精度和泛化能力,在基坑周围地面沉降的预测中展现出良好的性能。因此,基于多因素的SA-RELM模型能够有效提高基坑周围地面沉降的预测精度。

关键词: 正弦算法优化; ELM; 基坑; 地表沉降

【DOI】 10.12254/j.issn.2096-6539.2023.23.023

引言

随着地下空间的开发和地面高层建筑的兴建,基坑项目的数量不断增加,涉及的深度和规模也越来越大。然而,基坑工程面临着复杂的地质环境和水文地质条件,开挖深度较大,监测周期较长。基坑地质环境的复杂性导致了地面沉降、涌水、砂流等问题的日益严重。基坑工程所引发的问题日益突出,包括基坑周围建筑物的倾斜和沉降、市政道路和管线的开裂和沉降,以及城市地下管廊和轨道交通的变形破坏等。基坑周围地面过度沉降和变形还可能导致基坑本身的坍塌。例如,广西、海南等地发生的基坑倒塌以及国外发生的地铁站结构倒塌事故,给经济和人员安全带来了巨大的损失。因此,准确监测和预测基坑周围地面的沉降对于防范潜在的施工风险至关重要。为了指导基坑的下一步开挖和支护方案,以减少不必要的经济损失和人员伤亡,有必要找到一种准确可靠的基坑周围地面沉降预测方法^[1]。

一、方法

本部分简要介绍了各种预测模型的基本原理。这些模型将用于预测基坑周围的地面沉降。

(一) 正则化ELM

正则化ELM(Regularized Extreme Learning Machine)是一种基于BP神经网络的特殊机器学习系统和方法。它是对传统的前馈神经网络(FNN)和反向传播算法的改进。正则化ELM通过调整隐层神经元的权值和阈

值,得到最优解,具有学习速度快和泛化能力强的优势。

正则化ELM采用了单层前向神经网络(SLFN)的结构作为学习策略。SLFN由输入层、隐藏层和输出层组成。给定训练样本集 (x_i, y_i) ,其中 x_i 是输入, y_i 是目标输出,激活函数被表示为 $g(x)$ 。在正则化ELM中,标准的前馈神经网络的输出可以表示为:

$$f(x_i) = g(\sum(w_{ij}g(v_i x_i) + b_i))$$

其中, w_{ij} 是输入层到隐藏层之间的权重, v_i 是隐藏层的输入权重, b_i 是隐藏层的阈值。在正则化ELM中,通过对隐藏层的权重和阈值进行优化,得到了最优解。

正则化ELM在机器学习中应用广泛,具有较快的学习速度和较强的泛化能力,适用于各种数据建模和预测任务。它在处理大规模数据和高维特征空间时表现出色,并且对于非线性问题具有良好的逼近能力^[2]。

(二) 正弦算法

正弦算法(Sine Cosine Algorithm, SCA)是由Mirjalili于2016年提出的一种新型智能优化算法。该算法结合了全局搜索和局部搜索的特点。全局搜索用于快速确定最优解的搜索范围,而局部搜索则用于在该范围内精确寻找最优解。

SCA算法的工作原理如下:首先,在可行解区域内随机生成一组初始解,并利用正弦和余弦的数学模型进行迭代优化,以寻找最优解。具体而言,SCA算法使用以下迭代公式来更新解:

$$x(t+1) = x(t) + A \sin(BC)$$

其中, $x(t)$ 表示第 t 次迭代时的解, $x(t+1)$ 表示下一次迭代的解, A 是振幅参数, B 是相位参数, C 是频率参数。通过不断更新解的数值,SCA算法在搜索过程中逐渐逼近最优解。

SCA算法在全局搜索和局部搜索之间取得了良好的平衡,能够在较短的时间内找到接近最优解的解决方案。它适用于各种优化问题,如函数优化、参数优化和约束优化等。SCA算法的简单性和高效性使其成为解决复杂问题的一种有效工具^[3]。

(三) 基于正弦算法优化的正则化ELM

基于正弦算法优化的正则化ELM(Sine Cosine Algorithm-regularized Extreme Learning Machine, SA-RELM)是一种应用正弦算法对正则化极限学习机(RELM)进行优化的方法。在传统的RELM算法中,隐藏层节点的权重和阈值是通过随机初始化得到的,而不需要进行重复迭代。这使得RELM模型具有简单的结构和快

速的训练速度。然而，由于随机生成的参数无法保证模型具有高精度的预测能力，使用RELM模型时需要手动调整权重并进行多次尝试，包括设置随机种子和调整网络结构。

为了解决这个问题，采用了正弦算法对RELM模型进行优化，自动选择一组合适的网络参数，无须手动调整权重。SA-RELM模型用于训练和预测基坑周围地面沉降情况。SA-RELM算法的流程如下：首先，利用正弦算法搜索不同的输入参数和累计沉降值。然后，将优化后的参数输入到RELM模型中，用于预测基坑周围地基累计沉降的数值。

SA-RELM模型通过结合正弦算法的全局搜索能力和RELM的快速训练速度，提供了一种有效的方法来优化基坑周围地面沉降预测。相比于传统的RELM模型，SA-RELM模型能够自动搜索最优的网络参数，从而提高预测精度和泛化能力。这种方法的优点在于简化了模型调参的过程，减少了人工干预的需求，同时提高了模型的性能和可靠性。

在基坑施工过程中，基坑周围的地面沉降会随着施工时间的延长而增加。因此，施工时间与基坑周围的地面沉降之间存在一定的相关性。基于时间序列的基坑周边地面沉降预测算法已经相对成熟。为了验证SA-RELM模型在预测基坑周边地面沉降方面的准确性，我们以某顶管接收基坑为例，分析了D4沉降点的监测数据。

首先，我们分别建立了基于时间序列的基坑周边地面沉降预测模型，包括BP神经网络、ELM算法、SA-ELM算法和SA-RELM算法。然后，将每个预测模型的预测值与实际测量值进行比较。最后，通过计算相对误差、平均绝对误差（MAE）、平均百分比误差（MAPE）、均方根误差（RMSE）和确定系数（R2），评估这些模型的预测能力。

此外，基坑周围的地面沉降还受到地下水位、岩土参数、开挖标高等多种因素的影响。基坑周围地面沉降是多个因素共同作用的结果，并具有非线性特征。过去的优化算法在预测基坑周边地面沉降时通常只考虑了时间因素，而忽略了基坑周围地基沉降的多重因素。因此，我们根据基坑周边D4沉降点的监测数据，将预测能力较好的SA-RELM模型应用于基坑周边地面沉降预测，并基于多种因素进行验证，通过对基坑周边D5沉降点的预测进一步验证。研究结果显示，多因素的SA-RELM模型在基坑周边地面沉降预测方面优于仅基于时间序列的SA-RELM模型^[4]。

二、应用实例

本文选取了一个位于广东东南部、地层发育较好的顶管接收基坑作为研究对象。地层可分为不可分割冲积层、上白垩系、侏罗系、三叠纪、石炭系和泥盆世地层。此外，该地区中生代岩浆活动强烈，凝灰质砂岩和酸性中酸性火山岩变质岩分布广泛。还有酸性岩脉、中性岩脉和火山岩脉。从地貌上看，基坑位于广东省冲积平原，处于丘陵与平原的交汇与接触地带，属于裸露残

丘地貌单元。

基坑地理坐标为北纬23° 01' 至23° 24'，东经112° 52' 至113° 14'。它位于珠江三角洲南岸，基坑西侧有一条高架桥。当基坑不稳定时，将影响公路交通。此外，还有天然气管道、通道电缆、供水管道等地下设施，这些设施与基坑施工的安全密切相关。

该基坑的深度为23.85米，周长约55米。基坑采用地下连续墙结合钢支撑支护，共设置了五层支撑。为了监测基坑周围的地面沉降，使用全站仪进行监测。基坑周围设置了八个地面沉降监测点，分别编号为D1-D8。地下水位监测点设置在基坑周围的每一侧，编号为SW1-SW4。基坑的土层由平填土、粉质黏土、粉质土和泥土组成，每层土壤的物理参数通过实验室测试和现场测试获得。

顶管接收基坑的开挖深度超过20米。由于基坑西侧存在城市高架桥，基坑开挖可能对高架桥桥墩造成潜在风险。因此，本文将重点关注离高架桥桥墩较近的D4和D5沉降监测点，并以SW3作为影响点，建立考虑不同影响状态的SA-RELM模型，以预测基坑周边地面沉降情况。为了确保施工安全和信息化建设，从2019年1月1日至2019年4月4日，每隔三天进行一次基坑周边地面沉降点和地下水位监测点的测量，共进行了30次测量。为验证SA-RELM模型的准确性和适用性，以D13沉降监测点为例，比较了基于时间序列的两个基坑周边地面沉降预测模型，分别采用BP神经网络、ELM算法、SA-RELM算法和SA-RELM算法。前四组数据用于训练预测模型，后五组数据用于验证预测结果的准确性。

三、基于D4时间序列的不同预测模型

对于BP神经网络，在MATLAB中进行仿真时，将D4沉降监测点的原始数据作为输入。通过多次调试，发现当输入层节点设置为7时，模型的计算量较小且能保证较好的沉降预测精度。隐藏层中的神经元数量可以通过经验公式得到，经验上最佳选择是15个神经元。因

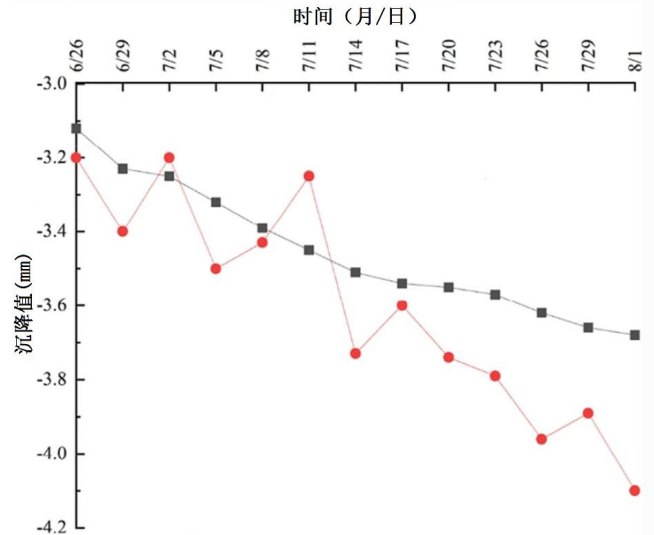


图1 D4点BP神经网络测量值与预测值的比较

此,网络结构为7-15-1。训练时间设置为 5×10^5 ,并且训练目标误差设置为 1×10^{-6} 。使用“newff”命令构建BP神经网络,在输入层选择“tansig”函数,将“logsig”设置为隐藏层函数,将“purelin”设置为输出层函数。学习函数选择“learngdm”,训练函数选择“trainlm”。

极限学习机(ELM)使用奇异值分解方法来确定隐藏层节点的数量。为了与BP神经网络进行比较,同样以D4沉降监测点为研究对象,采用7-15-1的网络结构和“sigmoid”激活函数(图1)。

SA-ELM算法将经过SA模型优化的预测数据输入ELM算法,并将与预测数据相关联的原始数据训练成ELM算法输入向量的目标值。

SA-RELM算法基于SA-ELM算法,并通过权重衰减对ELM算法进行正则化。

通过比较BP神经网络、ELM算法、SA-ELM算法和SA-RELM算法的预测结果,可以评估它们在基于时间序列的基坑周边地面沉降预测中的准确性和适用性。

四、基于多因素的SA-RELM预测模型

为了更准确地预测基坑周边地基沉降,可以提出基于多因素的SA-RELM预测模型,考虑岩土工程参数、地下水位、支护层数和开挖高程等因素的影响。这种模型可以应对日益复杂的基坑工程挑战,因为基坑周围地面沉降与这些因素密切相关。

验证了基于时间序列的SA-RELM模型在基坑周围地面沉降预测中的可靠性后,基于多因素的SA-RELM模型进一步提升了预测的准确性。在该模型中,D4沉降监测点的数据作为输入,同时使用D30监测点的前4组数据作为训练集,后13组数据作为测试集。

基于多因素的SA-RELM模型的输入层包括7个影响因子,对应15个输入层神经元(图2)。输出层表示基坑周围的地面沉降,模型采用1-10-10的结构。其中,影响因子包括岩土工程参数如土壤容重(γ)、内摩擦角(ϕ)、承载力特征值(f)、凝聚力(c),以及地下水位(h)、支护层数(n)和开挖深度(d)。

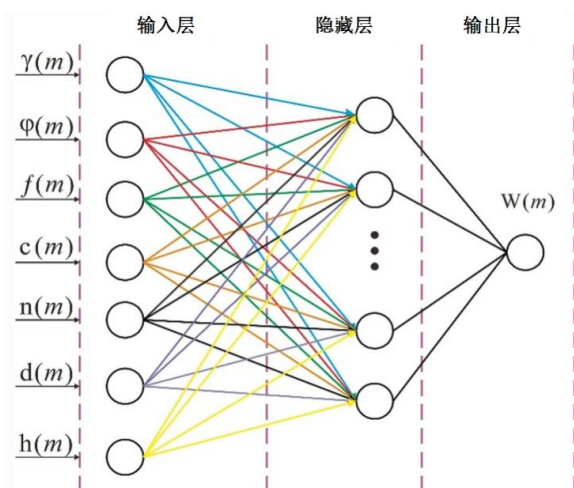


图2 基于多因素的SA-RELM模型结构

五、稳定性分析

为了进一步验证基于多因素的SA-RELM模型在基坑周围地面沉降预测中的适用性,我们使用该模型来预测沉降点D5。训练集采用前30组测量数据,验证集采用后13组测量数据。基于多因素的SA-RELM模型的预测值与实测值接近,并符合整体数据的变化趋势。特别是在D5和D1处,相对误差小于4%。相比之下,D5的预测结果的相对误差要大于D3的相对误差。可以注意到,这可能是由于D4与地下水位监测点或井眼测量点之间的距离造成的。这与研究结果一致,即基坑周围地面沉降与地下水位和岩土性质相关^[5]。

通过计算得出的MAE、MAPE、RMSE和R2的数值也验证了SA-RELM模型的可靠性和预测精度。对于D4,其数值分别为0.0085毫米、0.25%、0.0114毫米和0.9856;对于D5,数值分别为0.01毫米、0.28%、0.0114毫米和0.9993。基于多因素的SA-RELM模型在基坑周围地面沉降预测方面具有较高的可靠性和预测精度,能够有效地预测基坑周围地面沉降的情况。

六、结束语

SA-RELM模型结合了极限学习机(ELM)的强大泛化能力和正弦算法(SA)的优势,在基坑周围地面沉降预测中具有显著的优势。相比其他同类算法,通过正弦算法优化的正则化极限学习机模型能够提高基坑周围地面沉降预测的精度和稳定性。因此,SA-RELM模型在基坑周围地面沉降预测中的应用是可行的。研究表明,支护层数、地下水位和岩土性质是影响基坑周围地面沉降的重要因素。基于多因素的SA-RELM模型相较于基于时间序列的模型,在预测精度上表现更好。因此,该模型可为下一步基坑开挖和支护提供重要的技术参考。SA-RELM模型是一种可靠且有效的方法,可用于基坑周围的施工安全性和信息化建设水平。在实际工程中,可以结合该模型的预测结果进行合理的基坑开挖和支护设计,从而保障施工的安全性和可持续性发展。

参考文献

- [1] 罗战友,丁康,邹宝平,张帆,李兵.粉砂地层地铁深基坑周边地表沉降分析及预测[J].浙江科技学院学报,2022,34(03):261-269.
- [2] 王霖东.融合蚁群算法和BP神经网络的基坑变形预测应用研究[J].国防交通工程与技术,2022,20(6):38-40.
- [3] 吴福成,陈伟,缪丹,叶建新,曾绮琪,聂竹林,王凤之.基于有监督机器学习基坑变形预测模型的比较与分析[J].广东建材,2022,38(11):30-34.
- [4] 邱章龙.基于GA-BP神经网络的深基坑变形最优优化预测研究[J].山西建筑,2022(019):048.
- [5] 谭震霖.基于支持向量回归的地铁深基坑地表沉降预测[D].华中科技大学,2019(4):95.