

基于多层感知机（MLP）回归模型的 砂土地基承载力特性研究

赵轩霆^{1,2}, 温兴平^{1,3,4*}, 王超⁵, 董贵宇²

1. 昆明理工大学 国土资源工程学院, 云南 昆明 650093;
2. 中国电力工程顾问集团东北电力设计院有限公司, 吉林 长春 130021;
3. 自然资源部高原山地地质灾害预报预警与生态保护修复重点实验室, 云南 昆明 650093;
4. 云南省高原山地地质灾害预报预警与生态保护修复重点实验室, 云南 昆明 650216;
5. 吉林大学 建设工程学院, 吉林 长春 130026

摘要: 地基承载力是评价地基稳定性和承载能力的关键参数, 本研究核心目的为解决标准贯入试验 (SPT) 与平板载荷试验 (PLT) 在地基承载力确定过程中, 精度与经济性、效率上难以协同兼顾的问题, 实现地基承载力快速且精准的参数获取, 提升工程勘察的效率与精度。研究方法以锡林浩特地区砂性地基为研究对象, 提供了一套利用深度学习模型确定地基承载力的方法, 该方法基于多层感知机 (MLP) 回归模型, 收集了 598 组该区域砂性地基的 SPT 锤击数 (N) 与 13 组 PLT 实测承载力 (f_{ak}) 作为数据集, 以锤击数为输入, 实测承载力为目标值, 通过自适应矩估计 (Adam) 优化算法进行非线性拟合。同时选取传统统计回归方法、多项式回归、支持向量回归模型作为对比模型, 以平均绝对误差 (MAE)、平均相对误差 (MRE) 及决定系数 (R^2) 作为评价指标, 开展模型性能验证与对比分析。结果表明, MLP 模型预测值与 PLT 实测值高度吻合, 平均绝对误差 2.3 kPa, 平均相对误差 0.9%, 最大误差不超过 5 kPa, 且 MLP 模型的预测精度显著优于 3 种传统回归模型。MLP 模型能有效捕捉 SPT 与承载力间的复杂非线性关系, 预测误差远小于地基设计安全余量, 满足工程勘察精度要求。

关键词: 地基承载力; 多层感知机回归模型; 标准贯入试验; 平板载荷实验; 锡林浩特市

Research on bearing capacity characteristics of sandy foundation based on multi-layer perceptron (MLP) regression model

Zhao Xuanning^{1,2}, Wen Xingping^{1,3,4*}, Wang Chao⁵, Dong Guiyu²

收稿日期/Received: 2025-05-11; 修订日期/Revised: 2025-10-17; 出版日期/Published: 2026-05-25

基金项目: 国家自然科学基金项目 (41101343)

第一作者: 赵轩霆 (1998—), 男, 硕士研究生, 主要从事地质工程及遥感等方面的研究工作。E-mail: 15948034664@163.com

*通信作者: 温兴平 (1970—), 男, 教授, 博士生导师, 主要从事遥感技术及地学应用等方面的教学及研究工作。E-mail: wfxyp@qq.com

© Editorial Office of World Geology. This is an open access article under the CC BY-NC-ND 4.0 license.

1. Faculty of Land Resource Engineering, Kunming University of Science and Technology, Kunming 650093, Yunnan, China;
2. Northeast Electric Power Design Institute Co., Ltd. of China Power Engineering Consulting Group, Changchun 130021, Jilin, China;
3. Key Laboratory of Geohazard Forecast and Geocological Restoration in Plateau Mountainous Area, Ministry of Natural Resources of the People's Republic of China, Kunming 650093, Yunnan, China;
4. Yunnan Key Laboratory of Geohazard Forecast and Geocological Restoration in Plateau Mountainous Area, Kunming 650216, Yunnan, China;
5. College of Construction Engineering, Jilin University, Changchun 130026, Jilin, China

Abstract: Foundation bearing capacity is a key parameter for evaluating the stability and load-bearing performance of foundations. In this study, the difficulty of simultaneously achieving accuracy, economy, and efficiency in the determination of foundation bearing capacity using the standard penetration test (SPT) and the plate load test (PLT) is addressed. Therefore, a method for the rapid and accurate determination of foundation bearing capacity parameters is proposed, with the aim of improving both the efficiency and accuracy of geotechnical investigation. Taking the sandy foundation in the Xilinhote area as the research object, a method for determining foundation bearing capacity based on a deep learning model is proposed. The method is established using a multi-layer perceptron (MLP) regression model. A dataset consisting of 598 groups of standard penetration test (SPT) blow counts (N) and 13 groups of plate load test (PLT) measured bearing capacities (f_{ak}) from the study area is collected. The SPT blow count is used as the input variable, while the measured bearing capacity is adopted as the target output. Nonlinear fitting between the input and output variables is performed using the adaptive moment estimation (Adam) optimization algorithm. Traditional statistical regression, polynomial regression, and support vector regression models are selected as comparative models. Model performance verification and comparative analysis are conducted using the mean absolute error (MAE), mean relative error (MRE), and coefficient of determination (R^2) as evaluation metrics. The results indicate that the values predicted by the MLP model are in close agreement with those measured by the plate load test (PLT), with an average absolute error of 2.3 kPa, an average relative error of 0.9%, and a maximum error not exceeding 5 kPa. Moreover, the prediction accuracy of the MLP model is significantly superior to that of the three conventional regression models. The MLP model can effectively capture the complex nonlinear relationship between SPT and bearing capacity, and its prediction error is much smaller than the safety margin for foundation design, meeting the accuracy requirements of engineering investigation.

Keywords: foundation bearing capacity; multi-layer perceptron regression model; standard penetration test; plate loading experiment; Xilinhote City

0 引言

地基承载力是评估地基稳定性和承载能力的重要参数,如果地基承载力不能满足设计要求,可能会导致地基失稳、建筑倾斜或开裂,从而危及设备的运行和使用寿命。如何准确、高效地评估地基承载力,是岩土工程领域的重要研究课题^[1-3]。锡林浩特地区地处典型的砂土地质区,其地质特性使砂土的承载力受砂土类型、地下水位及颗粒级配等多种复杂因素的影响。如何通过科学的方法准确地评估区域地基承载力,是区域建筑工程项目顺利实施

的重要保障^[4]。传统方法如标准贯入试验(SPT)^[5]、平板载荷试验(PLT)^[6]和静力触探试验^[7]被广泛应用,PLT通过在试验点堆载重物来直接测定地基承载力,其优势在于测试结果准确可靠,但该方法需要在现场配置大型反力装置,单点试验耗时长,难以满足深基础工程的勘察需求。SPT设备简单、成本低廉,是应用最广泛的原位测试方法,但其测得的数据离散度较高,导致其承载力推算结果的准确性低于PLT。在缺乏地区经验公式时,用SPT评估承载力可能会存在系统性偏差,在大面积区域的工程勘察中,局限性则更加明显。

近年来, 随着计算机科学与人工智能技术的迅猛发展, 深度学习等数据驱动方法在工程领域中展现出强大的潜力。在岩土工程领域, 许多学者开始尝试将机器学习技术应用于地基承载力的预测和参数反演。例如, Liu 等^[8]利用支持向量机 (SVM) 模型对浅基础承载力进行了有效预测, 表明机器学习方法在处理小样本问题时的可行性。Alsamia 等^[9]总结了神经网络在岩土工程领域中的应用, 指出神经网络在非线形映射能力上的显著优势。Benbouras 等^[10]基于深度学习模型的改进, 提升了预测精度, 将 SPT 数据与神经网络结合, 实现了砂土地区地基承载力的快速评估。近年来, 广义回归神经网络 (GRNN)、随机森林以及梯度提升树也在相关研究中取得了良好的效果^[11]。进一步融合改进深度学习技术、优化现有的预测方法并针对特定区域建立适用的地基承载力评估模型, 对提升工程建设的安全性和经济性具有重要的意义。

笔者以锡林浩特地区中砂层为研究对象, 利用 SPT 获取多组标准贯入器贯入土层 30 cm 所需的锤击次数, 根据地方标准计算砂土地基承载力, 与 PLT 计算出的砂土地基承载力进行对比分析。结合多层感知机 (MLP) 回归模型对 SPT 锤击数及 PLT 地基承载力数据进行非线性拟合, 获得适用于该地区的承载力参数, 探索深度学习方法在砂土地基承载力预测过程中的适用性, 为砂土地区岩土工程设计提供理论依据和实践参考。

1 研究区概况

研究区锡林浩特市位于内蒙古高原中部, 是典型的高原丘陵与冲洪积平原交错分布地区, 地势总体由西北向东南微倾, 地形起伏较小, 区域排水条件良好。地貌成因类型为冲洪积平原, 地表覆盖层较薄, 母岩出露较少, 区域长期受风力和流水共同作用, 形成以砂质沉积为主的地表物质组成。受多年干旱、半干旱气候的影响, 地表风蚀和沉积过程交替显著, 浅层土体结构疏松, 透水性强。地表覆盖层主要为中砂和粗砂, 局部夹有粉土或粉砂透镜体, 整体呈现出分选性好、颗粒圆度较高、结构松散的砂性地质特征。

根据勘察资料, 工程场地地层按成因自上而下可分为 3 层, 第一层为素填土; 第二层为第四系全新统冲洪积 (Q_h^{al+pl}) 粉土; 第三层为第四系全新

统冲洪积 (Q_h^{al+pl}) 中砂。地层岩性叙述为:

第一层素填土: 该层为人工回填形成, 厚度一般为 0.3 ~ 1.2 m, 局部厚度可达 1.5 m。土质较松散, 以中粗砂、建筑碎渣及少量粉土组成, 成分复杂、均匀性差, 力学性质不稳定, 对地基承载力贡献较小。

第二层粉土 (Q_h^{al+pl}): 该层为第四系全新统冲洪积沉积物, 颜色多为灰黄色或黄褐色, 质地较均匀。粉土颗粒以石英、长石为主, 含少量云母及黏土矿物。土体干强度中等。孔隙较发育, 渗透性一般, 地下水主要以潜水形式赋存于该层中。层厚在 0.8 ~ 3.5 m 之间, 平均厚度约 2.0 m。该层在承载力计算中起一定影响作用, 若饱和后强度降低明显, 需在工程设计中予以考虑。

第三层中砂 (Q_h^{al+pl}): 黄褐色, 主要颗粒成分为石英、长石, 颗粒均匀, 级配差, 中密-密实, 稍湿。夹薄层粉土和中砂, 含少量角砾和粗砂, 该层底部局部分布有厚约 0.0 ~ 0.4 m 的角砾层。实测标贯击数介于 23 ~ 68 击之间。该层土普遍分布, 层厚一般在 1.1 ~ 6.4 m 之间, 平均厚度 2.7 m。该层力学性质良好, 压缩模量较高, 稳定性好, 适合作为建筑物基础的主要持力层。根据勘察结果, 参照《工程地质手册》(第五版)^[12]中的经验公式并结合地区建筑经验综合计算得出该层土地基承载力特征值为 250 kPa, 压缩模量为 23 MPa, 内摩擦角为 30°, 重度为 18 kN/m³。研究区地质剖面见图 1。

2 地基承载力试验结果与分析

2.1 数据来源

本文所采用的实验数据来源于位于锡林浩特市区东郊的 3 个煤电一体化电力工程项目, 分别为项目 A、B、C, 工程地理位置相对集中, 具有代表性。项目工程荷载大且分布复杂, 地基承载力是确保该大型工程结构安全性和稳定性的关键参数, 为确保设计参数的准确性和工程安全性, 在工程前期开展了系统的原位测试, 包括 13 组 PLT 和 598 组 SPT。在本研究中选择项目 A 的原位测试数据用于多层感知机回归模型的训练与拟合, 项目 B、C 工程项目的数据用于模型的效果验证。

2.2 承载力计算

(1) PLT 确定地基承载力

采用浅层 PLT, 在承压板下应力主要影响范围

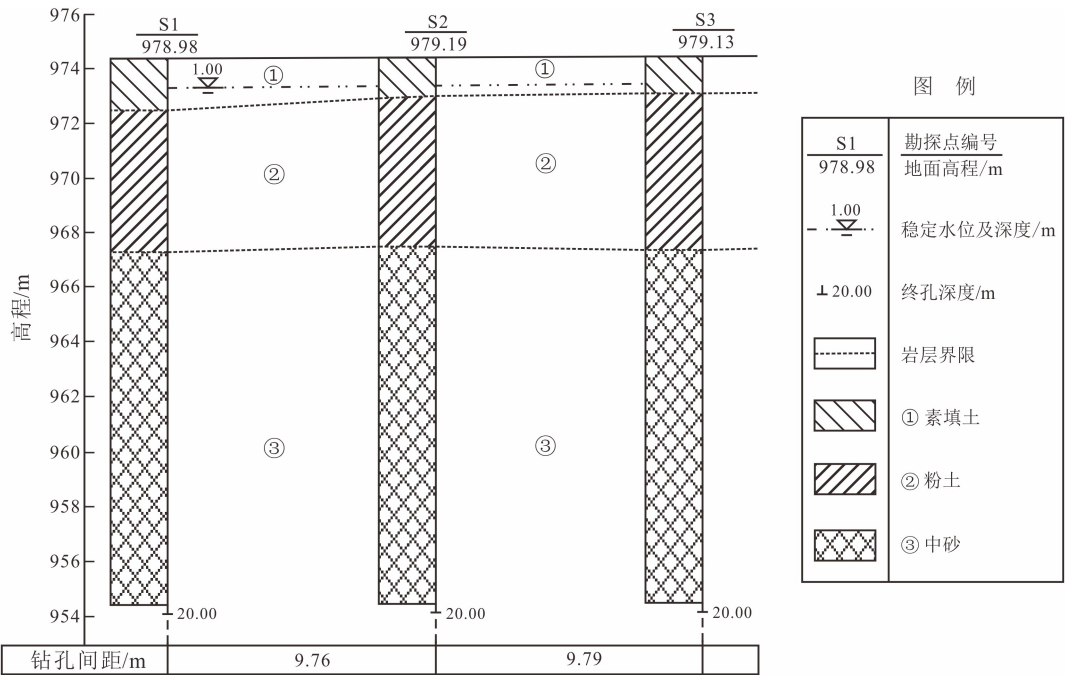


图1 研究区地质剖面图

Fig. 1 Geological cross-section of study area

内，对研究区域中砂层的地基承载力进行确定。对项目 A 的 3 组 PLT 数据现场进行统计分析，绘制研究区 PLT 的 $p-s$ 曲线图（图 2），依据 $p-s$ 曲线的变化特征，采用拐点法确定地基承载力特征值 (f_{ak})，通过分析曲线形态变化，当荷载增量下沉降量出现明显突增、曲线由近线性阶段转入非线性

快速发展阶段时，对应的荷载值即判定为地基承载力特征值。该判定方法以曲线斜率显著变化作为判断，反映地基由弹性变形向塑性变形转变的临界状态。最终判断试验点承载力特征值为 240、250、300 kPa。平板载荷试验获得的地基承载力结果如表 1 所示。

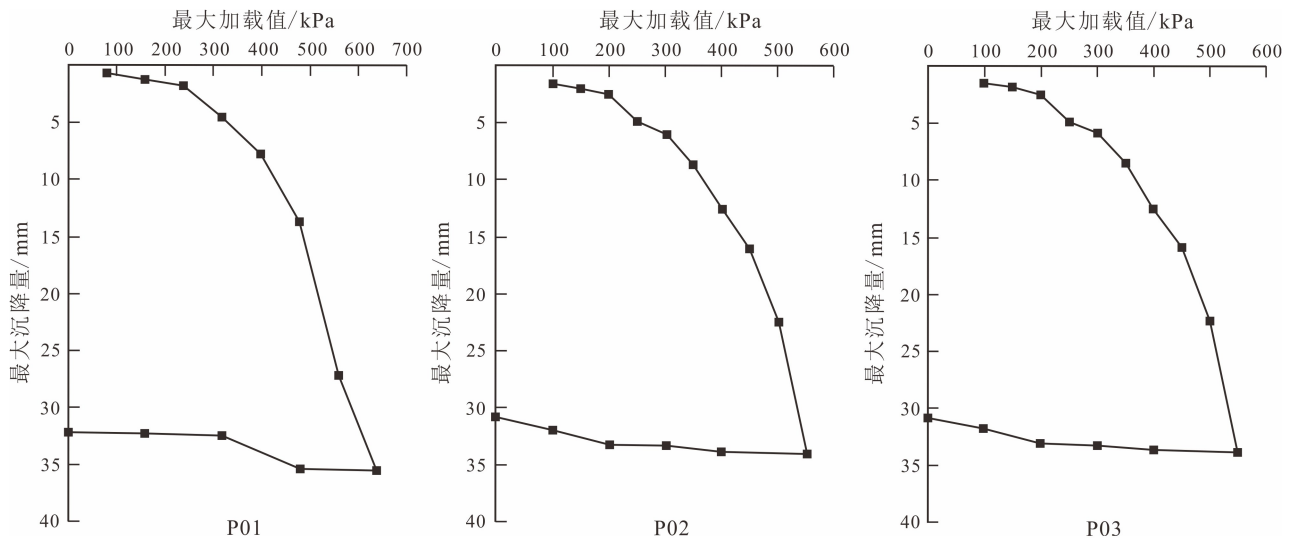
图2 平板载荷试验 $p-s$ 曲线图Fig. 2 $p-s$ curves of plate load test

表 1 平板载荷试验成果表
Table 1 Results of plate load test

项目	试验点编号			承载力标准值 f_{k1} /kPa
	P01	P02	P03	
分级荷载级差/kPa	80	50	50	
加载级数/级	8	11	14	
最大加载值/kPa	640	550	700	263
最大沉降量/mm	35.51	34.01	34.03	
承载力特征值 (f_{ak1}) /kPa	240	250	300	

(2) SPT 确定地基承载力

对项目 A 的 188 组 SPT 数据进行整理, 基于现场标准贯入试验成果, 选取代表性土层的实测锤击数 N 作为主要评价指标。参照《工程地质手册》(第五版)^[12] 中的具体方法确定地基承载力标准值 (f_{k2}), 首先对原始 N 值进行必要的修正, 以消除上覆土层压力、地下水位及试验能量差异等因素的影响, 得到修正后的标准贯入击数。随后, 结合土层类型及其工程地质条件, 依据现行规范和地区经

验相关关系, 将修正后的锤击数与地基承载力建立对应关系, 通过经验公式计算得到地基承载力。经验公式为:

$$f_{k2} = -803 + 850N^{0.1} \quad (1)$$

式中: f_{k2} 为地基承载力标准值 (kPa); N 为标准贯入试验锤击数 (个)。

最终确定的地基承载力标准值 (f_{k2}) 为 240 kPa。试验结果见表 2。

表 2 SPT 成果表
Table 2 Table of SPT results

频数 (n)	最大值	最小值	平均值	标准差	变异系数	标准值	备注
188	67	15	25.1	5.8	0.23	25.7	实测值
188	59	11	23.4	5.4	0.23	23.9	修正值

注: 承载力标准值 (f_{k2}) = 240 kPa。

(3) 承载力对比

通过对比发现 SPT 和 PLT 获得的地基承载力存在差异, SPT 在计算锡林浩特砂土区地基承载力时取值偏小, 可能会造成计算的承载力产生较大的误差。为进一步揭示锡林浩特砂土地区中砂层地基承载力的特性, 采用基于 MLP 回归模型的拟合方法, 将 SPT 测得的锤击数和 PLT 所测得的地基承载力进行非线性拟合, 对场地中砂层地基承载力进行预测, 为锡林浩特市的地基设计提供更加精确的承载力参数。

3 MLP 回归模型及其建模方法

3.1 多层感知机 (MLP) 回归模型

MLP 是一种基于人工神经网络的强大监督学习模型^[13], 该模型由多层相互连接的神经元构成,

能够学习输入特征值与目标值之间的复杂非线性映射。在模型架构中, MLP 由输入层、隐藏层及输出层构成, 输入层神经元数量取决于样本特征维度; 隐藏层负责提取数据的非线性特征, 其结构参数需根据任务需求进行适配; 输出层用于生成目标变量的预测值, 并通过激活函数赋予神经网络非线性映射能力。根据通用逼近定理, 具有任意固定连续 sigmoid 激活函数的三层 MLP 可在紧致域上逼近任意连续函数^[14]。模型结构如图 3 所示。

本文利用 MLP 回归模型对 SPT 标准贯入锤击数 (N) 与 PLT 得到的承载力 (f_{k1}) 之间的关系进行非线性拟合。数据预处理采用标准化方法对原始数据进行特征缩放, 并通过合理划分训练集与测试集确保模型具有良好的泛化能力。输入层神经元数量与样本特征维度相同; 隐藏层设置一至两层,

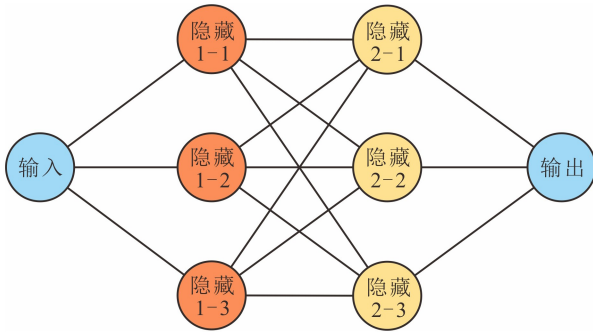


图3 MLP示意图

Fig. 3 Schematic diagram of MLP model

并通过交叉验证选择合适的神经元数量；输出层为单一神经元，直接输出地基承载力预测值。损失函数选用均方误差（MSE）来量化预测值与实测值之间的偏差^[15]。

3.2 MLP 优化算法

3.2.1 MLP 优化流程

在 MLP 回归模型的训练中（图4），选择不同的优化算法会直接影响梯度更新效率、收敛速度及模型泛化能力。如经典的随机梯度下降（SGD）方法^[16]虽然结构简单，但需要精心设计学习率调度，在高维非凸问题中往往收敛较慢且易陷入鞍点或局

部极小值；引入动量（Momentum）虽能加速收敛并帮助越过浅谷，但在振荡剧烈时仍需反复调整参数；均方根传递（RMSProp）在自适应梯度算法（Adagrad）的基础上用指数加权平方梯度均值自适应调整步长，可以显著缓解学习率快速衰减的问题，对非凸优化表现尤为稳定；自适应矩估计（Adam）^[17]则将 Momentum 与 RMSProp 进行结合，通过偏差校正的梯度一阶矩与二阶矩估计，实现了对每个参数的自适应学习率调节，在大多数任务中能够在合理的计算量下取得最佳精度。

3.2.2 优化器训练过程对比

为了对比3种主流优化算法（SGD、RMSprop 以及 Adam）在 MLP 回归任务中的表现，在相同训练迭代次数的设定下，分别使用3种优化器对模型进行训练，记录不同训练迭代次数下的均方误差损失指标，网络结构采用单隐藏层（10个神经元，ReLU激活），均方误差（MSE）作为损失函数，训练迭代600次，优化过程对比曲线见图5。由图可知，显示 Adam 优化器在100次迭代后快速收敛（最终 MSE 为 43.58），显著优于 RMSprop（最终 MSE 为 3.75）和 SGD（最终 MSE 为 232.92）。SGD 出现典型振荡现象，而自适应方法表现出更稳定的下降特性。

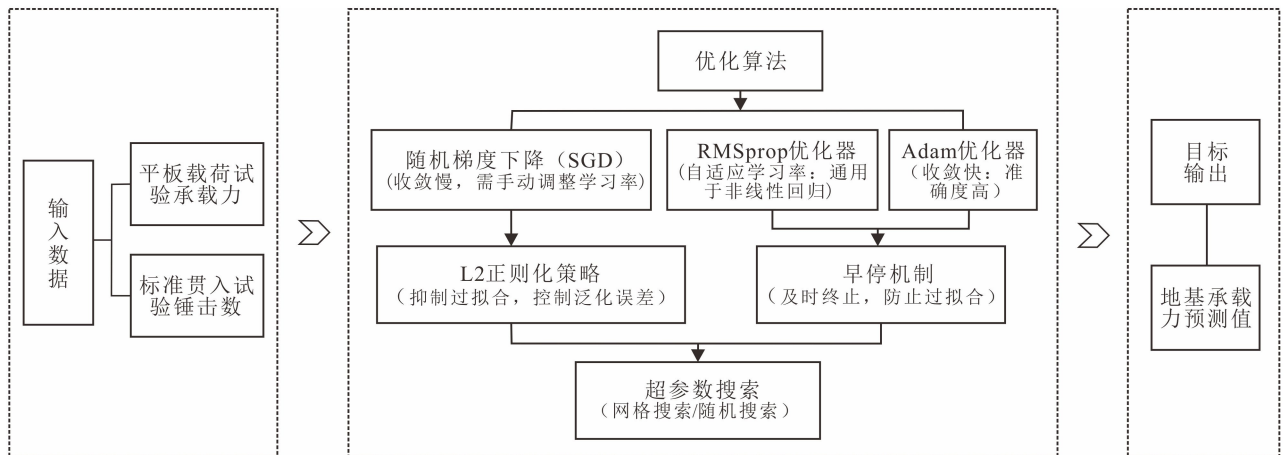


图4 MLP 回归模型训练流程图

Fig. 4 Training flowchart of MLP regression model

3.2.3 优化器性能对比

为探究优化器对 MLP 回归模型性能的影响，在相同网络结构与超参数设定下，分别使用3种优

化器对模型进行训练，记录不同轮次下的预测性能指标，MLP 优化器预测精度对比见图6。从图中可以看出，Adam 优化器在训练过程中表现出更快的

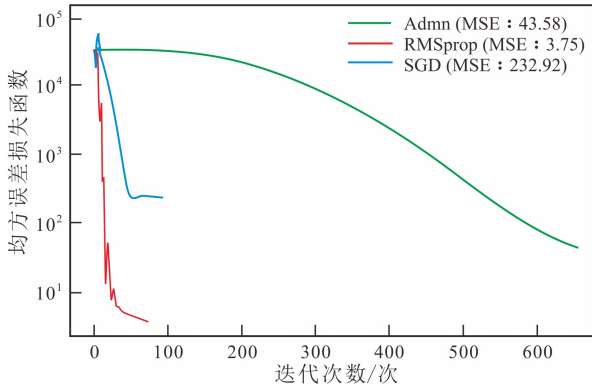


图5 优化过程对比曲线

Fig. 5 Comparison curve of optimization process

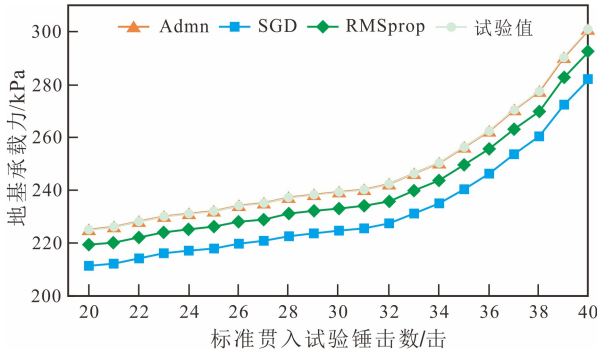


图6 多层感知机优化器预测精度对比

Fig. 6 Comparison of prediction accuracy of multi-layer perceptron optimizer

收敛速度和更高的预测精度, 其性能优于 RMSprop 和 SGD。SGD 的拟合能力最弱, 尤其在训练初期提升较慢, 而 RMSprop 则介于二者之间, 表现出较好的稳定性与收敛趋势。

3.2.4 优化器评价指标对比

为评估不同优化算法对 MLP 回归模型性能的影响, 以决定系数 (R^2) 与均方根误差 (RMSE) 为评价指标, MLP 优化器指标比较见图 7。图中表明, Adam 优化器在回归任务中表现最优, R^2 达到 0.997, RMSE 仅为 1.16, 表明其在收敛速度与精度方面兼具优势; RMSprop 优化器次之, R^2 为 0.989, RMSE 为 2.23, 在小批量数据训练中有稳定表现; SGD 优化器表现相对较弱, R^2 为 0.930, RMSE 为 5.49, 尽管其实现简单, 但在非凸优化问题中更易陷入局部最优, 因此, 在本研究中选择 Adam 优化器作为最终模型训练的默认优化方案。

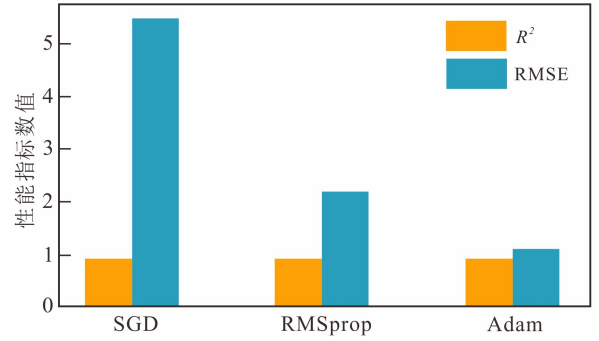


图7 多层感知机优化器指标比较

Fig. 7 Comparison graph of multi-layer perceptron optimizer index

3.3 学习率对比分析

在基于 MLP 回归模型进行预测地基承载力的建模过程中, 模型训练的收敛特性会直接影响到预测结果的稳定性与精度, 学习率作为关键参数, 研究并分析不同学习率设定下的 MLP 回归模型在训练中的收敛表现, 对模型参数选择和优化具有重要意义^[18]。

本文以 4 组典型的学习率参数 (0.001、0.01、0.05、0.1) 为例^[19], 构建模拟实验, 记录并绘制了各组参数下训练过程中损失函数值随迭代轮次的变化情况。通过三维图像直观展现损失下降趋势, 以探讨学习率与模型收敛速度及稳定性之间的关系。MLP 收敛曲线与学习率敏感性分析见图 8。

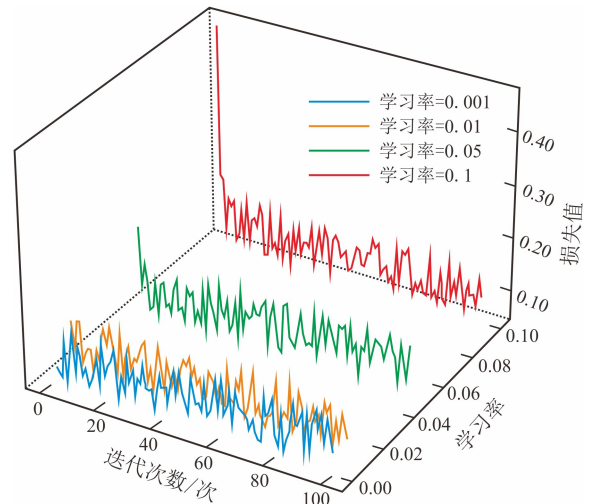


图8 MLP 收敛曲线与学习率敏感性分析

Fig. 8 Convergence curves and learning rate sensitivity analysis of MLP model

从图 8 中整体来看,随着迭代次数的增加,每组学习率的损失函数值总体呈下降趋势,表明模型在逐步学习并优化其参数。对于较小的学习率如 0.001 和 0.01,曲线具有较强的稳定性,损失下降较为平稳,但收敛速度较慢;当学习率增大至 0.1 时,尽管初期收敛较快,但曲线波动明显,表明模型已开始出现震荡现象,存在潜在的训练不稳定性问题;而在中等学习率 0.05 时,损失值下降速度显著加快,模型能在更少的迭代次数内达到较低损失,说明其在该设定下具有较优的训练效率。

3.4 多种回归模型对比分析

为使锡林浩特地区砂土地基承载力的预测更为精确,将 SPT 与 PLT 的实测数据进行非线性拟合分析。由于不同的拟合方法在数据特征捕捉和预测精度上也存在着差异,为降低差异性,将对传统统计回归方法、多项式回归、SVR 以及 MLP 等多种拟合方法的效果,采用 MSE、RMSE 和 R^2 进行模型评估,评估结果见表 3。

表 3 评估结果对比

Table 3 Comparison of evaluation results

方法	MSE	RMSE	R^2
线性回归	72.82	8.53	0.831 8
多项式回归	13.09	3.62	0.969 8
支持向量回归	72.89	8.54	0.831 6
多层感知机	0.15	0.39	0.999 6

从结果可以看出,线性回归过程过度地简化了地基承载力的计算,导致拟合效果较差;多项式回归在一定程度上优化了拟合效果,但高阶多项式会导致过拟合的问题;SVR 虽然能够处理非线性关系,但计算复杂度较高,泛化能力有限;MLP 则能够较好地拟合 SPT 数据和 PLT 得到的地基承载力之间的非线性关系,并提供最小的误差;MLP 模型在 MSE 和 RMSE 指标上表现最佳,且值接近 1,说明 MLP 回归模型能够更好地拟合 SPT 数据与 PLT 数据之间的非线性关系。所构建的 MLP 回归模型在捕捉地质工程数据固有非线性方面优于传统线性和经验公式模型,实现了更高的预测精度。

4 多层感知机回归模型拟合结果与分析

采用 MLP 和 spss 数据分析软件对 f_{ak} 和 N 进行

非线性模型分析拟合。基于现场实测的 SPT 锤击数与 PLT 获得的地基承载力数据,采用 MLP 回归模型对两者之间的非线性关系进行建模。模型以 N 作为输入变量,以 PLT 实测地基承载力作为输出变量,通过对样本数据进行归一化处理,利用 Adam 优化算法最小化均方误差损失函数,对网络权重和偏置参数进行迭代更新。模型训练完成后,在保证预测精度的前提下,对 MLP 模型输出结果进行函数回归分析,将其等效为显式数学表达形式,从而得到 SPT 锤击数与地基承载力之间的拟合方程。地基承载力拟合曲线见图 9,拟合方程为:

$$f_{ak} = 0.56N^2 - 32.78N + 722.22 \quad (2)$$

式中: f_{ak} 为地基承载力特征 (kPa); N 为标准贯入试验锤击数 (个)。

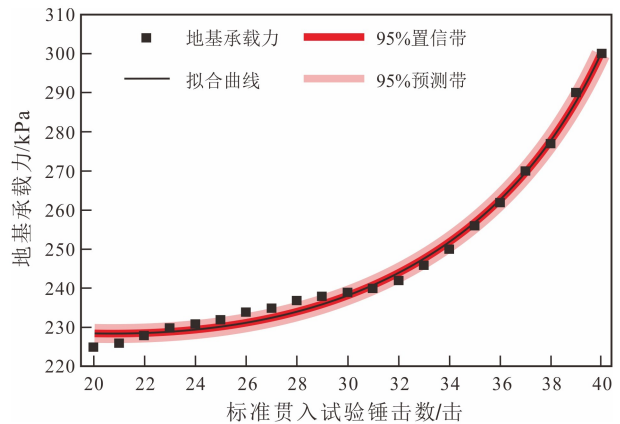


图 9 地基承载力拟合曲线

Fig. 9 Fitted curve of foundation bearing capacity

根据拟合方程及分析的数据结果,最终得到应用于锡林浩特砂土地区地基承载力 (f_{ak}) (表 4)。

表 4 基于 MLP 回归模型拟合的地基承载力表

Table 4 Foundation bearing capacity table based on MLP regression model

锤击数/ N	25	30	35	40	45
f_{ak} /kPa	232	242	260	307	380

5 模型验证

为进一步验证 MLP 回归模型在锡林浩特砂土地基承载力预测中的适用性和有效性,本研究中选

择 B、C 工程项目的 10 组 SPT 和 PLT 对应数据用于模型的效果验证, 系统评估模型的泛化能力。将 10 组 SPT 锤击数输入 MLP 模型, 输出对应的地基承载力预测值 (f_{akf}), 并与 PLT 实测值 (f_{akt}) 进行对比, 对比结果见图 10。

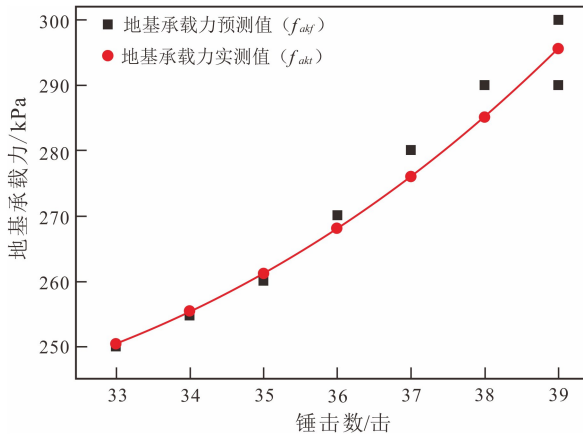


图 10 地基承载力预测值和实测值对比

Fig. 10 Comparison of predicted and measured values of foundation bearing capacity

MLP 模型的预测值与 PLT 实测值高度吻合, 平均绝对误差仅为 2.3 kPa, 最大误差不超过 5 kPa; 而传统线性回归的平均绝对误差为 8.7 kPa, 最大误差达 15 kPa, 表明 MLP 对非线性关系的捕捉能力更优。预测值与 PLT 实测值的平均相对误差仅为 0.9%, 远低于线性回归的 3.5% 和 SVR 的 3.6%, 预测误差范围不超过 5 kPa, 显著小于地基设计采用的安全余量 (≥ 20 kPa), 表明计算结果具有较高的可靠性, 能够充分满足工程勘察对地基承载力参数精度的要求。

本文提出的基于 MLP 回归模型拟合的地基承载力表区域适用性高、提高了地基承载力的精度和可靠性, 但其适用范围相对较窄, 仅针对锡林浩特地区及类似地质条件下的砂土层, 若要推广至其他地区, 仍需大量试验数据来进一步验证以及参数校正。因此, 在实际工程中, 建议优先使用基于 MLP 回归模型拟合的地基承载力表, 并结合工程经验与实测数据对参数进行校核, 以达到工程设计时的精确性与安全性并重。

6 结论

(1) MLP 回归模型能够有效表明 SPT 锤击数

与砂土地基承载力之间的非线性关系, 其预测精度优于传统回归方法。

(2) 锡林浩特砂土地区地基承载力与标准贯入试验锤击数之间的定量关系可表示为: $f_{ak} = 0.56N^2 - 32.78N + 722.22$ 。

(3) 在对比多种回归模型和优化算法后, MLP 回归模型结合 Adam 优化器在砂土地基承载力预测中表现最优, 中等学习率 0.05 可获得较佳拟合效果。

(4) MLP 模型的地基承载力预测值与 PLT 实测值高度吻合, 平均绝对误差为 2.3 kPa, 平均相对误差为 0.9%, 满足工程勘察对承载力参数的精度要求。

参考文献:

- [1] 裘友强, 张留俊, 刘洋, 等. “双碳”背景下公路软土地基处理技术研究进展 [J]. 水利水电技术, 2025, 56 (1): 113-131.
Qiu Y Q, Zhang L J, Liu Y, et al. Research progress on soft soil foundation treatment techniques of highway under the background of dual-carbon strategy [J]. Water Resources and Hydropower Engineering, 2025, 56 (1): 113-131.
- [2] 郑刚, 周海祥. 复合地基极限承载力与稳定研究进展 [J]. 天津大学学报 (自然科学与工程技术版), 2020, 53 (7): 661-673.
Zheng G, Zhou H Z. State-of-the-art review of ultimate bearing capacity and stability of composite foundations [J]. Journal of Tianjin University (Science and Technology), 2020, 53 (7): 661-673.
- [3] 周小松, 朱才辉, 乔建伟, 等. 孔内强夯法处理湿陷性黄土地基的应用综述 [J]. 地基处理, 2022, 4 (6): 496-506.
Zhou X S, Zhu C H, Qiao J W, et al. Case study on the application of DDC method for foundation treatment in collapsible loess site [J]. Journal of Ground Improvement, 2022, 4 (6): 496-506.
- [4] 张重重. 锡林浩特风积砂的碱液加固室内试验研究 [D]. 贵州: 贵州大学, 2024.
Zhang C C. Laboratory test study on lye reinforcement of Xilinhot eolian sand [D]. Guizhou: Guizhou University, 2024.
- [5] 李新生, 李成军. 探讨标准贯入试验在岩土工程勘察应用中的问题 [J]. 黑龙江科技信息, 2008 (11): 204.
Li X S, Li C J. Discussion on the application of standard

- penetration test in geotechnical engineering investigation [J]. Heilongjiang Science and Technology Information, 2008 (11): 204.
- [6] 杨立. 平板载荷试验数值分析及承载力判定标准研究 [J]. 岩土力学, 2024, 45 (增刊1): 723-730.
Yang L. Numerical analysis and bearing capacity determination criteria of field plate loading tests [J]. Rock and Soil Mechanics, 2024, 45 (Suppl. 1): 723-730.
- [7] 吴早生, 张鑫, 胡春东, 等. 静力触探发展综述 [J]. 安徽建筑, 2024, 31 (5): 112-115.
Wu Z S, Zhang X, Hu C D, et al. Review of the development of static cone penetration testing [J]. Anhui Architecture, 2024, 31 (5): 112-115.
- [8] Liu Q, Ding W, Kang K, et al. A prediction method of bearing capacity of cfp pile composite foundation based on support vector machine [J]. Applied Mechanics Materials, 2013, 438: 1419-1422.
- [9] Alsamia S, Koch E. Applying clustered artificial neural networks to enhance contaminant diffusion prediction in geotechnical engineering [J]. Scientific Reports, 2024, 14 (1): 28750.
- [10] Benbouras M A, Kettab R M, Zedira H, et al. Comparing nonlinear regression analysis and artificial neural networks to predict geotechnical parameters from standard penetration test [J]. Urbanism, Architecture and Constructions, 2018, 9 (3): 275-288.
- [11] Yaghoubi E, Yaghoubi E, Khamees A, et al. A systematic review and meta-analysis of artificial neural network, machine learning, deep learning, and ensemble learning approaches in field of geotechnical engineering [J]. Neural Computing Applications, 2024, 36 (21): 12655-12699.
- [12] 《工程地质手册》编委会. 工程地质手册 (5 版) [M]. 北京: 中国建筑工业出版社, 2018: 212-213.
《Engineering Geology Handbook》Compilation Committee. Engineering Geology Handbook (5th ed) [M]. Beijing: China Architecture and Building Press, 2018: 212-213.
- [13] 杨晓, 侯旭辉, 柳明亮, 等. 基于 MLP 的压实黄土干湿循环过程中含水量分布研究 [J]. 建筑结构, 2025, 55 (3): 57-63.
Yang X, Hou X H, Liu M L, et al. Study on water content distribution of compacted loess during drying-wetting cycle based on MLP network [J]. Building Structure, 2025, 55 (3): 57-63.
- [14] 马下平, 王风凯, 赵庆志, 等. 深度学习的大高差高海拔地区高程拟合方法 [J]. 测绘通报, 2024 (8): 102-108.
Ma X P, Wang F K, Zhao Q Z, et al. Elevation fitting method in high altitude area with large elevation difference based on deep learning [J]. Bulletin of Surveying and Mapping, 2024 (8): 102-108.
- [15] 闫志林, 聂仁灿. 基于滚动 MLP 特征提取的红外与可见光图像融合跨模态对比表示网络 [J]. 计算机科学, 2025, 52 (11): 123-130.
Yan Z L, Nie R C. Infrared and visible image fusion cross-modality contrastive representation network based on rolling MLP feature extraction [J]. Computer Science, 2025, 52 (11): 123-130.
- [16] 康俊涛, 韦朝校. 多层感知机和支持向量机回归算法预测 T 型接头固有应变对比研究 [J]. 机械工程学报, 2025, 61 (18): 181-189.
Kang J T, Wei C X. Comparative study of multilayer perceptron and support vector machine regression algorithms for predicting inherent strain in T-joints [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2025, 61 (18): 181-189.
- [17] 陈存宇, 陈爱喜, 戚晓秋, 等. 基于 MLP 神经网络优化改进的 BW 模型 [J]. 物理学报, 2025, 74 (1): 36-46.
Chen C Y, Chen A X, Qi X Q, et al. Improved BW model based on MLP neural network optimization [J]. Acta Physica Sinica, 2025, 74 (1): 36-46.
- [18] 何恩洋, 施文光, 王全荣, 等. 基于机器学习方法的地层水中二氧化碳溶解度变化规律研究 [J]. 安全与环境工程, 2025, 32 (6): 252-260.
He E Y, Shi W G, Wang Q R, et al. Studying the variation rules of carbon dioxide solubility in formation water based on machine learning methods [J]. Safety and Environmental Engineering, 2025, 32 (6): 252-260.
- [19] 霍燕平, 冷亮, 王民水, 等. CSA-PointNet: 一种面向针阔混交林的树种分类模型 [J]. 世界地质, 2024, 43 (4): 551-556, 573.
Huo Y P, Leng L, Wang M S, et al. CSA-PointNet: a tree species classification model for coniferous and broad-leaved mixed forests [J]. World Geology, 2024, 43 (4): 551-556, 573.