



基于机器学习算法的城市生活垃圾 修正主压缩指数预测模型

楼杨帆, 张振营

(浙江理工大学建筑工程学院, 杭州 310018)

摘要: 为准确预测老垃圾填埋场竖向扩容设计中城市生活垃圾的修正主压缩指数, 首先采集西安江村沟垃圾填埋场不同填埋龄期的垃圾试样, 通过室内试验测定 120 组试样的基本土工参数和修正主压缩指数, 并利用决策树、随机森林、人工神经网络和极端梯度提升树这 4 种机器学习算法建立修正主压缩指数预测模型; 其次收集国内外其他生活垃圾填埋场的试验数据, 将其与 24 组试验数据组合, 构建测试集; 再次选取均方根误差、平均绝对误差以及判定系数作为评价指标, 得到最佳预测效果的模型, 并将该模型与文献预测模型的预测结果进行对比; 最后采用 SHAP (SHapley Additive exPlanations) 值法对最佳预测效果的模型进行参数影响分析。结果表明: 在 4 种机器学习算法中, 人工神经网络的预测效果最佳, 且具有更好的泛化能力; 与文献预测模型相比, 人工神经网络预测模型的预测效果更好; 干重度对修正主压缩指数的影响程度最显著, 且与修正主压缩指数呈负相关关系。该研究构建的预测模型, 可以直接使用容易获取的基本土工参数来预测修正主压缩指数, 不需要费时费力的压缩试验。研究结果可为老垃圾填埋场的竖向扩容设计提供参考依据。

关键词: 城市生活垃圾; 基本土工参数; 修正主压缩指数; 机器学习; 预测模型; SHAP 值法

中图分类号: X799.3

文献标志码: A

文章编号: 1673-3851 (2025) 01-0088-08

引文格式: 楼杨帆, 张振营. 基于机器学习算法的城市生活垃圾修正主压缩指数预测模型[J]. 浙江理工大学学报 (自然科学), 2025, 53(1): 88-95.

Reference Format: LOU Yangfan, ZHANG Zhenying. A prediction model for the modified primary compression index of municipal solid waste based on machine learning algorithms[J]. Journal of Zhejiang Sci-Tech University, 2025, 53(1): 88-95.

A prediction model for the modified primary compression index of municipal solid waste based on machine learning algorithms

LOU Yangfan, ZHANG Zhenying

(School of Civil Engineering and Architecture, Zhejiang Sci-Tech University, Hangzhou 310018, China)

Abstract: To accurately predict the modified primary compression index of municipal solid waste for the vertical expansion design of existing landfills, firstly, samples from different landfill ages were collected from the Jiangcungou landfill in Xi'an. The basic geotechnical parameters and the modified primary compression index were determined through laboratory tests on 120 samples. Four machine learning algorithms, including decision tree, random forest, artificial neural network, and extreme gradient boosting, were employed to establish a prediction model for the modified primary compression index. Secondly, experimental data from other domestic and international landfills were gathered and combined with 24 sets of experimental data to form the test dataset. Thirdly, evaluation metrics including root mean square error, mean absolute error, and the coefficient of determination identified the best-performing model, which was further compared with other prediction models. Finally, the SHapley Additive exPlanations (SHAP) value method was applied to analyze the parameter impacts for the model

收稿日期: 2024-05-21 网络出版日期: 2024-09-13

基金项目: 国家自然科学基金项目(51978625, 51678532)

作者简介: 楼杨帆(1996—), 男, 浙江义乌人, 硕士研究生, 主要从事环境岩土工程方面的研究。

通信作者: 张振营, E-mail: zhangzhenyinga@163.com

with the best prediction performance. The results show that among the four machine learning algorithms, the artificial neural network demonstrated the best prediction performance, exhibiting superior generalization capability. Compared with other prediction models in the literature, the prediction model based on artificial neural network had better prediction performance. The impact of dry unit weight on the modified primary compression index was most significant and negatively correlated. The prediction model developed in this study allows for the direct prediction of the modified primary compression index using easily obtainable basic geotechnical parameters, thereby eliminating the need for time-consuming and labor-intensive compression tests. The findings can provide reference for the vertical expansion design of existing landfills.

Key words: municipal solid waste; basic geotechnical parameters; modified primary compression index; machine learning; prediction model; SHAP value method

0 引 言

随着城市化的快速发展,世界各地每年产生大量的城市生活垃圾(Municipal solid waste, MSW),且呈现逐年增长的趋势^[1-3]。目前卫生填埋法被认为是处理城市垃圾最常见和最经济的方法^[4-5]。在垃圾卫生填埋场的岩土工程设计中,垃圾的沉降是一个至关重要的考量因素。沉降主要包括主压缩沉降和次压缩沉降两个方面,其中主压缩沉降所占比例很大^[6]。垃圾填埋场主压缩沉降常用的参数是修正主压缩指数。MSW 是一种高压缩性材料,在承受荷载时会显著变形,因此垃圾的沉降会增加填埋场的库容。然而,目前垃圾产量增长很快,许多既有垃圾填埋场的容量已达到饱和或者接近饱和^[7-8],如杭州天子岭垃圾填埋场、苏州七子山垃圾填埋场等,而新的垃圾填埋场很难选址,由此在既有垃圾填埋场上采用竖向扩容来延长其使用年限是目前最为可行的方案。因此,预测城市生活垃圾修正主压缩指数,可为老垃圾填埋场的竖向扩容设计提供参数依据,具有重要的工程价值。

许多学者研究了不同因素对 MSW 修正主压缩指数的影响。Jo 等^[9]认为,MSW 的修正主压缩指数受其组分的影响较大,随着纸张、塑料和纺织品等可压缩材料含量的减少,MSW 的修正主压缩指数呈减小趋势。Mokhtari 等^[10]的研究结果表明,MSW 的修正主压缩指数在干重度逐渐增加时呈现减小的趋势。Reddy 等^[11]测定了不同含水率的老化 MSW,结果表明,随着含水率的增大,老化 MSW 的修正主压缩指数呈增大的趋势。刘荣等^[12]发现,随着有机质含量的增加,MSW 的修正主压缩指数呈增大趋势。Chen 等^[13]研究了不同填埋龄期的 MSW 试样,结果发现 MSW 的修正主压缩指数随着填埋龄期的增加呈减小趋势。

上述研究可以看出,修正主压缩指数的影响因素主要有组分、干重度、含水率、有机质含量和填埋龄期。然而,目前关于修正主压缩指数预测模型的研究较少。Bareither 等^[14]汇总了相关的文献数据,构建了一个修正主压缩指数预测模型,其中参数包括垃圾的干重度、含水率和可降解有机质含量,但该模型的拟合系数仅为 0.45,预测效果不佳。徐辉等^[15]对杭州中转站的新鲜垃圾进行室内试验,基于试验结果及文献数据建立了以垃圾干重度、含水率和可压缩组分含量为参数的修正主压缩指数预测模型,但该模型的拟合系数也仅为 0.72。Heshmati 等^[16-17]总结了文献数据,利用机器学习算法建立了以垃圾干重度、含水率和可降解有机质含量为参数的修正主压缩指数预测模型,但该模型未考虑填埋龄期和组分的影响。目前,国内外大多通过压缩试验获取 MSW 的修正主压缩指数,这需要耗费大量的时间和精力。因此,有必要寻找一种更准确、高效的修正主压缩指数预测方法。

近年来,随着机器学习算法的迅速发展,关于修正主压缩指数预测的研究方法得到了新的拓展。借助机器学习算法,能够充分利用大量的试验数据,深入挖掘其中的关联关系,识别和利用潜藏在数据中的复杂模式,从而建立更为合理且可靠的预测模型。本文首先通过室内试验获取了 120 组西安江村沟垃圾填埋场生活垃圾试样的试验数据,并利用 4 种机器学习算法建立了修正主压缩指数预测模型;其次收集国内外其他生活垃圾填埋场的试验数据,将其并入测试集;再次选取均方根误差、平均绝对误差以及判定系数作为评价指标,得出最佳预测效果的模型,并将该模型与文献预测模型的预测结果进行对比;最后采用 SHAP(SHapley Additive exPlanations)值法,对最佳预测效果的模型进行参数影响分析,得

出各参数的影响程度排序和正负相关性。本文研究结果可为老垃圾填埋场的竖向扩容设计提供参考依据。

1 试验材料及方法

1.1 试验材料

试验材料从西安江村沟垃圾填埋场的 23 个钻孔中取得,选取能代表填埋场中所有填埋龄期的 120 组垃圾试样进行试验。

1.2 试验方法

1.2.1 基本土工特性试验

对 120 组不同填埋年限的生活垃圾试样进行基本土工特性试验。试验先采用机械筛分法对试样进行粗分类,再用人工分拣的方法进行细分,最终得到各组分的质量占比。本文将厨余垃圾、橡塑、木材和织物含量的总和定义为可压缩组分含量。使用盛样桶称重法测得试样的干重度。含水率用烘干法测得,即在 65 ℃ 条件下烘 48 h,烘干至恒重,得到试样的含水率。有机质含量采用马弗炉灼烧法测得,即将待测试样在 65 ℃ 条件下烘 48 h,烘干至恒重,然后将试样在 650 ℃ 高温灼烧至恒量,得到有机质含量。所有测试均按照《生活垃圾土土工试验技术规程》(CJJ/T 204—2013)^[18] 的规定进行。

1.2.2 压缩试验

采用大型高压固废压缩仪对 120 组试样进行一维压缩试验,试验仪器如图 1 所示。试验装置包括压缩容器、外部水箱、加载系统和监测装置。压缩容器直径为 200 mm,高度为 500 mm,采用不锈钢材料材质制造。外部水箱配备循环泵和温度传感器,用于维持压缩容器周围的恒温环境,以便实现对试样的水浴加热。加载系统采用杠杆原理,通过施加砝码使垂直荷载作用在试样上。MSW 试样的表面沉降通过位移传感器测量,其最大量程为 300 mm,分辨率为 0.15 mm。在施加荷载之前,先对试样施加 1 kPa 的预压力,使试样与仪器上下各部接触,调平杠杆并将位移计调零。对试样施加 5 级荷载,分别为 25、50、100、200、400 kPa;每一级荷载压缩时间为 48 h,记录各级压缩数据。修正主压缩指数 Cc' 由主压缩应变 ϵ 与竖向应力对数 $\log P$ 曲线的斜率确定^[19],计算公式可用式(1)表示:

$$Cc' = \frac{\Delta \epsilon}{\Delta \log P}$$

(1)

其中: ϵ 为竖向应力 P 作用下的主压缩应变。

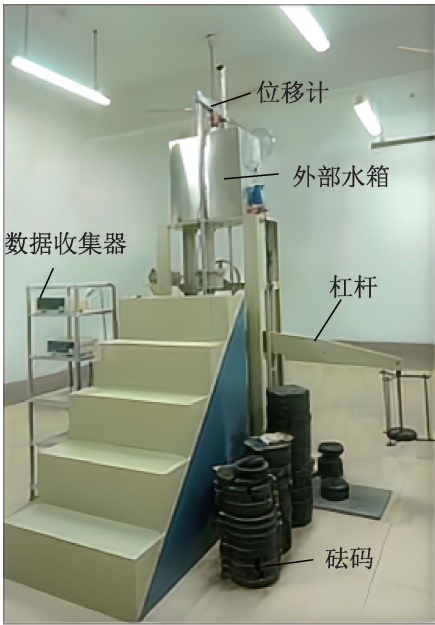


图 1 大型高压固废压缩仪照片

利用上述实验方法,最终获得了 120 组试样的相关数据。收集国内外其他生活垃圾填埋场的试验数据^[10-11,13,19-23](见附录 A),与试样数据组合,构建测试集,作为机器学习分析模型的数据集。该数据集的基本土工参数及修正主压缩指数统计情况见表 1 和附录表 A. 1。

表 1 120 组试样的基本土工参数及修正主压缩指数统计情况

参数	最大值	最小值	平均值
可压缩组分含量/%	64.7	21.5	41.3
干重度/($\text{kN} \cdot \text{m}^{-3}$)	11.92	4.38	7.41
含水率/%	67.8	27.6	46.9
有机质含量/%	48.6	8.9	24.9
填埋龄期/a	25	1	9
修正主压缩指数	0.359	0.119	0.255

2 机器学习算法介绍

机器学习是人工智能的一个分支,融合了概率论、统计学和逼近论等多门学科。其核心思想是让计算机自主学习数据并从中发现规律,从而不断改进其表现。随着数据规模的不断扩大以及计算能力的飞速提升,机器学习迎来了前所未有的发展机遇。监督学习和无监督学习是机器学习的两个重要的分支。监督学习主要利用带有标签的数据进行训练,以解决分类和回归等问题;而无监督学习主要处理未标记的数据,用于聚类 and 降维等任务^[24]。这些特点使得机器学习能在实际应用中发挥重要作用。

生活垃圾的修正主压缩指数预测问题,主要属于机器学习的分类和回归领域。一般地,假设一个数据集 D 包含 M 个样本:

$$D = \{(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_M, y_M)\} \quad (2)$$

其中: (x_i, y_i) 为数据集中第 i ($i=1, 2, \dots, M$) 组样本; x_i 为输入值; y_i 为输出值。为了实现最佳的预测效果, 机器学习通过特定算法对数据集进行训练, 建立预测模型, 并使该模型在整个数据集上的预测误差最小化。为了分析基本土工参数对修正主压缩指数的影响, 并建立相应的预测模型, 本文采用以下 4 种常用的机器学习算法训练数据集, 各算法的原理及优缺点如下:

a) 决策树是一种经典的机器学习算法, 由根节点、中间节点和叶节点组成。其构建过程类似于生物学中的树状结构, 模拟了决策过程中的逻辑分支。通过对数据的特征进行一系列的判断和分割, 最终形成一个可以对新数据进行有效分类或预测的模型。该算法的主要参数包括树的最大深度、最小分割样本数^[25]。该算法的优点是建立的模型简单直观, 易于理解和解释, 且能够处理非线性关系; 缺点是容易过拟合, 以及对数据中包含连续变化的数值特征或分类特征需要预先进行处理。

b) 随机森林是一种集成学习方法, 由多个独立训练的决策树组成。其采用了 Bagging 集成学习的方法, 在构建单棵决策树时引入了 bootstrap 技术和随机特征选择。具体来说, 这个过程包括从原始数据集中通过 bootstrap 抽样形成不同的子集, 并在每个子集上训练单独的决策树, 同时在树的每个节点上随机选择一部分特征进行分割。通过重复该过程生成多棵决策树模型, 最终将它们的预测结果取平均值作为输出^[26]。该算法的优点是能够处理高维数据和大规模数据, 通过集成学习可以减少过拟合, 且对异常值和缺失值有较好的鲁棒性; 缺点是模型复杂度高, 计算成本相对较高。

c) 人工神经网络通过模仿人脑结构实现预测功能, 一般由输入层、隐含层和输出层组成。数据通过输入层进入网络, 再经过权值计算和激活函数处理, 最终在输出层得到结果。神经网络的性能受结构、连接方式、权值和激活函数的影响^[27]。该算法的优点是能够捕捉非常复杂的非线性关系, 具有很强的适应性, 预测精度高; 缺点是需要大量的训练数据, 计算成本高, 且可能陷入局部最优解。

d) 极端梯度提升树是一种基于梯度提升树的增强学习算法, 通过改进和强化梯度提升树来提高模型性能。该算法通过连续迭代拟合上一轮预测的残差, 逐步改进模型的预测能力。同时, 它考虑了损失函数的一阶和二阶导数信息, 可以获得更高的准确

性和更快的收敛速度。此外, 该算法引入正则化项来控制模型的复杂度, 避免了过拟合问题^[28]。该算法的优点是预测精度高, 支持并行化计算, 对缺失值和数据分布不敏感; 缺点是模型复杂度较高, 计算量大, 解释性较差。

3 修正主压缩指数预测模型构建

为了建立模型并对其性能进行合理评估, 将 120 组试验数据划分为训练集和测试集。采用留出法, 并按照 8:2 的比例将数据随机划分为含 96 组试验数据的训练集和含 24 组试验数据的测试集。此外, 本文还收集了国内外其他生活垃圾填埋场的试验数据共 25 组(见附录 A), 将其并入测试集。在处理室内试验数据时, 注意到不同特征值之间可能存在尺度效应, 本文采用了离差标准化来缩放各个特征值, 以加快梯度下降的速度, 并确保数据介于 $[0, 1]$ 之间, 从而提高模型的性能。离差标准化公式为:

$$x_i^* = \frac{x_i - \min_{1 \leq j \leq m} \{x_j\}}{\max_{1 \leq j \leq m} \{x_j\} - \min_{1 \leq j \leq m} \{x_j\}} \quad (3)$$

其中: x_i 为特征缩放前的输入参数; x_i^* 为特征缩放后的输入参数; m 为样本数量。

为了更好地确定各类机器学习算法的超参数取值, 本文先通过网格搜索法遍历预先定义的超参数组合, 将其构成一个“网格”。为了避免随机划分训练集所带来的偏差, 采用十折交叉验证法, 将 10 次验证结果的平均值作为模型的性能指标, 以此评估每种参数组合的性能, 最终选取表现最好的超参数组合。这样可以使模型更加精确地适应数据, 并提高模型的泛化能力。通过手动调整参数, 最终确定了每种算法的最优超参数取值, 结果见表 2。

表 2 各种算法的超参数取值

算法	超参数取值
决策树	最大深度: 5
随机森林	最大深度: 5, 决策树数量: 100
人工神经网络	学习率: 0.1, 隐含层层数: 1, 隐含层神经元数量: 10, 训练次数: 2000
极端梯度提升树	学习率: 0.1, 最大深度: 3, 提升树数量: 100

4 结果分析

4.1 模型预测结果

本文通过室内试验, 将测得的 120 组数据进行训练和测试。将可压缩组分含量 x_1 、干重度 x_2 、含水率 x_3 、有机质含量 x_4 、填埋龄期 x_5 这 5 个参数

设置为修正主压缩指数预测模型的输入参数。

为了评估修正主压缩指数预测模型的效果,本文选取了均方根误差、平均绝对误差以及判定系数作为评价指标。这些评价指标能够客观地衡量模型的预测性能,具体计算公式为:

$$E_{\text{RMS}} = \sqrt{\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (y_{\text{pred}}^{(i)} - y^{(i)})^2}$$

(4)

$$E_{\text{MA}} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m |y_{\text{pred}}^{(i)} - y^{(i)}|$$

(5)

$$E_{\text{SS}} = \sum_{i=1}^m (y_{\text{pred}}^{(i)} - y^{(i)})^2$$

(6)

$$T_{\text{SS}} = \sum_{i=1}^m \left(y^{(i)} - \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m y^{(i)} \right)^2$$

(7)

$$R_s = 1 - \frac{E_{\text{SS}}}{T_{\text{SS}}}$$

(8)

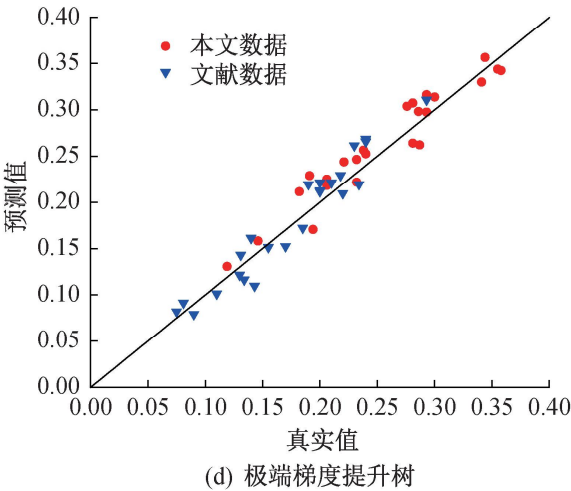
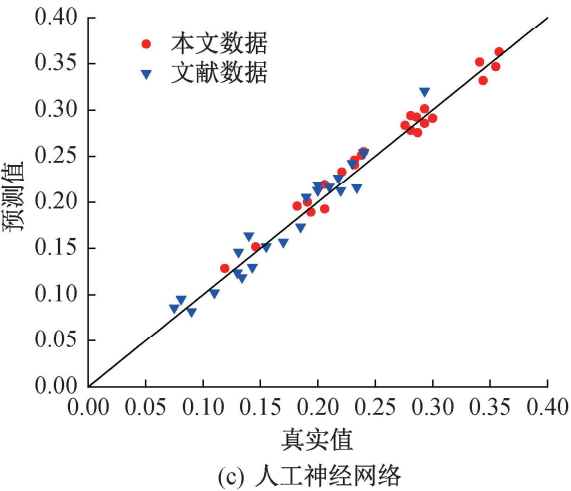
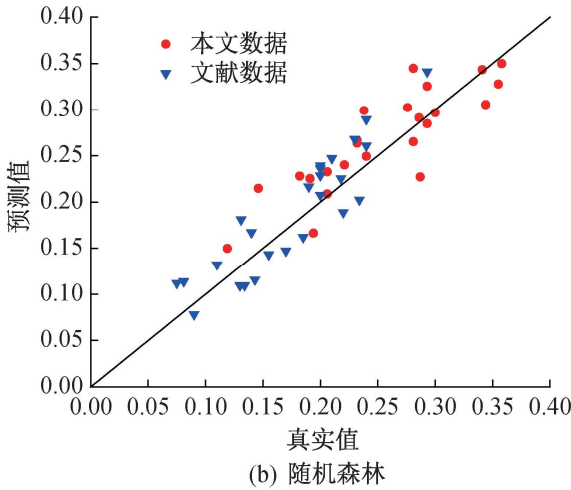
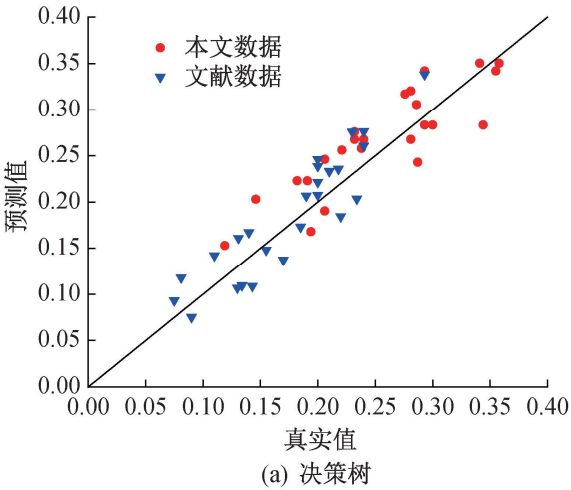


图 2 各种算法的预测值和真实值的关系曲线

各种算法测试集的预测精度如表 3 所示。从表 3 可以得出,将模型应用于测试集时,人工神经网络的预测效果最佳,其均方根误差为 0.0123,平均绝对误差为 0.0114,判定系数为 0.9325,能够以可接受的精度预测目标值,这表明人工神经网络模型在面对新数据时具有更好的泛化能力。

其中: E_{RMS} 表示均方根误差; $y^{(i)}$ 和 $y_{\text{pred}}^{(i)}$ 分别表示样本集中第 i 个样本的真实值和预测值; E_{MA} 表示平均绝对误差; E_{SS} 表示预测值与真实值之差的平方和; T_{SS} 表示真实值与均值之差的平方和; R_s 表示判定系数。

为了测试模型的准确性,本文还收集了国内外其他生活垃圾填埋场的试验数据共 25 组(见附录 A),将其并入测试集,代入上述 4 种机器学习算法的预测模型进行验证。图 2 显示了各种算法预测值和真实值之间的关系(以等值线为基准)。从图 2 可以看出,各种机器学习算法的预测值和真实值分布在等值线附近,表明 4 种算法建立的预测模型均具有一定的预测能力。然而,值得注意的是,人工神经网络的预测结果更接近等值线,这表明其预测效果优于其他算法。

表 3 各种算法测试集的预测精度

算法	E_{RMS}	E_{MA}	R_s
决策树	0.0317	0.0288	0.8216
随机森林	0.0328	0.0285	0.8037
人工神经网络	0.0123	0.0114	0.9325
极端梯度提升树	0.0186	0.0169	0.9132

对于附录 A 中的文献数据,将本文人工神经网络预测模型、Bareither 模型^[14]、Heshmati 模型^[16]和徐辉模型^[15]预测值与真实值进行对比,结果如图 3 所示。从图 3 中可以看出,Bareither 模型的预测值普遍大于真实值,预测效果较差。Heshmati 模型和徐辉模型的预测值虽然分布在等值线两侧,但仍距等值线较远,预测效果不佳。本文人工神经网络预测模型的预测值分布在等值线附近,且更靠近等值线,预测效果优于文献模型。

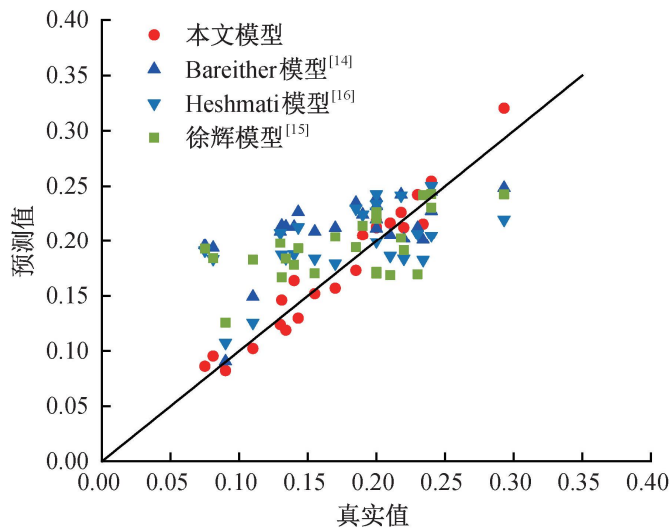


图 3 各种模型的预测值和真实值的关系曲线

4.2 参数影响分析

为了探究各参数对修正主压缩指数结果的影响,本文采用了 SHAP 值法进行分析。SHAP 值法是源自博弈论的一种解释机器学习模型的工具,它通过评估每个特征对模型预测的影响来实现解释过程。该方法将每个特征视为影响因素,并使用加性模型进行解释^[29]。该方法的实现步骤是首先计算各特征的贡献值,然后将这些值相加以得到最终的预测结果,用公式可以表示为:

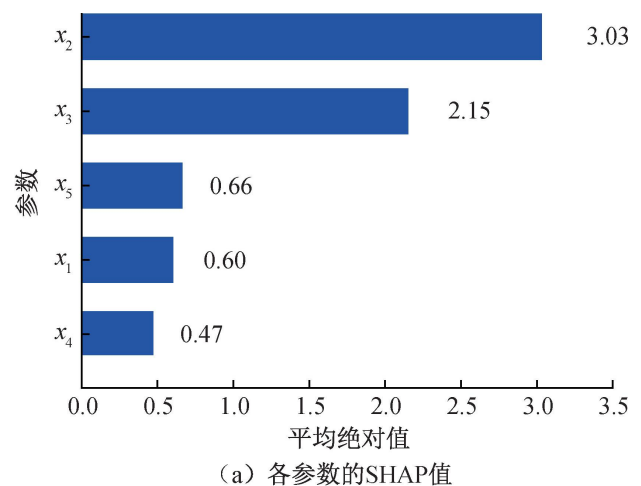
$$y_{\text{pred}}^{(i)} = y_{\text{base}} + \sum_{j=1}^n f(x_{ij}) \quad (9)$$

其中: $y_{\text{pred}}^{(i)}$ 为模型预测值; y_{base} 为模型基准值; n 为特征总数; $f(x_{ij})$ 为特征的 SHAP 值。

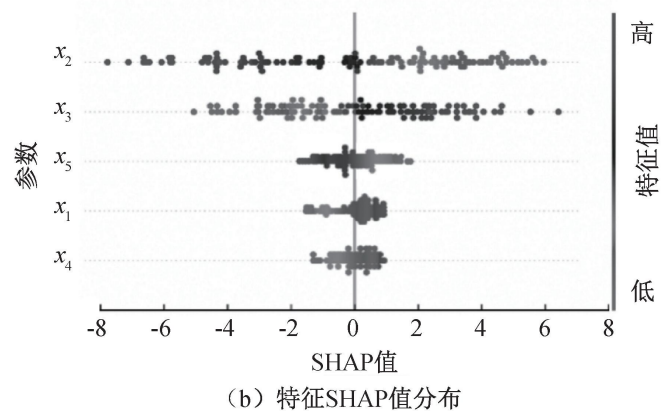
由上述各种机器学习算法的预测结果可知,人工神经网络在测试集上表现最佳。因此,本文选择采用 SHAP 值法对该模型进行分析解释。该算法的输入参数为可压缩组分含量 x_1 、干重度 x_2 、含水率 x_3 、有机质含量 x_4 、填埋龄期 x_5 。

图 4 给出了 SHAP 值法对人工神经网络预测模型的全局解释结果。其中,图 4(a)显示了各参数的 SHAP 值,其值反映了不同参数的重要性。由式 (9) 可知,SHAP 值越大,则该特征参数对修正主压缩指数的影响越大。由图 4(a) 易知,干重度 x_2 对

修正主压缩指数的影响最大,其平均绝对 SHAP 值为 3.03;而有机质含量 x_4 对修正主压缩指数的影响最小,其平均绝对 SHAP 值仅 0.47。图 4(b) 为各特征参数的 SHAP 值分布,并显示了各特征参数对修正主压缩指数的影响程度和正负相关性。图 4(b) 中横轴表示 SHAP 值,每个点表示单一样本,较深的灰色代表较高的特征值,而较浅的灰色则代表较低的特征值,SHAP 值的正负号表示特征与输出的正负相关性。纵轴按照特征参数的重要性进行排序。因此,由图 4(b) 不仅可以看出各参数的重要程度,还能看出各参数是如何影响修正主压缩指数的。例如,干重度 x_2 是最关键的影响因素,且干重度 x_2 对预测结果是负向相关,即:干重度 x_2 越大,其 SHAP 值越小,则修正主压缩指数越小。同样地,更大的填埋龄期 x_5 将降低相应的 SHAP 值,从而导致更低的修正主压缩指数。而随着含水率 x_3 、可压缩组分含量 x_1 和有机质含量 x_4 的增大,修正主压缩指数有增大的趋势。



(a) 各参数的 SHAP 值



(b) 特征 SHAP 值分布

图 4 SHAP 全局解释结果

5 结 论

本文通过室内试验获取了 120 组西安江村沟垃圾填埋场生活垃圾试样的试验数据,并将收集的国内外其他生活垃圾填埋场的试验数据并入测试集,

利用4种机器学习算法建立了修正主压缩指数预测模型。通过评价指标得出最佳预测效果的模型,并将该模型与文献中其他预测模型的预测结果进行对比。最后采用SHAP值法对最佳模型进行了参数影响分析。所得主要结论如下:

a)在测试集中,相比于其他机器学习算法,人工神经网络预测效果最佳,其均方根误差、平均绝对误差和判定系数分别为0.0123、0.0114和0.9325,且具有更好的泛化能力。

b)与文献预测模型相比,本文人工神经网络预测模型的预测值分布在等值线附近,且更接近真实值,表明本文预测模型的预测效果更好。

c)通过SHAP值法分析了各特征参数对修正主压缩指数的影响程度和正负相关性,结果发现干重度对修正主压缩指数的影响最为显著,并且干重度与修正主压缩指数呈负相关。

本文的人工神经网络预测模型综合考虑了5种影响因素,从更全面的视角来探究各因素对修正主压缩指数的影响。利用本文构建的预测模型,可以直接使用容易获取的基本土工参数来预测修正主压缩指数,不需要费时费力的压缩试验,研究结果可为老垃圾填埋场的竖向扩容设计提供参考依据。

然而,值得注意的是,当前研究主要聚焦于填埋龄期为1~25年的垃圾试样,对于更高填埋龄期的城市生活垃圾,其模型的适用性尚待进一步探究。此外,本文构建的模型仅研究了4种机器学习算法,未来可探索更合适的特征选择技术和机器学习算法,以进一步提升模型的预测性能。

参考文献:

- [1] Feng S J, Gao K W, Chen Y X, et al. Geotechnical properties of municipal solid waste at Laogang Landfill, China[J]. *Waste Management*, 2017, 63: 354-365.
- [2] He H J, Wu T, Wang X G, et al. Study on compressibility and settlement of a landfill with aged municipal solid waste: a case study in Taizhou[J]. *Sustainability*, 2021, 13(9): 4831.
- [3] Chen Y M, Xu W J, Zhan L T, et al. Geoenvironmental issues in high-food-waste-content municipal solid waste landfills[J]. *Journal of the Indian Institute of Science*, 2021, 101(4): 603-623.
- [4] Simões G F, Catapreta C A A. Monitoring and modeling of long-term settlements of an experimental landfill in Brazil[J]. *Waste Management*, 2013, 33(2): 420-430.
- [5] Shariatmadari N, Sadeghpour A, Mokhtari M. Aging effect on physical properties of municipal solid waste at the Kahrizak Landfill, Iran[J]. *International Journal of Civil Engineering*, 2015, 13(1): 126-136.
- [6] Zekkos D, Fei X, Grizi A, et al. Response of municipal solid waste to mechanical compression[J]. *Journal of Geotechnical and Geoenvironmental Engineering*, 2017, 143(3): 04016101.
- [7] Zhu X R, Jin J M, Fang P F. Geotechnical behavior of the MSW in Tianziling landfill[J]. *Journal of Zhejiang University: Science A*, 2003, 4(3): 324-330.
- [8] Zhan T L T, Chen Y M, Ling W A. Shear strength characterization of municipal solid waste at the Suzhou landfill, China[J]. *Engineering Geology*, 2008, 97(3/4): 97-111.
- [9] Jo Y S, Jang Y S. Comparison of waste settlement characteristics for two landfills disposed in long sequential periods[J]. *Waste Management*, 2021, 131: 433-442.
- [10] Mokhtari M, Heshmati Rafsanjani A A, Shariatmadari N. The effect of aging on the compressibility behavior and the physical properties of municipal solid wastes: a case study of Kahrizak landfill, Tehran[J]. *Environmental Earth Sciences*, 2019, 78(16): 519.
- [11] Reddy K R, Gangathulasi J, Parakalla N S, et al. Compressibility and shear strength of municipal solid waste under short-term leachate recirculation operations[J]. *Waste Management & Research*, 2009, 27(6): 578-587.
- [12] 刘荣, 施建勇, 彭功勋. 垃圾土沉降特性的室内试验研究[J]. *扬州大学学报(自然科学版)*, 2003, 6(2): 51-55.
- [13] Chen Y M, Zhan T L T, Wei H Y, et al. Aging and compressibility of municipal solid wastes [J]. *Waste Management*, 2009, 29(1): 86-95.
- [14] Bareither C A, Benson C H, Edil T B. Compression behavior of municipal solid waste: immediate compression[J]. *Journal of Geotechnical and Geoenvironmental Engineering*, 2012, 138(9): 1047-1062.
- [15] 徐辉, 朱广, 张振营, 等. 城市生活垃圾主压缩特性试验及修正主压缩指数模型研究[J]. *岩石力学与工程学报*, 2019, 38(6): 1270-1283.
- [16] Heshmati R A A, Mokhtari M, Shakiba Rad S. Prediction of the compression ratio for municipal solid waste using decision tree[J]. *Waste Management & Research*, 2014, 32(1): 64-69.
- [17] Mokhtari M, Heshmati R A A, Shariatmadari N. Compression ratio of municipal solid waste simulation using artificial neural network and adaptive neurofuzzy system[J]. *Earth Sciences Research Journal*, 2015, 18(2): 165-171.
- [18] 生活垃圾土工试验技术规程: CJJ/T 204-2013[S]. 北京: 中国建筑工业出版社, 2013: 14-38.
- [19] Portelinha F H M, Correia N S, Daciolo L V P. Impact of temperature on immediate and secondary compression of MSW with high and low food contents[J]. *Waste Management*, 2020, 118: 258-269.
- [20] Landva A O, Valsangkar A J, Pelkey S G. Lateral earth pressure at rest and compressibility of municipal solid waste [J]. *Canadian Geotechnical Journal*, 2000, 37(6): 1157-1165.
- [21] Vilar O M, Carvalhod M. Mechanical properties of municipal

solid waste[J]. Journal of Testing and Evaluation, 2004, 32 (6): 438-449.

[22] Hyun Il P, Borinara P, Hong K D. Geotechnical considerations for end-use of old municipal solid waste landfills [J]. International Journal of Environmental Research, 2011, 5(3): 573-584.

[23] Bae W, Kwon Y. Consolidation settlement properties of seashore landfills for municipal solid wastes in Korea [J]. Marine Georesources & Geotechnology, 2017, 35(2): 216-225.

[24] Alloghani M, Al-Jumeily D, Mustafina J, et al. A systematic review on supervised and unsupervised machine learning algorithms for data science[M]//Berry M, Mohamed A, Yap B. Supervised and Unsupervised Learning for Data Science. Cham: Springer, 2020: 3-21.

[25] Costa V G, Pedreira C E. Recent advances in decision trees: An updated survey[J]. Artificial Intelligence Review, 2023, 56 (5): 4765-4800.

[26] Breiman L. Random forests[J]. Machine Learning, 2001, 45: 5-32.

[27] Thakur A, Konde A. Fundamentals of neural networks[J]. International Journal for Research in Applied Science and Engineering Technology, 2021, 9(8): 407-426.

[28] Chen T Q, Guestrin C. XGBoost: A scalable tree boosting system [C] // Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining. San Francisco California USA. ACM, 2016: 785-794.

[29] Lundberg S M, Lee S I. A unified approach to interpreting model predictions[C]//Proceedings of the 31st International Conference on Neural Information Processing Systems. Long Beach, California, USA. ACM, 2017: 4765-4774.

附录 A 国内外其他生活垃圾填埋场的试验数据

表 A.1 列出了数据集的来源以及具体的试验数据。

表 A.1 文献试验数据汇总						
数据来源	可压缩组分含量/%	干重度/(kN•m ⁻³)	含水率/%	有机质含量/%	填埋龄期/a	修正主压缩指数
Landva 等 ^[20] (2000)	39.8	7.492	18.8	28.6	3.0	0.220
	53.7	8.997	15.6	46.5	6.0	0.170
Vilar 等 ^[21] (2004)	16.5	4.890	63.1	55.0	15.0	0.200
	16.5	6.280	59.2	55.0	15.0	0.230
	16.5	8.640	62.4	55.0	15.0	0.210
	16.5	7.330	67.8	55.0	15.0	0.200
Reddy 等 ^[11] (2009)	40.6	5.300	44.0	63.1	1.5	0.190
	40.6	5.300	60.0	63.1	1.5	0.200
	40.6	5.300	80.0	63.1	1.5	0.200
	40.6	5.300	100.0	63.1	1.5	0.240
Chen 等 ^[13] (2009)	37.0	5.550	69.4	18.0	2.7	0.218
	35.0	6.043	68.8	18.0	4.4	0.185
	25.0	9.302	49.9	18.0	6.1	0.140
	22.0	9.318	44.5	18.0	8.4	0.155
	19.0	9.613	53.7	18.0	8.9	0.131
	31.0	7.206	69.5	18.0	9.3	0.143
Hyun II 等 ^[22] (2011)	29.0	10.215	55.3	18.0	10.6	0.134
	1.2	14.000	34.8	6.8	10.0	0.090
Bae 等 ^[23] (2017)	72.0	8.064	31.6	20.0	1.0	0.234
	72.0	7.426	31.4	40.0	1.0	0.240
	72.0	6.999	30.3	60.0	1.0	0.293
Mokhtari 等 ^[10] (2019)	41.0	6.011	88.0	40.0	5.5	0.130
	35.7	7.407	62.0	39.0	14.0	0.081
	41.8	6.588	70.0	36.0	21.0	0.075
Portelinha 等 ^[19] (2020)	66.0	15.000	25.0	6.0	30.0	0.110