

DOI: 10.11779/CJGE2021S2025

基于机器学习 CPTU 智能算法的黏性土应力历史评价

赵泽宁¹, 段伟^{2,1}, 蔡国军^{*1}, 刘松玉¹, 常建新¹, 冯华磊¹

(1. 东南大学岩土工程研究所, 江苏 南京 211189; 2. 太原理工大学土木工程学院, 山西 太原 030024)

摘要: 土体应力历史是衡量土体稳定性、变形特性的重要指标, 常采用超固结比(OCR)表示。基于江苏黏性土孔压静力触探(CPTU)原位测试数据集, 以室内固结试验结果为参考值, 采用多元自适应回归样条(MARS)和自适应模糊神经网络(ANFIS)智能算法对黏性土应力历史进行评价, 并将预测结果与室内试验结果和CPTU经验关系式估计值进行对比, 最后进行了参数敏感性分析。结果表明: MARS模型和ANFIS模型均能够准确地预测黏性土的OCR值, 且准确度均明显高于传统CPTU经验关系式; 相比而言, MARS模型效果更佳。工程实践中, 建议采用CPTU原位测试参数(q_t 、 f_s 和 u_2)作为机器学习输入变量。MARS模型敏感性分析结果与理论研究结果一致, 进一步验证了MARS模型的可靠性。提出的智能CPTU模型可以准确地预测黏性土OCR, 指导工程实践。

关键词: 孔压静力触探; 黏性土; 超固结比; 多元自适应回归样条; 自适应模糊神经网络

中图分类号: TU413 文献标识码: A 文章编号: 1000-4548(2021)S2-0104-04

作者简介: 赵泽宁(1998—), 男, 硕士, 主要从事现代原位测试与可靠度理论分析等方面的研究。E-mail: zeningzhao@seu.edu.cn。

Evaluation of stress history of clays based on intelligent CPTU machine learning algorithm

ZHAO Ze-ning¹, DUAN Wei^{2,1}, CAI Guo-jun¹, LIU Song-yu¹, CHANG Jian-xin¹, FENG Hua-lei¹

(1. Institute of Geotechnical Engineering, Southeast University, Nanjing 211189, China; 2. College of Civil Engineering, Taiyuan

University of Technology, Taiyuan 030024, China)

Abstract: The stress history is an important index to measure the stability and deformation characteristics of soils, which is often expressed by the overconsolidation ratio (OCR). Based on the CPTU dataset of Jiangsu Province, and taking the laboratory oedometer test data as the reference values, the stress history is evaluated using the multiple adaptive regression splines (MARS) and adaptive fuzzy neural network (ANFIS) algorithms. Then, the results are compared with the reference values and the estimated results of the traditional CPTU method. Finally, the sensitivity analysis is carried out to study the effect of input parameters. The results show that both the MARS model and the ANFIS model can accurately predict the OCR, and the performance is significantly better than that of the traditional CPTU model. Moreover, the MARS model performs best among all the models. In engineering practice, the original CPTU test parameters (q_t , f_s and u_2) are recommended as the input variables. The results of sensitivity analysis of the MARS model are consistent with those of theoretical analysis, which further proves the reliability of the MARS model. The proposed intelligent models can more accurately predict the OCR of clays and guide engineering practice.

Key words: CPTU; clay; OCR; MARS; ANFIS

0 引言

超固结比(OCR)是反映土体应力历史的基本力学参数, 是衡量土体稳定性、变形特性的重要指标^[1]。OCR可通过室内固结试验和原位测试测得, 由于室内固结试验时间长、费用高及土样扰动大, 通过原位测试确定现场黏性土OCR被广泛关注^[2]。孔压静力触探(CPTU)具有经济快速、对土体扰动小、且能获取连续的土层测试剖面等优点, 成为最常用的原位测试

技术之一^[3-5]。目前, 许多学者基于CPTU原位测试技术, 采用理论法或经验法, 对OCR的预测开展了大量的研究^[1, 4]。这些方法普遍存在的问题为预测精度较差, 公式参数取值具有一定的地域局限性, 使用受限^[2, 4]。

基金项目: 国家重点研发计划项目课题(2020YFC1807200); 国家自然科学基金项目(41877231, 42072299, 52108332)

收稿日期: 2021-08-16

*通信作者 (E-mail: focuscui@163.com)

这是因为 OCR 指标属于土体的状态特性指标, 而 CPTU 测试参数给出的是力学或强度指标, 因此二者之间的联系并不是简单相关关系, 而是复杂的非线性关系。众所周知, 多元自适应回归样条 (MARS) 和自适应模糊神经网络 (ANFIS) 算法因能够迅速、准确处理大量数据, 建立变量间非线性关系, 被广泛用于岩土工程领域。Goh 和 Zhang^[6]以及 Kaya^[7]分别基于 MARS 算法和 ANFIS 算法, 预测缓坡场地和临空面场地液化侧向位移。Zhang 等^[8]融合能量理论和 MARS 算法评估砂土液化势。Zhang 和 Goh^[9]采用 MARS 算法和人工神经网络算法分析软弱土中桩的可打性。Moayedi 等^[10]分布采用遗传算法和粒子群算法优化 ANFIS 算法, 预测桩基承载力。但目前利用 CPTU 测试技术, 采用机器学习算法, 特别是 MARS 和 ANFIS 算法预测 OCR 的研究还较少。因此, 基于这些智能算法对黏性土 OCR 准确预测具有必要性。

本文基于江苏地区黏性土 CPTU 数据库, 建立基于多元自适应回归样条 (MARS) 和自适应模糊神经网络 (ANFIS) 的黏性土 OCR 智能预测模型。将黏性土 OCR 预测值与室内试验参考值进行比较, 以评估两种算法的准确性。并通过敏感性分析研究不同输入变量对模型预测效果的影响。本文提出的智能模型可以准确地预测黏性土 OCR, 指导工程实践。

1 机器学习模型

1.1 多元自适应回归样条

MARS 是一种泛化能力很强的专门针对高维数据的回归方法, 以“前向”和“后向”算法逐步筛选因子, 具有很强的自适应性^[6]。MARS 方法通过样条函数来模拟复杂的非线性关系, 它将整个非线性模型划分为若干个区域, 在每个特定的区域由一段线性回归直线来拟合。MARS 模型的计算方法为

$$\hat{f}(x) = \alpha_0 + \sum_{i=1}^M \alpha_i \text{BF}_i(x) \quad , \quad (1)$$

式中, $\hat{f}(x)$ 为 MARS 模型预测值, α_0 为截距, BF_i 和 α_i 分别为第 i 个基函数和相应的系数, M 为基函数个数的最大值。

1.2 自适应模糊神经网络

基于自适应神经网络的模糊推理系统 (ANFIS) 是一种将模糊逻辑和神经元网络有机结合的新型的模糊推理系统结构。ANFIS 模型计算流程如下: ①输入参数的选择和模糊化; ②模糊规则激励强度的计算; ③激励强度归一化; ④各层每个节点均为自适应节点, 计算每条规则的贡献; ⑤计算所有规则的最终输出, 其输出为

$$f = \sum_{i=1}^2 \sum_{j=1}^2 \bar{w}_{ij} f_{ij} \quad (2)$$

式中, \bar{w} 为归一化激励强度, f_{ij} 为节点的输出。

2 黏性土应力历史智能评价

2.1 数据库

Zou 等^[11]对江苏省的 7 个黏土地带: 南京、连云港、盐城、苏州、常州、泰州和扬州进行大量 CPTU 测试, 建立江苏地区软土 CPTU 数据库。CPTU 探头规格符合国际标准: 锥角 60°, 锥底直径 35.7 mm, 锥底截面积为 10 cm², 侧壁摩擦筒表面积 150 cm², 孔压测试元件位于锥肩位置 (u_2 位置), 贯入速率为 20 mm/s。数据库共包含 372 例数据, 包含欠固结、正常固结和超固结黏性土。图 1 给出了 CPTU 数据在 Robertson 土分类图^[5]上的分布。

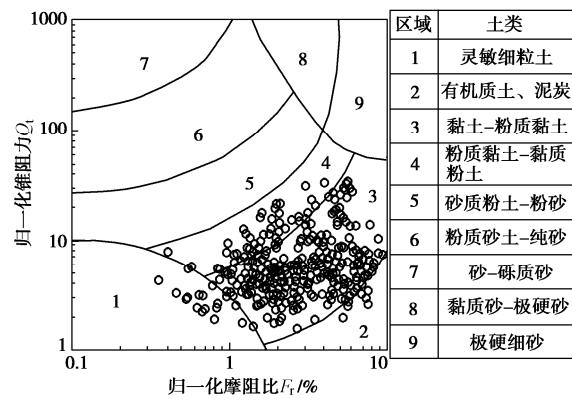


图 1 Robertson 土分类图

Fig. 1 Robertson soil behavior type classification chart based on normalized CPTU data

黏性土主要分布在 3 区和 4 区黏质粉土-粉质黏土, 占总数据的 90%以上。因此, 所编译的黏性土强度、应力和 CPTU 测试参数的数据库均可被视为代表了江苏典型细粒黏性土。黏性土 OCR 参考值由室内一维固结仪测试确定。详细信息可参见文献[11]。

2.2 机器学习模型设计

(1) 数据划分

随机选取数据库中约 80% 的数据 (300 例) 作为训练数据, 数据库中额外约 20% 的数据 (72 例) 作为测试数据。所有模型采用同一训练数据集和测试数据集。

(2) 输入参数选取

为提高机器学习模型的预测精度, 需要选择合适的输入参数。本文仅将 CPTU 贯入过程中易获取的测试参数设为输入参数。其中, CPTU 测试的原始参数为锥尖阻力 q 、侧壁摩阻力 f_s 和孔隙水压力 u_2 。CPTU 测试的归一化指标为归一化锥尖阻力 Q_r 、归一化侧摩阻比 F_r 和孔压比 B_q 。另外, 多数经验模型考虑了有效

覆土应力 σ'_{v0} 和覆土应力 σ_{v0} ^[1, 5]。综上所述, 本文开展表 1 所示输入变量的模型研究。

表 1 机器学习模型输入参数

Table 1 Input parameters of machine learning models

| 组合 | 输入参数 |
|------|--|
| 组合 A | $q_t, f_s, u_2, \sigma'_{v0}, \sigma_{v0}$ |
| 组合 B | $Q_t, F_r, B_q, \sigma'_{v0}, \sigma_{v0}$ |

(3) 模型初始参数确定

MARS 模型交互的基函数数目的最大值 N 设置为 20, 将前步阈值 d 设置为 0.001, 惩罚系数 b 设置为 3。

ANFIS 模型使用高斯隶属函数和影响范围为 0.7 的减法聚类技术进行训练。

2.3 预测结果与讨论

为了比较以上机器学习模型的预测准确性, 采用决定系数 (R^2)、均方误差 (RMSE) 和平均绝对偏差 (MAE) 评估模型预测精度。机器学习模型的预测效果通常基于测试数据评价。两种输入参数组合下 MARS 模型和 ANFIS 模型的预测结果如表 2 所示。可以看出, MARS 模型和 ANFIS 模型均准确地计算出黏性土的 OCR 值。在两种输入参数组合下, MARS 模型预测效果均略好于 ANFIS 模型, 证明 MARS 模型更适用于评价黏性土应力历史。值得指出的是, 两种机器学习模型均在输入参数组合 A 时表现更佳, 决定系数 R^2 分别为 0.949 和 0.933。这是因为归一化 CPTU 测试指标已考虑覆土应力和有效覆土的影响, 组合 B 引入 σ'_{v0} 和 σ_{v0} 会重复考虑二者的影响, 进而影响机器学习模型预测效果。因此, 在工程实践中, 建议采用组合 A 预测黏性土的 OCR。

表 2 MARS 模型和 ANFIS 模型预测结果评价

Table 2 Performances of MARS model and ANFIS model

| 模型 | 输入参数 | 评价指标 | | |
|----------|------|-------|-------|-------|
| | | R^2 | RMSE | MAE |
| MARS 模型 | 组合 A | 0.949 | 0.710 | 0.505 |
| ANFIS 模型 | 组合 A | 0.933 | 0.742 | 0.535 |
| MARS 模型 | 组合 B | 0.923 | 0.799 | 0.591 |
| ANFIS 模型 | 组合 B | 0.916 | 0.832 | 0.588 |

2.4 对比分析

为验证机器学习模型的可靠性, 以室内试验结果作为参考值, 将输入参数组合 A 时的机器学习模型与多元线性回归 (MLR) 模型和国际上通用的 Chen 和 Mayne^[12] 模型比较, 为保证统一性, 采用同一测试数据集验证模型可靠性, 结果如表 3 所示。

可以看出, MARS 模型预测结果 R^2 最高, RMSE 和 MAE 最小, 分别为 0.949、0.710 和 0.505。即 MARS 模型预测效果最佳, 而 Chen 和 Mayne 模型预测效果最差。机器学习模型 (MARS 模型和 ANFIS 模型) 预测效果均明显好于 MLR 模型和 Chen 和 Mayne 模型。

图 2 对比了 MARS 模型和 Chen 和 Mayne 模型, 可见 Chen 和 Mayne 模型在超固结土中易过度预测黏性土 OCR。进一步证明机器学习模型的可靠性与准确性。

表 3 OCR 预测模型结果对比

Table 3 Comparison of predicted models by OCR

| OCR 预测模型 | 评价指标 | | |
|-----------------|-------|-------|-------|
| | R^2 | RMSE | MAE |
| MARS 模型 | 0.949 | 0.710 | 0.505 |
| ANFIS 模型 | 0.923 | 0.799 | 0.591 |
| MLR 模型 | 0.867 | 1.028 | 0.699 |
| Chen 和 Mayne 模型 | 0.849 | 1.117 | 0.751 |

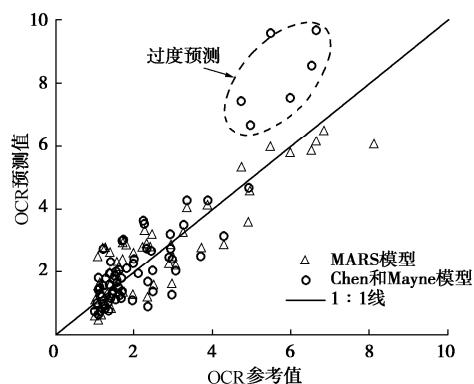


图 2 MARS 模型和 CPTU 传统模型预测结果

Fig. 2 Predicted results by MARS model and traditional CPTU model

2.5 敏感性分析

为了分析机器学习模型中各输入参数对 OCR 预测结果的影响, 在输入变量中变化某一变量的取值, 其他变量值不变, 从而得到输入变量变化对 OCR 的影响曲线。本节仅探讨 CPTU 测试参数 (q_t 、 f_s 和 u_2) 变化对结果的影响。以南京 5 号场地为例, $q_t = 1486$ kPa, $f_s = 91$ kPa, $u_2 = 586$ kPa, $\sigma_{v0} = 378$ kPa, $\sigma'_{v0} = 197$ kPa, 敏感度分析结果如图 3 所示。

可以看出, 在其他条件相同时, 锥尖阻力增大时, 两种机器学习模型预测的 OCR 值均增大, 这是因为其他条件相同时, 锥尖阻力越大意味着土体固结程度越大。侧壁摩阻力增大时, MARS 模型预测的 OCR 值增大, 而 ANFIS 模型预测值先增大后减小。孔隙水压力增大时, MARS 模型预测的 OCR 值增大, 而 ANFIS 模型预测值减小。值得指出的是, MARS 模型敏感度分析结果与 Mayne^[1] 理论分析得到的结果基本一致, 进一步证明 MARS 模型在预测 OCR 时效果优于 ANFIS 模型。

3 结 论

(1) MARS 模型和 ANFIS 模型均可准确地预测黏性土 OCR 值。相比而言, 在两种输入参数组合下,

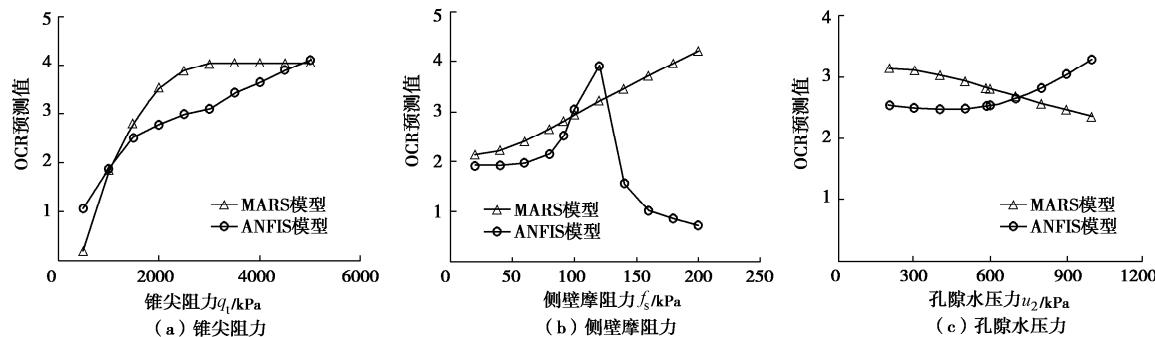


图 3 机器学习模型参数敏感度分析

Fig. 3 Sensitivity analysis of machine learning models

MARS 模型预测结果 R^2 更高, RMSE 和 MAE 更小, 证明 MARS 模型在评价黏性土应力历史中更适用。在采用 CPTU 原始测试参数 (q_1 、 f_s 和 u_2) 时, MARS 模型和 ANFIS 模型预测效果更佳。

(2) 机器学习模型预测黏性土 OCR 的精度比 MLR 模型和传统 CPTU 模型更高, 证明了机器学习模型在评价黏性土应力历史时的可靠性和优越性。

(3) 敏感性分析结果表明在其他条件相同时, 锥尖阻力增大时, 两种机器学习模型预测的 OCR 值均增大。总体而言, MARS 模型敏感性分析结果与理论研究结果基本一致, 进一步证明 MARS 模型在黏性土应力历史时效果优于 ANFIS 模型。

参考文献:

- [1] MAYNE P W. Determination of OCR in clays by piezocone tests using cavity expansion and critical state concepts[J]. Soils and Foundations, 1991, **31**(2): 65 - 76.
- [2] 刘晓燕, 蔡国军, 邹海峰, 等. 基于 CPTU 数据融合技术的黏性土应力历史与强度特性评价研究[J]. 岩土工程学报, 2019, **41**(7): 1270 - 1278. (LIU Xiao-yan, CAI Guo-jun, ZOU Hai-feng, et al. Prediction of stress history and strength of cohesive soils based on CPTU and data fusion techniques[J]. Chinese Journal of Geotechnical Engineering, 2019, **41**(7): 1270 - 1278. (in Chinese))
- [3] ZHAO Z N, DUAN W, CAI G J. A novel PSO-KELM based soil liquefaction potential evaluation system using CPT and V_s measurement[J]. Soil Dynamics and Earthquake Engineering, 2021(150): 106930.
- [4] LUNNE T, POWELL J J M, ROBERTSON P K. Cone Penetration Testing in Geotechnical Practice[M]. CRC Press, 2002.
- [5] ROBERTSON P K. Interpretation of cone penetration tests—a unified approach[J]. Canadian Geotechnical Journal, 2009, **46**(11): 1337 - 1355.
- [6] GOH A T C, ZHANG W G. An improvement to MLR model for predicting liquefaction-induced lateral spread using multivariate adaptive regression splines[J]. Engineering Geology, 2014, **170**(3): 1 - 10.
- [7] KAYA Z. Predicting liquefaction-induced lateral spreading by using neural network and neuro-fuzzy techniques[J]. International Journal of Geomechanics, 2016, **16**(4): 04015095.
- [8] ZHANG W G, GOH A T C, ZHANG Y M, et al. Assessment of soil liquefaction based on capacity energy concept and multivariate adaptive regression splines[J]. Engineering Geology, 2015, **188**: 29 - 37.
- [9] ZHANG W G, GOH A T C. Multivariate adaptive regression splines and neural network models for prediction of pile drivability[J]. Geoscience Frontiers, 2016, **7**(1): 45 - 52.
- [10] MOAYEDI H, RAFTARI M, SHARIFI A, et al. Optimization of ANFIS with GA and PSO estimating α ratio in driven piles[J]. Engineering With Computers, 2020, **36**(1): 227 - 238.
- [11] ZOU H F, LIU S Y, CAI G J, et al. Multivariate correlation analysis of seismic piezocone penetration (SCPTU) parameters and design properties of Jiangsu quaternary cohesive soils[J]. Engineering Geology, 2017, **228**(1/2): 11 - 38.
- [12] SY CHEN B, MAYNE P W. Statistical relationships between piezocone measurements and stress history of clays[J]. Canadian Geotechnical Journal, 1996, **33**(3): 488 - 498.

(编校: 明经平)