

黄河流域砂土液化判别模型及应用*

Discrimination Model and Application of Sand Liquefaction

仪晓立¹, 王振军², 侯向阳¹, 惠冰², 孙巍¹, 张旭², 苗鑫²

(1. 中铁一局集团建设安装工程有限公司, 陕西 西安 710000;

2. 山东省交通科学研究院, 山东 济南 250104)

摘要: 砂土液化导致地基承载力下降, 合理判别砂土液化程度对防治地基下沉等灾害具有重要意义。借鉴机器学习方法, 选取 30 组砂土液化数据样本, 建立粒子群算法改进最小二乘支持向量机砂土液化判别模型, 并与 SVM 砂土液化判别模型和 BP 砂土液化判别模型进行了对比分析。结果表明: LSSVM 模型通过 PSO 算法优化后确定正则化参数为 323.125 247 535、核参数为 1.015 053 246 5。对于 15 组训练样本, PSO-LSSVM 砂土液化判别模型和 SVM 砂土液化判别模型回判准确率为 100%, BP 砂土液化判别模型回判准确率为 93.3%; 对于 5 组测试样本, PSO-LSSVM 砂土液化判别模型预测准确率为 100%, 而 SVM 砂土液化判别模型和 BP 砂土液化判别模型预测准确率为 80%; 在黄河流域砂土液化预测中, PSO-LSSVM 砂土液化判别模型具有更高的预测精度, 可指导工程技术人员预测砂土状态制定防治措施。

关键词: 粒子群算法; 支持向量机; 砂土液化; 判别预测

中图分类号: TU435 **文献标志码:** A **文章编号:** 1005-8249 (2024) 03-0050-05

DOI: 10.19860/j.cnki.issn1005-8249.2024.03.011

YI Xiaoli¹, WANG Zhenjun², HOU Xiangyang¹, HUI Bing², SUN Wei¹, ZHANG Xu², MIAO Xin²

(1. China Railway First Group Building & Installation Engineering Co., LTD., Xi'an 710000, China;

2. Shandong Transportation Institute, Jinan 250104, China)

Abstract: The liquefaction of sand soil causes the bearing capacity of the foundation to decrease. Reasonable judgment of the degree of sand liquefaction is of great significance to prevent and control disasters such as foundation subsidence. Drawing on machine learning methods, 30 sets of sand liquefaction data samples were selected to establish a sand liquefaction discrimination model improved by particle swarm optimization algorithm, and compared with SVM and BP sand liquefaction discrimination model. The results show that the LSSVM model is optimized by the PSO algorithm and determines the regularization parameter to be 323.125 247 535 and the kernel parameter to be 1.015 053 246 5. For 15 sets of training samples, the PSO-LSSVM sand liquefaction discrimination model and SVM sand liquefaction discrimination model have a return accuracy of 100%, and the BP sand liquefaction discrimination model has a return accuracy of 93.3%. For the five groups of test samples, the prediction accuracy of the PSO-LSSVM sand liquefaction discrimination model was 100%, while the prediction accuracy of the SVM sand liquefaction discrimination model and the BP sand liquefaction discrimination model was 80%. In the prediction of sand liquefaction in the Yellow River Basin, the PSO-LSSVM sand liquefaction discrimination model has higher prediction accuracy and can guide engineering and technical personnel to predict the state of sand and formulate prevention and control measures.

Keywords: particle swarm algorithm; support vector machine; sand liquefaction; discriminant prediction

* 基金项目: 山东省交通运输科技计划项目 (2023B46)。

作者简介: 仪晓立 (1975—), 男, 本科, 高级工程师, 研究方向: 土木工程。

收稿日期: 2023-10-06

0 引言

在外部振动影响下,砂土内部颗粒之间的摩擦力和相互作用力降低,刚度和强度大幅下降发生液化现象^[1-2]。砂土液化造成建筑物基础失去支撑而下沉破坏,边坡砂土流动性增强造成山体滑坡,地下管道沿线支撑力不均匀弯折损伤造成管道泄漏^[3-4]。砂土液化引发的地质灾害不仅造成巨额财产损失,且会威胁人员生命安全。正确认识砂土液化机理,准确判别液化演变规律是避免砂土液化的主要手段,建立砂土液化判别模型对预测砂土状态制定防治措施具有重要意义^[5]。胡记磊等^[3]为解决逻辑回归模型共线性问题,采用自适应 LASSO 估计法优化逻辑回归砂土液化判别模型,验证了自适应 LASSO 逻辑回归砂土液化判别模型预测精度较高,平均回判精度为 0.844,平均预测精度为 0.840。传统的砂土液化经验判别方法不确定性因素较多,郝少雷等^[6]基于标准贯入试验法和绝对对差值百分比法建立了距离判别分析模型,回代误判率为 0,准确率为 100%,可对砂土液化进行定性和定量评价;姜礼涛等^[7]考虑砂土液化判别砂土状态与影响因素对应关系不明确等问题,采用邻域粗糙集简化影响因素,多策略融合,改进麻雀搜索算法优化支持向量机,建立了砂土液化判别模型,其预测精度较高,判别正确率为 100%,具有较强的泛化能力。由此可见,机器学习算法在砂土液化判别方面具有良好的预测能力,部分学者将支持向量机(Support Vector Machines,简称 SVM)应用在砂土判别领域,但支持向量机存在学习泛化能力弱、计算复杂程度较高、关键参数难以确定等问题,而粒子群算法(Particle Swarm Optimization,简称 PSO)可较精确、简单地确定支持向量机的超参数^[6-8]。基于此,以平均粒径、不均匀系数、地下水埋深等 8 个参数作为影响因素,建立了粒子群算法改进最小二乘支持向量机(Least Squares Support Vector Machines,简称 LSSVM)的黄河流域砂土液化判别模型,并与 SVM 砂土液化判别模型和 BP 砂土液化判别模型进行了对比分析,可指导现场技术人员判别预测砂土液化状态,对制定砂土液化防治措施具有重要意义。

1 PSO-LSSVM 砂土液化判别模型的建立

1.1 砂土液化模型技术路线

PSO-LSSVM 砂土液化判别模型建立技术路线如

图 1 所示,首先进行数据处理,将数据分为训练样本和测试样本,训练样本用于模型各项参数的计算,测试样本用于评价模型预测的准确性,同时初始化 PSO 算法中粒子位置、参数值和 LSSVM 算法中核参数、惩罚参数位置。采用初始核参数、惩罚参数构建 LSSVM 模型,得到初始适应度值。对核参数、惩罚参数速度和位置进行更新,重新建立 LSSVM 模型,再次得到适应度值并评价解的质量,若此时为最优解(即核参数、惩罚参数处于最优粒子个体位置)则当下模型即为最终的 PSO-LSSVM 砂土液化判别模型,否则重新更新核参数、惩罚参数速度和位置并求解。

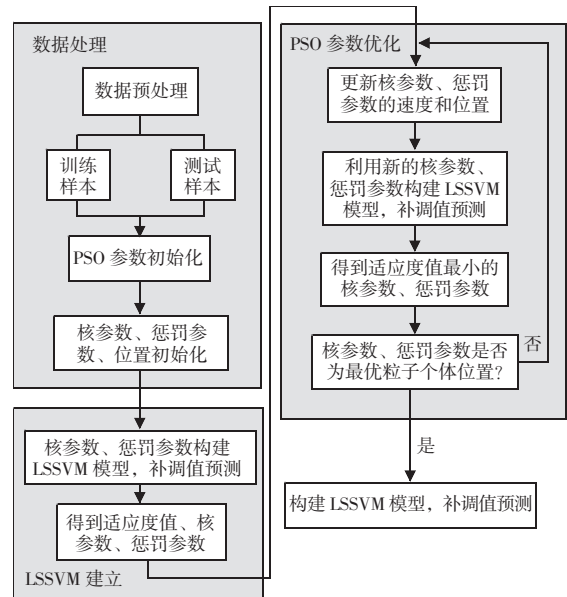


图 1 PSO-LSSVM 模型建立技术路线

Fig. 1 Technical roadmap for establishing PSO-LSSVM model

1.2 核函数的建立

考虑砂土液化为非线性问题,选取径向基核函数为空间映射函数,如式(1)所示。根据泛函理论,径向基核函数满足 Mercer 条件,在最优分类面中可实现非线性变换后的线性分类。

$$K(x_i, y_i) = \exp\left[-\frac{\|x_i - y_i\|^2}{2\sigma^2}\right] \quad (1)$$

式中: x_i 为平均粒径、不均匀系数、地下水埋深、标准贯入击数、砂层埋深、剪应力与有效应力之比、烈度和震中距影响因素中的某一变量; y_i 为砂土液化结果, 0 为未液化, 1 为液化; $K(x_i, y_i)$ 为平均

岩土力学

粒径、不均匀系数、地下水埋深、标准贯入击数、砂层埋深、剪应力与有效应力之比、烈度和震中距影响因素通过高斯变换映射到高维特征空间的数值； σ 为径向基核函数的核参数，是影响模型准确度的关键参数。

1.3 LSSVM 模型的建立

假设训练样本数据为 (x_i, y_i) ，其中 $i = 1, 2, 3, \dots, n$ ； x_i 为模型的输入向量，即第 i 个训练样本中平均粒径、不均匀系数、地下水埋深、标准贯入击数、砂层埋深、剪应力与有效应力之比、烈度和震中距的数值集合，特征维度即为 8； y_i 为第 i 个训练样本的输出向量，即为砂土液化状态，维度为 1。通过 LSSVM 算法将低维度输入向量转换至高维空间内，高维空间 LSSVM 模型函数为

$$f(x_i, y_i) = \alpha_i K(x_i, y_i) + b \quad (2)$$

式中： α_i 为拉格朗日乘子； b 为偏置量。在 LSSVM 模型中，核参数 α 和正则化参数 γ 是决定模型预测精度的关键参数，采用粒子群算法对其进行寻优，提高模型的计算准确度。

1.4 PSO 优化 LSSVM 模型关键参数

PSO 算法优化核参数 σ 和正则化参数 γ ，可显著提高模型预测准确度和速度。PSO 算法主要依据适应度的极值判断粒子的最优位置，粒子种群的最优位置即为 LSSVM 模型的参数最优值。首先建立粒子种群并设置初始参数，种群规模 n 设置 30 个，最大迭代次数 g 设置 300。当粒子进行迭代时，LSSVM 模型计算粒子所在位置的误差，此误差作为其适应度，当粒子根据飞行速度更新下一个位置后重新计算其适应度，通过比较适应度得到粒子最优位置，粒子更新位置函数如式 (3) 及式 (4) 所示。当粒子所在位置的适应度最小时，即可得到 LSSVM 模型核参数 σ 或正则化参数 γ 的最优值。

$$v_{id}^{k+1} = wv_{id}^k + c_1r_1(p_{id}^k - x_{id}^k) + c_2r_2(p_{gd}^k - x_{id}^k) \quad (3)$$

$$x_{id}^{k+1} = x_{id}^k + v_{id}^{k+1} \quad (4)$$

式中： c_1 为个体学习因子，取值为 2； c_2 为社会学习因子，取值为 2； w 为速度惯性权重，取值为 0.9； x_{id}^k 为粒子当前的位置，即核参数 σ 或正则化参数 γ 的当前数值； x_{id}^{k+1} 为粒子更新后的位置； v_{id}^k 为粒子当前的速度； v_{id}^{k+1} 为粒子更新后的速度； p_{id}^k 为个体极值； p_{gd}^k 为全局极值； r_1 和 r_2 为位于 0 和 1 之间的随机数。

2 PSO - LSSVM 砂土液化判别模型模拟结果

根据 PSO - LSSVM 砂土液化判别模型，采用 PSO 算法优化可得 LSSVM 模型关键参数中核参数为 1.015 053 246 5，正则化参数为 323.125 247 535。为评价 PSO - LSSVM 砂土液化判别模型预测准确度，建立神经网络砂土液化判别模型 (Back Propagation, 简称 BP 模型)、支持向量机砂土液化判别模型 (Support Vector Machines, 简称 SVM) 与其对比分析，由于 BP 砂土液化判别模型研究较多，而 SVM 砂土液化判别模型建模过程与 PSO - LSSVM 砂土液化判别模型建立过程相似，建立过程不再赘述。

对砂土液化数据进行梳理，选取 20 组砂土液化数据样本，8 组黄河流域砂土液化数据，如表 1 所示，其中 1~15 组作为训练样本，16~20 组作为测

表 1 广泛数据库参数范围

Table 1 Wide database parameter range

编号	x_1/mm	x_2	x_3/m	$x_4/\text{击}$	x_5/m	x_6	$x_7/^\circ$	x_8/km	砂土液化状态
1	0.17	1.65	0.50	3	1.70	0.10	7	76.8	0
2	0.14	2.80	1.10	9	6.30	0.11	7	82.2	0
3	0.07	4.00	0.70	1	2.30	0.10	7	91.0	0
4	0.41	2.90	1.09	5	4.15	0.10	7	68.6	0
5	0.22	2.20	0.60	2	1.80	0.10	7	92.0	0
6	0.15	8.50	0.85	2	1.80	0.09	7	71.0	0
7	0.09	3.77	0.76	5	3.90	0.11	7	8.6	0
8	0.19	1.90	1.40	2	2.30	0.80	7	90.2	0
9	0.19	2.16	1.60	8	2.10	0.07	8	71.0	0
10	0.11	2.00	1.12	12	9.22	0.23	8	116.6	0
11	0.13	2.23	3.20	8	7.20	0.17	8	117.4	0
12	0.25	2.38	3.10	15	4.30	0.15	8	44.2	1
13	0.32	2.46	3.10	51	9.30	0.18	8	25.0	1
14	0.20	2.38	3.00	9	5.10	0.16	8	116.8	0
15	0.31	2.42	2.00	8	3.46	0.16	8	47.0	1
16	0.16	2.25	4.90	61	9.38	0.32	9	14.0	1
17	0.16	2.76	4.50	22	4.50	0.25	9	11.0	1
18	0.13	2.00	5.00	64	13.52	0.34	9	14.0	1
19	0.11	2.00	1.25	4	1.80	0.08	7	81.2	0
20	0.17	2.00	1.25	7	4.30	0.10	7	81.8	0
21	0.18	2.32	0.57	7	1.57	0.10	7	90.3	0
22	0.12	2.25	1.32	10	8.97	0.18	8	98.5	0
23	0.17	2.34	4.12	34	6.76	0.37	8	12.8	1
24	0.12	2.25	5.15	57	10.25	0.37	8	12.3	1
25	0.17	2.02	0.51	10	1.49	0.17	7	52.1	0
26	0.28	2.72	3.42	46	8.70	0.15	8	32.0	1
27	0.15	2.15	1.17	14	8.52	0.22	8	102.4	0
28	0.24	2.42	2.82	11	5.07	0.12	8	98.2	0
29	0.11	3.20	0.57	8	3.46	0.14	7	10.2	0
30	0.18	2.52	3.50	20	4.72	0.27	7	13.1	1

试样本, 21~30 组作为模型在黄河流域砂土液化应用验证样本, 数字 1 代表砂土液化, 数字 0 代表砂土未液化, 以平均粒径 (x_1)、不均匀系数 (x_2)、地下水埋深 (x_3)、标准贯入击数 (x_4)、砂层埋深 (x_5)、剪应力与有效应力之比 (x_6)、烈度 (x_7) 和震中距 (x_8) 8 个参数作为影响因素, 以砂土实际液化情况作为函数目标, 即砂土液化模型输出。

同时采用训练样本 (编号 1~15) 作为基础数据, PSO-LSSVM、SVM 和 BP 3 个砂土液化判别模型对其进行回判计算, 结果见表 2。PSO-LSSVM 砂土液化判别模型和 SVM 砂土液化判别模型对 15 组训练样本重新模拟回判, 预测值与真实值完全吻合, 回判准确率为 100%, 而 BP 砂土液化判别模型在对编号 8 训练样本重新判别时误判为液化状态, 回判准确率为 93.3%, 说明在一定程度上, PSO-LSSVM 和 SVM 砂土液化判别模型可较精确地判别训练样本中砂土的液化状态。采用测试样本 (编号 16~20) 作为基础数据, PSO-LSSVM 砂土液化判别模型、SVM 砂土液化判别模型和 BP 砂土液化判别模型对其预测计算, 结果见表 3。在 5 组测试样本预测中, PSO-LSSVM 砂土液化判别模型预测值与真实值完全吻合, 预测准确率为 100%, 而 SVM 砂土液化判别模型预测编号 18 测试样本的砂土液化状态为未液化, BP 砂土液化判别模型预测编号 20 测试样本的砂土液化状态为液化, 与真实液化状态不符, 预测

表 2 砂土液化模型回判结果

Table 2 Regression results of sand liquefaction model

编号	真实值	PSO-LSSVM 模型预测值	SVM 模型 预测值	BP 模型 预测值
1	0	0	0	0
2	0	0	0	0
3	0	0	0	0
4	0	0	0	0
5	0	0	0	0
6	0	0	0	0
7	0	0	0	0
8	0	0	0	1
9	0	0	0	0
10	0	0	0	0
11	0	0	0	0
12	1	1	1	1
13	1	1	1	1
14	0	0	0	0
15	1	1	1	1

注: 0 代表未液化; 1 代表液化。

表 3 砂土液化模型预测结果

Table 3 Prediction results of sand liquefaction model

编号	真实值	PSO-LSSVM 模型预测值	SVM 模型 预测值	BP 模型 预测值
16	1	1	1	1
17	1	1	1	1
18	1	1	0	1
19	0	0	0	0
20	0	0	0	1

注: 0 代表未液化; 1 代表液化。

准确率为 80%。因此, 在测量样本的砂土液化判别中, PSO-LSSVM 砂土液化判别模型具有更高的预测性能, 预测结果更为准确。

3 工程实测

选取黄河流域砂土液化的 10 组数据验证砂土液化模型的预测能力, 液化数据见表 1 (编号 21~30), 根据基础数据可得到模型计算结果, 见表 4。PSO-LSSVM 砂土液化判别模型预测编号 30 测试样本的砂土液化状态为未液化, 与真实液化状态不符, 预测准确率为 90%。SVM 砂土液化判别模型预测编号 23、编号 30 测试样本的砂土液化状态为未液化, BP 砂土液化判别模型预测编号 21 测试样本的砂土液化状态为液化, 预测编号 23 测试样本的砂土液化状态为未液化, 均与真实液化状态不符, 预测准确率均为 80%。因此, 在黄河流域砂土液化预测方面, 相比 SVM 砂土液化判别模型和 BP 砂土液化判别模型, PSO-LSSVM 砂土液化判别模型具有更高的预测精度, 表现出良好的判别能力, 可准确预测砂土状态。

表 4 砂土液化模型在黄河流域应用预测结果

Table 4 Prediction results of sand liquefaction model applied in the Yellow River Basin

编号	真实值	PSO-LSSVM 模型预测值	SVM 模型 预测值	BP 模型 预测值
21	0	0	0	1
22	0	0	0	0
23	1	1	0	0
24	1	1	1	1
25	0	0	0	0
26	1	1	1	1
27	0	0	0	0
28	0	0	0	0
29	0	0	0	0
30	1	0	0	1

注: 0 代表未液化; 1 代表液化。

(下转第 130 页)

建筑结构

参 考 文 献

- [1] 刘阳, 徐业鹏, 黄丹. 不同地应力条件下楔形掏槽爆破的岩石损伤演化过程研究 [J]. 隧道建设 (中英文), 2022, 42 (12): 2096-2104.
- [2] 刘彦生, 马智刚, 李青翔, 等. 浙江佛学院二期工程 (弥勒圣坛) 须弥山结构设计 [J]. 钢结构, 2021, 36 (5): 16-23.
- [3] 李祥龙, 李强, 王建国, 等. 胶结充填体冲击破坏及损伤演化数值模拟研究 [J]. 北京理工大学学报, 2022, 42 (7): 733-740.
- [4] 蔺鹏臻, 戚彦福, 李籽祺, 等. 动荷载作用下钢结构涂装的累积损伤机理与量化模型 [J]. 中国公路学报, 2022, 35 (6): 113-121.
- [5] 马永超, 肖合顺, 林育芳, 等. 采用钢套筒-耗能铰的装配式梁柱节点受力机理及参数分析 [J]. 福建建筑, 2023 (4): 69-74.
- [6] 单奇峰, 许荔. 新型装配式混凝土梁柱节点抗震性能数值分析 [J]. 山西建筑, 2023, 49 (1): 6-9, 13.
- [7] 石若利, 潘志成, 李其伦, 等. 钢框架结构梁柱节点抗震加固有限元分析 [J]. 扬州大学学报 (自然科学版), 2021, 24 (6): 70-78.
- [8] 马康, 叶锡豪, 于海丰, 等. 装配式钢框架梁柱节点变形及数值模拟研究 [J]. 工业建筑, 2022, 52 (12): 94-100.
- [9] 蒋金豆, 李伟, 卢亚婷. 基于 OpenSees 的 RC 柱的数值分析验证与对比 [J]. 江西建材, 2022 (6): 76-78.
- [10] 孙敏洁, 石柳. 基于 Citespace 的型钢混凝土梁柱节点研究文献计量可视化分析 [J]. 绿色科技, 2022, 24 (14): 256-258.

(上接第 53 页)

4 结 论

以平均粒径、不均匀系数、地下水埋深、标准贯入击数、砂层埋深、剪应力与有效应力之比、烈度和震中距等 8 个参数作为影响因素, 建立了粒子群算法改进最小二乘支持向量机的黄河流域砂土液化判别模型, 得到以下结论:

(1) 采用 PSO 算法优化 LSSVM 模型关键参数得到核参数为 1.015 053 246 5, 正则化参数为 323.125 247 535。

(2) 对于 15 组训练样本, PSO-LSSVM 砂土液化判别模型, 对于 5 组测试样本, PSO-LSSVM 砂土液化判别模型预测准确率为 100%, 在黄河流域砂土液化预测中, PSO-LSSVM 砂土液化判别模型预测准确率为 90%。

(3) 对于 5 组测试样本, PSO-LSSVM 砂土液化判别模型预测准确率为 100%, 而 SVM 砂土液化判别模型和 BP 砂土液化判别模型预测准确率为 80%。

(4) 在黄河流域砂土液化预测中, PSO-LSSVM 砂土液化判别模型预测准确率为 90%, 而 SVM 砂土液化判别模型和 BP 砂土液化判别模型预测准确率为 80%。

(5) 综合分析, 相比 SVM 砂土液化判别模型和

BP 砂土液化判别模型, PSO-LSSVM 砂土液化判别模型具有更高的预测精度, 可指导工程技术人员预测砂土状态制定防治措施。

参 考 文 献

- [1] 胡记磊, 王璟, 沈文翔, 等. 基于应变能的砂土液化势 BP 神经网络模型评估 [J]. 三峡大学学报 (自然科学版), 2023, 45 (3): 56-61.
- [2] 孙小宸, 宿利平, 刘洋. 基于液化势指标的砂土抗液化评价方法及应用 [J]. 工程地质学报, 2023, 31 (2): 671-679.
- [3] 胡记磊, 吴文良, 王璟, 等. 基于自适应 LASSO 的逻辑回归砂土液化判别模型 [J]. 三峡大学学报 (自然科学版), 2023, 45 (2): 67-72.
- [4] 王维铭, 陈龙伟, 郭婷婷, 等. 基于中国砂土液化数据库的标准贯入试验液化判别方法研究 [J]. 岩土力学, 2023, 44 (1): 279-288.
- [5] 左康乐, 顾晓强. 不同粒径比下含细颗粒砂土液化特性的试验研究 [J]. 岩土工程学报, 2023, 45 (7): 1461-1470.
- [6] 郝少雷, 张兵, 徐世光, 等. 基于 SPT-APD-DDA 的砂土液化评价方法研究 [J]. 地震工程学报, 2023, 45 (4): 877-886.
- [7] 姜礼涛, 周爱红, 袁颖, 等. 基于 NRS-ISSA-SVM 的砂土液化判别模型 [J]. 地震工程学报, 2022, 44 (3): 570-578.
- [8] 叶童, 李治广. 基于 ELM 原理的砂土液化判别模型及应用 [J]. 山西建筑, 2022, 48 (16): 7-10.