

基于 SVM 的固化土无侧限抗压强度模型

潘斌杰¹, 朱剑锋^{1,2*}

(1. 宁波大学 土木与环境工程学院, 浙江 宁波 315211; 2. 浙江科技学院 土木与建筑工程学院, 浙江 杭州 310023)

摘要: 为实现较少试验次数下固化土无侧限抗压强度(q_u)的准确预测, 提出了基于支持向量机(SVM)的固化土 q_u 的预测模型. 以固化剂各组分掺入比、龄期、初始含水量、固化剂掺量等因素为输入量, 固化土的 q_u 作为输出量, 以径向基为核函数, 采用网格搜索法和交叉验证法进行参数优化, 建立了基于 SVM 的固化土 q_u 的预测模型. 算例分析表明: 该模型适用于任意条件下固化土 q_u 的精确预测, 且在较小试验成本下实现与响应面法相当的预测精度.

关键词: 支持向量机; 无侧限抗压强度; 固化土; 预测模型

中图分类号: TU411

文献标志码: A

文章编号: 1001-5132 (2020) 04-0063-07

随着我国东南沿海地区地铁建设的飞速发展, 出现了大量的工程废弃淤泥, 传统上将其抛弃于海洋, 造成了大面积的污染, 不利于海洋生态保护. 近年来, 淤泥固化技术以其处理量大、速度快、性价比高等显著优势在软土工程中得到了广泛的应用^[1-3]. 通过对工程废弃淤泥进行固化处理, 将其转化为可再生材料用于实际工程, 如路基填料和建筑材料等, 一方面可以给工程节约资金, 另一方面可以解决废土占据土地空间和污染环境等问题, 具有重要的工程意义.

目前, 固化土的研究大多通过正交试验或响应面法(Response Surface Method, RSM)等确定固化剂最优配方及强度预测模型. 郭印等^[4]通过正交设计试验, 获得了淤泥质土复合固化剂中的各种添加剂间的最佳配比; 虞秋水等^[5]通过正交设计各种不同固化剂添加方案, 结合直剪试验研究了淤泥固化剂最佳配方; 徐日庆等^[6]基于 RSM 建立了自变量与固化土无侧限抗压强度的关系模型; 畅帅等^[7]利用 RSM 设计并优化了生石膏、生石灰、碳酸钠 3 种外加剂的配比; 李云雷等^[8]利用 RSM 研究了 GGBS、MgO 和石膏为变量因子的最佳配合比; 朱剑锋等^[9]利用 RSM 确定基准配比, 研制了硫氧镁水泥复合固化剂 TZ18. 然而, 正交试验

法计算精度差, RSM 虽然精度高, 但仍需要开展大量的旋转中心试验来确定自变量的系数, 当自变量数目较多时, 该方法试验成本将显著增加.

支持向量机(Support Vector Machine, SVM)在非线性和小样本等实际应用方面优势尽显无遗, 目前已广泛应用于土木工程中. 罗战友等^[10]建立了基于 SVM 原理的边坡稳定性预测模型, 效果较好; 王勇等^[11]采用 SVM 创建了溶洞顶板安全厚度预测模型; 夏建中等^[12]利用 SVM 原理, 建立了砂土液化类型与其影响因素的非线性关系模型; 刘仁志等^[13]通过粒子群优化算法获取 SVM 参数 c 和 γ , 基于 SVM 预测了边坡稳定性; 王琦等^[14]基于 SVM 建立了随钻参数与岩体单轴抗压强度的关系的预测模型. 然而, 目前关于 SVM 在固化土领域的研究尚未见诸报道.

本文基于 SVM 的基本原理, 根据试验结果建立固化剂各组分掺入比与固化土无侧限抗压强度之间的非线性关系, 并通过与试验数据和 RSM 预测结果进行对比, 对其可行性进行验证.

1 SVM 基本原理

在小样本条件下, 基于统计学习理论的 SVM 根据结构风险最小原理而演绎建立, 通过寻找复

收稿日期: 2020-01-15.

宁波大学学报(理工版)网址: <http://journalg.nbu.edu.cn/>

基金项目: 国家自然科学基金(51819133, 51409142); 浙江省自然科学基金(LY17E080006).

第一作者: 潘斌杰(1994-), 男, 浙江台州人, 在读硕士研究生, 主要研究方向: 软土加固机理及本构. E-mail: 934153611@qq.com

*通信作者: 朱剑锋(1982-), 男, 河南漯河人, 博士/副教授, 主要研究方向: 软土加固机理及本构. E-mail: zhujianfeng0811@163.com

杂性和学习能力之间的最优折中, 得到全局最优解, 具有最佳的推广能力^[15]. 本文固化土无侧限抗压强度(q_u)预测模型属于 SVM 中的回归问题, 即用支持向量机对区域中的样本进行回归, 由此确定该区域的映射函数, 然后根据得到的拟合函数计算该区域中未知样本的取值^[16].

对于回归问题, 通常采用以下函数对试验数据进行拟合:

$$q_u(x) = w\varphi(x) + b, \quad (1)$$

式中: $q_u(x)$ 为回归函数返回的预测值, 本文中指固化土强度预测值, kPa; $\varphi(x)$ 为非线性映射函数, 本文中为固化剂各组分掺入比与无侧限抗压强度间的映射关系; w 为赋值向量, kPa; b 为偏差, kPa.

定义线型不敏感损失函数为^[14]:

$$L(q_u(x), y, \varepsilon) = \begin{cases} 0, & |y - q_u(x)| \leq \varepsilon, \\ |y - q_u(x)| - \varepsilon, & |y - q_u(x)| > \varepsilon, \end{cases} \quad (2)$$

式中: y 为对应的真实值, 即固化土强度实测值, kPa; ε 为固化土强度回归函数的误差精度, kPa.

若 $q_u(x)$ 与 y 之间的差别小于等于 ε , 则表示损失为 0. 为求得式(1)中的 w 、 b , 同时考虑到允许拟合误差存在的情况, 现采用最小泛函数对其进行分析, 引入松弛变量 ξ_i , ξ_i^* , 式(2)可改写为:

$$\begin{aligned} \min & \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^{N_t} (\xi_i + \xi_i^*), \\ \text{s.t.} & \begin{cases} y_i - w\varphi(x) - b \leq \varepsilon + \xi_i, \\ -y_i + w\varphi(x) + b \leq \varepsilon + \xi_i^*, \\ \xi_i, \xi_i^* \geq 0, i = 1, 2, \dots, N_t, \end{cases} \end{aligned} \quad (3)$$

式中: C 为惩罚因子, 表示固化土强度回归函数复杂性与平均损失的权重系数; N_t 为支持向量机的数量; ε 越小表示回归函数的误差越小. 通过引入 Lagrange 函数, 式(3)可改写成对偶形式:

$$\begin{aligned} \max & \left(-\frac{1}{2} \sum_{i=1}^{N_t} \sum_{j=1}^{N_t} (\alpha_i - \alpha_i^*)(\alpha_j - \alpha_j^*)K(x_i, x_j) - \right. \\ & \left. \sum_{i=1}^{N_t} (\alpha_i + \alpha_i^*)\varepsilon + \sum_{i=1}^{N_t} (\alpha_i - \alpha_i^*)y_i \right), \\ \text{s.t.} & \begin{cases} \sum_{i=1}^{N_t} (\alpha_i - \alpha_i^*) = 0, \\ 0 \leq \alpha_i \leq C, \\ 0 \leq \alpha_i^* \leq C, \end{cases} \end{aligned} \quad (4)$$

式中, $K(x_i, x_j) = \varphi(x_i)\varphi(x_j)$ 为核函数.

假设式(4)的最优解为 $\alpha = [\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_{N_t}]$, $\alpha^* = [\alpha_1^*, \alpha_2^*, \dots, \alpha_{N_t}^*]$, 则有

$$w^* = \sum_{i=1}^{N_t} (\alpha_i - \alpha_i^*)\varphi(x_i), \quad (5)$$

$$b^* = \begin{cases} y_i - \sum_{i=1}^{N_t} (\alpha_i - \alpha_i^*)K(x_i, x_j) + \varepsilon, & \alpha_i \in (0, C), \\ y_i - \sum_{j=1}^{N_t} (\alpha_j - \alpha_j^*)K(x_i, x_j) + \varepsilon, & \alpha_j \in (0, C), \end{cases} \quad (6)$$

经过计算, 测试样本的回归函数 $q_u(x)$ 最终写成:

$$q_u(x) = w^*\varphi(x) + b^* = \sum_{i=1}^{N_t} (\alpha_i - \alpha_i^*)K(x_i, x) + b^*. \quad (7)$$

2 基于 SVM 的固化土无侧限抗压强度预测模型

2.1 产生训练集和验证集

无侧限抗压强度预测模型的建立是以非线性回归预测原理为基础, 以影响无侧限抗压强度的固化剂组分掺入比为输入变量, 以对应龄期的无侧限抗压强度为输出变量, 利用 SVM 的核函数寻求变量之间最佳非线性映射关系的过程. 将固化土无侧限抗压强度与其固化剂各组分掺入比的样本数据按照一定比例分为训练集和验证集. 其中, 任意一个试件的数据对可表示为 (x, y) , 其中 x 为该试件的固化剂中各组分掺入比且 $x = (x_1, x_2, \dots, x_n)$, n 为固化剂中的组分数, y 为无侧限抗压强度.

2.2 SVM 模型的创建和训练

由于固化土的 q_u 受养护条件、制样等因素影响显著, 且其变化多呈非线性, 因此, 本文利用 SVM 中的非线性核函数——RBF (Radial Basis Function) 核函数来反映这一特性. 鉴于 RBF 核函数方差 γ 和惩罚因子 C 的不同组合对预测模型的性能和精准度有较大影响^[17-18], 而传统的人工试凑法费时费力, 故本文利用网格搜索法和交叉验证方法^[17-19]寻找最佳参数 γ 和 C . 本算例中设定 $\varepsilon = 0.0001$ ^[20].

2.3 仿真训练

模型训练完成后, 便可建立固化剂各组分掺入比与无侧限抗压强度的关系 SVM 模型. 利用该模型对任意掺入比下 q_u 的仿真预测, 分别输出试验值和预测值.

2.4 性能评价

为定量评价基于SVM方法建立的固化剂各组分掺入比与无侧限抗压强度关系模型的性能,引入相关系数 R^2 和均方误差 σ^2 ,其中 R^2 越接近1,且 σ^2 越小,模型的性能越优,相应公式为:

$$\left\{ \begin{array}{l} R^2 = \frac{\left(N_t \sum_{i=1}^{N_t} q_{ui} y_i - \sum_{i=1}^{N_t} q_{ui} \sum_{i=1}^{N_t} y_i \right)^2}{\left(N_t \sum_{i=1}^{N_t} q_{ui}^2 - \left(\sum_{i=1}^{N_t} q_{ui} \right)^2 \right) \left(N_t \sum_{i=1}^{N_t} y_i^2 - \left(\sum_{i=1}^{N_t} y_i \right)^2 \right)}, \\ \sigma^2 = \frac{1}{N_t} \sum_{i=1}^{N_t} (q_{ui} - y_i)^2, \end{array} \right. \quad (8)$$

式中: N_t 为测试样本个数; y_i 为第 i 个样本的真实值, kPa; q_{ui} 为第 i 个样本的预测值, kPa.

3 模型验证与讨论

为验证本文基于SVM的固化土无侧限抗压强度模型的有效性,在算例1和算例2中采用该模型分别对文献[9] TZ18 固化土的 q_u (7 d) 和文献[7] 复合固化土的 q_u (90 d) 进行预测,并与RSM法的预测结果进行对比分析. 为验证本文SVM法的鲁棒性,在算例3中采用SVM对文献[6]不同初始含水量、有机质含量、水泥掺量、CX-13 掺量等因素下固化土的 q_u 进行预测并和文献[6] RSM 的预测精度进行对比验证.

3.1 算例1

对文献[9]试验中固化剂各组分自变量编码转化为实际固化剂各组分掺入比,结果见表1. 随机选取其中的15组作为训练集,完成SVM模型的建立,剩余的5组试样作为验证集,用于本文基于SVM的固化土无侧限抗压强度预测模型的有效性验证. 根据网格搜索法和交叉验证法^[17-19]得到训练集中最优核函数参数 C 和 γ 分别为6.964和0.218. 基于此,可得TZ18固化剂各组分掺入比与固化土无侧限抗压强度的关系模型. 利用该模型对训练集中各配比下的 q_u 值进行预测,并与实测结果进行对比,结果如图1所示. 由图1可知,训练集中预测值和试验值非常接近,相关系数 $R^2=0.992>0.936^{[9]}$,且均方误差仅有 $0.221\%<1.874\%^{[9]}$,预测效果良好.

表1 TZ18 固化剂各组分掺入比及强度

组别	TZ18 固化剂各组分分配比/%			7 d 无侧限抗压强度/kPa
	水玻璃	熟料	硅灰	
1	4.000	4.000	1.477	835.4
2	4.000	4.000	4.000	805.0
3	4.000	6.523	4.000	889.2
4	2.000	5.500	5.500	1 028.3
5	4.000	4.000	4.000	807.2
6	4.000	4.000	6.523	991.7
7	6.000	5.500	2.500	867.1
8	6.000	5.500	5.500	1 068.6
9	6.000	2.500	5.500	882.7
10	2.000	2.500	2.500	734.5
11	4.000	4.000	4.000	807.3
12	6.000	2.500	2.500	802.3
13	7.364	4.000	4.000	1 067.2
14	4.000	4.000	4.000	810.5
15	2.000	5.500	2.500	865.5
16	2.000	2.500	5.500	675.3
17	4.000	1.477	4.000	681.2
18	4.000	4.000	4.000	812.3
19	4.000	4.000	4.000	803.2
20	0.636	4.000	4.000	740.5

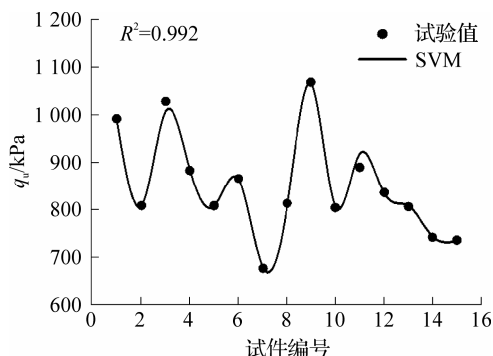


图1 训练集中预测值和试验值(TZ18 固化土)

为进一步验证本文模型的计算精度,现对剩余5组试验结果核实预测,并与文献[9] RSM 进行对比,结果如图2和图3所示.

由图2可知,验证集中本文基于SVM固化土无侧限抗压强度模型的预测结果及文献[9] RSM 预测结果均和实测值比较接近. 由图3可知,本文预测结果的相关系数 $R^2=0.949$,高于文献[9]的 $R^2=0.877$,而均方误差 σ^2 为3.399%,小于文献[9]的5.395%. 因此,本文模型预测精度显著提高.

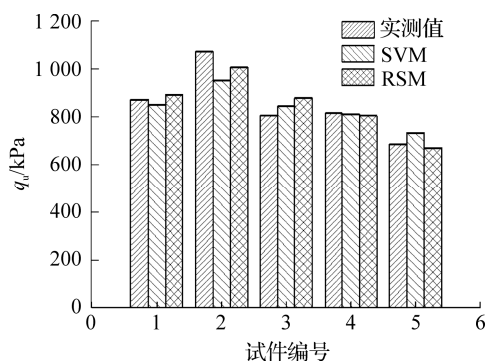
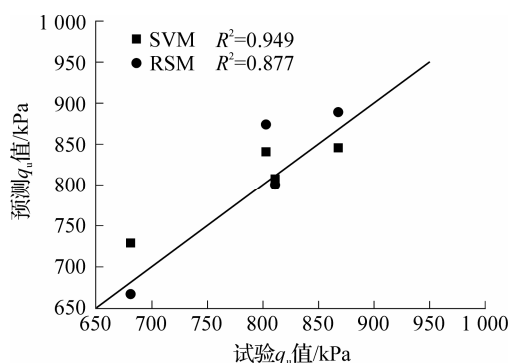
图2 验证集中TZ18固化土的 q_u (7 d)预测值与实测值对比图3 验证集中TZ18固化土 q_u (7 d)拟合度对比

图4展示了TZ18固化剂20组数据的试验值和预测值的对比。图5为SVM与RSM拟合对比。

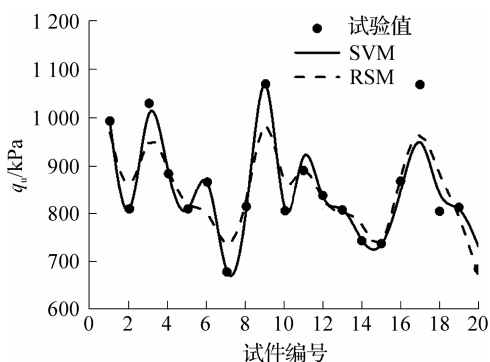
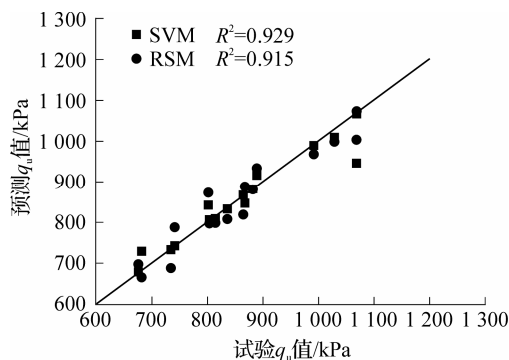
图4 TZ18固化土 q_u (7 d)试验值与SVM、RSM预测对比图5 TZ18固化土 q_u (7 d)拟合度对比

图5表明本文预测结果的相关系数 $R^2=0.929$, 高于文献[9]的 $R^2=0.915$, 本文模型的均方误差 σ^2 为2.516%, 低于文献[9]的2.754%, 故本文模型要优于RSM。

3.2 算例2

为验证本文SVM模型的普适性, 现选取文献[7]龄期为90 d的复合固化剂(以生石膏、生石灰、碳酸钠为主要组分)加固软土的试验数据进行对比分析。随机选择其中15组作为训练集, 剩余的5组试样作为验证集。构建SVM时, 同样根据上述网格搜索法和交叉验证法得到训练集中最优核函数参数 $C=1.616$, $\gamma=0.758$ 。根据建立的固化土强度的预测模型对样本集的数据进行预测, 结果如图6所示。

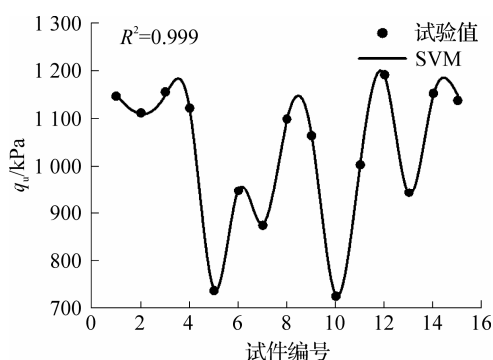
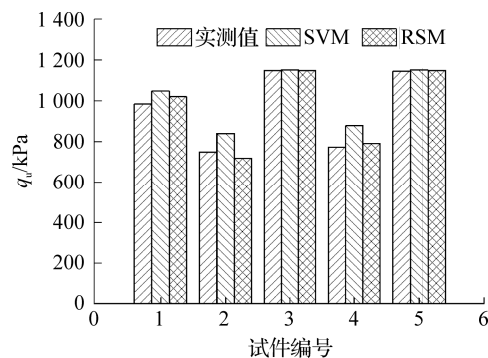


图6 训练集中预测值和试验值(复合固化土90 d)

由图6可知: 训练集中采用本文模型预测的复合固化土90 d的 q_u 和试验值的相关系数(R^2)达到了0.999, 明显高于文献[7]的0.903, 且均方误差为 $0.311\% < 3.990\%$ [7], 预测效果理想。

用验证集数据对本文模型的推广能力进行验算, 用剩余5组试验结果核实预测, 并与文献[7]RSM进行对比, 结果如图7和图8所示。

图7 验证集中复合固化土的 q_u (90 d)预测值与实测值对比

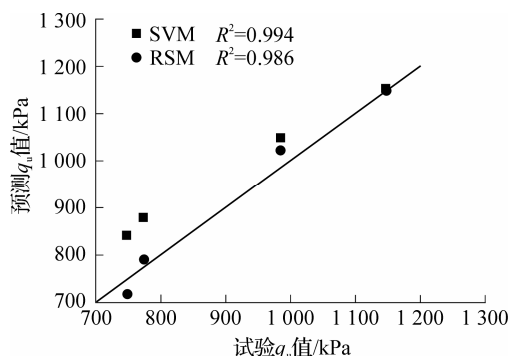
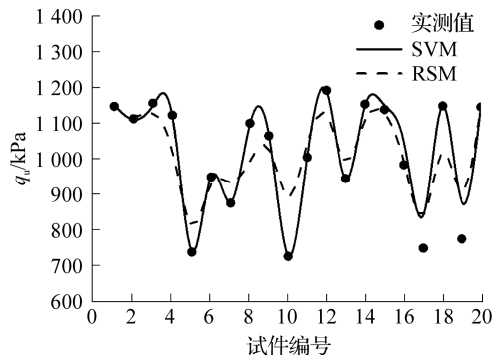
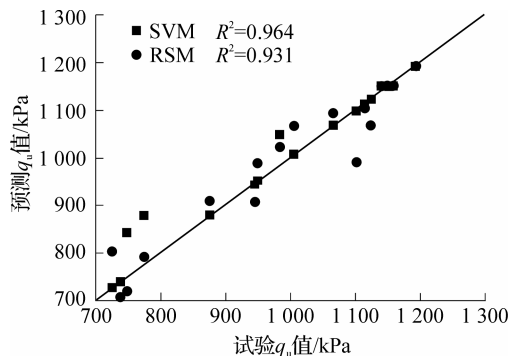
图8 验证集复合固化土 q_u (90 d) 拟合度对比

图7和图8为分别采用本文模型和文献[7] RSM 预测验证集的5组复合固化土90 d的 q_u 对比和拟合度的对比. 由图7和图8可知, 与RSM相比, 两者方法都比较接近实测值 ($R^2=0.994$, 均方误差 $\sigma^2=8.527\%$, 接近于文献[7] RSM 的 $R^2=0.986$ 和 $\sigma^2=1.210\%$).

图9和图10为分别采用本文模型和文献[7] RSM 预测的20组复合固化土90 d的 q_u 对比. 由图9和图10可知, 与RSM相比, 本文模型预测结果更接近实测值 ($R^2=0.964$, $\sigma^2=2.153\%$, 优于文献[7] RSM 的 $R^2=0.931$ 和 $\sigma^2=3.338\%$). 综上, 本文模型可较好地预测不同养护龄期下固化土的 q_u .

图9 复合固化土的 q_u (90 d) 预测值与实测值对比图10 复合固化土 q_u (90 d) 拟合度对比

3.3 算例3

上述2个算例均是根据固化剂各组分掺入比来建立预测不同龄期和配方下固化土的 q_u . 为进一步拓展本文模型的适用范围, 现选取文献[6]不同初始含水量、有机质含量、水泥掺量、CX-13掺量等条件下的30组固化土 q_u 试验数据作为样本, 随机选取其中的26组作为训练集, 完成SVM模型的建立, 剩余的4组试样作为验证集, 用于本文基于SVM的固化土 q_u 预测模型的有效性验证. 同理, 根据网格搜索法和交叉验证法得到训练集中最优核函数参数 C 和 γ 分别为1.000和0.500, 预测结果如图11所示.

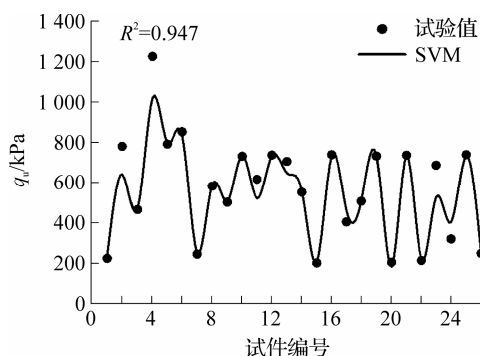


图11 训练集中预测值和试验值(复合固化土28 d)

由图11可知: 采用本文模型预测的复合固化土28 d的 q_u 和试验值的相关系数为0.947, 大于文献[6]的0.933, 且均方差仅有 $3.985\% < 8.694\%$ [6], 预测效果较佳.

为进一步验证本模型的泛化能力, 现对剩余4组试验结果核实预测, 并与文献[6] RSM 预测值进行对比, 结果如图12和图13所示.

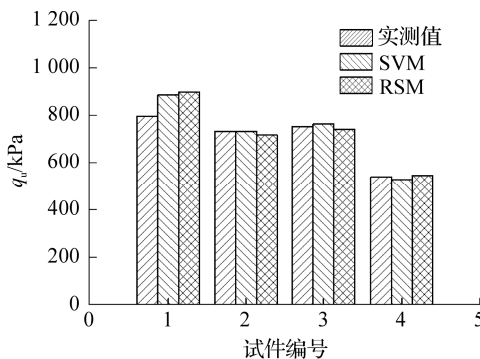
图12 验证集复合固化土的 q_u (28 d) 预测值与实测值对比

图12和图13为分别采用本文模型和文献[6] RSM 预测验证集中4组复合固化土28 d的 q_u 对比.

由图 12 和图 13 可知, 与 RSM 相比, 本模型预测结果更佳($R^2=0.946$ 优于文献[6] RSM 的 $R^2=0.873$, 而均方差 σ^2 为 11.628%, 接近文献[6] $\sigma^2=11.346\%$).

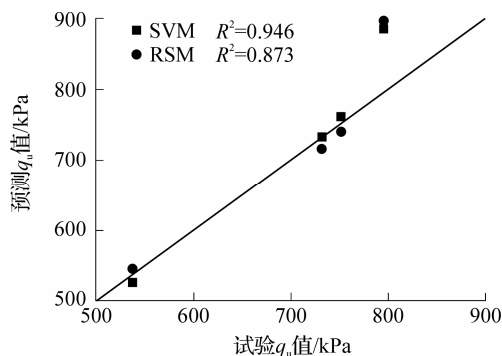


图 13 验证集复合固化土 q_u (28 d)拟合度对比

图 14 和图 15 为分别采用本文模型和文献[6] RSM 预测的 30 组复合固化土 28 d 的 q_u 和拟合度对比。由图 14 和图 15 可知, 与 RSM 相比, 本文模型预测结果更接近实测值($R^2=0.938$, $\sigma^2=5.004\%$, 优于文献[6] RSM 的 $R^2=0.931$ 和 $\sigma^2=9.025\%$)。上述案例充分说明本文模型泛化能力较好。

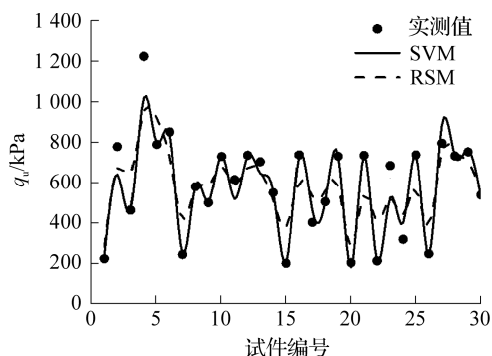


图 14 复合固化土的 q_u (28 d)预测值与实测值对比

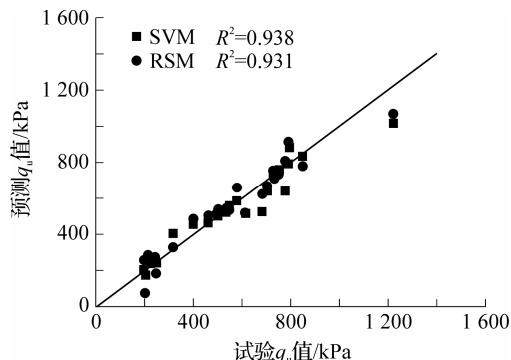


图 15 复合固化土 q_u (28 d)拟合度对比

3.4 讨论

采用 RSM 预测固化土的 q_u 虽然效果较好, 但需要开展大量正交试验来确定模型参数, 且随着

变量数的增加, 所需试验次数呈几何级数增长, 从而显著增加试验成本。由前述 3 个算例可知: 本文基于 SVM 的固化土无侧限抗压强度预测模型可在较少样本条件下实现任意掺量、任意龄期和多种因素影响下的固化土 q_u 的预测, 且预测精度均优于 RSM。为进一步对比不同样本下本文 SVM 模型与 RSM 对固化土 q_u 的预测精度, 现以文献[9] TZ18 固化土的 q_u 为基础, 分别开展不同样本下 TZ18 固化土 q_u 值的 SVM 预测和 RSM 预测, 结果见表 2。

表 2 SVM 和 RSM 的固化土模型性能评价对比

组别	方法	训练集		验证集		全集	
		R^2	$\sigma^2/\%$	R^2	$\sigma^2/\%$	R^2	$\sigma^2/\%$
12:8	SVM	0.999	0.063	0.791	0.473	0.778	0.189
	RSM	0.912	3.314	0.890	0.191	0.915	0.028
13:7	SVM	0.851	8.007	0.793	9.055	0.806	8.374
	RSM	0.898	2.724	0.742	2.776	0.915	2.754
14:6	SVM	0.992	8.655	0.872	7.951	0.848	8.444
	RSM	0.994	2.823	0.837	2.588	0.915	2.754
15:5	SVM	0.992	0.287	0.949	3.399	0.929	2.561
	RSM	0.936	1.857	0.877	5.395	0.915	2.754
16:4	SVM	0.966	1.642	0.990	0.185	0.969	1.350
	RSM	0.907	3.353	0.986	0.357	0.915	2.754
17:3	SVM	0.990	0.005	0.998	0.171	0.914	2.974
	RSM	0.929	0.028	0.994	0.024	0.915	2.754
18:2	SVM	0.995	0.200	1	0.000 2	0.996	0.180
	RSM	0.893	3.060	1	0.002 9	0.915	2.754

由表 2 可知, 随着训练集和验证集的比例不断增大, SVM 方法预测的精度也不断增加, 当比例为 18:2 时, 预测精度接近 100%。当比例为 15:5 时本文 SVM 模型预测精度略高于 RSM, 但试验工作量降低了 1/4。因此, 将 SVM 引入到固化土 q_u 的预测, 可以显著降低试验成本和提高预测精度, 具有广泛的工程应用前景。

4 结论

基于 SVM 建立了固化土的无侧限抗压强度模型, 算例分析该模型可以预测任意配比、龄期、初始含水量、有机质含量、以及固化剂掺量下固化土的无侧限抗压强度, 且计算精度要优于 RSM, 在相同的预测精度下本文模型所需试验次数小于 RSM, 显著降低了试验成本, 可在岩土固化领域推

广应用.

参考文献:

- [1] 畅帅, 徐日庆, 李雪刚, 等. 2 种复合固化剂作用下有机质土的渗透性[J]. 中南大学学报(自然科学版), 2014, 45(6):2021-2028.
- [2] 朱剑锋, 虞秋水, 邓温妮, 等. 镁质水泥复合固化剂固化有机质土的抗压强度模型[J]. 浙江大学学报(工学版), 2019, 53(11):2168-2174.
- [3] 王宏伟, 王东星, 贺扬. MgO 改性淤泥固化土压缩特性试验[J]. 中南大学学报(自然科学版), 2014, 48(8):2133-2141.
- [4] 郭印, 徐日庆, 邵允铖. 淤泥质土的固化机理研究[J]. 浙江大学学报(工学版), 2008, 42(6):1071-1075.
- [5] 虞秋水, 朱剑锋, 饶春义. 固化有机质土的抗剪强度试验研究[J]. 泥沙研究, 2017, 42(5):70-74.
- [6] 徐日庆, 畅帅, 俞元洪, 等. 基于响应面法的杭州海相软土固化强度模型[J]. 浙江大学学报(工学版), 2014, 48(11):1941-1946.
- [7] 畅帅, 徐日庆, 李雪刚, 等. 基于响应面法的淤泥质土固化配方优化研究[J]. 岩土力学, 2014, 35(1):105-110.
- [8] 李云雷, 邵艳, 曹庆文. 基于响应面法的合肥滨湖新区湖相软土的固化配方试验研究[J]. 安徽建筑大学学报, 2017, 25(2):25-30.
- [9] 朱剑锋, 饶春义, 虞秋水, 等. 硫氧镁水泥复合固化剂加固淤泥质土的试验研究[J]. 岩石力学与工程学报, 2019, 38(增 1):3206-3214.
- [10] 罗战友, 杨晓军, 龚晓南. 基于支持向量机的边坡稳定性预测模型[J]. 岩石力学与工程学报, 2005, 24(1):144-148.
- [11] 王勇, 乔春生, 孙彩虹, 等. 基于 SVM 的溶洞顶板安全厚度智能预测模型[J]. 岩土力学, 2006, 27(6):1000-1004.
- [12] 夏建中, 罗战友, 龚晓南, 等. 基于支持向量机的砂土液化预测模型[J]. 岩石力学与工程学报, 2005, 24(22):4139-4144.
- [13] 刘仁志, 黄张裕, 秦洁, 等. 基于粒子群优化支持向量机的边坡稳定性预测[J]. 甘肃科学学报, 2019, 31(1):99-103.
- [14] 王琦, 孙会彬, 江贝, 等. 基于数字钻探和支持向量机预测岩体单轴抗压强度的方法[J]. 岩土力学, 2019, 40(3):1221-1228.
- [15] 李钧涛, 杨瑞峰, 左红亮. 统计机器学习研究[J]. 河南师范大学学报(自然科学版), 2010, 38(6):35-40.
- [16] 田盛丰, 黄厚宽. 基于支持向量机的数据库学习算法[J]. 计算机研究与发展, 2000, 37(1):17-22.
- [17] 刘小生, 章治邦. 基于改进网格搜索法的 SVM 参数优化[J]. 江西理工大学学报, 2019, 40(1):5-9.
- [18] 奉国和. SVM 分类核函数及参数选择比较[J]. 计算机工程与应用, 2011, 47(3):123-128.
- [19] 万智, 董辉, 刘宝琛. 基于正交设计下 SVM 滑坡变形时序回归预测的超参数选择[J]. 岩土力学, 2010, 31(2):503-515.
- [20] 郁磊, 史峰, 王辉, 等. MATLAB 智能算法 30 个案例分析[M]. 2 版. 北京: 北京航空航天大学出版社, 2015: 280-289.

Unconfined compressive strength model of solidified soil based on SVM

PAN Binjie¹, ZHU Jianfeng^{1,2*}

(1.School of Civil and Environmental Engineering, Ningbo University, Ningbo 315211, China;

2.School of Civil Engineering and Architecture, Zhejiang University of Science and Technology, Hangzhou 310023, China)

Abstract: Based on the mechanism of support vector machine (SVM), an optimization model is developed to accurately predict the unconfined compressive strength (q_u) of solidified soil under the condition of the limited number of tests. In the proposed model, a series of factors such as the components of the solidified agent, curing age, initial water content, the content of solidified agent, etc. are considered to be the input parameters. The associated values of q_u for each case are used for the output parameter. The radial basis function is adopted as the core function, in which the key parameters are optimized using the grid search method and cross-validation method. The simulated results show that the proposed model behaves well in predicting the q_u of solidified soil under any conditions. It is worth mentioning that the proposed model has the equivalent prediction accuracy with the response surface method but with fewer unconfined compression strength tests.

Key words: support vector machine; unconfined compressive strength; solidified soil; prediction model

(责任编辑 韩 超)