

DOI:10.3969/j.issn.1672-1144.2013.06.037

基于 LIB - SVM 的公路软基沉降的预测研究

伊西凯¹, 姜丞¹, 王俊杰¹, 孟庆坤², 张龙君³

(1. 河海大学 港口海岸与近海工程学院, 江苏 南京 210098; 2. 中交上航局航道建设有限公司, 浙江 宁波 315200;
3. 山东港通工程管理咨询有限公司, 山东 烟台 264000)

摘要: 由于地基实际工后沉降与初始设计沉降往往存在很大差异, 因此, 需要通过分析现场实测沉降资料预测后期沉降。为了进一步提高公路软基沉降预测的准确性, 将 LIB - SVM 模型应用于地基沉降, LIB - SVM 通过交叉验证选取的最优参数组合克服了传统 SVM 模型参数选择的盲目性。根据实例, 将 LIB - SVM 模型预测值和指数模型预测值与现场量测值进行了对照。结果表明, LIB - SVM 模型比指数模型有较高的预测精度, 该方法在沉降的实际预测中具有可行性。

关键词: 公路软基; SVM; LIB - SVM; 沉降预测; 指数模型

中图分类号: TU447

文献标识码: A

文章编号: 1672-1144(2013)06-0176-04

Research on Soft Foundation Settlement Prediction of Highways Based on LIB - SVM

YI Xi-kai¹, JIANG Cheng¹, WANG Jun-jie¹, MENG Qing-kun², ZHANG Long-jun³

(1. College of Harbor, Coastal and Offshore Engineering, Hohai University, Nanjing, Jiangsu 210098, China;
2. Navigation Construction Co., Ltd. of CCCC Shanghai Navigation Bureau, Ningbo, Zhejiang 315200, China;
3. Shandong Gangtong Engineering Management and Consultation Co., Ltd., Yantai, Shandong 264000, China)

Abstract: Due to the great difference between the actual post-construction settlement and initial design settlement, the analysis of the measured settlement data is needed to predict the late settlement. In order to improve the accuracy of highway's soft foundation settlement prediction, the LIB - SVM model is used to forecast the foundation settlement, and through using the cross validation to select the optimal parameters combination, the LIB - SVM model could overcome the blindness of SVM model in parameter selection. Aimed at instances, the LIB - SVM model's prediction value and exponential model's prediction value are compared with the field measuring values. The results show that the LIB - SVM model has higher prediction accuracy than exponential model, so the method is feasible in the practical prediction of settlement.

Keywords: soft foundation of road; SVM; LIB - SVM; settlement prediction; exponential model

0 引言

由于地质勘察、室内试验、土工计算方法存在误差, 实际的地基处理和路基施工进度总是与设计的预期有所不同, 现场发生的沉降量及其过程与初始设计往往存在很大差异。因此, 需要通过分析现场实测沉降资料预测后期沉降, 必要时校核、修改、补充设计, 在施工过程中对路基沉降变形进行动态设计和施工控制^[1]。如果工后沉降或工后差异沉降过大, 会造成桥头跳车, 路面开裂, 公路使用年限缩短等。因此, 软土地基沉降预测是一个很重要的土工

问题^[2-3]。随着建筑规模不断扩大、软土路基计算断面的增加, 需要一种实用而有效的预测方法。为了提高预测沉降结果的精度和可靠性, 国内外学者提出了不少沉降计算方法。通过分析地基现场初期实测沉降资料, 预测沉降发展规律, 并以此推算后期沉降量, 在实际工程中具有重要意义。目前基于部分初期实测沉降数据的沉降预测方法主要有 Asaoka 法^[4]、双曲线法^[5]、灰色理论方法^[6]等。随着人工智能研究领域的发展, 人工神经网络方法在软基沉降预测中得到了广泛应用^[7]。这些方法在一定程度上提高了软基沉降预测的精度和可靠性, 但也存在

着不足之处,如双曲线法是一种经验方法,根据初期实测沉降数据来预测时,该法计算沉降量往往偏大;人工神经网络方法基于经验风险最小化(ERM)准则,容易导致神经网络的过拟合问题。

统计学习理论(statistical learning theory 即 SLT)是由 Vapnik 等人在 20 世纪 70 年代末提出的一种有限样本下统计学习理论。支持向量机(support vector machine 即 SVM)方法是 SLT 的一种成功实现。SVM 方法根据结构风险最小化(SRM)准则,尽量提高了学习机的泛化(预测)能力^[8],其基本思想概括起来就是通过非线性变换将输入空间变换到一个高维空间,在这个新空间中求解一有约束的凸二次规划问题,可以得到唯一的全局最优解。上述特点使得 SVM 方法成为一种优秀的学习算法,目前已经成功地推广到模式识别、函数拟合等领域^[9]。在岩土工程领域,SVM 方法也得到了一定的应用^[10]。由于软基沉降预测的复杂性,而 SVM 方法可以很好地完成输入数据与输出数据之间的非线性映射,同时提高泛化能力。但是 SVM 模型也存在自己的缺陷,就是核函数和参数选择的盲目性,花费大量人力。而 LIB-SVM 模型通过交叉验证很好地克服了 SVM 模型的缺点,节省了大量时间。所以本文借助于支持向量机方法,通过使用 LIBSVM 软件对地基沉降的特征向量进行学习训练,经过交叉验证确定了回归机的最优参数组合,通过对工程实例的指数模型和 LIB-SVM 模型的预测结果与真实沉降值比较说明 LIB-SVM 模型能更好反映地基实际沉降过程。

1 预测模型及理论

1.1 指数曲线法

我国学者曾国熙建议固结度可用一个普遍的表达式表示:

$$U = 1 - ae^{-bt} \quad (1)$$

如果作为实测的沉降-时间曲线配合法, a, b 则为待定的参数。

在不考虑次固结沉降的情况下,未来 t 时刻的沉降为:

$$S_t = S_d + US_c = S_\infty - aS_c e^{-bt} \quad (2)$$

上式可记为:

$$S_t = S_\infty - \alpha e^{-\beta t} \quad (3)$$

上式即为指数曲线模型的表达式,其求解方程法如下:

取时间 t_1, t_2 和 t_3 ,使 $t_2 - t_1 = t_3 - t_2 = \nabla T$,且使 ∇T 尽可能地大,记 S_1, S_2 和 S_3 为对应时间的

沉降量,即

$$S_1 = S_\infty - \alpha e^{-\beta(t_2 - \nabla T)}$$

$$S_2 = S_\infty - \alpha e^{-\beta t}$$

$$S_3 = S_\infty - \alpha e^{-\beta(t_2 + \nabla T)}$$

由以上三式可求得:

$$S_\infty = \frac{S_3(S_2 - S_1) - S_2(S_3 - S_2)}{(S_2 - S_1) - (S_3 - S_2)}$$

$$\beta = \frac{1}{\nabla T} \ln \frac{S_2 - S_1}{S_3 - S_2}$$

$$\alpha = \frac{1}{3} [(S_\infty - S_1)e^{\beta t_1} + (S_\infty - S_2)e^{\beta t_2} + (S_\infty - S_3)e^{\beta t_3}]$$

其中, α 可采用理论值或根据实测值资料计算。将所求得的 S_∞, α, β 代入式(2)可得任意时刻的沉降量。

1.2 LIB-SVM 模型

SVM 是建立在统计学习理论(statistical learning theory, SLT)^[11]的 VC 维理论和结构风险最小化原则基础上的机器学习方法,当 SVM 用于回归估计时,称为 SVM 回归机,SVM 回归机原理如下:

假设训练样本为 $(x_1, y_1), \dots, (x_l, y_l), x \in R^n, y \in R$,则回归函数用下列线性方程表示为:

$$f(x) = w^T x + d \quad (4)$$

式中: w 为权重变量, d 为偏差。

最佳回归函数通过求以下函数的最小极值得出

$$\Psi(w, \xi^*, \xi) = \min \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^l (\xi_i + \xi_i^*)$$

其中: C 是设定的惩罚因子值, ξ, ξ^* 为松弛变量的上限和下限。

Vapnik 提出运用下列不敏感损耗函数:

$$L_\xi(y) = \begin{cases} 0 & \text{for } |f(x) - y| < \epsilon \\ |f(x) - y| - \epsilon & \text{otherwise} \end{cases}$$

通过下面的优化方程:

$$\max_{\alpha, \alpha^*} W(\alpha, \alpha^*) = \max_{\alpha, \alpha^*} \left(-\frac{1}{2} \sum_{i=1}^l \sum_{j=1}^l (\alpha_i - \alpha_i^*)(\alpha_j - \alpha_j^*)(x_i^T \cdot x_j) + \sum_{i=1}^l \alpha_i (y_i - \epsilon) - \alpha_i^* (y_i + \epsilon) \right)$$

在下列约束条件下:

$$0 \leq \alpha_i \leq C, i = 1, \dots, l$$

$$0 \leq \alpha_i^* \leq C, i = 1, \dots, l$$

$$\sum_{i=1}^l (\alpha_i - \alpha_i^*) = 0$$

求解:

$$\overline{\alpha_i, \alpha_i^*} = \arg \min \left(\frac{1}{2} \sum_{i=1}^l \sum_{j=1}^l (\alpha_i - \alpha_j^*)(x_i^T x_j) - \right)$$

$$\sum_i^l (\alpha_i - \alpha_i^*) y_i + \sum_i^l (\alpha_i + \alpha_i^*) \varepsilon$$

由此可得拉格朗日方程的待定系数 α_i 和 α_i^* , 从而得回归系数和常数项:

$$\bar{w} = \sum_{i=1}^l (\alpha_i - \alpha_i^*) x_i \quad \bar{d} = -\frac{1}{2} \bar{w} [x_r + x_s]$$

将所求得的 \bar{w}, \bar{d} 代入式(4) 可得回归函数。

但是为了训练一个支持向量机, 首先需要确定核函数参数和正规化参数 C (也称为惩罚因子), 这些参数的确定是支持向量机设计中非常关键的步骤, 决定支持向量机的性能, 其中正规化参数 C 控制着最小训练误差和最小化模型复杂度之间的平衡, 参数调整和核函数选择是 SVM 研究领域还没有完全解决的难题, SVM 方法虽然简单, 但是参数和核函数过多地依赖于设计经验, 缺乏理论基础, 而且得到的结果缺乏可靠性。

而由台湾大学林智仁副教授等开发设计的 LIB-SVM 算法结合了 SMO 算法和 SVMlight 算法的优点, 其工作集的选取满足 SVMlight 工作集条件, 选取好工作集后采用 SMO 两点优化方式。此外, LIBSVM 算法中还采用了收缩和缓存技术, 用训练集的数据分别进行训练, 然后把训练好的支持向量机在确认集上进行交互检验 (cross validation) 的功能, 选出误差最小的支持向量机, 通过测试集进行测试, 选出最佳正规化参数和核参数组合。与标准 SVM 相比, LSSVM 回归只需要确定核函数的形状参数和惩罚系数, 而不需要不敏感损失函数的值, 这既简化了计算, 又便于实际使用。LIB-SVM 模型被广泛用于风速预测、数控等各个领域, 并取得很好的效果, 本文在 Matla 平台上编写了基于 LIBSVM 的地基沉降回归预测程序, 并对模型参数进行交叉验证优化, 将 LIB-SVM 模型运用到建筑物沉降领域。

下面将 LIB-SVM 软件运用到建筑物沉降预测领域, 给出其建立模型的过程, 步骤如下:

(1) 按照 LIB-SVM 软件包所要求的格式准备数据集

根据采集时间 t 和数据采集时建筑物施工层高为输入变量, 输出为 t 时刻的沉降值。

(2) 确定核函数和最佳参数 C 与 g

LIB-SVM 软件包中常用的满足 Mercer 条件的核函数有多项式核函数、径向基核函数和 aigmoid 核函数三种形式等, 选用不同的核函数可构造不同的支持向量机。

① 多项式核函数 $k(x, x_i) = [(x \cdot x_i) + 1]^q$

② 径向基核函数

$$k(x, x_i) = \exp\left\{-\frac{|x - x_i|^2}{\delta^2}\right\}$$

③ Sigmoid 核函数 $k(x, x_i) = \tanh[v(x \cdot x_i) + a]$

每个核函数都有自己适用的数据分布类型, 对于不同的数据集, 不同的核函数的表现也不一样。选取合适的核函数能够更容易获得比较好的预测效果。

LIB-SVM 模型提供一个参数寻优函数 gridregression. Pyt 网络训练过程启动参数寻优函数, 寻优结果出现在 gridregression - ata. Parameter 文档中, 采用最佳参数 C 与 g 对整个训练集进行训练, 构建最佳支持向量机模型。

(3) 利用获取的模型进行测试与预测

利用步骤 3 获得的模型 model 对预测检验样本 train_data 和 train_lable 进行处理, 运行结束后获得一个名为 pretest 的文件, 即为预测检验结果。

2 工程实例

杭浦高速公路平湖段, 长度 20.65 km, 软土厚度 25.1 m ~ 28.7 m, 呈连续分布。设计在构造物两侧采用复合地基处理, 一般路段采用塑料排水板处理。沉降监测采用二等水准, 施工期监测于 2005 年 5 月开始, 至 2007 年 12 月进入工后期监测, 2010 年 1 月结束。现选取典型断面 K111 + 172 为例, 观测数据如表 1。

表 1 断面 K111 + 172 沉降实测值

序号	时间/d	实测值/mm	序号	时间/d	实测值/mm
1	16	35.7	7	219	305
2	36	76.8	8	241	322.5
3	62	123.2	9	271	344.5
4	121	209.5	10	305	368.1
5	160	252.9	11	344	393.2
6	191	281.7	12	375	411.6

采用前 6 个沉降数据作为训练样本, 构建模型结构, 后 6 个沉降数据作为模型预测值的检验样本。基于以上同样的训练样本, 利用 matlab 的 cftool 工具箱进行指数模拟得:

指数模型: $\alpha = 445 \quad \beta = -0.05256 \quad S_{\infty} = 444.9$

即: $S = 444.9 - 445e^{-0.05256}$

利用 LIB-SVM 模型得选用径向基 (RBF) 核函数更容易的获得比较好的预测效果, 选取交叉验证折数 $V = 5$ 得参数如下:

LIB-SVM 模型: 惩罚参数: $C = 97.4745$ RBF 参数: $g = 0.11824$

预测结果如表 2、表 3。

表 2 模型预测结果

时间/d	实测值/mm	指数模型			LIB-SVM 模型		
		预测值/mm	误差值/mm	相对误差/%	预测值/mm	误差值/mm	相对误差/%
219	305.0	304.087	0.913	0.30	304.18	0.82	0.27
241	322.5	319.458	3.042	0.94	325.40	-2.90	0.90
271	344.5	337.750	6.750	1.96	351.10	-6.60	1.92
305	368.1	355.277	12.823	3.48	375.34	-7.24	1.97
344	393.2	371.879	21.321	5.42	396.35	-3.15	0.80
375	411.6	382.851	28.749	6.98	407.77	3.83	0.93

表 3 模型平均相对误差和最大误差值

参数	指数模型	LIB-SVM 模型
平均相对误差/%	3.18	1.13
最大误差值/mm	28.749	7.240

从表 2、表 3 可以看出 LIB-SVM 模型预测方法比指数模型对实际沉降值有更好的逼近结果,LIB-SVM 模型对软土地基沉降预测能更好的反映实际的沉降过程。指数模型方法预测平均相对误差和最大误差值分别为 3.18% 和 28.749 mm,而 LIB-SVM 模型方法的平均相对误差和最大误差值为 1.13% 和 7.240 mm,其预测能力明显强于指数模型方法。而随着时间的变化,指数模型的误差值越来越大,而 LIB-SVM 模型误差却趋于稳定,LIB-SVM 模型能更好的预测地基沉降过程。

3 结 语

本文提出用 LIB-SVM 模型对软土地基沉降预测避免传统 SVM 模型参数选择的盲目性节约了大量工作量,并通过工程实例表明,在同样的训练样本条件下,由表 2、表 3 数据揭示指数模型预测测试集样本的平均相对误差和最大绝对误差值均大于由 LIB-SVM 模型得出的预测结果,LIB-SVM 进行建模比较简单。不需要对数据进行过多的预处理,也不需要大量参数选取,通过交互检验找到的解为全局最优解,使结果更接近于真实值。所以 LIB-SVM 方法预测方法比传统 SVM 简单并且预测能力要优于指数模型。因此,将 LIB-SVM 模型应用于预测建筑物沉降变形是可行的。

参考文献:

[1] 钟才根,丁文其,王茂和,等.神经网络模型在高速公路软基沉降预测中的应用[J].中国公路学报,2003,16(2):31-34.
 [2] 周 镜.软土沉降分析中的某些问题[J].中国铁道科学,1999,20(2):17-29.
 [3] 王炳龙,周顺华,杨龙才.高速铁路软土路基工后沉降

试验研究[J].同济大学学报,2003,30(10):1163-1167.

[4] Asaoka A. Observational procedure of settlement prediction [J]. Soils & Foundations, 1978,18(4):87-101.
 [5] 钱玉林,丁毅.路基沉降预测及其工程应用[J].扬州大学学报(自然科学版),2001,4(2):75-78.
 [6] 雷学文,白世伟,孟庆山.灰色预测在软土地基沉降分析中的应用[J].岩土力学,2000,21(2):145-147.
 [7] 杨 涛,李国维,樊 琨.基于人工神经网络的公路软基沉降预测模型[J].上海理工大学学报,2003,25(2):117-120.
 [8] 张学工.关于统计学习理论与支持向量机[J].自动化学报,2000,26(1):32-40.
 [9] Smola A J, Scholkopf B. On a kernel-based method for pattern recognition, regression, approximation and operator inversion[J]. Algorithmica, 1998,22:211-231.
 [10] 赵洪波,冯夏庭,尹顺德.基于支持向量机的岩体工程分级[J].岩土力学,2002,23(6):698-701.
 [11] Vapnik V. 统计学习理论的本质[M]. 张学工,译.北京:清华大学出版,2000.
 [12] 赵洪波,冯夏庭.非线性位移时间序列预测的进化支持向量机方法及应用[J].岩土工程学报,2003,25(4):468-471.
 [13] Steve Gunn. Support Vector Machines for Classification and Regression [R]. ISIS Technical Report: University of Southampton, 1998.
 [14] 王慧勤,雷 刚.基于 LIBSVM 的风速预测方法研究[J].科学技术与工程,2011,11(22):5440-5442
 [15] 郭晓刚,孟山辉.基于 LIBSVM 的高面板坝趾板基础灌浆智能预测[J].人民长江,2011,42(1):33-36.
 [16] 吴承伟,胡鹏浩,苗恩铭.基于 LIBSVM 的数控机床热误差建模研究[J].制造业自动化,2011,33(4):97-100.
 [17] 朱培根,梅卫江,石秀锋,等.基于 LIBSVM 代用燃料有效功率增量预测方法的研究[J].石河子大学学报(自然科学版),2012,30(5):657-660.
 [18] 罗成石.基于 LIBSVM 的粮食水分数据融合研究[J].科学技术与工程,2012,12(2):292-295.
 [19] 任立辉,李文东,慈兴华,等.中国海洋大学学报[J].2010,40(9):131-136.