

# 基于 LIB - SVM 的盾构隧道地表沉降预测方法研究

潘宇平<sup>1</sup>, 倪静<sup>1</sup>, 李林<sup>2</sup>, 耿雪玉<sup>3</sup>

(1. 上海理工大学 环境与建筑学院, 上海 200093; 2. 上海隧道股份有限公司, 上海 200082;  
3. 英国华威大学 工程学院, 考文垂 CV4 7AL)

**摘要:** 在大数据开源的背景下,为了分析及预测隧道施工盾构掘进引起地表沉降,同时容纳较多影响地表沉降的因素,提高沉降预测的准确性,本文在总结归纳支持向量机的建模原理的基础上,将支持向量机(support vector machine, SVM)方法应用到地表沉降预测中。结合虹梅南路隧道西线工程,选取土体参数、盾构参数和隧道埋深等8个影响因素作为输入特征,地表最终沉降量作为输出目标值,通过交叉验证选取 LIB - SVM 的最优参数组合并建立预测模型,对盾构施工引起地表沉降进行了预测,并与实测数据进行了对比。结果表明:预测结果与工程实际情况较吻合,误差基本在5%以内,证明了该方法在盾构施工引起地表沉降的实际预测中具有可行性,为隧道工程的研究提供了一条新途径。

**关键词:** 盾构隧道; 地表沉降; 支持向量机; 沉降预测

中图分类号: U455.43

文献标识码: A

文章编号: 1672-643X(2018)03-0231-05

## Prediction method of ground surface settlement caused by shield tunnel construction based on LIB - SVM

PAN Yuping<sup>1</sup>, NI Jing<sup>1</sup>, LI Lin<sup>2</sup>, GENG Xueyu<sup>3</sup>

(1. School of Environment and Architecture, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai 200093, China; 2. Shanghai Tunnel Engineering Co., Ltd., Shanghai 200082, China;  
3. School of Engineering, University of Warwick, Coventry CV4 7AL, UK.)

**Abstract:** Under the background of open sourcing big database, in order to analyze and predict the ground surface subsidence caused by shield tunneling in the tunnel construction, and to accommodate more factors that affect the ground surface settlement and improve the accuracy of settlement prediction, this paper summarized the modeling principles of support vector machines. Based on this, the support vector machine (SVM) was applied to the ground surface settlement prediction in this paper. A case study was carried out on the South Hongmei Road Tunnel construction with eight factors selected as input features including soil parameters, shield parameters, tunnel depth, etc., and the ultimate ground surface settlement was selected as the output target value. Cross validation was used to determine the optimal parameters of LIB - SVM and afterwards the prediction model was established. The ground surface settlement caused by shield tunnel construction was predicted and compared with the in situ measurement. The results showed that the data measurement is almost reproduced by the prediction with an error within 5%. The outcome of this research indicates that the SVM method is feasible in practical prediction in the ground surface settlement caused by shield tunnel construction, which offers a new approach on the research of the tunnel engineering

**Key words:** shield tunnel; ground surface settlement; support vector machine; settlement prediction

收稿日期:2017-10-31; 修回日期:2018-03-13

基金项目: 国家自然科学基金项目(51608323、51678319); 上海市科学技术委员会青年英才“扬帆计划”项目(15YF1408200); 山东省自然科学基金项目(ZR2016EEM40)

作者简介:潘宇平(1991-),男,上海人,工学硕士,研究方向为隧道工程及数据挖掘。

## 1 研究背景

近年来,盾构法隧道施工技术在全国各大、中城市中应用广泛。盾构隧道多穿越城市中密集的建筑,使得针对隧道盾构法施工造成的地表变形预测及控制成为工程施工中需要解决的重大技术难题。

国内外众多学者对于盾构隧道施工引起的地层位移进行了广泛深入的研究,主要研究方法包括经验公式法<sup>[1-2]</sup>、试验法<sup>[3-4]</sup>、解析法<sup>[5-6]</sup>、数值模拟法<sup>[7-8]</sup>等。盾构开挖参数往往随作业环境变化需要进行及时调整及修正,因而在复杂土体环境中经验性的操作往往导致变形的预测计算与实际情况有较大误差。盾构隧道开挖引起地表变形可以看作是一种对地表位移及其影响因素间的复杂非线性函数关系的逼近问题,相比之下,基于统计学理论的机器学习的方法可以高效、准确地预测沉降与盾构掘进的关系<sup>[9-10]</sup>。孙钧等<sup>[11]</sup>、Ocak等<sup>[12]</sup>基于经验选取现场盾构施工相关参数,运用人工神经网络及支持向量机方法(Support Vector Machine)预测地表最终沉降,验证了机器学习方法在岩土工程领域的适用性。Mohammadi等<sup>[13]</sup>对比了多种盾构开挖参数组合下的神经网络预测模型,根据预测结果的准确性得出土的沉降与容重无关。张俊等<sup>[14]</sup>对三峡白水河滑

坡进行研究,使用时间序列支持向量机方法对滑坡位移成功回归预测。

相较于传统研究方法,机器学习方法避免了繁琐的公式推导及苛刻的试验环境要求,在获取可靠的监测大数据前提下,更为经济、高效地对复杂非线性问题进行回归分析及预测。上述研究表明,机器学习方法适用于岩土工程领域。鉴于此,本文将SVM法应用于研究隧道掘进引起的地表沉降问题中,基于交叉验证参数寻优方法建立LIB-SVM模型,从而准确、高效预测地表变形,以期对隧道施工提供参考。

## 2 数据与模型

### 2.1 工程概况

上海市虹梅南路越江隧道于2015年12月30日贯通,连接上海闵行与奉贤两区,全长5.26 km。其中,主线隧道长度3.39 km,是目前黄浦江底最长、埋深最大的隧道,最大埋深达59 m,也是当前国内最深的城市越江隧道。西线隧道全长3391.49 m,东线隧道全长3388.55 m。采用直径14.93 m的超大直径盾构施工掘进,以保证主线双向6车道的通行能力。工程场地主要由饱和黏性土、粉性黏土及砂性土组成,各土层参数如表1所示。

表1 虹梅南路隧道工程穿越地层情况一览表

层号	土层名称	重度/ (kN·m <sup>-3</sup> )	饱和度	孔隙比	压缩模量/ MPa	内聚力/ kPa	内摩擦角/ (°)
② <sub>1</sub>	褐黄色粉质黏土	19.1	95	0.782	5.83	26	18.5
② <sub>2</sub>	灰黄色粉质黏土	18.2	95	0.977	4.05	19	17.0
③	灰色淤泥质粉质黏土	17.1	97	1.275	2.90	11	17.0
④ <sub>1</sub>	灰色淤泥质黏土	17.0	97	1.303	2.51	11	13.0
⑤ <sub>1-1</sub>	灰色黏土	17.6	95	1.118	3.40	15	16.5
⑥	暗绿~草黄色粉质黏土	19.6	94	0.692	7.80	45	16.5
⑦ <sub>1-1</sub>	草黄色粘质粉土夹粉质黏土	19.1	95	0.774	8.01	15	29.0
⑦ <sub>1-2</sub>	草黄~灰黄色砂质黏土	18.8	95	0.807	10.64	5	32.5
⑦ <sub>2</sub>	灰黄~灰色粉砂	18.9	94	0.770	13.04	4	35.0
⑧ <sub>2</sub>	灰色粉砂与粉质黏土互层	19.0	94	0.772	9.13	3	34.0
⑨ <sub>2</sub>	灰色含砾粉细砂	18.3	94	0.843	13.12	2	36.0

### 2.2 SVM模型概述

SVM可以有效地解决分类或回归问题<sup>[15]</sup>。本文针对盾构隧道开挖引起地表变形的回归预测问题,建立以径向基函数(Radial basis function)作为核函数的SVM模型,将无法线性拟合的样本点 $(x_i, y_i)$ ,  $(i = 1, \dots, l)$ 通过非线性变换 $O(x)$ 映射到高维特征空间<sup>[16]</sup>,并在高维空间内搭建线性模型

$f(x, k) = (k \cdot O(x)) + b$ ,再经过回归返回原始空间中。SVM回归机为:

$$\min \frac{1}{2} \|\omega\|^2 + C \sum_{i=1}^l (\xi_i + \xi_i^*) \quad (1)$$

$$\text{s. t. } \begin{cases} y_i - f(x_i, \omega) \leq \varepsilon + \xi_i, (i = 1, 2, \dots, l) \\ f(x_i, k) - y_i \leq \varepsilon + \xi_i^*, (i = 1, 2, \dots, l) \\ \xi_i \geq 0, \xi_i^* \geq 0, (i = 1, 2, \dots, l) \end{cases}$$

式中:  $\|\omega\|^2$  代表模型复杂度因素;  $C (> 0)$  为惩罚系数,表示对样本误差的惩罚程度; $\varepsilon$  为不敏感函数,影响支持向量的数目; $\zeta_i, \zeta_i^*$  为松弛变量,表示样本偏离  $\varepsilon$  的程度。

对于式(1),化简为对拉格朗日对偶函数进行优化:

$$f(x) = \sum_{i=1}^l (\alpha_i - \alpha_i^*) K(x_i, x_j) + b \quad (2)$$

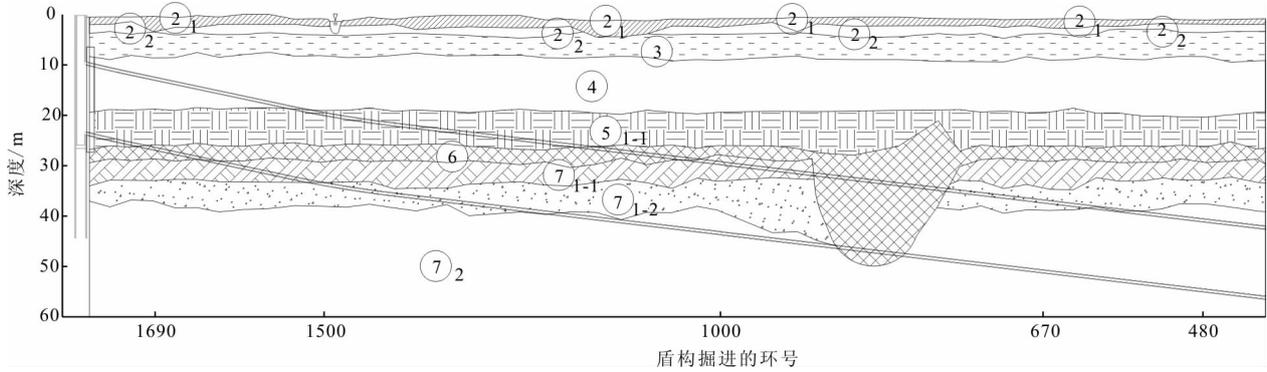


图 1 土层剖面及实测点位置图

(2) 选取盾构施工引起地表最终地表沉降的主要相关因素,即特征项共 8 项,包括土层的黏聚力、内摩擦角、压缩模量、盾构掘进速度、盾构掘进时推力、注浆压力、管线流量偏差和隧道埋深,输出为盾构施工引起的地表最终沉降,建立 8 个输入特征和 1 个输出目标值的模型。

(3) LIB - SVM 要求把每 1 个样本的特征按照一定的数据格式表示为 1 个实数行向量:

< label > [ value1 ] [ value2 ] [ value3 ] ...

其中 label 是训练数据的实测值,本文中的物理意义是最终沉降量(正值代表地表最终隆起,负值代表地表最终沉降),value 表示用来训练或者预测的数据,即自变量或特征值。例如: - 4. 66、5. 6、30、16. 5、35、45681 ...

(4) 为了加快收敛速度和避免输入向量中各特征数量级相差过大影响训练效果,调用 mapminmax 函数对训练数据和测试数据进行归一化处理,输出最终沉降量的归一化区间设为 [0,1],输入特征的归一化区间设为 [0,1]。

mapminmax 函数数学表达为<sup>[18]</sup>:

$$y = \frac{x - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \quad (3)$$

式中: $x, y$  分别为归一化前和归一化后的值;  $x_{\min}, x_{\max}$  分别为样本中的最小值和最大值。

### 2.4 建立 SVM 模型

支持向量机进行回归分析,需要解决参数和核

函数:  $K(x_i, x_j)$  为核函数,  $K(x_i, x_j) = (\varphi(x_i) \varphi(x_j))^{[17]}$ 。

### 2.3 数据采集和特征工程

(1) 所用数据是上海虹梅南路隧道西线闵行段的实测沉降原始数据 (W480 - W1690), 整理和选取其中的前 125 个数据点用于建立模型,后 7 个数据用于预测,如图 1 所示。

函数的选择的问题。本文通过对 LIB - SVM 工具包中的参数择优方法和核函数进行对比分析,找到最适合本研究领域的模型。

选取均方误差 (MSE) 和相关系数 (R) 作为评价模型的指标<sup>[19]</sup>:

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n [f(x_i) - y_i]^2 \quad (4)$$

R =

$$\frac{n \sum_{i=1}^n f(x_i) y_i - \sum_{i=1}^n f(x_i) \sum_{i=1}^n y_i}{\sqrt{n \sum_{i=1}^n f(x_i)^2 - [\sum_{i=1}^n f(x_i)]^2} \cdot \sqrt{n \sum_{i=1}^n y_i^2 - (\sum_{i=1}^n y_i)^2}} \quad (5)$$

式中:  $f(x_i)$  为第  $i$  组的预测值;  $y_i$  为第  $i$  组实测值或真实值。

2.4.1 模型参数对 (c, g) 的选取 采用交叉验证法 (Cross - validation) 找出一组最佳的 (c, g), 选择 3 折交叉验证检验参数, 搜索结果见表 2, 等高线图见图 2。

表 2 参数对 (c, g) 的选取

c 搜索区间	g 搜索区间	步长	c 结果	g 结果
$2^{-10} \sim 2^{10}$	$2^{-10} \sim 2^{10}$	1	4	6.9644
$2^{-4} \sim 2^6$	$2^{-2} \sim 2^8$	0.1	3.03143	8.57419

2.4.2 不敏感系数  $\varepsilon$  的确定 采用上一步所得的最佳参数对 (c, g), 通过不断变换参数  $\varepsilon$  的取值对

训练数据进行训练,从中选取最优的参数  $\epsilon$ , 详见表 3,同时输出  $MSE$  与  $R$ 。

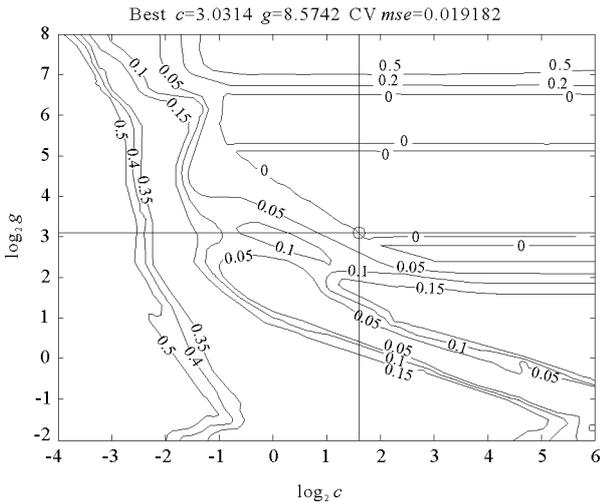


图2 模型参数的寻优等高线图

表3 参数  $\epsilon$  的选取

$\epsilon$ 取值	$MSE$	$R / \%$
0.2000	0.018140300	73.5989
0.1000	0.005885140	88.6595
0.0500	0.002150900	95.8135
0.0100	0.000791160	98.3565
0.0050	0.000797775	98.3204
0.0010	0.000832444	98.2374
0.0005	0.000840111	98.2206

由表 3 可见,当固定  $c = 3.0314, g = 8.5742$  时,控制参数  $\epsilon$  取值逐步减小,则相关系数  $R$  表现为先增大后减小的趋势。当  $\epsilon$  值选择较大时,较少的支持向量参与回归,模型过于简单可能会造成欠拟合;当  $\epsilon$  值选择较小时,更多的支持向量参与到回归中,模型过于复杂可能会造成过拟合现象。在本实例中, Cross-validation 当参数  $\epsilon$  取 0.01 时,平方相关系数  $R$  为 98.3565%,得到均方误差  $MSE$  最小值,此时拟合效果达到相对最佳。因此,选择  $\epsilon = 0.01$ 。

2.4.3 核函数选取 对常规的 SVM 核函数进行回归比较,最终发现 RBF 核函数的回归效果最为理想,如表 4 所示。

表4 核函数选取

核函数种类	$MSE$	$R / \%$
线性核函数	0.02531340	49.5981
多项式核函数	0.00179164	96.2556
RBF 核函数	0.00079116	98.3565
Sigmoid 核函数	0.04811210	0.0500424

在上述的支持向量机模型中, LIB-SVM 类型选择为  $\epsilon$ -SVR,选择 RBF 为核函数,结合通过寻优得到的参数  $c = 3.0314, g = 8.5742, \epsilon = 0.01$ 。

### 3 计算结果与分析

#### 3.1 回归结果分析

由前 125 组训练集数据建立的模型对该训练集数据进行回归预测,得到的实测地表沉降数据与回归预测结果对比见图 3。

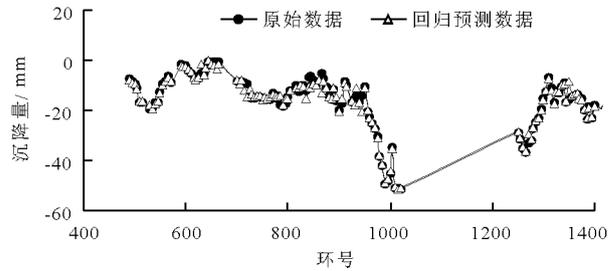


图3 实测地表沉降数据与回归预测结果对比图

由图 3 可知,支持向量机的训练回归效果较好。两个拟合指标分别为  $MSE = 0.00079116$  和  $R = 98.3565\%$ ,说明 LIB-SVM 支持向量机具有较好的函数逼近能力,对 125 组训练集数据成功拟合,预测模型建立完毕。

#### 3.2 预测结果分析

由前 125 组训练集数据建立模型,对接下来的 7 组测试集数据进行预测,得到的地表沉降实测值与预测值对比结果如表 5 及图 4 所示。由表 5 可知,预测值与实测值的最小、最大相对误差分别为 0.5% 和 5.6%,误差基本控制在 5% 以内,预测结果在合理范围内,满足工程实际要求。

支持向量机模型总结过往信息中包含的规律,进而对未来的情况做出预测,这就使得机器学习方法能够利用不断更新的数据进行模型校准,即随着工程进展及数据库的扩容,LIB-SVM 模型的预测精度基范围也会逐渐提高。

表5 地表沉降实测值与预测值对比 mm,%

环号	实测沉降量	预测沉降量	绝对误差	相对误差
1405	-20.8	-21.3	-0.5	2.4
1415	-19.4	-19.5	-0.1	0.5
1420	-13.8	-14.3	-0.5	3.6
1425	-17.7	-18.7	-1.0	5.6
1430	-18.1	-17.2	0.9	4.9
1435	-19.5	-20.3	-0.8	4.1
1440	-17.4	-17.1	0.3	1.7

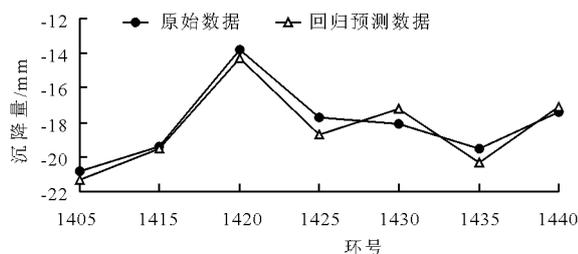


图4 实测地表沉降数据与预测对比图

## 4 结论

本文结合虹梅南路隧道西线工程,通过核函数类型选择及模型参数的对比寻优,成功将 LIB-SVM 方法运用于隧道盾构掘进与最终地表沉降的相关性研究中,并得到与实际监测数据较为一致的结果。根据研究得出结论:

(1) 采用 LIB-SVM 软件包对工程实测数据进行建模和预测,可以把误差控制在相对较小风险内;

(2) 对于存在较大误差的训练参数进行合理的降噪处理,以至于个别噪点不会影响建模精确度,增强了模型抵抗干扰的能力;

(3) 对于模型学习样本采用特征工程进行数据预处理,不仅可以快速推进 LIB-SVM 的学习速度,还可以避免 LIB-SVM 学习的扭曲;

(4) 训练完成的 LIB-SVM 模型,输入地表沉降的影响因素,能相对准确地输出对应掘进断面的最大地表沉降。随着工程推进,数据量与范围的提升,训练的样本得到不断完善,模型的泛化性与预测准确性也会不断提升;

(5) 依据虹梅南路隧道西线工程进行建模与预测,结果与实测值吻合较好。表明机器学习可以应用于隧道盾构施工引起地表沉降的预测及预警中,在隧道工程领域有着一定的发展前景。

### 参考文献:

- [1] PECK R B. Deep excavations and tunneling in soft ground [C]//Proceedings of the 7th International Conference on Soil Mechanics and Foundation Engineering, Mexico City: 1969:225-290.
- [2] 肖衡. 大直径泥水平衡盾构掘进对土体的扰动研究 [D]. 北京:北京交通大学, 2009.
- [3] TELIONI E. Ground Surface Settlements due to Underground Works [M]// Geodetic Deformation Monitoring: From Geophysical to Engineering Roles. Springer Berlin Heidelberg, 2006:285-292.
- [4] 袁大军,尹凡,王华伟. 超大直径泥水盾构掘进对土体的扰动研究 [J]. 岩石力学与工程学报, 2009, 28(10): 2074-2080.
- [5] 林存刚,刘干斌,吴世明. 泥水盾构掘进引起的地面沉降——传统计算理论的评析与修正 [J]. 土木工程学报, 2015, 48(4): 111-123.
- [6] SHI Chenghua, CAO Chengyong, LEI Mingfeng. An analysis of the ground deformation caused by shield tunnel construction combining an elastic half-space model and stochastic medium theory [J]. KSCE Journal of Civil Engineering, 2017, 21(5): 1933-1944.
- [7] 张海波,殷宗泽,朱俊高. 地铁隧道盾构法施工过程中地层三维有限元模拟 [J]. 岩石力学与工程学报, 2005, 24(5): 755-758.
- [8] CATTONI E, MIRIANO C, BOCO L, et al. Time-dependent ground movements induced by shield tunneling in soft clay: a parametric study [J]. Acta Geotechnica, 2016, 11(6): 1385-1399.
- [9] CORTES C, VAPNIK V. Support Vector Networks [J]. Machine Learning, 1995, 20(3): 273-297.
- [10] 安文森. 支持向量回归机理论及其工业应用研究 [D]. 合肥:中国科学技术大学, 2006.
- [11] 孙钧,袁金荣. 盾构施工扰动与地层移动及其智能神经网络预测 [J]. 岩土工程学报, 2001, 23(3): 261-267.
- [12] OCAK I, SEKER S E. Calculation of surface settlements caused by EPBM tunneling using artificial neural network, SVM and Gaussian processes [J]. Environment Earth Sciences, 2013, 70(3): 1263-1276.
- [13] MOHAMMADI S D, NASERI F, ALIPOOR S. Development of artificial neural networks and multiple regression models for the NATM tunneling-induced settlement in Niayesh subway tunnel, Tehran [J]. Bulletin of Engineering Geology and the Environment, 2015, 74(3): 827-843.
- [14] 张俊,殷坤龙,王佳佳. 基于时间序列与 PSO-SVR 耦合模型的白水河滑坡位移预测研究 [J]. 岩石力学与工程学报, 2015, 34(2): 282-391.
- [15] CHIH-CHUNG CHANG, CHIH-JEN LIN. LIBSVM: a library for support vector machines. [EB/OL]. (2016-12-22) [2017-09-15] <http://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/libsvm.html>.
- [16] 范昕炜. 支持向量机算法的研究及其应用 [D]. 杭州:浙江大学, 2003.
- [17] 丁世伟,齐炳娟,谭红艳. 支持向量机理论预算法研究综述 [J]. 电子科技大学学报, 2011, 40(1): 2-10.
- [18] 王小川,史峰,李洋,等. MATLAB 神经网络 43 个案例分析 [M]. 北京:北京航空航天大学出版社, 2013.
- [19] ILLMOTT C J, ROBESON S M, MATSUURA K. A refined index of model performance [J]. International Journal of Climatology, 2012, 32(13): 2088-2094.