

文章编号: 1673-9469 (2018) 02-0049-04

doi:10.3969/j.issn.1673-9469.2018.02.011

基于 GA-LSSVM 深基坑墙体侧斜滚动预测模型研究

赵建钊¹, 刘俊娥¹, 石祥锋²

(1. 河北工程大学 管理工程与商学院, 河北 邯郸 056038; 2. 华北科技学院 建筑工程学院, 北京 1016012)

摘要: 针对基坑墙体侧斜数据的小样本和非线性特征, 提出一种基于 GA-LSSVM 模型的基坑墙体侧斜的时间序列滚动预测方法。采用三次样条插值法对基坑墙体侧斜的时间序列进行预处理, 运用遗传算法 (GA) 对最小二乘支持向量机 (LSSVM) 进行参数寻优, 寻找最优参数模型, 建立 GA-LSSVM 时间序列滚动预测模型, 预测结果采用相关系数 R 和均方误差 (Mean Squared Error, MSE) 进行评价。该方法用于广州某地铁车站基坑墙体侧斜的预测分析, 并和未经参数优化的最小二乘支持向量机预测模型进行对比分析, 结果表明该预测模型的相关系数高, 均方误差小, 预测结果较为精准。

关键词: 深基坑墙体侧斜; 遗传算法; 最小二乘支持向量机; 三次样条插值法; 时间序列滚动预测模型

中图分类号: TU473/TU196

文献标志码: A

The rolling prediction model research of deep foundation pit wall skew based on GA-LSSVM

ZHAO Jianchao¹, LIU June¹, SHI Xiangfeng²

(1. School of Management Engineering and Business, Hebei University of Engineering 056038, Handan Hebei;

2. Architectural Engineering College North China Institute of Science and Technology, Beijing 101601)

Abstract: According to the small sample and nonlinear characteristics of the slope measurement data of foundation pit, a rolling prediction method of time series based on GA-LSSVM model for foundation pit wall measurement was presented. The cubic spline interpolation method was used to pretreat the time series of the foundation pit. Genetic algorithm (GA) was used to optimize the parameters in least squares support vector machine (LSSVM). The optimal parameter model was found out, and the GA-LSSVM time series rolling prediction model was established. The prediction results were evaluated by correlation coefficient R and the mean square error (Mean Squared Error, MSE). The method was applied to the prediction and analysis of the pit excavation of a subway station in Guangzhou, and it was compared with the least squares support vector machine (LSSVM) model without parameter optimization. The results showed that the correlation coefficient of the prediction model was high, the mean square error was small, the prediction result was more accurate. It is of great significance to improve the safety of the construction of the foundation pit and similar projects.

Key words: wall skew of deep foundation pit; genetic algorithm; Least squares support vector machine; cubic spline interpolation method; time series rolling prediction model

深基坑是危险性较大的工程, 由于工程事故给人们带来的危害, 人们越来越重视对基坑施工过程中的监测。随着计算机技术的普及, 人工智能算法

越来越多地用于基坑变形预测中, 如张世豪等^[1-2]采用 BP 神经网络的方法对深基坑的变形进行了预测研究; 黄永红^[2]将灰色理论和 BP 神经网络结合

收稿日期: 2018-01-14

特约专稿

基金项目: 中央高校基本科研业务费资助项目 (3142016021); 2017 年安全生产重特大事故防治关键技术科技项目 (zhishu-0014-2017AQ)

作者简介: 赵建钊 (1992-), 女, 河北石家庄人, 硕士, 从事管理科学与工程方面的研究

起来用在深基坑变形预测中,进一步提高了预测精度;支持向量机(support vector machine, SVM)是 Vapnik^[3-4]等人提出的一种统计学习理论的机器学习方法。最小二乘支持向量机是支持向量机的进化,在目标函数中增加了误差平方和项,用等式约束代替了支持向量机中的不等式约束,最小二乘支持向量机(LSSVM)的求解速度更快,此外 LSSVM 还避免了非线性、无规律数据的高维灾难问题。本文将具有全局寻优能力的遗传算法(GA)对最小二乘支持向量机中的参数进行寻优,建立 GA-LSSVM 模型进行时间序列滚动预测,并以广州市某实际工程为例,验证了此模型的可靠性和实用性。

1 最小二乘支持向量机

最小二乘支持向量机(least squares support vector machine, LSSVM)是由 Suykens 等^[5-6]提出的一种遵循结构风险最小化原则的机器学习方法,它克服了二次规划求解复杂的缺点。其工具箱经过改进已经包含了 MATLAB 和 C 语言实现的多种 LS-SVM 算法。最小二乘支持向量机的原理^[7]可描述为以下几个步骤:

给定一组 n 维向量 $\{(x_i, y_i) | i=1, 2, \dots, l\}$, $x_i \in R^n$ 是第 i 个样本的输入值, y_i 是第 i 个样本的输出值, l 是样本的数目。针对非线性的样本转换到高维特征空间进行线性分析,构造线性回归方程:

$$f(x) = w^T \cdot \varphi(x) + b \quad (1)$$

式中 w 为权系数, $\varphi(x)$ 为非线性映射函数, b 为偏置量。LSSVM 的优化目标函数为:

$$\begin{cases} \min J(w, e) = \frac{1}{2} w^T w + \frac{1}{2} C \sum_{i=1}^l e_i^2 \\ s.t. y_i = w \varphi(x_i) + b + e_i, (i=1, 2, \dots, l) \end{cases} \quad (2)$$

式中 C 为正则化参数, e_i 为误差。将 Lagrange 乘子引入上式,优化目标函数转换为:

$$L(w, e, \alpha, b) = J(w, e) - \sum_{i=1}^l \alpha_i \{w^T \varphi(x_i) + b + e_i - y_i\} \quad (3)$$

消去式中的变量 w 和 e_i , 得到线性方程组如下:

$$\begin{bmatrix} 0 & 1_v^T \\ 1_v & Q + I/C \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} b \\ a \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ y \end{bmatrix} \quad (4)$$

式中: $1_v = [1, 1, \dots, 1]^T$, $Q = \varphi(x_i)^T \varphi(x_j)$, $i, j=1, 2, 3, \dots, l$, $a = [a_1, a_2, a_3, \dots, a_l]^T$, $y = [y_1, y_2, y_3, \dots, y_l]^T$ 。采用径向基核函数 $K(x_i, x_j)$ 代替 $\varphi(x_i)^T \varphi(x_j)$, 得到最小二乘支持向量机模型的回归函数:

$$f(x) = \sum_{i=1}^l \alpha_i K(x, x_i) + b \quad (5)$$

2 遗传算法

遗传算法^[8](Genetic Algorithms)是由美国 Michigan 大学的 Holland 教授在 1962 年提出来的,它是模拟自然界的生物进化机制和遗传机制而形成的一种并行随机搜索最优化方法。GA 算法的基本思想是把所要求解的问题看成相应的染色体,在这些问题所处的环境中依据适者生存的原理进行随机选择,得到适应度比较高的染色体进行复制,再经过一系列的交叉、变异选择出既保留父代特征又对环境有很好适应能力的染色体作为新的父代,然后继续进行上述循环,直到选择出最适合环境的群体,也即得到问题的最优解。遗传算法的特点是对个体进行编码前不需要任何先验知识,能够沿多种途径进行平行搜索,具有强大的全局搜索能力和并行性,独自调整搜索方向,不用提前制定规则。

3 构建基坑墙体侧斜的 GA-LSSVM 预测模型

本文选用最小二乘支持向量机建立基坑墙体侧斜的预测模型,利用遗传算法的全局随机搜索寻优能力选取 LSSVM 模型中的正则化参数和核函数参数。构建 GA-LSSVM 预测模型并结合实例验证模型的可行性,施工单位可根据预测结果合理安排工作进度和施工方法。建立模型的步骤^[9-11]如下:(1)将数据导入 matlab 软件中,采用三次样条插值法对数据进行预处理;(2)把监测数据分为测试集和训练集;(3)设定遗传算法的参数,如交叉概率、变异概率等;(4)用遗传算法对参数 C 、 σ^2 寻优,计算出最高适应度;(5)若满足收敛条件,则将得到的参数代入 LSSVM 模型,导出的结果为最优解,如果不满足收敛条件,则进行选择、交叉、变异操作,产生新一代的种群;(7)将新产生的种群进行步骤(5)。

4 案例应用

4.1 工程概况

广州某地铁车站基坑,地貌形态为低山丘陵地貌,房层密集,周边物业情况大多为已建商务办公、酒店和居住小区。基坑总长 131 m、宽度 26.8 m、高度约 28 m。基坑开挖范围内地层主要有人工填土,

冲积-洪积土层,可塑状花岗岩残积土层,硬塑状花岗岩残积土,全风化、强风化花岗岩。该地铁车站基坑规模较大,地层分布不均匀,岩面高低不平,有残积土分布,周围环境复杂,建筑物构筑物距离基坑较近,为了保障安全施工,确保周围建筑物不遭受结构性破坏,必须在施工过程中进行变形监测。

4.2 建立预测模型

由于基坑墙体侧斜的监测数据不是等时间间隔,首先采用三次样条插值法对实测数据进行处理,插值数据的时间间隔设置为3 d。然后将训练样本的数据归一化到-1~1之间,目的是统一量纲。对J1监测点的18组监测数据进行插值,插值后得到78组数据。案例拟将前220 d的数据对后四次的监测数据进行预测,即223、226、229、232 d。

将1~74组数据作为训练样本,75~78组数据作为检测样本,把第75组数据看作是未知的,利用1~74组对第75组数据进行预测,将预测结果和实际结果做对比,然后用预测的第75组数据代替实测数据,利用2~75组数据对第76组数据进行预测,依次类推,实现对墙体侧斜后四组监测数据的滚动预测研究。图1是某一监测孔在5.0 m和10.0 m经过插值后的数据和原始数据对比图。

本文采用遗传算法(GA)进行参数寻优时,将最大迭代次数设为100,并作为算法终止的条件,选择模型预测结果的均方误差作为适应度函数,将种群的规模设置为30,交叉概率0.8,变异概率0.01。表1是用遗传算法选取的LSSVM的参数 C 、 σ^2 值。

最小二乘支持向量机的参数确定后,用训练好的模型对检测样本(75~78组的数据)按4.2节方法进行预测。由图2(a)可看出GA-LSSVM滚动预测模型的相对误差量,总体都在-0.02%~0.02%的范围

天数	参数	
	C	σ^2
223	99.809 6	0.093 46
226	99.430 3	0.059 128
229	99.670 4	0.052 452
232	76.205 4	0.057 221

围内,最大相对误差为0.048 6%,相对误差量的平均值为0.010 5%,预测精度较高。未经参数优化的LSSVM模型中相对误差量,总体都在-1%~1%的范围内,最大相对误差为18.39%,相对误差量的平均值为0.413%。GA-LSSVM侧斜滚动预测模型的相对误差量更加接近于0,进一步对比说明了该预测模型的准确性,在基坑变形未来预测中具有鲜明的优势。

为了便于分析,同样的检测样本采用未经参数优化的LSSVM模型进行预测对比。由表2可以明了地看出经过遗传算法优化的最小二乘支持向量机模型在深基坑墙体侧斜滚动预测中要比没有经过参数优化的最小二乘支持向量机模型占有优势,GA-LSSVM模型的预测结果,其均方误差普遍较小,相关系数高。滚动预测是不断地用预测的新数据代替实际监测数据进行后续天数的变形预测,由于每次预测结果都会存在稍微的误差,导致预测的相关性呈现出下降趋势,本案例经过四次滚动预测后,其相关性都在95%以上,通过比较LSSVM模型说明将GA-LSSVM模型用在基坑墙体变形预测中是可行的,预测结果精准度高,在施工过程中,管理人员可以根据预测结果及时调整施工方案,尽量避免危险事件发生。

5 结论

1) 将遗传算法和最小二乘支持向量机结合起来用在深基坑墙体侧斜预测研究中是可行的,经过遗传算法优化的模型预测精度大大提高,预测结果较为精准的接近施工实际监测数据。

2) 案例研究发现,由于预测数据误差的存在,滚动预测模型的滚动次数不宜过多,为了确保预测精准性,保证施工安全,应该及时对预测数据的结果进行观测,本案例中,4次滚动预测结果相对于LSSVM模型的预测结果可靠性是比较高的。

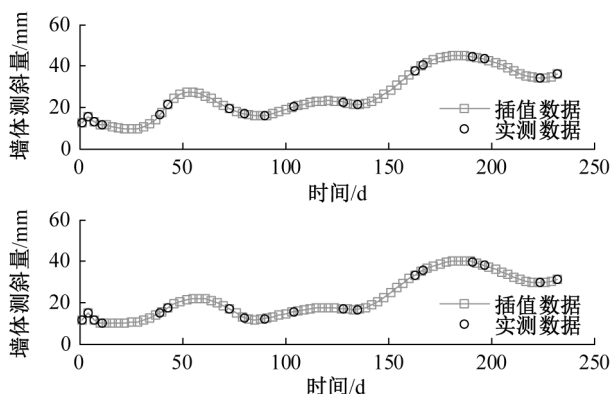
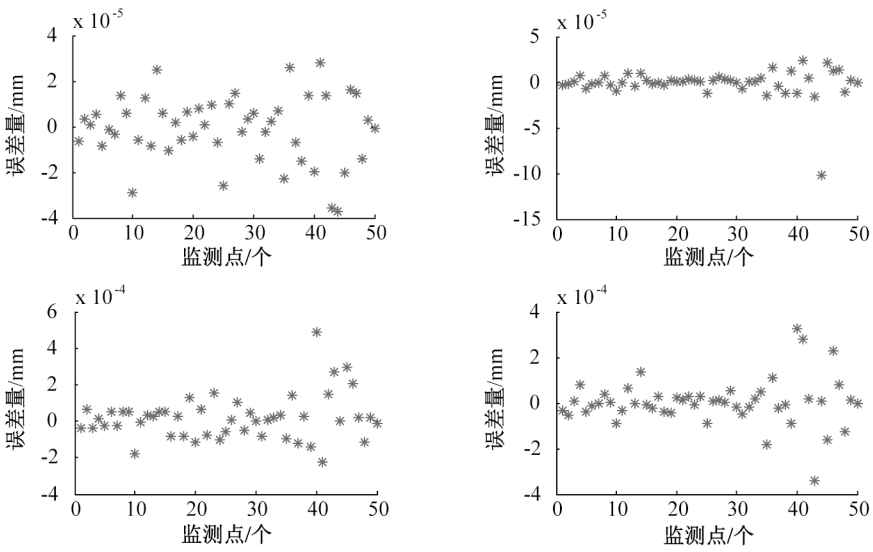
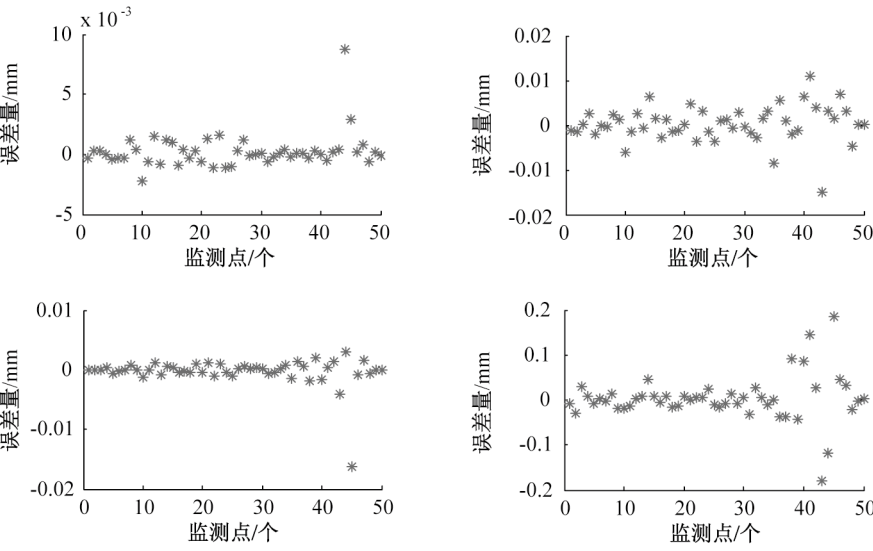


图1 实测数据和插值数据曲线图

Fig.1 Measured data and interpolated data curve graph



(a)GA-LSSVM 预测模型相对误差图



(b)LSSVM 预测模型相对误差图

图 2 预测结果相对误差量图

Fig.2 Measured data curve graph

表 2 两种预测模型的均方误差和相关系数

Tab.2 Mean Square Error and Correlation Coefficient of Two Predictive Models

天数 /d	GA-LSSVM 模型		LSSVM 模型	
	MSE	R/%	MSE	R/%
223	0.000 100 767	99.985 8	0.001 003 392	92.606 3
226	0.000 106 669	98.889 1	0.001 058 430	89.306 3
229	0.000 108 185	96.197 2	0.001 070 887	87.014 3
232	0.000 110 149	95.207 6	0.001 112 166	86.119 7

3) 该模型不仅保留了支持向量机处理非线性问题的优越性,而且还提高了模型的泛化和拟合能力。

4)GA-LSSVM 滚动预测模型比 LSSVM 预测模型的预测效果更佳,能够用于基坑墙体侧斜的未来预测,根据预测结果采取相应的补救措施,尽可能的避免安

全事故的发生,具有较好的实用价值和借鉴意义。

参考文献:

[1] 张世豪,朱德华. 基于 BP 神经网络的深基坑变形预测[J]. 南京工程学院学报: 自然科学版, (下转第 57 页)

3 结论

为了在 DVIB 基础上探索岩石粘弹性力学行为模拟的模拟方法, 在 DVIB 中引入了粘性键, 与原超弹性键并联, 形成超弹性 - 开尔文键。应用该模型对蠕变、弹性后效、强度率相关特性、蠕变断裂及动态裂纹分叉过程进行了初步模拟。结果表明本方法是可以再现岩石粘弹性力学行为的基本特征和过程。进一步研究表明, 粘弹性对裂纹分叉具有很强的抑制作用, 同时也大大延缓了裂纹的扩展。嵌入超弹性 - 开尔文键的 DVIB 是可以模拟一些粘弹性力学行为的。但本文中所嵌入的粘弹性元件较为简单, 还不能再现更复杂的粘弹性力学行为, 还需要进一步深入研究。

参考文献:

- [1] LILLIU G, VAN Mier JGM. 3D lattice type of fracture model for concrete[J]. Eng Fract Mech, 2003, 70: 927-941.
- [2] KALE S, OSTOJA-Starzewski M. Elastic-Plastic-Brittle transitions and avalanches in disordered media[J]. Phys Rev Lett, 2014, 112: 045503.
- [3] JIRASEK M, BAZANT Z P. Macroscopic fracture characteristics of random particle systems[J]. International Journal of Fracture, 1994, 69(3): 201-228.
- [4] ZHAO S F, ZHAO G F. Implementation of a high order lattice spring model for elasticity[J]. Int J Solids Struct, 2012, 49: 2568-2581.
- [5] ZHAO G F. Developing a four-dimensional lattice spring model for mechanical responses of solids[J]. Comput Methods Appl Mech Eng, 2017, 315: 881-895.
- [6] ZHANG Z. Discretized virtual internal bond model for nonlinear elasticity[J]. Int J Solids Struct, 2013, 50: 3618-3625.
- [7] ZHANG Z, CHEN Y. Modeling nonlinear elastic solid with correlated lattice bond cell for dynamic fracture simulation[J]. Comput Methods Appl Mech Eng, 2014, 279: 325-347.
- [8] ZHANG Z, YAO Y, MAO X B. Modeling wave propagation induced fracture in rock with correlated lattice bond cell[J]. Int J Roc Mech Min Sci, 2015, 78: 262-270.
- [9] ZHANG Z, DING J F, Ghassemi A, et al. A hyperelastic-bilinear potential for lattice model with fracture energy conservation[J]. Eng Fract Mech, 2015, 142: 220-235.
- [10] 宫凤强, 陆道辉, 李夕兵, 等. 不同应变率下砂岩动态强度准则的试验研究 [J]. 岩土力学, 2013, 34(9): 2433-2441.
- [11] ZHANG Q B, ZHAO J. A review of dynamic experimental techniques and mechanical behaviour of rock materials[J]. Rock mechanics and rock engineering, 2014, 47(4): 1411-1478.

(责任编辑 王利君)

(上接第 52 页) 2016, 14(3): 17-22.

- [2] 黄永红. 灰色 -BP 神经网络在深基坑变形预测中的应用研究 [J]. 四川理工学院学报: 自然科学版, 2016, 29(5): 18-22.
- [3] VIADIMIR N, VAPNIK V. The nature of statistical learning theory[M]. New York: Springer, 1999.
- [4] VAPNIK VN. An overview of statistical learning theory[J]. IEEE Transaction on Neural Networks, 1999, 10(10): 988-999.
- [5] SUYKENS J A K, VANDEWALLE J. Least squares support vector machine classifiers[J]. Neural Processing Letters, 1999, 9(3): 293-300.
- [6] SUYKENS J A K, VANDEWALLE J. Recurrent least squares support vector machines[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems, 2000, 47(47): 1109-1114.

- [7] SUYKENS J A K. Support vector machines: a nonlinear modeling and control perspective[J]. European Journal of Control, 2001, 7(2-3): 311-327.
- [8] 王小川, 史峰, 郁磊, 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.
- [9] 代兴兰. 遗传算法与最小二乘支持向量机在年径流预测中的应用 [J]. 水资源与水工程学报, 2014, 25(6): 232-233.
- [10] 张钦礼, 陈秋松, 王新民, 等. 全尾砂絮凝沉降参数 GA-SVM 优化预测模型研究 [J]. 中国安全生产科学技术, 2014, 10(5): 25-26.
- [11] 曹净, 丁文云, 赵党书, 等. 基于 PSO-LSSVM 模型的基坑变形时间序列预测 [J]. 控制工程, 2015, 22(3): 476-479.

(责任编辑 王利君)