

DOI: 10.3969/j.issn.1003-0972.2017.04.002

小数据量情境下的滑坡位移非线性变化预测模型

赵明霞*, 李庆富

(平顶山学院 数学与统计学院, 河南 平顶山 467000)

摘要:为得到小数据量情境下滑坡位移非线性变化趋势的准确估计,融合广义回归神经网络学习速度快、预测精度高和 pGM(1,1) 模型减小数据随机性并能增强规律性的建模优势,建立了基于 pGM(1,1) 模型和广义回归神经网络的滑坡位移组合预测模型.两个工程实例与以往研究结果的对比结果,验证了所建模型可行、有效.

关键词:广义回归神经网络;pGM(1,1)模型;滑坡位移预测

中图分类号:P642.2 **文献标志码:**A **文章编号:**1003-0972(2017)04-0521-05

Prediction Model to the Slope Displacement Nonlinear Changing Under the Small-Data Situation

ZHAO Mingxia*, LI Qingfu

(School of Mathematics and Statistics, Pingdingshan University, Pingdingshan 467000, China)

Abstract: In order to get an accurate estimate of the landslide displacement nonlinear changing trends under the small-data situation, a model based on the pGM(1,1) and generalized regression neural network was proposed. The new model integrates the advantages of the generalized regression neural network learning speed, high prediction accuracy and the pGM(1,1) model of reducing of the data randomness and enhancing the regularity. Comparing two engineering examples using the new model with the results of the previous studies, it was shown that the new method was feasible and effective.

Key words: generalized regression neural network; pGM(1,1) model; landslide displacement forecasting

0 引言

滑坡地质灾害的预报问题是防灾减灾领域仍处于不断探索与努力阶段的难题,准确地预测和估计滑坡位移的未来发展变化趋势对有效评判滑坡稳定性、掌握岩土体的演化规律、防御滑坡地质灾害发生等具有重要的工程实用价值.由于滑坡岩土体具有非均匀性、各向异性以及非线性等特征,加之滑坡稳定性受地质状况、天气变化、人类活动等信息不明确的因素影响,使得滑坡位移的时序数据表现出复杂的非线性,很难建立精确的数学模型来刻画和拟合滑坡位移变化规律并预测其未来发展变化趋势^[1-7].伴随着人工智能理论技术的丰富和发展,大量非线性模型方法普遍应用于滑坡位移预测工作中,文献[1-2]将可优化选参的粒子群算法和支持向量机模型相结合,建立了基于 PSO-SVM、PSO-SVR 和时间序列耦合分析的滑坡位移预测模型;文献[3]将高斯过程应用于滑坡位移预测中,对比分析发现:在预测性能方面,高斯过程优于一般支持向量机模

型、关联向量机模型和普通的神经网络模型;文献[4]建立了 K 折交叉验证与广义回归神经网络相结合的 GRNN SK 模型,并应用于滑坡位移预测中;文献[5]建立了基于 GFN 的滑坡位移预测模型,研究发现 GFN 模型比常用的 BP 网络模型在预测滑坡位移变化时更加有效;文献[6-7]构建了基于传统人工神经网络的改进模型并应用于滑坡位移预测中;文献[8]指出诱发因素的响应分析是滑坡位移预测的关键,并提出了基于诱发因素响应分析的进化支持向量机滑坡位移预测模型;针对滑坡位移数据的混沌性和传统时间序列模型的不足,文献[9]建立了基于混沌时间序列的小波分解-极限学习机滑坡位移预测模型,并验证了模型的通用性和稳定性;文献[10]建立了基于时间序列分析与进化支持向量机的滑坡位移预测模型,并验证了该模型能有效刻画阶跃型滑坡位移变化规律与季节性影响因素间的响应关系;文献[11-12]分别将灰色理论与投影寻踪回归、最小二乘支持向量机模型相结合,建立了时序投影寻踪回归

收稿日期:2017-01-07;修订日期:2017-06-24; * 通信联系人, E-mail: zhaolaoshi_2010@163.com

基金项目:河南省科技发展计划项目(132400410641);平顶山学院青年科研基金重点项目(20120017)

作者简介:赵明霞(1967—),女,河南平顶山人,副教授,主要从事数学建模及其应用研究.

模型和灰色最小二乘支持向量机模型,应用于滑坡位移预测中;利用BP神经网络的结构简单、学习速度快、预测精度高的优点^[13-15],文献[13-14]将灰色GM(1,1)等模型与BP神经网络相结合,建立了基于灰色神经网络的滑坡位移组合预测模型.由于滑坡稳定性受地质状况、天气变化、人类活动等信息不明确的因素影响,使得人类观察和获取滑坡位移变化的数据变得困难,而在时序预测工作中距预测期越近的数据对预测值影响越大,距预测期越远的数据对预测值影响越小,加之为保证滑坡位移预测的精确性,应尽可能舍弃距预测期较远的数据,这就造成实际中可用以预测滑坡位移变化趋势的有效数据量较小的问题,而BP神经网络常需要大量的样本进行训练,预测效果才会更好.同时,文献[13-14]也指出灰色GM(1,1)模型参数的求解算法存在一些理论缺陷,这使得单纯将灰色GM(1,1)等模型与BP神经网络相结合建立灰色神经网络组合模型存在建模的不科学性.

广义回归神经网络及其改进形式以其在处理非线性预测问题时强大的拟合逼近能力、学习速度快、预测精度高等特点,有效地解决了诸多领域的非线性预测问题^[16-17].作为一种非线性数据处理与预测工具,广义回归神经网络虽在数据缺乏时效果也较好,但如果能在有效数据量较小的情境下,为广义回归神经网络提供信息量充足的学习训练样本,则建立的网络会集结更多的有用信息,显著提高预测精度.pGM(1,1)模型在克服灰色GM(1,1)模型参数的求解算法理论缺陷的同时,能减小数据的随机性并增加其规律性^[18-19].本文在小数据量情境下,结合以往研究成果,将二者有机结合,在为保证滑坡位移的预测精度而使得实际可用数据较少情形下,利用pGM(1,1)模型拟合加工原始数据,为广义回归神经网络的训练提供规律性强、信息充足的样本,建立了基于pGM(1,1)-广义回归神经网络的滑坡位移组合预测模型.

1 基本模型

1.1 广义回归神经网络模型

广义回归神经网络模型,简称GRNN模型,通常由两层网络结构构成,通过BP算法训练修正网络连接权值,网络训练学习完全依赖数据样本,人为调节的参数只有一个阈值,这样就最大限度地避免了主观假定对模型拟合数据和预测结果的影响.具体结构如图1.

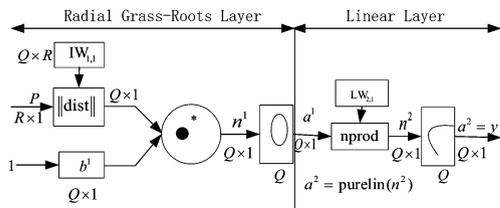


图1 广义回归神经网络结构图

Fig. 1 Generalized regression neural network structure

第一层是一个径向基网络层,P为网络输入向量,R为

网络输入维数,Q为网络神经元个数,通常利用权值函数(欧几里得距离度量函数,用 $\| \text{dist} \|$ 表示)来计算网络输入与第一层的权值 $IW_{1,1}$ 之间的距离;隐含层网络的传递函数采用高斯函数

$$R_i(x) = \exp\left(-\frac{\|x - c_i\|^2}{2\sigma_i^2}\right),$$

其中 σ_i 为光滑因子,决定第*i*个隐含层位置处基函数的形状, σ_i 越大基函数越平缓.网络的第二层为线性输出层,其权值函数为规范化点积权函数,用nprod表示;向量 n^2 的每个元素是向量 a^1 与权值矩阵 $LW_{2,1}$ 每行元素的点积再除以向量 a^1 各元素之和的值,通过线性函数 $a^2 = \text{purelin}(n^2)$ 计算网络输出.

1.2 pGM(1,1)预测模型

已知数据序列:

$$X^{(0)} = (x^{(0)}(1), x^{(0)}(2), \dots, x^{(0)}(n)),$$

满足 $x^{(0)}(k) \geq 0, k = 1, 2, \dots, n$.通过该数据序列建立pGM(1,1)模型.步骤如下:

Step 1. 对 $X^{(0)}$ 做一阶累加生成新数据序列:

$$X^{(1)} = (x^{(1)}(1), x^{(1)}(2), \dots, x^{(1)}(n)),$$

其中

$$x^{(1)}(k) = \sum_{m=1}^k x^{(0)}(m), k = 1, 2, \dots, n;$$

Step 2. 求取 $x^{(1)}$ 的背景值:

$$z(k) = \frac{1}{2}(x^{(1)}(k) + x^{(1)}(k+1)), k = 1, 2, \dots, n-1;$$

Step 3. 确定矩阵

$$B = \begin{bmatrix} -z(1) & 1 \\ -z(2) & 1 \\ \dots & \dots \\ -z(n-1) & 1 \end{bmatrix}, Y = \begin{bmatrix} x^{(0)}(2) \\ x^{(0)}(3) \\ \dots \\ x^{(0)}(n) \end{bmatrix},$$

求得参数列: $a^* = [a, b]^T = (B^T B)^{-1} B^T Y$;

Step 4. 求解

$$p = \frac{\frac{2-a}{2+a} - \ln\left(\frac{2-a}{2+a}\right) - 1}{-\frac{2a}{2+a} \ln\left(\frac{2-a}{2+a}\right)};$$

Step 5. 求取 $x^{(1)}$ 新的背景值为:

$$\bar{z}(k) = px^{(1)}(k) + (1-p)x^{(1)}(k+1), k = 1, 2, \dots, n-1;$$

Step 6. 确定新的数据矩阵:

$$B' = \begin{bmatrix} -\bar{z}(1) & 1 \\ -\bar{z}(2) & 1 \\ \dots & \dots \\ -\bar{z}(n-1) & 1 \end{bmatrix}, Y = \begin{bmatrix} x^{(0)}(2) \\ x^{(0)}(3) \\ \dots \\ x^{(0)}(n) \end{bmatrix},$$

求取新参数列 $A^* = [a', b']^T = (B'^T B')^{-1} B'^T Y$;

Step 7. $X^{(0)}$ 的pGM(1,1)预测模型为:

$$X^{(0)}(1) = X^{(0)}(1),$$

$$X^{(0)}(k+1) = (1 - e^{-a'}) (X^{(0)}(1) - \frac{b'}{a'}) e^{-a'k}, k = 1, 2, \dots$$

2 滑坡位移的 pGM(1,1)-GRNN 组合预测模型

2.1 问题描述与建模思想

假设存在 n 个连续时序的滑坡位移数据: $x_1, x_2, \dots, x_{n-1}, x_n$, 且呈复杂非线性变化的形态.所建模型旨在利用这些时序数据探寻滑坡位移的内在演化规律,以此来准确预测第 $n+1$ 期的滑坡位移值 x'_{n+1} .

2.2 基于 pGM(1,1)-GRNN 的滑坡位移预测模型

通过 pGM(1,1)模型拟合滑坡位移的 n 个连续时序数据来减小其随机性并增强规律性,为广义回归神经网络的训练提供信息充足、规律性强的高质量学习样本数据,以对滑坡位移 n 个连续时序数据的 pGM(1,1)模型拟合值为网络输入,滑坡位移的实际值为网络输出,融合广义回归神经网络学习训练速度快、预测精度高的优势,建立 pGM(1,1)-GRNN 滑坡位移预测模型,如图 2 所示.

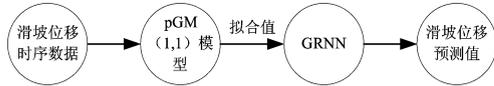


图 2 pGM(1,1)-GRNN 滑坡位移预测模型图

Fig. 2 The model about the slope displacement forecast based on pGM(1,1)-GRNN

具体建模步骤如下:

Step 1. 输入滑坡位移的 n 个连续原始时序数据: $x_1, x_2, \dots, x_{n-1}, x_n$;

Step 2. 以 x_1 为初始点,确定恰当的时序维度,利用 pGM(1,1)模型拟合滑坡位移的连续时序数据 $x_1, x_2, \dots, x_{n-1}, x_n$,得到滑坡位移拟合序列值: $x_1^{(1)}, x_2^{(1)}, \dots, x_n^{(1)}$;

Step 3. 结合实际背景,确定恰当的预测周期数 i ,以 $x_1^{(1)}, x_2^{(1)}, \dots, x_i^{(1)} (i < n)$ 为广义回归神经网络的输入,以滑

坡位移时序数据中第 $i+1$ 个值 x_{i+1} 为网络模型输出;去掉一个老信息 $x_1^{(1)}$,补充一个新信息 $x_{i+1}^{(1)}$ 到训练样本中,新陈代谢,即以 $x_2^{(1)}, x_3^{(1)}, \dots, x_{i+1}^{(1)}$ 为网络输入,滑坡位移时序数据中第 $i+2$ 个值 x_{i+2} 为网络输出,逐个滚动,依次递补.通过对 pGM(1,1)拟合预测值与原时序数据集重构,建立网络的训练样本集: $x_1^{(1)}, x_2^{(1)}, \dots, x_i^{(1)} \sim x_{i+1}, x_2^{(1)}, x_3^{(1)}, \dots, x_{i+1}^{(1)} \sim x_{i+2}, \dots, x_{n-i}^{(1)}, x_{n-i+1}^{(1)}, \dots, x_{n-1}^{(1)} \sim x_n$,将建立的训练样本集代入 GRNN 模型进行训练,确定网络最佳平滑参数;

Step 4. 将样本 $x_{n-i+1}^{(1)}, x_{n-i+2}^{(1)}, \dots, x_n^{(1)}$ 代入训练好的 GRNN 模型进行预测,得到滑坡位移的第 $n+1$ 期预测值 x'_{n+1} .

3 验证实例

为验证所建模型的可行性和有效性,便于与以往研究成果做对比,本文分别以文献[12]中的卧龙寺、古树屋部分滑坡位移监测数据为例,随机选取小样本 10 个连续的时序数据(表 1、表 2)进行测试.

以 54 号卧龙寺滑坡位移监测数据为初始值,7 维序列长度建立 pGM(1,1)模型,得到卧龙寺滑坡位移的 pGM(1,1)模型拟合值如表 3 所示.

利用 62 和 63 号卧龙寺滑坡位移实际值数据检验所建模型的预测效果,采用相对误差绝对值统计量

$$RE = \frac{|x_{\text{实际值}} - x_{\text{预测值}}|}{x_{\text{实际值}}} \times 100\%$$

来评估模型预测效果.结合 pGM(1,1)模型拟合值数据长度,根据多次对比试验确定模型效果理想时的网络输入节点为 4,网络训练后最优平滑参数为 0.25,分别用训练好的广义回归神经网络预测 62 号和 63 号卧龙寺滑坡位移数据.预测值与实际值对比结果如表 4 所示.

表 1 卧龙寺滑坡位移监测数据(5#裂纹)

Tab. 1 Monitoring displacements of Wolongsi landslide (crack #5)

时序	54	55	56	57	58	59	60	61	62	63
位移/mm	23.0	24.0	25.2	26.0	27.0	28.2	30.0	31.0	32.0	33.0

表 2 古树屋滑坡位移监测数据(3#监测点)

Tab. 2 Monitoring displacements of Gushuwu landslide (monitoring point #3)

时序	21	22	23	24	25	26	27	28	29	30
位移/mm	7.27	7.3	7.32	7.34	7.35	7.36	7.38	7.40	7.43	7.48

表 3 卧龙寺滑坡位移监测数据 pGM(1,1)模型拟合值

Tab. 3 The fitted values of the pGM(1,1) model about Monitoring displacements of Wolongsi landslide

时序	54	55	56	57	58	59	60	61	62	63
位移/mm	23.0	23.9	25.0	26.1	27.2	28.4	29.7	31.0	32.3	33.8

表4 模型预测值与实际值对比结果(卧龙寺)

Tab. 4 The comparison results between the model predictions and the actual value (Wolongsi)

时序	滑坡位移预测值/mm	滑坡位移实际值/mm	相对误差绝对值/%
62	31.0	32	3.13
63	32.3	33	2.12

按照同样的思想方法,得到29号和30号古树屋滑坡位移预测值与实际值对比结果如表5所示.为更好地说明

pGM(1,1)-GRNN 滑坡位移预测模型的优劣,与文献[12]中的灰色 LSSVM 模型结果作比较分析,结果如表6所示.

表5 模型预测值与实际值对比结果(古树屋)

Tab. 5 The comparison results between the model predictions and the actual value (Gushuwu)

时序	滑坡位移预测值/mm	滑坡位移实际值/mm	相对误差绝对值/%
29	7.40	7.43	0.40
30	7.43	7.48	0.67

表6 pGM(1,1)-GRNN 模型与灰色 LSSVM 模型比较分析

Tab. 6 Comparison results between the model pGM(1,1)-GRNN and the model value grey-LSSVM

时序	pGM(1,1)-GRNN 相对误差/%	灰色 LSSVM 相对误差/%
62	3.13	4.70
63	2.12	2.89
29	0.40	0.03
30	0.67	0.10
总误差和	6.32	7.72

由表4-表6看出,pGM(1,1)-GRNN 模型所需样本量小,预测精度高,预测值较吻合实际值.同灰色 LSSVM 模型相比,更适合拟合和预测滑坡位移呈较大变化趋势的情形.

4 结束语

本文阐述了预测滑坡位移变化趋势的意义,分析了滑坡位移数据的非线性特点,在以往研究的基础上,充分利用广义回归神经网络学习收敛速度快、预测精度高的优势和 pGM(1,1)模型减小数据随机性、增强数据规律性的特点,

建立了小数量情境下的滑坡位移 pGM(1,1)-GRNN 组合预测模型,并通过实例对所建模型的科学性和实用性进行了验证.研究发现:灰色 pGM(1,1)-GRNN 组合模型能有效解决滑坡位移时序数据呈现复杂的非线性、实际可用数据较少情况下如何提高预测精度的问题,并能很好地反映滑坡位移的变化规律.同时,更适合拟合和预测滑坡位移呈较大变化趋势的情形,也为解决其他小数据量情境下的非线性变化预测问题提供了很好的借鉴.

参考文献:

- [1] ZHOU Chao, YIN Kunlong, CAO Ying, et al. Application of time series analysis and PSO-SVM model in predicting the Bazimen landslide in the Three Gorges Reservoir, China[J]. Engineering Geology, 2016, 204: 108-120.
- [2] 张俊,殷坤龙,王佳佳,等.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): 382-391.
ZHANG Jun, YIN Kunlong, WANG Jiajia, et al. Displacement prediction of Baishuihe landslide based on time series and PSO-SVR model[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2015, 34(2): 382-391.
- [3] LIU Zaobao, SHAO Jianfu, XU Weiya, et al. Comparison on landslide nonlinear displacement analysis and prediction with computational intelligence approaches[J]. Landslides, 2014, 11(5): 889-896.
- [4] JIANG Ping, CHEN Jiejie. Displacement prediction of landslide based on generalized regression neural networks with K-fold cross-validation [J]. Neurocomputing, 2016, 198(S1): 40-47.
- [5] CHEN J J, ZENG Z G, JIANG P, et al. Deformation prediction of landslide based on functional network[J]. Neurocomputing, 2015, 149: 151-157.
- [6] LIAN C, ZENG Z G, YAO W, et al. Multiple neural networks switched prediction for landslide displacement[J]. Engineering Geology, 2015,

186(S1): 91-99.

- [7] YAO Wei, ZENG Zhigang, LIAN Cheng, et al. Training enhanced reservoir computing predictor for landslide displacement[J]. *Engineering Geology*, 2015, 188: 101-109.
- [8] 周超,殷坤龙,曹颖,等.基于诱发因素响应与支持向量机的阶跃式滑坡位移预测[J].*岩石力学与工程学报*,2015,34(2):4132-4139.
ZHOU Chao, YIN Kunlong, CAO Ying, et al. Displacement prediction of step-like landslide based on the response of inducing factors and support vector machine[J]. *Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering*, 2015, 34(2): 4132-4139.
- [9] 周超,殷坤龙,黄发明.混沌序列 WA-ELM 耦合模型在滑坡位移预测中的应用[J].*岩土力学*,2015,36(9):2674-2680.
ZHOU Chao, YIN Kunlong, HUANG Faming. Application of the chaotic sequence WA-ELM coupling model in landslide displacement prediction[J]. *Rock and Soil Mechanics*, 2015, 36(9): 2674-2680.
- [10] 彭令,牛瑞卿,吴婷.时间序列分析与支持向量机的滑坡位移预测[J].*浙江大学学报(工学版)*,2013,47(9):1672-1679.
PENG Ling, NIU Ruiqing, WU Ting. Time series analysis and support vector machine for landslide displacement prediction[J]. *Journal of Zhejiang University (Engineering Science)*, 2013, 47(9): 1672-1679.
- [11] 戈海玉,涂劲松.边坡位移预测的非线性组合模型及应用[J].*岩土力学*,2011,32(6):1808-1812.
GE Haiyu, TU Jinsong. Nonlinear coupled model for predicting slope displacement and its application[J]. *Rock and Soil Mechanics*, 2011, 32(6): 1808-1812.
- [12] 马文涛.基于灰色最小二乘支持向量机的边坡位移预测[J].*岩土力学*,2010,31(5):1670-1673.
MA Wentao. Forecasting slope displacements based on grey least square support vector machines[J]. *Rock and Soil Mechanics*, 2010, 31(5): 1670-1673.
- [13] 杨永波,刘明贵,岳向红,等.基于灰色理论和神经网络的边坡位移预测[J].*自然灾害学报*,2008,17(2):138-143.
YANG Yongbo, LIU Minggui, YUE Xianghong, et al. Prediction of slope displacement based on gray model and neural network[J]. *Journal of Natural Disasters*, 2008, 17(2): 138-143.
- [14] 吴益平,滕伟福,李亚伟.灰色-神经网络模型在滑坡变形预测中的应用[J].*岩石力学与工程学报*,2007,26(3):632-636.
WU Yiping, TENG Weifu, LI Yawei. Application of grey-neural network model to landslide deformation prediction[J]. *Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering*, 2007, 26(3): 632-636.
- [15] 唐波,彭友仙,陈彬,等.基于 BP 神经网络的交流输电线路可听噪声预测模型[J].*信阳师范学院学报(自然科学版)*,2015,28(1):136-140.
TANG Bo, PENG Youxian, CHEN Bin, et al. Audible noise prediction model of AC power lines based on BP neural network[J]. *Journal of Xinyang Normal University(Natural Science Edition)*, 2015, 28(1): 136-140.
- [16] 严磊,刘好斌,雷邦军,等.基于灰色广义回归神经网络模型的城市耕地面积预测[J].*地理与地理信息科学*,2012,28(3):111-112.
YAN Lei, LIU Haobin, LEI Bangjun, et al. Urban land area forecast based on model of gray generalized regression neural network[J]. *Geography and Geo-Information Science*, 2012, 28(3): 111-112.
- [17] WANG Xiaojun, YOU Mingshuang, MAO Zhizhong, et al. Tree-Structure ensemble general regression neural networks applied to predict the molten steel temperature in ladle furnace[J]. *Advanced Engineering Informatics*, 2016, 30(3): 368-375.
- [18] 李树峰,陈志丹.pGM(1,1)模型权值 p 的精确求解及其性质分析[J].*统计与决策*,2009(21):153-154.
LI Shufeng, CHEN Zhidan. The exact solution and properties analysis of pGM(1,1) model of weight p [J]. *Statistics and Decision*, 2009(21): 153-154.
- [19] 严磊,毛凤梅,雷邦军,等.农机总动力预测的灰色神经网络新方法[J].*中国农机化学报*,2013,34(3):45-47.
YAN Lei, MAO Fengmei, LEI Bangjun, et al. A new machinery total power forecasting method based on grey neural network[J]. *Journal of Chinese Agricultural Mechanization*, 2013, 34(3): 45-47.
- [20] 刘道华,张飞,张言言.一种改进的 RBF 神经网络对县级政府编制预测[J].*信阳师范学院学报(自然科学版)*,2016,29(2):265-269.
LIU Daohua, ZHANG Fei, ZHANG Yanyan. A prediction for the preparation of county government based on improved RBF neural networks [J]. *Journal of Xinyang Normal University(Natural Science Edition)*, 2016, 29(2): 265-269.

责任编辑:郭红建