

文章编号: 1674—8247(2020)05—0013—07

DOI:10.12098/j.issn.1674-8247.2020.05.003

## 基于灰色系统及BP神经网络算法的边坡变形 预测精确度影响分析

姜永杰<sup>1</sup> 张书豪<sup>1</sup> 吴光<sup>1</sup> 张广泽<sup>2</sup> 柴春阳<sup>2</sup>

(1. 西南交通大学, 成都 611756; 2. 中铁二院工程集团有限责任公司, 成都 610031)

**摘要:**在边坡变形数字化分析中,数据算法的选取已成为影响预测结果的重要因素之一。本文旨在排除工程地质条件等其他现场因素的影响,研究分析工具中常见的窗口平滑多项式、小波分析,对灰色系统GM(1,1)及BP神经网络在预测边坡变形时的精确度影响。结果表明:(1)当边坡变形稳定,边坡位移时序图呈直线抬升趋势时,此时基于窗口平滑多项式的BP神经网络能够获得较为精确的预测值;(2)当边坡变化异常,位移时序图呈阶跃式曲线时,此时基于小波分析的BP神经网络能够获得较为精确的预测值。

**关键词:**边坡变形; 预测精确度; 算法耦合; 数据预处理; 位移时序图

中图分类号:TU43

文献标志码:A

## Influence Analysis of Slope Deformation Prediction Accuracy Based on Grey System and BP Neural Network Algorithm

JIANG Yongjie<sup>1</sup> ZHANG Shuhao<sup>1</sup> WU Guang<sup>1</sup> ZHANG Guangze<sup>2</sup> CHAI Chunyang<sup>2</sup>

(1. Southwest Jiaotong University, Chengdu 611756, China;

2. China Railway Eryuan Engineering Group Co., Ltd., Chengdu 610031, China)

**Abstract:** In the digital analysis of slope deformation, the selection of data algorithm has become one of the important factors affecting prediction results. The purpose of the paper is to research the influence of window smoothing polynomials and wavelet analysis, which are common in analysis tools, on the accuracy of grey system GM(1,1) and BP neural network in prediction of slope deformation by eliminating the influence of engineering geological conditions and other field factors. The results show that: (1) When the slope deformation is stable and the slope displacement sequence chart shows a straight upward trend, the BP neural network based on window smoothing polynomials can obtain more accurate predicted values; (2) When the slope changes abnormally and the displacement sequence chart shows a step curve, the BP neural network based on wavelet analysis can obtain more accurate predicted values.

**Key words:** slope deformation; accuracy of prediction; algorithm coupling; data preprocessing; displacement sequence chart

自然状态下边坡变形受到降雨、地震以及人为活动等因素的影响,边坡位移的大小及变形速度均难以

预测。但随着数据处理理论以及计算机技术的不断进步,对已获取的变形数据处理方法的选择也逐渐成为

收稿日期:2019-12-06

作者简介:姜永杰(1994-),男,硕士。

基金项目:四川省科技计划资助(2019YFG0460)

引文格式:姜永杰,张书豪,吴光,等. 基于灰色系统及BP神经网络算法的边坡变形预测精确度影响分析[J]. 高速铁路技术,2020,11(5):13-19.

JIANG Yongjie, ZHANG Shuhao, WU Guang, et al. Influence Analysis of Slope Deformation Prediction Accuracy Based on Grey System and BP Neural Network Algorithm[J]. High Speed Railway Technology, 2020, 11(5):13-19.

影响边坡变形预测的重要影响因素之一<sup>[1-3]</sup>。如王万详<sup>[4]</sup>基于Kalman滤波的灰色神经网络,在短期预测中,充分利用Kalman滤波动态实时产生新的最优估计值去除噪声干扰,并使用BP神经网络模拟GM(1,1)预测结果的残差序列,重构GM(1,1)的预测值,达到了较好的预测精度。马文涛<sup>[5]</sup>等人研究的基于小波变换和GALSSVM边坡位移预测模型,利用互信息法和伪邻近法对小波变换的高低频信号分别进行相空间重构,以此获得有较高预测精度的位移值。

由此可见,基于不同预处理方法的预测模型,在针对不同特性的边坡数据时各有所长。目前,研究边坡变形的算法层出不穷,而探索窗口平移多项式、小波分析、灰色系统GM(1,1)、BP神经网络等常见算法之间影响的分析课题少之又少。因此,本文采用MATLAB软件,通过算法耦合,构建基于不同预处理工具的预测分析模型,并以标准差及相关性系数作为检测标准,探索各算法间的最佳耦合方式。

## 1 耦合算法及精度评价参数选取

为探究边坡变形分析中常见的数据预处理算法对变形预测精确度的影响,本文采用已通过精密测量获取的云南某桥岸边坡变形数据,并利用该边坡前期状态稳定,后期因两次隧道施工位移变形急速增大,最终又趋向稳定的变形特征,同时利用其累计位移量先直线抬升,后两次曲线上升至稳定的位移时序图,在MATLAB程序中构造基于最小二乘的三阶窗口平移多项式拟合法、小波分析、灰色系统GM(1,1)、BP神经网络的两种边坡数据预处理方法和两种数据预测模型。然后进行两两耦合,获得基于窗口多项式平滑的灰色系统、基于窗口多项式平滑的BP网络模型、基于小波分析的灰色系统和基于小波分析的BP网络模型四种边坡数据处理模型,探索函数搭配在边坡位移时序图中直线段预测及曲线段预测中的表现,同时以标准差及相关性系数数值作为位移预测值校验标准,推荐边坡变形不同趋势下的最优算法组合。

## 2 研究方法

### 2.1 数据预处理工具

#### 2.1.1 窗口平移多项式

一组数据 $x[n]$ 可视为以 $n=0$ ,前后各 $M$ 个数据,共 $2M+1$ 个数据来表示,且可用多项式 $p(n) = \sum_{k=0}^N a_k n^k$ 进行进一步拟合。此方法最小二乘拟合的残差为<sup>[6]</sup>:

$$\varepsilon_N = \sum_{n=-M}^M (p(n) - x[n])^2 = \sum_{n=-M}^M \left( \sum_{k=0}^N a_k n^k - x[n] \right)^2 \quad (1)$$

若使残差最小,则 $\varepsilon$ 对各个参数的偏导数应为0,化简为:

$$\sum_{k=0}^N \left( \sum_{n=-M}^M n^{i+k} \right) a_k = \sum_{n=-M}^M n^i x[n] \quad (2)$$

$$i = 0, 1, 2, \dots, N$$

得到 $a_k$ 值,便可求出该组数据的拟合多项式表达式。演绎推理后得知,若将数据平分为多组,便可以 $2M+1$ 为窗口维度进行移动式平滑处理。

#### 2.1.2 小波分析

小波分析是20世纪80年代中后期发展起来的新兴学科,其基本思想是用一族函数去表示或逼近另一信号或函数。该族函数可称为小波函数系,其表达式由基本小波函数平移和伸缩构成<sup>[7-8]</sup>。

$$\psi_{a,b}(t) = |a|^{-1/2} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) \quad (3)$$

$$a, b \in R, a \neq 0$$

对监测数据信号进行小波分解,实质是将信号分解为带有噪音的高频部分和带有监测信号特征的低频部分,如式(4)所示。

$$\begin{cases} c_{j,k} = \sum_{n \in Z} c_{j-1,n} \bar{h}_{n-2k} \\ d_{j,k} = \sum_{n \in Z} c_{j-1,n} \bar{g}_{n-2k} \end{cases} \quad (4)$$

$h_n$ 和 $g_n$ 为一对共轭镜像滤波器的脉冲响应,分别为低通滤波器H和高通滤波器G的滤波器系数。对分离出来的高频信号再逐次进行分解,直到高频噪音被大规模分离。最终将所有分离出来的低频信号进行重构,得到较为真实的监测信号。

### 2.2 数据预测工具

#### 2.2.1 灰色系统

灰色系统是对规律信息不明确的系统进行信息挖掘的方法,通过前期对数据的累加累减,将数据内部的灰度关联及积分特性进一步显现,由于新生成的数据呈现近似指数增长规律,可由一阶微分方程表示<sup>[9-10]</sup>:

$$\frac{dx^{(1)}(k)}{dt} + ax^{(1)}(k) = b \quad (5)$$

进而利用最小二乘法求解,得到时间响应序列表达式:

$$\hat{x}^{(1)}(k+1) = \left( x^{(0)}(1) - \frac{b}{a} \right) e^{-ab} + \frac{b}{a} \quad (6)$$

$$(k = 1, 2, \dots, n)$$

进而完成以微分方程代替差分方程累减逆推得到新数据,得到GM(1,1)预测模型表达式。在单调数据的短期预测中有良好表现。

$$\hat{x}^{(0)}(k) = \left( \frac{1 - 0.5a}{1 + 0.5a} \right)^{k-2} \frac{b - ax^{(0)}(1)}{1 + 0.5a} \quad (7)$$

### 2.2.2 BP神经网络

BP神经网络为多层前馈网络,其核心理论在于设置输入层、隐含层以及输出层,其预测输出值 $O$ 由式(8)计算得出<sup>[11]</sup>。

$$O = \sum_{j=1}^i H_j w_{jk} - b_k (k = 1, 2, 3) \quad (8)$$

式中: $H_j$ —— $J$ 层隐含层输出值;

$w_{jk}$ ——连接权值;

$b$ ——隐含层阈值。

数据在各层之间的传递权重及隐含层的阈值均可依据输出值 $O$ 与期望数值的差异进行调整。

$$e_k = Y_k - O_k (k = 1, 2, 3, \dots, m) \quad (9)$$

$$\omega_{i,j} = \omega_{i,j} + \eta H_j (1 - H_j) x(i) \sum_{k=1}^m \omega_{ij} e_k \quad (10)$$

$$(i = 1, 2, \dots, n; j = 1, 2, \dots, l)$$

$$\omega_{jk} = \omega_{jk} + \eta h_j e_k \quad (11)$$

$$(j = 1, 2, \dots, l; k = 1, 2, \dots, m)$$

式中: $e_k$ ——网络预测误差;

$\eta$ ——学习速率。

不断“学习”减少差异直到达到误差要求,因此神

经网络的模拟过程相当于大脑对一组含有特定规律数据的“认知过程”。

在灰色系统及BP神经网络的运用中,发现两种预测模型都具有“样本学习”的处理过程,由此可推知,不同的学习样本必然会对各自模型的预测结果产生影响。因此,本文结合自然状态下边坡的变形数据,将数据预处理、数据预测两类功能不同的方法两两耦合共生四种方法组。四种方法模型既可横向比较判断前期预处理方法对预测结果精确度的影响,又可纵向比较判断在边坡变形数字化分析中处理结果贴合实测值的最优搭配。

## 3 工程运用

云南某桥岸边坡具有典型的高山峡谷坡面特性,自施工以来布设的自动监测装置已获得了桥岸边坡长时期的变形时序图。为充分展示各方法组的预测性能,特遴选具有前期缓慢抬升,后期两组曲线波动直至稳定的监测数据。数据采集时间由2016年11月16日始,至2017年11月13日结束。采集周期为2 h/d。其中3月31日和7月17日分别开始左右隧道锚施工爆破,因此位移时序图呈阶跃式抬升。边坡变形时序图总趋势及各部分分段利用方式如图1所示。

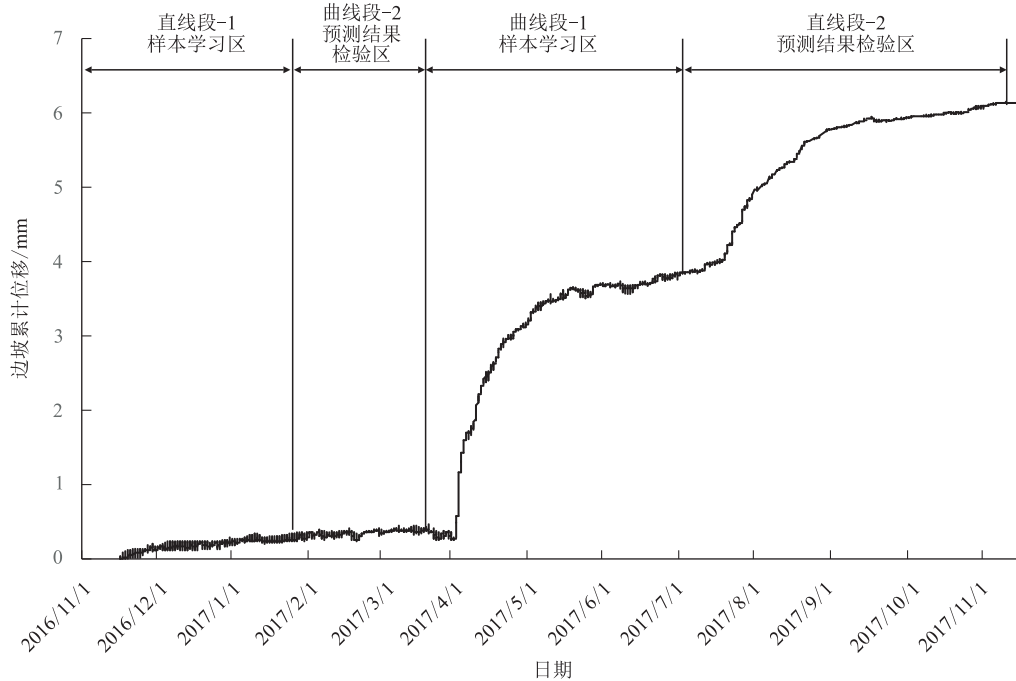


图1 某岸边坡2017年变形位移时序图

由图1可以看出,在MATLAB中对直线段-1区域采用窗口平移多项式和小波分析进行平滑降噪处

理,两种方法得到的结果皆用来作为灰色系统和BP神经网络预测直线段-2区域的学习样本,并以直线

段-2区域原数值进行参照,通过标准差和相关性系数作为预测结果精确度的检验标准。曲线段的研究过程与直线段相同。标准差和相关性系数数值可体现出不同方法组在处理不同特征曲线时的实用性。

3.1 直线段区域的平滑处理与预测

在MATLAB中,窗口平移多项式与小波分析对直线段-1区域的平滑处理结果分别如图2、图3所示,直线段-1原始观测位移时序图如图3所示。

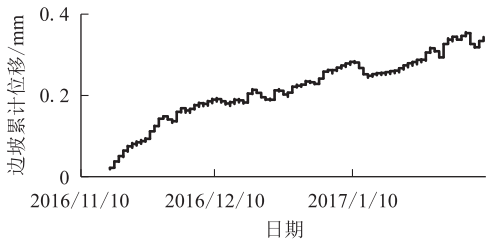


图2 直线段-1窗口平移多项式拟合结果图



图3 直线段-1小波分析拟合结果图

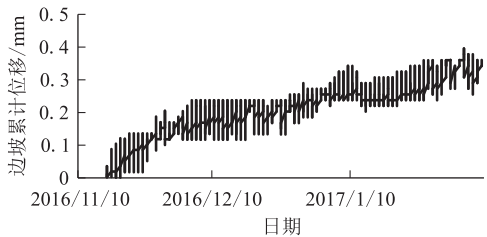


图4 直线段-1原始观测位移时序图

两者平滑处理结果与原数据对照的标准差和相关性系数如表1所示。

表1 直线段-1预测误差分析表

项目名称	标准差	相关性系数	方法组精确度评价
直线段-1窗口平移多项式处理误差	0.062 762 86	0.929 125 339	优
直线段-1小波分析处理误差	0.064 394 062	0.917 071 142	-

灰色系统分别采用窗口平移多项式及小波分析的处理结果作为学习样本时,直线段区域学习及预测的总过程如图5、图6所示。

两种预测结果与原数据对照的标准差和相关性系

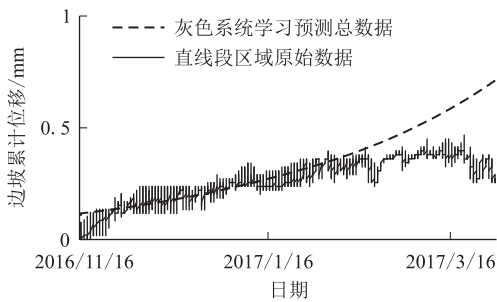


图5 直线段中灰色系统GM(1,1)基于窗口平移多项式的学习预测总过程图



图6 直线段中灰色系统GM(1,1)基于小波分析的学习预测总过程图

数如表2所示。

表2 直线段-2灰色系统GM(1,1)预测误差分析表

项目名称	标准差	相关性系数	方法组精确度评价
直线段-2灰色系统GM(1,1)使用窗口平移多项式结果的预测误差	0.098 181 977	-0.010 452 381	优
直线段-2灰色系统GM(1,1)使用小波分析结果的预测误差	0.098 183 328	-0.007 268 683	-

由图5、图6可以看出,无论采用哪种平滑方法的结果作为学习样本,灰色系统的预测曲线走向与原始数据均相差较大,这是因为灰色系统的核心计算思想是通过对学习样本的累加处理,使原始数据内在的指数函数特性得以显现,直线段-1区域的数据具有较强的指数特性,但观察直线段-2区域的数据并不符合直线段-1区域数据的指数特性。因此预测数据与对照组数据大相径庭。同时,在灰色系统的理论计算中,逆推阶段的初始值并由微分方程的解累减获得的,而是直接采用的原始数据初始值,微分方程的解是基于最小二乘法获得的,在计算过程中考虑整体评估的最小误差,因此,灰色系统在学习阶段初始过程中存在数值突变的现象。

BP神经网络分别采用窗口平移多项式及小波分析的处理结果作为学习样本时,直线段区域学习及预测的总过程如图7、图8所示。

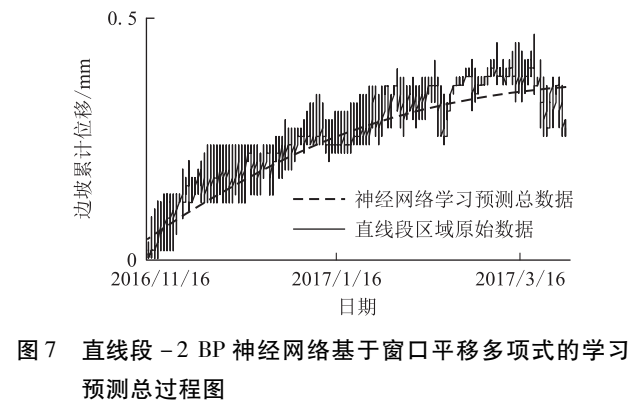


图 7 直线段 -2 BP 神经网络基于窗口平移多项式的学习预测总过程图

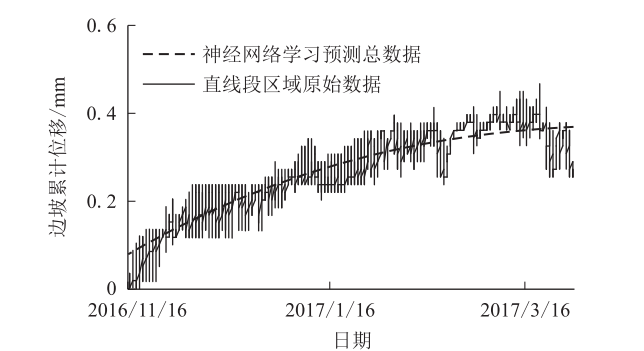


图 8 直线段 -2 BP 神经网络基于小波分析的学习预测总过程图

两种预测结果与原数据对照的标准差和相关性系数如表 3 所示。

表 3 直线段 -2 BP 预测误差分析表			
项目名称	标准差	相关性系数	方法组精确度评价
直线段 -2 BP 神经网络使用窗口平移多项式结果的预测误差	0.013 059 598	0.149 403 099	优
直线段 -2 BP 神经网络使用小波分析结果的预测误差	0.012 618 024	0.118 263 595	-

分析 BP 神经网络的学习预测总过程曲线,发现该曲线的拟合程度较灰色系统的学习预测总过程曲线更加贴切原始数据。BP 神经网络在算法上属于前馈网络,在其算法学习阶段的代码中,采用了寻求最佳隐含层的 for 循环语句,使其算法学习结果更加贴近学习样本,因此其整体过程呈上凸型曲线,更加符合直线段 -2 区域的数据预期。

### 3.2 曲线段区域的平滑处理与预测

在 MATLAB 中,窗口平移多项式与小波分析对曲线段 -1 的平滑处理结果图如图 9~图 11 所示。

两者平滑处理结果与原数据对照的标准差和相关性系数如表 4 所示。

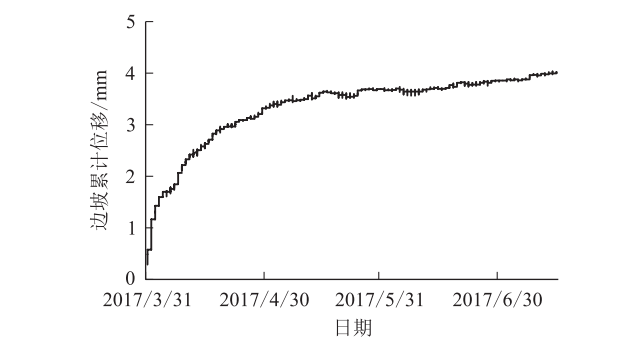


图 9 曲线段 -1 窗口平移多项式拟合结果图

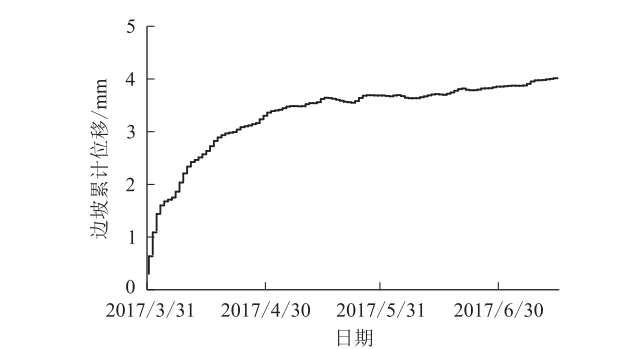


图 10 曲线段 -1 小波分析拟合结果图

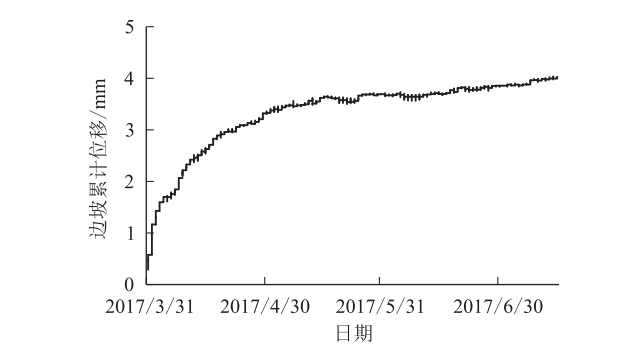


图 11 曲线段 -1 原始观测位移时序图

表 4 曲线段 -1 处理误差分析表			
项目名称	标准差	相关性系数	方法组精确度评价
曲线段 -1 窗口平移多项式处理误差	0.528 543 708	0.999 240 286	-
曲线段 -1 小波分析处理误差	0.528 439 617	0.999 395 123	优

分析两段曲线可知,两种方法对曲线数据的处理能力相似,效果较好,表现为标准差较小,相关性系数高。

灰色系统分别采用窗口平移多项式及小波分析的处理结果作为学习样本时,曲线段区域学习及预测的总过程如图 12、图 13 所示。两种预测结果与原数据对照的标准差和相关性系数如表 5 所示。



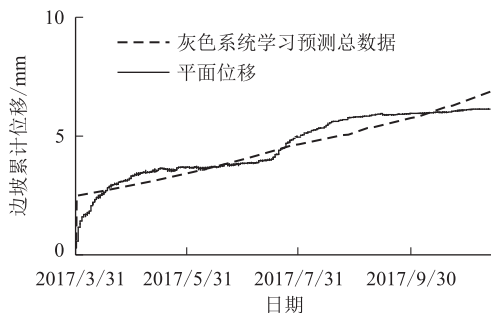


图12 曲线段-2 灰色系统 GM(1,1) 基于窗口平移多项式的预测总过程图

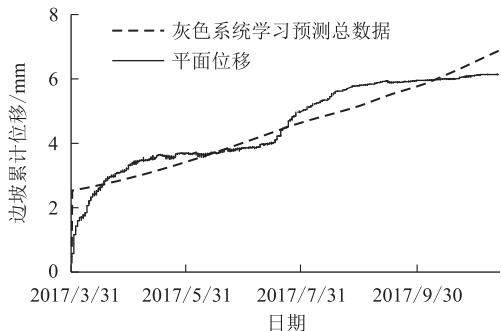


图13 曲线段-2 灰色系统 GM(1,1) 基于小波分析的预测总过程图

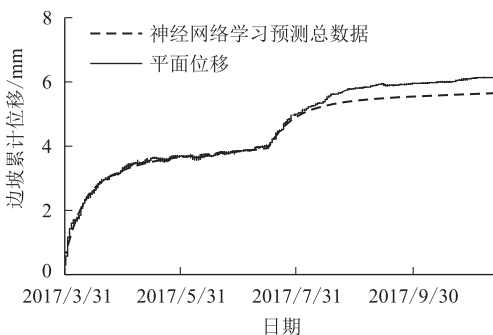


图14 曲线段-2 BP神经网络基于窗口平移多项式的预测总过程图

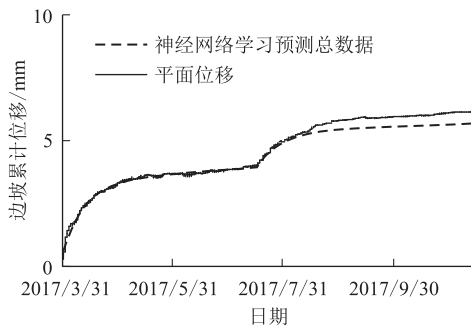


图15 曲线段-2 BP神经网络基于小波分析的预测总过程图

分析灰色系统在曲线段的学习及预测过程可知,灰色系统在模拟曲线段数据时效果更加不理想,进一步论证了灰色系统在处理非指数特性数据时的不适应性。

表5 曲线段-2 灰色系统 GM(1,1) 预测误差分析表

项目名称	标准差	相关性系数	方法组精确度评价
曲线段-2 灰色系统 GM(1,1) 使用窗口平移多项式结果的预测误差	0.714 142 1	0.841 3414 69	-
曲线段-2 灰色系统 GM(1,1) 使用小波分析结果的预测误差	0.713 634 978	0.841 355 206	优

BP神经网络分别采用窗口平移多项式及小波分析的处理结果作为学习样本时,曲线段区域学习及预测的总过程如图14、图15所示,两种预测结果与原数据对照的标准差和相关性系数如表6所示。

表6 曲线段-2 BP 预测误差分析表

项目名称	标准差	相关性系数	方法组精确度评价
曲线段-2 BP神经网络使用窗口平移多项式结果的预测误差	0.355 667 137	0.990 880 532	-
曲线段-2 BP神经网络使用小波分析结果的预测误差	0.356 215 706	0.991 577 505	优

分析BP神经网络在曲线段的学习预测过程可知,在曲线段数据处理中,BP神经网络的处理效果要明显优于灰色系统GM(1,1)。当BP神经网络的学习样本为小波分析平滑结果时,其预测值更采用窗口平移多项式平滑结果要更贴近边坡实测位移。尽管视觉效果上两种预处理方法结果如出一辙,但根据各自处理结果的标准差及相关性系数可知,小波分析的预测总过程结果拟合程度更好,对于BP神经网络的学习预测能力有较强的推进作用。

## 4 结论

本文在排除边坡工程地质条件等现场因素的前提下,在边坡变形数据预处理及预测方法中各比选了两种常见方法,耦合成四种方法组,研究了边坡位移处于直线抬升和曲线变化不同趋势条件时,不同预处理方法对后期变形预测精确度的影响,并分别推荐了最佳数据处理方案。

(1)当边坡变形处于稳定时期时,其变形位移时序图大致呈直线趋势,窗口平移多项式对提高预测模型的精确度有明显效果,此时采用基于窗口平移多项式的BP神经网络能够获得较为精确地边坡变形预测。

(2)当边坡变形处于活跃时期时,其变形位移时序图大致呈阶跃式曲线特征,此时小波分析对提高预测模型的精确度有明显效果,此时采用基于小波分析的BP神经网络能够获得较为精确的边坡变形预测。

以上结论可为研究复杂因素影响下的边坡变形预测提供有效借鉴。

## 参考文献:

- [1] 陈晓鹏, 张强勇, 刘大文, 等. 边坡变形统计回归分析模型及应用[J]. 岩石力学与工程学报, 2008, 27(S2):3673-3679.  
CHEN Xiaopeng, ZHANG Qiangyong, LIU Dawen, et al. Deformation Statistical Regression Analysis Model of Slope and Its Application [J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2008, 27(S2):3673-3679.
- [2] 黄发明, 殷坤龙, 杨背背, 等. 基于时间序列分解和多变量混沌模型的滑坡阶跃式位移预测[J]. 地球科学, 2018, 43(3):887-898.  
HUANG Faming, YIN Kunlong, YANG Beibei, et al. Step-Like Displacement Prediction of Landslide Based on Time Series Decomposition and Multivariate Chaotic Model[J]. Earth Science, 2018, 43(3):887-898.
- [3] 蔚清. 边坡监测数据预处理方法比较及建模研究[D]. 合肥:合肥工业大学, 2013.  
WEI Qing. The Comparison of Pretreatment Methods and the Study of Modeling about Slope Monitoring Data[D]. Hefei:HE Fei University of Technology, 2013.
- [4] 王万祥. 基于Kalman滤波的灰色神经网络边坡预测[J]. 筑路机械与施工机械化, 2018, 35(2):118-122.  
WANG Wanxiang. Slope Prediction with Grey Neural Network Based on Kalman Filter[J]. Road Machinery & Construction Mechanization, 2018, 35(2):118-122.
- [5] 马文涛. 基于小波变换和GALSSVM的边坡位移预测[J]. 岩土力学, 2009, 30(S2):394-398.  
MA Wentao. Prediction of Slope Displacement Based on Wavelet Transform and Genetic Algorithm-least Square Support Vector Machine [J]. Rock and Soil Mechanics, 2009, 30(S2):394-398.
- [6] 杨燕丽, 罗文强. 多项式平滑算法研究及其在滑坡数据预处理中的应用[J]. 黄冈师范学院学报, 2010, 30(3):123-126.  
YANG Yanli, LUO Wenqiang. Polynomial Smoothing Algorithm and Its Application in the Landslide Data Preprocess [J]. Journal of Huanggang Normal University, 2010, 30(3):123-126.
- [7] 李超, 郝建新, 文鸿雁, 等. 变形监测数据的一种小波去噪法研究[J]. 测绘科学, 2012, 37(4):24-25.  
LI Chao, HE Jianxin, WEN Hongyan, et al. A Wavelet De-noising Method of Deformation Monitoring Data[J]. Science of Surveying and Mapping, 2012, 37(4):24-25.
- [8] 黄声享, 刘经南, 柳响林. 小波分析在高层建筑动态监测中的应用[J]. 测绘学报, 2003, 32(2):153-157.  
HUANG Shengxiang, LIU Jingnan, LIU Xianglin. Deformation Analysis Based on Wavelet and Its Application in Dynamic Monitoring for High-rise Buildings[J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2003, 32(2):153-157.
- [9] 陈超英. 累加生成的改进和GM(1, 1, t)灰色模型[J]. 数学的实践与认识, 2007, 37(2):105-109.  
CHEN Chaoying. Improvement on the AGO and a Grey Model GM(1, 1, t) [J]. Mathematics in Practice and Theory, 2007, 37(2):105-109.
- [10] 徐鹏. 基于灰色系统理论的深基坑围护结构监测数据预测[J]. 工程与试验, 2015, 55(3):5-6.  
XU Peng. Prediction for Monitoring Data of Enclosure Structure of Deep Foundation Pit Based on Grey System Theory[J]. Engineering & Test, 2015, 55(3):5-6.
- [11] 姚博. 基于BP人工神经网络的煤矸石路堤沉降预测分析[D]. 长沙:中南林业科技大学, 2018.  
YAO Bo. Subsidence Prediction of Coal Gangue Embankment Based on BP Artificial Neural Network [D]. Shangsha: Central South University of Forestry and Technology, 2018.