

王 利,岳 聪,舒 宝,等.基于混沌时间序列的黄土滑坡变形预测方法及应用[J].地球科学与环境学报,2021,43(5):917-925.
WANG Li,YUE Cong,SHU Bao,et al. Chaotic Time Series Based Surface Displacement Prediction Method and Application to Loess
Landslides[J]. Journal of Earth Sciences and Environment,2021,43(5):917-925.

DOI:10. 19814/j. jese. 2021. 03037

基于混沌时间序列的黄土滑坡 变形预测方法及应用

王 利^{1,2,3},岳 聪⁴,舒 宝^{1,2,3*},张耀辉^{1,2,3},许 豪^{1,2,3},义 琛^{1,2,3}

(1. 长安大学 地质工程与测绘学院,陕西 西安 710054; 2. 地理信息工程国家重点实验室,
陕西 西安 710054; 3. 长安大学 西部矿产资源与地质工程教育部重点实验室,陕西 西安 710054;
4. 自然资源部第一大地测量队,陕西 西安 710054)

摘 要:采用 GNSS 技术进行滑坡变形监测时,由于多路径等观测误差的存在,直接使用 GNSS 监测结果进行变形预测会影响预测结果的精度。为了探讨 GNSS 测量误差对变形预测结果的影响程度,考虑到滑坡系统的混沌特性,采用混沌理论对陕西泾阳地区庙店滑坡 GNSS 变形监测结果抑噪处理前后的时间序列进行了对比分析。首先,采用互信息量法确定监测序列的时间延迟、用改进的虚假邻近点法(Cao 算法)确定嵌入维数,获取相空间重构参数;然后使用最大 Lyapunov 指数对两种变形监测序列进行混沌特性识别;最后,分别使用加权一阶局域预测方法、最大 Lyapunov 指数预测方法和 BP 神经网络预测方法对滑坡变形监测结果进行预测。结果表明:GNSS 滑坡变形监测结果抑噪处理前后的时间序列满足混沌特性,说明滑坡系统具有混沌特性;在 3 种混沌时间序列预测方法中,BP 神经网络预测方法的效果较好,且该方法预测结果的平均绝对误差(MAE)和平均相对误差(MRE)分别为 0.4 mm 和 11.9%,经过 S-变换抑噪处理后,预测结果的平均绝对误差和平均相对误差分别为 0.1 mm 和 4.1%,预测效果有明显改善。

关键词:黄土滑坡;GNSS;变形预测;相空间重构;S-变换;抑噪;混沌时间序列

中图分类号:P642. 22 **文献标志码:**A **文章编号:**1672-6561(2021)05-0917-09

Chaotic Time Series Based Surface Displacement Prediction Method and Application to Loess Landslides

WANG Li^{1,2,3}, YUE Cong⁴, SHU Bao^{1,2,3*}, ZHANG Yao-hui^{1,2,3}, XU Hao^{1,2,3}, YI Chen^{1,2,3}

(1. School of Geological Engineering and Geomatics, Chang'an University, Xi'an 710054, Shaanxi, China;
2. State Key Laboratory of Geo-information Engineering, Xi'an 710054, Shaanxi, China; 3. Key
Laboratory of Western China's Mineral Resources and Geological Engineering of Ministry of Education,
Chang'an University, Xi'an 710054, Shaanxi, China; 4. The First Geodetic Surveying
Brigade of MNR, Xi'an 710054, Shaanxi, China)

Abstract: Due to the existence of observation noise such as multi-path error, the accuracy of deformation prediction results are affected by using the data series of GNSS deformation

收稿日期:2021-03-24;修回日期:2021-06-17 投稿网址: <http://jese.chd.edu.cn/>
基金项目:国家自然科学基金项目(41877289,41731066,41604001,42004024);
国家重点研发计划项目(2018YFC1504805,2018YFC1505102);中国博士后科学基金项目(2020M673321)
作者简介:王 利(1975-),男,新疆奇台人,教授,博士研究生导师,工学博士,E-mail:wangli@chd.edu.cn.
* 通讯作者:舒 宝(1990-),男,湖北随州人,讲师,工学博士,E-mail:baos613@163.com。

monitoring. In order to examine the influence of measurement error on the deformation prediction results, the GNSS derived surface displacement time series of Miaodian landslide in Jingyang Area of Shaanxi, and those after noise suppression in combination with chaos theory were analyzed. Firstly, the mutual information method was used to determine the time delay of the surface displacement time series, and the Cao method was used to determine the embedding dimension to obtain the phase space reconstruction parameters. Secondly, the maximum Lyapunov exponent method was used to identify the chaotic characteristics of the two surface displacement time series. Finally, the weighted first-order local prediction method, the largest Lyapunov exponent prediction method, and the BP neural network prediction method were used to predict the landslide surface displacements. The results show that the GNSS landslide surface displacement time series and the time series after noise suppression have chaotic characteristics. The BP neural network prediction method has good prediction performance with an MAE of 0.4 mm and an MRE of 11.9%. After S-transform noise suppression, the MAE and MRE are 0.1 mm and 4.12%, respectively. Compared with the original time series, the prediction performance has been significantly improved after noise suppression.

Key words: loess landslide; GNSS; deformation prediction; phase space reconstruction; S-transformation; noise suppression; chaotic time series

0 引 言

滑坡本质上是一个开放、耗散和复杂的非线性动力学系统。在采用基于变形数据的滑坡预测模型(灰色系统模型^[1-3]、指数平滑模型^[4-6]等)进行变形预测时,由于没有考虑所研究系统确定性与随机性的关系,所以在一定程度上会影响预测结果的准确性^[7]。混沌理论是一种非线性系统预测方法,主要研究自然界复杂系统的发展规律,可以直接根据序列本身的客观规律进行预测,减少了人为因素的干扰,使得预测结果可靠性更高。尽管混沌系统自身对初始条件的敏感性导致了对其行为进行长期预测的困难,但是并没有影响到对混沌系统发展规律的研究^[8]。目前,混沌理论已广泛应用于经济学、气候、电力等领域^[9-16]。

已有研究表明,滑(边)坡在演化过程中会通过一定途径进入混沌状态^[17-21]。基于此,本文基于陕西泾阳地区庙店滑坡 GNSS 变形监测数据序列与经过抑噪处理后的数据序列,在判定两种变形监测数据序列为混沌时间序列的基础上,引入几种常见的混沌时间序列预测方法,并对这些方法的预测结果进行比较,以便选取适用于黄土滑坡变形预测的方法;同时,对这两种数据序列分别进行预测结果的对比分析,判断对原始监测序列进行抑噪处理后是否可以提高滑坡变形监测结果的预测精度。

1 理论模型

1.1 混沌相空间重构理论

混沌理论作为一种非线性系统理论,主要通过研究如何由时间序列通过相空间重构,从另一个维度和视角来辨识系统,挖掘系统中蕴藏的规律,并预测系统的未来走势。在这个过程中,相空间重构的质量直接影响到系统的未来走势。因此,需要采取有效且合适的方法重构相空间。Takens 认为相空间重构最有效的方法为延迟坐标法^[22],其基本原理如下。

设时间序列为 $\{x(i), i=0, 1, 2, \dots, N\}$, N 是时间序列长度,以时间延迟(Δt)和嵌入维数(m)进行相空间重构,相空间中相点(X_i)的表达式为

$$X_i = \begin{bmatrix} x(1) & x(2) & \cdots & x(M) \\ x(1+\Delta t) & x(2+\Delta t) & \cdots & x(M+\Delta t) \\ \vdots & \vdots & \cdots & \vdots \\ x(1+(m-1)\Delta t) & x(2+(m-1)\Delta t) & \cdots & x(M+(m-1)\Delta t) \end{bmatrix}$$

(1)

也可以表示为

$$X_i = [x(i), x(i+\Delta t), x(i+2\Delta t), \dots, x(i+(m-1)\Delta t)] \quad i=1, 2, \dots, M$$

(2)

$$M = N - (m-1)\Delta t$$

式中: M 为相空间中相点的个数。

时间延迟和嵌入维数是相空间重构的两个重要参数,这两个参数的选取是否合理将直接决定相空间重构的质量。

相空间重构的延迟坐标法原理表明,由系统原始状态变量构成的相空间和一维观测值重构相空间里的动力学行为等价(拓扑学认为两个空间是相同的),即一维观测值中包含系统所有状态变量演化的全部信息。由此演化规律可得到系统下一时刻的状态,从而得到时间序列下一时刻的预测值,这就为采用混沌时间序列预测提供了依据。

1.2 S-变换时频滤波

变形序列的噪声会直接影响变形预测结果,因此,本文采用 S-变换时频滤波方法削弱 GNSS 坐标序列的噪声,其原理如下。

S-变换滤波过程的表达式为

h(t)=S^{-1}(S(h(t))\times H_{TF}(\tau,f))\tag{3}

H_{TF}=\begin{cases}1&(\tau,f)\in D\\0&(\tau,f)\notin D\end{cases}\tag{4}

式中:t 为时间;f 为频率;\tau 为控制窗口移动的参
数;h(t)为给定的时间信号;H_{TF}(\tau,f)为时频滤波器;S 和 S⁻¹分别为正变换与逆变换;D 为指定信号的时频通域。

由于变形监测过程中随机噪声分布在各个时间
点处,所以 D 为整个时频通域。

时间信号 h(t)经过 S-变换后得到二维复时频
矩阵 S(t,f),将 S(t,f)中各元素求模后的矩阵记为
S|(t,f)|。由 S-变换结果可知,时频滤波器的设计
主要有两种方式:①根据 S(t,f)设计滤波器;②根
据 S|(t,f)|设计滤波器。第一种方式会改变系数的
相位,从而使 S-逆变换重构得到的时域信号产生
附加噪声,因此,本文根据最大最小值理论,按照
S|(t,f)|设计滤波器。定义如下时频滤波器,其表
达式为

H_{TF}(i)=\left(\frac{S|(t_i,f)|-M_i}{\max(S|(t_i,f)|-M_i)}\right)^{\frac{1}{3}}\tag{5}

式中:M_i 为 t_i 时刻振幅谱中 S|(t_i,f)|的最小值。

具体抑噪过程如图 1 所示。

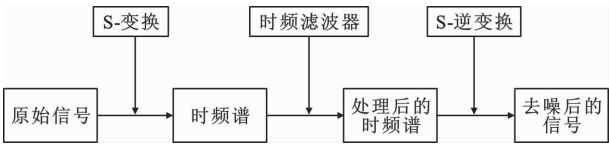


图 1 基于 S-变换的抑噪过程

Fig. 1 Noise Suppression Process Based on S-transformation

2 实验分析

2.1 数据来源

本文所采用的观测数据来自陕西省泾阳县太平
镇庙店村,该村位于泾河南岸,是黄土滑坡频发地
带。滑坡体平面形态呈“上陡下缓”的形态[图 2
(a)]。

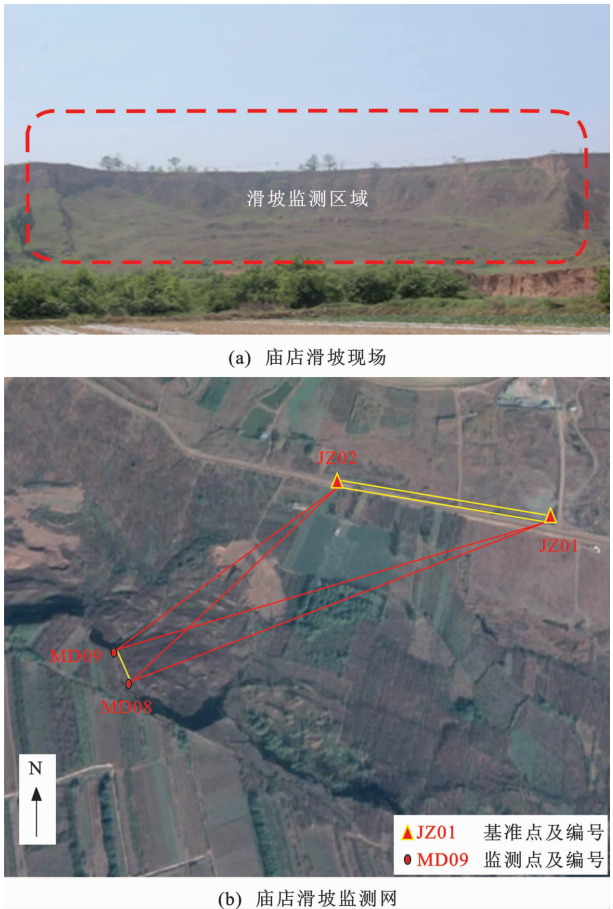


图 2 陕西泾阳地区庙店滑坡现场及监测网

Fig. 2 Miaodian Landslide in Jingyang Area of Shaanxi and Its Monitoring Network

滑坡监测网[图 2(b)]中使用北斗/GNSS 接收
机进行观测,并结合长安大学北斗分析中心自主研
发的北斗/GNSS 实时监测系统获得的监测点 N
(北)、E(东)、U(高程)方向点坐标变化序列的小时
解,数据采集时间为 2018 年 8 月 28 日 17:00 到
2019 年 4 月 17 日 2:00,共 1 913 个历元,基准站设
在距离滑坡体约 400 m 处的稳定地带。本文选取
MD09 监测点坐标变化序列进行分析。由于 GNSS
信号易受干扰,所以对 MD09 监测点 GNSS 变形监
测结果采用 S-变换时频滤波方法进行抑噪处理^[23],
结果如图 3 所示。

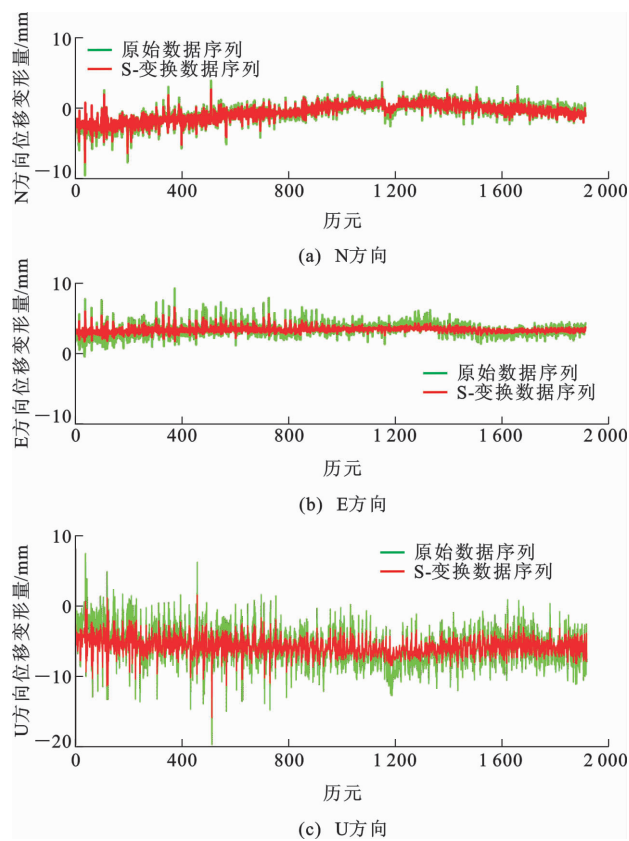


图3 原始数据序列和S-变换抑噪后的数据序列

Fig. 3 Original Data Series and the Data Series After S-transform Noise Suppression

2.2 滑坡变形时间序列的相空间参数重构

时间延迟和嵌入维数是相空间重构的两个重要参数。本文以 MD09 监测点 E 方向 GNSS 变形监测序列和经 S-变换抑噪处理后的 GNSS 变形监测结果序列为例进行相空间参数确定。

2.2.1 时间延迟的确定

在实际应用中,时间延迟的选取主要有平均位移法、自相关函数法以及互信息量法^[24]。其中,自相关函数法主要利用相空间中各相点的线性相关性求解时间延迟。尽管该方法简单易实现,但该方法不能推广到高维相空间重构过程。互信息量法则是在考虑了以上方法的局限性之后提出的一种解决时间延迟比较有效的方法。本文采用互信息量法求解 MD09 监测点 E 方向滑坡变形时间序列的时间延迟(图 4)。

从图 4 可以看出,MD09 监测点的滑坡变形时间序列互信息函数随时间延迟变化明显。随着时间延迟的增大,互信息函数有明显波动,这主要是因为利用互信息量法能够很好地反映 MD09 监测点各时间序列的相关性以及整个时间序列的非线性性

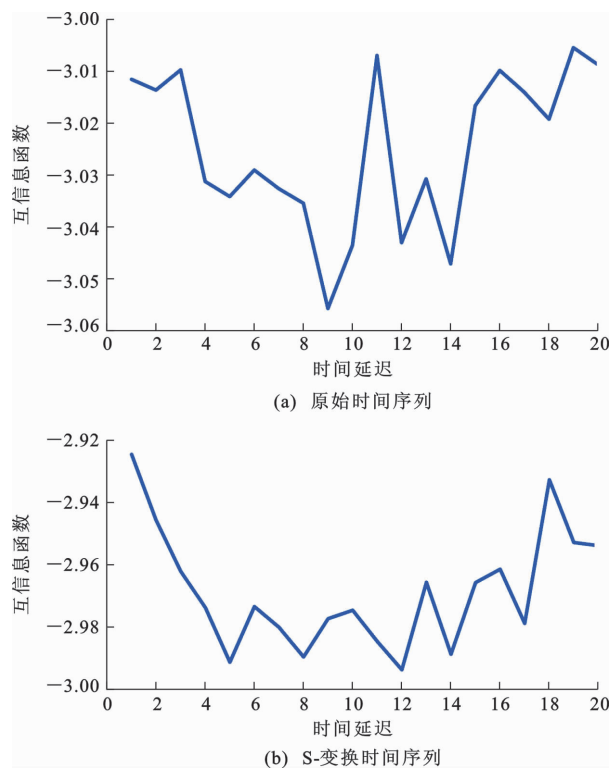


图4 MD09 监测点 E 方向变形时间序列时间延迟 t

Fig. 4 Time Delay t of the Easting Surface Displacement Time Series for Station MD09

质。因此,该方法适用于确定滑坡变形时间序列的时间延迟。当时间延迟为 2 时,原始时间序列的互信息函数取得第一个极小值[图 4(a)],因此,原始时间序列的时间延迟为 2;当时间延迟为 5 时,原始时间序列的互信息函数取得第一个极小值[图 4(b)],因此,原始时间序列的时间延迟为 5。

2.2.2 嵌入维数的确定

常用确定嵌入维数的方法有虚假邻近点法、改进的虚假邻近点法(Cao 算法)以及饱和关联维法(G-P 算法)。Cao 算法是在虚假邻近点法的基础上针对其存在的不足改进而来,G-P 算法和 Cao 算法在计算最佳嵌入维数时都容易实现,而且两种方法所得结果可以相互论证^[25]。因此,本文采用 Cao 算法获取 MD09 监测点 E 方向变形时间序列的嵌入维数(图 5)。

从图 5 可以看出:采用 Cao 算法计算所得嵌入维数的均值($E(m)$)受嵌入维数影响较小,其值在 1 附近有小幅度的波动,整体趋近于 1。令 $E_1(m) = E(m+1)/E(m)$, $E_1(m)$ 随嵌入维数的变化而变换;当嵌入维数增加到某一个值后, $E_1(m)$ 也趋于稳定。这说明监测点变形时间序列在计算之前所假定嵌入维数的范围内,没有因取值太小出现数据冗余,也没

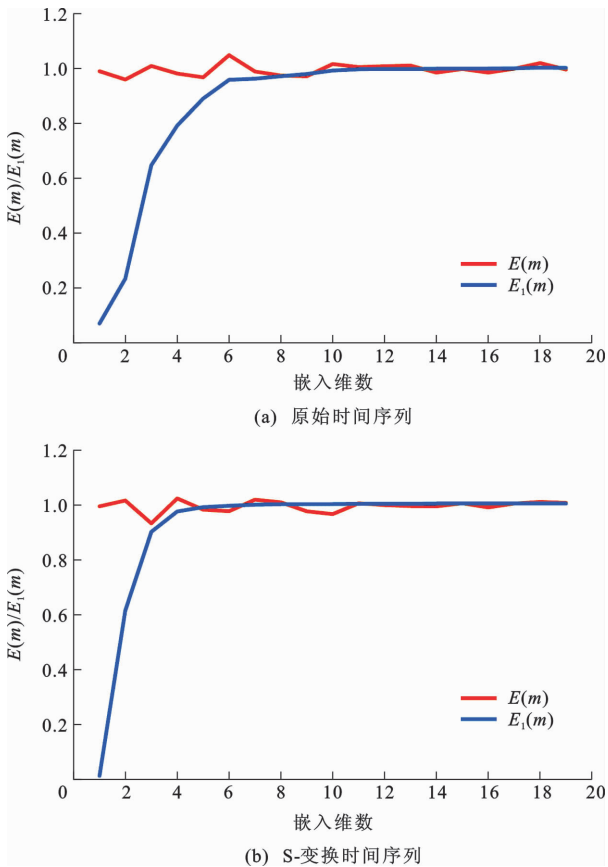


图 5 MD09 监测点 E 方向变形时间序列的嵌入维数 m
Fig. 5 Embedding Dimension m of the Easting Surface Displacement Time Series for Station MD09

有因取值太大遗漏部分数据或丢失数据间的相关关系。因此,计算结果较好,进而说明在泾阳地区庙店滑坡变形时间序列的相空间重构过程中,可以采用 Cao 算法确定最佳嵌入维数。

当嵌入维数增加到 10 时, $E_1(m)$ 不再随着维数的增加而改变[图 5(a)], 因此,原始时间序列 E 方向上的嵌入维数为 10; 当嵌入维数增加到 8 时, $E_1(m)$ 不再随着维数的增加而改变[图 5(b)], 因此,原始时间序列 E 方向上的嵌入维数为 8。

2.3 黄土滑坡混沌时间序列预测性能分析

2.3.1 黄土滑坡混沌时间序列的判别

运用混沌理论研究时间序列的前提是该序列具有混沌特性, 因此, 需要进行 MD09 监测点 GNSS 变形序列混沌特性的识别。时间序列的混沌特性判定方法主要分为定性和定量两个方面。定性判定方法简单、直观、方便, 但该方法受人为主观因素影响较大, 导致对时间序列的混沌特性判别不准确; 而定量判定方法主要是对通过计算满足混沌特性的相关量值进行判定, 避免了人为因素的影响。因此, 本文采取定量判定方法中的 Lyapunov 指数进行时间序

列的混沌特性识别。

Lyapunov 指数的求解主要有 wolf 法和小数据量法, 其中, 小数据量法计算简单且易于实现, 适合处理有限长度的时间序列^[26]。因此, 本文采用小数据量法求解时间序列的 Lyapunov 指数。图 6 为采用小数据量法分别计算的 MD09 监测点 E 方向原始时间序列和经过 S-变换抑噪处理的时间序列最大 Lyapunov 指数。计算结果表明: 原始时间序列最大 Lyapunov 指数为 0.001 2, 经过 S-变换抑噪处理的时间序列最大 Lyapunov 指数为 0.001 0, 两种时间序列的最大 Lyapunov 指数均大于 0, 为正数。因此, 采用 GNSS 技术获取的滑坡变形时间序列具有混沌特性, 可以采用混沌理论分析 GNSS 滑坡监测数据。

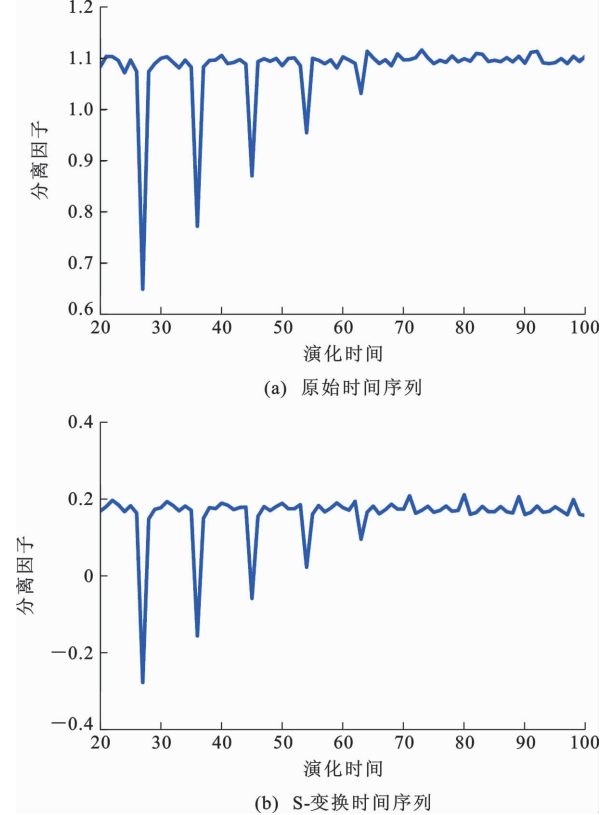


图 6 MD09 监测点 E 方向变形时间序列最大 Lyapunov 指数
Fig. 6 Maximum Lyapunov Exponents of the Easting Surface Displacement Time Series for Station MD09

2.3.2 GNSS 混沌时间序列变形预测

本文采用的变形监测数据来自陕西泾阳地区庙店滑坡, 监测时间序列共计 1 913 历元(即每小时采一次样), 其中前 1 883 历元为训练数据, 后 30 历元为预测数据。对 MD09 监测点的变形监测数据分别采用加权一阶局域预测方法、最大 Lyapunov 指

数预测方法以及 BP 神经网络预测方法进行预测, 预测方式选择多步预测。为了更好地分析监测数据经不同方法预测后的精度, 采用平均绝对误差 (MAE, δ_{MAE}) 和平均相对误差 (MRE, δ_{MRE}) 两个评价指标来评价预测方法的精度。其表达式为

$$\delta_{MAE} = \frac{1}{n} \sum |x(t) - \hat{x}(t)| \tag{6}$$

$$\delta_{MRE} = \frac{1}{n} \sum \frac{|x(t) - \hat{x}(t)|}{x(t)} \tag{7}$$

式中: n 为预测样本数; $x(t)$ 为原始时间序列; $\hat{x}(t)$ 为预测时间序列。

对 MD09 监测点 E 方向混沌时间序列进行预测, 根据已经求出的时间延迟和嵌入维数对监测点原始序列进行相空间重构, 并通过不同预测方法对序列后 30 历元数据进行预测, 预测结果如图 7 所示。由图 7 可以看出: 采用加权一阶局域预测方法和最大 Lyapunov 指数预测方法的预测结果变化趋势与原始时间序列的变化趋势大致相同, 但预测值与原始时间序列实际值相差较大, 最大偏差分别为 2.4 mm 和 1.5 mm。相比较而言, BP 神经网络预测方法的预测值较为接近原始时间序列实际值, 最大偏差为 1.1 mm。为了定量比较 3 种预测方法的预测精度, 本文分别计算了不同预测方法的绝对误差、相对误差两个评价指标序列(图 8、9)。从 3 种预测方法对应的评价指标序列可以看出, BP 神经网络预测方法优于加权一阶局域预测方法与最大 Lyapunov 指数预测方法, 尤其是对前 10 历元的预测, 其预测结果的相对误差在 15% 以内, 绝对误差在 0.5 mm 以内。整体而言, 原始时间序列的预测值与实际值偏差较大。

2.3.3 基于 S 变换的 GNSS 混沌时间序列变形预测

为了分析经 S 变换抑噪处理后的预测效果, 根据已经求出的时间延迟和嵌入维数对监测点原始序列进行相空间重构, 并建立不同预测方法对序列后 30 历元数据进行预测, 预测结果如图 10 所示。从图 10 可以看出: 加权一阶局域预测方法与最大 Lyapunov 指数预测方法预测值与实际值偏差较大, 最大偏差分别为 0.8 mm 和 1.3 mm。而 BP 神经网络预测方法的预测值比较接近实际值, 最大偏差为 0.3 mm, 且与实际值序列具有相同的波动趋势。为了定量比较 3 种预测方法的预测精度, 本文分别计算了不同预测方法的绝对误差、相对误差两个评

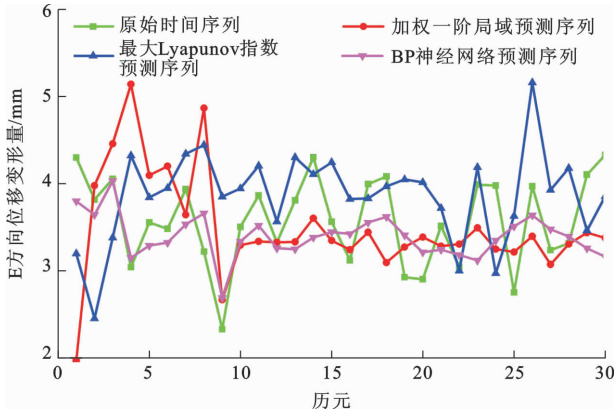


图 7 MD09 监测点 E 方向变形时间序列预测结果
Fig. 7 Prediction Results of the Easting Surface Displacement Time Series for Station MD09

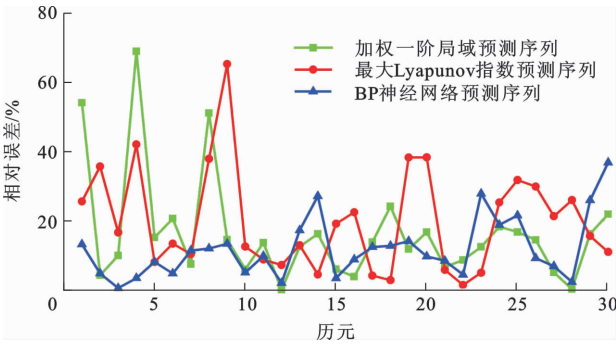


图 8 MD09 监测点 E 方向变形时间序列
各模型相对误差
Fig. 8 Relative Errors of the Easting Surface Displacement Time Series for Station MD09 with Different Prediction Models

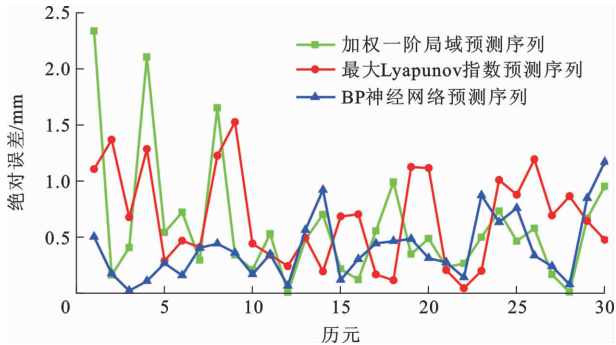


图 9 MD09 监测点 E 方向变形时间序列
各模型绝对误差
Fig. 9 Absolute Errors of the Easting Surface Displacement Time Series for Station MD09 with Different Prediction Models

价指标序列(图 11、12)。从 3 种预测方法对应的评价指标序列可以看出, BP 神经网络预测方法优于加权一阶局域预测方法与最大 Lyapunov 指数预测方法, 尤其是对前 10 历元的预测, 其预测结果的相对

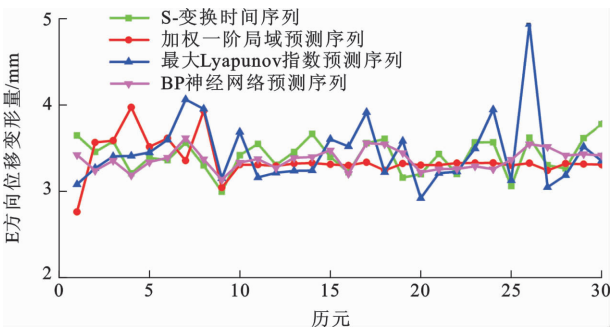


图 10 S-变换抑噪后时间序列预测结果

Fig. 10 Prediction Results of Time Series After S-transform Noise Suppression

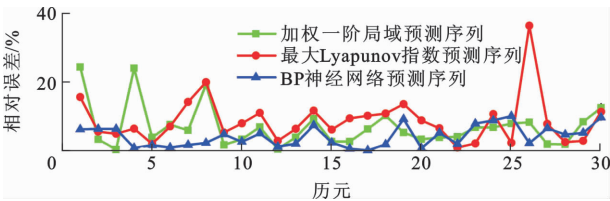


图 11 S-变换抑噪后时间序列各模型相对误差

Fig. 11 Relative Errors of Time Series After S-transform Noise Suppression with Different Prediction Models

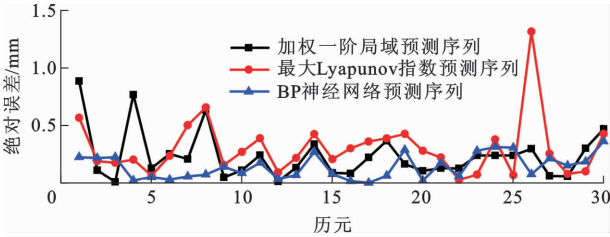


图 12 S-变换抑噪后时间序列各模型绝对误差

Fig. 12 Absolute Errors of Time Series After S-transform Noise Suppression with Different Prediction Models

误差在 5% 以内,绝对误差在 0.3 mm 以内,基本能反映原始时间序列的变化特征。在前 10 历元预测精度高,主要是因为混沌的不稳定性以及初值敏感性,导致混沌时间序列只能是短期预测。相比较而言,在 S-变换抑噪处理之前,GNSS 混沌时间序列的预测值与实际值偏差较大,其主要是在对 GNSS 原始时间序列进行相空间重构时,由于受到观测噪声的影响,混沌时间序列的奇异吸引子不能完全恢复,所以预测结果偏差较大。

通过对比图 11 与图 12 可知,相较于原始数据预测结果,经过 S-变换抑噪处理后的预测结果更加接近实际值,说明抑噪处理能够提高数据的预测精度。为了进一步说明抑噪处理后的数据有较高的预测精度,本文通过平均绝对误差和平均相对误差两项指标对预测结果进行分析,结果如表 1 所示。

通过表 1 可以看到,经过 S-变换抑噪处理后的

表 1 不同时间序列各模型预测精度统计结果

Tab. 1 Statistical Results of Prediction Accuracy in Different Time Series with Different Prediction Models

评定指标	时间序列	加权一阶局域预测	最大 Lyapunov 预测	BP 神经网络预测
平均绝对误差/mm	原始时间序列	0.6	0.7	0.4
	经过 S-变换抑噪后的时间序列	0.2	0.3	0.1
平均相对误差/%	原始时间序列	16.4	20.0	11.9
	经过 S-变换抑噪后的时间序列	6.8	8.7	4.1

时间序列预测结果的平均绝对误差与平均相对误差均小于原始时间序列预测结果的评定指标。其中,加权一阶局域预测方法、最大 Lyapunov 预测方法和 BP 神经网络预测方法经 S-变换抑噪处理后的时间序列的平均绝对误差与原始时间序列相比分别提高了 66.7%、57.1% 和 75.0%,平均相对误差分别提高了 58.5%、56.5% 和 65.5%。这说明原始数据存在的噪声对预测结果有较大的影响,且经过抑噪处理后预测效果有较明显的提高。不管是原始时间序列,还是经过 S-变换抑噪处理后的时间序列,采用 3 种预测方法后,BP 神经网络预测方法的平均绝对误差与平均相对误差均小于其他两种预测方法预测结果的评定指标。经过原始时间序列预测的平均绝对误差和平均相对误差分别为 0.4 mm 和 11.9%;经过 S-变换抑噪处理后的时间序列预测的平均绝对误差和平均相对误差分别为 0.1 mm 和 4.1%。

3 结 语

由于滑(边)坡变形普遍具有非线性性质,且在演化过程中会通过一定途径进入混沌状态。如果不考虑滑(边)坡系统确定性与随机性之间的关系,在一定程度上会影响预测结果的准确性。为此,本文结合陕西泾阳地区庙店滑坡 GNSS 变形监测数据,采用基于混沌理论的滑坡变形时间序列预测方法对该滑坡的变形时间序列进行了分析和预测。

(1)采用相同方法对 GNSS 滑坡变形监测的原始时间序列和经过 S-变换抑噪处理后的时间序列求解各自的相空间重构参数,并进行混沌识别。结果表明:GNSS 滑坡变形监测的原始时间序列与经过 S-变换抑噪处理后的时间序列均具有混沌特性。

(2)采用不同的混沌时间序列预测方法对庙店滑坡 GNSS 变形监测的原始时间序列与经过 S-变换抑噪处理后的时间序列分别进行预测。结果表明:经过 S-变换抑噪处理后的时间序列预测结果更

接近实际值,平均绝对误差、平均相对误差均优于原始时间序列的指标评定值;多种预测方法中,BP神经网络预测方法的预测精度较好;GNSS变形监测原始时间序列预测的平均绝对误差和平均相对误差分别为0.4 mm和11.9%,经过S变换抑噪处理后的时间序列预测的平均绝对误差和平均相对误差分别为0.1 mm和4.1%。综上所述,GNSS变形监测原始时间序列中存在的噪声对变形预测结果有较大影响;经过S变换抑噪处理后,预测效果得到明显改善。

参考文献:

References:

- [1] 邓聚龙. 灰色系统基本方法[M]. 武汉: 华中理工大学出版社, 1987.
DENG Ju-long. The Primary Method of Grey System Theory[M]. Wuhan: Huazhong University of Science and Technology Press, 1987.
- [2] 王朝阳, 许强, 范宣梅, 等. 灰色新陈代谢 GM(1,1) 模型在滑坡变形预测中的应用[J]. 水文地质工程地质, 2009, 36(2): 108-111.
WANG Chao-yang, XU Qiang, FAN Xuan-mei, et al. Application of Renewal Gray GM(1,1) Model to Prediction of Landslide Deformation with Two Case Studies[J]. Hydrogeology and Engineering Geology, 2009, 36(2): 108-111.
- [3] 李晓红, 靳晓光, 亢会明, 等. GM(1,1) 优化模型在滑坡预测预报中的应用[J]. 山地学报, 2001, 19(3): 265-269.
LI Xiao-hong, JIN Xiao-guang, KANG Hui-ming, et al. Application of GM(1,1) Majorized Model to Simulation-forecast of Landslide[J]. Journal of Mountain Science, 2001, 19(3): 265-269.
- [4] 段功豪, 牛瑞卿, 赵艳南, 等. 基于动态指数平滑模型的降雨诱发型滑坡预测[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2016, 41(7): 958-962.
DUAN Gong-hao, NIU Rui-qing, ZHAO Yan-nan, et al. Rainfall-induced Landslide Prediction Based on Dynamic Exponential Smoothing Model[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2016, 41(7): 958-962.
- [5] 黎锁平, 刘坤会. 平滑系数自适应的二次指数平滑模型及其应用[J]. 系统工程理论与实践, 2004, 24(2): 95-99.
LI Suo-ping, LIU Kun-hui. Quadric Exponential Smoothing Model with Adapted Parameter and Its Applications[J]. Systems Engineering—Theory & Practice, 2004, 24(2): 95-99.
- [6] 尹光志, 张卫中, 张东明, 等. 基于指数平滑法与回归分析相结合的滑坡预测[J]. 岩土力学, 2007, 28(8): 1725-1728.
YIN Guang-zhi, ZHANG Wei-zhong, ZHANG Dong-ming, et al. Forecasting of Landslide Displacement Based on Exponential Smoothing and Nonlinear Regression Analysis[J]. Rock and Soil Mechanics, 2007, 28(8): 1725-1728.
- [7] 高俊杰. 混沌时间序列预测研究及应用[D]. 上海: 上海交通大学, 2013.
GAO Jun-jie. Study and Application of Chaotic Time Series Prediction[D]. Shanghai: Shanghai Jiao Tong University, 2013.
- [8] 韩敏. 混沌时间序列预测理论与方法[M]. 北京: 中国水利水电出版社, 2007.
HAN Min. Prediction Theory and Method of Chaotic Time Series[M]. Beijing: China Water and Power Press, 2007.
- [9] 李超. 混沌时序黄金期货价格预测研究: 基于相空间重构和 ARIMA-LSTM 混合模型[D]. 广州: 暨南大学, 2018.
LI Chao. Research on Prediction of Chaotic Time Series Gold Futures Price: Based on Phase Space and ARIMA-LSTM Hybrid Model[D]. Guangzhou: Jinan University, 2018.
- [10] JOKAR M, SALARIEH H, ALASTY A. On the Existence of Proper Stochastic Markov Models for Statistical Reconstruction and Prediction of Chaotic Time Series[J]. Chaos, Solitons and Fractals, 2019, 123: 373-382.
- [11] 田中大, 李树江, 王艳红, 等. 短期风速时间序列混沌特性分析及预测[J]. 物理学报, 2015, 64(3): 246-257.
TIAN Zhong-da, LI Shu-jiang, WANG Yan-hong, et al. Chaotic Characteristics Analysis and Prediction of Short-term Wind Speed Time Series[J]. Acta Physica Sinica, 2015, 64(3): 246-257.
- [12] 韩添祎, 赵书健. 需求响应下的电力负荷特性分析[J]. 吉林电力, 2019, 47(6): 32-35.
HAN Tian-yi, ZHAO Shu-jian. Analysis of Power Load Characteristics Under Demand Response[J]. Jilin Electric Power, 2019, 47(6): 32-35.
- [13] 唐巍, 李殿璞, 陈学允. 混沌理论及其应用研究[J]. 电力系统自动化, 2000, 24(7): 67-70.
TANG Wei, LI Dian-pu, CHEN Xue-yun. Chaos Theory and Research on Its Applications[J]. Automation of Electric Power Systems, 2000, 24(7): 67-70.

- [14] 王红瑞,宋宇,刘昌明,等.混沌理论及在水科学中的应用与存在的问题[J].水科学进展,2004,15(3):400-407.
WANG Hong-rui, SONG Yu, LIU Chang-ming, et al. Application and Issues of Chaos Theory in Hydroscience[J]. Advances in Water Science, 2004, 15(3): 400-407.
- [15] 徐敏,曾光明,谢更新,等.混沌理论在河流溶解氧预测中的应用初探[J].环境科学学报,2003,23(6):776-780.
XU Min, ZENG Guang-ming, XIE Geng-xin, et al. Preliminary Research on the Application of Chaos Theory to Dissolved Oxygen Prediction[J]. Acta Scientiae Circumstantiae, 2003, 23(6): 776-780.
- [16] 李世玺,孙宪坤,尹玲,等.一种基于混沌理论和LSTM的GPS高程时间序列预测方法[J].导航定位学报,2020,8(1):65-73.
LI Shi-xi, SUN Xian-kun, YIN Ling, et al. A GPS Height Time Series Prediction Method Based on Chaos Theory and LSTM[J]. Journal of Navigation and Positioning, 2020, 8(1): 65-73.
- [17] 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 Fa-ming, YIN Kun-long, YANG Bei-bei, 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.
- [18] 张英,齐欢,王小平.新滩滑坡非线性动力学模型方法研究[J].长江科学院院报,2002,19(4):33-35.
ZHANG Ying, QI Huan, WANG Xiao-ping. Research on Nonlinear Dynamic Model Method of Xintan Landslide[J]. Journal of Yangtze River Scientific Research Institute, 2002, 19(4): 33-35.
- [19] 秦四清.斜坡失稳的突变模型与混沌机制[J].岩石力学与工程学报,2000,19(4):486-492.
QIN Si-qing. Nonlinear Catastrophe Model of Slope Instability and Chaotic Dynamics Mechanism of Slope Evolution Process[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2000, 19(4): 486-492.
- [20] 黄志全,樊敬亮,王思敬.混沌时间序列预测的局域法在边坡变形分析中的应用[J].工程地质学报,2005,13(2):252-256.
HUANG Zhi-quan, FAN Jing-liang, WANG Si-jing. A Prediction Method of Chaotic Time Series for Slope Deformation[J]. Journal of Engineering Geology, 2005, 13(2): 252-256.
- [21] 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 Kun-long, HUANG Fa-ming. Application of the Chaotic Sequence WA-ELM Coupling Model in Landslide Displacement Prediction[J]. Rock and Soil Mechanics, 2015, 36(9): 2674-2680.
- [22] TAKENS F. Detecting Strange Attractors in Turbulence[M]//RAND D, YOUNG L S. Dynamical Systems and Turbulence, Warwick 1980. Berlin: Springer, 1981:366-381.
- [23] 岳聪,王利,王智伟,等.基于S变换的GNSS滑坡变形监测数据信息提取与抑噪[J].大地测量与地球动力学,2020,40(4):335-339.
YUE Cong, WANG Li, WANG Zhi-wei, et al. Information Extraction and Noise Suppression of GNSS Landslide Deformation Monitoring Data Based on S-transformation[J]. Journal of Geodesy and Geodynamics, 2020, 40(4): 335-339.
- [24] 吕金虎.混沌时间序列分析及其应用[M].武汉:武汉大学出版社,2002.
LV Jin-hu. Chaotic Time Series Analysis and Its Application[M]. Wuhan: Wuhan University Press, 2002.
- [25] 泥立丽,张艳兰.基于G-P法和Cao法的桥梁变形时间序列最佳嵌入维数的确定[J].北方交通,2017(5):5-7.
NI Li-li, ZHANG Yan-lan. The Determination of the Best Embedding Dimension of Bridge Deformation Time Series Based on G-P Method and Cao Method[J]. Northern Communications, 2017(5): 5-7.
- [26] 田旦,许才军,鲁铁定.基于Lyapunov指数与神经网络融合的预测模型研究[J].测绘通报,2008(10):17-19,29.
TIAN Dan, XU Cai-jun, LU Tie-ding. Research on Lyapunov Exponent and Artificial Neural Network Fusion Prediction Model[J]. Bulletin of Surveying and Mapping, 2008(10): 17-19, 29.