

基于奇异谱-小波神经网络模型的水利枢纽变形预测研究

顾健 顾伟 曹鑫箭

南通市江海测绘院有限公司 江苏南通 226300

【摘要】为了更加准确有效的对水利枢纽工程变形沉降趋势进行掌握,制定合理的措施以保障水利枢纽的正常安全运行,本文在水利枢纽工程沉降监测数据的基础上,有效整合了奇异谱分析、小波分析及神经网络模型在数据处理中的优势,研究构建了奇异谱-小波神经网络组合预测模型,随后将该组合预测数学模型在开都河宝浪苏木分水枢纽工程沉降监测中实施预测工作。首先,根据沉降数据具有的非线性特征,发挥奇异谱分析在数据去噪及趋势项、周期项提取中的优势对沉降数据进行预处理,提取到周期项与趋势项以及残差,加强了原始数据中信噪比;其次,利用小波去噪的优势分别对周期项与趋势项进行预测工作;最后,重建各预测分量叠加为最终预测值。实验结果表明本文提出的组合模型可有效提高预测精度,预测稳定性更高,预测精度不会随着预测期数的增加而明显降低。

【关键词】水利枢纽;预测;小波分析;神经网络;奇异谱分析

Research on deformation prediction of hydraulic hub based on singular spectrum-wavelet neural network model

Gu Jian Gu Wei Cao Xinjian

Nantong Jianghai Surveying and Mapping Institute Co., LTD Nantong, Jiangsu 226300

【Abstract】in order to more accurate and effective to grasp the deformation settlement trend of water conservancy project, formulate reasonable measures to ensure the normal safe operation of water conservancy hub, this paper on the basis of settlement monitoring data, effectively integrate the strange spectrum analysis, wavelet analysis and neural network model in data processing, in the study of the strange spectrum-wavelet neural network combination prediction model, then the combined prediction mathematical model in the open river wood water hub project settlement monitoring prediction work. Firstly, according to the nonlinear characteristics of settlement data, use the advantages of strange spectrum analysis in data denoising and trend and periodic term extraction to advance the settlement data, and extract them and residual to strengthen the original R;second, predict the periodic and trend terms respectively;finally, the reconstruction prediction component is superimposed as the final prediction value. The experimental results show that the combined model proposed here can effectively improve the prediction accuracy with higher prediction stability, and the prediction accuracy will not be significantly reduced with the number of prediction periods.

【Key words】water conservancy; prediction; wavelet analysis; neural network; singular spectrum analysis

1 引言

水利枢纽工程作为水利工程中的一种典型构筑物,不仅可以调节水资源分布不均的问题,保证上下游不受洪水肆虐,而且在调节航运,发电等经济效益中发挥着关键作用。因此为保证水利枢纽工程的安全运行,安全监测工作必不可少。基于水准测量的水利枢纽工程变形预测随着工程的开工、建设、运行全过程,然而,如何从沉降监测数据中提取有用信息,对水利枢纽工程的变形趋势进行有效预测,为枢纽的安全检测提供数据支撑显得尤为重要。目前,基于变形监测的数据预测方法有很多,如小波分析、时间序列分析、灰色模型等^[1-3],并不断有学者基于上述方法开展了相关实验,并取得了不错的效果。作为一种信号领域的分析方法,

奇异谱分析在变形监测数据中处理的案例还较少^[4]。常见的预测模型大都基于施测数据训练并建立相应模型,通过构建的模型对可能发生的变形进行预测。该方法适用于稳定性时间序列预测,由于枢纽工程长期处于多环境影响状态,沉降数据中含有大量噪声,造成数据具有非线性、非稳定性的明显特征,因此使用传统方法对水利枢纽工程沉降进行预测存在精度低等问题。作为一种处理原始数据序列与识别不同频率信号的方法,奇异谱分析能够同时在时域与频域上识别信号,针对沉降数据,使用奇异谱分析可以实现有用信息的准确提取。本文综合了小波模型的优势,以及奇异谱分析方法的长处,组建了奇异谱分析-小波神经网络组合预测模型,并用水利枢纽工程沉降数据验证了本文构建的组合预测模型的可行性与有效性。

2 理论介绍

2.1 奇异谱分析原理

对时间序列 $X = \{x_i, i=1, 2, \dots, n\}$ 进行奇异谱分析^[5], 分三个阶段分别为:

(1) 构建轨迹矩阵。在进行奇异谱分析时, 首先要对关键参数嵌入维数 M 进行确定, 以往的研究表明, 嵌入维数 M 在时间序列长度的 $\frac{1}{3}$ 以内时会取得较好的效果。嵌入维数确定后, 根据嵌入维数构造 $M \times K$ 阶矩阵:

$$X_{L \times K} = \begin{bmatrix} x_1 & x_2 & \cdots & x_K \\ x_2 & x_3 & \cdots & x_{K+1} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_L & x_{L+1} & \cdots & x_n \end{bmatrix} \quad (1)$$

(2) 奇异值分解。构造时滞矩阵 $C = XX^T$, 计算矩阵 C 的特征值 λ_i 与对应的特征向量 U_i 。其中原始时间序列中第 i 个主分量可用时滞矩阵 C 第 i 个特征值所对应的特征向量表示。原始时间序列最大主分量为第一主分量, 可代表了原始时间序列中的变形趋势。依次降低, 其中较小特征值对应特征值可表征噪声。

(3) 序列重构。原始序列在第 K 个特征向量 U_K 上的正交投影系数表示第 K 个时间主分量:

$$a_i^K = \sum_{j=i+1}^L x_{i+j} U_j^K, 0 \leq i \leq n-L, 0 \leq j \leq L-1 \quad (2)$$

通过特征向量 U_i 对信号进行重构, 得到:

$$x_i^K = \begin{cases} \frac{1}{L} \sum_{j=1}^L a_{i-j}^K U_j^K & L \leq i \leq K \\ \frac{1}{i} \sum_{j=1}^L a_{i-j}^K U_j^K & 1 \leq i \leq L-1 \\ \frac{1}{n-i+1} \sum_{j=i-n+L}^L a_{i-j}^K U_j^K & K+1 \leq i \leq n \end{cases} \quad (3)$$

叠加所有重构序列就可得到原始时间序列:

$$X_i = \sum_{K=1}^K x_i^K \quad (4)$$

2.2 小波神经网络模型

由于变形监测数据受多种因素影响, 表现出了非线性、非稳定性特征, 很难使用准确的数学或力学模型表示。此时, 就可利用神经网络强大的优势, 将神经网络应用于变形监测数据预测中。

本文在传统 BP 神经网络模型的基础上, 引入小波理论, 将 BP 神经网络中的隐含层激励函数通过小波函数替代, 构建新的小波神经网络, 以提高 BP 神经网络模型的拟合能力。

与传统神经网络一样, 小波神经网络主要由输入层、隐含层、输出层组成^[6], 不同的是小波神经网络通过激励函数对各节点信息进行传递, 并且同时进行向前传播与误差反向

传播。本文使用 Morlet 小波函数替代 BP 神经网络中的激励函数^[7]:

$$\psi(f(x)) = e^{-f^2(x)} \cos\left(5 \frac{f(x) - \beta}{a}\right) \quad (5)$$

式(5)中, $f(x)$ 表示加权和, β 表示平移因子, a 表示尺度因子。输出层为:

$$y(k) = \sum_{i=1}^m w_{ik} h(i) \quad k=1, 2, \dots, n \quad (6)$$

式(6)中, $h(i)$ 表示第 i 个隐含层节点输出值, w_{ik} 表示隐含层与输出层的权重系数;

m 表示输出层节点数。利用梯度修正的方法主动调整各层间权值与小波基函数中参数, 不断优化小波中各项参数, 满足输出值与条件值差值较小。小波去噪模型主要流程为:

(1) 原始数据时间序列分类。分为训练组与测试组两个主要部分, 为防止出现数据量级差异, 针对两组数据序列归一化处理, 随后训练组输入预测模型中;

(2) 网络结构练习。比较结构中输出值与期望值二者的较差, 若差值满足预先设定的阈值, 那么此时网络输出预测值与各层之间权值;

(3) 权重系数修正。假如输出值与期望值二者的较差大于阈值, 那么反馈给小波基函数与各层间权值, 重复以上步骤直至输出值与期望值差值满足要求;

(4) 当差值满足预先给定的要求后, 针对预测值反归一化处理输出最周预测结果。

2.3 奇异谱分析-小波神经网络模型

小波分析的出现, 使得信号可以同时时在时域、频域上进行分析, 小波分析中的小波函数可以对任意非线性函数进行逼近。将小波分析加入神经网络中, 使得神经网络模型更适合非线性信号如变形监测数据的处理。

结合学者的研究可以得到, 变形监测时间序列主要有周期项成分、趋势项成分及噪声成分三个特征^[8]。本文充分发挥奇异谱分析的信号去噪及信息提取能力及小波神经网络稳定的变形预测能力, 将奇异谱分析引入到小波神经网络预测模型中, 搭建预测能力更强的组合模型。首先, 针对原始的观测沉降时间序列数据进行奇异谱分析处理, 提取得到周期项、趋势项、噪声项等各成分; 其次, 将各项部分作为输入层在小波神经网络模型中预测。该组合预测模型的主要流程为:

(1) 平稳性分析。针对原始观测沉降数据序列的平稳性分析, 数据中的自相关系数决定了原始数据平稳与否的重要指标。原始数据进行奇异谱分析处理, 计算到两个重要参数为重构阶数与嵌入维数;

(2) 趋势项判定。通过 Kendall 参数检验对奇异谱分析重构成分 RC^k 是否为趋势项进行判定。当满足 $x_{i,k} < x_{j,k}$ 条件时, 计算指标数 K_τ , 统计量 τ 为:

$$\tau = \frac{4K_\tau}{N(N-1)} - 1 \quad (7)$$

假设 RC^k 是趋势项不成立, 那么表示 τ 服从正太分布, 其中均值为 0, 均方差为 S , S 为:

$$S = \sqrt{\frac{2(2N+5)}{9N(N-1)}} \quad (8)$$

若 $\tau < -1.96S$, RC^k 是趋势项成分成立。

(3) 周期项判定。对时滞矩阵的特征值进行计算, 若计算得到的特征值中存在相近的两个特征值, 那么时间序列中的某个周期成分可用该两个特征值重构成分和表示。

(4) 组合预测模型的实现。将原始沉降数据序列中的周期项 x_2 与趋势项 x_1 分别进行预测工作, 随后得到各项的预测数值, 将二者构建即为要得到的预测数值。

3 预测模型精度评定

以相对误差为指标评定文中预测模型的预测效果优劣程度, 首先分别计算误差值为:

$$e(0) = \{e^{(0)}(1), e^{(0)}(2), \dots, e^{(0)}(n)\} \quad (9)$$

式中, $e^{(0)}(k) = x^{(0)}(k) - \hat{x}^{(0)}(k)$, 得到相对误差为:

$$q = \{q_1, q_2, \dots, q_n\} \quad (10)$$

式 (10) 中, $q_1 = \frac{e^{(0)}(k)}{x^{(0)}(k)}$ 。表格 1 为预测模型的分类型指标阈值。

表格 1 模型精度评定标准

精度等级	相对误差 $e/\%$
一级	1
二级	5
三级	10
四级	20

4 实例分析

宝浪苏木分水枢纽工程运行时间较长, 枢纽工程自完工后经历 36 年的运行, 期间对工程进行了除险加固施工, 后期为更好的管理和监测枢纽工程的运行情况需对水工建筑进行运行期间的变形监测任务。2021 年 10 月, 受塔里木河流域巴音郭楞管理局委托, 由我公司进行开都河宝浪苏木分

水枢纽变形监测任务, 监测点分布如图 1 所示。为验证上文中构建的组合数据处理与预测模型。选择某一监测点 2021 年 10 月 5 日至 2022 年 10 月 15 日共 40 期原始沉降观测数据为实验样本, 将 40 期数据分为训练组包含前 34 期数据, 测试组为后 6 期原始沉降观测数据, 采用公式 (11) 的计算方式计算 40 期原始数据间的自相关系数:

$$p_k = \frac{\sum_{i=1}^{n-k} (X_i - u)(x)}{S} \quad (11)$$

式 (11) 中, u 表示 40 期数据序列均值; S 表示序列方差。

如图 2 所示为原始数据序列间的自相关系数。



图 1 变形监测点分布图

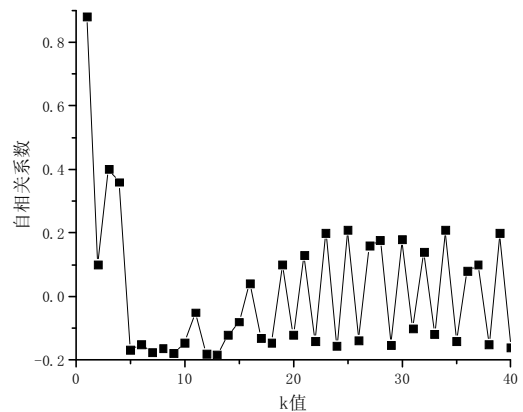


图 2 原始沉降数据间的自相关系数

若满足 $x_k \sim N(0,1/44)$, 那么 40 期原始沉降数据具有平稳性的特征。 $p_k (K > 1)$ 的置信区间在显著水平时置信区间为 $(-0.118, 0.118)$ 。由图 2 可知, 总计存在 9 个自相关系数在置信区间的显著水平之内, 证明了本文提供的实验数据样本为非平稳数据序列。需使用奇异谱分析对该监测数据序列进行预处理。对于奇异谱分析中嵌入维数与重构阶数参数的计算, 文中采用最小二乘原则以主分量中前两个分量计算的误差最小, 获取到文中沉降数据是加你序列的嵌入维数为 15, 重构阶数为 14。将基于本文监测数据序列构建的时滞矩阵中最大特征值对应特征向量的重建序列视为趋势项, 最小特征值对应特征向量的重建序列视为噪声, 其余重建序列为周期项。

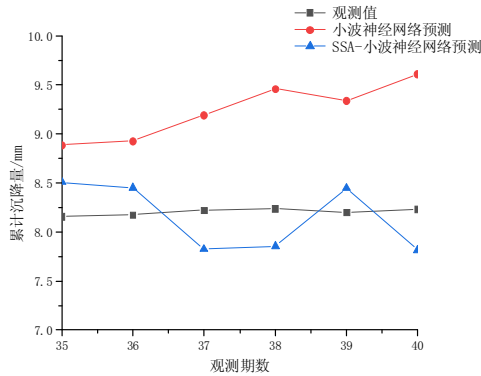


图 3 原始观测值与预测值

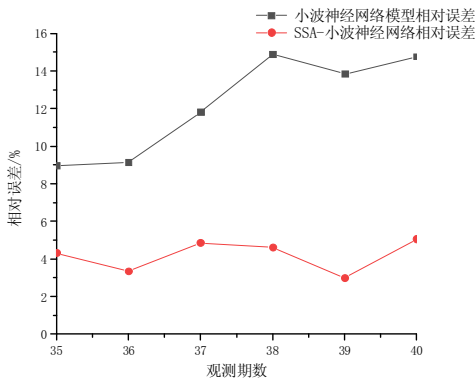


图 4 预测结果相对误差

表格 2 预测结果统计/mm

预测期数	观测值	小波神经网络模型		SSA-小波神经网络模型	
		预测值	预测残差	预测值	预测残差
35	8.157	8.887	-0.730	8.508	-0.351
36	8.178	8.926	-0.748	8.452	-0.274
37	8.223	9.193	-0.970	7.824	0.399
38	8.236	9.462	-1.226	7.856	0.380
39	8.202	9.337	-1.135	8.447	-0.245
40	8.231	9.610	-1.379	7.815	0.416

参考文献

[1]程胜.基于 KF-ES 融合模型的地铁基坑沉降变形预测[J].测绘与空间地理信息, 2023, 46 (10): 161-164+167.
 [2]朱波, 孙曼曼.优化神经网络模型在建筑物变形监测预测分析中的应用[J].测绘与空间地理信息, 2023, 46 (09): 179-182.
 [3]吴建, 胡增明.基于灰色-小波神经网络模型的铁路路基沉降预测分析[J].中国新技术新产品, 2023 (16): 93-96.
 [4]高丹.黄淮地区降水预测研究[D].山东大学, 2023.
 [5]刘俭.基于 LSTM 神经网络的地铁车站改造沉降时间序列预测[J].市政技术, 2023, 41 (05): 143-148.
 [6]倪健.苏州地铁盾构隧道长期沉降预测方法研究[D].苏州大学, 2019.
 [7]吴迎雷, 王志超, 陈超.地铁车站监测与数据预测分析[J].工程与建设, 2017, 31 (03): 341-343.
 [8]骆汉宾, 李炜明, 周光辉.武汉地铁盾构施工地表沉降的非等间隔模型分析[J].铁道工程学报, 2011, 28 (01): 86-91.
 [9]吴志辉, 于涛, 杨维等.高速公路填筑路基沉降监测和预测分析[J].交通世界, 2024 (Z2): 67-69.
 [10]王景环, 汪亚民, 郑松岗等.基于 TCN 与 SVM 组合模型的建筑沉降预测[J].工程勘察, 2024, 52 (02): 64-67+72.

将前 34 期训练组分别输入小波神经网络模型与本文构建的组合预测模型中, 进行训练工作。将训练合格的模型分别针对后 6 期数据进行预测工作, 并与实测值比较。图 3 展示了小波神经网络预测模型与本文构建的组合预测模型分别对后 6 期数据进行预测得到的预测值; 图 4 所示为预测结果的相对误差; 表 3 所示为预测结果及误差统计。

通过图 3 可以看到, 随着预测期数的增加, 小波预测模型的预测值与实测值偏离程度越大, 预测精度逐渐降低; 同一时刻的奇异谱分析-小波神经网络预测模型的预测值与真实值的偏离程度较为稳定, 表现出了更好地预测效果; 通过图 4 可以看到, 小波神经网络模型的预测的相对误差大都在 10% 之上, 介于三级与四级精度之间; 而本文构建的组合预测模型的预测相对误差大都控制在 5% 以内, 归属于二级精度的范畴。综合表格 2 可知本文构建的组合预测模型的预测结果的残差值更小, 标新出来更优的预测效果。综上分析可知, 将奇异谱分析加入小波神经网络模型中构建组合模型, 可有效提高水利枢纽工程沉降数据的预测精度以及预测稳定性。

5 结束语

本文充分发挥奇异谱分析在去噪、趋势项与周期项提取中的优势, 将奇异谱分析应用于沉降数据预处理中, 构建奇异谱-小波神经网络组合模型, 对于沉降类非线性、非稳定性数据有着更好的预测效果。为了对本文提出的组合模型效果进行检验, 将本文方法应用到水利枢纽工程沉降实测数据的预测中, 并与常用的小波预测模型的预测结果比较分析。实验结果证明了本文构建的组合预测模型表现出了更好的预测性能与精度, 验证了组合模型的可靠性及优越性。