

DOI:10.3876/j.issn.1000-1980.2023.02.010

基于 SSA-LSTM-GF 的混凝土坝变形预测方法

周兰庭¹, 邓思源¹, 柳志坤^{2,3}, 龚云柱⁴

(1. 河海大学水利水电学院, 江苏 南京 210098; 2. 青岛市发展和改革委员会动能转换推进处, 山东 青岛 266000;
3. 青岛市经济发展研究院, 山东 青岛 266000; 4. 华能澜沧江水电股份有限公司, 云南 昆明 650214)

摘要: 针对混凝土坝变形分析预测的复杂性, 应用相空间重构思想和融合建模理念, 提出了一种基于 SSA-LSTM-GF 的混凝土坝变形分析预测方法。SSA-LSTM-GF 方法利用奇异谱分析法(SSA)将变形实测数据序列分解为趋势分量、周期分量和剩余分量, 并将剩余分量视为噪声分量予以剔除; 采用长短期记忆神经网络(LSTM)模型和高斯拟合(GF)算法分别进行周期分量和趋势分量的分析预测, 并将二者结果进行叠加重构, 得到最终预测结果。实例验证结果表明, SSA 可以达到较好的数据分解和消噪效果, LSTM 模型针对周期分量的预测性能优越, GF 算法能够很好地实现趋势分量的拟合预测和部分信息的挖掘提取, LSTM 模型和 GF 算法的成果重构效果良好, SSA-LSTM-GF 方法具有一定的可行性和应用价值。

关键词: 混凝土坝; 变形预测; 序列分解; 奇异谱分析法; LSTM 模型; GF 算法

中图分类号: TV698.1 **文献标志码:** A **文章编号:** 1000-1980(2023)02-0073-08

Deformation prediction method of concrete dam based on SSA-LSTM-GF

ZHOU Lanting¹, DENG Siyuan¹, LIU Zhikun^{2,3}, GONG Yunzhu⁴

(1. College of Water Conservancy and Hydraulic Engineering, Hohai University, Nanjing 210098, China;
2. Kinetic Energy Conversion Promotion Office, Qingdao Development and Reform Commission, Qingdao 266000, China;
3. Qingdao Economic Development Research Institute, Qingdao 266000, China;
4. Huaneng Lancang River Hydropower Inc., Kunming 650214, China)

Abstract: In view of the complexity of deformation analysis and prediction for the concrete dam, a deformation analysis and prediction method of concrete dam based on SSA-LSTM-GF is proposed by using the idea of phase space reconstruction and fusion modeling. Firstly, the measured data sequence of deformation is decomposed into the trend component, the periodic component and the remaining component by singular spectrum analysis (SSA), and the remaining component is removed as noise; then, long short-term memory (LSTM) model and Gaussian fitting (GF) algorithm are used to analyze and predict the periodic component and the trend component respectively; finally, the two results are reconstructed to obtain the final prediction results. The example analysis shows that SSA can achieve good data decomposition and denoising effect; LSTM model has superior prediction performance for periodic components; GF algorithm can well realize the fitting and prediction of trend components and the mining and extraction of some information; the reconstruction effect of the results of LSTM model and GF algorithm is good. In conclusion, the deformation analysis and prediction method based on SSA-LSTM-GF has certain feasibility and research application value.

Key words: concrete dam; deformation prediction; sequence decomposition; SSA; LSTM model; GF algorithm

混凝土坝工作环境复杂, 随着服役时间的推移, 会出现不同程度的缺陷或病害隐患^[1-2]。因此, 实行高效可靠的混凝土坝安全监控尤为重要, 而变形分析预测又占据安全监控的重要位置^[3]。然而, 变形监测数据存在噪声污染, 并具有强烈的随机性和非平稳性, 给分析预测带来了不小的考验。

为了尽可能地分解提取变形监测数据中的有效信息, 排除噪声干扰, 学者们提出了诸如小波分析法

基金项目: 国家自然科学基金(51209078, 51739003)

作者简介: 周兰庭(1975—), 女, 副教授, 博士, 主要从事大坝安全监控和水利水电建设管理研究。E-mail: ltzhou@hhu.edu.cn

通信简介: 邓思源(1997—), 男, 硕士研究生, 主要从事大坝安全监控研究。E-mail: 625019563@qq.com

引用本文: 周兰庭, 邓思源, 柳志坤, 等. 基于 SSA-LSTM-GF 的混凝土坝变形预测方法[J]. 河海大学学报(自然科学版), 2023, 51(2): 73-80.

ZHOU Lanting, DENG Siyuan, LIU Zhikun, et al. Deformation prediction method of concrete dam based on SSA-LSTM-GF [J]. Journal of Hohai University (Natural Sciences), 2023, 51(2): 73-80.

(wavelet analysis, WA)^[4]、经验模态分解法(empirical mode decomposition, EMD)^[5]、奇异谱分析法(singular spectrum analysis, SSA)^[6]等,均起到了较好的数据分解和消减噪声的作用。然而,WA 存在一定的先验性,且在处理掺杂白噪声的数据时难以达到满意的去噪效果^[7];EMD 存在的模态混叠现象^[8];而 SSA 规避了上述 2 种方法的缺陷,且因其具备不需要复杂先验信息的数据处理优势,成为了解析优化非线性时序数据十分有效的方法^[9-10]。

原始变形监测数据经过分解后会得到频率各异的变形分量。以采用 SSA 进行数据分解为例,其后会分别得到贡献率最大的趋势分量、贡献率次之的周期分量以及贡献率最小且不足 1% 的剩余分量。倘若统一采用某种单一方法对各分量进行分析预测,难以做到对所有高频或低频分量的完美适应,导致各分量中的有用信息无法得到充分挖掘^[11]。因此,本文基于对各分量分别采用不同方法进行分析预测的思想,实现分量信息的有效挖掘,提升预测精度。

人工智能理论对变形序列分解得到的具有显著非线性和非平稳性的周期性分量数据具有较好的适用性,如 SVM(support vector machine)^[12]、BP(back propagation)模型^[13]、ELMAN 模型^[14]、LSTM(long short-term memory)模型^[15]等,均广泛应用于相关类型数据的分析预测研究。然而,SVM 的鲁棒性能和泛化能力不足^[16],BP 模型网络结构拟定困难且易陷入局部最优^[17],ELMAN 模型面对存在明显波动性数据时稳定性较差^[18],而 LSTM 模型由于其对历史信息进行动态记忆的优越特性和对新进信息的优秀学习能力,对于长期性非线性时序数据的分析处理具有一定的先进性^[19-20]。

针对变形序列中分解得到的相对平稳和单调的趋势性分量数据,一些学者应用高斯拟合(Gaussian fitting, GF)算法对其进行分析预测,论证了该算法相对简单易行又不失预测精度,同时能提升模型的可解释性,简化数据处理工作,具有较强的拟合预测和特征挖掘能力,可为相关领域的研究提供借鉴^[21-22]。

鉴于 SSA 在处理非线性时间序列时优秀的分解重构能力,LSTM 模型在处理高频长期信号时优越的信息挖掘和分析预测性能,GF 算法在处理低频长期信号时的特征提取和拟合预测优势,遵循“分解-预测-重构”的研究思路,提出一种基于 SSA-LSTM-GF 的混凝土坝变形分析预测方法,以期实现 SSA、LSTM 和 GF 三者的优势融合,提升混凝土坝变形分析预测的综合性和可靠性。

1 研究方法

1.1 SSA

SSA 是由 Colebrook^[23]提出的一种统计方法,它通过经验正交函数进行时间序列子空间的展开,不需要事先进行先验信息的拟定,可以在包含强背景噪声的环境中进行时间序列周期信号的可靠识别^[24]。

SSA 基于相空间重构思想,利用奇异值分解实现对原始信号成分(例如长期趋势信号、周期信号、噪声信号等)的提取识别^[25]。算法过程主体由分解和重构 2 个阶段构成,分解阶段又细分为嵌入和奇异值分解,重构阶段则细分为分组和对角平均化,各步骤见文献[25]。

1.2 LSTM 模型

为了解决循环神经网络(recurrent neural network, RNN)面对较远距离信息时产生的“梯度消失或爆炸”问题^[26],Hochreite 等^[27]于 1997 年创建了 LSTM 模型。LSTM 模型是基于 RNN 的改进深度学习神经网络,通过忘记门、输入门、输出门及记忆单元等机制的引入调控各个时刻的信息传输,进而实现对 RNN 长序列数据处理性能的显著提升。LSTM 模型的单元内部结构如图 1 所示,图中 f_t 、 i_t 、 o_t 分别为忘记门限、输入门限和输出门限; C_t 和 C_{t-1} 分别为隐藏层 t 时刻和 $t-1$ 时刻的单元状态向量; h_t 和 h_{t-1} 分别为隐藏层 t 时刻和 $t-1$ 时刻的输出; X_t 为输入向量; σ 为标准 sigmoid 激活函数;tanh 为双曲正切激活函数。

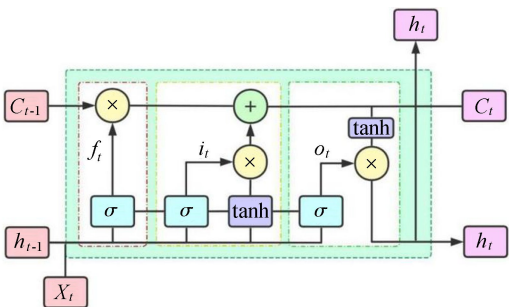


图 1 LSTM 模型单元内部结构

Fig.1 Internal structure diagram of LSTM unit

LSTM 模型的主体运行过程:①通过忘记门筛留历史重要信息,其开闭状态决定了历史记忆的通过程度;②通过输入门控制记忆单元的信息流入强度,尽可能地实现合理的信息权重分配,以此进行单元状态的更新;③通过输出门进行记忆单元的输出强度控制,决定最终的输出信息;④引入误差反向传播算法进行模

型的重复训练,直至达到模型指标的期望值。

1.3 GF 算法

GF 算法是利用高斯函数对数据序列集进行非线性曲线逼近的拟合方法,相较于基于幂函数进行函数逼近的多项式拟合方法,由于其各特征参数均具有特定的物理含义,在对数据序列进行分析研究时,GF 算法具备一定的先天优势^[28]。此外,针对波动幅度不大且数据趋势较为明显的变形监测数据,利用高斯函数对其进行建模分析预测在相对简单易行的同时又能保证较高的模型精度^[21]。

1.4 SSA-LSTM-GF 分析预测方法

根据上述方法和模型,提出一种基于 SSA-LSTM-GF 的混凝土坝变形分析预测方法,其变形分析预测主要流程如下:①采用 SSA 识别提取混凝土坝变形监测原始数据中的趋势分量、周期分量和剩余分量(贡献率不足 1%),并将剩余分量视作噪声分量予以剔除;②应用 LSTM 模型对变形周期分量进行分析预测;③利用 GF 算法对变形趋势分量进行分析预测;并根据其模型参量特性实现对趋势分量蕴含信息一定程度的挖掘探究,以期体现 GF 算法的应用价值;④将 LSTM 模型和 GF 算法二者的分析预测结果叠加重构,进而得到最终变形分析预测成果。

2 实例验证

2.1 工程概况

某混凝土重力坝在坝顶处依次布置了 EX1 ~ EX10 共计 10 个引张线测点,以监测坝顶的水平位移情况。本文选择位于 9 号坝段的 EX7 测点 2008 年 1 月 1 日至 2009 年 12 月 31 日共计 731 个大坝变形监测数据进行分析,该测点变形实测过程线如图 2 所示。

2.2 奇异谱分析

由图 2 可知,EX7 测点变形过程线存在众多不合理的扰动,为降低过程线的粗糙程度,使其更加平滑且趋于真实,需要对数据序列进行降噪处理。基于 SSA 进行混凝土坝变形监测数据的解析和降噪。该方法需要事先拟定窗口长度 L ,参照相关研究^[10],其通常为时间序列周期的整数倍,同时小于样本长度的一半,同时需要兼顾大坝变形的年周期特性,因此将窗口长度 L 取为 365 d。SSA 提取识别的信号分量及其贡献率如图 3 所示。为直观感受 SSA 的数据降噪效果,再重构贡献率占比出的趋势分量和周期分量,最后将重构变形过程线及原始变形实测过程线置于图 4 中。

由图 3 可知,噪声分量的贡献率不足 1%,且大多在 ± 0.2 mm 的范围区间内波动,由此可得分离的噪声分量在整个变形实测序列中占比很小,原始变形序列的数据特征得以有效保留,初步肯定了 SSA 的数据解析和降减噪声的效能;由图 4 可知,SSA 的解析降噪处理一定程度地平滑了原始过程线的数值变化,削减了原始曲线中的不规则扰动,显著降低了其粗糙程度,使得变形过程线更加趋于合理和真实;且其分析处理曲线与原始数据线的贴近效果良好,与图 3 反映的信息形成了相互佐证;综上,SSA 优化了变形数据序列分析处理的工作环境,为后续的研究提供了有效支持。

为进一步验证 SSA 处理解析原始数据信息的优势,引入较为传统的小波分析法(WA)作为参照。小波分析法是一种采用伸缩变换小波基函数的方式进行原始信号的多尺度解析时频分析方法,广泛应用于大坝变形监测数据这类时间序列的分析处理。选用具备良好正则性的 db4 小波对原始变形监测序列进行多尺度分解,经过试算,将分解层数拟定为 4,在得到高频序列和低频序列之后,利用软阈值法降减噪声信号,最后重构各信号分量,得到减噪处理前后变形过程线如图 4 所示。

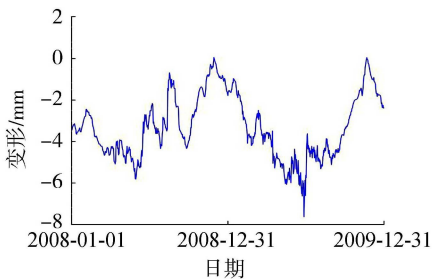


图 2 EX7 测点变形实测过程线

Fig. 2 Measured process line of deformation at EX7 measuring point

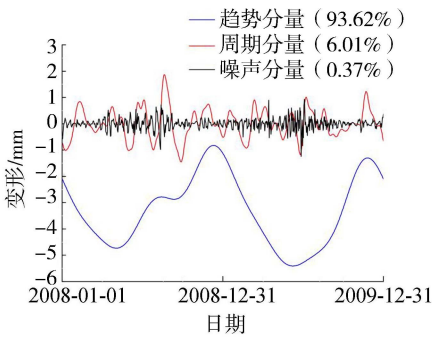


图 3 各信号分量及其贡献率

Fig. 3 Each signal component and its contribution rate

由图 4 可知,WA 虽然对原始变形过程线起到了一定的平滑效果,但是丢失了过多的细节信息,相较于 SSA 的处理结果,其原始信号中的有效成分并未得到较好保留,分析处理曲线与原始数据线的贴近程度也明显不足。引入信噪比(signal-noise ratio, SNR, SNR 越大降噪效果越好)和相关性系数(R^2)作为评价指标,对 SSA 的优越性进行进一步的定量论证。SSA 的 SNR 和 R^2 分别为 24.885 dB 和 0.9906,明显大于 WA 的 22.144 dB 和 0.9824,优势性再一次得到了体现,同时其应用于混凝土坝变形时序分析的适用性也得到了进一步验证。

2.3 变形周期分量的 LSTM 模型分析预测

基于 SSA 分解得到的 731 个变形周期分量,以 2009 年 8 月 31 日为分界点,将当日及其之前的 609 个数据作为训练集,后 122 个数据作为测试集,进行后续的模式分析预测试验研究。针对存在显著非线性和非平稳性的混凝土坝变形的高频周期分量,采用拥有较强非线性拟合性能的长短期记忆神经网络(LSTM)模型进行分析预测。

将 MATLAB R2020b 作为 LSTM 模型的构建平台,结合前文所述基本理论及相关文献资料^[29-30]进行模型的程序搭建和数据分析预测。LSTM 模型的预测精度与其超参数(主要为训练时点数、隐含层节点数以及窗口长度)的设置密切相关,本文引入 Adam 算法^[31]进行参数寻优。经过试验比选,最终确定训练层点数为 40、隐含层节点数为 30、窗口长度为 20,其余参数采用参考值和默认值。

LSTM 建模工作完成之后,将试验数据导入模型程序中,以滚动预测^[29]的方式,实现变形周期分量的分析预测。为验证 LSTM 模型的预测性能,引入在预测科学领域应用较为广泛且同为神经网络模型的 ELMAN 模型和较为传统的逐步回归分析(stepwise regression analysis, SRA)模型进行对比试验,并主要参考文献^[32-33],基于 MATLAB R2020b 实施二者的建模分析预测。各模型预测过程线及其预测残差分布如图 5、图 6 所示。

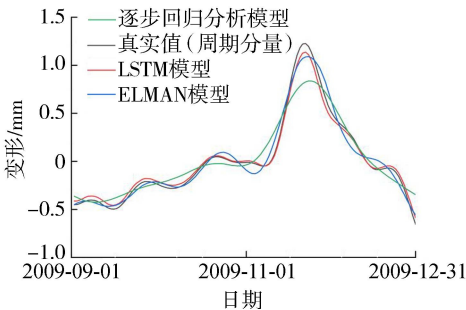


图 5 各模型周期分量预测过程线

Fig.5 Predicted process line of the period component of each model

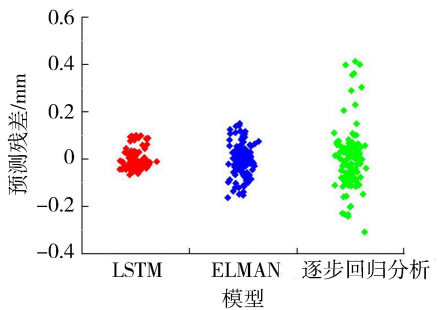


图 6 各模型预测残差分布

Fig.6 Distribution of prediction residuals of each model

由图 5 可知,各模型预测过程线均较为贴合真实过程线,同时各模型预测残差也在零值上下呈现出一种较为均匀的分布(图 6),因此各模型均表现出较好的预测效果,主要原因:第 2.2 节 SSA 对原始变形数据序列的解析降噪极大程度地削减了原数据中不合理的波动,在尽可能保证信息得到真实稳健表达的同时,强化了数据的趋势性特征,一定程度地简化和稳定了模型的学习拟合过程,模型预测结果的不确定性得以减弱,这最终反映在模型预测精度的显著提升上。因此,这也进一步佐证了将 SSA 用于混凝土坝变形数据前处理的适用性和必要性。

虽然各模型的预测效果均较为理想,但也存在明显的性能优劣划分(图 5)。逐步回归分析模型的预测过程线尽管与真实值较为贴近,但未能很好地反映出信息的局部变化,细节信息丢失严重;ELMAN 模型的预测过程线虽具有与真实过程线较为一致的波动,相较于逐步回归分析模型预测精度得到了一定的提升,但纵观全局其仍存在同真实过程线较大的偏差;而反观 LSTM 模型的预测曲线,其对于真实值曲线的贴合程度明显高于 ELMAN 模型和逐步回归分析模型,实现了对真实值变化步调更为精确的预测。由图 6 可知,LSTM

模型的预测残差分布较其他 2 种模型更加集中于零值上下,体现了 LSTM 模型更好的预测效果。

为进一步实现各模型预测精度的定量对比评价,引入平均绝对误差 (mean absolute error, MAE)、均方根误差 (root mean square error, RMSE) 和纳什效率系数 (Nash-Sutcliffe efficiency coefficient, NSE) 3 种典型统计指标 (模型的预测精度越高, MAE 和 RMSE 越小, NSE 越接近于 1) 对各模型进行评价, 结果见表 1。由表 1 可知, LSTM 模型的 MAE 和 RMSE 均低于 ELMAN 模型和逐步

回归分析模型, NSE 也更加接近于 1, 从定量化评价的角度再一次说明了 LSTM 模型预测性能的优异。

本文从多个角度论证了 LSTM 的模型优势, 验证了将 LSTM 模型用于混凝土坝变形周期分量的分析预测研究的可行性和先进性, 同时也为后续的变形预测的分量重构提供了可靠的模型支撑。

2.4 变形趋势分量的 GF 分析预测

基于 SSA 分解得到的 731 个变形趋势分量, 同样采用前文的数据划分规则, 将 2009 年 8 月 31 日当日及其之前的 609 个数据作为训练集, 后 122 个数据作为测试集, 以进行后续的建模分析预测。针对具有显著平滑特点的混凝土坝变形的低频趋势分量, 选择 GF 算法进行非线性曲线逼近和变形预测研究。

本文引入 LM (levenberg-marquardt) 算法提升高斯拟合过程中特征参数的解算精度。该算法将梯度下降法和高斯-牛顿法有机融合, 在保持前者全局特性的同时又具备后者的快速收敛特性^[28]。GF 算法变形趋势分量的预测过程线如图 7 所示。

由图 7 可知, GF 算法的预测过程线与真实值过程线的贴合程度较高, 达到了较好的预测效果; 同时, GF 算法的 MAE (0.0495 mm) 和 RMSE (0.0602 mm) 均呈现出较低的数据水平, NSE (0.9963) 也与 1 值十分接近, 进一步肯定了该算法在分析处理变形趋势分量这类低频性和平滑性数据序列时较好的适用性。为明确该算法的适用范围, 经过试验, 针对存在显著非线性和非平稳性的混凝土坝变形的高频周期分量, 相较于当下较为先进的 LSTM 模型, 该算法的预测精度明显欠佳, 但是针对常规的周期性变形, 在预测精度差别不大的情况下, 该算法可以较大地缩短数据处理时间, 故此, 对于具有显著平滑特点的低频趋势分量 (或常规周期性变形), GF 算法具有一定的适用性和优越性, 但就非常规的、不存在明显周期性变形的分析处理, 该算法仍有待改进。由于各高斯参量均具有明确的物理含义, 可根据求算的 GF 半高宽 ω 的局部极大值点明确变形趋势改变的拐点^[34]。通过 GF 算法的分析预测结果得到 ω 局部极大值点位于 2009 年 10 月 3 日, 表明变形趋势在该时间点附近发生变化, 再结合图 7 可得, 大坝变形在该时间点附近由原本的持续向低出现开始转高的趋势, 变形变化速率开始减缓, 对照工程资料, 符合实际情况, 验证了 GF 算法对数据信息具备一定的可解释性, 可实现对数据分析处理工作的简化。综上所述, GF 算法在分析处理混凝土坝变形趋势分量时具有一定的适用性和优越性。

2.5 变形分量重构

为实现混凝土坝变形的累计综合分析预测, 将 LSTM 模型对变形周期分量和 GF 算法对变形趋势分量的分析预测结果进行叠加重构, 重构变形分量预测过程线如图 8 所示。重构变形分量预测评价指标如下: MAE 为 0.0543 mm, RMSE 为 0.0727 mm, NSE 为 0.9971。

由图 8 可知, 将 LSTM 模型和 GF 算法对周期项和趋势项各分量的分析预测结果进行叠加重构后, 其预测过程线对比经 SSA 去噪重构后的真实变形过程线有较高的吻合度; 同时 MAE 和 RMSE 均较小, NSE 与 1 的接近程度较高。综上, 重构各变形预测分量实现了较为可观的变形累积综合分析预测效果, 实例论证了本文研究思路的可行性和有效性。

表 1 各模型评价指标

模型	MAE/mm	RMSE/mm	NSE
LSTM 模型	0.0346	0.0424	0.9907
ELMAN 模型	0.0517	0.0668	0.9768
逐步回归分析模型	0.0868	0.1252	0.9184

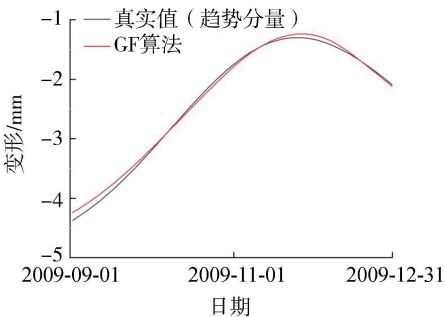


图 7 GF 算法趋势分量预测过程线
Fig. 7 Predicted process line of the trend component with GF algorithm

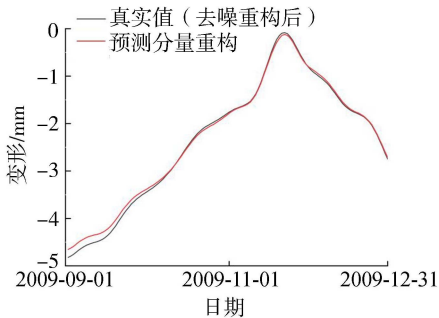


图 8 重构变形分量预测过程线
Fig. 8 Predicted process line of reconstructed deformation component

2.6 SSA-LSTM-GF 方法进一步验证

2.6.1 不同测点的分析验证

为进一步验证 SSA-LSTM-GF 方法的适用性和可靠性,选取与前文研究测点相邻的 EX6 测点位于同时段的总计 731 个大坝变形监测数据(图 9)进行实例分析。

同样以 2009 年 8 月 31 日作为训练集和测试集的数据划分界点,进一步验证 SSA-LSTM-GF 方法的适用性和可靠性。SSA-LSTM-GF 方法的最终分析预测结果如图 10 所示,由图 10 可知,SSA-LSTM-GF 方法的预测过程线与经 SSA 去噪重构后的真实变形过程线贴合程度较高,细部动态基本一致。结合 SSA-LSTM-GF 方法预测评价指标(MAE 为 0.037 0 mm, RMSE 为 0.050 8 mm, NSE 为 0.994 9),进一步验证了本文研究思路可行性和有效性。

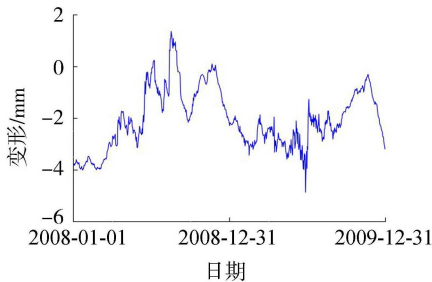


图 9 EX6 测点变形实测过程线
Fig. 9 Measured process line of deformation at EX6 measuring point

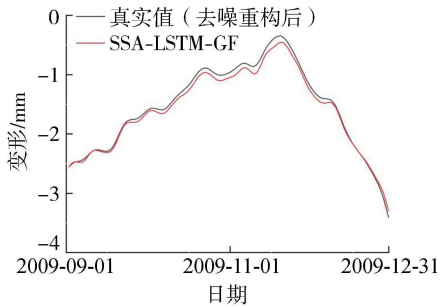


图 10 SSA-LSTM-GF 方法 EX6 测点预测过程线
Fig. 10 Predicted process line of SSA-LSTM-GF method at EX6 measuring point

2.6.2 对比分析验证

为充分体现 SSA-LSTM-GF 方法的适用性和先进性,在上文实例的基础上,对另一个项目进行实例分析。某混凝土支墩坝在 2~13 号(除 9 号垛)垛内依次布置了 PL2~PL13(除 PL9)共计 11 条正垂线以及位于 2 号、13 号垛内的 IP2、IP13 两条倒垂线,以监测坝体的水平位移情况。本文选择位于 5 号垛的 PL5 正垂线 2020 年 1 月 1 日至 2021 年 12 月 31 日测得的部分大坝变形监测数据进行研究,其变形实测过程线如图 11 所示。

以 2021 年 8 月 31 日作为训练集和测试集的数据划分界点,进行 SSA-LSTM-GF 方法有效性的论证,同时为验证 SSA-LSTM-GF 方法的优越性,设置如下几种组合模型与其进行对比分析:①SSA-LSTM:对经 SSA 分解得到的周期分量和趋势分量统一使用 LSTM 模型进行分析预测,最后重构各预测值;②SSA-ELMAN:对经 SSA 分解得到的周期分量和趋势分量统一使用 ELMAN 模型进行分析预测,最后重构各预测值;③SSA-ELMAN-GF:对经 SSA 分解得到的周期分量和趋势分量分别使用 ELMAN 模型和 GF 算法进行分析预测,最后重构各预测值;④SSA-SRA:对经 SSA 分解得到的周期分量和趋势分量统一使用逐步回归分析(SRA)模型进行分析预测,最后重构各预测值;⑤SSA-SRA-GF:对经 SSA 分解得到的周期分量和趋势分量分别使用 SRA 模型和 GF 算法进行分析预测,最后重构各预测值。

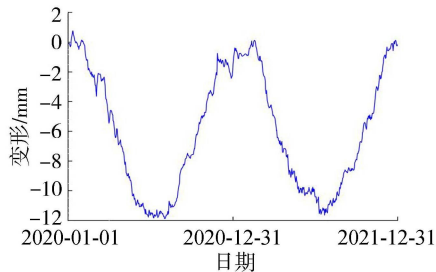


图 11 PL5 正垂线变形实测过程线
Fig. 11 Measured process line of deformation along PL5 vertical line

将各组合模型的分析预测结果如图 12 所示,MAE、RMSE 和 NSE 等评价指标见表 2。综合图 12 和表 2 可知,由于 SSA 的解析降噪,各组合模型均具有较好的预测表现;模型中含有 LSTM 的预测精度最高,含有 ELMAN 的次之,含有 SRA 的则最低,这在一定程度上与第 2.3 节的对比分析结果形成呼应,再一次说明了将 LSTM 作为 SSA-LSTM-GF 方法的构成模型的适用性和优越性。对比 SSA-LSTM 和 SSA-LSTM-GF 的分析预测结果,发现二者相差甚微,然而由于 GF 算法在处理低频趋势分量时的应用与运算在不失精度的情况下相较于 LSTM 更为简便和高效,SSA-LSTM-GF 方法的分析用时显著小于 SSA-LSTM,且 GF 算法独特的自身优势亦可为数据分析处理工作提供帮助,提升了单一使用 LSTM 的功能性。由此,SSA-LSTM-GF 方法的适用性和先进性得到了更加充分的证明和体现。

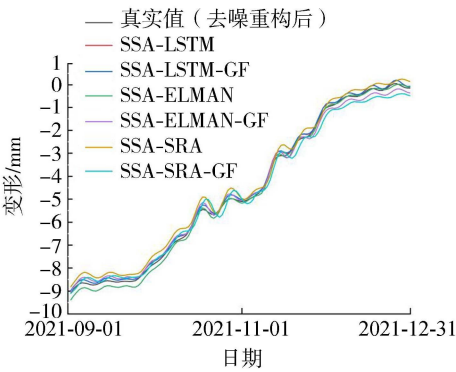


图 12 各组合模型预测过程线

Fig. 12 Predicted process line of each combination model

表 2 各组合模型评价指标

Table 2 Evaluation index of each combination model

组合模型	MAE/mm	RMSE/mm	NSE
SSA-LSTM	0.098 3	0.107 1	0.998 9
SSA-LSTM-GF	0.100 2	0.108 6	0.998 8
SSA-ELMAN	0.113 1	0.144 6	0.997 9
SSA-ELMAN-GF	0.149 4	0.167 0	0.997 2
SSA-SRA	0.255 2	0.285 2	0.991 9
SSA-SRA-GF	0.226 7	0.270 5	0.992 7

3 结 论

- a. SSA 可以完成变形数据序列中趋势分量、周期分量和噪声余量的有效分离,实现较高级别的数据解析降噪。
- b. 针对存在随机性和非平稳性的高频周期分量,LSTM 模型能够达到相较于传统 ELMAN 模型和逐步回归分析模型更高的分析预测精度,在有关领域具备一定的科学性和进步性。
- c. 对于具有平滑性和单调性特点的低频趋势分量,GF 算法可以在相对简单易行的情况下进行较为精确的分析预测,同时其特定的参数含义有助于变形趋势变化的评价解释,使相关工作的开展趋向简单化。
- d. LSTM 和 GF 二者的预测成果重构满足了对真实值的较好逼近,为本文思路的可行性和有效性提供了证明。分别以混凝土坝中的不同测点以及另外引入的某混凝土支墩坝的变形实测数据序列为依托,进一步综合论证了 SSA-LSTM-GF 方法的可靠性和优越性,表明 SSA-LSTM-GF 方法具有一定的适用性和先进性。但其局限性在于,只针对混凝土坝变形进行了分析研究,是否适用于其他坝型还有待进一步讨论,这也为后续相关研究工作的开展提供了空间和思路。

参考文献:

[1] 吴中如,顾冲时. 重大水工混凝土结构病害检测与健康诊断[M]. 北京:高等教育出版社,2005.

[2] 赵二峰,顾冲时. 混凝土坝长效服役性态健康诊断研究述评[J]. 水力发电学报,2021,40(5):22-34. (ZHAO Erfeng, GU Chongshi. Review on health diagnosis of long-term service behaviors for concrete dams[J]. Journal of Hydroelectric Engineering, 2021,40(5):22-34. (in Chinese))

[3] 吴中如,陈波. 大坝变形监控模型发展回眸[J]. 现代测绘,2016,39(5):1-3. (WU Zhongru, CHEN Bo. A review on development of dam safety monitoring models[J]. Modern Surveying and Mapping,2016,39(5):1-3. (in Chinese))

[4] 罗德河,郑东健. 大坝变形的小波分析与 ARMA 预测模型[J]. 水利水运工程学报,2016(3):70-75. (LUO Dehe, ZHENG Dongjian. Wavelet analysis and ARMA prediction model for dam deformation[J]. Hydro-Science and Engineering,2016(3):70-75. (in Chinese))

[5] HUANG N E, SHEN Z, LONG S R, et al. The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and nonstationary time series analysis[J]. Proceedings of the Royal Society A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences, 1998,454(1971):903-995.

[6] 李世友,王奉伟,沈云中. 大坝变形时间序列的奇异谱分析[J]. 测绘通报,2018(9):64-68. (LI Shiyu, WANG Fengwei, SHEN Yunzhong. Singular spectrum analysis for dam deformation time series[J]. Bulletin of Surveying and Mapping,2018(9):64-68. (in Chinese))

[7] 吴俊,张榆锋. 经验模态分解和小波分解滤波特性的比较研究[J]. 云南大学学报(自然科学版),2012,34(3):285-290. (WU Jun, ZHANG Yufeng. The differences analysis on filtering properties of empirical mode decomposition and wavelet decomposition[J]. Journal of Yunnan University (Natural Science Edition),2012,34(3):285-290. (in Chinese))

[8] 侯回位,郑东健,刘永涛,等. 基于 EEMD-SE-LSTM 的混凝土坝变形监测模型[J]. 水利水电科技进展,2022,42(1):61-66. (HOU Huiwei, ZHENG Dongjian, LIU Yongtao, et al. Deformation monitoring model of concrete dams based on EEMD-SE-LSTM [J]. Progress in Water Resources and Hydropower Science and Technology,2022,42(1):61-66. (in Chinese))

- [9] 赵鹏远,王仁超,马钰明. 基于时序分解与机器学习的渡槽变形预测[J]. 水力发电学报,2022,41(2):102-112. (ZHAO Pengyuan,WANG Renchao,MA Yuming. Prediction of aqueduct deformation based on time series decomposition and machine learning[J]. Journal of Hydroelectric Engineering,2022,41(2):102-112. (in Chinese))
- [10] 牛景太. 基于奇异谱分析与 PSO 优化 SVM 的混凝土坝变形监控模型[J]. 水利水电科技进展,2020,40(6):60-65. (NIU Jingtai. Dam deformation monitoring model based on singular spectrum analysis and SVM optimized by PSO[J]. Advances in Science and Technology of Water Resources,2020,40(6):60-65. (in Chinese))
- [11] 马佳佳,苏怀智,王颖慧. 基于 EEMD-LSTM-MLR 的大坝变形组合预测模型[J]. 长江科学院院报,2021,38(5):47-54. (MA Jiajia,SU Huaizhi,WANG Yinghui. Combinatorial prediction model for dam deformation based on EEMD-LSTM-MLR[J]. Journal of Yangtze River Scientific Research Institute,2021,38(5):47-54. (in Chinese))
- [12] 谷艳昌,吴云星,黄海兵,等. 基于遗传算法优化支持向量机的大坝安全性态预测模型[J]. 河海大学学报(自然科学版),2020,48(5):419-425. (GU Yanchang,WU Yunxing,HUANG Haibing,et al. Prediction model of dam safety behavior based on genetic algorithm optimized support vector machine[J]. Journal of Hohai University (Natural Sciences),2020,48(5):419-425. (in Chinese))
- [13] 马丽霞,王凤艳,陈剑平. 基于人工神经网络的大坝变形分析与预报:以西津大坝 27# 点的变形监测为例[J]. 吉林大学学报(地球科学版),2009,39(3):487-491. (MA Lixia,WANG Fengyan,CHEN Jianping. Analysis & prediction of dam deformation based on ANN;an example of deformation at monitoring point 27 of Xijin Dam[J]. Journal of Jilin University (Earth Science Edition),2009,39(3):487-491. (in Chinese))
- [14] 赖道平,顾冲时. Elman 回归神经网络在大坝安全监控中的应用[J]. 河海大学学报(自然科学版),2003,31(3):255-258. (LAI Daoping,GU Chongshi. Application of Elman recursive neural network to dam safety monitoring[J]. Journal of Hohai University (Natural Science Edition),2003,31(3):255-258. (in Chinese))
- [15] GRAVES A. Long short-term memory[M]. Berlin:Springer,2012:1735-1780.
- [16] 钱秋培,崔伟杰,包腾飞,等. 基于 SVM 的混凝土坝变形监控模型预测能力实例分析[J]. 长江科学院院报,2018,35(8):46-50. (QIAN Qiupei,CUI Weijie,BAO Tengfei,et al. Case analysis of the prediction ability of SVM-based monitoring model for concrete dam deformation[J]. Journal of Yangtze River Scientific Research Institute,2018,35(8):46-50. (in Chinese))
- [17] 缪新颖,褚金奎,杜小文. LM-BP 神经网络在大坝变形预测中的应用[J]. 计算机工程与应用,2011,47(1):220-222. (MIAO Xinying,CHU Jinkui,DU Xiaowen. Application of LM-BP neural network in predicting dam deformation[J]. Computer Engineering and Applications,2011,47(1):220-222. (in Chinese))
- [18] 冯非凡,武雪玲,牛瑞卿,等. 一种 V/S 和 LSTM 结合的滑坡变形分析方法[J]. 武汉大学学报(信息科学版),2019,44(5):784-790. (FENG Feifan,WU Xueling,NIU Ruiqing,et al. A landslide deformation analysis method using V/S and LSTM[J]. Journal of Wuhan University (Information Science Edition),2019,44(5):784-790. (in Chinese))
- [19] 徐卫亚,胡业凡,吴伟伟,等. 基于云模型和 D-S 证据理论的多源信息融合滑坡安全性评价[J]. 河海大学学报(自然科学版),2022,50(1):59-66. (XU Weiya,HU Yefan,WU Weiwei,et al. Landslide safety evaluation by multi-source information fusion based on cloud model and D-S evidence theory[J]. Journal of Hohai University (Natural Sciences),2022,50(1):59-66. (in Chinese))
- [20] 陈竹安,熊鑫,游宇垠. 变分模态分解与长短时神经网络的大坝变形预测[J]. 测绘科学,2021,46(9):34-42. (CHEN Zhuan,XIONG Xin,YOU Yuyin. Variational mode decomposition and long short time neural network for dam deformation prediction[J]. Science of Surveying and Mapping,2021,46(9):34-42. (in Chinese))
- [21] 王江荣. 高斯函数模型在变形监测数据处理中的应用[J]. 金属矿山,2015(4):178-181. (WANG Jiangrong. Application of the Gauss function model in data processing of deformation monitoring[J]. Metal Mine,2015(4):178-181. (in Chinese))
- [22] 李丽敏,张明岳,温宗周,等. 基于奇异谱分析法和长短时记忆网络组合模型的滑坡位移预测[J]. 信息与控制,2021,50(4):459-469. (LI Limin,ZHANG Mingyue,WEN Zongzhou,et al. Landslide displacement prediction based on singular spectrum analysis and a combined long short-term memory neural network model[J]. Information and Control,2021,50(4):459-469. (in Chinese))
- [23] COLEBROOK J M. Continuous plankton records:Zooplankton and environment,northeast Atlantic and North-Sea,1948—1975[J]. Oceanologica Acta,1978,1(1):9-23.
- [24] GOLYANDINA N,ZHIGLJAVSKY A. Singular spectrum analysis for time series[M]. Berlin:Springer,2013.
- [25] 戴豪民,许爱强,孙伟超. 基于改进奇异谱分析的信号去噪方法[J]. 北京理工大学学报,2016,36(7):727-732. (DAI Haomin,XU Aiqiang,SUN Weichao. Signal denoising method based on improved singular spectrum analysis[J]. Journal of Beijing Institute of Technology,2016,36(7):727-732. (in Chinese))

code[J]. Soil Dynamics and Earthquake Engineering,2018,115:622-633.

[18] 张亮泉,于建杰. 基于遗传算法的长周期地震动加速度反应谱的拟合[J]. 自然灾害学报,2019,28(6):11-27. (ZHANG Liangquan,YU Jianjie. Study on the fitting of the long-period ground motion acceleration response spectrum based on genetic algorithm[J]. Journal of Natural Disasters,2019,28(6):11-27. (in Chinese))

[19] 刘培玄,刘红帅,赵纪生,等. 基于 KiK-net 台站的中美场地类别对比分析[J]. 地震工程与工程振动,2015,35(6):42-46. (LIU Peixuan,LIU Hongshuai,ZHAO Jisheng,et al. Comparison of site classification between Chinese and American seismic codes based on data of Japanese KiK-net station[J]. Earthquake Engineering and Engineering Dynamics,2015,35(6):42-46. (in Chinese))

[20] 李宇,王森,车艳阳,等. 梁式桥抗震设计的弹塑性位移反应谱[J]. 振动与冲击,2015,34(10):1-5. (LI Yu,WANG Sen,CHE Yanyang,et al. Elasto-plastic response spectra for beam bridge's aseismic design[J]. Journal of Vibration and Shock,2015,34(10):1-5. (in Chinese))

[21] 李宇. 考虑残余位移和土-结构相互作用的桥梁结构基于性能的抗震设计及评估[D]. 北京:北京交通大学,2010.

(收稿日期:2022-03-14 编辑:胡新宇)

(上接第 80 页)

[26] BENGIO Y,SIMARD P,FRASCONI P. Learning long-term dependencies with gradient descent is difficult[J]. IEEE Transactions on Neural Networks,1994,5(2):157-166.

[27] HOCHREITE S,SCHMIDHUBER J. Long short-term memory[J]. Neural Computation,1997,9(8):1735-1780.

[28] 李敏,盛毅. 高斯拟合算法在光谱建模中的应用研究[J]. 光谱学与光谱分析,2008(10):2352-2355. (LI Min,SHENG Yi. Study on application of Gaussian fitting algorithm to building model of spectral analysis[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis,2008(10):2352-2355. (in Chinese))

[29] 任秋兵,沈扬,李明超,等. 水工建筑物安全监控深度分析模型及其优化研究[J]. 水利学报,2021,52(1):71-80. (REN Qiubing,SHEN Yang,LI Mingchao,et al. Safety monitoring model of hydraulic structures and its optimization based on deep learning analysis[J]. Journal of Hydraulic Engineering,2021,52(1):71-80. (in Chinese))

[30] 王鑫,吴际,刘超,等. 基于 LSTM 循环神经网络的故障时间序列预测[J]. 北京航空航天大学学报,2018,44(4):772-784. (WANG Xin,WU Ji,LIU Chao,et al. Exploring LSTM based recurrent neural network for failure time series prediction[J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics,2018,44(4):772-784. (in Chinese))

[31] KINGMA D P,BA J. Adam: a method for stochastic optimization [C]//Proceedings of the 3rd International Conference on Learning Representations, San Diego:ICLR,2015.

[32] 王浩军,蒋建群,李富强. 基于 MATLAB 的 Elman 神经网络在大坝位移预测中的应用[J]. 水力发电,2005(1):31-33. (WANG Haojun,JIANG Jianqun,LI Fuqiang. Application of Elman neural network and MATLAB to dam displacement prediction [J]. Hydropower,2005(1):31-33. (in Chinese))

[33] 江显群,陈武奋,邵金龙,等. 大坝变形预报模型应用[J]. 排灌机械工程学报,2019,37(10):870-874. (JIANG Xianqun,CHEN Wufen,SHAO Jinlong,et al. Application of dam deformation prediction model[J]. Journal of Drainage and Irrigation Machinery Engineering,2019,37(10):870-874. (in Chinese))

[34] HANSEN C L. Limitations of parametric modeling of the left ventricle using first harmonic analysis: possible role for gaussian modeling[J]. Original Article,2014,21(4):723-729.

(收稿日期:2022-02-23 编辑:刘晓艳)