

基于 SBAS-InSAR 技术钢桁梁结构桥梁 形变信息提取与分析

张 迪,唐 旭,李玉豪

(南京信息工程大学 遥感与测绘工程学院,江苏 南京 210044)

摘要:针对传统桥梁监测技术监测时间不连续、只能依靠现有监测数据分析桥梁形变的问题,以南京大胜关长江大桥为研究对象,利用 SBAS-InSAR 技术获取 2018—2019 年的桥梁形变结果,以桥梁形变结果中的平均形变速率和 LOS 向时间序列形变量为输入集,分别构建 BP 神经网络时间序列模型来预测桥梁的形变量。结果表明:平均形变速率预测模型和 LOS 向时间序列形变预测模型的预测值与 InSAR 观测值之间的平均绝对误差分别为 1.54、1.28 mm,均方误差分别为 1.81、1.34 mm,均方根误差分别为 1.81、1.53 mm,表明时间序列形变预测模型的可行性,为未来的桥梁形变预测提供了有力支撑。

关键词:小基线干涉测量;桥梁形变;钢桁梁;BP 神经网络

中图分类号:P237

文献标志码:A

Extraction and analysis of deformation information of steel truss girder structure bridge based on SBAS-InSAR technology

ZHANG Di, TANG Xu, LI Yuhao

(School of Remote Sensing & Geomatics Engineering, Nanjing University of
Information Science & Technology, Nanjing 210044, China)

Abstract: To address the problem that the traditional bridge monitoring technology is not continuous in monitoring time and can only rely on the available monitoring data for bridge deformation analysis, this paper takes Nanjing Dashengguan Yangtze River Bridge as the research object. SBAS-InSAR technology was used to obtain the bridge deformation results from 2018 to 2019. BP neural network time series models were constructed to predict the deformation quantity of the bridge by taking the mean deformation rate and LOS time series deformation quantity of the bridge deformation results as input sets. The mean absolute errors between the predicted values and the InSAR values of the two models were 1.54 and 1.28 mm respectively, the mean squared errors were 1.81 and 1.34 mm, and the root mean squared errors were 1.81 and 1.53 mm. The results indicate the feasibility of the time series deformation prediction model, which provides strong support for future bridge deformation prediction.

Key words: small baseline subset InSAR; bridge deformation; steel truss; BP neural network

跨江大桥环境复杂,易受多种因素影响,温度和湿度变化、雨水冲刷、人为事故损坏等均可不同程度地导致桥梁变形并产生安全隐患。开展跨江大桥形变监测并评估其风险对于排除桥梁安全隐患、防范事故发生

收稿日期:2022-06-24

基金项目:国家自然科学基金项目(41704024);华设设计集团股份有限公司科技开放基金项目(KY2021074);华设设计集团股份有限公司 D 类科研基金项目(KY2021043)

作者简介:张 迪(1998—),女,江苏徐州人,硕士研究生,主要从事 InSAR 形变监测研究. E-mail: dizhang2020@163.com
唐 旭(1986—),男,江苏宿迁人,副教授,博士,主要从事 GNSS 精密单点定位研究,本文通信作者.
E-mail: Xu.Tang@nuist.edu.cn

具有重要意义。

全球导航卫星系统(global navigation satellite system,GNSS)技术已被广泛应用于桥梁形变监测领域,可获取高精度的形变时间序列。但该技术空间分辨率有限,只能监测到布设点位的形变,不能全面了解监测对象的形变规律。形变通常是指物体受到外力之后发生的形状变化,在工程上常用来反映地面、建筑物、桥梁等自然或人工地物受温度、应力、水位、载荷等因素影响发生的变化。地物发生形变的方向有多种,形变监测是对变形体进行测量以确定其空间位置随时间变化的特征。合成孔径雷达干涉测量(interferometry synthetic aperture radar, InSAR)技术是一种主动式的遥感探测技术^[1],可以全天候地获取地表形变信息,具有不受烟云雨雾等特殊天气限制的优点,能够快速进行高精度、高空间分辨率以及大范围连续覆盖的地表形变监测,已成为高分辨率大面积变形测量的大地测量技术之一。常规的合成孔径雷达差分干涉测量(differential interferometric synthetic aperture rader,D-InSAR)技术容易受到地形起伏、大气延迟和时空基线失相干的影响,不适用于长时间序列形变监测。因此,学者们提出了时序 InSAR 分析方法,其中包括永久散射体干涉测量(permanent scatterer InSAR,PS-InSAR)技术、小基线集合成孔径雷达干涉测量(small baseline subset InSAR,SBAS-InSAR)技术。其中 PS-InSAR 技术以一张影像作为主影像,识别在长时序干涉图中受相干影响小的像素点,通过具有稳定相位信息的点构建形变模型,而 SBAS-InSAR 通过多主影像进行 SAR 影像的配对生成干涉图,通过设置时空基线阈值来避免时空去相干的影响。InSAR 技术获取的形变是雷达视线(line of sight,LOS)方向的形变信息,正值表示靠近雷达视线方向,负值表示远离雷达视线方向。

国内外研究人员^[2-7]已将时序 InSAR 技术应用于桥梁监测,并将 InSAR 技术与神经网络技术相结合应用于矿区。刘佳斌等^[8]将 PS-InSAR 技术与灰色模型结合预测矿区沉降,得到的均方误差为 9.293 mm。周定义等^[9]将 SBAS-InSAR 与 PSO-BP 神经网络算法结合,将 9 个影响因子作为矿区地表沉降预测因子来预测矿区沉降,得出的平均绝对误差为 2.169 mm,但由于难以获得影响因子,该方法具有一定的局限性。至今尚未将 SBAS-InSAR 技术与 BP 神经网络预测模型结合用于预测桥梁形变。

为了探究 SBAS-InSAR 技术与 BP 神经网络预测模型在桥梁上的适用性,以钢桁梁结构的南京大胜关长江大桥为研究对象,利用 SBAS-InSAR 技术处理 2018 年 2 月 23 日—2019 年 12 月 7 日共 33 景 Sentinel-1A 数据,得到桥梁上 556 个像素点在 2018—2019 年的年平均形变速率以及 33 个时相的累计形变量。将年平均形变速率作为输入层,第 33 期形变量作为输出层,把桥上 526 个像素点作为样本数据的训练集,30 个像素点作为测试集,建立神经网络模型;将 1~31 期形变量作为输入层,第 32 期作为输出层,经过训练不断调整权值等参数,建立最优预测模型,根据 2~32 期形变量预测第 33 期形变量。

1 研究区和数据源

1.1 研究区概况

南京大胜关长江大桥起始于南京市雨花台区,终止于南京市浦口区,全长 9 273 m,其中跨江长度为 1 200 m,桥面以上是钢结构,是一座连续钢桁梁拱桥。

1.2 数据来源

Sentinel-1A 是由欧洲航天局发射的卫星,工作波段为 C 波段,具有广阔的成像区域。本次研究的 Sentinel-1A 雷达影像轨道模式为升轨,极化方式为 VV(vertical transmit, vertical receive),宽幅工作模式,距离向分辨率为 5 m,方位向分辨率为 20 m^[10]。图 1 中红色框选区域为 Sentinel-1A 影像的覆盖区域,红色五角星表示南京大胜关长江大桥。

数字高程模型(digital elevation model,DEM)数据来源于美国太空总署(national aeronautics and space administration,NASA)和国防部国家测绘局(national imagery and mapping agency,NIMA)联合测量的 SRTM(shuttle radar topography mission)数据,在利用 InSAR 提取监测对象的形变时间序列时,用来配准主影像与副影像^[11];利用 DEM 模拟地形变化引起的相位信息,并将其去除,最终得到形变相位信息;在 SBAS-InSAR 的最后一步,DEM 用于地理编码,获取高精度的形变时间序列和年平均形变速率。

2 研究方法

2.1 SBAS-InSAR 技术原理

SBAS-InSAR 技术,是由 Berardino 等^[12]提出的一种基于多个主影像的 InSAR 时间序列分析方法。SBAS-InSAR 技术利用短时空基线的干涉对提取地表形变信息,按照一定的阈值将获取的影像划分为小基线集,增加干涉对的个数,根据最小二乘法 and 奇异值分解法获取地表形变信息。该技术通过设置合理的时空基线,降低时空去相干、大气延迟相位和地形相位等误差,提高监测结果的可靠性,在跨江大桥的安全监测中表现出独特的优势。SBAS-InSAR 技术数据的处理流程如图 2 所示。

1) 生成连接图。依据小基线设置原理,时间基线设置为 120 d,空间基线设置为 45%,时空基线在阈值内的影像形成干涉相对,组成小基线集,通过人工增减一些干涉影像对。此次实验数据共形成 86 对小基线组合像对,其中,2018 年 8 月 26 日的 SAR 影像为超级主影像,其他时刻的影像与其配准。

2) 干涉处理。利用轨道数据、外部 DEM 数据去除地形相位和平地相位。为了提高干涉条纹的清晰度,首先采用 Goldstein 方法滤波,提高干涉条纹的清晰度。其次进行配准以及重采样,为了解决相位缠绕的问题,使用最小费用流(Delaunay MCF)方法进行相位解缠,设置解缠阈值 0.2,得到真实相位。

3) 进行 SBAS 的两次反演。第一次反演是 SBAS 技术的核心过程,估算形变速率和残余地形,进行初步的大气校正和干涉图优化处理;第二次反演在第一步得到的形变速率基础上定制大气滤波,得到更精确的形变时间序列形变结果。

4) 最后对 SBAS 结果进行地理编码,将形变结果投影到雷达视线方向。

2.2 精度验证方法

BP(back propagation)神经网络是一种依照误差逆向传播算法训练的反馈前神经网络算法,是目前常用的人工神经网络结构之一^[13]。三层 BP 神经网络主要包含三个部分:输入层、隐藏层、输出层,层与层之间是全连接。网络设置的层数越多,BP 可以从输入中获取的信息越多,可完成的任务越复杂。BP 神经网络包含两个过程:信号正向传播和误差反传播。在 BP 网络的正向传播过程中,信号从输入层节点开始传播,通过隐藏层的激活函数(sigmoid)的非线性作用,将信号转换为新的输出信号,传递到输出层节点,得到实际输出值。误差的反传播是指当真实输出值与期望输出值不符时,误差反向遍历一遍神经网络,将输出的误差通

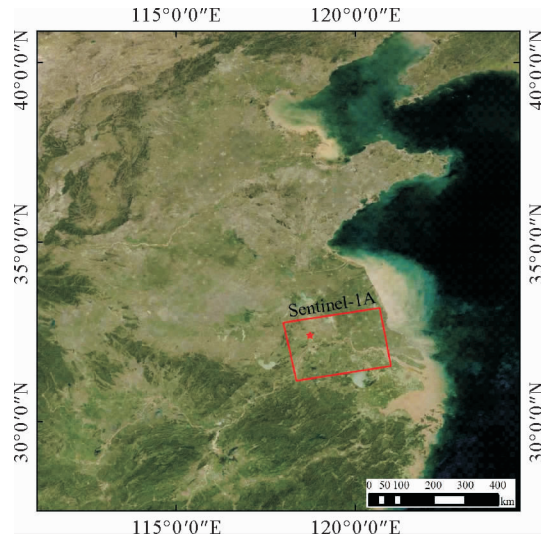


图 1 Sentinel-1A 覆盖区域及研究区地理位置

Fig. 1 Sentinel-1A coverage area and geographical location of the study area

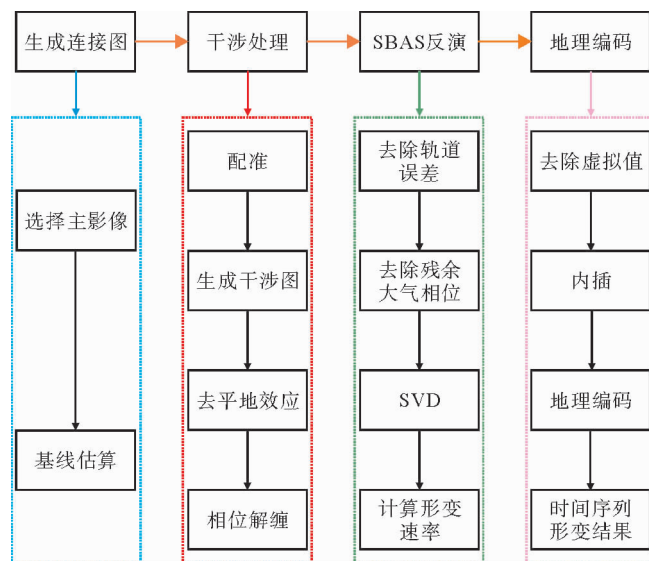


图 2 SBAS-InSAR 技术流程

Fig. 2 Flow chart of SBAS-InSAR technology

过隐藏层传递给输入层,并在传递过程中将误差分给各层的所有单元,以便获得各层单元的误差信号。根据输入输出样本集不断调整权值、阈值,使误差沿着梯度方向不断下降,直到预测输出与期望输出的误差减小到满意的精度后停止训练。本研究拟对桥梁沉降量进行准确预测,需找到最合适的函数模型对历史数据进行拟合分析,再建立时间序列模型,根据已知的历史沉降量来预测未来某个时刻的沉降量。建立时间序列模型的算法流程如下。

1) 确定网络模型的结构以及输入层与输出层神经元,初始化神经网络,设置隐藏层的层数以及各神经元之间的权值和阈值,表示为:

$$y_i = f\left(\sum_{i=1}^k \omega_i x_i + b\right) \quad (1)$$

式中: x_i 为神经元的输入值, ω_i 为每个输入对应的权重, b 代表阈值, y_i 为训练输出值, k 为神经元个数。

2) 归一化处理样本数据,合理划分训练样本,开始训练,信息由输入层经过隐藏层传递到输出层,通过计算,得到经过该网络的实际输出值,计算实际输出值和期望输出值的误差

$$E_k = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^l (y_j - y_k)^2 \quad (2)$$

式中: E_k 为输出误差, y_k 为给定样本的目标输出值, l 为样本数据个数。

3) 根据输出误差调整各个参数值,利用梯度下降法不断缩小输出误差 E_k , 得到:

$$\omega_{ij} = \omega_{ij} + \Delta\omega_{ij} = \omega_{ij} - \eta \frac{\partial E_k}{\partial \omega_{ij}} \quad (3)$$

式中 η 为学习速率。

4) 通过误差的反向传播规律不断调整权值和阈值,比较输出误差与期望误差,若输出误差未达到期望误差,那么返回步骤 2) 重新进行循环与训练,直至迭代后的输出误差 E_k 缩小到一定值或达到训练次数要求时,停止迭代,输出结果。

3 结果和分析

在桥梁的建设与运营过程中,由于桥梁的材质、修建年限以及热胀冷缩等因素,皆可导致桥梁发生形变。为了探究钢桁梁结构桥梁的稳定性以及影响因素,利用 SBAS-InSAR 技术处理 2018 年 2 月 23 日—2019 年 12 月 7 日的 Sentinel-1A 数据,对年平均形变速率以及形变时间序列进行分析,利用 InSAR 得到形变监测结果,建立最优预测模型。

3.1 年形变速率分析

经过地理编码后,得到像素点视线向的年平均形变速率(如图 3)。南京大胜关长江大桥为连续钢桁梁拱桥,拱形结构稳定,容易被雷达探测到,散射信号较强,共检测到 556 个相干目标。

从南京大胜关长江大桥 LOS 方向形变速率可以看出(图 3),大桥的两侧形变速率最快且呈相反的趋势,变化范围 $-33.980 \sim 17.668$ mm/y,其中,由深蓝色到浅橙色代表负值,橙红色和红色代表正值;数值从西北向东南方向逐渐增加,先负后正,沉降值越来越小,抬升值越来越大。沉降最明显的地方在桥梁的西北侧,最大 LOS 向沉降速率为 -33.980 mm/y,往东南方向沉降速率递减。到桥梁东南侧,形变速率变为正值,并沿东南方向

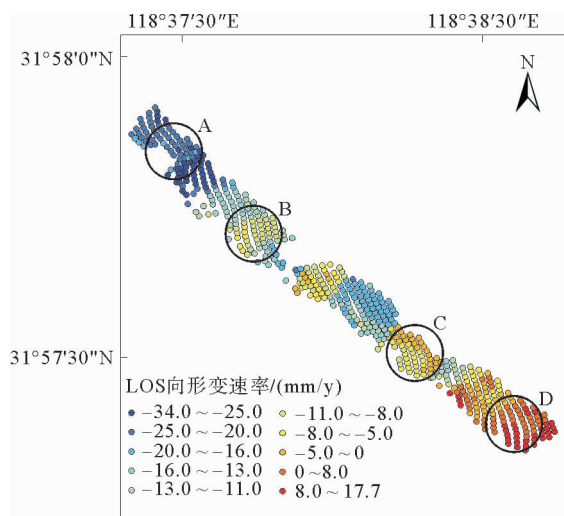


图 3 2018 年 2 月 23 日—2019 年 12 月 7 日
桥梁 LOS 向形变速率图

Fig. 3 Deformation rate diagram of bridge LOS from February 23rd, 2018 to December 7th, 2019

逐渐递增。大桥两侧的年平均变化速率呈相反趋势的原因是大胜关大桥以中间的桥墩为对称结构,中间的墩铰接固定导致桥梁两侧向两边活动。

3.2 形变时间序列分析

因为桥梁的形变具有非线性特征,所以仅靠分析桥梁的年平均变化速率不足以描述桥梁的形变特征。为了探究桥梁上像素点的形变时间序列随温度的变化特征,在南京大胜关长江大桥上的 A、B、C、D(图 3) 4 个区域各选取 2 个特征点共 8 个特征点,记为 a1、a2、b1、b2、c1、c2、d1、d2,分析这些点 2018 年 8 月 14 日—2019 年 8 月 9 日的 19 个时刻的形变时间序列与温度的关系,如图 4 所示,深蓝色的虚线代表温度的变化。a1 和 a2、b1 和 b2、c1 和 c2、d1 和 d2 都是相邻的点,采用同色不同记号进行区分。由图 4 可见,这 4 组数据相邻点的时间形变序列具有很高的一致性,说明 InSAR 技术具有可行性。

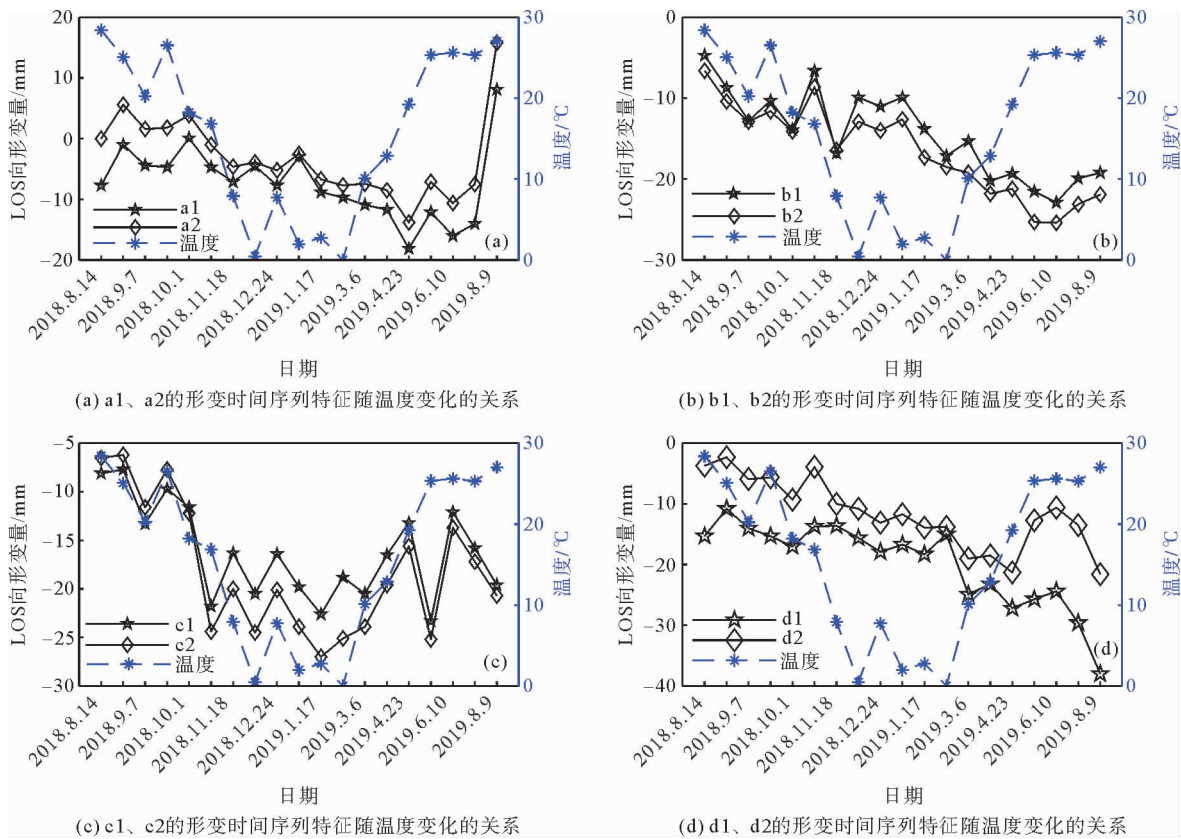


图 4 南京大胜关长江大桥特征点形变时间序列

Fig. 4 Deformation time series of Nanjing Dashengguan Yangtze River Bridge

4 组点位于桥梁不同位置,其变化特征不同。其中,a1 和 a2 位于桥梁的西北侧(图 4(a)),2019 年 3 月 30 日之前保持相对平缓的变化趋势。2019 年 4 月 23 日—2019 年 6 月 10 日形变量先增大后减少,2019 年 7 月 16 日—2019 年 8 月 9 日温度缓慢上升,LOS 向形变量急剧上升至最大抬升量 16 mm。原因是长江流域冬旱夏涝,7 月底至 8 月初降雨量增大使水位上升,泥沙淤积对桥梁产生作用力,使得桥梁略有抬升。b1 和 b2 两点(图 4(b))2018 年 8 月 14 日—2018 年 10 月 1 日的 LOS 向形变量与温度变化趋势一致,2018 年 10 月 1 日—2018 年 10 月 25 日温度缓慢下降,桥梁的 LOS 向形变量也有回缩的趋势;2018 年 10 月 25 日—2019 年 8 月 9 日两者变化都比较平缓,略有抬升趋势,抬升的幅度低于桥梁边缘的 a1、a2 两点。c1 和 c2 两点(图 4(c))是 4 组点中 LOS 向形变量和温度变化趋势一致性最高的,2018 年 9 月—2019 年 9 月的 LOS 向形变量均为负值,最大形变量达 -27 mm;2019 年 4 月 23 日—2019 年 6 月 10 日,LOS 向形变量呈先下降

后抬升的趋势,与 a1、a2 的变化趋势相反。d1 和 d2(图 4(d))位于桥梁的东南侧,LOS 向形变量均为负值,最大形变量为-39 mm,是所选特征点中形变量最大的。2019 年 6 月 10 日—2019 年 8 月 9 日,位于桥梁东南侧的 4 个点 c1、c2、d1、d2 LOS 向形变量均急剧下降,与位于桥梁西北侧的 a1、a2、b1、b2 截然相反。

分析上述 8 个特征点的形变时间序列发现,大胜关大桥的整体结构较稳定,c1、c2 两点在 2019 年 4 月 3 日之前均与温度变化保持较高的一致性,而其他点与温度变化无直接联系。大桥两侧的特征点在相同的条件下变化方向相反,尤其在夏季汛期水位抬升,桥梁的变化比其他季节更为明显。

3.3 BP 神经网络预测模型

为了分析 BP 神经网络模型在预测桥梁形变上的可行性,本研究充分利用 SBAS-InSAR 监测结果,将平均形变速率值和 LOS 向时间序列形变值作为输入值,分别建立平均形变速率预测模型和 LOS 向时间序列形变预测模型。

3.3.1 平均形变速率预测模型

BP 神经网络的输入层为年平均形变速率,经过训练,当隐藏层的神经元节点数设置为 9 时,拟合精度较高,经过神经网络隐藏层的传播函数处理,输出层为各点 2018 年 8 月 14 日—2019 年 8 月 9 日的累计 LOS 向形变量。选择桥上 526 个点作为神经网络的训练集,剩下 30 个点用来预测,比较采用模型预测和 SBAS-InSAR 技术监测到像素点的 LOS 向沉降量的差值,结果如表 1 所示。平均绝对误差(mean absolute error, MAE)为 1.54 mm,均方误差(mean square error, MSE)为 1.81 mm,均方根误差(root mean square error, RMSE)为 1.81 mm。

表 1 BP 神经网络预测结果与 SBAS-InSAR 结果比较

Table 1 Comparison of BP neural network prediction results with SBAS-InSAR results

编号	监测沉降值/mm	预测沉降值/mm	差值/mm	编号	监测沉降值/mm	预测沉降值/mm	差值/mm
1	-35.9	-34.95	0.95	16	-39.2	-37.29	1.91
2	-34.3	-35.37	-1.07	17	-38.2	-35.45	2.75
3	-31.9	-32.47	-0.57	18	-36.8	-35.59	1.21
4	-38.7	-35.50	3.20	19	-37.1	-36.57	0.53
5	-42.0	-40.43	1.57	20	-34.9	-36.39	-1.49
6	-38.5	-35.07	3.43	21	-38.4	-35.59	2.81
7	-37.1	-35.40	1.70	22	-36.2	-35.59	0.61
8	-34.7	-35.56	-0.86	23	-38.3	-37.72	0.58
9	-33.6	-35.93	-2.33	24	-35.8	-36.96	-1.16
10	-42.0	-39.21	2.79	25	-37.1	-35.49	1.61
11	-40.7	-38.40	2.30	26	-36.1	-35.72	0.38
12	-38.6	-35.32	3.28	27	-38.9	-38.77	0.13
13	-37.3	-35.55	1.75	28	-34.7	-35.60	-0.90
14	-35.3	-35.84	-0.54	29	-37.8	-38.59	-0.79
15	-33.5	-35.99	-2.49	30	-27.9	-28.34	-0.44

3.3.2 LOS 向时间序列形变预测模型

对沉降结果进行精确的预测,必须找到恰当的函数对历史数据建立时间序列模型。随机取 526 个点作为训练样本,30 个点作为测试样本,输入层为 1~31 期的形变量,输出层为第 32 期的形变量,不断调整权值和阈值,建立最优时间序列预测模型,根据该最优模型以及第 2~32 期的 LOS 向累计形变量,预测第 33 期的 LOS 向形变量,结果如图 5 所示。其中,期望值为 InSAR 形变量,预测值为根据 BP 神经网络模型以及

2~32 期 InSAR 监测值预测的第 33 期形变值。平均绝对误差为 1.28 mm,均方误差为 1.34 mm,均方根误差为 1.53 mm。结果表明,预测结果与实际观测结果吻合度高,证明利用 BP 神经网络预测模型预测桥梁短期形变效果显著。

比较上述 2 种预测模型,时间形变序列预测模型充分利用已有 InSAR 形变数据,提高了 BP 神经网络预测的精度,且不存在形变异常点。精度优于文献[8]所述 GM 灰色模型以及文献[9]所述依据矿区影响因子为输入层建立的预测模型,验证了 SBAS-InSAR 与 BP 神经网络时间序列预测模型相结合在预测桥梁形变上的可行性。

4 结论

以钢桁梁结构的南京大胜关长江大桥为研究对象,利用 SBAS-InSAR 技术提取桥梁的形变信息,分析桥梁的年形变速率和形变时间序列,总结桥梁形变特征。利用 BP 神经网络建立预测模型,结果表明:

1) 2018—2019 年,南京大胜关长江大桥上的像素点 LOS 向年形变速率在厘米级范围内,最大形变速率为 -33.980 mm/y,最大形变量为 -42.0 mm。所有点的形变时间序列平均值为 -1.4 mm,形变较小,表明桥梁整体保持稳定。

2) 南京大胜关大桥是以中间的桥墩为对称的结构,中间的桥墩铰接固定导致桥梁两侧向两边活动,在年平均形变速率变化和时间形变序列变化上都表现为桥梁两侧变化方向相反,在夏季汛期表现较为明显,西北侧沉降,东南侧抬升。

3) 平均形变速率预测模型的平均绝对误差为 1.54 mm,均方误差为 1.81 mm,均方根误差为 1.81 mm;LOS 向时间序列形变预测模型,平均绝对误差为 1.28 mm,均方误差为 1.34 mm,均方根误差为 1.53 mm。BP 神经网络能够很好地利用桥梁的 InSAR 时间序列形变监测数据进行预测,为桥梁的健康信息预测提供数据支撑。

参考文献:

[1] 任文静,贾洪果,闫斌.SBAS-InSAR 方法支持下的矿区地表沉降监测及参数反演[J].测绘通报,2021(3):113-117.
REN Wenjing, JIA Hongguo, YAN Bin. Monitoring and parameter inversion of ground subsidence in mining area based on SBAS-InSAR method[J]. Bulletin of Surveying and Mapping, 2021(3): 113-117.

[2] 陈艳青,赵景堂.基于时序 InSAR 技术监测大桥历史形变[J].测绘工程,2021,30(2):50-54.
CHEN Yanqing, ZHAO Jingtang. Monitoring the historical deformation of bridge based on time series InSAR technology [J]. Engineering of Surveying and Mapping, 2021, 30(2): 50-54.

[3] QIN X Q, LI Q Q, DING X L, et al. A structure knowledge-synthetic aperture radar interferometry integration method for high-precision deformation monitoring and risk identification of sea-crossing bridges [J/OL]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2021, 103. DOI: 10.1016/j.jag.2021.102476.

[4] XIONG S T, WANG C S, QIN X Q, et al. Time-series analysis on persistent scatter-interferometric synthetic aperture radar (PS-InSAR) derived displacements of the Hong Kong-Zhuhai-Macao Bridge (HZMB) from Sentinel-1A observations[J/OL]. Remote Sensing, 2021, 13. DOI: 10.3390/rs13040546.

[5] SELVAKUMARAN S, PLANK S, GEIß C, et al. Remote monitoring to predict bridge scour failure using interferometric synthetic aperture radar (InSAR) stacking techniques[J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2018, 73: 463-470.

[6] LAZECKY M, HLAVACOVA I, BAKON M, et al. Bridge displacements monitoring using space-borne X-band SAR inter-

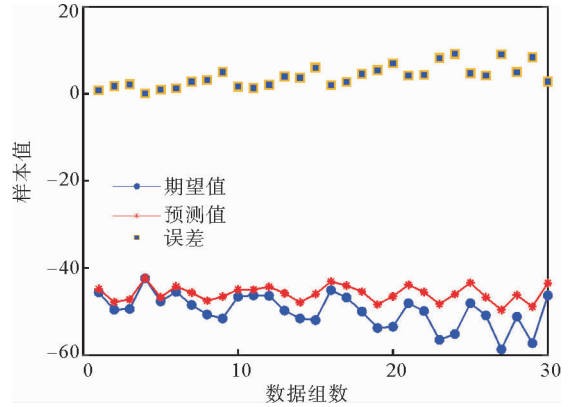


图 5 BP 神经网络测试集的预测值与实际值对比图
Fig. 5 Comparison of predicted and actual values of BP neural network test set

- ferometry[J].IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations & Remote Sensing,2016,10(1):205-210.
- [7] SOUSA J J, BASTOS L. Multi-temporal SAR interferometry reveals acceleration of bridge sinking before collapse[J]. Natural Hazards and Earth System Sciences,2013,13:659-667.
- [8] 刘佳斌,徐卓揆,何伟.基于 PSInSAR 的水溶矿区沉降预测[J].地理空间信息,2020,18(7):103-105.
LIU Jiabin, XU Zhuokui, HE Wei. Subsidence prediction of water-soluble mining area based on PSInSAR[J]. Geospatial Information,2020,18(7):103-105.
- [9] 周定义,左小清.基于 SBAS-InSAR 和 PSO-BP 神经网络算法的矿区地表沉降监测及预测[J].云南大学学报(自然科学版),2021,43(5):895-905.
ZHOU Dingyi, ZUO Xiaoqing. Surface subsidence monitoring and prediction in mining area based on SBAS-InSAR and PSO-BP neural network algorithm[J]. Journal of Yunnan University(Natural Sciences Edition),2021,43(5):895-905.
- [10] 何秀凤,高壮,肖儒雅,等.多时相 Sentinel-1A InSAR 的连盐高铁沉降监测分析[J].测绘学报,2021,50(5):600-611.
HE Xiufeng, GAO Zhuang, XIAO Ruya, et al. Monitoring and analysis of subsidence along Lian-Yan railway using multi-temporal Sentinel-1A InSAR[J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica,2021,50(5):600-611.
- [11] HE Y, CHEN Y D, YAN H W, et al. TS-InSAR analysis for monitoring ground deformation in Lanzhou New District, the loess Plateau of China, from 2017 to 2019[J/OL]. Advances In Space Research,2020. DOI:10.1016/j.asr.2020.11.004.
- [12] BERARDINO P, FORNARO G, LANARI R, et al. A new algorithm for surface deformation monitoring based on small baseline differential SAR interferograms[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing,2002,40(11):2375-2383.
- [13] 祝子涵,谭峰,田芳明,等.基于 BP 神经网络的粳稻种子拉曼光谱鉴别方法研究[J/OL].中国粮油学报,[2023-02-13].
<https://doi.org/10.20048/j.cnki.issn.1003-0174.000109>.
ZHU Zihan, TAN Feng, TIAN Fangming, et al. Research on the raman spectroscopic identification of japonica rice seeds based on BP neural network[J/OL]. Journal of the Chinese Cereals and Oils Association,[2023-02-13]. <https://doi.org/10.20048/j.cnki.issn.1003-0174.000109>.

(责任编辑:高丽华)