

doi: 10.6046/zrzygg.2021163

引用格式: 刘辉,徐心月,陈蜜,等.秦皇岛段明长城时序 InSAR 遥感动态监测[J].自然资源遥感,2023,35(2):202–211. (Liu H, Xu X Y, Chen M, et al. Time – series InSAR – based dynamic remote sensing monitoring of the Great Wall of the Ming Dynasty in Qinhuangdao[J]. Remote Sensing for Natural Resources, 2023, 35(2):202–211.)

秦皇岛段明长城时序 InSAR 遥感动态监测

刘 辉^{1,2,3}, 徐心月^{1,2,3}, 陈 蜜^{1,2,3}, 陈富龙⁴, 丁瑞力^{1,2,3}, 刘 菲^{1,2,3}

(1. 首都师范大学资源环境与旅游学院,北京 100048; 2. 首都师范大学城市环境过程与数字模拟国家重点实验室培育基地,北京 100048; 3. 首都师范大学水资源安全北京实验室,北京 100048; 4. 中国科学院空天信息创新研究院,北京 100094)

摘要:地面沉降是京津冀地区常见的地质灾害之一,地面不均匀沉降对于明长城的保护存在着潜在威胁,从而造成不可逆转的损失。文章采用2016—2018年的53景Sentinel-1数据,基于永久散射体合成孔径雷达干涉测量(persistent scatterer interferometric synthetic aperture Radar,PS-InSAR)和小基线集(small baseline subsets,SBAS)技术获取秦皇岛段明长城地表形变信息。将合成孔径雷达(synthetic aperture Radar,SAR)数据基于不同的处理方法获取的形变结果进行交叉验证检验监测结果的精度,得到两者数据线性相关性 R^2 达到0.81。结合地下水水位变化、地质构造、地层岩性数据、土地利用数据及高速公路铁路分布等辅助数据,对明长城沿线沉降进行成因分析。最后基于广义回归神经网络(generalized regression neural network,GRNN)对明长城沉降进行预测。结果表明:秦皇岛段明长城沿线表现出不同程度的形变,形变严重的区域主要集中在东部及东北部区域,最大沉降速率超过-12 mm/a;地面沉降与地下水开采关联不大;明长城在与断裂带相遇前后沉降速率表现出微小差异;沉降严重区主要发生在第四系全新统黏土层;交通道路运营暂时未对明长城沿线沉降造成较大影响。GRNN预测结果表明未来明长城沿线沉降有逐渐增大的趋势,部分区域需要重点关注。研究对位于山地地貌明长城进行系统的监测和整体保护提供技术支持。

关键词:明长城; 地表形变; 时序 InSAR; GRNN; 沉降预测

中图法分类号: TP 79 **文献标志码:** A **文章编号:** 2097-034X(2023)02-0202-10

0 引言

地面沉降是一种地面下沉的现象,主要是由于地下松散土层通过自然的地壳变化以及人类的工程建设所导致的,这种地质灾害多发于平原地区对于地表上人工建筑的安全存在着潜在威胁,所以通过合成孔径雷达干涉测量技术(interferometric synthetic aperture Radar,InSAR)获取古建筑周围地表沉降信息对于保护文化遗产的可持续性发展有重要意义。且合成孔径雷达(synthetic aperture Radar,SAR)数据的长期积累开启了时序 InSAR 技术用于监测和预防诊断遗迹及其周围环境的新时代,Tarchi 等^[1]介绍了 InSAR 技术在建筑物结构变形监测中的一种创新应用,该研究鼓励了这种技术在建筑遗产调查中的发展; Tapete 等^[2]利用数据挖掘收集和

总结 InSAR 地理信息,分析了哥白尼时期的世界遗产地地质灾害评估,有助于支持 InSAR 技术在文化遗产保护和管理方面的服务和应用。目前国内外学者已经利用 InSAR 技术监测了如张家口明长城^[3]、吴哥窟遗址^[4]、北京颐和园^[5]和南京明长城^[6]等地表形变及结构稳定性,这些研究对文化遗址的保护提供了强有力的科技技术支撑。

相比采用单一 InSAR 技术进行形变监测,采用多种时序 InSAR 技术对明长城大型线性遗产进行系统性形变监测具有更高的监测精度,可以得到可靠的监测结果。本文将多种时序 InSAR 技术应用到秦皇岛段明长城沿线的地表形变监测中,结合光学影像分析土地利用、地质构造及岩性、地下水等多种辅助数据对明长城沿线地表形变的影响,同时分析了地表形变及结构稳定性与各因素在时间和空间上的相关性特征。最后结合广义回归神经网络

收稿日期: 2021-05-25; 修订日期: 2023-01-16

基金项目: 国家重点研发计划项目“城市群地质环境演化多源遥感监测与预警”(编号: 2017YFB0503803)资助。

第一作者: 刘 辉(1996-),男,硕士,研究方向为 InSAR 形变监测、遥感图像处理。Email: huixyt@163.com。

通信作者: 徐心月(1994-),女,硕士,研究方向为 InSAR 形变监测。Email: 389164487@qq.com。

(generalized regression neural network, GRNN) 预测模型, 对明长城沿线沉降严重区域进行预测, 研究证明利用多种时序 InSAR 技术以及多源地球空间数据相结合的方式进行分析可以有效地减少以往单一数据以及技术流程所带来的误差, 同时也更为全面地解释研究区区域地面沉降的成因。研究结果可对秦皇岛段明长城的可持续发展评估提供有效的技术支持。

1 研究区概况与数据源

1.1 研究区概况

本文研究对象为秦皇岛段明长城沿线地区, 研究区域内明长城东起山海关, 西至抚宁区与卢龙县交界处, 地理坐标为 $N39.96^{\circ} \sim 40.22^{\circ}$, $E119.12^{\circ} \sim 119.82^{\circ}$ 。区内明长城沿线长度约 248 km, 途径抚宁区、海港区和山海关区, 地层岩性较复杂, 沿途多为山间丘陵区, 并分布不同的村落、风景区和临时放牧点等, 在山海关区内经过小段城区。研究区范围及明长城位置如图 1 所示, 蓝色框为 Sentinel - 1 数据覆盖范围, 黄色框为研究区范围。

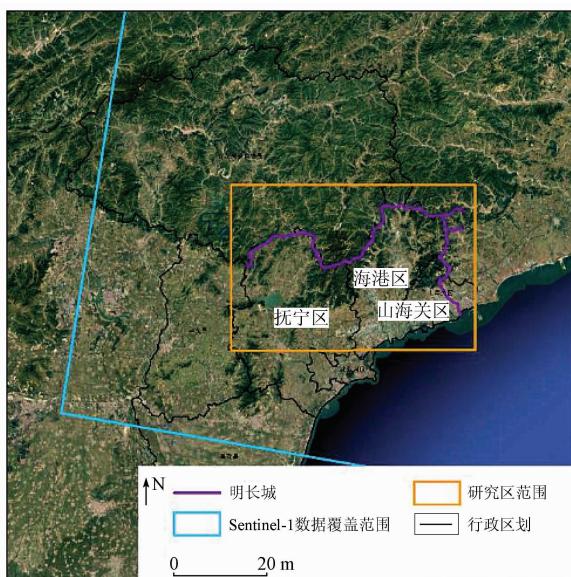


图 1 研究区范围及明长城示意图

Fig. 1 Study area and the Great Wall

1.2 数据源

本研究所用数据为欧空局提供的覆盖秦皇岛地区明长城沿线的 53 景 Sentinel - 1 数据, 时间跨度为 2016 年 10 月—2018 年 12 月, 成像模式为干涉宽幅模式(IW), 极化方式为 HH 极化。使用的数字高程模型(digital elevation model, DEM)数据为美国航空航天局提供的覆盖研究区的 30 m 空间分辨率的 SRTM1 数据。

2 研究方法与数据处理

本研究综合采用永久散射体(persistent scatterer, PS) – InSAR 和小基线集(small baseline subsets, SBAS)技术获取研究区沉降信息, 同时将 PS 和 SBAS 方法获取的形变结果进行交叉验证。结合光学影像等参考数据, 研究明长城沿线地区土地利用情况、地质构造及地层岩性、地下水、高速公路及铁路分布等对明长城沿线地表形变的影响, 并分析地表形变及结构稳定性与各因素在时间和空间上的相关性特征。最后结合 GRNN 预测模型, 对明长城沿线沉降严重区域进行预测。具体流程如图 2 所示。

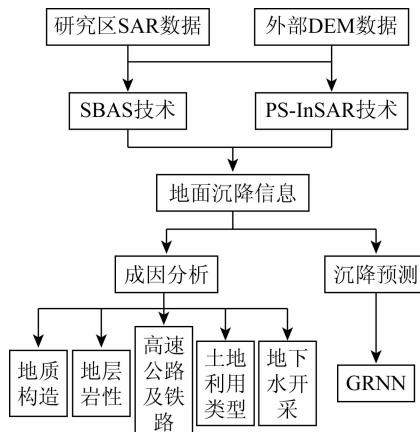


图 2 本文整体技术路线

Fig. 2 The overall technical route of this paper

2.1 PS – InSAR 技术与 SBAS 技术

PS – InSAR 技术流程如图 3 所示。其基本原理是从同一研究区内的多幅不同时相的 SAR 影像中经过公共主影像选取、配准、干涉处理, 提取具有反射特征强、散射特征稳定的地表目标(如道路、房屋、

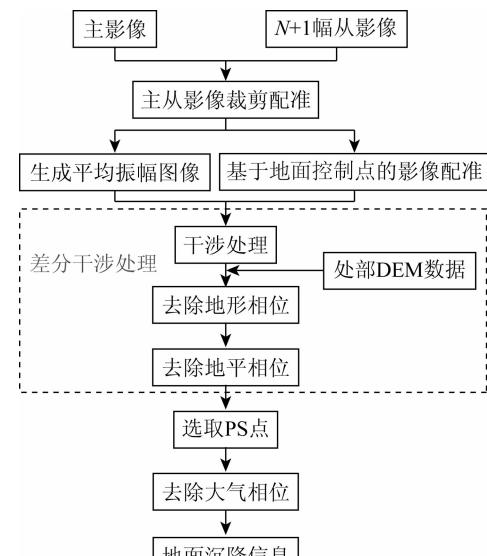


图 3 PS – InSAR 技术处理流程

Fig. 3 PS – InSAR technical treatment flow chart

堤坝、桥梁和裸露岩石等)作为 PS 点, 基于这些 PS 点目标进行时间序列上的相位分析, 进而得到地面各点的形变信息^[7]。

SBAS 技术(图 4)即利用已有的 SAR 影像数据

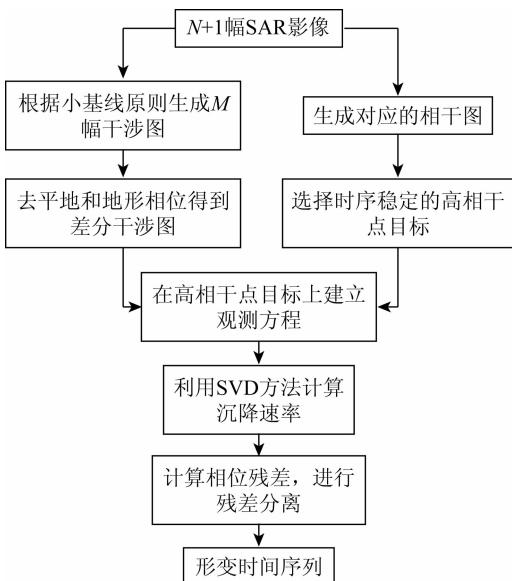


图 4 SBAS 技术处理流程

Fig. 4 SBAS technical treatment flow chart

集, 对时空基线设置阈值, 自由组合生成若干子集合, 子集内采用最小二乘法提取形变信息, 各子集间采用奇异值分解法 (singular value decomposition, SVD) 进行联合求解, 最终获取地表的微小形变信息^[8]。在本研究中, 秦皇岛段明长城分布在自然风景区内, PS - InSAR 方法可能会存在高相干点密度不足的情况, 因此利用 SBAS 方法进行并行处理, 通过 SBAS 技术获取研究区地表形变数据以保证结果的精度。SBAS 技术流程如图 4 所示。

2.2 数据处理

本研究综合考虑时、空基线距及多普勒质心频率差的影响, 在获取的 53 景数据中选择最佳主影像, 并根据设定的基线阈值对所有图像建立主 - 从关系。图 5—6 分别为基于 PS 方法和 SBAS 方法处理生成的各组像对的空间基线和时间基线图, 标为黄色的为被选择的主影像, PS 方法选择的主影像日期为 20170930, SBAS 方法选择的主影像日期为 20170813。

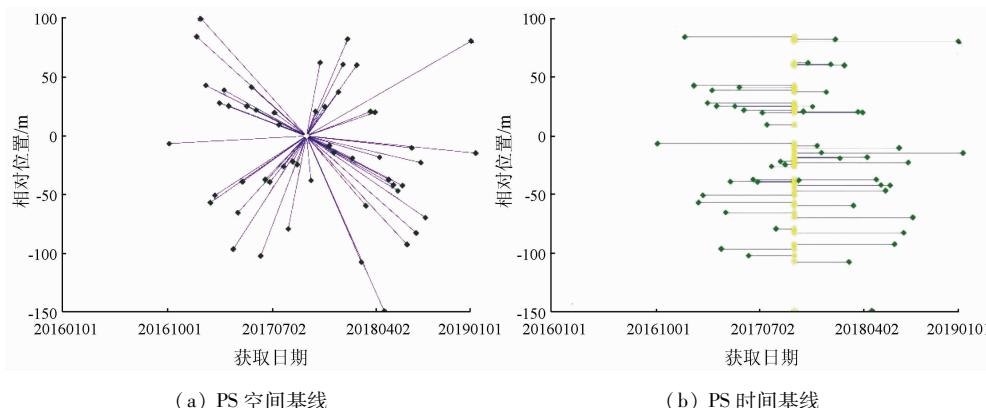


图 5 PS 方法处理生成的时空基线连接图

Fig. 5 Connection diagram of the spatiotemporal baselines by PS - InSAR

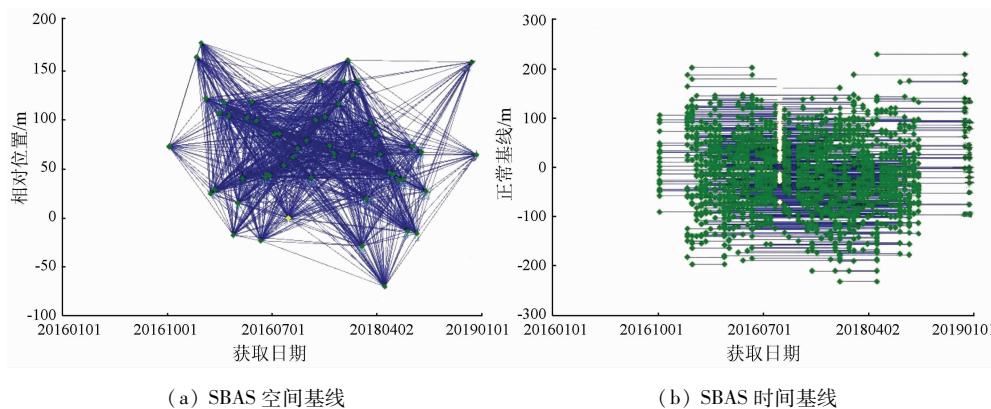


图 6 SBAS 方法处理生成的时空连接图

Fig. 6 Connection diagram of the spatiotemporal baselines by SBAS

根据像对的连接关系, 对每一对像对进行干涉

工作流处理。具体包括所有的图像配准到主影像

上、干涉图生成、利用参考 DEM 数据进行干涉相位的去平处理、振幅离差指数计算、相干系数生成以及相位解缠,本研究使用 Delaunay Minimum Cost Flow 方法进行三维相位解缠。SBAS 方法处理时还要进行轨道精炼和重去平,利用地面控制点(ground control point, GCP)作为稳定参考点,来估算和去除残余的恒定相位和解缠后还存在的相位坡道。PS 方法和 SBAS 方法处理的核心步骤都是进行 2 次反演,第一次反演估算形变速率和残余地形,第二次反演是在第一步得到的形变速率基础上,通过时域上高通滤波和在频域上低通滤波去除残余 DEM 误差、

大气相位与轨道误差的影响。最后对 InSAR 监测结果进行地理编码,得到研究区形变速率。

3 监测结果及精度验证

3.1 监测结果

通过上述时序 InSAR 处理,将得到的形变结果根据明长城墙体设置 1 km 的缓冲区做反距离权重法插值,并叠加谷歌地图以提供地形信息,PS 方法和 SBAS 方法监测结果如图 7 所示。

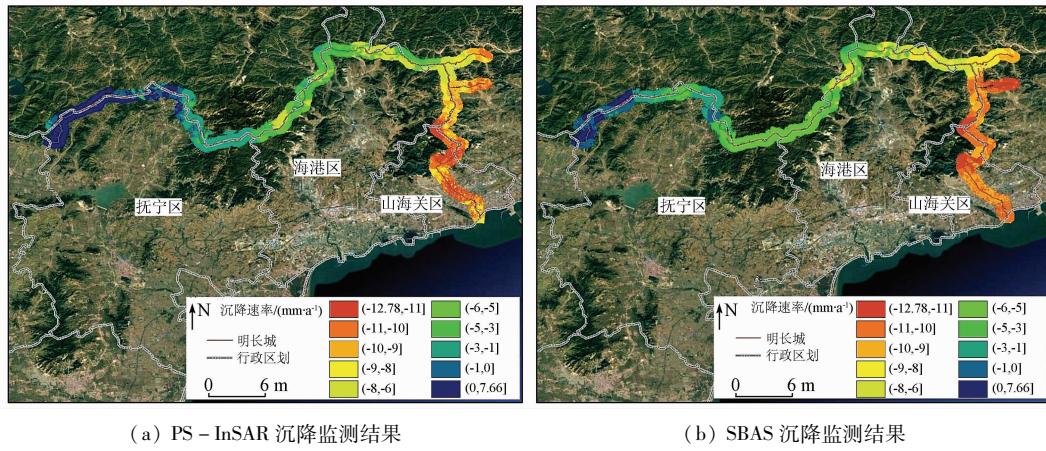


Fig. 7 PS-InSAR 和 SBAS 监测沉降速率

Fig. 7 PS-InSAR and SBAS monitoring settlement rate

由图 7 可知明长城沿线地区存在不均匀的地表形变,大部分区域形变速率在 $-5 \sim 6 \text{ mm/a}$ 之间,PS 方法监测最大沉降速率为 -12.78 mm/a ,SBAS 方法监测最大沉降速率为 -12.48 mm/a ,2 种方法所获得的沉降趋势基本一致。

3.2 监测结果交叉验证

由于没有研究区域内同期水准监测数据,为了进一步对 2 种方法得到的监测结果进行精度分析,用交叉验证法对结果进行对比^[9],用采样点的年平均沉降速率作为分析对象,首先将 PS-InSAR 和 SBAS 这 2 种方法获得的时序 InSAR 视线向(line of sight, LOS)位移的结果根据式(1)转换为垂直方向的位移结果,即

$$\Delta d_v = \frac{\Delta d}{\cos\theta}, \quad (1)$$

式中: Δd_v 为垂直方向的位移; Δd 为 LOS 位移; θ 为入射角,本研究使用的 Sentinel-1 数据入射角为 39.25° 。

对 PS 和 SBAS 这 2 种方法处理得到的垂直向形变速率结果进行交叉验证,本文在研究区域内均匀筛选了 2 010 个相干性较高的采样点,以 PS 监测沉降速率作为横轴,SBAS 监测沉降速率为纵轴,如

图 8 所示两者数据线性相关性 R^2 达到 0.81,进一步验证了 PS 方法与 SBAS 方法监测年均沉降速率具有较高的一致性。

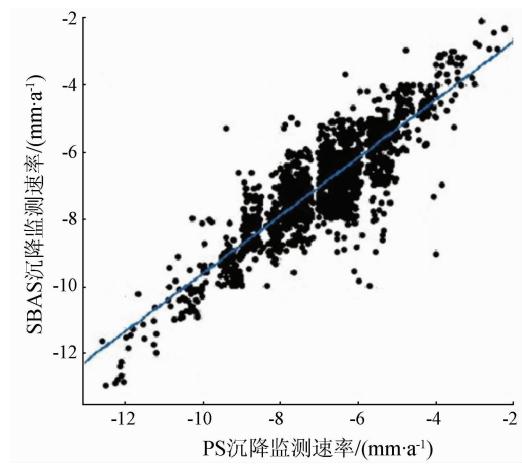


Fig. 8 PS 与 SBAS 方法监测沉降速率相关性

Fig. 8 Correlation of settlement rate of PS and SBAS monitoring

4 明长城沿线形变成因分析

通过 InSAR 形变监测结果可知研究区明长城沉

降较为严重的区域为明长城后半段,其中山海关段沉降速率普遍大于 10 mm/a ,存在较为显著形变。长时间缓慢地表形变作为典型的不均匀沉降和水平位移灾害,已然成为影响景观稳定性的重要因素,对明长城的保护存在着潜在威胁。通常引起地表形变的因素有地表地质特征、人类工程活动、降水变化及地质构造活动等。一般情况下,地表的隆起和沉降会同时出现,导致长城墙体遭到破坏,而实际中长城墙体的形变是由多种因素的综合作用导致。本研究针对地质构造、土地利用类型、地层岩性、地下水和交通道路分布 5 个因素逐一分析研究区域内地表形变的成因。

4.1 地质构造对明长城沿线沉降的影响

秦皇岛地区地质环境比较脆弱,主要原因是人类的工程活动等人为因素对环境的破坏较大。自古以来,研究区内形成了一系列较为复杂的褶皱构造及断裂构造^[10]。将断裂带数据与插值后的明长城沿线沉降速率叠加如图 9 所示,研究区内明长城经过东洋河—三星口断裂带、山神庙—马家峪断裂及董家口断裂带,且在与断裂带交叉路段周围发生了不同规模的地面沉降现象,为了更进一步分析穿越断裂带前后地面沉降变化情况,沿秦皇岛方向作明长城沿线沉降速率的纵向剖面线并叠加断裂带位置,如图 10 所示。研究发现,明长城在与某些断裂带相遇后前后沉降速率表现出了微小的差异,尤其在董家口断裂带前后沉降速率加快,由 -8.17 mm/a 变为 -8.41 mm/a ,过了断裂带位置,沉降速率有所缓和变为 -8.20 mm/a 。东洋河—三星口断裂带、山神庙—马家峪断裂带与明长城相交处没有形成很明显的特征,这 2 条断裂带对明长城沿线沉降的影响较小,可能与其他成因条件共同起作用。由此可推断,

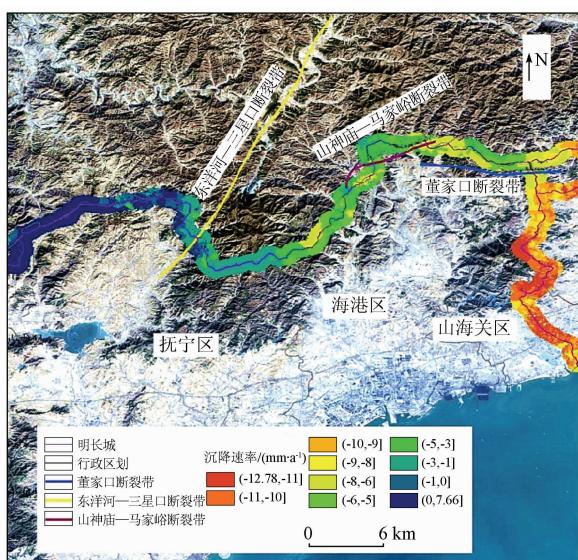


图 9 研究区断裂带分布

Fig. 9 Distribution of fault zones in the study area

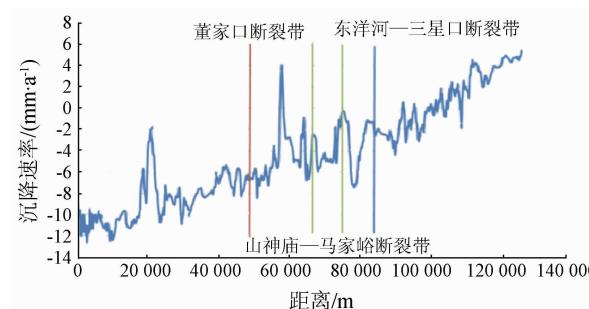


图 10 明长城沿线沉降速率纵向剖面及断裂带位置

Fig. 10 Longitudinal section of subsidence rate along Ming Great Wall and location of fault zone

在与断裂带相遇前后沉降速率表现出细微的差异性。

4.2 土地利用类型变化对明长城沿线沉降的影响

本研究基于 Google Earth Engine 平台,利用 2016 年和 2018 年的 Landsat8 数据采用随机森林分类方法^[11]得到秦皇岛地区 2016 年和 2018 年土地利用分层图,Kappa 系数分别达到 0.973 和 0.934,说明了分类结果的可靠性。通过计算得到明长城沿线 1 km 缓冲区域内各类面积,如图 11 所示。2016—2018 年间,研究区域内居民用地面积增大,查看遥感影像可知明长城沿线分布着许多风景区、小村落、蒙古包和临时放牧点,相比较 2016 年,2018 年居民用地面积增加 0.327 km^2 ; 河流水体面积减少 0.136 km^2 ; 林地面积增加 1.105 km^2 ,推断这可能与 2016 年财政部等 8 个部门关于扩大新一轮退耕还林还草规模的通知有关;耕地及裸地面积减少 1.296 km^2 。

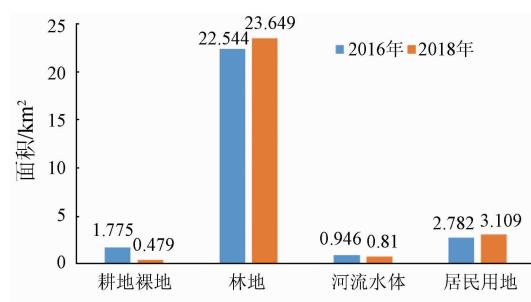


图 11 2016—2018 年研究区土地利用类型面积变化

Fig. 11 Land use type area change in study area from 2016 to 2018

为了进一步了解研究区土地利用类型的变化对地面沉降的影响,选取分布在山海关城区内的沉降区域,对应的遥感影像如图 12 所示,黄色框中土地 2016 年为裸地及草地,2017 年可以看出一大批建筑物正在施工,2018 年遥感影像显示此处已经建成楼房,此处建筑物增多,2017—2018 年间沉降量增多,同时沉降速率较快。由以上讨论可以推断土地利用类型的变化尤其是建筑物等静载荷对明长城沿线的沉降造成了一定的影响。

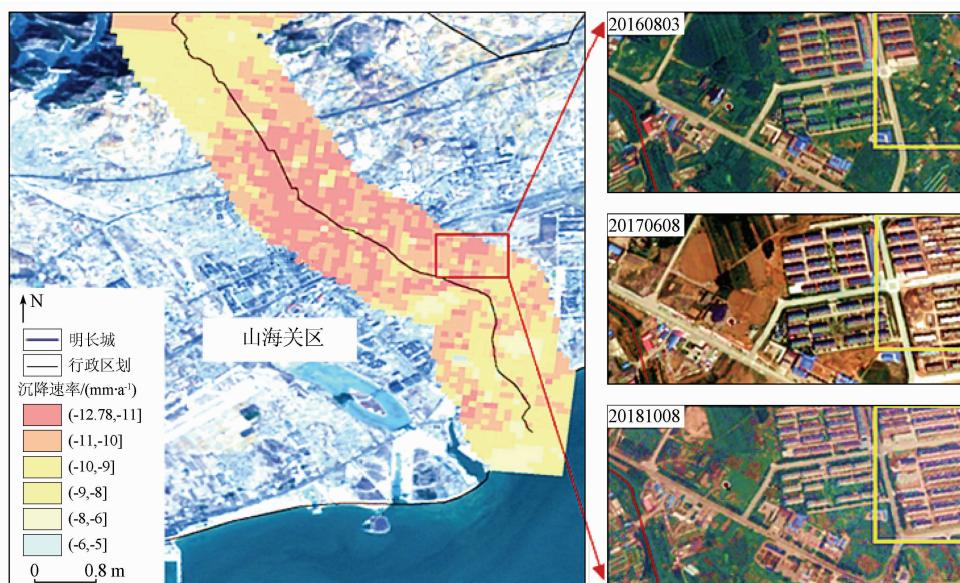


图 12 山海关城区内沉降区域遥感影像

Fig. 12 Remote sensing images of settlement area in Shanhaiguan District

4.3 地层岩性对明长城沿线沉降的影响

地层沉积差异是造成不均匀沉降的重要地质背景^[12]。秦皇岛地区地层岩性较复杂,研究区域大部分位于秦皇岛市东北部,研究区内地层以沉积岩和岩浆岩为主,明长城南部地层存在小部分第四系全新统冲积层,其他区域以岩石类为主。

将明长城沿线沉降速率插值后与地层岩性叠加如图 13 所示,可以发现本文研究区沉降较严重部位地层岩性存在第四系全新统地层与马兰组岩性地层,此部分黏土层分布较为广泛、黏土层较厚、孔隙较大,为该地区发生地面沉降现象提供了内在的地质条件,因此可得出,该区域沉降特征与其第四系全

新统和马兰组岩性有着一定的对应关系。山海关区与海港区交界处形成的沉降区域,地层岩性以岩石类为主,结合遥感影像及 DEM 数据发现,该处位于山谷,推测可能存在不稳定自然坡体,导致该区域存在较大形变。

4.4 地下水开采对明长城沿线沉降的影响

根据 2016—2018 年河北省水资源公报表明,与地下水开采严重的石家庄市、邢台市等相比,本文研究区域并不是主要的地下水开采区域,且研究区范围未分布可开采的地下水资源。2016—2018 年秦皇岛市浅层地下水位埋深变化如图 14 所示,就整个

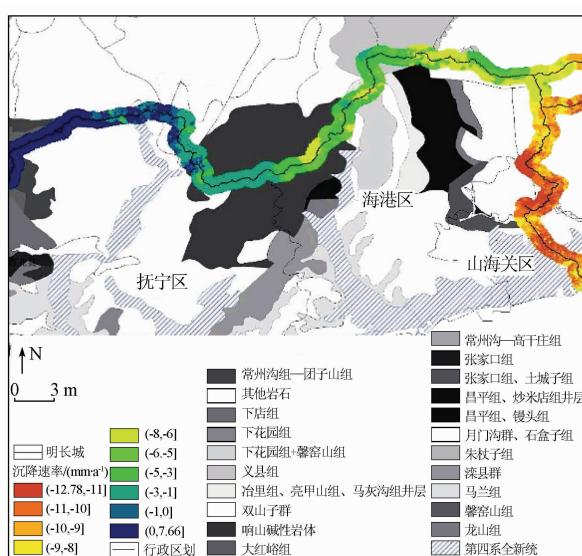


图 13 明长城沿线沉降与地层岩性的关系

Fig. 13 Relationship between subsidence and stratigraphic lithology along the Great Wall

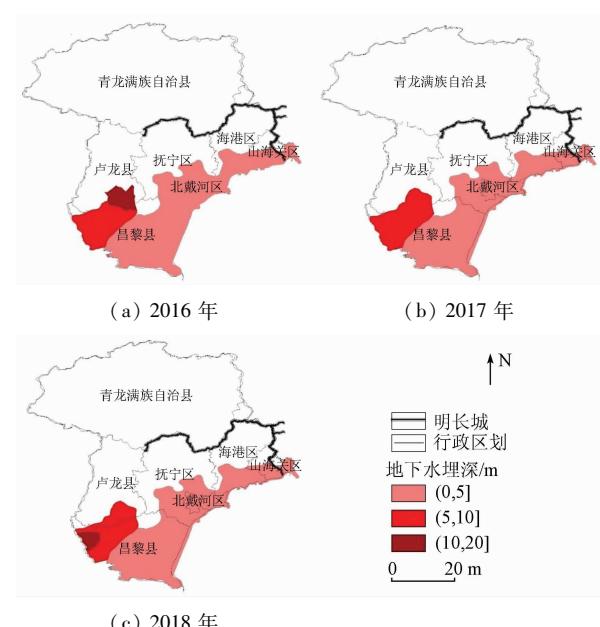


图 14 2016—2018 年秦皇岛市平原地区浅层地下水埋深分区

Fig. 14 Subarea map of shallow groundwater depth in Qinhuangdao plain area from 2016 to 2018

秦皇岛平原区地下水而言,地下水平均水位基本保持稳定,3 a 间地下水位埋深维持在 0~20 m。研究区域内明长城沿线与浅层地下水重叠位置这 3 a 间的埋深均为 0~5 m,未发生较明显的变化,且秦皇岛市地下水开采严重区域与研究区相隔较远,因此可以说明在本文研究区域内,地下水开采对明长城沿线的地面沉降影响并不大。

4.5 高速公路及铁路对明长城沿线沉降的影响

秦皇岛市内分布着许多高速公路路段和铁路路段。将明长城沿线与途经秦皇岛市的高速公路与铁

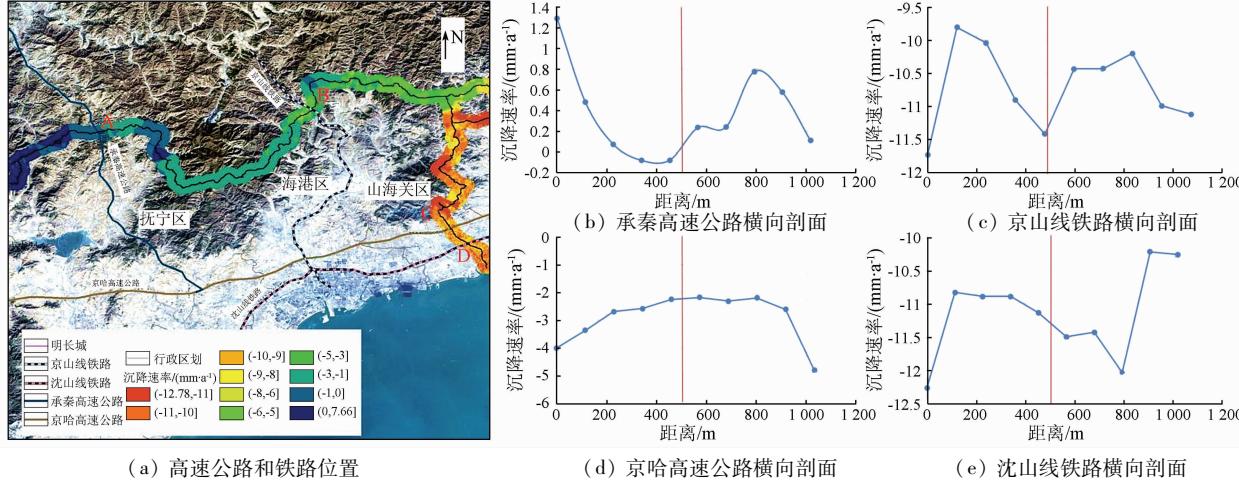


图 15 明长城与高速公路和铁路位置示意图及横向剖面

Fig. 15 Location and cross sections of the Great Wall, expressway and railway

5 沉降预测

5.1 GRNN 理论

GRNN 是建立在数理统计基础上的径向基神经网络的一种。GRNN 具有柔性网络结构,非线性映射能力强,容错性和鲁棒性高,适用于解决非线性问题。GRNN 在逼近能力和学习速度上较 RBF 网络有更强的优势,网络最后收敛于样本量积聚较多的优化回归面,并且在样本数据较少时,预测效果也较好^[13~15]。基于本研究获取的样本数据较少,所以选择 GRNN 来对明长城沿线沉降较严重的点进行预测,获取明长城沿线未来一段时间的沉降增量和趋势,以此制定相关保护措施及政策。

$$f(\mathbf{X}, \mathbf{Y}) = \frac{1}{n(2\pi)^{\frac{p+1}{2}} \sigma^{p+1}} \sum_{i=1}^n \exp\left[-\frac{(\mathbf{X} - \mathbf{X}_i)^T (\mathbf{X} - \mathbf{X}_i)}{2\sigma^2}\right] \exp\left[-\frac{(\mathbf{Y} - \mathbf{Y}_i)^2}{2\sigma^2}\right], \quad (3)$$

式中: \mathbf{X}_i 和 \mathbf{Y}_i 为随机变量 x 和 y 的样本观测值; n 为样本容量; p 为随机变量 x 的维数; σ 为高斯函数的宽度系数,在此称为光滑因子。

经过一系列积分计算后可得网络的输出 $\hat{\mathbf{Y}}(\mathbf{X})$ 为:

路相叠加,如图 15(a)所示。秦皇岛段明长城沿线在 A 处与承秦高速公路相交,B 处与京山线铁路相交,C 处与京哈高速公路相交,D 处与沈山线铁路相交。沿 4 条交通要道与明长城沿线交点处分别作 500 m 横向剖面线。由图 15(b)~(e)可知,在京山线铁路附近,沉降速率达到 -11.5 mm/a ,经过京山铁路后速率缓慢升高。其余 3 个交点处在经过公路和铁路前后均未发生较大的速率变化,因此推断交通道路的运行暂时没有对明长城沿线的沉降情况产生较大的影响。

GRNN 网络由输入层、模式层、求和层、输出层 4 层构成。其理论基础是非线性回归分析。非独立变量 \mathbf{Y} 相对于独立变量 \mathbf{x} 的回归分析实际上是计算具有最大概率值的 y 。设随机变量 x 和随机变量 y 的联合概率密度函数为 $f(x, y)$,已知 x 的观测值为 \mathbf{X} ,则 y 相对于 \mathbf{X} 的回归,即条件均值为:

$$\hat{\mathbf{Y}} = E[y|\mathbf{X}] = \frac{\int_{-\infty}^{+\infty} y f(\mathbf{X}, y) dy}{\int_{-\infty}^{+\infty} f(\mathbf{X}, y) dy}, \quad (2)$$

式中 $\hat{\mathbf{Y}}$ 为在输入为 \mathbf{X} 的条件下, \mathbf{Y} 的预测输出。

应用 Parzen 非参数估计,由样本数据估算密度函数 $f(\mathbf{X}, \mathbf{Y})$ 为:

$$\hat{\mathbf{Y}}(\mathbf{X}) = \frac{\sum_{i=1}^n \mathbf{Y}_i \exp\left[-\frac{(\mathbf{X} - \mathbf{X}_i)^T (\mathbf{X} - \mathbf{X}_i)}{2\sigma^2}\right]}{\sum_{i=1}^n \exp\left[-\frac{(\mathbf{X} - \mathbf{X}_i)^T (\mathbf{X} - \mathbf{X}_i)}{2\sigma^2}\right]}. \quad (4)$$

光滑因子 σ 对网络的预测性能影响较大,当光

滑因子 σ 较大时, $\hat{Y}(X)$ 近似于所有样本因变量的均值, 易出现较大误差。当光滑因子 σ 趋向于 0 的时候, $\hat{Y}(X)$ 和训练样本非常接近, 易出现过拟合现象。当 σ 取值适中, 求预测值 $\hat{Y}(X)$ 时, 所有训练样本的因变量都被考虑了进去, 与预测点距离近的样本点对应的因变量被加了更大的权。

5.2 广义回归神经网络预测模型及结果

本研究选取秦皇岛段明长城沿线沉降较严重的路段中悬阳洞附近点 P1、山海关国家森林公园附近点 P2 以及南关街道附近点 P3, 其沉降变化情况如图 16 所示。由图 17 可以看出, 3 个点在 2016 年 12 月—2018 年 8 月期间地面沉降一直呈现累加趋势, 累积沉降值分别为 -28.58 mm , -15.59 mm 以及 -29.93 mm 。数据处理结束后, 利用这些数据创建一个 GRNN 网络并进行训练与测试。根据已确定的训练样本及测试数据, 确定影响网络性能的光滑因子。本研究通过网络训练后得到最优光滑因子 δ 值为 0.1。不同光滑因子下的累积沉降量预测误差曲线如图 18 所示, 从图中可以看出当 δ 值为 0.1 时预测平均误差最小。从误差的角度考虑, 本研究选取光滑因子为 0.1, 然后利用最优的输入输出样本重新构建 GRNN 预测网络模型, 这样就提高了 GRNN 网络预测模型的稳定性, 其预测结果和实际值比较如图 19 所示, 可以看出预测值与实际值的变化趋势基本吻合。P1 点预测平均误差 (mean absolute error,

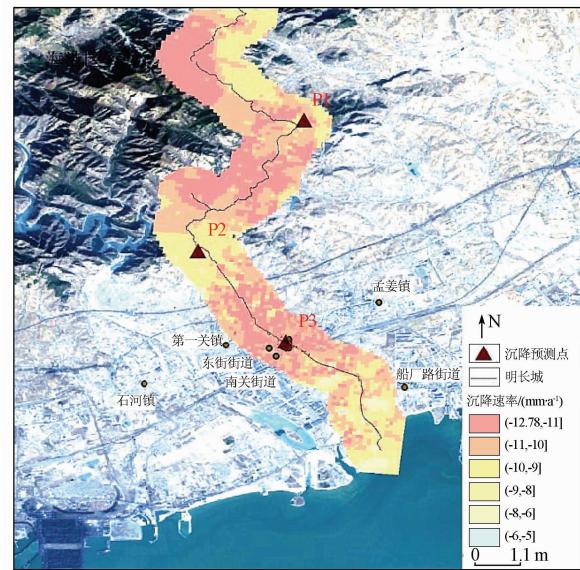


图 16 明长城沿线沉降预测点

Fig. 16 Forecasting of settlement along the Great Wall

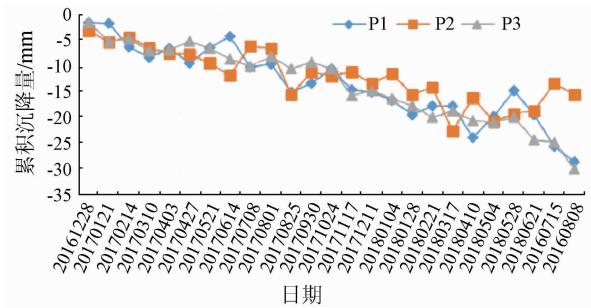
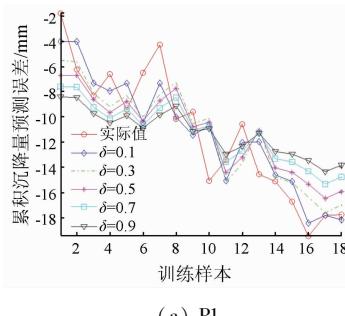
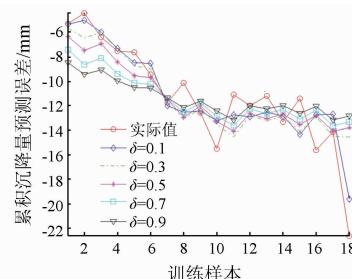


图 17 P1, P2 与 P3 点累积沉降量

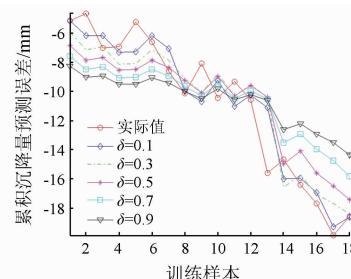
Fig. 17 P1, P2 and P3 cumulative settlement



(a) P1



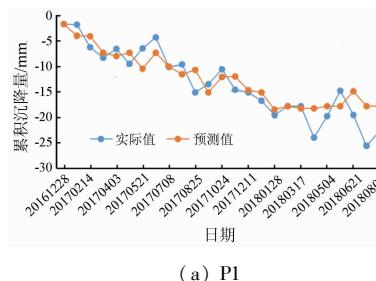
(b) P2



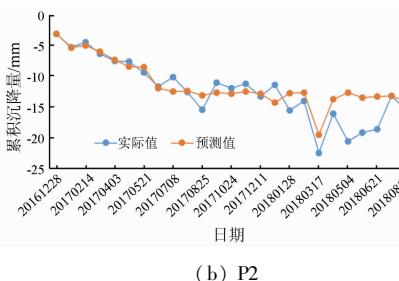
(c) P3

图 18 不同光滑因子对应的预测误差

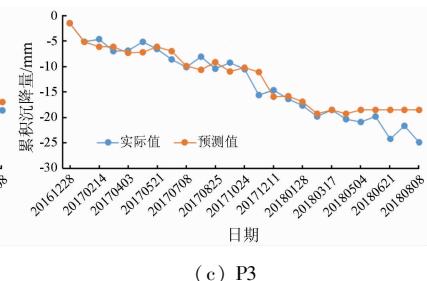
Fig. 18 Prediction error of different spread



(a) P1



(b) P2



(c) P3

图 19 预测值和实际值比较

Fig. 19 Comparison of predicted and actual values

MAE) 为 4.28%, P2 点预测 MAE 为 3.56%, P3 点预测 MAE 为 -1.65%, 整体精度较高, 且预测误差是随机变化状态, 这说明预测的误差没有一定的趋势, 达到了良好的预测效果。接下来运用测试集验证所建立的模型, 对这 3 个点未来的沉降情况进行预测。

预测结果如图 20 所示, 在预测时间段 2018 年 8 月—2019 年 6 月间, 3 个沉降预测点累积沉降量一直在增加, P1 点和 P3 点沉降发展迅速, 沉降有逐渐增大的趋势, P1 点累积沉降量达到 -26 mm, P2 点沉降趋势较稳定, 累积沉降量维持在 -18 ~ -15 mm, P3 点处累积沉降量最大, 达到 -28 mm。P1 点位于悬阳洞景区附近, P3 点位于山海关城区内南关街道附近, 随着地面沉降的发展, P1 和 P3 边缘逐渐向外扩大有连成一片的趋势, 对明长城稳定性会产生较大的威胁, 需要对此点附近区域重点监测, 以免形成较大的沉降漏斗。

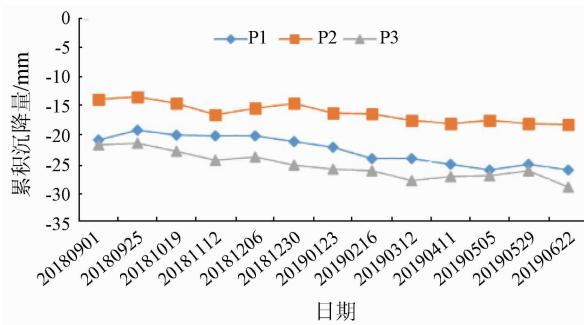


图 20 明长城沿线沉降预测点累积沉降量预测

Fig. 20 Prediction of cumulative settlement of subsidence prediction points along the Great Wall

6 结论

研究使用 2016 年 10 月—2018 年 12 月的 Sentinel-1 数据, 基于 PS 方法和 SBAS 方法监测秦皇岛—抚宁段明长城沿线的地面沉降形变信息, 并对监测结果进行交叉验证, 结果显示 2 种方法的监测结果具有较好的一致性, 数据线性相关性 R^2 达到 0.81, 证明了 InSAR 时序分析技术监测沉降的可靠性。研究区域内明长城主要经过 3 个不明实测性质断裂带, 在与断裂带相遇前后沉降速率表现出细微的差异性; 土地利用类型的改变加速了明长城的沉降, 尤其是居民用地类型对明长城沉降的影响较为明显; 地下水埋深较浅且并不是地下水开采的重点区域, 明长城沿线地面沉降产生与地下水开采关联不大; 明长城沿线沉降严重区主要发生在第四系全新统冲积层黏土层; 公路及铁路的分布和运行暂时未对明长城沿线沉降造成较大影响。基于 GRNN 预测模型得到明长城在未来有持续沉降的趋势, 悬

阳洞及南关街道附近沉降点边缘有逐渐向外扩大连成一片的趋势, 此处有可能形成沉降漏斗, 需要重点关注。

基于本研究结果, 对明长城秦皇岛段后半段发生缓慢地面变形, 相关部门应针对相关区域进行实地考察验证, 制定相应保护措施。本研究为后期明长城遗产形变危害识别、形变区域定位和整改修缮等保护措施的规划与落实提供了定量监测数据和全新监测手段, 对位于山地地貌明长城进行系统的监测和整体保护提供技术支持。

参考文献(References) :

- [1] Tarchi D, Rudolf H, Pieraccini M, et al. Remote monitoring of buildings using a ground-based SAR: Application to cultural heritage survey [J]. International Journal of Remote Sensing, 2000, 21 (18): 3545–3551.
- [2] Tapete D, Cigna F. InSAR data for geohazard assessment in UNESCO World Heritage sites: State-of-the-art and perspectives in the Copernicus era [J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2017, 63: 24–32.
- [3] 何海英, 陈彩芬, 陈富龙, 等. 张家口明长城景观廊道 Sentinel-1 影像 SBAS 形变监测示范研究 [J]. 国土资源遥感, 2021, 33 (1): 205–213. doi:10.6046/gtzyy.2020107. He H Y, Chen C F, Chen F L, et al. Deformation monitoring along the landscape corridor of Zhangjiakou Ming Great Wall using Sentinel-1 SBAS-InSAR approach [J]. Remote Sensing for Land and Resources, 2021, 33 (1): 205–213. doi:10.6046/gtzyy.2020107.
- [4] Chen F L, Guo H D, Ma P F, et al. Radar interferometry offers new insights into threats to the Angkor site [J]. Science Advances, 2017, 3(3): e1601284.
- [5] Tang P, Chen F L, Zhu X K, et al. Monitoring cultural heritage sites with advanced multi-temporal InSAR technique: The case study of the summer palace [J]. Remote Sensing, 2016, 8(5): 432.
- [6] Zhou W, Chen F L, Guo H D. Differential Radar interferometry for structural and ground deformation monitoring: A new tool for the conservation and sustainability of cultural heritage sites [J]. Sustainability, 2015, 7(2): 1712–1729.
- [7] 周玉营, 陈蜜, 宫辉力, 等. 基于时序 InSAR 的京津高铁北京段地面沉降监测 [J]. 地球信息科学学报, 2017, 19(10): 1393–1403. Zhou Y Y, Chen M, Gong H L, et al. The subsidence monitoring of Beijing-Tianjin high-speed railway based on PS-InSAR [J]. Journal of Geo-Information Science, 2017, 19(10): 1393–1403.
- [8] Berardino P, Fornaro G, La N R, et al. A new algorithm for surface deformation based on small baseline differential SAR interferograms [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2002, 41(4): 2375–2383.
- [9] 王艳, 葛大庆, 张玲, 等. 升降轨 PS InSAR 地面沉降监测结果的互检验与时序融合 [J]. 国土资源遥感, 2014, 26(4): 125–130. doi:10.6046/gtzyy.2014.04.20. Wang Y, Ge D Q, Zhang L, et al. Inter-comparison and time series fusion of ascending and descending PS InSAR data for land subsidence monitoring [J]. Remote Sensing for Land and Re-

- sources, 2014, 26(4): 125–130. doi:10.6046/gtzyg. 2014.04.
- 20.
- [10] 郝文辉, 苏凯, 郭巨, 等. 秦皇岛市地质灾害现状特征及防治体系建设探讨[J]. 地下水, 2016, 38(5): 176–178.
Hao W H, Su K, Guo J, et al. Geo-hazard current situation and prevention construction system in Qinhuangdao City [J]. Ground Water, 2016, 38(5): 176–178.
- [11] 廖东, 戴洪宝, 许继影. 基于 Landsat8 监督分类与非监督分类的土地利用分类方法比较[J]. 河南科技, 2019(8): 14–16.
Liao D, Dai H B, Xu J Y. Comparison of land use classification methods based on Landsat8 supervised classification and unsupervised classification [J]. Henan Science and Technology, 2019(8): 14–16.
- [12] 祝秀星, 陈蜜, 宫辉力, 等. 采用时序 InSAR 技术监测北京地铁网络沿线地面沉降[J]. 地球信息科学学报, 2018, 20(12): 1810–1819.
Zhu X X, Chen M, Gong H L, et al. The subsidence monitoring
- along Beijing subway network based on MT-InSAR [J]. Journal of Geo-Information Science, 2018, 20(12): 1810–1819.
- [13] 金坤军. 基于 GRNN 神经网络的农作物虫害量预测系统设计[D]. 呼和浩特: 内蒙古工业大学, 2013.
Jin S J. Design the prediction of system insect pests of crop based on GRNN neural network [D]. Huhhot: Inner Mongolia University of Technology, 2013.
- [14] 曹波, 罗飞, 许玉格. 基于 GRNN 的污水出水水质预测模型[J]. 环境卫生工程, 2011, 19(6): 1–3.
Cao B, Luo F, Xu Y G. A prediction model based on GRNN for sewage discharge quality [J]. Environmental Sanitation Engineering, 2011, 19(6): 1–3.
- [15] 魏晋雁, 茹峰. 采用 GRNN 模型进行交通量预测及实现研究[J]. 长沙交通学院学报, 2006(2): 46–50.
Wei J Y, Ru F. Forecasting the traffic volume by the model of GRNN and studying its realization [J]. Journal of Changsha Communications University, 2006(2): 46–50.

Time-series InSAR-based dynamic remote sensing monitoring of the Great Wall of the Ming Dynasty in Qinhuangdao

LIU Hui^{1,2,3}, XU Xinyue^{1,2,3}, CHEN Mi^{1,2,3}, CHEN Fulong⁴, DING Ruili^{1,2,3}, LIU Fei^{1,2,3}

(1. College of Resource Environment and Tourism, Capital Normal University, Beijing 100048, China; 2. State Key Laboratory of Urban Environmental Process and Digital Simulation, Capital Normal University, Beijing 100048, China; 3. Beijing Laboratory of Water Resources Security, Capital Normal University, Beijing 100048, China; 4. Aerospace Information Research Institute, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100094, China)

Abstract: Land subsidence is a common geological disaster in the Beijing-Tianjin-Hebei region. The uneven land subsidence poses a potential threat to the protection of the Great Wall of the Ming Dynasty (the Ming Great Wall), thus causing irreversible losses. This study acquired information about the surface deformation of the Qinhuangdao section of the Ming Great Wall from 53 scenes of the Sentinel-1 data during 2016–2018 using the persistent scatterer interferometric synthetic aperture Radar (PS-InSAR) and the small baseline subsets (SBAS). The accuracy of the monitoring results was determined by the cross-validation of the deformation results obtained using different processing methods based on synthetic aperture Radar (SAR) data, yielding linear correlation with a coefficient of determination R^2 of 0.81 between the two types of data. Then, this study analyzed the causes of the land subsidence along the Ming Great Wall based on auxiliary data, such as changes in the groundwater level, geological structures, stratigraphic lithology, land use, and the distribution of highways and railways. Finally, the land subsidence of the Ming Great Wall was predicted using the generalized regression neural network (GRNN). The results are as follows: ① The Qinhuangdao section of the Ming Great Wall exhibits varying degrees of deformation, with the severe deformation primarily distributed in the eastern and northeastern regions and a maximum subsidence rate of more than -12 mm/a; ② The land subsidence is slightly related to groundwater exploitation; ③ The land subsidence rate of the Ming Great Wall differs slightly before and after the great wall encounters the fault zone; ④ The areas with severe land subsidence are mainly distributed in the Quaternary Holocene clay layer; ⑤ Traffic road operation has not caused any great impact on the settlement along the Ming Great Wall. The GRNN-based prediction results show that the land subsidence along the Ming Great Wall will gradually increase in the future, and special attention should be paid to some areas. This study will provide technical support for the systematic monitoring and overall protection of the sections of the Ming Great Wall located in mountainous areas.

Keywords: Great Wall of the Ming Dynasty; surface deformation; time-series InSAR; GRNN; subsidence prediction