

doi: 10. 6046/zrzyyg. 2020351

引用格式: 周超凡,宫辉力,陈蓓蓓,等. 联合 WT - RF 的津保高铁沿线地面沉降预测[J]. 自然资源遥感,2021,33(4) :34 - 42.
(Zhou C F,Gong H L,Chen B B,et al. Prediction of land subsidence along Tianjin - Baoding high - speed railway using WT - RF method[J]. Remote Sensing for Natural Resources,2021,33(4) :34 - 42.)

联合 WT - RF 的津保高铁沿线地面沉降预测

周超凡^{1,2,3,4}, 宫辉力^{1,2,3,4}, 陈蓓蓓^{1,2,3,4}, 雷坤超⁵, 施轶原^{1,2,4}, 赵 宇^{1,2,4}

(1. 首都师范大学水资源安全北京实验室,北京 100048; 2. 首都师范大学地面沉降机理与防控教育部重点实验室,北京 100048; 3. 三维信息获取与应用教育部重点实验室,北京 100048; 4. 首都师范大学资源环境与旅游学院,北京 100048; 5. 北京市水文地质工程地质大队,北京 100195)

摘要: 地面沉降是一种由多种因素引发的区域地面高程下降的环境地质现象,一定程度上会降低高速铁路的平顺性,影响高速铁路安全运营。针对传统随机森林模型对时序数据预测时未考虑数据内部复杂规律问题,该文构建基于小波变换的随机森林模型(wavelet transform - random forest,WT - RF),预测高铁沿线地面沉降信息,评价地面沉降对高铁坡度变化的影响。研究结果表明,2016—2018 年,累积地面沉降影响津保高铁坡度变化范围为 0 ~ 0. 16‰; 基于 WT - RF 模型对地面沉降预测具有较高精度; 2018—2020 年,地面沉降仍呈现加重趋势。津保高速铁路沿线坡度变化范围虽然在 0 ~ 0. 2‰之间,但较目前呈现增大趋势。研究发现地面沉降对津保高铁坡度变化具有影响作用,需控制地面沉降,保证高速铁路的安全运营。

关键词: 地面沉降; 津保高速铁路; 小波变换; 随机森林

中图法分类号: TP 79 **文献标志码:** A **文章编号:** 2097 - 034X(2021)04 - 0034 - 09

0 引言

地面沉降是一种由多种因素引发的缓变性地质灾害现象,影响范围广、成因机制复杂、防治难度大。不均匀地面沉降发育严重,已对地下管道、线性交通等重要公共设施建设 and 运营安全产生较大影响^[1]。

京津冀地区位于华北平原北部地区,区域地质构造复杂,水资源紧缺。为满足城市建设和人口急剧增长的用水需求,长期超量开采地下水,使得区域内形成了大面积的地下水超采降落漏斗^[2-3]。加之高密度城市群快速发展、高速立体化交通网络急剧拓展,导致区域内形成了多个地面沉降区,并呈现出跨区域连片分布的特征,沉降速率较大。区域内部分高铁,如京沪、京津、津保和石济高速铁路已穿过沉降区。随着区域地面沉降尤其是不均匀地面沉降的发展,会改变高速铁路沿线的坡度,降低高速铁路的平顺性,影响高速铁路的运营安全^[4-5]。国内众多学者对高速铁路开展了监测和预测等方面研

究。在监测方面,众多专家早期使用水准、全球定位系统(global positioning system,GPS)、分层标等传统技术对高速铁路沿线沉降进行监测,随着合成孔径雷达干涉测量(interferometric synthetic aperture Radar,InSAR)技术的发展,部分学者使用 InSAR 技术监测高铁沿线地面沉降^[6-8],研究发现,除了传统的测量形变手段外,InSAR 技术可用于线性地物的沉降信息监测,监测精度较高。在预测方面,主要有基于经典物理模型以及基于时序沉降演化特征的数学模型预测 2 大类。经典物理模型主要为基于太沙基固结理论和渗流理论建立的水 - 土耦合模型^[9-10],该类模型涉及参数较多,预测精度高;另一类数学模型主要探查时序地面沉降演化过程特征^[11-13],在时间序列上建立地面沉降模型,对于物理参数限制较小,目前已从基于线性模型^[14]发展到以机器学习为主的非线性模型^[15]进行沉降量的预测。

津保高速铁路是连接天津、河北及中西部地区的便捷通道,于 2015 年 12 月 28 日正式运营。高铁沿线先后穿越王庆坨、廊坊和雄县沉降区域,区域内

收稿日期: 2020 - 11 - 09; 修订日期: 2021 - 07 - 16
基金项目: 国家自然科学基金重点项目“京津冀典型区地下空间演化与地面沉降响应机理研究”(编号: 41930109/D010702)、国家自然科学基金面上项目“南水进京背景下地面沉降演化机理”(编号: 41771455/D010702)、北京卓越青年科学家项目(编号: BJJWZYJH01201910028032)、北京市自然科学基金面上项目“新水情背景下京津高铁沿线地面沉降演化机制及调控方法”(编号: 8182013)和北京市优秀人才培养资助青年拔尖个人项目共同资助。
第一作者: 周超凡(1990 -),女,博士,研究方向为地理信息系统与遥感技术应用。Email: chaofan0322@126.com。
通信作者: 宫辉力(1956 -),男,博士,研究方向为水文水资源。Email: gonghl@cnu.edu.cn。

最大沉降速率超过 $100\text{ mm/a}^{[16]}$,开展高铁沿线地面沉降预测及坡度分析,对高铁安全运营具有重要意义。本文利用小基线干涉测量-相干目标点分析(SBAS-IPTA)技术获取京津冀平原典型区地面沉降时空分布信息,解决传统随机森林模型预测时未考虑时序数据内部复杂规律的问题,构建了小波变换-随机森林(wavelet transform-random forest,WT-RF)预测模型,对小波变换分解后地面沉降趋势分量和随机分量分别学习获取预测分量,再通过小波重构得到沉降完整预测信息并进行高铁沿线坡度变化分析。

1 研究区概况

京津冀位于华北平原北部,平原区属于华北平原的一部分,地理坐标为 $E114^{\circ}16' \sim 118^{\circ}04'$,

$N36^{\circ}01' \sim 40^{\circ}32'$,主要包括北京平原、天津平原以及河北省京津之间和以南的平原区,总面积约为 $80\,059\text{ km}^2$,占华北平原面积的 26% ,占全国陆地总面积的 $0.83\%^{[17]}$ 。京津冀地区地质条件复杂、水资源紧缺,长期超量开采地下水,导致区域内形成了全球最大的地下水降落漏斗、范围最广的地面沉降区。

津保高速铁路(图 1)在 2010 年 3 月 21 日开始建设,全长 157.8 km ,于 2015 年 12 月 28 日正式运营,最高时速不超过 250 km/h 。津保高速铁路是连接天津、河北及中西部地区的便捷通道,在横向上更是连通了京广、京九、京沪铁路三大繁忙干线,对加快京津冀一体化具有重要意义。然而,津保高速铁路沿线穿过王庆坨、胜芳和雄县沉降区^[18],开展高铁沿线地面沉降坡度变化及预测研究对于高铁运营安全具有重要意义。

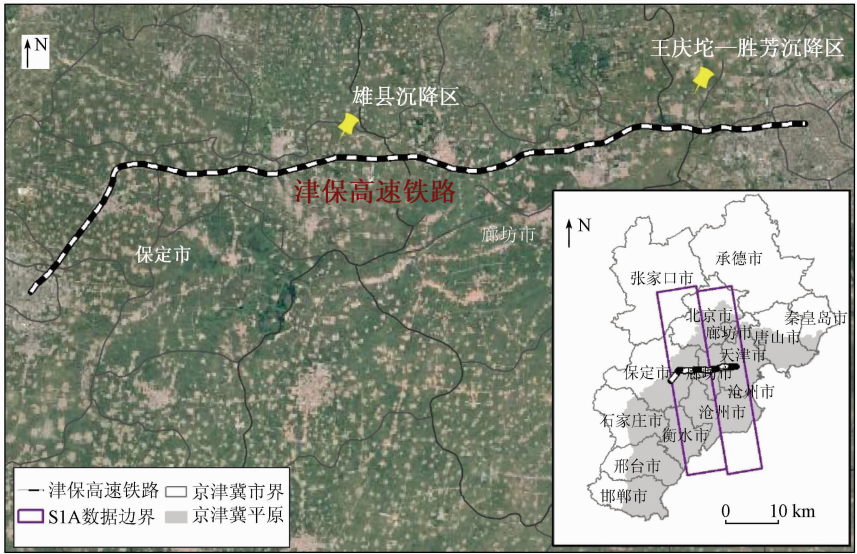


图 1 津保高速铁路位置及 Sentinel-1A 数据空间分布示意图

Fig.1 Location of the Tianjin-Baoding high-speed railway and the spatial distribution of Sentinel-1A data

2 数据源及研究方法

2.1 研究数据源

本研究数据包括 140 景 Sentinel-1A(S1A)升轨存档数据,时间跨度为 2016 年 1 月 14 日—2019 年 12 月 24 日。数据覆盖范围和数据基本情况如图 1 和表 1 所示。去除平地相位的外部数字高程模型(digital elevation model,DEM)数据选取美国国家航空航天局发布的 SRTM DEM,空间分辨率为 90 m 。沿津保高铁线间隔 300 m 取一个样本点,利用样本点提取小基线集干涉测量(SBAS-InSAR)获取的沉降信息,采样时间序列与影像获取时间保持一致。将样本点的沉降时间序列,批量重采样为每个月的

1 号和 15 号,作为小波分解的输入数据。

表 1 雷达影像信息

Tab.1 Radar image information

雷达影像	Sentinel-1A(S1A)
轨道方向	升轨
分辨率/m	5×20
波段	C 波段
极化方式	VV
数据模式	干涉宽幅模式(interferometric wide swath,IW)
重访周期/d	12
影像数量/景	140
时间范围	2016 年 1 月 14 日—2019 年 12 月 24 日

2.2 研究方法

本次研究的整体流程如图 2 所示,首先利用 SBAS-IPTA 技术,获取研究区 2016—2019 年地面沉

降监测信息(2019 年形变结果仅作为预测模型的验证数据),针对 2016—2018 年地面沉降监测信息,在分

析高铁沿线坡度变化的基础上,联合小波变换和机器学习技术方法,精准预测高铁沿线地面沉降。

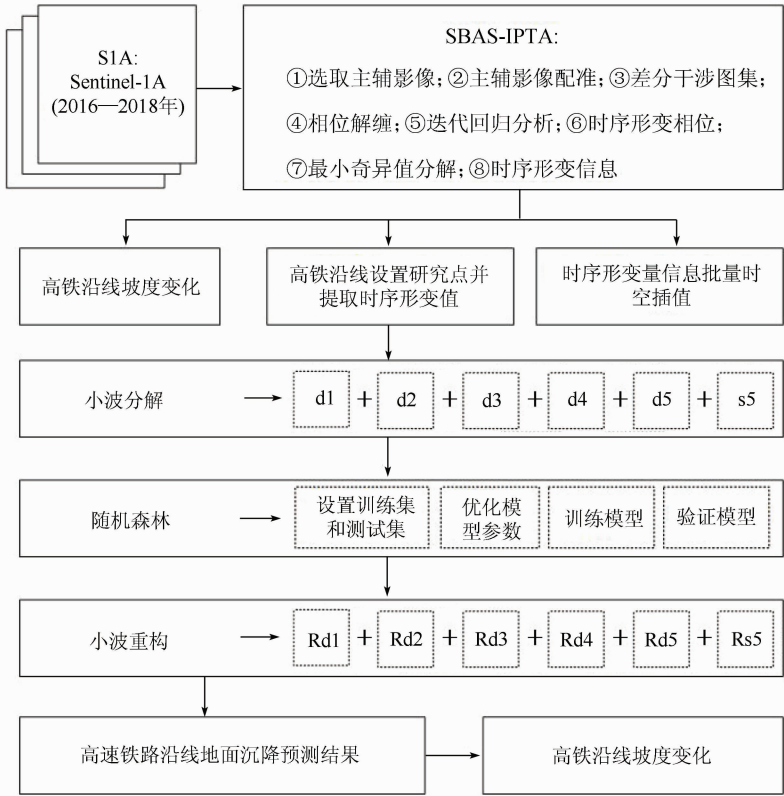


图 2 整体技术路线

Fig. 2 Overall technology roadmap

1) SBAS - IPTA。SBAS - InSAR 最早由 Berardino 等^[19]在 2002 年提出,该方法为了提高干涉的相干性,将所有获取到的雷达影像组合成若干个集合,保证在一定程度上解决了时间空间失相关等限制因素,最终获取高精度时序地表形变信息。相干点目标分析技术(interferometric point target analysis, IPTA)是时序 InSAR 技术的另一种应用,相比于其他时序 InSAR 方法,IPTA 技术通过矢量格式存储数据结果,极大得减小了数据存储容量并且提高了计算效率。另外,IPTA 通过对相干目标点进行多次迭代处理,可获取高精度地表形变信息。由于研究区覆盖范围和数据量较大,为保证数据结果精度的前提下提高处理效率,减小数据存储量,故本研究结合 SBAS - InSAR 和 IPTA 方法,获取京津冀典型区地面沉降信息^[20]。

2) 铁路沿线坡度变化。本文选取高铁坡度变化作为评价高铁平稳性的指标,《城际铁路设计规范》^[21]指出城际铁路正线最大坡度不宜大于 20‰,由于高速铁路为百年工程,可以假定区域地面沉降对高铁沿线坡度的年度改变安全范围为小于 0.2‰。在一定年限内,高铁沿线 2 点产生的地面沉降坡度变化计算方法为^[22]:

$$i = \frac{\Delta h}{L} = \frac{n(a_2 - a_1)}{L}, \quad (1)$$

式中: i 为高铁沿线 2 点产生的地面沉降坡度变化; Δh 为高铁沿线 2 点地面沉降差值; n 为沉降年限; a_1 和 a_2 为高铁 2 点上的沉降量; L 为高铁沿线 2 点间的距离。

3) 小波变换。小波变换方法是 Moelet 等在 1974 年提出来的一种新的时频分析方法。该方法通过对时间序列中的频率信号进行细节分析,识别数据内部复杂规律信息^[23-24]。时间序列数据是由多个序列通过交错时间和叠加频率组合而成,利用小波变换,分离出时间序列中的高频信息和低频信息,其中高频信息为随机分量、低频信息为趋势分量。设 $L^2(R)$ 为希尔伯特(Hilbert)空间内平方可积一维函数,若 $\varphi(t) \in L^2(R)$, 其傅里叶变换 $\psi(\omega)$ 满足条件(式(2)和式(3)), ω 表示频率,则 $\varphi(t)$ 为母小波函数,公式为:

$$C_\varphi = \int \frac{|\psi(\omega)|^2}{\omega} < \infty, \quad (2)$$

$$\varphi_{a,u}(t) = |a|^{-\frac{1}{2}} \varphi\left(\frac{t-u}{a}\right), a \neq 0, u \in R, \quad (3)$$

式中: a 为尺度因子; u 为平移因子。

小波分解和重构计算公式分别为：

$$Wf(a,u) = \langle f(t), \varphi_{a,u}(t) \rangle = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_R f(t) \varphi\left(\frac{t-u}{a}\right) dt, \tag{4}$$

$$f(t) = \frac{1}{C_{\varphi_{R^+}}} \int_R \frac{da}{a^2} \int_R Wf(a,u) \frac{1}{\sqrt{a}} \varphi\left(\frac{t-u}{a}\right) du, \tag{5}$$

式中： $Wf(a,u)$ 为小波分解； $f(t)$ 为时间序列数据。由于地面沉降受地下水开采、地层结构、动静载荷等多种因素影响,时序地面沉降量为非平稳的时间序列数据,但时序沉降仍然包含了趋势分量,该趋势分量与地下水的季节性开采有关,具有一定的周期性,而测量误差等因素使得时序沉降中包含随机分量。本次研究选取 5 级小波分解,利用上述公式可得到趋势分量 s_5 ,随机分量 d_1,d_2,d_3,d_4,d_5 ,基于随机森林模型分别对趋势分量和随机分量进行预测。在此基础上,利用小波重构将预测的趋势分量和随机分量结果进行叠加,得到最终地面沉降量,该方法可以在一定程度上减弱时间序列数据的扰动误差。

4) 随机森林。随机森林是 Breiman 在 2001 年提出的一种集成机器学习算法。随机森林利用可重复取样的方法对一系列的决策树进行训练,但同时根据各个决策树的特点进行一定的改进,使得最终构建的决策树间相关性尽量小,从而显著提高了最终模型的性能^[25-26]。随机森林的具体算法为,首先对样本数据进行有放回抽样,获得 N 个采样集;然后对每个采样集随机抽取 m 个特征构成 N 个决策树;接着对 N 个决策树的输出结果进行简单平均法得到决策结果,完成训练过程;最后利用训练得到的模型进行预测。模型中涉及到的参数分别有:子模型数为决策树的个数,不纯度指标为决策树做划分时候的评价指标,叶节点最小样本数为决策树划分时包含的样本数量。地面沉降由趋势和随机等分量组成,对于传统随机森林直接对地面沉降数据进行模型训练并未对沉降特性进行有效学习,本文中 WT - RF 将地面沉降趋势分量和随机分量作为多特征输入给随机森林进行学习,获取预测分量,再通过小波重构得到沉降完整的预测信息。

本次研究的数据样本时间序列为 2016 年 1 月—2018 年 11 月,对每个月份取 2 个时间样本,共有 70 个时间点。将 2016 年 1 月—2017 年 12 月(48 个)作为随机森林模型的训练数据集,将 2018 年 1—11 月(22 个)作为模型的验证数据集,用于评价模型性能。评价指标选取决定系数(R^2)、均方根误差(root mean square error, RMSE)和平均绝对误差

(mean absolute error, MAE)。 R^2 越接近 1、RMSE 和 MAE 值越小,表明模型的预测效果越好。

3 研究结果与分析

3.1 津保高速铁路时序地面沉降现状

基于 SBAS - IPTA 方法,获取 2016—2018 年京津冀平原典型区地面沉降分布特征。从图 3 中可以看出,京津冀平原典型区地面沉降空间差异明显,区域内形成了多个沉降漏斗,已构成复合沉降漏斗。主要分布在平原北部(北京市)、平原东北部(廊坊市和天津市)和平原南部(保定市、沧州市、衡水市和邢台市)。津保高铁穿过王庆坨—胜芳、雄县和保定沉降漏斗。2016—2018 年间,数据覆盖范围内最大沉降速率达到 123 mm/a,有部分抬升值,分布在平原东北部山区。

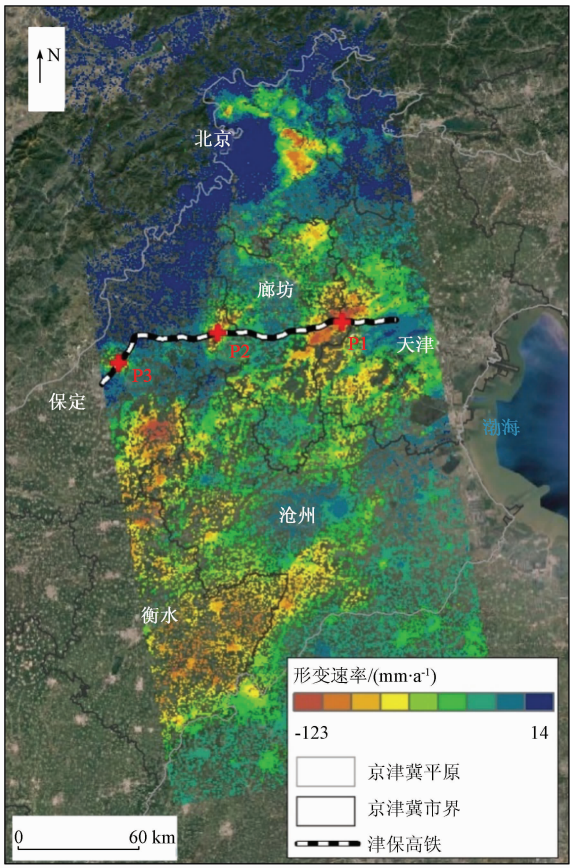


图 3 2016—2018 年京津冀平原典型区地面沉降空间分布特征
Fig.3 Spatial distribution characteristics of land subsidence in typical areas of the Beijing - Tianjin - Hebei Plain from 2016 to 2018

进一步提取高速铁路沿线 2016—2018 年平均沉降速率及高铁沿线区段内沉降严重点时序沉降量(图 4),进行铁路沿线地面沉降时空差异特征研究。

从图 4(a)中可以看出,2016—2018 年,高铁沿线地面沉降差异明显,最大沉降速率为 89 mm/a(P2),发生在距离起始站 91 km 左右,位于雄县沉降漏斗附近;其次为 P1 点,位于王庆坨—胜芳沉降漏斗附近,距离起始站 27 km 左右,平均沉降速率达到 46 mm/a;距离终点站 11 km 附近的 P3 点,平均沉降速率达到

44 mm/a。从图 4(b)中可以看出,2016—2018 年,3 个重点观测区域地面沉降呈现减弱趋势,P2 点和 P3 点的沉降变幅分别达到 45 mm 和 27 mm,虽然沉降处于减缓状态,但仍需要重点关注。为进一步分析地面沉降对高铁安全运营的影响,获取 2016—2018 年高铁沿线坡度变化信息。

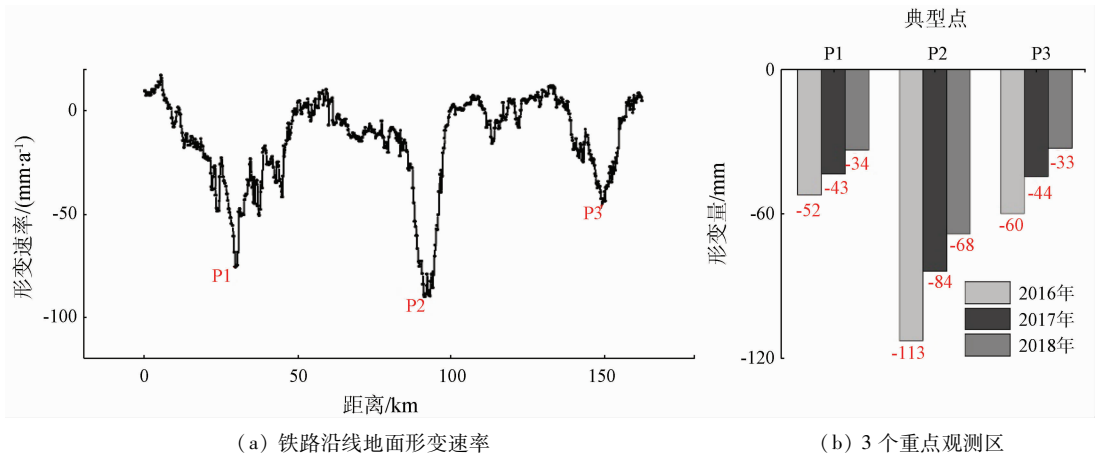


图 4 2016—2018 年津保高速铁路沿线地面形变速率

Fig. 4 Rate of land subsidence along the Tianjin - Baoding high-speed railway from 2016 to 2018

3.2 津保高速铁路沿线坡度演化特征

按照公式(1),分别计算 2016 年度、2017 年度、2018 年度及 2016—2018 年度津保高铁沿线沉降坡度变化情况(图 5)。图 5(d)结果表明,2016—2018 年,津保高速铁路沿线沉降坡度变化范围为 0 ~ 0.16‰。坡度变化小于 0.05‰的区域范围占总长度的 89.41%,坡度变化在 0.05‰ ~ 0.1‰,0.1‰ ~ 0.15‰和 0.15‰ ~ 0.16‰的区域分别占比 9.26%, 1.13%和 0.19%,线路长度分别为 14.6 km,1.8 km 和 0.3 km,其中坡度变化大于 0.1‰的区域长度约

为 2.1 km。进一步分析图 5(a) — (c) 中 2016—2018 年各年度沉降坡度变化信息发现,2017 年较 2016 年,坡度变化在 0.04‰ ~ 0.06‰的区域呈现减小趋势,2018 年较 2017 年和 2016 年,坡度变化在 0.02‰ ~ 0.04‰和 0.04‰ ~ 0.06‰的区域均呈现减小趋势。从以上分析结果可以发现,津保线路坡度变化范围在工程技术标准之内,地面沉降暂时未威胁津保高铁的运行安全。为进一步分析地面沉降对高铁运行安全的影响,集成 WT - RF 模型,预测高铁沿线地面沉降信息,获取坡度变化情况。

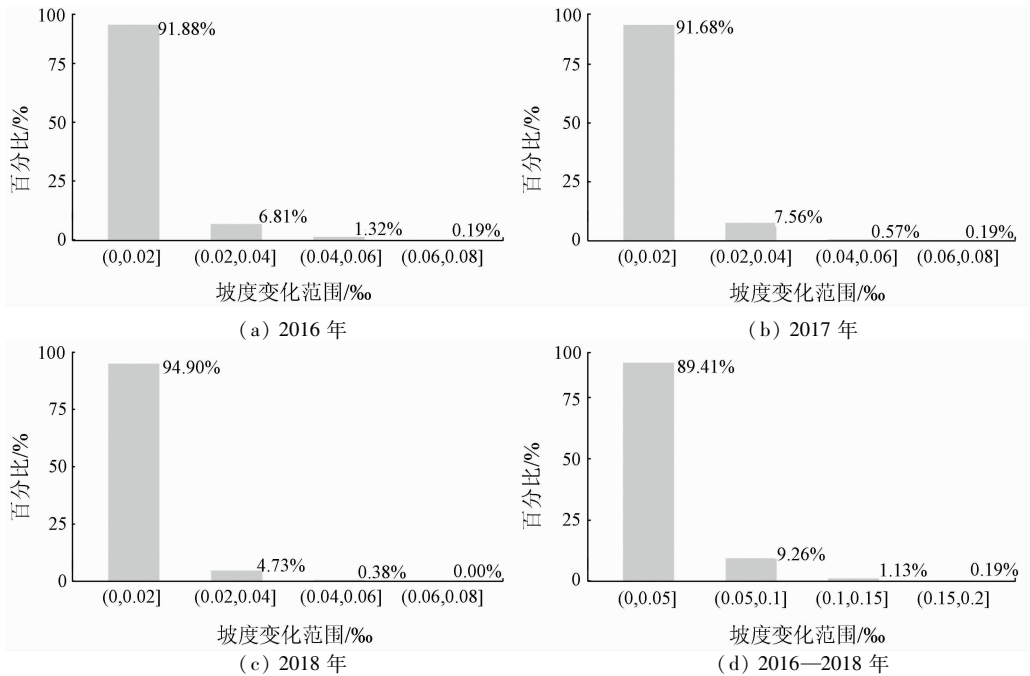


图 5 2016—2018 年津保高铁沿线坡度变化

Fig. 5 Changes in slope along the Tianjin - Baoding high-speed rail from 2016 to 2018

3.3 津保高速铁路沿线地面沉降预测

3.3.1 基于小波基的高铁沿线地面沉降信息分解

为进一步评价地面沉降对高铁运营的影响,需对地面沉降进行预测。选取小波分解方法,分解出现有地面沉降时间序列信息中的趋势分量和随机分

量。随机选取 db5 小波基对地面沉降信息进行分解,分解级数为 5 级,分解层数为 6 层^[27],由于表征地面沉降信息点数据量较大,本次仅展示 P2 点的小波分解结果,如图 6 所示。

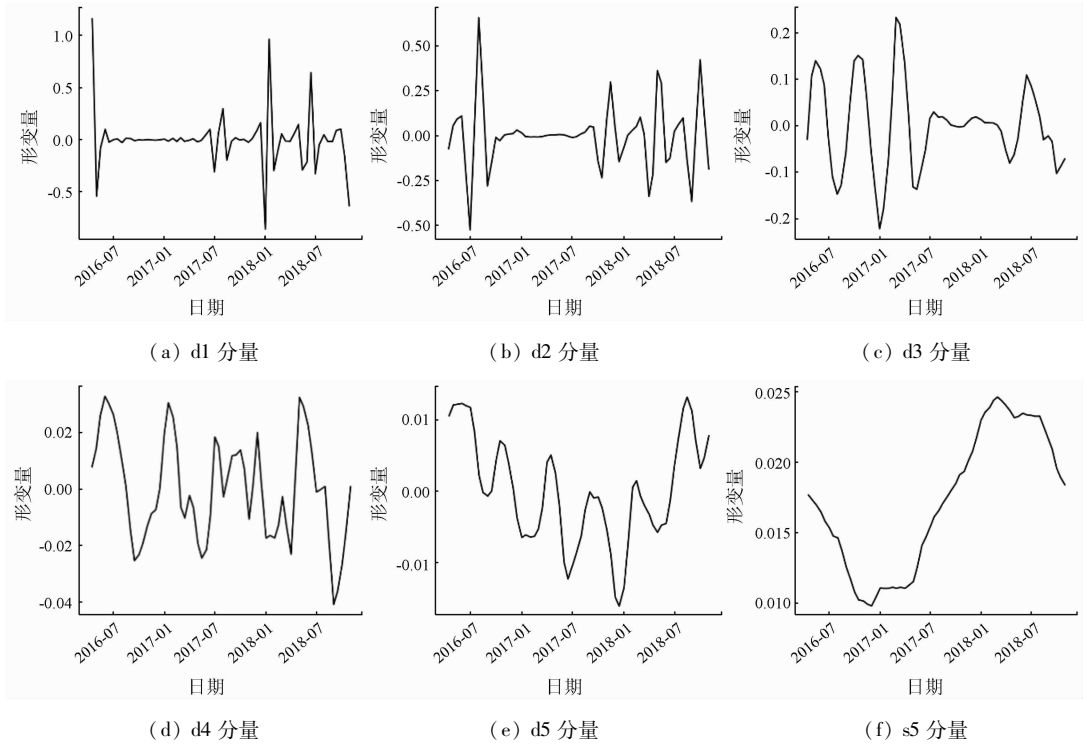


图 6 地面沉降时间序列信息 5 级小波分解结果

Fig. 6 5-level wavelet decomposition results of land subsidence time series information

从图 6 中可以看出,s5 为地面沉降时间序列小波分解后得到的趋势分量,d1—d5 分别为每级分解得到的随机分量,其中 d1—d4 随机性明显。在得到小波分解的结果后,选取随机森林模型,将小波分解得到的趋势分量和随机分量分别作为模型的学习特征,获得地面沉降趋势分量和随机分量的预测信息,再对预测结果进行小波重构,得到完整的地面沉降时间序列信息。

3.3.2 高铁沿线地面沉降预测

将小波分解后的 5 个随机分量和 1 个趋势分量对应的时间序列沉降信息作为随机森林模型预测的样本集,其中 70% (前 48 个时间点)的时序沉降量作为训练数据,30% (后 22 个时间点)的时序沉降量作为验证数据。随机森林模型参数如表 2 所示。

表 2 随机森林模型参数

Tab.2 List of random forest model parameters			
参数名称	取值	参数名称	取值
子模型数	100	最大深度	10
不纯度指标	基尼系数	叶节点最小样本数	12

利用测试集对模型进行验证,模型的 R^2 均达到

0.8 以上,表明模型性能准确。为进一步验证联合 WT - RF 模型方法预测沉降的效果,选取基础模型 ARIMA 和随机森林进行对比,对比结果如表 3 所示。

表 3 3 种模型精度对比

Tab.3 Accuracy comparison of the three models			
模型	R^2	RMSE/mm	MAE/mm
ARIMA	0.61	33.29	17.00
随机森林	0.97	8.68	5.12
WT - RF	0.97	5.87	2.03

可以看出,基于 WT - RF 模型对地面沉降预测精度较高,其 R^2 达到 0.97, $RMSE$ 和 MAE 分别为 5.87 mm 和 2.03 mm,在 3 种模型中为最小值。利用 WT - RF 模型对 5 个随机分量和 1 个趋势分量分别进行 2 a (到 2020 年)的预测,并进行小波重构,得到地面沉降量的最终预测结果,如图 7 所示。为进一步验证预测结果的准确性,将预测得到的 2019 年地表形变信息与基于 InSAR 技术监测的形变信息进行对比分析,统计津保沿线各研究点预测值与 InSAR 实测值差值情况,结果如表 4 所示。可以发现,基于 WT - RF 模型的预测结果误差主要集中在

1~5 mm 范围内, 占总研究点数的 36%, 小于 10 mm 的研究点占总研究点数的 76%。

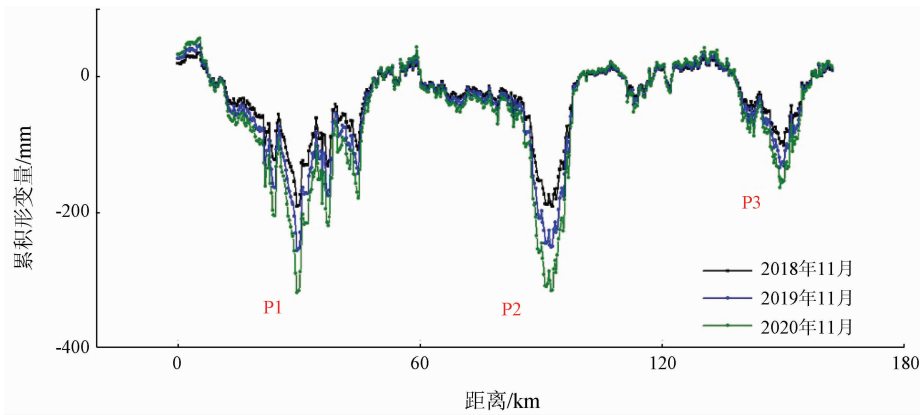


图 7 基于 WT-RF 模型的津保高速铁路沿线地面沉降预测结果

Fig. 7 Forecast results of land subsidence along the Tianjin – Baoding high – speed railway based on the WT – RF model

表 4 基于 WT-RF 模型预测的 2019 年形变结果与 InSAR 监测信息对比

Tab. 4 Comparison of subsidence results predicted by WT-RF model and InSAR monitoring in 2019

形变差值/mm	(10,20]	(5,10]	(1,5]	[0,1]
研究点数/个	131	164	193	53

对预测的高铁沿线地面沉降量,按照式(1),分别计算 2016—2019 年和 2016—2020 年津保高速铁路沿线沉降坡度变化情况(图 8),结果表明,2016—2020 年铁路沿线沉降坡度变化范围(图 8

(b))较 2016—2018 年(图 5(d))均呈现增大趋势,坡度变化范围在 0.05‰~0.1‰的线路增大了 5.61 个百分点,长度增加了 9 km;坡度变化范围在 0.1‰~0.15‰的线路增大了 2.77 个百分点,长度增加了 4.5 km;坡度变化范围在 0.15‰~0.2‰的线路增大了 0.74 个百分点,长度增加了 1.2 km,使得坡度变化范围在 0.15‰~0.2‰的线路长度达到 1.5 km;综上结果说明,区域地面沉降改变着津保高速铁路坡度,为保证高速铁路的运营安全,应采取措施控制地面沉降的发展。

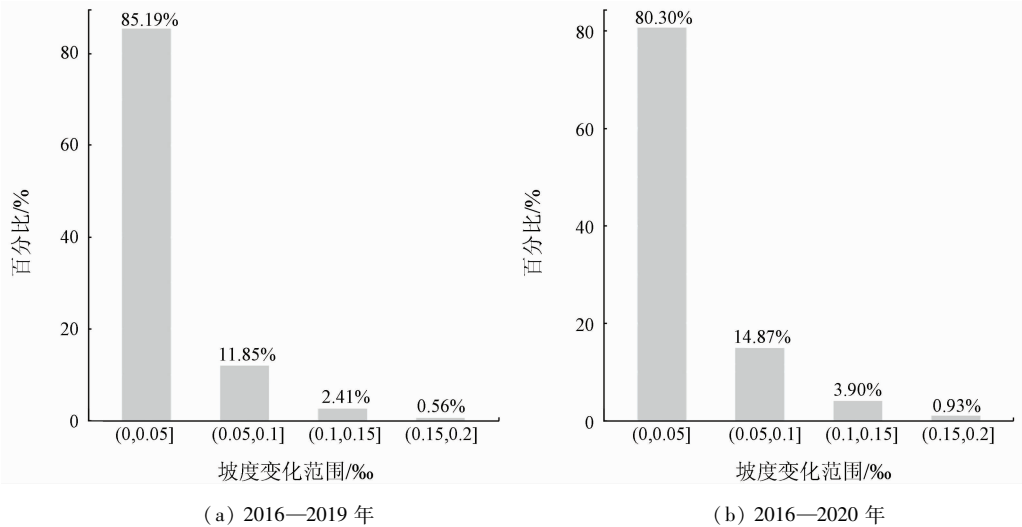


图 8 2016—2019 年和 2016—2020 年津保高铁沿线坡度变化

Fig. 8 Changes in gradients along the Tianjin – Baoding high – speed railway from 2016 to 2019 and from 2016 to 2020

4 结论与展望

本文采用 SBAS-IPTA 技术获取京津冀平原典型区地面沉降时空分布,分析地面沉降对高速铁路坡度变化的影响。构建 WT-RF 模型预测高速铁路沿线地面沉降,评价地面沉降对高速铁路坡度的

影响。研究结论如下:
1)2016—2018 年,京津冀平原典型区地面沉降差异分布明显,区域内形成了多个沉降漏斗,并且构成了复合型沉降漏斗,研究区内最大沉降速率达到 123 mm/a。
2)2016—2018 年,地面沉降对高速铁路沿线坡度影响的变化范围在 0~0.16‰,沿线坡度变化超

过 0.1‰ 的长度约为 2.1 km。

3) 基于 WT - RF 模型对地面沉降预测可以达到较好的效果。2016—2020 年,地面沉降仍持续发展。高速铁路沿线坡度影响的变化范围在 0 ~ 0.2‰,其中坡度变化范围在 0.15‰ ~ 0.2‰ 的线路长度达到 1.5 km,应对地面沉降采取防控措施,保证高铁的安全运营。

本文选取地面沉降时序结果作为机器学习模型的样本集,侧重使用时间序列地面沉降信息,基于时序地面沉降演化特征进行沉降的预测,而地面沉降受到多种因素影响,未来可将地面沉降的影响因素作为特征集,结合机器学习模型进一步预测时序地面沉降。

志谢: 感谢欧洲航天局提供的 Sentinel - 1A 系列数据。本论文中涉及的代码已上传至网址: <https://github.com/chaofan-cnu/paper-subsidence>。

参考文献 (References):

[1] Chen B B, Gong H L, Chen Y, et al. Land subsidence and its relation with groundwater aquifers in Beijing Plain of China[J]. Science of the Total Environment, 2020, 735: 139111.

[2] 宫辉力, 李小娟, 潘云, 等. 京津冀地下水消耗与区域地面沉降演化规律[J]. 中国科学基金, 2017, 31(1): 72 - 77.

Gong H L, Li X J, Pan Y, et al. Groundwater depletion and regional land subsidence of the Beijing - Tianjin - Hebei area[J]. Bulletin of National Natural Science Foundation of China, 2017, 31(1): 72 - 77.

[3] Guo H, Zhang Z, Cheng G, et al. Groundwater - derived land subsidence in the North China Plain[J]. Environmental Earth Science, 2015, 74(2): 1415 - 1427.

[4] 谢海澜, 夏雨波, 孟庆华, 等. 地质环境承载力评价中关于地面沉降的评估研究[J]. 地质调查与研究, 2019(2): 104 - 108.

Xie H L, Xia Y B, Meng Q H, et al. Study on land subsidence assessment in evaluation of carrying capacity of geological environment[J]. Geological Survey and Research, 2019(2): 104 - 108.

[5] Gupta S, Stanus Y, Lombaert G, et al. Influence of tunnel and soil parameters on vibrations from underground railways[J]. Journal of Sound and Vibration, 2009, 327(1 - 2): 70 - 91.

[6] 张学东, 葛大庆, 肖斌, 等. 多轨道集成 PS - InSAR 监测高速公路沿线地面沉降研究——以京沪高速公路(北京—河北)为例[J]. 测绘通报, 2014(10): 67 - 69.

Zhang X D, Ge D Q, Xiao B, et al. Study on multi-track integration PS - InSAR monitoring the land subsidence along the highway: Taking JingHu highway (Beijing - Hebei) as an example[J]. Bulletin of Surveying and Mapping, 2014(10): 67 - 69.

[7] Ge L, Li X, Chang H C, et al. Impact of ground subsidence on the Beijing - Tianjin high-speed railway as mapped by Radar interferometry[J]. Annals of GIS, 2010, 16(2): 91 - 102.

[8] Zhao X X, Chen B B, Gong H L, et al. Land subsidence along the Beijing - Tianjin intercity railway during the period of the South - to - North Water Diversion Project[J]. International Journal of Remote Sensing, 2020, 41(12): 4447 - 4469.

[9] 詹学启, 张占荣. 郑徐高速铁路郑州段区域地面沉降预测分析

[J]. 铁道标准设计, 2014(s1): 56 - 60.

Zhan X Q, Zhang Z R. Prediction analysis of regional land subsidence in Zhengzhou section of Zhengxu high-speed railway[J]. Railway Standard Design, 2014(s1): 56 - 60.

[10] 宋小军. 基于 MODFLOW 对天津宁河县的地面沉降预测研究[J]. 矿产勘查, 2010, 1(6): 564 - 568.

Song X J. Research on prediction of land subsidence based on MODFLOW in Tianjin Ninghe County[J]. Mineral Exploration, 2010, 1(6): 564 - 568.

[11] 焉建国, 陈正松, 罗志才, 等. 基于 AR 模型的上海地区地面沉降预测分析[J]. 大地测量与地球动力学, 2009(5): 121 - 124, 128.

Yan J G, Chen Z S, Luo Z C, et al. Analysis and prediction of land subsidence in Shanghai based on AR model[J]. Journal of Geodesy and Geodynamics, 2009(5): 121 - 124, 128.

[12] 徐爱功, 李娜, 张涛. 时间序列分析在地铁沉降观测中的应用[J]. 测绘科学, 2013, 38(5): 57 - 60.

Xu A G, Li N, Zhang T. Application of time series analysis in subway settlement observation[J]. Science of Surveying and Mapping, 2013, 38(5): 57 - 60.

[13] 郭家伟, 邵传青, 王洁, 等. 时间序列模型和马尔柯夫模型在地面沉降预测中的集成应用[J]. 城市环境与城市生态, 2008, 21(1): 44 - 46.

Guo J W, Shao C Q, Wang J, et al. Integrated application of time series model and Markov model in land subsidence prediction[J]. Urban Environment and Urban Ecology, 2008, 21(1): 44 - 46.

[14] 范珊珊, 郭海朋, 朱菊艳, 等. 线性回归模型在北京平原地面沉降预测中的应用[J]. 中国地质灾害与防治学报, 2013, 24(1): 70 - 74.

Fan S S, Guo H P, Zhu J Y, et al. Application of linear regression model for land subsidence prediction in Beijing Plain[J]. The Chinese Journal of Geological Hazard and Control, 2013, 24(1): 70 - 74.

[15] 李红霞, 赵新华, 迟海燕, 等. 基于改进 BP 神经网络模型的地面沉降预测及分析[J]. 天津大学学报(自然科学与工程技术版), 2009(1): 60 - 64.

Li H X, Zhao X H, Chi H Y, et al. Prediction and analysis of land subsidence based on improved BP neural network model[J]. Journal of Tianjin University (Science and Technology), 2009(1): 60 - 64.

[16] 刘杰. 天津市高铁沿线地面沉降现状及原因分析[J]. 工程技术研究, 2018(9): 8 - 9.

Liu J. Status quo and cause analysis of land subsidence along Tianjin high-speed railway[J]. Engineering and Technology Research, 2018(9): 8 - 9.

[17] 李雪, 叶思源, 宋凡, 等. 京津冀平原区地下水水位变化主导因素的定量识别研究[J]. 水文, 2018, 38(1): 21 - 27, 57.

Li X, Ye S Y, Song F, et al. Quantitative identification of major factors affecting groundwater change in Beijing - Tianjin - Hebei Plain[J]. Hydrology, 2018, 38(1): 21 - 27, 57.

[18] 郭建华. 津保高速白沟引线扩建工程地质灾害危险性评估要点分析[J]. 科技创新导报, 2013(12): 21.

Guo J H. Analysis on the main points of geological hazard risk assessment of Jinbao expressway Baigou line extension project[J]. Science and Technology Innovation Herald, 2013(12): 21.

[19] 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 Re-

mote Sensing,2002,40(11):2375-2383.

[20] 曹 群,陈蓓蓓,宫辉力,等. 基于 SBAS 和 IPTA 技术的京津冀地区地面沉降监测[J]. 南京大学学报(自然科学),2019(3):381-391.

Cao Q, Chen B B, Gong H L, et al. Monitoring of land subsidence in Beijing-Tianjin-Hebei urban by combination of SBAS and IPTA[J]. Journal of Nanjing University (Natural Science), 2019(3):381-391.

[21] 铁道第三勘察设计院集团有限公司. 城际铁路设计规范[M]. 北京:中国铁道出版社,2015.

The Third Railway Survey and Design Institute Group Corporation. Intercity railway design code[M]. Beijing:China Railway Publishing House,2015.

[22] 李国和,许再良,孙树礼,等. 华北平原地面沉降对高速铁路的影响及其对策[J]. 铁道工程学报,2007,24(8):7-12.

Li G H, Xu Z L, Sun S L, et al. The influence of surface subsidence on construction of high-speed railway in North China Plain and its countermeasures[J]. Journal of Railway Engineering Society, 2007,24(8):7-12.

[23] 郑 霞,胡东滨,李 权. 基于小波分解和 SVM 的大气污染物浓度预测模型研究[J]. 环境科学学报,2020,40(8):2962-2969.

Zheng X, Hu D B, Li Q. Study on prediction model of atmospheric pollutant concentration based on wavelet decomposition and SVM[J]. Acta Scientiae Circumstantiae,2020,40(8):2962-2969.

[24] 赵紫龙. 基于小波分解的差分灰色神经网络-AR 模型及其在地铁隧道沉降预测中应用研究[J]. 测绘通报,2020(s1):99-103.

Zhao Z L. Research on application of differential grey neural network-AR model based on wavelet decomposition in the settlement prediction of metro tunnel[J]. Bulletin of Surveying and Mapping, 2020(s1):99-103.

[25] 路 晨. 基于随机森林和时间序列分析的财务危机预警算法研究[D]. 重庆:重庆邮电大学,2019.

Lu C. Research on financial crisis early warning algorithm based on random forest and time series analysis[D]. Chongqing:Chongqing University of Posts and Telecommunications,2019.

[26] 刘 红,党晓东,都全胜,等. 基于随机森林算法的日光温室内气温预测模型研究[J]. 中国农学通报,2020,36(25):95-100.

Liu H, Dang X D, Du Q S, et al. Research on forecast model of temperature in solar greenhouse based on random forest algorithm[J]. Chinese Agricultural Science Bulletin,2020,36(25):95-100.

[27] 朱 锋,宫辉力,李小娟,等. 基于 InSAR 和小波变换的不均匀沉降段识别——以京津高铁北京段为例[J]. 地理与地理信息科学,2014,30(1):23-27.

Zhu F, Gong H L, Li X J, et al. Identification of uneven land subsidence segment based on the InSAR and wavelet transformation: A case study of Beijing section of Beijing-Tianjin high-speed railway[J]. Geography and Geo-Information Science,2014,30(1):23-27.

Prediction of land subsidence along Tianjin-Baoding high-speed railway using WT-RF method

ZHOU Chaofan^{1,2,3,4}, GONG Huil^{1,2,3,4}, CHEN Beibei^{1,2,3,4}, LEI Kunchao⁵, SHI Liyuan^{1,2,4}, ZHAO Yu^{1,2,4}
(1. Beijing Laboratory of Water Resources Security, Capital Normal University, Beijing 100048, China; 2. Key Laboratory of Mechanism, Prevention and Mitigation of Land Subsidence, MOE, Capital Normal University, Beijing 100048, China; 3. Key Laboratory of 3D Information Acquisition and Application, MOE, Capital Normal University, Beijing 100048, China; 4. School of Resources Environment and Tourism, Capital Normal University, Beijing 100048, China; 5. Beijing Institute of Hydrogeology and Engineering Geology, Beijing 100195, China)

Abstract: Land subsidence is an environmental geological phenomenon caused by many factors, and it can reduce the smoothness of high-speed railways and thus affects the safe operation of high-speed railways. Traditional random forest models do not take account of the internal complexity of time series data in the prediction of time series data. Therefore, this paper constructs a wavelet transform-random forest (WT-RF) prediction model, predicts the land subsidence along the Tianjin-Baoding high-speed railway using the model, and assesses the impacts of land subsidence on the changes in the slope of the high-speed railway. The results are as follows: ① From 2016 to 2018, the change range of the slope of the Tianjin-Baoding high-speed railway was 0~0.16% due to the cumulative land subsidence. ② The WT-RF model showed high prediction accuracy of the land subsidence. ③ From 2018 to 2020, the land subsidence still showed an increasing trend, although the change range of the slope along the Tianjin-Baoding high-speed railway was 0~0.2‰. It can be concluded that the land subsidence has an impact on the changes in the slope of the Tianjin-Baoding high-speed railway. Therefore, it is necessary to control the land subsidence to ensure the safe operation of the high-speed railway.

Keywords: land subsidence; Tianjin-Baoding high-speed railway; wavelet transform; random forest
(责任编辑:陈 理)