doi: 10.6046/zrzyyg.2021390

引用格式:于文,宫辉力,陈蓓蓓,等.北京东部平原区地面沉降时空演化特征及预测[J].自然资源遥感,2022,34(4):183-193. (Yu W, Gong H L, Chen B B, et al. Spatial – temporal evolution characteristics and prediction of land subsidence in the eastern plain of Beijing[J]. Remote Sensing for Natural Resources,2022,34(4):183-193.)

# 北京东部平原区地面沉降时空演化特征及预测

于 文<sup>1,2,3,4</sup>, 宫辉力<sup>1,2,3,4</sup>, 陈蓓蓓<sup>1,2,3,4</sup>, 周超凡<sup>1,2,3,4</sup>

 (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.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;4.首都师范大学京津冀平原地下水与地面沉

降国家野外科学观测研究站,北京 100048)

摘要:地面沉降是地表高程下降的一种自然地质现象,若发生在人口密集、社会发展程度较高的城市,将对城市基础设施具有严重的破坏性,威胁着城市安全。地面沉降演化特征分析可以反映其对地面基础设施的影响程度,建立一个高效的地面沉降预测模型对于地面沉降的防治和保障城市安全有着重要意义。首先,利用永久散射体合成孔径雷达干涉测量方法(persistent scatterer interferometric synthetic aperture Radar, PS - InSAR)获取到地面沉降时空信息,且与水准验证得到较高的精度。其次,利用经验正交函数对地面沉降场整体时空特性进行分析,发现研究区域空间模态1方差贡献率很大,几乎代表研究区域空间的整体演化情况,对应时间系数线性趋势显著;模态2有一定的方差贡献率,但占比很小,对应的时间系数季节性显著。最后,分别利用长短期记忆(long short term memory, LSTM)与嵌入注意机制的长短期记忆(Attention - LSTM)模型对区域地面沉降进行时序预测,发现 Attention - LSTM 模型优于 LSTM 模型,其均方误差损失函数(mean square error loss, MSE - loss)可低至0.01。该预测方法扩大了深度学习在地面沉降研究方面的应用。

关键词:地面沉降;经验正交函数;演化特征;Attention – LSTM;时序预测 中图法分类号:TP 79 文献标志码:A 文章编号:2097 – 034X(2022)04 – 0183 – 11

### 0 引言

地面沉降是在自然和人为因素作用下地面高程 降低的地质现象。已成为城市发展中普遍存在的环 境地质问题,同时也是制约社会经济可持续发展的 重要地质灾害之一。我国的区域地面沉降不可小 觑。据《全国地面沉降防治规划(2011—2020年)》 统计,已有50多个城市发生地面沉降,大于200 mm 地面沉降的区域面积超过7万km<sup>2</sup>,其中华北平原、 长江三角洲和汾渭盆地是其中的"重灾区"<sup>[1]</sup>。北 京作为首都,城市发展迅速,近年来,地面沉降作为 北京平原区的主要地质灾害之一,影响着城市社会 与经济的健康平稳发展,其潜在的危害和经济损失 已经受到社会和政府的广泛关注<sup>[2]</sup>。然而,传统监 测地面沉降的精密水准测量、分层标技术以及全球 定位系统等技术虽然精度较高,但是设备造价高、空 间分辨率低和难以获取大范围信息等问题给地面沉 降监测工作带来困难。20世纪80年代出现的合成 孔径雷达干涉测量技术(interferometric synthetic aperture Radar, InSAR)弥补了传统测量的不足,该技 术具有全天时、全天候、监测范围广和监测精度高的 特点<sup>[3]</sup>,已被广泛应用于各个领域,如地形测绘<sup>[4]</sup>、 地震<sup>[5]</sup>和地面沉降<sup>[6]</sup>等。

InSAR 技术是空间对地观测技术的一次革命性 飞跃,Gabriel 等<sup>[7]</sup>1989 年首次论证合成孔径雷达差 分干涉测量(differential interferometric SAR,D-In-SAR)技术可用于探测亚厘米级的微小地表形变。 但由于 D-InSAR 技术存在时空失相干<sup>[8]</sup>,相位解 缠中参数值评估<sup>[9]</sup>以及大气相位影响<sup>[10]</sup>等自身局

通信作者: 宫辉力(1956 -),男,博士生导师,研究方向为水文与水资源。Email: gonghl@ cnu. edu. cn。

收稿日期: 2021-11-16;修订日期: 2022-03-15

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)、北京市自然基金面上项目"京津高铁差异性沉降区段桩 - 土变形耦合机制研究"(编号:8212042)、北京卓越青年科学家项目(编号:BJJWZYJH01201910028032)和北京市人大帮优关个人项目共同资助。

**第一作者:**于文(1992-),女,博士研究生,研究方向为区域地面沉降。Email: yuwen\_1121@126.com。

限性,为了在一定程度上解决常规 D - InSAR 在空间、时间去相关、大气误差、轨道误差和地形误差去除中的局限性,多时相合成孔径差分干涉测量技术(multi - temporal InSAR, MT - InSAR)陆续应运而生。其中,永久散射体(persistent scatters, PS) - In-SAR 技术<sup>[11]</sup>仅有一幅主影像,其空间基线是将所有的从影像与唯一的主影像进行配准,空间基线相对较长,在时间序列上识别具有稳定散射特性的点,对目标点经过处理得到可靠的地表形变估算结果。

在地面沉降演化特征分析方面,已有相关研究, 有关学者利用全局莫兰指数和局部莫兰指数对北京 典型地面沉降区的格局特征进行了分析,结果表明, 区域地面沉降全局空间自相关十分显著,局部空间 格局分为高低聚集区与非相关区3个亚区<sup>[12]</sup>。此 外有研究利用标准差椭圆方法对北京东部地区演化 特征进行分析,研究结合水文地质资料,分析地面沉 降的空间演化模式。结果表明,直到2012年,地面 沉降主要向西北 - 东南方向发展,然后向各个方向 扩展<sup>[13]</sup>。有研究提出用区域重心法来分析来广营 的地面沉降时空演化特征,得到地面沉降迁移方向 和距离<sup>[14]</sup>。现有研究在地面沉降矩阵场整体时空 特性的研究较少,相关演化特征分析的方法仍存在 不足,需要进一步探索新方法。

地面沉降作为一种缓变的城市地质灾害会对城 市基础设施造成损毁,严重威胁着城市安全并造成 巨大的经济损失。建立一个高效的地面沉降预测模 型对于地面沉降的防治和保障城市安全有着重要意 义<sup>[15]</sup>。在地面沉降预测研究方面,主要分为物理模 型和数学模型。物理模型主要通过水土耦合模型建 立地面沉降预测模型<sup>[16]</sup>,这种方法一般需要大量的 先验知识和实测数据,在大型的工程项目中被广泛 应用。由于一些构建地面沉降物理模型的土体参数 很难获取,并且这种模型的计算效率较低,因此很大 程度上限制了这种模型的使用范围。数学模型是利 用离散的时序历史沉降数据的数学统计规律建立地 面沉降预测模型<sup>[17]</sup>。相对于物理模型,该数学模型 所需数据更容易获取且运算高效。近年来,地理人工 智能快速发展,一些智能算法被广泛应用于地面沉 降。有关研究利用灰色马尔科夫模型(grey - Markov model,IGMM)建立了北京平原的地面沉降预测模型, 发现该预测模型精度较高<sup>[18]</sup>。随着研究的深入,深 度学习越来越受关注。有相关学者分别利用长短期 记忆(long short term memory,LSTM)模型<sup>[19]</sup>与循环 神经网络(recurrent neural network, RNN)模型<sup>[20]</sup>对 沧州市和抚顺市地面沉降进行预测。其中 RNN 运算 中每个隐含细胞单元计算最后需要经过一个非线性 函数,输出[0,1]间的结果,这使多次运算后的数值不 断衰减且无法记忆较远位置数据。LSTM 是一种特殊 的 RNN,解决了 RNN 运算的部分局限性,其通过在隐 藏层增加门机制来控制信息的流失,再经过反向传播 过程的动态调整,使得网络可以学习长距离的时间序 列数据。尽管该深度学习算法取得一定进展,但在地 面沉降时序预测上仍面临着挑战。

本文首先利用 PS - InSAR 技术对北京东部平 原区地面沉降信息进行获取。鉴于当前对地面沉降 要素场区域整体的研究有所不足,运用经验正交函 数(empirical orthogonal function,EOF)对地面沉降信 息的空间特征与时序特征进行了系统分析与规律挖 掘,并利用一种改进的 LSTM 模型对区域地面沉降 进行预测,为城市健康发展提供依据。

1 研究区及其数据源

### 1.1 研究区概况

北京位于华北平原北部边缘, 地理位置在 E 115°20′~117°33′,N39°23′~41°05′之间。研究 区(图1)位于北京平原东部,是地面沉降严重的地 区,是典型的温带大陆性季风气候,年均气温为11~ 12 ℃,四季分明。春季多风,降雨较少,易发生干 旱;夏季降雨较多且温度较高;秋季秋高气爽,温 度适中,降雨适中;冬季盛行西北风,寒冷干燥,降 雨较少。根据历史资料记载,北京西单和东单一带 最早在1935年就发生了地面沉降,建国之后,随着 城市的不断发展,地面沉降的范围也在逐步扩大。 从沉降发育历史来看,北京平原区地面沉降先后经 历了形成阶段(1955-1973年)、发展阶段(1973-1983年)、扩展阶段<sup>[21]</sup>(1983—1999年)、快速发展 阶段<sup>[22]</sup>(1999—2014年)、区域发展不平衡阶段<sup>[23]</sup> (2014-2016年)。其中朝阳、通州沉降区连成一 片,成为北京平原区沉降最发育的地区。



#### 1.2 数据源

本研究中使用的数据集来自2颗不同的卫星, 一个是加拿大的 RADARSAT - 2卫星,另一个是来 自欧空局的 Sentinel - 1卫星。其中,本研究选取48 景存档 RADARSAT - 2降轨数据,时间跨度为2010 年11月22日—2015年11月20日;选取61景存 档 Sentinel - 1升轨数据,时间跨度为2016年1月 14日—2018年11月11日。数据集参数如表1所 示。研究中利用 Sarproz软件来处理 SAR 数据集。在 PS - InSAR 处理过程中,使用空间分辨率为30 m的 航天飞机雷达地形任务(shuttle Radar topography mission, SRTM)数字高程模型(digital elevation model, DEM)去除地形相位,并对干涉图进行地理编码。

表 1 S1A 雷达影像信息情况 Tab. 1 S1A Radar image information

雷达影像参数	RADARSAT – $2$	Sentinel – 1
轨道方向	降轨	升轨
空间分辨率/m	30	5 × 20
波段	C 波段	C 波段
极化方式	VV	VV
波长/cm	5.6	5.6
重访周期/d	25	12
影像数量/景	48	61

### 2 研究方法

### 2.1 PS – InSAR

PS-InSAR 弥补了差分干涉测量的不足,为监测 城市微小形变带来便利。该方法是由 Ferretti 等<sup>[11]</sup> 在 2000 年提出。利用研究区域内的多景 SAR 影像, 通过分析幅度与相位信息,找出不受时间、空间基线 失相关等因素影响的稳定点目标,并将经过长时间 的推移,仍能保持稳定散射特性的点称为 PS 点。

该方法主要针对覆盖同一个区域的 N 景 SAR 影像,选择出最佳主影像,将其他的 N-1 景 SAR 影 像与主影像进行配准,除去地形相位的影响,得到 N-1 幅差分干涉结果图。则第 *i* 幅干涉图的第 *j* 个点 目标的相位公式为:

$$\Phi^{i}_{\text{diff},j} = \Phi^{i}_{\text{def},j} + \Phi^{i}_{\varepsilon,j} + \Phi^{i}_{\text{atmo},j} + \Phi^{i}_{\text{noise},j} = \frac{4\pi}{\lambda} t^{i} v_{j} + \Phi_{\text{nonlinear}} + \frac{4\pi B^{i}_{\perp}}{\lambda R \sin \theta} \varepsilon + \Phi^{i}_{\text{atmo}} + \Phi^{i}_{\text{noise}} , (1)$$

式中:  $\Phi_{diff,j}^{i}$  为第 *i* 幅干涉图上的第 *j* 个的点目标的 差分干涉相位;  $\Phi_{def,j}^{i}$  为地表形变相位;  $\Phi_{e,j}^{i}$  为 DEM 的误差相位;  $\Phi_{atmo,j}^{i}$  为大气延迟相位;  $\Phi_{noise,j}^{i}$  为噪声 相位;  $\lambda$  为波长;  $t^{i}$  为时间基线;  $v_{j}$  为线性形变速率; 差分干涉处理后,进行 PS 点的选取,选取散射 特性强且稳定的像素作为 PS 点,可以是具有二面角 和散射特性强的建筑物,如道路边缘、桥梁、裸露的 岩石等。然后对提取的 PS 点相位信息进行滤波,去 除大气相位的影响,得到变形相位信息,从而得到地 面沉降信息。

为了便于对从地面获得的数据进行比较和分析,需要根据雷达成像几何将视线方向(line of sight,LOS)获取数据转换为垂直数据 d<sub>u</sub>,公式为:

$$d_{\rm u} = \frac{d_{\rm los}}{\cos\theta} \quad , \tag{2}$$

式中: d<sub>los</sub> 为 LOS 方向的变形。

2.2 EOF

EOF 也称为特征向量分析,是一种分析矩阵数 据结构特征并提取原始数据特征量的方法,可以用 来分析变量场的结构特征,包括空间模态和时间序 列。Lorenz<sup>[25]</sup>在20世纪50年代首次将其引入气象 和气候研究,现在被广泛应用于地球科学、水文学和 其他学科<sup>[26-27]</sup>。EOF 分析为时空分解,既反映空 间特征,也体现时间变化。即

$$X = EOF_{m \times m} PC_{m \times n} , \qquad (3)$$

式中: *m* 为 PS 点数; *n* 为时间月数; *PC<sub>m×n</sub>* 为主成 分矩阵。具体算法为:

1)数据矩阵标准化预处理,得到一个数据矩阵 $X_{m \times n}$ 。

2) 计算协方差矩阵, 即

$$\boldsymbol{A}_{m \times m} = \boldsymbol{X}_{m \times n} \boldsymbol{X}_{m \times n}^{\mathrm{T}} , \qquad (4)$$

式中 $X_{m\times n}^{\mathrm{T}}$ 为 $X_{m\times n}$ 的转置。

3) 计算 $A_{m \times m}$  的特征根  $\lambda$  和特征向量  $V_{m \times m}$ ,两者满足

$$\boldsymbol{A}_{m \times m} \boldsymbol{V}_{m \times m} = \boldsymbol{V}_{m \times m} \boldsymbol{E}_{m \times m} , \qquad (5)$$

式中 E 是 m×m 维对角阵,即

$$\boldsymbol{E} = \begin{bmatrix} \lambda_1 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & \lambda_2 & \cdots & 0 \\ \cdots & \cdots & \lambda_3 & \cdots \\ 0 & 0 & \cdots & \lambda_m \end{bmatrix} \quad (6)$$

一般特征根从大到小排列,每一个非零的特征 根λ对应一列特征向量值,也称 EOF。如λ<sub>1</sub> 对应的 特征向量称第一个 EOF 模态。

4) 计算主成分。将 EOF 投影到原始矩阵, 得到

每个空间特征向量对应的时间系数,即

$$PC_{m \times n} = V_{m \times m}^{\mathrm{T}} X_{m \times n} \quad (7)$$

5) 计算方差贡献率。*X* 的方差大小可以用特征 根 λ 表示, 第 *k* 个模态对总的方差贡献率 *P* 为:

$$P = \lambda_k / \sum_{i=1}^m \lambda_i \times 100\% \quad (8)$$

### 2.3 Attention – LSTM 模型

LSTM 在传统 RNN 的基础上引入 3 个门<sup>[28]</sup>: 遗忘门、输入门、输出门,结构如图 2 所示。



## 图 2 LSTM 单元结构示意图

Fig. 2 Schematic diagram of LSTM unit structure

具体表达式为:

$$f_{t} = \sigma(W_{f} \cdot [H_{t-1}, X_{t}] + B_{f}) \quad , \qquad (9)$$

$$\boldsymbol{i}_{\iota} = \boldsymbol{\sigma}(\boldsymbol{W}_{i} \cdot [\boldsymbol{H}_{\iota-1}, \boldsymbol{X}_{\iota}] + \boldsymbol{B}_{i}) \quad , \quad (10)$$

$$\tilde{\boldsymbol{C}}_{t} = \tanh(\boldsymbol{W}_{c} \cdot [\boldsymbol{H}_{t-1}, \boldsymbol{X}_{t}] + \boldsymbol{B}_{c})$$
, (11)

$$\boldsymbol{C}_{t} = \boldsymbol{f}_{t} \cdot \boldsymbol{C}_{t-1} + \boldsymbol{i}_{t} \cdot \boldsymbol{C}_{t} \quad , \qquad (12)$$

$$\boldsymbol{o}_{t} = \boldsymbol{\sigma}(\boldsymbol{W}_{o} \cdot [\boldsymbol{H}_{t-1}, \boldsymbol{X}_{t}] + \boldsymbol{B}_{o}) \quad , \quad (13)$$

$$\boldsymbol{H}_{\iota} = \boldsymbol{o}_{\iota} \cdot \tanh \boldsymbol{C}_{\iota} \quad , \qquad (14)$$

式中:  $X_i$ 和  $H_i$ 分别为输入向量和输出向量;  $f_i$ ,  $i_i$ 和  $o_i$ 分别为遗忘门、输入门和输出门;  $C_i$ 与  $C_{i-1}$ 分别 为上一时刻与当前单元状态;  $\tilde{C}_i$ 为当前输入的单元 状态;  $H_{i-1}$ 为上一时刻隐藏层单元的输出;  $\sigma$ 为 sigmoid 激活函数; tanh 为正切函数;  $W_i$ ,  $W_i$ ,  $W_e$ ,  $W_o$  为待训练的参数矩阵;  $B_{f}$ ,  $B_{i}$ ,  $B_{o}$ ,  $B_{o}$ 表示待训练的 偏置向量。

Attention 机制是一种模拟人脑注意力的模型, 可以根据输入的每项特征对输出的影响为神经网络 中的隐层状态赋予不同的权重。本文将该机制引入 地面沉降时序预测模型中,以选择性地关注不同时 间步的输入对预测结果的影响,从而改善预测效果。 Attention – LSTM 的地面沉降预测框架如图 3 所示。



图 3 Attention – LSTM 的地面沉降预测框架 Fig. 3 Land subsidence prediction framework using Attention – LSTM

# 3 结果与分析

### 3.1 北京东部平原区地面沉降信息获取

通过 PS - InSAR 方法对 RARDARSAT - 2 与 Sentinel - 1 数据处理,得到时间序列具有稳定后向 散射信号的 PS 点。利用 ArcGIS 软件中克里金插值 方法对 PS 点在不同时间的年沉降量属性信息进行 插值处理。图 4 为北京东部平原 2011—2018 年地 面沉降年累计图,可以看出该时段地面沉降在持续 发生。截至 2018 年底,最大累计沉降量达 1 030 mm。 沉降区域主要分布在北京市朝阳—通州交界处。



图 4-1 研究区累计沉降量

Fig. 4 – 1 Cumulative settlement of the study area





(e) 2011—2015 年 累计沉降



 (f) 2011—2016 年 累计沉降
 累计沉降量/mm



(g) 2011—2017 年 累计沉降 -1 030



(h) 2011—2018 年 累计沉降



图 5 为年沉降图,其中可以看出 2011—2018 年间年沉降量,最大沉降发生在朝阳金盏,其中 2011—2015年平均沉降速率最大约为 146 mm/a, 2016—2018年平均沉降速率最大约为 138 mm/a。 通过时序年沉降图,可以明显看出 2015年后,年 沉降量有所减缓。为了对地面沉降结果进行验 证,其中以水准点为中心,利用 ArcGIS 软件进行缓 冲区分析,获取所有水准点 200 m 缓冲范围,提取 缓冲区内的 PS 点,分别将各自缓冲范围内的 PS 点取平均值,然后与相应的水准点进行验证,结果 如图 6 所示,得到较高的相关性值,其中 2015— 2016 年 RADARSAT - 2 结果与相应时期水准信息 的相关系数达 0.978; 2017—2018 年 Sentinel - 1 结果与相应水准信息的相关系数达 0.954。



Fig. 6 Verification of InSAR results and leveling results

分别对研究区 2011—2018 年时间段内年尺度 累计沉降变化与月尺度沉降变化进行 EOF 分析。 由于 PS 点较密,为了提高运行效率,对点进行抽稀 预处理。在整个年变化时序处理中,使用 9 852 个 点,图 7 显示了年沉降变化的空间模态(EOF -1 和 EOF - 2)以及相关的主成分分量(PC1 和 PC2)。空 间模态,也称空间特征向量,反映地面沉降场的空间 分布特征;主成分对应的是时间变化,也称时间系 数。EOF 分析的前 2 种模态捕捉了长期趋势和季节 变化,分别解释了总方差的 99.5% 和 0.4%。年沉 降变化模态 1 的特征值为 138 503 654,模态 2 的特 征值为 65 543。从图 7 可以看出模态 1 的特征向量 以朝阳金盏、管庄和通州八里桥为中心向外辐射,该 中心点为高值中心,且是负值,该模态对应的 PC1 与地面沉降变化的长期趋势和年际变化有关。结合 振幅时间序列 PC1,负高值中心与负时间系数变化 叠加效应为整体增加。结果表明,东部平原地面沉 降年尺度变化在 2011—2014 年期间不断增大,在 2015—2016 年期间沉降变化减缓,高值中心即红色 渲染部分附近的强度较其他区域变化幅度要大。 PC2 与主要的年际周期特征有关,峰值在 2015 年,谷 值分别在 2011 年和 2018 年。结合模式 2 的空间格 局,可以看出该模态存在 2 个大红渲染区域正高值中 心,位于朝阳金盏一楼梓庄区域与通州台湖村,1 个 负高值中心位于朝阳化工桥,正高值中心与负高值中 心区域出现相反的年际周期变化特征。





由于南水北调工程实施影响地面沉降演化<sup>[23]</sup>, 为了进一步探究该影响,分别对 2012—2014 年的 10 669 个 PS 点与 2016—2018 年的 11 914 个 PS 点这 2 个时间段的月尺度沉降累计变化进行 EOF 分析,图 8 与图 9 分别展示了 2012—2014 年与 2016—2018 年期间月尺度沉降变化的空间模式 (EOF - 1 和 EOF - 2)以及相关的主成分分量 (PC1 和 PC2)。2012—2014 年期间,EOF - 1 与 EOF - 2分别解释了总方差的98.8%和0.9%,特征 值分别为25768800与250655;2016—2018年期 间,EOF - 1与EOF - 2分别解释了总方差的99.4% 和0.2%,特征值分别为7205189与13443。 顺义区



(c) 模态 1 对应时间系数 PC1

(d) 模态2对应的时间系数 PC2

图 8 2012—2014 年北京东部平原典型沉降区月尺度沉降特征向量分布及对应时间系数 Fig. 8 Distribution of monthly – scale subsidence feature vectors and corresponding time coefficients of typical subsidence area in the eastern plain of Beijing from 2012 to 2014



(c) 模态 1 对应时间系数 PC1

(d) 模态 2 对应的时间系数 PC2

图 9 2016—2018 年北京东部平原典型沉降区月尺度沉降的特征向量分布及对应时间系数 Fig. 9 Distribution of monthly – scale subsidence feature vectors and corresponding time coefficients of typical subsidence area in the eastern plain of Beijing from 2016 to 2018 从图 8 可以看出模态 1 的特征向量以朝阳金 盏、管庄和通州八里桥为中心向外辐射,该中心点为 高值中心,且是正值,该模态对应的 PC1 与地面沉 降变化的长期趋势保持一致。正高值中心与正值时 间系数变化叠加效应为整体增加。结合振幅时间序 列 PC1,结果表明,东部平原地面沉降月尺度变化在 2012—2013 年7 月期间不断增大,在 2013 年7 月— 2015 年底减小,变化幅度最大也是高值中心处。 PC2 与主要的地面沉降季节性特征有关。PC2 的时 间系数变化振幅近似于正弦波,峰值在每年 7—9 月,谷值在 1—3 月。结合模式 2 的空间格局,可以 看出很少一部分地区出现明显的季节性周期变化, 大多数地区显示微弱的季节性周期变化。

从图 9 可以看出月尺度模态 1 的特征向量高值 中心区域范围较 2012—2014 年有所缩减,时间系数 值从 ±8 000 减小到 ±6 000以内。该高值中心为正 值,该模态对应的 PC1 与地面沉降变化的长期趋势 有关。结合振幅时间序列 PC1,结果表明,东部平原 地面沉降月尺度变化在 2016—2017 年下旬不断增 大,在 2017 年下旬—2018 年底减小,负值中心的变 化模式相反。PC2 与主要的季节性周期特征有关。 PC2 的振幅近似于正弦波,峰值在 1—3 月,谷值在 7—9 月。结合模式 2 的空间格局,可以看出正值高 中心与负值高中心相间分布,均具有明显的季节性 周期变化。

### 3.3 基于 Attention – LSTM 模型的北京东部平原区 地面沉降预测

分别利用传统 LSTM 与 Attention – LSTM 方法 对时序地面沉降进行预测。发现添加 Attention 网 络机制后,预测精度得到提高。通过对 LSTM 模型 增加 Attention 机制,可以充分学习不同沉降时间序 列中的非线性关联,进而可以捕获研究区域中的复 杂沉降机理。

在模型训练时,通过不断调节训练次数 epoch 来提高训练精度,图 10 显示 epoch 与损失函数 loss 的关系,可以看出,随着 epoch 增大,损失函数均方根 误差不断减小,并趋于稳定。可以看出 Attention – LSTM 的最终损失函数均方根误差优于 LSTM,其中 Attention – LSTM 的损失函数均方根误差小于 0.01, 达到很高的精度。





分别对空间上点(包括 PS - InSAR 获取的真实 沉降点、LSTM 预测点、Attention - LSTM 预测点)进 行克里金插值处理,得到累计沉降结果如图 11 所 示。从渲染色带分析,三者结果的趋势大体相同,但 局部存在差异,在空间分布上,通过颜色拉伸结果, 大体可以看出 Attention – LSTM 预测点的分布与 PS – InSAR 方法获取地面沉降有一定的吻合度,而 LSTM 预测点与其他两者局部地区有明显的色调差异。



(a) 2012—2015 年真实值 (b) 2012—2015 年 LSTM 预测

(c) 2012—2015 年 Attention – LSTM 预测

图 11-1 LSTM 与 Attention - LSTM 的区域沉降预测结果 Fig. 11-1 Regional settlement prediction results of LSTM and Attention - LSTM



(d) 2016-2018 年真实值

(e) 2016—2018 年 LSTM 预测

(f) 2016—2018 年 Attention – LSTM 预测

### 图 11-2 LSTM 与 Attention – LSTM 的区域沉降预测结果 Fig. 11-2 Regional settlement prediction results of LSTM and Attention – LSTM

为了进一步对预测结果的值进行分析,在研究 区域选择了2条剖面,一条东西向剖面,一条南北向 剖面,如图11中所示。利用 ArcGIS 软件 3D 分析工 具,对预测值栅格影像与真实沉降栅格影响剖面所 在区域的值进行提取(图 12),对剖面所处位置可以 看出剖面位置点真实值与预测值的变化趋势保持一 致性。但同时看出在剖面上的绝大多数点,Attention – LSTM 预测更靠近真实测量值。



Fig. 12 Comparison between the real value and the predicted value of the selected profile in the study area

4 结论与展望

地下水的过度开采导致北京平原区域内产生严重的地面沉降现象。随着南水北调工程项目的实施,地面沉降演化特征将发生变化。本次研究选取北京平原区沉降最严重的区域,东部平原朝阳—通州区域,探讨该区域地面沉降演化情况,利用 EOF 模型分析地面沉降要素场的空间分布特征与时间变化。并利用深度学习方法对该区地面沉降进行时间 序列预测。研究结论如下:

1)2011—2018年,北京东部平原区地面沉降主

要发生在朝阳与通州交界处,截至2018年底,最大 累计沉降量达1030mm,2011—2015年平均沉降速 率最大约为146mm/a,2016—2018年平均沉降速 率最大约为138mm/a。将PS-InSAR方法获取的 地面沉降结果与水准结果进行验证,得到较高的相 关系数。

2)利用 EOF 方法对 2011—2018 年年尺度地面 沉降场与月尺度地面沉降场的空间特性与时间变化 特性进行分析,发现研究区域空间模态 1 方差贡献 率很大,几乎代表研究区域空间的整体演化情况。 对应时间系数线性趋势明显。模态 2 有一定的方差 贡献率,但占比很小,对应的时间系数季节性显著。 3)利用 Attention – LSTM 对地面沉降进行预测, 得到精度较高的预测模型,扩展了深度学习在地面 沉降研究方面的应用,利用单一变量对地面沉降进 行预测,避免了由于数据源不足的困境。

在以后的研究中,训练模型时,将尽可能考虑影 响地面沉降的机理要素,并将其考虑到时间序列预 测中。

志谢:感谢 Sarproz 软件的制造商以及欧空局 提供的 Sentinel – 1 数据。

#### 参考文献(References):

Zhou F F. Interpretation of the national plan for land subsidence prevention and control (2011—2020):Interview with Tao Qingfa, deputy director of the department of geological environment, Ministry of Land and Resources [J]. China Emergency Management, 2012(3):58-61.

[2] 叶晓宾.华北平原地面沉降经济损失评估[M].北京:中国大地出版社,2006.

Ye X B. Evaluation of economic loss of land subsidence in the North China Plain [ M ]. Beijing: China Land Publishing House, 2006.

- [3] 刘国祥. InSAR 系列讲座 6 InSAR 应用实例及其局限性分析
  [J].四川测绘,2005,28(3):139-143.
  Liu G X. Application examples of InSAR and its limitation analysis
  [J]. Surveying and Mapping of Sichuan,2005,28(3):139-143.
- [4] Zebker H A, Goldstein R M. Topographic mapping from interferometric synthetic aperture Radar observations [J]. Journal of Geophysical Research Solid Earth, 1986, 91(b5): 4993 – 4999.
- [5] Massonnet D, Rossi M, Carmona C, et al. The displacement field of the Landers earthquake mapped by Radar interferometry [J]. Nature, 1993, 364 (6433):138-142.
- [6] 宫辉力,张有全,李小娟.基于永久散射体雷达干涉测量技术的北京市地面沉降研究[J].自然科学进展,2009,19(11): 1261-1266.

Gong H L, Zhang Y Q, Li X J. Beijing land subsidence research based on permanent scatterer Radar interferometry technology[J]. Advances in Natural Science, 2009, 19(11): 1261 – 1266.

- Gabriel A K , Goldstein R M , Zebker H A . Mapping small elevation changes over large areas: Differential Radar interferometry [J]. Journal of Geophysical Research: Solid Earth, 1989,94(b7):9183 – 9191.
- [8] Hanssen R F. Radar interferometry [M]. Springer Netherlands, 2001.
- [9] Ghiglia D C , Pritt M D . Two dimensional phase unwrapping
   [M]. Wiley Interscience, 1985.
- [10] Zebker H A, Rosen P A, Hensley S. Atmospheric effects in interferometric synthetic aperture Radar surface deformation and topographic maps [J]. Journal of Geophysical Research Solid Earth, 1997, 102(b4):7547-7563.
- [11] Ferretti A, Prati C. Nonlinear subsidence rate estimation using permanent scatterers in differential SAR interferometry [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2000, 38 (5):

2202 - 2212.

- [12] 周超凡,宫辉力,陈蓓蓓,等.北京市典型地区地面沉降空间格局分析[J].遥感信息,2017,32(4):24-29.
  Zhou C F,Gong H L,Chen B B,et al. Spatial pattern of land subsidence in Beijing typical areas[J]. Remote Sensing Information, 2017,32(4):24-29.
- [13] Zuo J J, Gong H L, Chen B B, et al. Time series evolution patterns of land subsidence in the Eastern Beijing Plain, China [J]. Remote Sensing, 2019, 11(5): 539.
- [14] 杨翠玉,王彦兵,赵亚丽,等.北京来广营地区地面沉降时空演 化特征[J].遥感信息,2020,35(5):138-143.
  Yang C Y, Wang Y B, Zhao Y L, et al. Temporal and spatial characteristics of land subsidence in Laiguangying, Beijing[J]. Remote Sensing Information,2020,35(5):138-143.
- [15] Zhou Q H, Hu Q W, Ai M Y, et al. An improved GM (1,3) model combining terrain factors and neural network error correction for urban land subsidence prediction [J]. Geomatics Natural Hazards and Risk, 2020, 11:212 - 229.
- [16] Nie L, Wang H, Xu Y, et al. A new prediction model for mining subsidence deformation: The arc tangent function model[J]. Natural Hazards, 2015, 75(3):2185 - 2198.
- [17] 杨天亮,许 言. 国际地面沉降与城市安全研究动态——第一 届国际城市地质学术研讨会综述[J]. 上海国土资源,2017,38
  (2):1-3.
  Yang T L, Xu Y. Research trends in international land subsidence and urban security: An overview of the first international symposium on urban geology[J]. Shanghai Land and Resources,2017,38
  (2):1-3.
- [18] Deng Z, Ke Y, Gong H, et al. Land subsidence prediction in Beijing based on PS – InSAR technique and improved Grey – Markov model[J]. Giscience and Remote Sensing, 2017, 54(6):1-22.
- [19] 刘青豪,张永红,邓 敏,等. 大范围地表沉降时序深度学习预测法[J]. 测绘学报,2021,50(3):396-404.
  Liu Q H,Zhang Y H, Deng M, et al. Time series prediction method of large scale surface subsidence based on deep learning[J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica,2021,50(3):396-404.
- [20] 岳振华,沈 涛,毛 曦,等. 循环神经网络的地面沉降预测方法
  [J]. 测绘科学,2020,45(12):149-156.
  Yue Z H, Shen T, Mao X, et al. Ground subsidence prediction method based on recurrent neural network[J]. Science of Surveying and Mapping,2020,45(12):149-156.
- [21] 刘 予.北京市地面沉降区含水层和压缩层组划分及地面沉降 自动监测系统[D].长春:吉林大学,2004.
  Liu Y. Divided water - bearing zones and compressible zones of Beijing land subsidence area and land subsidence automatic monitoring system[D]. Changchun: Jilin University,2004.
- [22] 周 毅,罗 郧,郭高轩,等. 冲洪积平原地面沉降特征及主控因素——以北京平原为例[J]. 地质通报,2016,35(12):2100 2110.

Zhou Y, Luo Y, Guo G X, et al. A study of the characteristics of land subsidence and the main control factors in the alluvial plain: A case study of Beijing Plain [J]. Geological Bulletin of China, 2016,35(12):2100-2110.

[23] 程凌鹏,王新惠,张琦伟,等.南水进京对北京地面沉降的影响及趋势分析[J].人民黄河,2018,40(5):93-97.
Cheng L P, Wang X H, Zhang Q W, et al. Influence of transferring Yangtze River water into Beijing on ground subsidence and trend analysis[J]. Yellow River, 2018, 40(5):93-97.

University, 2014.

- [24] 刘媛媛. 基于多源 SAR 数据的时间序列 InSAR 地表形变监测研究[D]. 西安:长安大学,2014.
   Liu Y Y. Research on time series InSAR surface deformation monitoring based on multi source SAR Data[D]. Xi'an: Chang'an
- [25] Lorenz E N. Empirical orthogonal functions and statistical weather prediction [M]. Cambridge: Massachusetts Institute of Technology, Department of Meteorology, 1956;1,52.
- [26] Asoka A, Gleeson T, Wada Y, et al. Relative contribution of mon-

soon precipitation and pumping to changes in groundwater storage in India[J]. Nature Geoscience, 2017, 10(2): 109 – 117.

- [27] Smith T M, Reynolds R W, Livezey R E, et al. Reconstruction of historical sea surface temperatures using empirical orthogonal functions[J]. Journal of Climate, 1996,9(6):1403-1420.
- [28] Bianchi F M, Maiorino E, Kampffmeyer M C, et al. Recurrent neural networks for short – term load forecasting: An overview and comparative analysis[EB/OL]. (2017 – 05 – 11) [2018 – 07 – 20]https://arxiv.org/pdf/1705.04378.pdf.

# Spatial – temporal evolution characteristics and prediction of land subsidence in the eastern plain of Beijing

YU Wen<sup>1,2,3,4</sup>, GONG Huili<sup>1,2,3,4</sup>, CHEN Beibei<sup>1,2,3,4</sup>, ZHOU Chaofan<sup>1,2,3,4</sup>

(1. Beijing Laboratory of Water Resources Security, Capital Normal University, Beijing 100048, China; 2. Key Laboratory of Land Subsidence Mechanism and Control, Ministry of Education, Capital Normal University, Beijing 100048, China; 3. Base of the State Key Laboratory of Urban Environmental Process and Digital Modeling, Capital Normal University, Beijing 100048, China; 4. National Field Scientific Observation and Research Station of Groundwater and Land Subsidence in the Beijing – Tianjin – Hebei Plain, Capital Normal University, Beijing 100048, China)

Abstract: Land subsidence is a natural geological phenomenon in which the surface elevation drops. It can severely destroy urban infrastructure and threaten urban safety if it occurs in densely populated cities with a high social development degree. The analysis of the evolution characteristics of land subsidence can reflect the degree of the influence of land subsidence on the ground infrastructures, and building an efficient land subsidence prediction model is of great significance for preventing and controlling land subsidence and protecting urban safety. This study obtained the spatial - temporal information on land subsidence using the persistent scatterer interferometric synthetic aperture Radar (PS - InSAR) method first and then verified the information using leveling to get high precision. Then, this study analyzed the general spatial - temporal characteristics of the land subsidence field using an empirical orthogonal function. The analysis results are as follows. Spatial modal No. 1 had a high variance contribution rate, almost representing the general spatial evolution of the study area. Its corresponding time coefficient showed a significant linear trend. By contrast, spatial mode No. 2 had a low variance contribution rate and a seasonally significant time coefficient. Finally, the time series of the regional land subsidence were predicted using both long short - term memory (LSTM) and Attention - LSTM models. The prediction results indicate that the Attention - LSTM model was superior to the LSTM model, with the mean square error loss (MSE - loss) of as low as 0.01. This prediction method expands the application of deep learning in the study of land subsidence. Keywords: land subsidence; empirical orthogonal function; evolution characteristics; Attention - LSTM; time series prediction

(责任编辑:陈理)