

基于因素分解的北京平原区地面沉降时空特征分析

李晓环, 王彦兵, 李小娟, 李晨霞, 邵克苗, 陈艳佳, 羊文婷

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 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 水资源安全北京实验室, 北京 100048

摘要: 为探究北京市平原区地面沉降的时空分布特征, 选取2017年—2020年北京平原区的95景Sentinel-1影像, 基于永久散射体合成孔径雷达干涉测量PS-InSAR (Persistent Scatterer Interferometric Synthetic Aperture Radar) 技术获取地面沉降的监测结果, 利用因素分解理论构建地面沉降时序模型, 分析北京平原区地面沉降的时空演化特征。结果表明: (1) PS-InSAR获取的地面沉降结果发现北京平原区的地面沉降差异显著, 形成了朝阳东部、通州西北两大沉降漏斗, 期间最大沉降速率为93 mm/a; (2) 本研究构建的基于因素分解的地面沉降时序模型TMLS-FD (Time-series Model of Land Subsidence based on Factor Decomposition), 拟合精度较高, 残差的数学期望接近于零, 整体服从正态分布, 未表现出系统性偏差; (3) 地面沉降时序呈现明显的持续发展趋势, 并叠加稳定的年周期性波动, 但在不同沉降区域的趋势项与季节波动项的特征强弱表现不同, 严重沉降区以长期沉降趋势为主, 轻微沉降区与非沉降区则以季节性波动为主; (4) 研究区地面沉降的季节波动项具有典型的年周期性波动特征, 波谷主要集中在7—9月, 占研究区内观测点的71%。其中, 在顺义区东南部和平谷区等区域季节波动幅度较大, 最大振幅可达20.13 mm。综上, 本研究构建的TMLS-FD模型, 可有效揭示北京平原区地面沉降的演化趋势和特征, 为城市安全运行提供较为科学依据。

关键词: 北京平原区, 地面沉降, 永久散射体合成孔径雷达干涉测量 (PS-InSAR), 因素分解, 地面沉降时序模型, 季节性形变, 时空分布特征

中图分类号: P23/P642.26/P2

引用格式: 李晓环, 王彦兵, 李小娟, 李晨霞, 邵克苗, 陈艳佳, 羊文婷. 2026. 基于因素分解的北京平原区地面沉降时空特征分析. 遥感学报, 30(4): 1218–1232

Li X H, Wang Y B, Li X J, Li C X, Shao K M, Chen Y J and Yang W T. 2026. Spatiotemporal analysis of land subsidence in the Beijing Plain area based on factor decomposition. National Remote Sensing Bulletin, 30(4): 1218–1232 [DOI:10.11834/jrs.20265324]

1 引言

地面沉降是一种由于地下松散地层固结压缩, 导致地面标高降低的局部地质灾害, 具有恢复缓慢或难以恢复的特点 (袁铭等, 2016; 薛禹群, 2012; 贾三满等, 2019)。地面沉降会导致城市基础设施变形, 严重会引发地裂缝 (李振洪等, 2022; 于森等, 2023; 赵龙等, 2018)。北京平原区是中国地面沉降灾害最为严重的地区之一 (殷跃平等, 2005; 郭海朋等, 2021)。

已有研究表明, 地面沉降时序数据普遍呈现

出长期变化趋势与年周期性波动叠加的特征。如基于小基线集技术对廊坊市地面沉降进行时序分析, 在对特征点形变序列去线性趋势后, 识别出周期为1年的季节性波动信号 (江培华等, 2023); 结合InSAR与独立成分分析方法, 将衡水市地面沉降分解为长期沉降、用水驱动沉降和季节性沉降3种模式 (宋宇等, 2023)。基于独立成分分析印度艾哈迈达巴德城市的地表形变主导模式表现为线性下降趋势与正弦型周期信号的叠加 (Kumar等, 2024)。

北京平原区地面沉降监测数据是典型的非平

收稿日期: 2025-09-11; 预印本: 2026-01-05

基金项目: 北京市自然科学基金 (编号: 8202009); 国家自然科学基金 (编号: 42271487, 42371081, 41930109)

第一作者简介: 李晓环, 研究方向为地理信息科学与InSAR地面沉降监测及分析。E-mail: 2230902127@cnu.edu.cn

通信作者简介: 王彦兵, 研究方向为基于InSAR的地面沉降研究、空间数据挖掘。E-mail: wyb@cnu.edu.cn

稳时序数据,具有明显的沉降趋势和季节性波动特征(赵亚丽等,2022;何旭等,2022;宋宗雯等,2025;Lai等,2024),趋势明显、周期性较稳定、噪声相对较小,适于选用结构明确、可解释性强的时序数据分解方法进行分析。

时序数据是由一系列按观测时间顺序排列的观测值组成的集合,记录了所观测变量在某一时间段的变化值(原继东和王志海,2015)。时序数据分析一般有移动平均法(关占印等,2020)、多项式拟合法(Lyu等,2024)、时序分解法等。其中移动平均法通过计算包含一定项数的时序平均数反映数据的长期趋势,结构简单,对非平稳序列适应性较差。多项式拟合在地面沉降研究中常用于沉降速率提取,但对于年周期性与季节性波动方面的表达有限,容易将周期性特征解释为高阶曲线形状,或者发生过拟合。

时序分解法也是时序数据分析的重要工具之一,主要有经验模态分解EMD(Empirical Mode Decomposition)(石安平等,2022)、STL分解(Seasonal-Trend decomposition using Loess)(Cleveland等,1990;赵贺文和陈涛,2024)和因素分解模型(张颖和杨兰英,2005;卢文喜和赵莹,2013)。已有研究表明,EMD方法具有自适应特点,但分解结果依赖局部极值点,易出现模态混叠现象,导致趋势项与季节项分离不稳定,难以从物理意义上解释地面沉降的长期与周期性过程(Huang等,1999)。对于STL分解,依赖于局部平滑参数与季节窗口设置,季节成分的可变性由参数控制,提取振幅与相位仍需额外拟合步骤,当存在异常点或非典型周期变形时会导致不确定性(Dudek,2023;何会齐等,2024)。

因素分解模型将原始的时序数据分解为若干具有明确意义的组成部分,包括长期趋势、季节变动、随机波动(孙祝岭,2016;王燕,2005)。相较而言,该模型可明确表达地面沉降的长期趋势与季节变化,获取季节项的振幅和相位等特征值,增强了参数的物理可解释性,有助于分析地面沉降数据的统计特征与物理机理。

因此,为探究北京市平原区地面沉降的时空分布特征,研究利用2016年—2020年的Sentinel-1数据,基于永久散射体合成孔径雷达干涉测量PS-

InSAR(Permanent Scatterer Interferometric Synthetic Aperture Radar)方法获取了北京市平原区地面沉降时序数据,构建了一种基于线性趋势项+正弦周期项的因素分解模型,该模型将地面沉降时序数据分解为趋势项(通过一元一次方程描述长期变化趋势)与季节波动项(利用正弦函数模拟季节性变化),并通过残差、均方根误差分析与STL方法对比评估模型精度,以期利用该模型揭示北京平原区地面沉降的持续沉降趋势和周期波动特征,为北京市平原区地面沉降的防控提供科学支撑。

2 基于PS-InSAR获取地面沉降数据

SAR影像是获取地面沉降数据的遥感监测数据来源之一。本研究利用的是2017年—2020年共95景覆盖北京平原区的单视复数SLC(Single Look Complex)格式Sentinel-1影像数据,空间分辨率为5 m×20 m(方位向×距离向)。解算用的外部DEM数据为美国国家航空航天局NASA提供的航天飞机雷达地形测绘任务SRTM(Shuttle Radar Topography Mission)数据,空间分辨率为90 m。

PS-InSAR是利用SAR影像获取地面沉降数据的方法之一(Ferretti等,2000,2001),通过单主影像组网的方式从时序SAR影像中选取高相干、稳定后向散射特性的像元作为永久散射(PS)点(例如裸露岩石、桥梁、建筑物等),获取地表形变结果,具有监测范围广、时序长和精度高等特点(Raucoules等,2009;林琿等,2017)。

本研究在SARProz平台上,基于PS-InSAR方法对Sentinel-1数据进行解算,获取了北京平原区约80000个PS点的地面沉降时序数据,图1(a)所示为研究区年均沉降速率图。2017年—2020年研究区地面沉降显著,形成了朝阳东部和通州西北两个沉降漏斗。根据北京市建设用地的地面沉降危险性评估标准(贾三满等,2012),按照形变速率值(mm/a)大小将研究区划分为:非沉降区(>0)、轻微沉降区(-10, 0]、一般沉降区[-10, -30)、较严重沉降区[-30, -50)与严重沉降区(≤-50)5类区域。

为验证SAR获取的地面沉降结果准确性,以2017年—2018年8个水准测量的地面沉降值为基准,作对比验证(王彦兵等,2021;朱茂等,

2020)。选取水准点 350 m 缓冲区域内的 PS 点计算其地面沉降平均值，与对应水准点测量的地面沉降值对比（图 1（b）），结果表明二者的相关系数

R^2 达 0.89，差值范围在 20 mm 以内。因此，基于 PS-InSAR 技术获取的地面沉降数据可用于后续的数据分析。

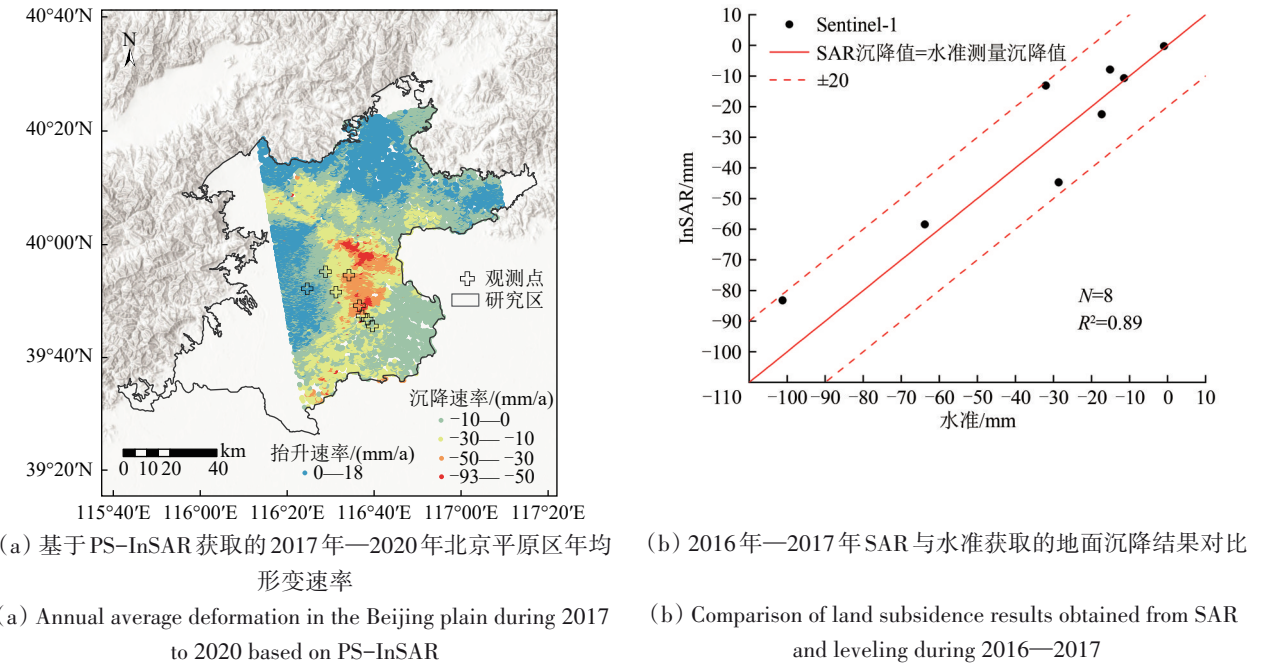
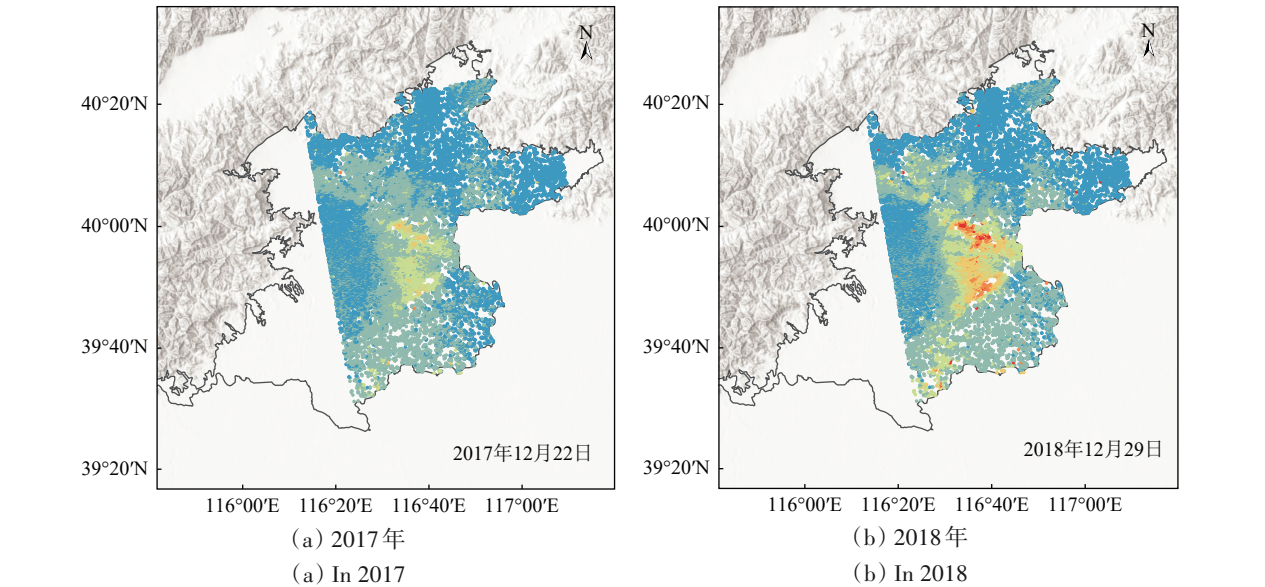


图 1 北京平原区地面沉降空间分布及其水准验证(形变速率负值表示地面沉降;正值表示地面抬升)

Fig. 1 Spatial distribution of land subsidence in the Beijing Plain and its leveling validation (Negative indicate land subsidence, positive indicate uplift)

根据北京平原区 2017 年—2020 年期间的累计地面沉降分布图（图 2），发现地面沉降发展程度不同，在朝阳区与通州区，沉降速率显著上升，

逐步形成明显的沉降漏斗中心，漏斗区域呈现出向周边扩展的趋势，尤其在其南部区域，沉降增幅明显。



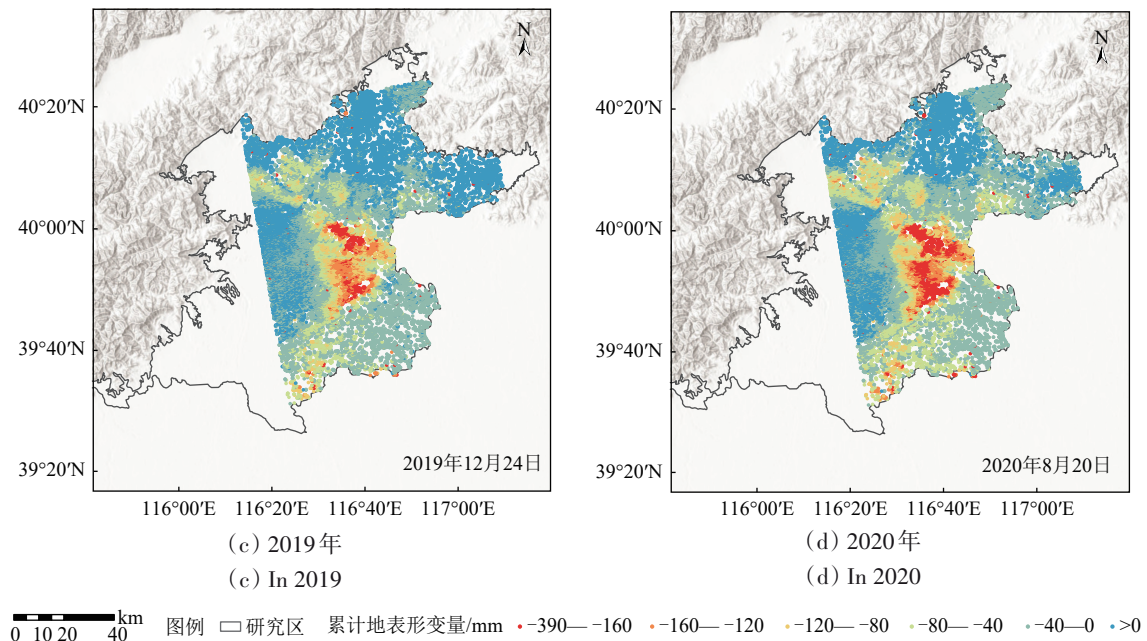


图2 2017年—2020年北京平原区的累计地表形变量(形变量负值表示沉降;正值表示抬升)

Fig. 2 Cumulative surface deformation in the Beijing plain area from 2017 to 2020 (Negative indicate land subsidence, positive indicate uplift)

3 因素分解方法

因素分解方法是时将时序数据分解为趋势性、波动性、噪声等特征,来分析时序数据的演化规律。地面沉降时序数据具有一定的趋势特征和季节波动特征,可用因素分解法分解为3个成分(孙祝岭, 2016): (1) 长期趋势项 (T_t): 用于表达较长时间内地面沉降的持续发展趋势; (2) 季节波动项 (S_t): 指地面沉降现象受降水、用水等季节性特征的影响,发生的周期性、一定幅度、重复的季节性波动特征; (3) 随机项 (R_t): 又称残差,指地面沉降受偶然因素或不明原因引起的残余变化特征,具有随机性,可能与测量误差、环境噪声等不确定的因素有关。

因此,将时序数据表达为函数 $Y(t) = f(T_t, S_t, R_t)$, 常用的组合模式有加法模式和乘法模式。

加法模式:

$$Y_t = T_t + S_t + R_t \quad (1)$$

乘法模式:

$$Y_t = T_t \times S_t \times R_t \quad (2)$$

加法模式表示时序数据随着长期趋势递增或递减,而季节波动的振幅相对稳定,季节效应不

受趋势影响。该模式适用于趋势项、季节波动项和随机项相对独立的时序特征数据。

乘法模式表示随着趋势特征的递增或递减,季节波动的振幅也在增大或减小,季节效应受趋势特征的影响。该模式适用于趋势项、季节波动项和随机成分相互影响的时序数据。

根据时序数据的散点图或时序图来选择适合的模式,当时序图在两条平行线之间波动时,适于用加法模式;当时序图在两条喇叭线之间波动时,适于用乘法模式(孙祝岭, 2016)。

4 基于因素分解的地面沉降时序模型 TMLS-FD

4.1 地面沉降数据的时序特征

为揭示北京平原区地面沉降的时间演化特征,本研究在不同沉降速率的区域内随机选取多个典型观测点(图3(a)),并绘制其地面沉降时序曲线(图3(b))。发现地面沉降线性趋势明显,波动振幅相对稳定,其波峰波谷的外缘近似为两条平行线,符合加法模型特征。因此,2017年—2020年研究区地面沉降趋势用一元一次线性函数表达。

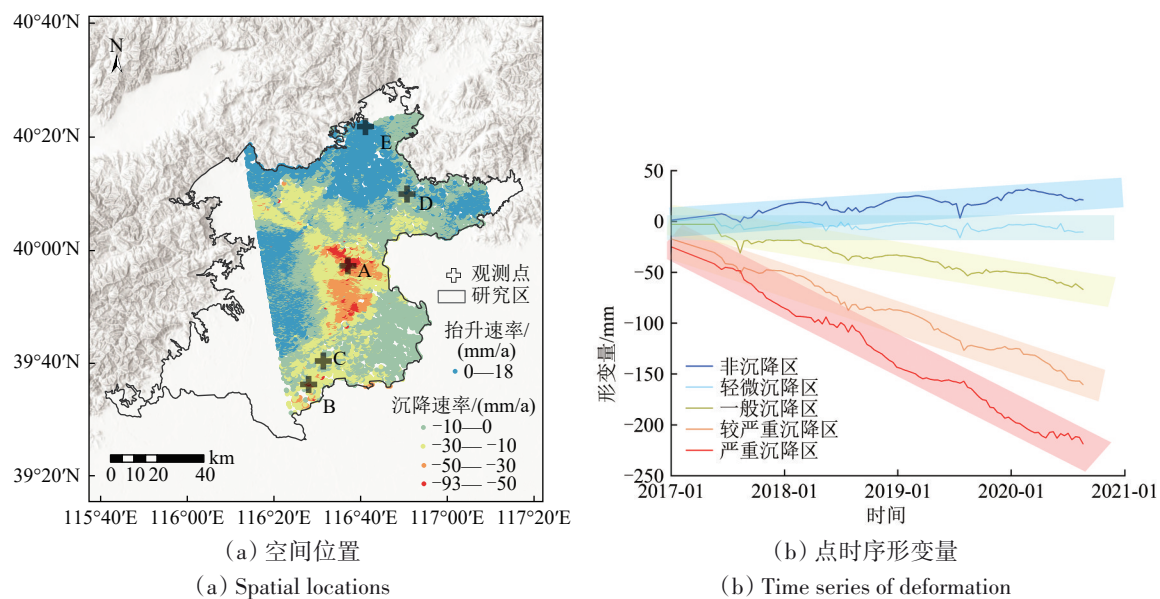
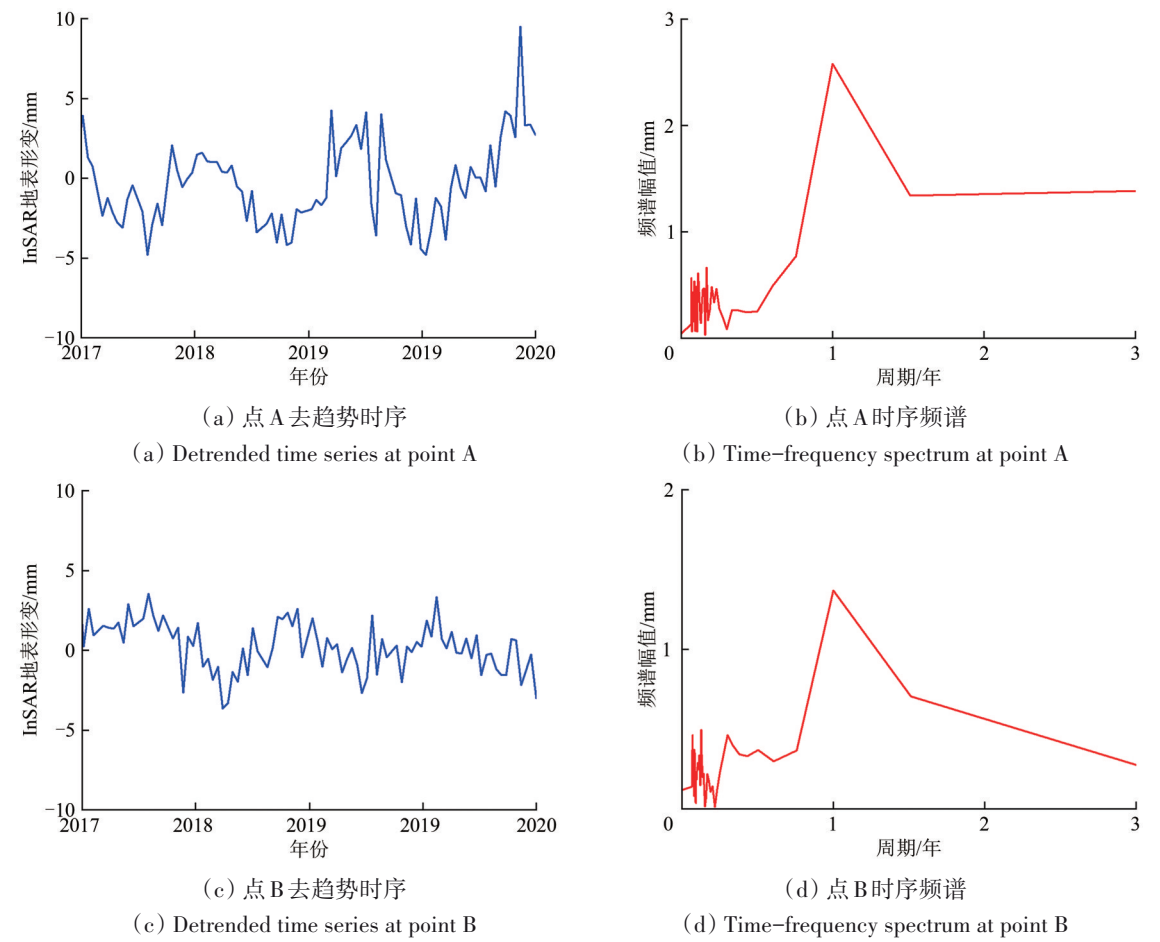


图3 5个典型观测点地面沉降的时空分布
Fig. 3 Spatiotemporal distribution of land subsidence at five observation points

沉降时序曲线还存在显著的周期性波动，表现为规律性的上下起伏。本研究在原始时序数据去除线性趋势后，对余值进行了傅里叶频谱分析(图4)，各点位具有显著、一致的1年周期的频谱

特征。一般沉降区在去趋势后其季节性波动幅度相比严重沉降区和非沉降区较弱，但在频谱分析中仍表现为1年周期的波动特征。因此，研究区地面沉降的波动特征可表达为1年周期的正弦函数。



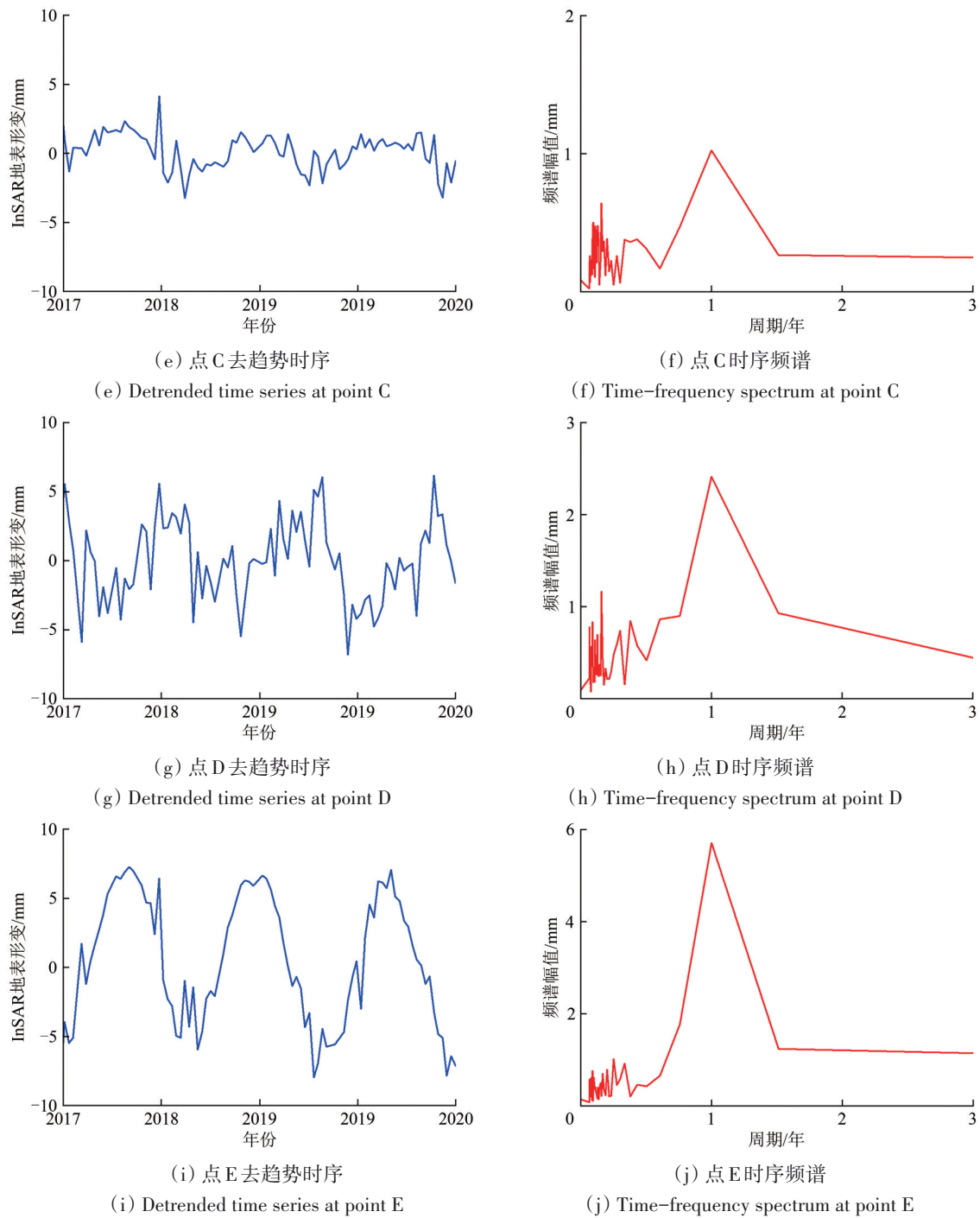


图4 5个典型观测点地面沉降的频域分布

Fig. 4 Spectral distribution of land subsidence at five observation points

4.2 TMLS-FD模型的构建

根据北京平原区地面沉降数据的时序分布特征，基于因素分解的地面沉降时序模型构建为：线性趋势项、1年周期的季节波动项之和（式（3））。其中，趋势项 $T_i(t)$ 采用一元一次线性函数表达，

季节波动项 $S_i(t)$ 采用正弦函数模拟。TMLS-FD模型 $Y'_i(t)$ 就表达为

$$Y'_i(t) = T_i(t) + S_i(t) = \{k_i t + b_i\} + \left\{A_i \sin\left(\frac{2\pi t}{365} + \varphi_i\right)\right\} \quad (3)$$

式中， $Y'_i(t)$ 表示第 i 个点在任一时间 t 的沉降值；

$T_i(t)$ 为趋势项, 系数 k_i 表示长期趋势项的斜率, 系数 b_i 表示趋势项的截距; $S_i(t)$ 为季节波动项, 系数 A_i 和 φ_i 分别表示季节波动项的季节振幅与初相位。

φ_i 以弧度为单位, 为便于后续分析, 将 φ_i 转换为以天为单位, 转换公式为

$$\varphi = \varphi_i \times \frac{365}{2\pi} \quad (4)$$

式中, $t=0$ 对应的是1月1日。

TMLS-FD模型侧重表达地面沉降监测中确定的时序特征, 即长期趋势项和1年周期的季节波动项。随机项 R_i 则作为TMLS-FD模型构建的残差, 评估建模的精度, 反映观测噪声及非周期性扰动的综合影响。

4.3 TMLS-FD模型的精度评价指标

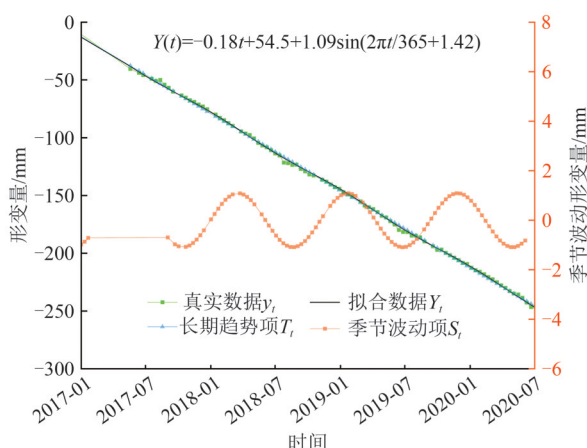
残差 ε_i 是表示观测点 i 在时刻 t 的实际观测值 $Y_i(t)$ 与采用TMLS-FD模型的拟合值 $Y'_i(t)$ 之间的差值, 即对应因素分解中的随机项 R_i 。用于评估地面沉降时序模型的拟合精度, 其定义如下:

$$R_i = \varepsilon_i(t) = Y_i(t) - Y'_i(t) \quad (5)$$

对于每个观测点 i 在整个观测时间 T 内, 有多个观测时刻 t , 由此可以得到该观测点 i 的一条残差时间序列值 $\varepsilon_i(t)$ 。

为评估研究区内所有观测点 (约8万个) 的因素分解模型拟合效果, 统计了每个观测点在完整时间序列上的残差均值 μ 及均方根误差 (RMSE):

$$\mu = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \varepsilon_i(t) \quad (6)$$



(a) 严重沉降区观测点 A

(a) Severe subsidence areas point A

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y'_i - y_i)^2} \quad (7)$$

式中, T 表示观测点的所有的观测时间, y_i 表示实际值, y'_i 表示TMLS-FD模型的拟合值, n 为拟合的个数。

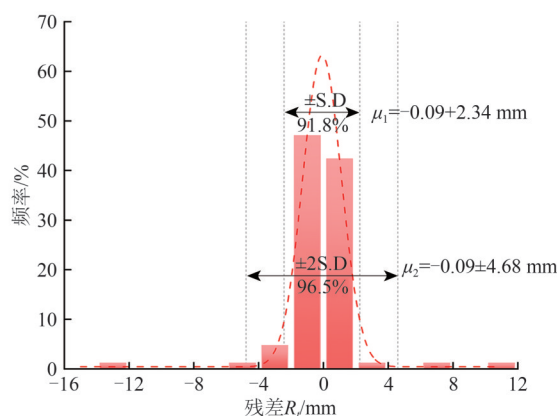
5 TMLS-FD模型结果与分析

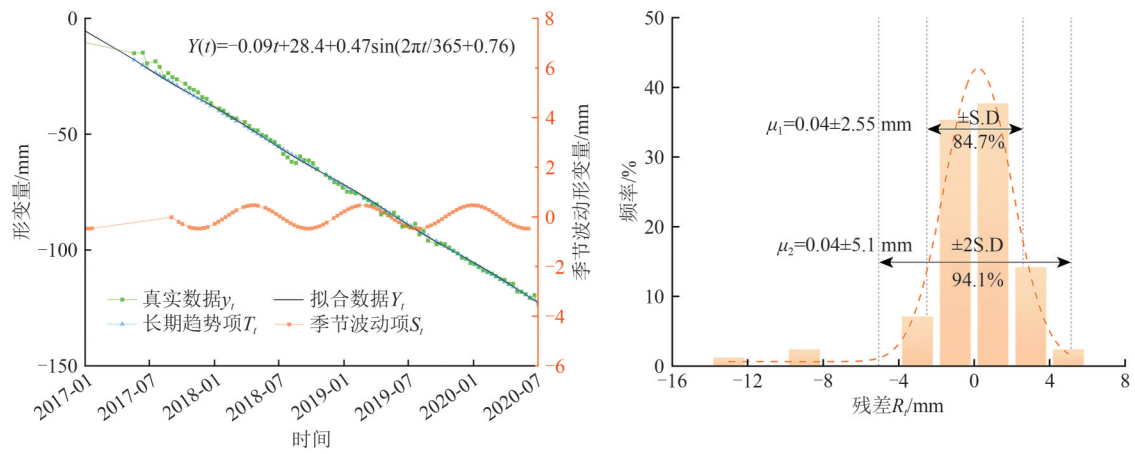
5.1 北京平原区的TMLS-FD模型结果

5.1.1 典型观测点的TMLS-FD模型及残差统计

为验证TMLS-FD模型适用性, 分别于北京平原区地面沉降严重程度不同的区域: 严重沉降区、较严重沉降区、一般沉降区、轻微沉降区和非沉降区, 各选取1个典型观测点A—E的TMLS-FD模型进行分析, 其模型拟合曲线及残差统计结果如图5(a)—(e)所示。可见: 严重沉降区的A点沉降速率约为 -0.18 mm/d (约 -65.7 mm/a), 振幅为 1.09 mm ; 较严重沉降区B点约为 -0.09 mm/d (-32.9 mm/a), 振幅为 0.47 mm ; 一般沉降区C点约为 -0.06 mm/d (-21.9 mm/a), 振幅为 1.28 mm ; 轻微沉降区D点的速率均仅为 -0.02 mm/d (-7 mm/a), 振幅为 7.21 mm ; 非沉降区E点出现 $+0.07 \text{ mm/d}$ 的轻微抬升现象, 振幅为 6.18 mm 。

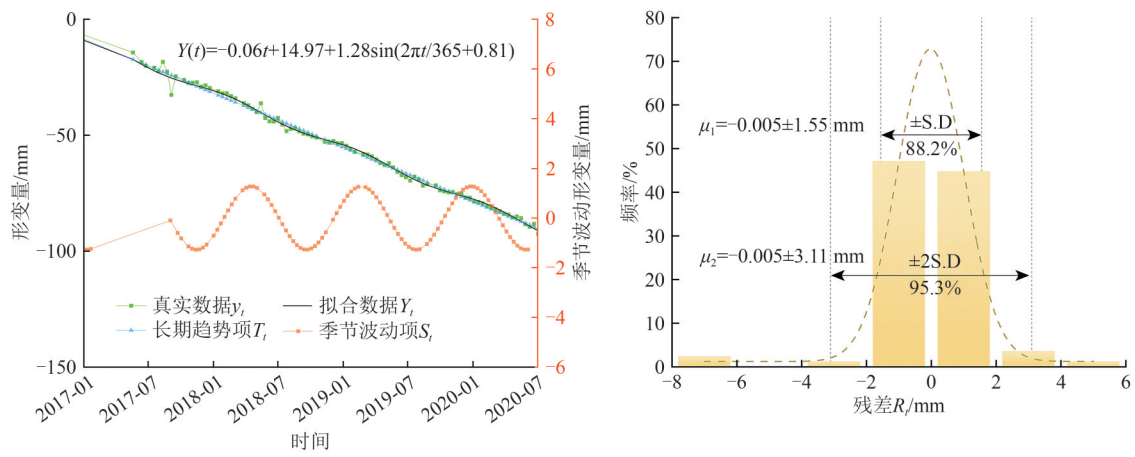
显然, 在严重沉降区、较严重沉降区和一般沉降区地面沉降的趋势明显, 季节性波动相比长期沉降趋势要弱, 所以波动特征被趋势特征所掩盖。而在轻微沉降区和非沉降区, 地表相对稳定, 地表形变周期性波动特征较趋势特征更为显著。





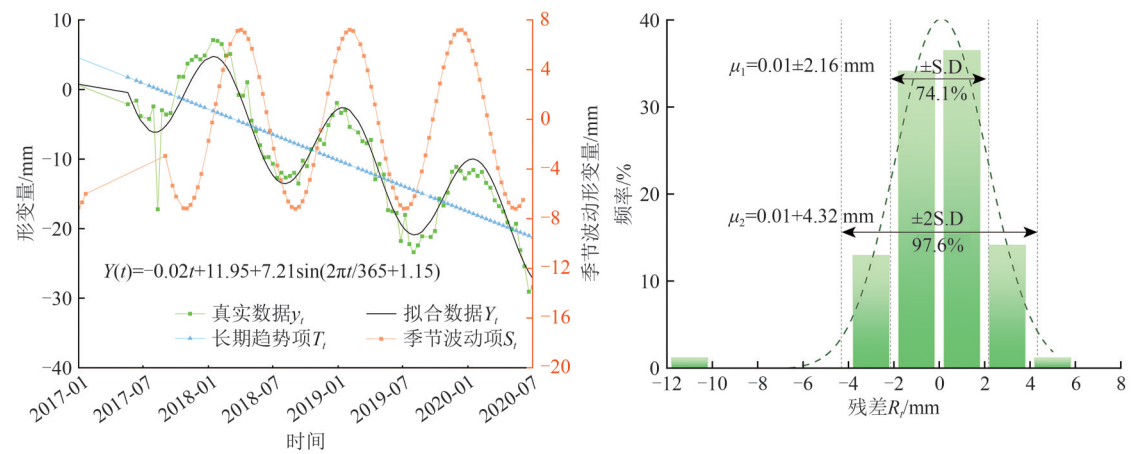
(b) 较严重沉降区观测点 B

(b) Moderately severe subsidence areas point B



(c) 一般沉降区观测点 C

(c) Moderate subsidence areas point C



(d) 轻微沉降区观测点 D

(d) Slight subsidence areas point D

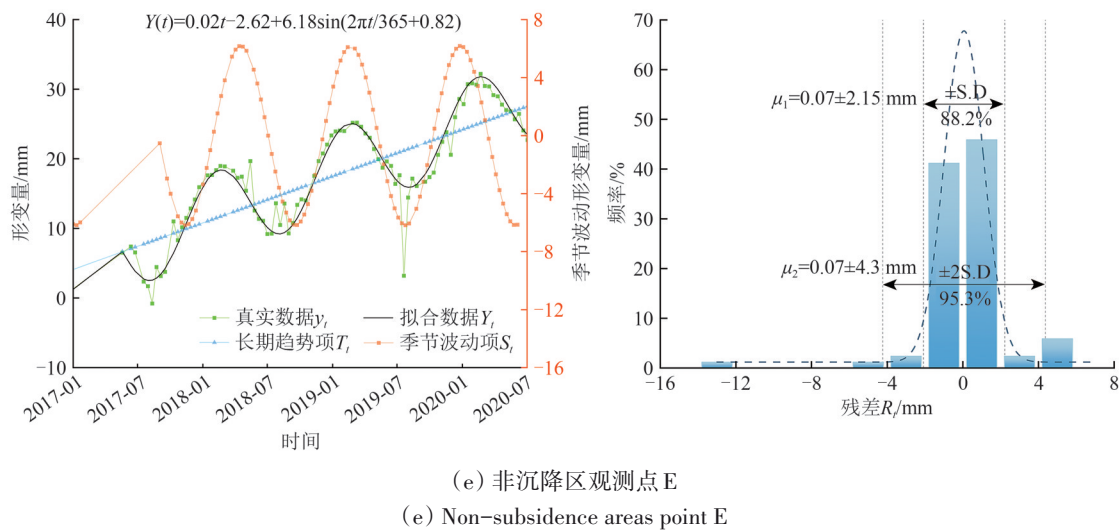


图5 位于不同沉降区的5个观测点的TMLS-FD模型结果以及残差 R_i 统计

Fig. 5 TMLS-FD model and residuals R_i statistic of five observation points in different subsidence areas

根据5个典型观测点的TMLS-FD模型残差直方图，统计每个观测点残差 ε_i 的均值 μ_i 和标准差 σ_i ，结果见表1。可见各点残差均值接近于0，近

似服从正态分布，且 $\pm 2\sigma$ 范围内的样本比例均超过90%，说明TMLS-FD模型在各类型区域均具有良好的拟合性能和稳定性。

表1 不同沉降区的5个典型观测点残差统计

Table 1 Residual statistic of five observation points in different land subsidence areas

观测点	点的沉降区类型	残差均值 μ/mm	残差标准差 σ/mm	$\mu \pm 1\sigma/\text{mm}$	$\mu \pm 1\sigma$ 占比/%	$\mu \pm 2\sigma/\text{mm}$	$\mu \pm 2\sigma$ 占比/%
A	严重沉降区	-0.090	2.34	[-2.44, 2.25]	91.8	[-4.78, 4.59]	96.5
B	较严重沉降区	0.040	2.55	[-2.51, 2.59]	84.7	[-5.06, 5.14]	94.1
C	一般沉降区	-0.005	1.56	[-1.56, 1.55]	88.2	[-3.12, 3.11]	95.3
D	轻微沉降区	0.010	2.16	[-2.15, 2.17]	74.1	[-4.31, 4.33]	97.7
E	非沉降区	0.070	2.15	[-2.08, 2.22]	88.2	[-4.23, 4.37]	95.3

注：残差均值计算公式为 $\mu = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \varepsilon_i(t)$ ，残差标准差计算公式为 $\sigma = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^T (\varepsilon_i(t) - \mu)^2}{T}}$ 。

5.1.2 基于TMLS-FD模型的北京平原区沉降分析

基于TMLS-FD模型，建立了北京平原区内所有观测点（约8万个）的地面沉降因素分解时序模型，并统计了不同沉降区域的平均年沉降量（即平均斜率）、平均振幅、振幅/斜率和波谷通常所处的月份（表2）。可见：（1）在严重沉降区，所有观测点的平均斜率，即该区域的平均年沉降量，约64.16 mm，在较严重沉降区平均斜率约38.63 mm。这两个区域4年的总沉降量幅度在120—370 mm，季节波动特征相比较弱，其振幅均 < 4 mm，占年均沉降量的5.5%—7.2%，表现为典型的沉降为主趋势的形变特征。在一般沉降区，平均斜率为17.56 mm，4年的总沉降量幅度在40—120 mm，波动特征相

对增强，振幅为4 mm左右，占区域年均沉降量的23.1%，表现为趋势项与周期项共同作用的耦合型形变。在轻微沉降区，平均斜率为4.17 mm，总沉降量在0—40 mm，趋势接近水平，其波动特征较强，振幅达到5.46 mm，与斜率相比为131%。在非沉降区为抬升状态，区域抬升的平均斜率为2.41 mm，波动特征较强，平均振幅为3.64 mm，与斜率相比为151%。轻微沉降区和非沉降区波动特征明显强于趋势特征（表2）；（2）观测点的波动性 $S_i(t)$ 具有较好的一致性，平均振幅在10 mm以内，波动的周期为1 a，波谷通常处于7、8月份的降水丰水期，说明地面沉降在丰水期有所减缓，但幅度较小（表2）。

表2 位于不同沉降区内的所有观测点的季节形变特征统计

Table 2 Statistical characteristics of seasonal deformation of all the observation points in different subsidence areas

沉降区类型	点数 n	平均斜率/mm/a	平均振幅/mm	振幅/斜率/%	波谷所处月份
严重沉降区	780	-64.16	3.53	5.5	8月
较严重沉降区	5237	-38.63	2.81	7.2	8月
一般沉降区	18703	-17.56	4.06	23.1	8月
轻微沉降区	35759	-4.17	5.46	131	7月
非沉降区	19521	2.41	3.64	151	8月

注：平均斜率计算公式为 $\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n k_i$ ，平均振幅计算公式为 $\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n A_i$ 。

5.2 北京平原区的TMLS-FD模型精度评价

5.2.1 不同沉降区的均方根误差统计

根据北京平原区内所有观测点的TMLS-FD模型结果，计算每个点的均方根误差RMSE，绘制了研究区域内残差均值、均方根误差的空间分布图（图6（a）和（b））及与沉降速率联合构建的三维散点图（图6（c））。同时，将各区域按照地面沉降严重程度进行分区，并对不同区域的残差与RMSE特征进行了统计汇总（表3）。可见不同沉降区的拟合精度存在一定差异：（1）严重沉降区点数最少（780个），但其残差范围最小（-0.21—0.33 mm），残差标准差最低（平均0.07 mm），说明模型在该区域拟合效果最稳定；RMSE均值较高

（3.03 mm），应属于受线性趋势影响较大的原因；（2）非沉降区的RMSE均值最低（2.03 mm），但残差范围（-0.41—0.81 mm）略大于严重沉降区，残差标准差（0.11 mm）与其他区域接近，表明模型预测误差较小，但局部波动稍大；（3）一般沉降区与轻微沉降区的残差和RMSE指标处于中等水平，说明模型在这些区域保持了较为均衡的拟合能力；（4）较严重沉降区RMSE均值为2.36 mm，低于严重沉降区，高于一般沉降区，但总体拟合精度仍处于可接受范围，模型具备一定的适应性。

根据TMLS-FD模型及其误差分析结果，TMLS-FD模型在全区范围内表现出良好的拟合稳定性。残差统计指标合理，误差主要来源于随机扰动而非系统性偏差，具有较强的泛化能力与适应性。

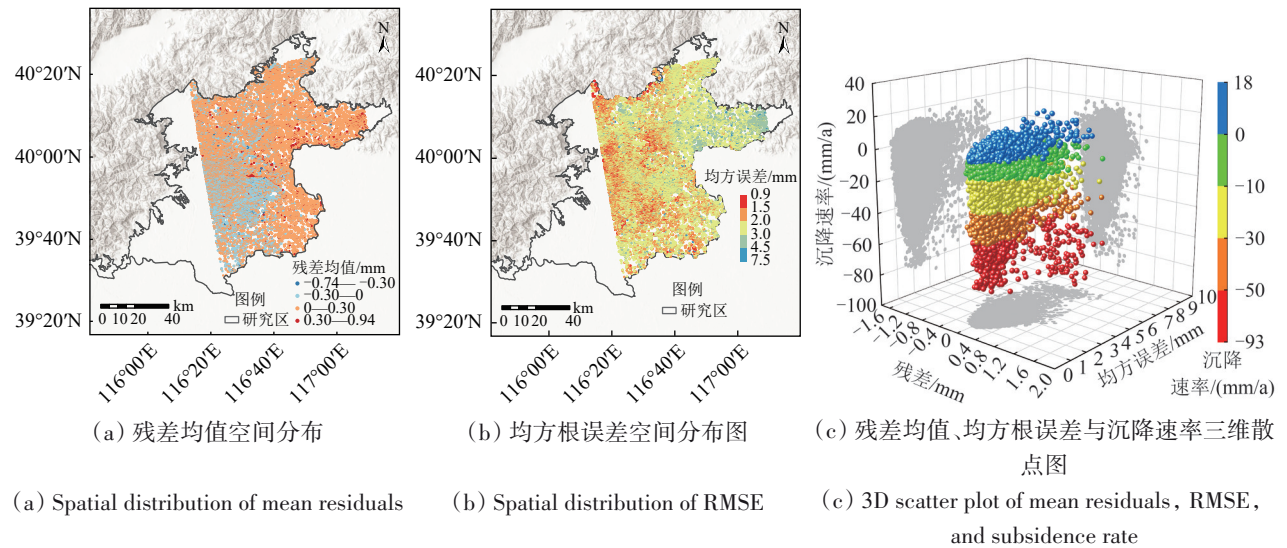


图6 北京平原区TMLS-FD模型的误差统计结果

Fig. 6 Error statistics of TMLS-FD model in the Beijing Plain

5.2.2 TMLS-FD模型及STL方法对比分析

STL方法是时间序列分解的经典算法，本文选择前述的5个典型观测点进行STL分解，趋势项和

季节项采用Loess局部回归进行平滑处理，季节周期设置为1年，与TMLS-FD模型保持一致。STL分解与TMLS_FD模型结果根据均值、标准差、均方

根误差等指标进行对比（表4），可见TMLS-FD模型的残差均值 μ_i 更接近于零。TMLS-FD模型的标准差和均方根普遍低于STL，仅有一般沉降区的点C标准差 σ 和均方根误差略高于STL，但相差不大，差值约0.15 mm。所以，TMLS-FD模型的拟合

误差分布更集中，精度更高，能够较好地反映地面沉降过程的真实变化趋势。而且相较于STL方法，TMLS-FD模型结构相对简单，参数具有明确意义，整体可解释性更强。

表3 不同沉降区内所有观测点的残差、RMSE统计

Table 3 Statistic of residual and RMSE of all the observation points in different subsidence areas				
沉降区类型	点数 n	最小、最大残差均值 μ_i /mm	最大最小均方根误差/mm	均方根误差的平均值/mm
严重沉降区	780	$[-0.21, 0.33]$	$[1.19, 7.44]$	3.03
较严重沉降区	5237	$[-0.74, 0.39]$	$[1.10, 7.33]$	2.36
一般沉降区	18703	$[-0.64, 0.55]$	$[0.91, 7.23]$	2.11
轻微沉降区	35759	$[-0.60, 0.94]$	$[0.96, 7.26]$	2.10
非沉降区	19521	$[-0.41, 0.81]$	$[0.92, 7.24]$	2.03

表4 TMLS-FD模型与STL分解中不同沉降区残差、RMSE的统计

Table 4 Statistic of residual and RMSE for different subsidence areas based on the TMLS-FD model and STL decomposition									
观测点	点的沉降区类型	均值 μ_i /mm		标准差 σ_i /mm		$\mu \pm 1\sigma$ 占比/%		均方根误差/mm	
		TMLS-FD	STL	TMLS-FD	STL	TMLS-FD	STL	TMLS-FD	STL
A	严重沉降区	-0.090	-0.78	2.34	2.36	91.8	94.8	2.33	2.47
B	较严重沉降区	0.040	0.51	2.55	3.12	84.7	81.0	2.53	3.15
C	一般沉降区	-0.005	-0.54	1.56	1.28	88.2	79.3	1.54	1.39
D	轻微沉降区	0.010	0.50	2.16	2.61	74.1	76.7	2.14	2.64
E	非沉降区	0.070	0.62	2.15	2.26	88.2	78.5	2.13	2.34

5.3 北京平原区地面沉降的趋势特征

研究基于TMLS-FD模型的长期趋势项 T_i 的斜率 k ，提取了斜率 k 的空间分布特征（图7），进一步研究地面沉降的长期演化趋势。斜率 k 描述了每个空间点在2017年—2020年的年均形变量，表达了地面沉降的长期趋势。 k 值反映了研究区域内形变的变化方向与强度： k 值为负表示该区域为沉降过程， k 值为正则代表地表抬升特征， k 值绝对值越大，形变趋势越显著；当 k 值接近于零时，说明该空间点较为稳定，形变比较弱。根据TMLS-FD模型拟合的结果，2017年—2020年地面沉降持续发展，较严重的地面沉降主要发生在朝阳黑庄户—金盏、通州西北区域，累计沉降量为200—372 mm。

5.4 北京平原区地面沉降的季节性波动特征

5.4.1 波动项 S_i 的振幅 A

根据TMLS-FD模型在2017年—2020年的季节性波动函数，其振幅 A 反映了地面沉降的波动幅度，数值越大，表明季节性波动越显著。研究区的振幅在东部地区的振幅较大，城市中心和西部区域振幅较小（图8），振幅>8 mm的区域主要集中于顺义区东南部和平谷区西部，最大振幅可达

20.13 mm。地面沉降的季节性振幅主要受地下含水层结构和土地利用方式的影响。含水层厚度大、耕地广布的区域（如平谷、顺义）由于地下水季节波动显著、地层可压缩性高，导致地表响应强烈，振幅较大；而城市中心及西部区域地质构造稳定，土地利用以建设用地为主（图9），地下水年际波动幅度小，振幅相应减弱。

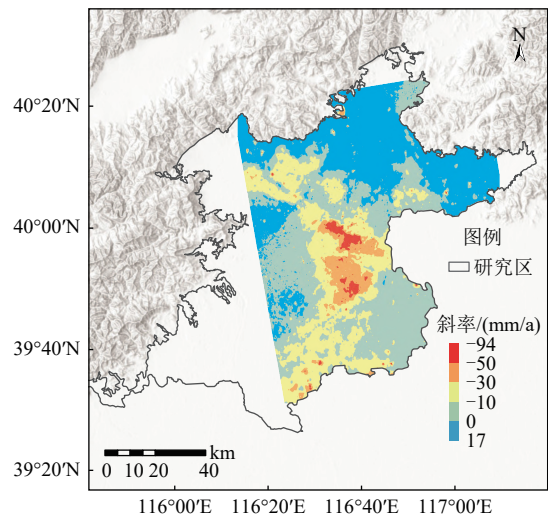


图7 TMLS-FD模型趋势项斜率分布(2017年—2020年)
Fig. 7 Spatial distribution of the slope of the trend component of TMLS-FD (2017—2020)

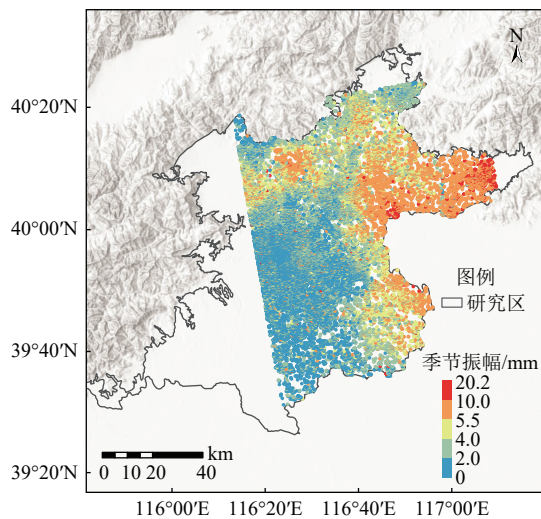


图8 年周期振幅空间分布(2017年—2020年)

Fig. 8 Spatial distribution of annual cycle amplitude (2017—2020)

5.4.2 波动项 S_i 的初相位 φ

初相位 φ 是反映地面沉降季节性波动过程中形变量达到极值所对应的时间节点。本研究基于拟合模型所提取初相位值,统计各空间点波谷所对应的月份分布情况(图10(b)),发现研究区内

多数观测点的波谷集中在7—9月,分别有9869、43492和3768个点,占总点数的71%,分布于城市的外围地区。此外,波谷位于12月至次年2月的点有1733、5055和4742个,占总数的14%,分布于城市中心区域。因此,北京平原区地面沉降在夏季7—9月相对较严重。

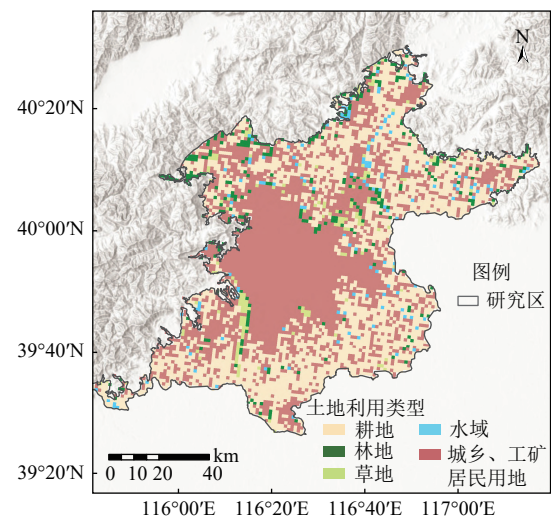
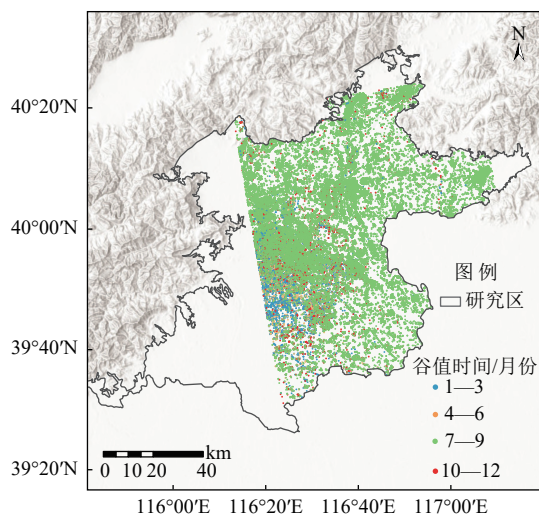


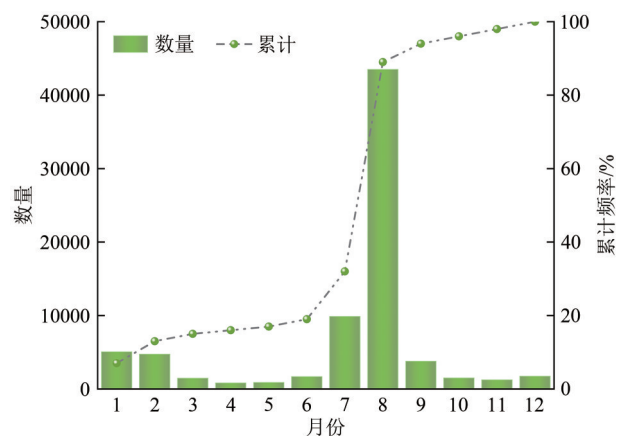
图9 北京市平原区2020年土地利用类型图

Fig. 9 Land use map of the Beijing Plain in 2020



(a) 季节性形变谷值时间(2017年—2020年)

(a) Timing of seasonal deformation troughs (2017—2020)



(b) 形变极值对应月份数量

(b) Number of months corresponding to the extreme value of deformation

图10 季节性波动统计

Fig. 10 Statistics of seasonal fluctuations

该季节性规律可从水资源利用和土地使用特征角度进行解释。夏季为农业生产的高峰期,平原区农业灌溉对地下水资源依赖显著增强,导致地下水开采量大幅上升。同时,居民生活用水需求和工业用水负荷在夏季同步上升,进一步加剧

地下水位的下降,引发土层中含水层压缩加剧,进而导致地表沉降幅度显著增加。相较而言,冬季农业灌溉基本停止,居民与工业用水量也明显下降,地下水位下降趋势减缓,土层压缩程度减弱,地表形变量趋于稳定。北京平原区的地面沉

降在时间尺度上呈现“夏强冬弱”的显著季节性特征,反映了地下水开采行为对区域地表形变过程的季节性调控作用。

6 结 论

为探究北京市平原区地面沉降的时空分布特征,本研究利用 Sentinel-1 数据,基于 PS-InSAR 技术获取了北京平原区 2017 年—2020 年的地面沉降监测结果,利用因素分解方法构建了地面沉降的时序模型 TMLS-FD,分析了北京平原区地面沉降的时空分布特征。主要结论如下:

(1) 基于 TMLS-FD 模型对北京平原区地面沉降时空特征进行了定量的、显著特征的表达,残差总体呈正态分布, RMSE 整体较小,模型拟合精度较高,无系统性偏差。

(2) 2017 年—2020 年,北京平原区地面沉降整体仍处于持续发展状态,并呈现出显著的空间差异性。严重沉降区和较严重沉降区主要分布于朝阳黑庄户—金盏及通州西北部区域,地面沉降以长期趋势项为主导;一般沉降区由趋势项与季节波动项共同作用;轻微沉降区与非沉降区长期趋势较弱,季节性波动特征更为突出。

(3) 北京平原区地面沉降普遍叠加稳定的 1 a 周期的季节性波动特征,整体呈现“夏强冬弱”的季节变化规律。相位分析结果显示,约 71% 的观测点沉降波谷集中于 7—9 月,顺义区东南部和平谷区等区域季节性波动幅度较大,表明地下水季节性变化对地面沉降过程具有显著影响。

本研究采用因素分解模型对时序特征明确的地学数据分析具有借鉴意义,研究方法与成果可为北京市平原区地面沉降的防控、地下水资源的科学管理提供科学依据。

参考文献(References)

Cleveland R B, Cleveland W S, McRae J E and Terpenning I. 1990. STL: a seasonal-trend decomposition procedure based on loess. *Journal of Official Statistics*, 6(1): 3-73

Dudek G. 2023. STD: a seasonal-trend-dispersion decomposition of time series. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 35(10): 10339-10350 [DOI: 10.1109/TKDE.2023.3268125]

Ferretti A, Prati C and Rocca F. 2000. Nonlinear subsidence rate estimation using permanent scatterers in differential SAR interferometry. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 38(5): 2202-2212 [DOI: 10.1109/36.868878]

Ferretti A, Prati C and Rocca F. 2001. Permanent scatterers in SAR interferometry. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 39(1): 8-20 [DOI: 10.1109/36.898661]

Guan Z Y, Liu T C and Qiao Q Y. 2020. Prediction for medium and long term deformation of a deep foundation pit based on sliding average-grey Verhulst model. *Engineering Construction*, 52(2): 62-66 (关占印, 刘天成, 乔清源. 2020. 基于滑动平均—灰色 Verhulst 模型的深基坑中长期变形预测. *工程建设*, 52(2): 62-66) [DOI: 10.13402/j.gcjs.2020.02.012]

Guo H P, Li W P, Wang L Y, Chen Y, Zang X S, Wang Y L, Zhu J Y and Bian Y Y. 2021. Present situation and research prospects of the land subsidence driven by groundwater levels in the North China Plain. *Hydrogeology and Engineering Geology*, 48(3): 162-171 (郭海朋, 李文鹏, 王丽亚, 陈晔, 臧西胜, 王云龙, 朱菊艳, 卞跃跃. 2021. 华北平原地下水位驱动下的地面沉降现状与研究展望. *水文地质工程地质*, 48(3): 162-171) [DOI: 10.16030/j.cnki.issn.1000-3665.202012037]

He H Q, Xie W and Kong L J. 2024. GNSS elevation time series prediction method based on STL-XGBoost model. *Bulletin of Surveying and Mapping*, (S2): 282-287 (何会齐, 谢伟, 孔冷进. 2024. 基于 STL-XGBoost 模型的 GNSS 高程时间序列预测方法. *测绘通报*, (S2): 282-287) [DOI: 10.13474/j.cnki.11-2246.2024.S259]

He X, He Y, Zhang L F, Chen Y, Pu H Y and Chen B S. 2022. Spatio-temporal analysis of land subsidence in Beijing plain based on InSAR and PCA. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 42(7): 2315-2324 (何旭, 何毅, 张立峰, 陈毅, 蒲虹宇, 陈宝山. 2022. 联合 InSAR 与 PCA 的北京平原地面沉降时空分析. *光谱学与光谱分析*, 42(7): 2315-2324) [DOI: 10.3964/j.issn.1000-0593(2022)07-2315-10]

Huang N E, Shen Z and Long S R. 1999. A new view of nonlinear water waves: the Hilbert spectrum. *Annual Review of Fluid Mechanics*, 31: 417-457 [DOI: 10.1146/annurev.fluid.31.1.417]

Jia S M, Tian F, Liu M K and Yang Y. 2012. The risk assessment method and standard on the construction land subsidence in Beijing area. *Urban Geology*, 7(4): 7-11 (贾三满, 田芳, 刘明坤, 杨艳. 2012. 北京地区建设用地地面沉降危险性评估方法及标准. *城市地质*, 7(4): 7-11) [DOI: 10.3969/j.issn.1007-1903.2012.04.002]

Jia S M, Tian F and Qi G. 2019. Urban “Chronic Disease”: the origin and comprehensive control countermeasures of land subsidence. *City and Disaster Reduction*, (3): 22-27 (贾三满, 田芳, 齐干. 2019. 城市“慢性病”——地面沉降成因及综合防控对策. *城市与减灾*, (3): 22-27) [DOI: 10.3969/j.issn.1671-0495.2019.03.007]

Jiang P H, Hu B J and Tang W. 2023. Study on surface deformation of Langfang based on SBAS-InSAR. *Journal of North China Institute of Science and Technology*, 20(3): 78-89 (江培华, 胡宝俊, 唐伟. 2023. 基于 SBAS-InSAR 技术监测廊坊市地面沉降. *华北科技学院学报*, 20(3): 78-89) [DOI: 10.19956/j.cnki.ncist.2023.03.012]

Kumar H, Syed T H, Amelung F and Jayaprasad P. 2024. InSAR-based monitoring of ongoing land subsidence in Ahmedabad, India's first heritage city//2024 IEEE India Geoscience and Remote Sensing Symposium (InGARSS). *Goa: IEEE: 1-4* [DOI: 10.1109/InGARSS61818.2024.10984069]

Lai S J, Lin J X, Dong J, Wu J Z, Huang X L and Liao M S. 2024. In-

- investigating overlapping deformation patterns of the Beijing Plain by independent component analysis of InSAR observations. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 135: 104279 [DOI: 10.1016/J.JAG.2024.104279]
- Li Z H, Zhu W, Yu C, Zhang Q, Zhang C L, Liu Z J, Zhang X S, Chen B, Du J T, Song C, Han B Q and Zhou J W. 2022. Interferometric synthetic aperture radar for deformation mapping: opportunities, challenges and the outlook. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 51(7): 1485-1519 (李振洪, 朱武, 余琛, 张勤, 张成龙, 刘振江, 张雪松, 陈博, 杜建涛, 宋闯, 韩炳权, 周佳薇. 2022. 雷达影像地表形变干涉测量的机遇、挑战与展望. *测绘学报*, 51(7): 1485-1519) [DOI: 10.11947/j.AGCS.2022.20220224]
- Lin H, Ma P F and Wang W X. 2017. Urban infrastructure health monitoring with spaceborne multi-temporal synthetic aperture radar interferometry. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 46(10): 1421-1433 (林珏, 马培峰, 王伟玺. 2017. 监测城市基础设施健康的星载 MT-InSAR 方法介绍. *测绘学报*, 46(10): 1421-1433) [DOI: 10.11947/j.AGCS.2017.20170339]
- Lu W X and Zhao Y. 2013. Application of time series method in analysis of dynamic state of groundwater in Baicheng Area. *Water Saving Irrigation*, 9: 54-56, 60 (卢文喜, 赵莹. 2013. 时间序列分析在白城地区地下水位动态分析中的应用. *节水灌溉*, (9): 54-56, 60) [DOI: 10.3969/j.issn.1007-4929.2013.09.014]
- Lyu M Y, Li X J, Ke Y H, Jiang J Y, Sun Z J, Zhu L, Guo L, Xu Z H, Tang P K, Gong H L and Wang L. 2024. Nonlinear evolutionary pattern recognition of land subsidence in the Beijing Plain. *Remote Sensing*, 16(15): 2829 [DOI: 10.3390/RS16152829]
- Raucoules D, Bourguin B, de Michele M, Le Cozannet G, Closset L, Bremmer C, Veldkamp H, Tragheim D, Bateson L, Crosetto M, Agudo M and Engdahl M. 2009. Validation and intercomparison of persistent scatterers interferometry: PSIC4 project results. *Journal of Applied Geophysics*, 68(3): 335-347 [DOI: 10.1016/j.jappgeo.2009.02.003]
- Shi A P, Zhou L, Wang C, Li X Y, Ma J and Huang L. 2022. GB-RAR bridge monitoring signal denoising based on EMD and wavelet threshold denoising. *Bulletin of Surveying and Mapping*, S2: 227-232, 240 (石安平, 周吕, 王成, 李欣益, 马俊, 黄玲. 2022. 结合 EMD 与小波阈值去噪的 GB-RAR 桥梁监测信号去噪. *测绘通报*, (S2): 227-232, 240) [DOI: 10.13474/j.cnki.11-2246.2022.0592]
- Song Y, Zhang Y H, Wu H A, Wei J J and Kang Y H. 2023. Land subsidence study in Hengshui City combined with InSAR and independent component analysis. *Science of Surveying and Mapping*, 48(7): 155-162 (宋宇, 张永红, 吴宏安, 魏钜杰, 康永辉. 2023. 结合 InSAR 和独立成分分析的衡水市地面沉降研究. *测绘科学*, 48(7): 155-162) [DOI: 10.16251/j.cnki.1009-2307.2023.07.018]
- Song Z W, Wang Y B, Li X J, Li C X, Zhao Y L, Li Y X, Yang X Y and Cheng H W. 2025. Spatial and temporal characteristics analysis of land subsidence in the Beijing Plain based on ST-PCA. *National Remote Sensing Bulletin*, 29(9): 2810-2822 (宋宗雯, 王彦兵, 李小娟, 李晨霞, 赵亚丽, 李堰欣, 杨熙玥, 程昊雯. 2025. 基于 ST-PCA 分析北京平原区地面沉降时空特征. *遥感学报*, 29(9): 2810-2822) [DOI: 10.11834/jrs.20254142]
- Sun Z L. 2016. *Time Series and Multivariate Statistical Analysis*. Shanghai: Shanghai Jiao Tong University Press (孙祝岭. 2016. 时间序列与多元统计分析. 上海: 上海交通大学出版社)
- Wang Y. 2005. *Applied Time Series Analysis*. Beijing: China Ren Min University Press (王燕. 2005. 应用时间序列分析. 北京: 中国人民大学出版社)
- Wang Y B, Wang C, Zhao Y L, Li X J, Yu J and Zhu L. 2021. Quantitative determination of the optimal threshold of permanent scatterer based on ROC curve. *National Remote Sensing Bulletin*, 25(10): 2083-2094 (王彦兵, 王聪, 赵亚丽, 李小娟, 余洁, 朱琳. 2021. 基于 ROC 曲线的永久散射体识别最佳阈值定量筛选. *遥感学报*, 25(10): 2083-2094) [DOI: 10.11834/jrs.20209357]
- Xue Y Q. 2012. Discussion on groundwater overexploitation and ground settlement. *Ground Water*, 34(6): 1-5 (薛禹群. 2012. 论地下水超采与地面沉降. *地下水*, 34(6): 1-5) [DOI: 10.3969/j.issn.1004-1184.2012.06.001]
- Yin Y P, Zhang Z C and Zhang K J. 2005. Land subsidence and countermeasures for its prevention in China. *The Chinese Journal of Geological Hazard and Control*, 16(2): 1-8 (殷跃平, 张作辰, 张开军. 2005. 我国地面沉降现状及防治对策研究. *中国地质灾害与防治学报*, 16(2): 1-8) [DOI: 10.3969/j.issn.1003-8035.2005.02.001]
- Yu M, Wang G, Xu W B, Jing H B and Cui Z Y. 2023. Surface subsidence of Beijing subway network based on PS-InSAR technology. *Beijing Surveying and Mapping*, 37(12): 1683-1687 (于淼, 王罡, 许文斌, 荆虹波, 崔志远. 2023. 基于 PS-InSAR 技术的北京地铁线网地表沉降研究. *北京测绘*, 37(12): 1683-1687) [DOI: 10.19580/j.cnki.1007-3000.2023.12.020]
- Yuan J D and Wang Z H. 2015. Review of time series representation and classification techniques. *Computer Science*, 42(3): 1-7 (原继东, 王志海. 2015. 时间序列的表示与分类算法综述. *计算机科学*, 42(3): 1-7) [DOI: 10.11896/j.issn.1002-137X.2015.3.001]
- Yuan M, Bai J W and Qin Y K. 2016. A review on land subsidence research. *Journal of Suzhou University of Science and Technology (Natural Science)*, 33(1): 1-5 (袁铭, 白俊武, 秦永宽. 2016. 国内外地面沉降研究综述. *苏州科技学院学报(自然科学版)*, 33(1): 1-5) [DOI: 10.3969/j.issn.1672-0687.2016.01.001]
- Zhang Y and Yang L Y. 2005. On the applications of the additive model and multiplicative model of time series analysis. *Journal of Statistics and Information*, 20(4): 45-47 (张颖, 杨兰英. 2005. 时间数列分析中的加法模型与乘法模型. *统计与信息论坛*, 20(4): 45-47) [DOI: 10.3969/j.issn.1007-3116.2005.04.009]
- Zhao H W and Chen T. 2024. Ground subsidence prediction model in Xinmi City based on TSC—LSTM. *National Remote Sensing Bulletin*, 28(11): 3032-3044 (赵贺文, 陈涛. 2024. 基于 TSC—LSTM 的新密市地面沉降预测模型研究. *遥感学报*, 28(11): 3032-3044) [DOI: 10.11834/jrs.20243530]
- Zhao L, Li Y M, Cui W J, Luo Y, Zhang Y Q, Tian F, Lei K C, Qiao L, Sha T, Tian M Z, Wang X H, Kong X R, Liu H and Qi M H. 2018. Disaster characteristics and influence factors for ground fissures at Songzhuang Village in Beijing. *Journal of Engineering Geology*, 26(6): 1600-1610 (赵龙, 李玉梅, 崔文君, 罗勇, 张有全, 田芳, 雷坤超, 乔玲, 沙特, 田苗壮, 王新惠, 孔祥如, 刘贺, 齐

鸣欢. 2018. 北京宋庄地裂缝灾害特征及影响因素分析. 工程地质学报, 26(6): 1600-1610 [DOI: 10.13544/j.cnki.jeg.2017-426]
 Zhao Y L, Wang Y B, Wang X Y, Tian X X, Li X J and Yu J. 2022. Temporal and spatial analysis of land subsidence in Beijing Plain based on TPCA. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 47(9): 1498-1506 (赵亚丽, 王彦兵, 王新雨, 田秀秀, 李小娟, 余洁. 2022. 利用TPCA分析北京平原区地面沉降的时空演化特征. 武汉大学学报(信息科学版), 47(9): 1498-1506)

[DOI: 10.13203/j.whugis20200721]

Zhu M, Shen T Y, Lv F H, Ge C Q, Bai S J, Jia Z H and Wang D W. 2020. InSAR deformation data decomposition and information analysis of Jiaozhou Bay Bridge, Qingdao. Journal of Remote Sensing (in Chinese), 24(7): 883-893 (朱茂, 沈体雁, 吕凤华, 葛春青, 白书建, 贾智慧, 王大伟. 2020. 青岛胶州湾跨海大桥 InSAR 形变数据分解和信息提取. 遥感学报, 24(7): 883-893) [DOI: 10.11834/jrs.20208085]

Spatiotemporal analysis of land subsidence in the Beijing Plain area based on factor decomposition

LI Xiaohuan, WANG Yanbing, LI Xiaojuan, LI Chenxia, SHAO Kemiao, CHEN Yanjia, YANG Wenting

1. College of Resources Environment and Tourism, Capital Normal University, Beijing 100048, China;
2. Key Laboratory of Land Subsidence Mechanism and Mitigation, Ministry of Education, Capital Normal University, Beijing 100048, China;
3. Beijing Laboratory of Water Resources Security, Capital Normal University, Beijing 100048, China

Abstract: Land subsidence in the Beijing Plain has become one of the most prominent geological hazards affecting urban safety and sustainable development. Therefore, investigating the spatiotemporal distribution characteristics of land subsidence is crucial for understanding its evolution patterns and supporting the implementation of effective risk prevention and groundwater management. This study aims to characterize the spatial distribution and temporal evolution of land subsidence in the Beijing Plain from 2017 to 2020 and quantitatively analyze its long-term trends and seasonal deformation behaviors using a time series decomposition approach.

A total of 95 Sentinel-1 Synthetic Aperture Radar (SAR) images acquired between 2017 and 2020 were collected to cover the Beijing Plain. Land subsidence time series were retrieved using the Permanent Scatterer Interferometric Synthetic Aperture Radar (PS-InSAR) technique. Using factor decomposition theory, a time-series model of land subsidence, referred to as the Time-Series model of Land Subsidence based on Factor Decomposition (TMLS-FD), was constructed to decompose the subsidence time series into long-term trend and seasonal fluctuation components. The performance of model fitting was evaluated using residual statistics, including the expectation and distribution characteristics of residuals. The spatiotemporal evolution characteristics of land subsidence were further analyzed at the regional scale.

Result Results indicate that land subsidence in the Beijing Plain exhibits substantial spatial heterogeneity. Two major subsidence funnels were identified, centered in the Heizhuanghu-Jinzhao area of Chaoyang District and the northwestern part of Tongzhou District. The TMLS-FD model demonstrates a high fitting accuracy, revealing residual expectations close to zero and residuals approximately following a normal distribution, thereby indicating the absence of substantial systematic bias. Temporally, land subsidence demonstrates an overall continuous development trend, superimposed with a stable annual periodic fluctuation. Different subsidence zones exhibit distinct dominant deformation mechanisms: severe subsidence areas are mainly controlled by long-term subsidence trends, whereas slight subsidence and non-subsidence areas are largely governed by seasonal fluctuations. The seasonal deformation displays a clear annual cycle, with subsidence troughs occurring predominantly between July and September, accounting for approximately 71% of all observation points. Regions such as southeastern Shunyi District and Pinggu District show relatively large seasonal amplitudes, revealing a maximum amplitude of 20.13 mm.

Through the integration of PS-InSAR observations with a factor decomposition-based time series model, this study reveals the differentiated spatiotemporal evolution characteristics of land subsidence in the Beijing Plain. The proposed TMLS - FD model effectively captures long-term subsidence trends and seasonal deformation behaviors, providing a clear and interpretable framework for land subsidence analysis. Overall, the findings enhance the understanding of land subsidence dynamics in the Beijing Plain, offering scientific support for land subsidence monitoring, risk assessment, and groundwater resource management.

Key words: Beijing Plain area, land subsidence, Persistent Scatterer Interferometric Synthetic Aperture Radar (PS-InSAR), factor decomposition, time-series model of land subsidence, seasonal deformation, spatiotemporal distribution characteristics

Supported by Beijing Natural Science Foundation (No. 8202009); National Natural Science Foundation of China (No. 42271487, 42371081, 41930109)