

基于ST-PCA分析北京平原区地面沉降时空特征

宋宗雯^{1,2,3}, 王彦兵^{1,2,3}, 李小娟^{1,2,3}, 李晨霞^{1,2,3}, 赵亚丽⁴,
李堰欣^{1,2,3}, 杨熙玥^{1,2,3}, 程昊雯^{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 三维信息获取与应用教育部重点实验室, 北京 100048;
3. 首都师范大学 水资源安全北京实验室, 北京 100048;
4. 北京市测绘设计研究院, 北京 100038

摘要: 地面沉降是许多城市面临的一种持续时间长、影响范围广的地质灾害。北京平原区的地面沉降发现早、监测时序长, 分析其时空演化特征可以为地面沉降的防控提供重要的数据支撑。时空主成分分析ST-PCA (Spatial and Temporal Principal Component Analysis) 是将一组互为相关的变量转化为另一组新的不相关的变量的数学变换方法, 在地学领域用于提取时空数据在时间和空间维度的动态演化特征。本研究利用永久散射体合成孔径雷达干涉测量PS-InSAR (Persistent Scatterer Interferometric Synthetic Aperture Radar) 技术获得北京平原区2010—2016年长时序的地面沉降数据的基础上, 采用ST-PCA方法揭示北京平原区地面沉降的趋势特征、波动特征, 相应的空间分布模式及其时序演化规律。结果表明: (1) 时间主成分分析方法TPCA (Temporal Principal Component Analysis) 的第一主成分TPC1分析发现北京平原区整体呈现为空间分布不均匀沉降的特点; 第二主成分TPC2分析发现在沉降速率 >30 mm/a的沉降漏斗区呈明显的、南北分化的季节性差异空间分布特征, 表现为北部地区夏季沉降量较大, 南部地区冬季沉降量较大。(2) 空间主成分分析SPCA (Spatial Principal Component Analysis) 的第一主成分SPC1分析发现大部分地区具有沉降为主的特征, 地面沉降呈持续的、线性下降的趋势; 第二主成分SPC2和第三主成分SPC3分析则发现在轻微沉降区和非沉降区年均沉降量接近于0 mm/a, 但是季节性波动特征明显。总之, 北京平原区地面沉降在时间上呈持续性线性趋势与季节性波动相结合特征, 空间上表现为分布不均匀与区域集聚特征, 沉降漏斗区则更表现有时空叠加效应。

关键词: 时空主成分分析, 时空演化特征, 地面沉降, 永久散射体合成孔径雷达干涉测量, Radarsat-2数据

中图分类号: P23/P642.26/P2

引用格式: 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

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 [DOI:10.11834/jrs.20254142]

1 引言

地面沉降是指在资源(如地下水、石油、煤炭等)开采活动的影响下, 地下松散地层固结压实, 导致地壳表面高程降低的一种局部的地面下降现象。地面沉降是目前世界各大城市所面临的重要地质灾害问题之一, 如中国的北京(Zhu等, 2015)、上海(张志华等, 2022)、西安(Peng等,

2019), 美国的加利福尼亚州(Miller等, 2020), 伊朗的马什哈德(Akbari和Motagh, 2012)等。

北京是全球水资源缺乏的城市之一, 自20世纪90年代始, 地下水的开采量约25亿 m^3/a , 地下水水位下降严重(杨勇等, 2013)。地下水超采导致严重的地面沉降, 截止到2015年, 北京平原区约65%的区域发生地面沉降, 沉降量在50 mm以上(Chen等, 2019)。北京平原区地面沉降严重影

收稿日期: 2024-04-19; 预印本: 2025-03-20

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: 宋宗雯, 研究方向为地理信息科学与InSAR地面沉降监测及分析。E-mail: songzw@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

响了城市基础设施安全、区域生态和社会经济发展。因此，研究北京平原区地面沉降时序演化与空间分布特征对于控制其危害有重要的实践意义。

地面沉降的时空特征研究包括时序分析与空间分析。时序分析着眼于地面沉降的时序发展规律、趋势、预测等。Guo等(2019)利用Mann-Kendall方法确定北京平原地面沉降的突变信息，发现2005年与2015年发生突变。曹鑫宇等(2022)利用构建的AM-LSTM模型对地面沉降进行预测。空间分析是根据地面沉降的空间分布特征来挖掘其空间演化规律。田秀秀等(2021)利用普通最小二乘法与地理加权回归建立了北京平原区地面沉降与各含水层的响应模型，研究了二者之间的空间演化规律。这些方法分别从时序或者空间的单一角度研究了地面沉降的演化特征，但对地面沉降在时间、空间上的叠加效应表达不足。

主成分分析方法PCA (Principal Component Analysis) 在地学数据的时空特征挖掘方面具有显著优势，具有数据降维和特征解译的特点(Karimzadeh等, 2018; 香宝和刘纪远, 2003; 曾生根等, 2004; 赵亚丽等, 2022; 朱小鸽, 2000)。根据原始数据矩阵的构成方式，PCA主要有两种模式，即T模式(Temporal mode)和S模式(Spatial mode) (Neeti和Eastman, 2014)。T模式又称时间主成分分析TPCA (Temporal Principal

Component Analysis)，是通过时间降维，来解析数据存在的若干相似的空间分布特征 (Chaussard等, 2014, 2017; Rudolph等, 2013; 赵亚丽等, 2022)。S模式又称空间主成分分析SPCA (Spatial Principal Component Analysis)，是通过空间降维，分析变量在空间上随时间变化的关系，挖掘存在于某一空间范围内特定的时序变化规律 (Compagnucci等, 2001; 齐欢, 2019)。

地面沉降数据时序长、空间覆盖范围广、时空演化规律复杂。因此，本研究拟以北京平原区地面沉降为研究对象，基于时空主成分分析ST-PCA (Spatial and Temporal PCA) 方法，从时间、空间的维度研究北京地区地面沉降的演化规律，以期北京平原区地面沉降的防控提供数据支撑。

2 ST-PCA原理

基于PS-InSAR方法，本研究获得北京平原区内永久散射体PS (Persistent Scatterers) 点在不同时间上的地面沉降数据。假设含 m 个空间点 (PS点数)， n 个观测时段，则所有观测数据表达为 $m \times n$ 的原始矩阵 $X_{m \times n}$ ，作为ST-PCA分析的原始数据集 (图1)。

ST-PCA是从时间维和空间维两个维度对原始矩阵 $X_{m \times n}$ 进行分析的方法，即分别为TPCA和SPCA。TPCA是对矩阵 $X_{m \times n}$ 分析，SPCA是对转置矩阵 $X_{n \times m}^T$ 分析。

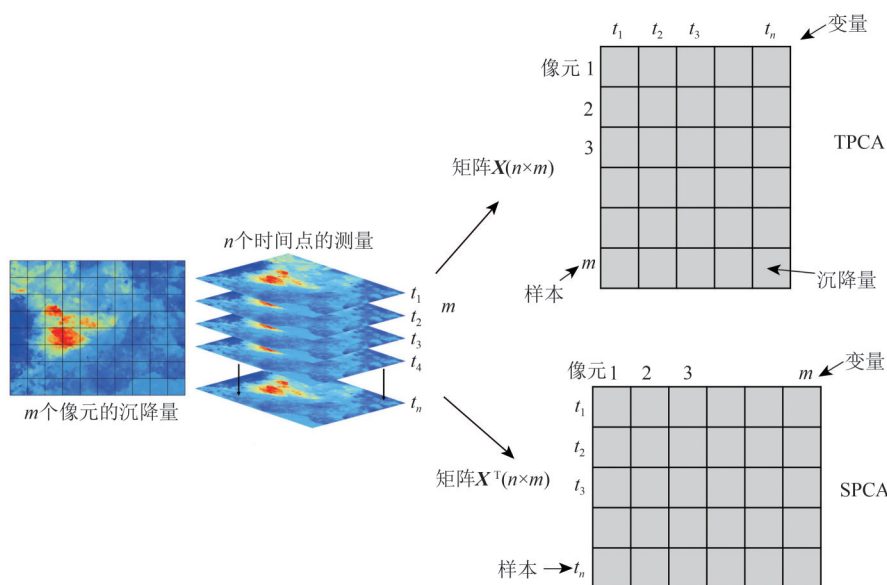


图1 ST-PCA分析的原始数据集

Fig. 1 Raw dataset for ST-PCA analysis

ST-PCA的计算公式如下

$$X_{m \times n} = U_{m \times n} D_{n \times n} V_{n \times n}^T \quad (1)$$

式中, $V_{n \times n}^T$ 和 $U_{m \times n}$ 是正交矩阵, $V_{n \times n}$ 是特征向量矩阵, 表示原始变量和主成分的密切程度。特征向量为正值表示正相关, 负值表示负相关, 其绝对值越大, 原始变量与主成分越密切, 接近于0表示弱相关甚至不相关。

$D_{n \times n}$ 是对角矩阵, 其对角元素称为特征值, 按方差 λ_i ($i=1, 2, \dots, n$) 递减的顺序: $\lambda_1 > \lambda_2 > \dots > \lambda_n$, 表示相应特征向量解释信息量的大小。通常根据方差贡献率, 即每个成分的方差百分比, 选择特征值最大的若干成分作为主成分。特征值越大, 则方差贡献率越大, 对应成分解释的信息量越多。

$U_{m \times n} D_{n \times n}$ 是主成分得分矩阵, 是将样本按照特征向量的方向转化后得到的转换值, 表达了某一主成分的特征。TPCA的主成分得分反映了在该监测时间段原始数据具有的某一特定的空间分布特征; SPCA的主成分得分则反映了研究区内监测数据所具有的某种时序特征。ST-PCA的结果则分别抽象出观测数据集在时间和空间维度不同的演化规律。

3 数据处理与结果验证

北京平原区面积约 6200 km², 占北京地区总面积的 38%, 海拔高度在 20—60 m。选择

Radarsat-2 数据覆盖的平原区的东南部为研究区 (图2)。

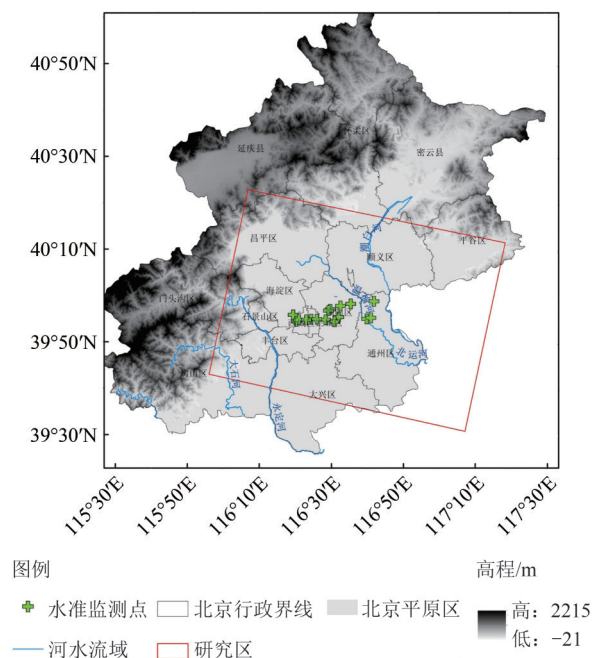


图2 研究区位置及范围

Fig. 2 Location and scope of the study area

通过 PS-InSAR 方法获取地面沉降量、ST-PCA 分析、North 检验等数据处理与分析步骤挖掘地面沉降的时空分布特征 (图3)。

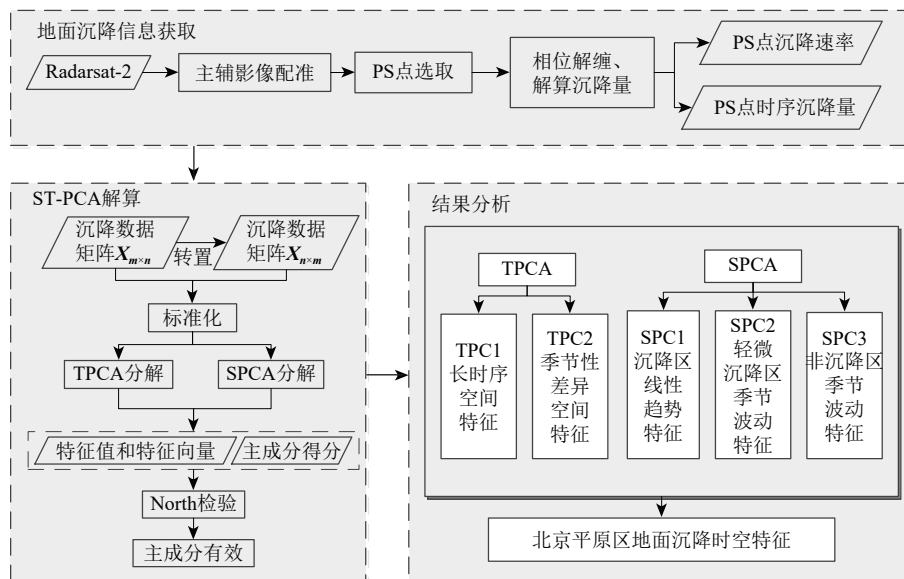


图3 技术流程路线图

Fig. 3 Technical process roadmap

3.1 数据源

本研究所用的 SAR 数据是来源于加拿大航天局的 Radarsat-2 卫星，空间分辨率为 30 m，包括 2010 年 12 月 16 日—2016 年 5 月 30 日的 42 景 SAR 数据。基于 PS-InSAR 技术对 Radarsat-2 解算获得地面沉降数据。在解算过程中，结合 NASA 提供的航天飞机雷达地形测绘使命 SRTM (Shuttle Radar Topography Mission) 数据以消除地形相位影响。以北京水文地质大队 2010—2013 年水准测量获取的 16 个监测点的地面沉降数据为基准，验证相应的 Radarsat-2 获取的 PS 点沉降值精度。并结合中国气象数据网的北京月降水数据分析地面沉降数据的时序特征。

3.2 地面沉降数据获取

PS-InSAR 方法是基于 SAR 影像中具有稳定相位信息的 PS 点，通过定量处理干涉相位并去除误差，实现微小形变信息的精确提取，处理流程如图 4。

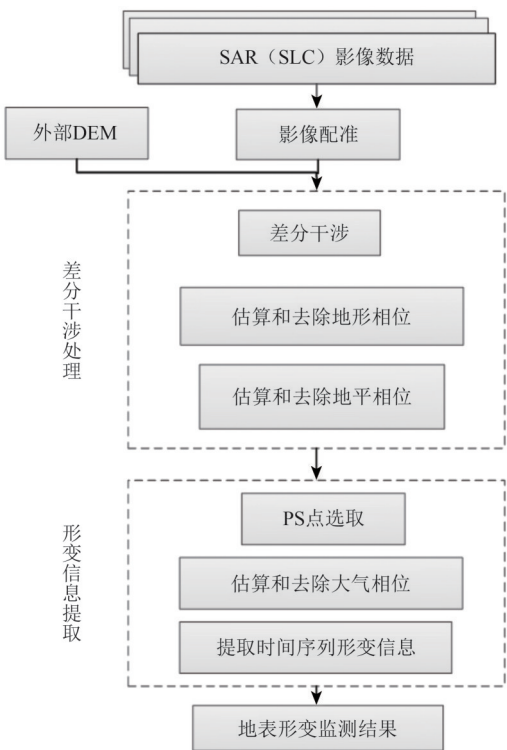


图 4 PS-InSAR 技术处理流程
Fig. 4 PS-InSAR processing workflow

基于 PS-InSAR 方法，本研究对 42 景 Radarsat-2 数据解算，获取了研究区 17131 个离散 PS 点的年

均地面沉降速率值（图 5）。研究区内地面沉降主要分布在朝阳区东部与通州区西北部，形成了朝阳—来广营和通州西北两个沉降漏斗。

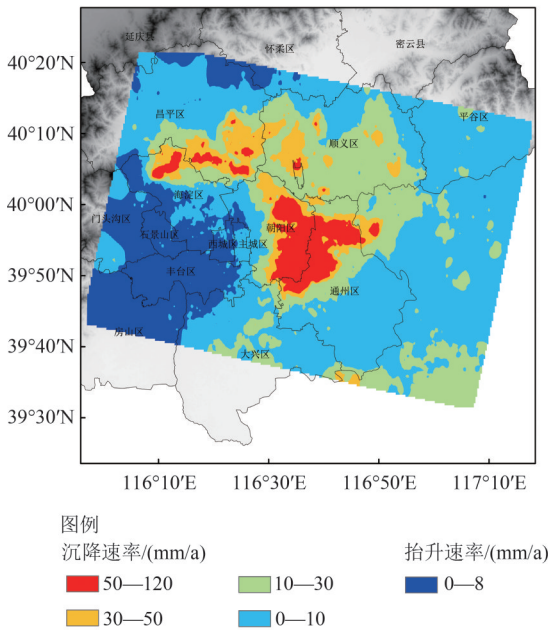


图 5 2010—2016 年年均地面沉降速率的空间分布
Fig. 5 Spatial distribution of annual average land subsurface rate from 2010 to 2016

根据北京地区建设用地的地面沉降危险性评估标准 (Jia 等, 2012)，将抬升速率 (>0 mm/a) 的区域划分为非沉降区，以及根据沉降速率值划分为轻微沉降区 ($0-10$ mm/a)、一般沉降区 ($10-30$ mm/a)、较严重沉降区 ($30-50$ mm/a) 与严重沉降区 (>50 mm/a)，共 5 类区域 (图 5)，严重沉降区占研究区总面积的 5.9%。

3.3 地面沉降数据的水准验证

为验证 Radarsat-2 获取的地面沉降值的准确性，用 2010—2013 年 16 个水准监测站点的地面沉降监测值作对比验证 (Ferretti 等, 2001; 王彦兵 等, 2021; 朱茂 等, 2020)。选水准监测点 (图 2) 200 m 范围内，同一时段的 PS 点的平均沉降值与该水准点的沉降观测值比较 (图 6)，结果发现 Radarsat-2 获取的地面沉降量与水准监测的沉降量相关系数达 0.99，两类数据的标准差为 7.13 mm/a。因此，基于 PS-InSAR 获取的地面沉降值精度满足后续的时空分析要求。

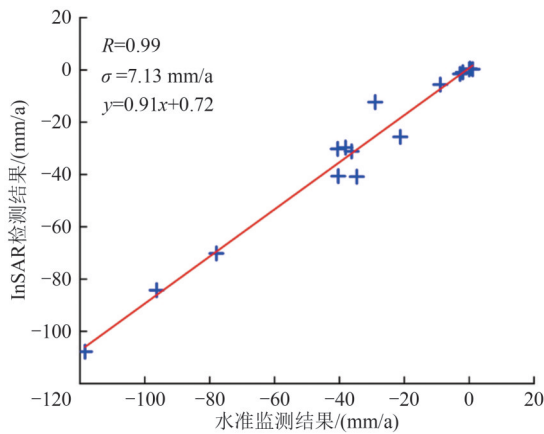


图6 PS-InSAR监测结果与水准监测结果对比
Fig. 6 Comparison of PS-InSAR monitoring results and leveling monitoring results

4 ST-PCA 分析地面沉降时空特征

本研究采用Radarsat-2数据获取到17131个PS点在42个观测时序的地面沉降量，构建（17131×42）的原始矩阵，对原始矩阵进行TPCA、SPCA分析。

ST-PCA分析的主成分按方差贡献率由大到小的方式选择。由于原始矩阵的行列数相差较大，数据的空间变化较时间变化更复杂，TPCA与SPCA的主成分方差贡献率具有较大差异，主成分的个数也不同。为了进一步确保各主成分的差异显著性，以及在统计上的相互独立性，本研究同时利用North检验计算特征值的误差范围来进一步分析主成分（North等，1982）。当两个相邻的主成分的特征值误差范围之间不重叠时，则认为两个主成分之间的差异性显著，ST-PCA分解有效。

4.1 TPCA分析地面沉降的空间分布特征

TPCA的第一主成分（TPC1）、第二主成分（TPC2）的方差总贡献率达98.7%（表1），North检验结果也表明两个成分的特征值误差范围没有重叠，差异性显著。对于TPC3，因其方差贡献率远<1，相应主成分包含的信息有限，特征不明显。本研究选TPC1、TPC2作为TPCA的主成分，分析研究区地面沉降在整个监测时段所具有的空间分布特征。

4.1.1 TPCA的特征向量反映沉降时序演化特征

特征向量表示原始变量和主成分的密切程度。TPC1的特征向量稳定在0.15（图7），表明研究区地面沉降在2010年—2016年呈持续稳定发展的演化趋势。

表1 TPCA分析的前3个主成分特征值及差异比较
Table 1 The first three principal component eigenvalues and difference comparison in TPCA analysis

主成分	特征值	方差 贡献率/%	累计 贡献率/%	特征值误差范围	
				上限	下限
TPC1	40.53	96.5	96.5	40.78	40.3
TPC2	0.95	2.2	98.7	0.94	0.92
TPC3	0.37	0.9	99.6	0.39	0.38

TPC2特征向量与2010年—2015年的降水数据对比，发现二者呈负相关。每年的1—2月份随着降水的减少，TPC2特征向量达到高值；反之，随着降水的增多，TPC2特征向量达到低值。从2010年—2015年特征向量从0.31逐渐减小到0.06（图7），TPC2与降水量的变化相似。因此，TPC2的特征表明地面沉降与降水有一定的相关性，并呈现一定的季节性波动特征。

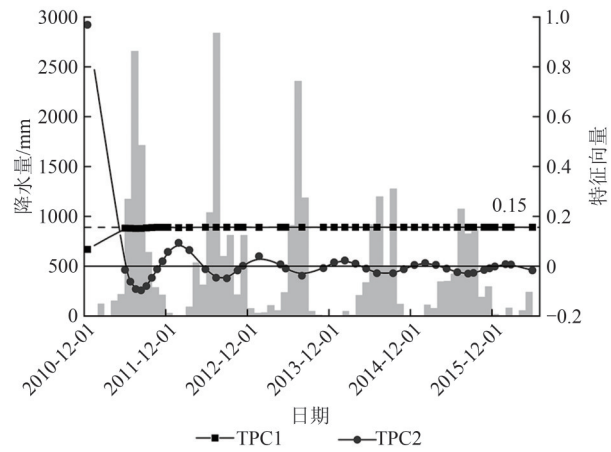


图7 前两个主成分的特征向量
Fig. 7 Eigenvectors of the first two principal components

4.1.2 TPC1得分表达了地面沉降的空间分布特征

TPC1方差贡献率占总方差的96.5%，其主成分得分（图8（a））与研究区年均地面沉降速率的空间分布（图5）一致。根据地面沉降严重程度分类，作TPC1、TPC2得分散点图（图8（b）），发现研究区累计沉降量在TPC1坐标轴方向分区最为显著，在TPC2坐标轴方向存在明显的重叠现象。并且TPC1与累计沉降量的相关系数达到0.99（图8（c））。

因此，TPC1表达了该研究区内地面沉降2010年—2016年的主要发展趋势（图7），及其空间分布规律（图8（a））：在2010年—2016年研究区地面沉降总体呈明显的持续发展趋势，且平原区的地面沉降空间分布不均匀。北京平原区地面

沉降的持续发展与地下水过度开采高度相关。众多研究学者研究表明，地下水超采是引发地面沉降的主要因素（狄胜同等，2020）。北京平原

区地面沉降与主压缩层变化均体现对地下水过量开采的响应（田芳等，2017）。

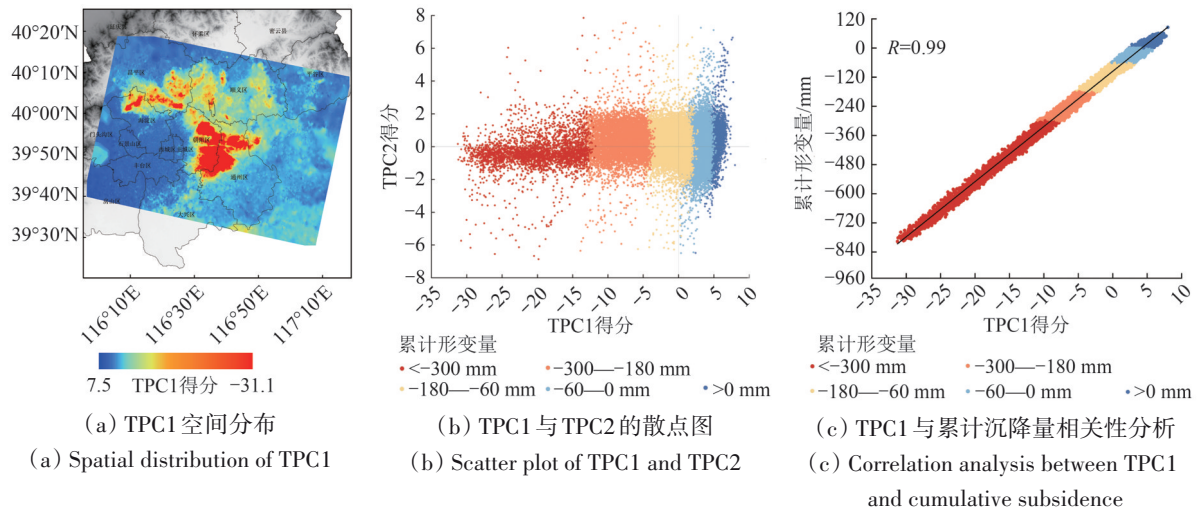


图8 TPC1空间分布及其与累计沉降量关系

Fig. 8 Spatial distribution of TPC1 and the relationship between TPC1 and cumulative subsidence

4.1.3 TPC2得分揭示了沉降季节性差异的空间分布

TPC2特征向量与降水数据吻合度高，特征向量高值处于冬季，低值处于夏季，该成分反映了研究区冬夏季地面沉降差异的空间分布（图9）。TPC2得分空间分布图中：研究区西北部（昌平区、顺义区、海淀区北部）的主成分为正值，中部（海淀区南部、主城区、朝阳区、通州区）为负值。主成分得分值在沉降漏斗区内存在明显的南北区域划分。

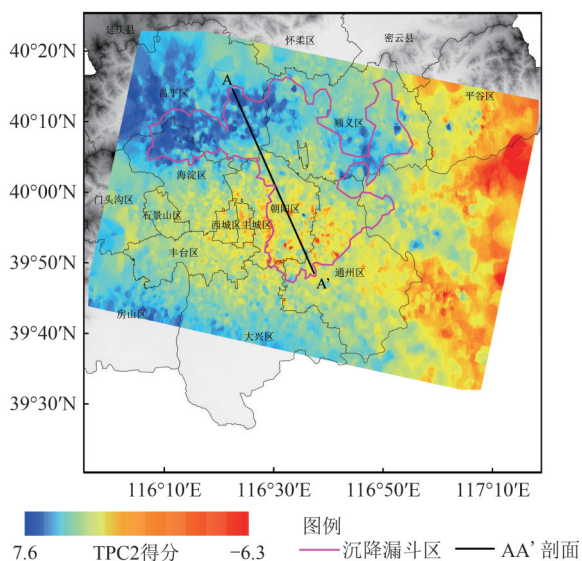


图9 TPC2空间分布

Fig. 9 Spatial distribution of TPC2

选取2011年、2013年、2014年与2015年的（2012年的冬季数据严重缺失）冬、夏季的月沉降量分析南、北区域的沉降差异性特点。按照气象季节的划分方式，将时序分成6—8月的夏季与当年12月一次年2月的冬季。

以长度为52 km的A-A'（图9）线为剖面线，作地面沉降冬、夏季月平均形变量剖面图（图10）以及4年内沉降漏斗的冬、夏季月平均形变量空间分布图（图11）。在图10中季节性沉降剖面图的蓝色区域表示夏季沉降量高于冬季沉降量，红色区域表示冬季沉降量高于夏季沉降量。显然，沿剖面线由南向北的冬、夏季沉降差异在逐渐增大，沿剖面线由北向南约0—27.5 km，夏季沉降量高于冬季沉降量约4—12 mm，而在27.5—52.0 km冬、夏季沉降差异较小，冬季沉降量略大，相差约0—4 mm。

根据冬、夏季月沉降量的空间分布（图11），沉降漏斗区的地面沉降季节性空间分布明显，与TPC2得分的空间分布非常一致：在沉降漏斗的北部，夏季较冬季沉降更为严重；在沉降漏斗的南部，冬季与夏季的沉降空间分布差异不明显，但冬季月沉降量的最大值高于夏季，表明沉降漏斗区南部的冬季沉降量高于夏季沉降量。

2011年—2015年，沉降漏斗区的北部冬、夏季最大沉降差异量从12 mm逐年减小到4 mm，与TPC2特征向量高值逐年减小的特征吻合。

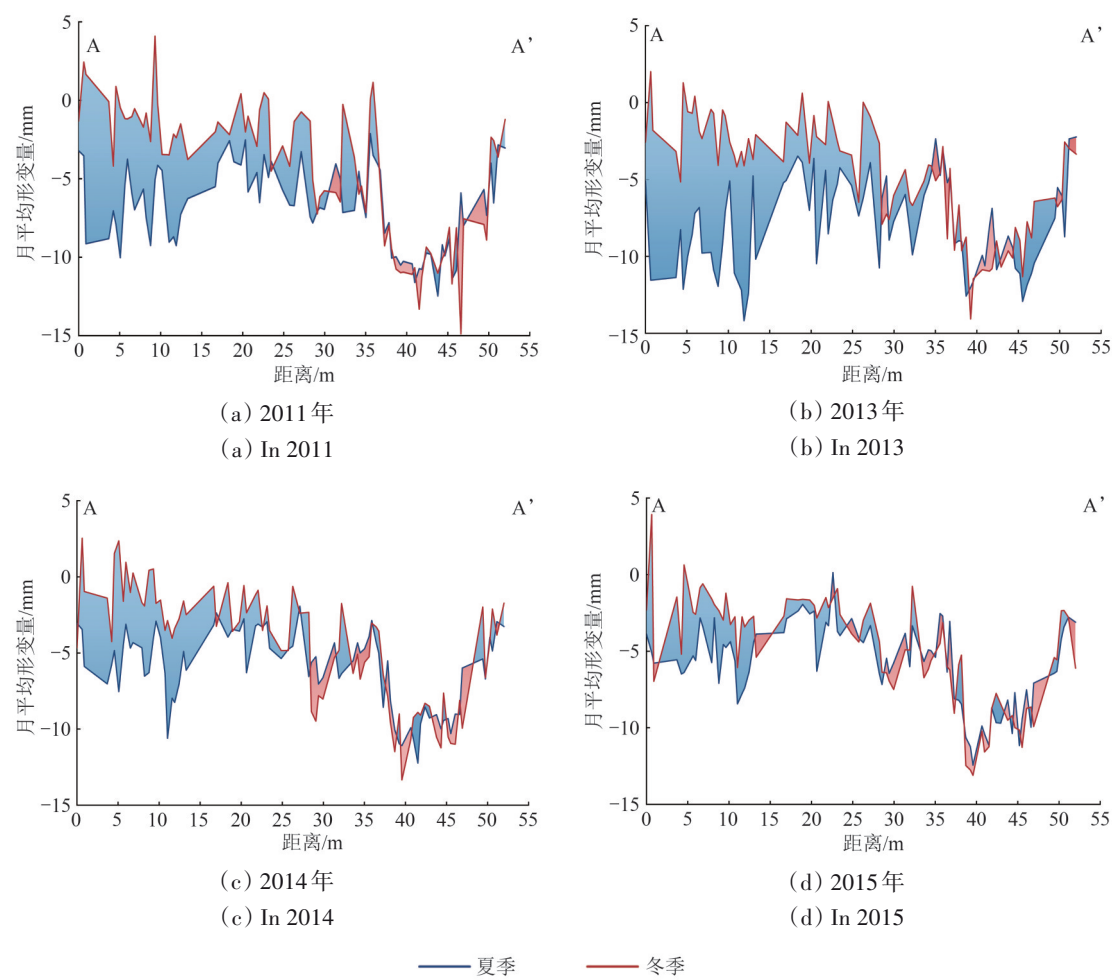
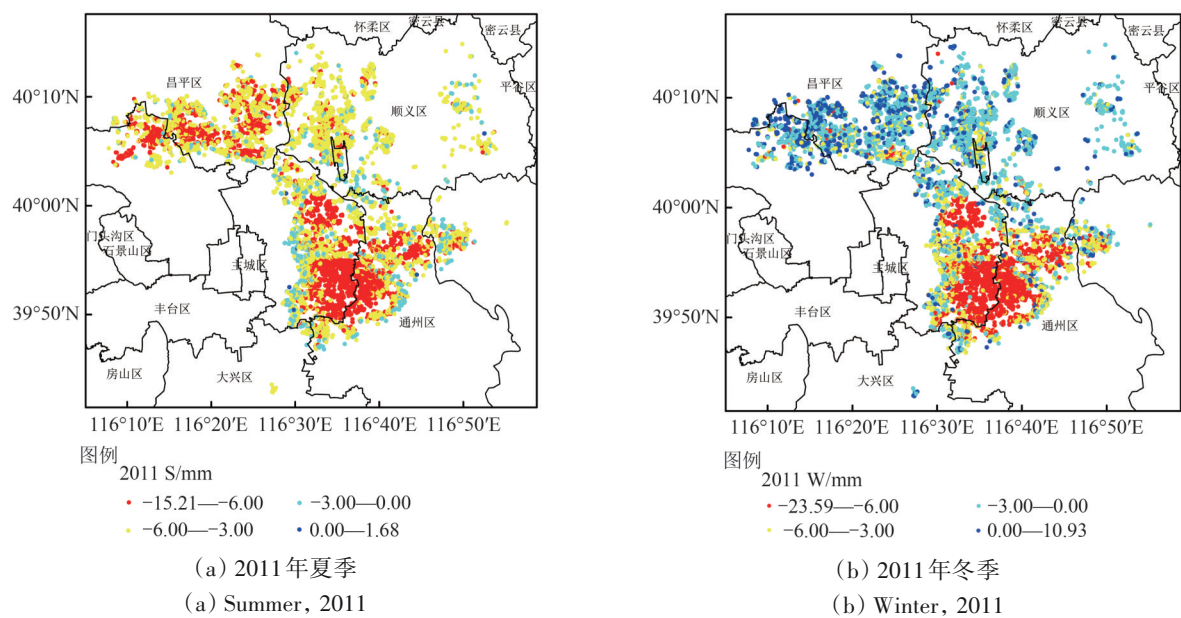


图10 2011年—2015年沿A—A'的冬、夏季月平均形变量剖面图
Fig. 10 Winter and summer monthly average deformation profiles along A to A' during 2011—2015



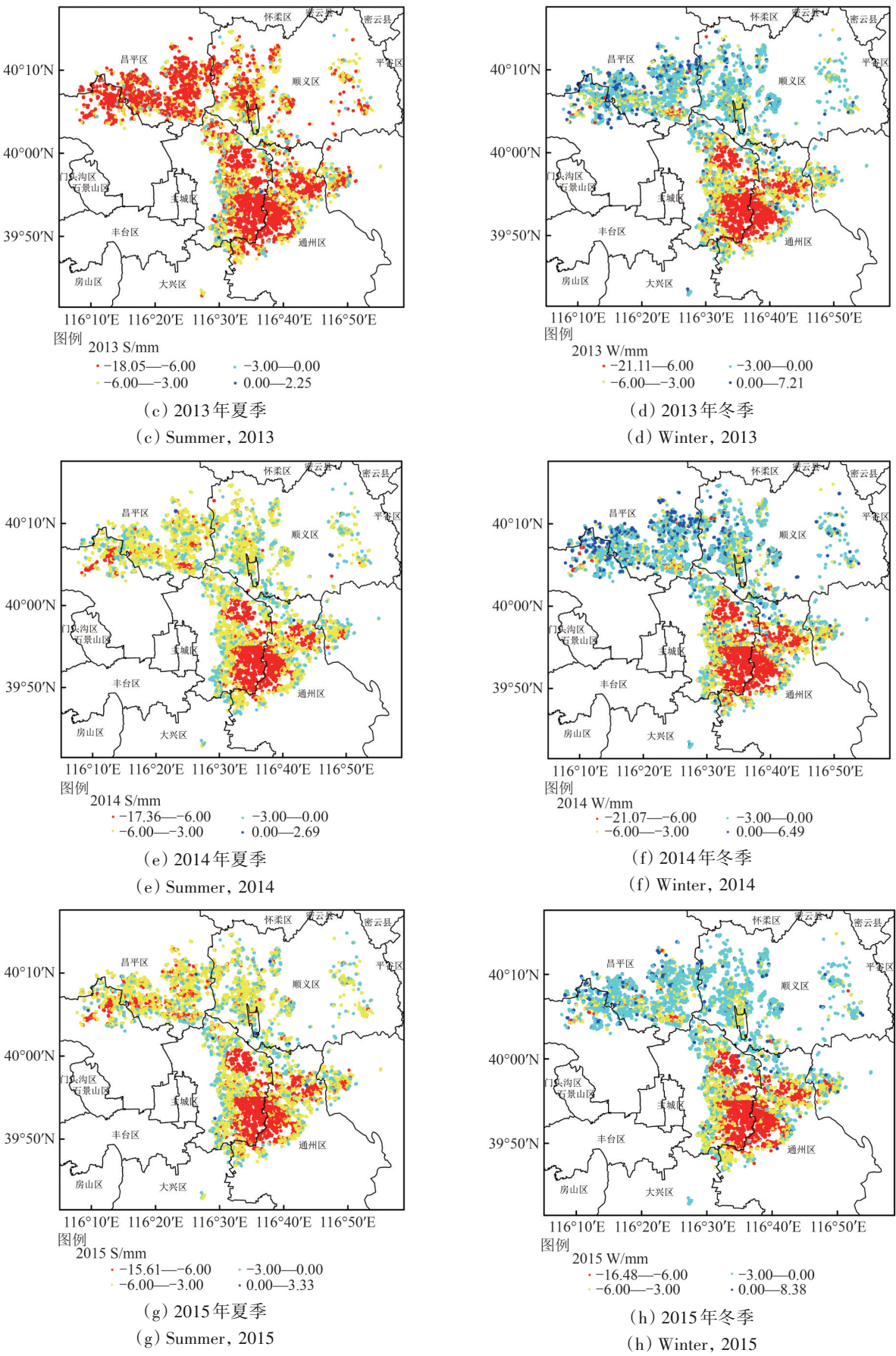


图 11 2011 年—2015 年冬夏季月平均形变量对比图
Fig. 11 Monthly average deformation in winter and summer during 2011—2015

4.2 SPCA 分析地面沉降的时序演化特征

SPCA 分析的主成分根据方差总贡献率及 North 检验结果选择（表 2）。SPC1 与 SPC2、SPC2 与 SPC3 之间都没有重叠，差异性显著，但是 SPC3 与 SPC4 之间有部分重叠，差异性不显著。因此，选用累计贡献率为 90.3% 的前 3 个主成分对地面沉降规律进行分析。

表 2 SPCA 分析的前 4 个主成分特征值及差异比较
Table 2 The first four principal component eigenvalues and difference comparison in SPCA analysis

主成分	特征值	方差 贡献率/%	累计 贡献率/%	特征值误差范围	
				上限	下限
SPC1	13067	76.3	76.3	15919	SPC1
SPC2	2228	13.0	89.3	2714	SPC2
SPC3	178	1.0	90.3	217	SPC3
SPC4	169	1.0	91.3	206	SPC4

4.2.1 SPC1 揭示了研究区以沉降为主的发展趋势

SPCA 具有空间聚类的特征，SPCA 特征向量反映了主成分与各个变量之间的一致程度，其空

间分布表达了研究区内发展趋势一致的沉降区域的空间分布情况。当某点的特征向量为正时，表示该点的空间主成分特征与其沉降时序特征一致，呈正相关；当某点的特征向量为负时，表明该点的空间主成分与其沉降时序特征相反，呈负相关；当特征向量接近 0 时，表明该点的空间主成分表现的时序特征在其沉降时序特征中减弱，呈弱相关。特征向量的绝对值越大说明该空间主成分分解的时序特征与沉降点的时序趋势密切程度越高。

在空间分布上，SPC1 的特征向量从东向西逐渐减小。通过计算 SPC1 得分与每一个沉降点的时序沉降量的相关系数，得到研究区所有沉降点位的 SPC1 得分与时序沉降量的相关系数空间分布图（图 12（b）），发现相关系数达到 0.7 以上的区域（图 12（b）红色区域）与 SPC1 特征向量值较高的区域（图 12（a）红色区域）高度吻合，呈强正相关，主要分布于年均沉降速率>6 mm/a 的轻微沉降区、一般沉降区、较严重沉降区与严重沉降区。相反，相关系数<-0.7 的区域，与 SPC1 特征向量为负值的区域（图 12（a）蓝色区域）高度吻合，呈强负相关，主要分布于非沉降区。

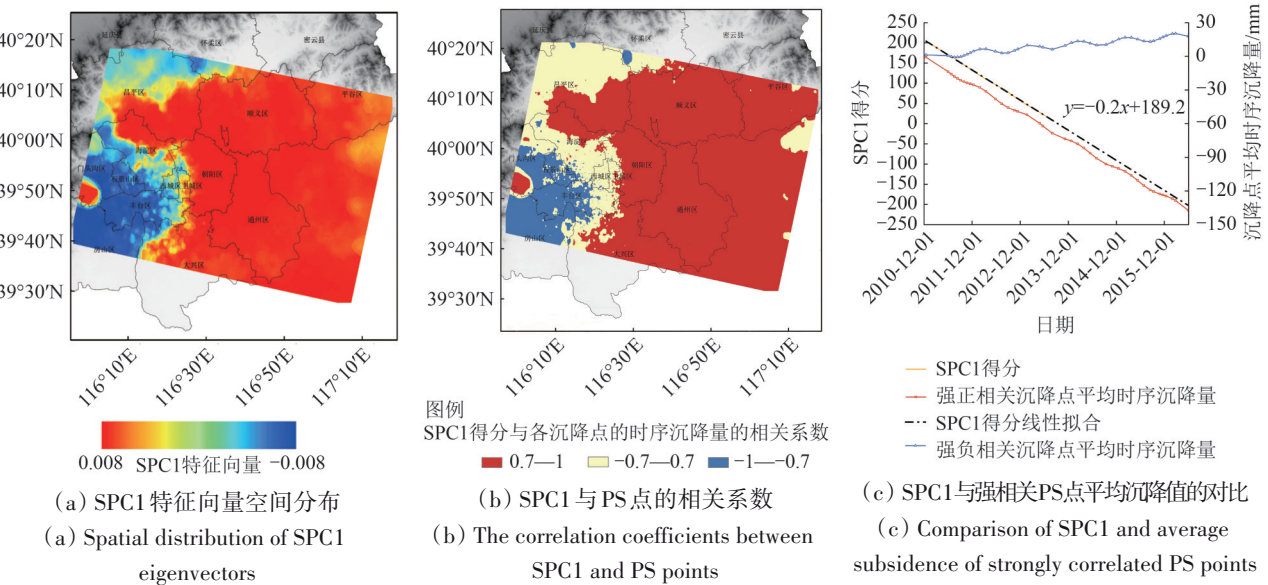


图 12 SPC1 特征向量空间分布及与 PS 点的相关性分析结果
Fig. 12 Spatial distribution of SPC1 eigenvectors and correlation analysis results between SPC1 and PS points

间分布表达了研究区内发展趋势一致的沉降区域的空间分布情况。当某点的特征向量为正时，表示该点的空间主成分特征与其沉降时序特征一致，呈正相关；当某点的特征向量为负时，表明该点的空间主成分与其沉降时序特征相反，呈负相关；当特征向量接近 0 时，表明该点的空间主成分表现的时序特征在其沉降时序特征中减弱，呈弱相关。特征向量的绝对值越大说明该空间主成分分解的时序特征与沉降点的时序趋势密切程度越高。

作与 SPC1 得分呈强正相关、强负相关的 2 类沉降点位的平均时序图（图 12（c）），发现 SPC1 得分与正相关的沉降平均时序特征一致，表明 SPC1 反映了整个研究区的沉降特征为较强的、线性的发展趋势。且年均沉降速率>6 mm/a 的区域范

围广，研究区的沉降趋势明显。

4.2.2 SPC2 及 SPC3 揭示了研究区沉降的波动特征

不同于 SPC1 得分所表达的地面沉降线性发展

趋势特征，SPC2与SPC3得分具有明显的波动趋势，且波动周期为12个月（图13（c））。

首先，根据SPC2和SPC3的特征向量空间分布，并分别计算SPC2、SPC3得分与每个沉降点的时序沉降量的相关系数，得到研究区所有沉降点位的SPC2、SPC3得分与时序沉降量相关系数的空间分布图（图13（a），图14（a））。研究发现，SPC2特征向量值较高的区域（图13（a）红色区域）与相关系数0.7以上的区域（图13（b）红色

区域）高度吻合，呈强正相关，主要分布于年均沉降速率<10 mm/a的轻微沉降区。同时，SPC2特征向量为负值的区域（图13（a）蓝色区域）与相关系数<-0.7的区域（图13（b）蓝色区域）高度吻合，呈强负相关，主要集中在平谷区。SPC3特征向量值较高的区域主要分布于年均抬升速率在0 mm/a左右的非沉降区（图14（a）红色区域），SPC3得分与该区域的时序沉降量相关系数达到0.7以上（图14（b）红色区域），呈强正相关。

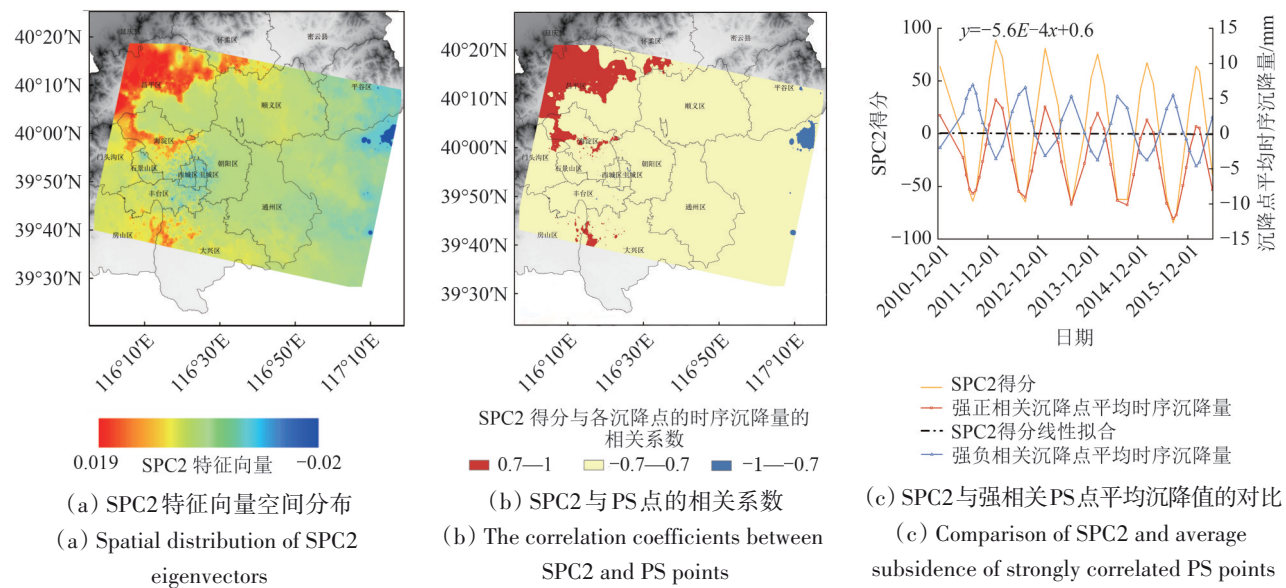


图13 SPC2特征向量空间分布及与PS点的相关性分析结果

Fig. 13 Spatial distribution of SPC2 eigenvectors and correlation analysis results between SPC2 and PS points

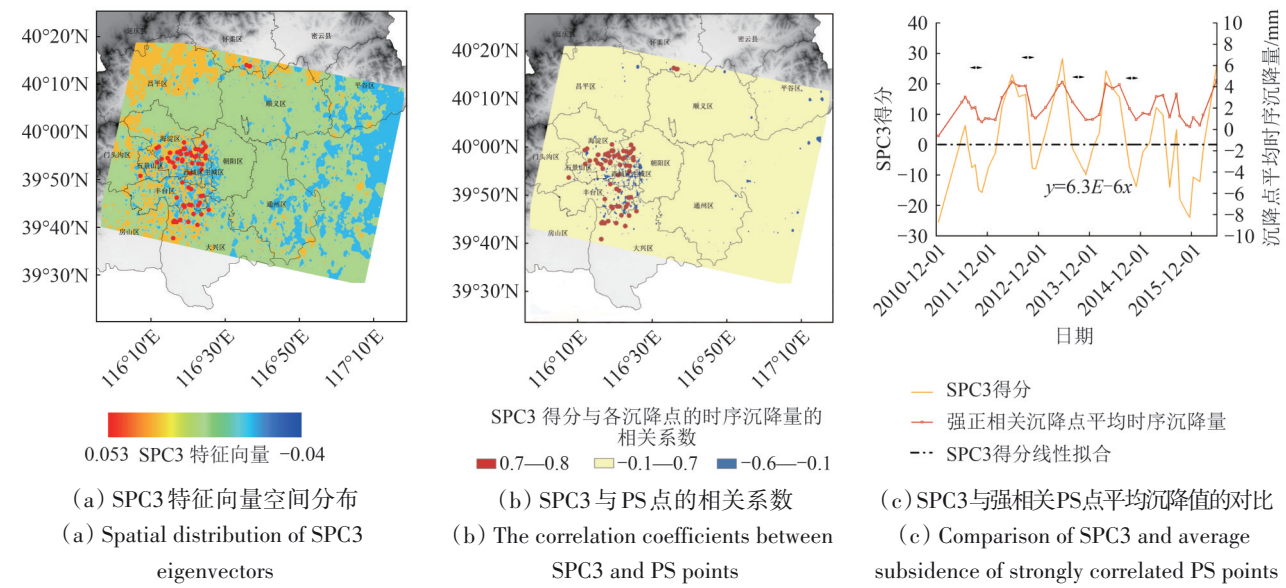


图14 SPC3特征向量空间分布及与PS点的相关性分析结果

Fig. 14 Spatial distribution of SPC3 eigenvectors and correlation analysis results between SPC3 and PS points

其次, SPC2与SPC3得分的线性拟合斜率均近似于0 mm/a, 表明SPC2与SPC3反映的研究区在研究期间存在季节性波动的主导趋势, 线性发展趋势不明显。

再次, 根据SPC2和SPC3得分与降水量的对比(图15), 在降水的高峰期, SPC2得分处于波动谷值, SPC3得分处于波峰, 说明这2个主成分对降水敏感。SPC2得分的波峰在每年1、2月, 波谷在每年7、8月, 即夏季沉降比冬季沉降更严重。而SPC3得分在每年的5、6月达到波峰, 在每年的10、11月达到波谷, 并且在2015年内出现以半年为周期的波动, 受南水进京的影响可能性较高。

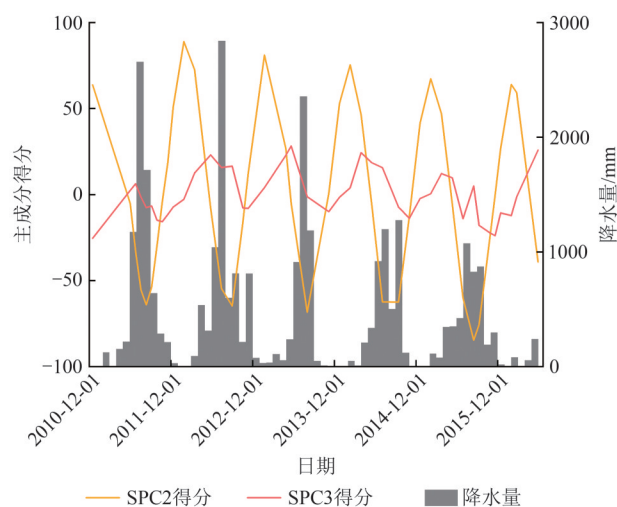


图15 SPC2得分、SPC3得分与降水量的对比

Fig. 15 Comparison of SPC2 score, SPC3 score, and precipitation

综上, SPC2和SPC3特征向量的空间分布图表达了在特征向量的绝对值高的区域, 其沉降的波动性较强, 波动性受降水的影响较大; 该区域年均沉降量接近于零, 相对较为稳定。

5 结论

为揭示北京平原区地面沉降的时空演化规律, 本研究利用2010年—2016年Radarsat-2数据获取到北京平原区的长时序地面沉降量, 基于ST-PCA方法对沉降时序数据进行降维处理。主要结论如下:

(1) TPCA揭示了北京平原区地面沉降的趋势和波动特征及相应的空间分布。本研究中的TPC1反映了研究区的地面沉降总体趋势, 呈不均匀的空间分布; TPC2则表达了地面沉降的季节性波动及空间分布差异性, 尤其在沉降漏斗区南北区域

的季节性差异明显, 北部区域夏季比冬季的沉降严重, 南部区域冬季比夏季的沉降严重。

(2) SPCA分析将相似时间变化趋势的沉降点聚类到同一个主成分, 发现地面沉降不同集聚区域的时间变化规律。SPC1揭示了2010—2016年间研究区内大部分地区的地面沉降呈线性发展趋势。SPC2与SPC3则发现在轻微沉降区和非沉降区, 年均沉降量接近0 mm/a, 但季节性波动特征明显, 波动周期为12个月。

本研究通过ST-PCA分析得到北京平原区地面沉降的时空演化规律, 该方法同样适用于其他长时序的地学数据的分析。研究过程中也发现主成分分析所得的主成分是一种原始变量的线性组合, 综合性强, 对于其地学意义的发现还需要进一步深入研究。作者拟在后续研究中采用独立成分分析方法对研究区地面沉降时空数据进行分析, 提取其他隐藏成分, 挖掘其时空特征。

参考文献(References)

- Akbari V and Motagh M. 2012. Improved ground subsidence monitoring using small baseline SAR interferograms and a weighted least squares inversion algorithm. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 9(3): 437-441 [DOI: 10.1109/LGRS.2011.2170952]
- Cao X Y, Zhu L, Gong H L, Guo L, Wei Y J, Guo T, Chen B B, Wang H G and Li H J. 2022. Land subsidence simulation in the east of Beijing plain based on the AM-LSTM Network. *Journal of Remote Sensing*, 26(7): 1302-1314 (曹鑫宇, 朱琳, 宫辉力, 郭琳, 尉毓姣, 郭涛, 陈蓓蓓, 王海刚, 李蕙君. 2022. AM-LSTM网络的北京平原东部地面沉降模拟. *遥感学报*, 26(7): 1302-1314) [DOI: 10.11834/jrs.20211297]
- Chaussard E, Bürgmann R, Shirzaei M, Fielding E J and Baker B. 2014. Predictability of hydraulic head changes and characterization of aquifer-system and fault properties from InSAR-derived ground deformation. *Journal of Geophysical Research: Solid Earth*, 119(8): 6572-6590 [DOI: 10.1002/2014JB011266]
- Chaussard E, Milillo P, Bürgmann R, Perissin D, Fielding E J and Baker B. 2017. Remote sensing of ground deformation for monitoring groundwater management practices: application to the Santa Clara Valley during the 2012-2015 California drought. *Journal of Geophysical Research: Solid Earth*, 122(10): 8566-8582 [DOI: 10.1002/2017JB014676]
- Chen B B, Gong H L, Lei K C, Li J W, Zhou C F, Gao M L, Guan H L and Lv W. 2019. Land subsidence lagging quantification in the main exploration aquifer layers in Beijing plain, China. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 75: 54-67 [DOI: 10.1016/j.jag.2018.09.003]
- Compagnucci R H, Salles M A and Canziani P O. 2001. The spatial

- and temporal behaviour of the lower stratospheric temperature over the Southern Hemisphere: the MSU view. Part I: data, methodology and temporal behaviour. *International Journal of Climatology*, 2001, 21(4): 419-437 [DOI: 10.1002/joc.606]
- Di S T, Jia C, Zhang S P, Ding P P, Shao M and Zhang Y W. 2020. Regional characteristics and evolutionary trend prediction of land subsidence caused by groundwater over exploitation in North Shandong of the North China Plain. *Acta Geologica Sinica*, 94(5): 1638-1654 (狄胜同, 贾超, 张少鹏, 丁朋朋, 邵明, 张永伟. 2020. 华北平原鲁北地区地下水超采导致地面沉降区域特征及演化趋势预测. *地质学报*, 94(5): 1638-1654) [DOI: 10.3969/j.issn.0001-5717.2020.05.020]
- 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]
- Guo L, Gong H L, Zhu F, Zhu L, Zhang Z X, Zhou C F, Gao M L and Sun Y K. 2019. Analysis of the spatiotemporal variation in land subsidence on the Beijing plain, China. *Remote Sensing*, 11(10): 1170 [DOI: 10.3390/rs11101170]
- 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]
- Karimzadeh S, Matsuoka M and Ogushi F. 2018. Spatiotemporal deformation patterns of the Lake Urmia Causeway as characterized by multisensor InSAR analysis. *Scientific Reports*, 8(1): 5357 [DOI: 10.1038/s41598-018-23650-6]
- Miller M M, Jones C E, Sangha S S and Bekaert D P. 2020. Rapid drought-induced land subsidence and its impact on the California aqueduct. *Remote Sensing of Environment*, 251: 112063 [DOI: 10.1016/j.rse.2020.112063]
- Neeti N and Eastman J R. 2014. Novel approaches in extended principal component analysis to compare spatio-temporal patterns among multiple image time series. *Remote Sensing of Environment*, 148: 84-96 [DOI: 10.1016/j.rse.2014.03.015]
- North G R, Bell T L, Cahalan R F and Moeng F J. 1982. Sampling errors in the estimation of empirical orthogonal functions. *Monthly Weather Review*, 110(7): 699-706 [DOI: 10.1175/1520-0493(1982)110<0699:SEITEO>2.0.CO;2]
- Peng M M, Zhao C Y, Zhang Q, Lu Z and Li Z S. 2019. Research on spatiotemporal land deformation (2012-2018) over Xi'an, China, with multi-sensor SAR datasets. *Remote Sensing*, 11(6): 664 [DOI: 10.3390/rs11060664]
- Qi H. 2019. Dynamic analysis of groundwater level in Baotu spring region based on EOF method. *Science Technology and Engineering*, 19(19): 52-57 (齐欢. 2019. 基于经验正交函数法的趵突泉泉域地下水位动态分析. *科学技术与工程*, 19(19): 52-57)
- Rudolph M L, Shirzaei M, Manga M and Fukushima Y. 2013. Evolution and future of the Lusi mud eruption inferred from ground deformation. *Geophysical Research Letters*, 40(6): 1089-1092 [DOI: 10.1002/grl.50189]
- Tian F, Luo Y, Zhou Y, Li Y, Kou W J, Jiang Y and Wang R. 2017. Contrastive analysis of spatial-temporal evolution between land subsidence and groundwater exploitation in Beijing. *South-to-North Water Transfers and Water Science and Technology*, 15(2): 163-169 (田芳, 罗勇, 周毅, 李宇, 寇文杰, 姜媛, 王荣. 2017. 北京地面沉降与地下水开采时空演变对比. *南水北调与水利科技*, 15(2): 163-169) [DOI: 10.13476/j.cnki.nsbdkq.2017.02.025]
- Tian X X, Wang Y B, Yang C Y, Zhao Y L and Wang X Y. 2021. Influence analysis of groundwater withdrawal on land subsidence based on geographical weighted regression model. *Geography and Geo-Information Science*, 37(3): 97-102 (田秀秀, 王彦兵, 杨翠玉, 赵亚丽, 王新雨. 2021. 基于GWR模型的地下水超采对地面沉降影响分析. *地理与地理信息科学*, 37(3): 97-102) [DOI: 10.3969/j.issn.1672-0504.2021.03.014]
- 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]
- Xiang B and Liu J Y. 2003. Characteristic of East Asian land cover's response to ENSO events. *Journal of Remote Sensing*, 7(4): 316-320 (香宝, 刘纪远. 2003. 东亚土地覆盖对ENSO事件的响应特征. *遥感学报*, 7(4): 316-320) [DOI: 10.11834/jrs.20030414]
- Yang Y, Zheng F D, Liu L C, Wang S F and Wang R. 2013. Study on the correlation between groundwater level and ground subsidence in Beijing plain areas. *Geotechnical Investigation and Surveying*, 41(8): 44-48 (杨勇, 郑凡东, 刘立才, 王素芬, 王荣. 2013. 北京平原区地下水水位与地面沉降关系研究. *工程勘察*, 41(8): 44-48)
- Zeng S G, Wang X M, Fan R B and Xia D S. 2004. Remote image classification based on independent component analysis. *Journal of Remote Sensing*, 8(2): 150-157 (曾生根, 王小敏, 范瑞彬, 夏德深. 2004. 基于独立分量分析的遥感图像分类技术. *遥感学报*, 8(2): 150-157) [DOI: 10.11834/jrs.20040209]
- Zhang Z H, Hu C T, Zhang Z and Yang S W. 2022. PS-InSAR-based monitoring and analysis of surface subsidence in Shanghai. *Remote Sensing for Natural Resources*, 34(3): 106-111 (张志华, 胡长涛, 张镇, 杨树文. 2022. 基于PS-InSAR上海地区地表沉降监测与分析. *自然资源遥感*, 34(3): 106-111) [DOI: 10.6046/zrzyyg.2021291]
- 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 L, Gong H L, Li X J, Wang R, Chen B B, Dai Z X and Teatini P. 2015. Land subsidence due to groundwater withdrawal in the northern Beijing plain, China. *Engineering Geology*, 193: 243-255 [DOI: 10.1016/j.enggeo.2015.04.020]

Zhu M, Shen T Y, Lyu 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 (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]

Zhu X G. 2000. Extracting geological structure information by multi-
principal component analysis. Journal of Remote Sensing, 4(4):
299-303 (朱小鸽. 2000. 多重主成分分析及在地质构造信息提
取中的应用. 遥感学报, 4(4): 299-303) [DOI: 10.11834/jrs.
20000411]

Spatial and temporal characteristics analysis of land subsidence in the Beijing Plain based on ST-PCA

SONG Zongwen^{1,2,3}, WANG Yanbing^{1,2,3}, LI Xiaojuan^{1,2,3}, LI Chenxia^{1,2,3}, ZHAO Yali⁴, LI Yanxin^{1,2,3},
YANG Xiyue^{1,2,3}, CHENG Haowen^{1,2,3}

1. College of Resources Environment and Tourism, Capital Normal University, Beijing 100048, China;

2. Key Laboratory of 3D information acquisition and application, Ministry of Education, Capital Normal University,
Beijing 100048, China;

3. Beijing Laboratory of Water Resources Security, Capital Normal University, Beijing 100048, China;

4. Beijing Institute of Surveying and Mapping, Beijing 100038, China

Abstract: Land subsidence is a kind of geological hazard that occurs in many urban areas with long duration and wide influence. In the plain area of Beijing, land subsidence has been detected early and monitored over a long period. Analyzing its spatiotemporal evolution is essential for providing critical data support for the prevention and control of subsidence-related risks. However, traditional approaches to analyzing land subsidence often consider temporal or spatial aspects separately, which may discount hidden information and potential patterns within the data. Spatial and Temporal Principal Component Analysis (ST-PCA) is presented in the paper to identify the hidden spatiotemporal characteristics of land subsidence in the Beijing plain. Permanent Scatterer Interferometric Synthetic Aperture Radar (PS-InSAR) is a remote sensing technique to measure and monitor displacement of the earth's surface. PS-InSAR is used in this paper to obtain long-term land subsidence information in Beijing Plain with Radarsat-2 SAR data. ST-PCA is a mathematical transformation method that converts a set of correlated variables into a set of uncorrelated new variables. It simplifies the complexity in high-dimensional data by spatiotemporal clustering. In the paper, ST-PCA is used to discover the spatiotemporal variations features of land subsidence in the Beijing Plain based on the land subsidence data from 2010 to 2016. Result

Time Principal Component Analysis (TPCA) can be used to determine the trend and fluctuation characteristics of land subsidence, along with the corresponding spatial distribution patterns. The eigenvalues derived from TPCA analysis determine the amount of information that is explained by each component. The first two principal components (variance contribution rate) express respectively the characteristics of land subsidence about 96.5% and 2.2% in research area. TPC1 reflects the general subsidence trend across the study area, exhibiting a spatially uneven pattern. TPC2 captures the seasonal variations and the spatial heterogeneity of subsidence, particularly highlighting significant seasonal differences between the northern and southern parts of the subsidence funnel area. In the northern region, subsidence is more severe in summer than in winter, while in the southern region, winter subsidence exceeds that of summer. Spatial Principal Component Analysis (SPCA) is a useful technique for understanding the temporal evolution patterns of land subsidence through clustering subsidence points with similar temporal trends into the same principal component. The first three principal components (variance contribution rate) explain a cumulative variance contribution rate of 90.3%. Specifically, SPC1, accounting for 76.3% of the variance, demonstrates the dominant feature of subsidence in most areas with a continuous linear decrease in land subsidence. SPC2 and SPC3, 13.0% and 1.0% contribution of the variance respectively, indicate that the average annual subsidence was close to zero, while significant seasonal fluctuation characteristics were found in the areas of slight subsidence and non-subsidence.

Key words: ST-PCA, spatial and temporal evolution characteristics, land subsidence, PS-InSAR, Radarsat-2 data

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