



武汉大学学报(信息科学版)  
*Geomatics and Information Science of Wuhan University*  
ISSN 1671-8860, CN 42-1676/TN

## 《武汉大学学报(信息科学版)》网络首发论文

题目: TPCA 分析北京平原区地面沉降的时空演化特征  
作者: 赵亚丽, 王彦兵, 王新雨, 田秀秀, 李小娟, 余洁  
DOI: 10.13203/j.whugis20200721  
网络首发日期: 2021-05-17  
引用格式: 赵亚丽, 王彦兵, 王新雨, 田秀秀, 李小娟, 余洁. 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). <https://doi.org/10.13203/j.whugis20200721>



**网络首发:** 在编辑部工作流程中, 稿件从录用到出版要经历录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿等阶段。录用定稿指内容已经确定, 且通过同行评议、主编终审同意刊用的稿件。排版定稿指录用定稿按照期刊特定版式(包括网络呈现版式)排版后的稿件, 可暂不确定出版年、卷、期和页码。整期汇编定稿指出版年、卷、期、页码均已确定的印刷或数字出版的整期汇编稿件。录用定稿网络首发稿件内容必须符合《出版管理条例》和《期刊出版管理规定》的有关规定; 学术研究成果具有创新性、科学性和先进性, 符合编辑部对刊文的录用要求, 不存在学术不端行为及其他侵权行为; 稿件内容应基本符合国家有关书刊编辑、出版的技术标准, 正确使用和统一规范语言文字、符号、数字、外文字符、法定计量单位及地图标注等。为确保录用定稿网络首发的严肃性, 录用定稿一经发布, 不得修改论文题目、作者、机构名称和学术内容, 只可基于编辑规范进行少量文字的修改。

**出版确认:** 纸质期刊编辑部通过与《中国学术期刊(光盘版)》电子杂志社有限公司签约, 在《中国学术期刊(网络版)》出版传播平台上创办与纸质期刊内容一致的网络版, 以单篇或整期出版形式, 在印刷出版之前刊发论文的录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿。因为《中国学术期刊(网络版)》是国家新闻出版广电总局批准的网络连续型出版物(ISSN 2096-4188, CN 11-6037/Z), 所以签约期刊的网络版上网络首发论文视为正式出版。

DOI: 10.13203/j.whugis20200721

## TPCA 分析北京平原区地面沉降的时空演化特征

赵亚丽<sup>1,2,3</sup>, 王彦兵<sup>1,2,3</sup>, 王新雨<sup>1,2,3</sup>, 田秀秀<sup>1,2,3</sup>, 李小娟<sup>1,2,3</sup>, 余洁<sup>1,2,3</sup>

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

**摘要:** 时间主成分分析 (Temporal Principal Component Analysis, TPCA) 可用于地学领域中提取时空数据的时序特征和空间分布特征, 北京平原区的地面沉降具有典型的时序和空间特征。本文在利用 PS-InSAR 技术获取的北京平原区 2003 年—2010 年地面沉降数据的基础上, 采用 TPCA 方法, 分析了北京平原区地面沉降时空演化特征。经分析发现: (1) TPCA 分析得到的第一主成分反应了地面沉降在该长时序阶段的空间分布特征。(2) 第二主成分得分为正的空间点与可压缩层厚度在 130m 以上的区域在空间分布上有一致性和相关性。(3) 在空间上, 第一主成分为负值与第二主成分为正值的 PS 点, 分布在年均沉降速率 30mm/a 以上的严重沉降区域。严重沉降区具有明显的南北沉降分类现象和季节性差异, 具体表现为: 北部沉降区在春夏季节的沉降量大于秋冬季节的; 南部沉降区则与之相反。总之, 基于时间主成分分析方法, 可分析得到研究区的地面沉降时空演化规律, 为城市安全监测提供数据支撑。

**关键词:** 北京平原区; 地面沉降; 时空演化特征; 时间主成分分析; 季节性形变

北京地区最早发生的地面沉降出现在二十世纪三十年代, 位于西单-东单区域。近年来, 北京的快速发展需求使得地下水长期超采, 导致地面沉降的幅度和范围逐年扩大。2003—2010 年的最大年沉降速率达到 110mm/a, 最大累计沉降量达到了 723mm, 年均沉降速率达到 30mm/a 的覆盖区域面积为 480 平方公里。北京平原区形成海淀苏家坨、昌平沙河-八仙庄、顺义、朝阳来广营、东郊八里庄、大兴榆垡 6 大沉降区<sup>[1]</sup>。由于地面沉降严重威胁城市安全, 因此需要分析该地区的地面沉降时空演化特征、预测演化趋势。

有关地面沉降时空演化特征方面的研究方法分为时序分析与空间分析两类。时序演化特征分析通常采用典型点时序图法, 从原始数据中观察地面沉降在时间序列上的变化特征或者通过统计某区域的

年度沉降量来分析时序特征。刘凯斯采用时序排列熵法分析北京地铁 1 号和 6 号线的地面沉降时间序列演化特征<sup>[2]</sup>。Guo 等用 Mann-Kendall 检验对北京平原区时空变化进行分析, 研究历年发生突变现象的机理<sup>[3]</sup>。空间演化特征分析一般采用剖面分析、梯度分析来分析空间上的不均匀地面沉降特征<sup>[4-6]</sup>。Zhou 等用空间分析方法等扇分析探究 2012 年-2018 年北京平原区地面沉降的扩张趋势, 发现地面沉降由向东扩张变为向东和向北扩张<sup>[7]</sup>。Zuo 等运用标准差椭圆方法发现北京市地面沉降漏斗的移动, 揭示不均匀地面沉降<sup>[8]</sup>。上述方法分别从时间或空间的角度研究沉降演化特征, 在时间和空间上相分离, 不能从时空角度发现数据中隐藏的信息和可能存在的规律。本文采用高维数据分析中的主成分分析方法 (Principal Component Analysis, PCA) 研究地面

**项目资助:** 北京市自然科学基金 (8202009); 虚拟现实技术与系统国家重点实验室开放基金 (01117220010020)。

**第一作者:** 赵亚丽 (1995-), 硕士生, 主要从事地理信息科学与 InSAR 地面沉降监测及分析研究。  
zhaoyali@cnu.edu.cn

**通讯作者:** 王彦兵(1972-), 男, 博士, 副教授, wyb@cnu.edu.cn

沉降的时空演化特征，充分利用 InSAR 测量所得的沉降信息具有长时序、覆盖范围广的优势。

PCA 常用于数据降维，本文的应用目的是通过降维挖掘地面沉降的主要时空特征。PCA 应用于地学领域中，能够有效地从时空数据中提取出某信号的时间序列与空间分布，主成分分析模式分为六种，其中 T 模式 (Temporal mode)<sup>[9]</sup>，如：已应用在 GPS 站点数据，电磁测距和潮汐计数据上，用来分离出瞬态形变事件<sup>[10, 11]</sup>。气象领域中，对得出的多种环流模式进行解释<sup>[12]</sup>，分析气象雷暴日的规律<sup>[13]</sup>。

T-模式时间序列分析能识别多个时间序列之间的相似空间模式<sup>[14]</sup>。Rudolf 等通过时间主成分分析 (Temporal Principal Component Analysis, TPCA) 从 InSAR 时序数据中提取主要的时间行为模式<sup>[15]</sup>；Lipovsky 运用 TPCA 提取长时序形变的季节信号<sup>[16]</sup>；Chaussard 等对小范围且量级小的 InSAR 监测结果进行 TPCA 分析，得到第一成为沉降主趋势，第二主成分表征为季节性形变，与承压水空间覆盖范围较一致，第三主成分表现的空间特征与断裂带位置相关<sup>[17]</sup>；吴玉苗用类似于 PCA 的经验正交函数 EOF 得到隧道两个方向的变形时空特征<sup>[18]</sup>；邹正波基于重力场数据识别日本地震，并研究 2002 年~2015 年的重力场时空变化特征<sup>[19]</sup>；Jiang 在对沧州中部承压含水层系统的含水层参数和地下水储量变化定量研究过程中，通过多通道奇异谱分析对地表形变和地下水数据中的季节信号进行分离，推算出弹性骨架存储率，此外，分别重构出总地下水储量、可恢复地下水储量和不可逆地下水储量<sup>[20]</sup>。

综上，时间主成分分析 (TPCA) 可应用于地学领域中，在未知先验知识条件下提取时空数据中的时间序列和空间分布特征。本文使用 TPCA 方法来分析 2003—2010 年的北京平原区地面沉降，定量提取时空特征并进行合理解释。

## 1 时间主成分分析

时间主成分分析 (TPCA) 是一种处理多因素复杂问题的多元统计方法，其主要用途就是进行数据降维和数据解释。作为统计分析“由表及里”的数学手段，常用于指标评价研究中，近些年也应用于

地理数据的模式识别与数据挖掘中。

利用 SAR 数据获取的地面沉降数据，具有大量的空间点位、长时间的监测序列等特点。本文将主成分分析方法应用到地面沉降这种高维度的数据中，通过 PCA 分析得到数据本身所蕴含的时空特征和规律。地面沉降的时序结果可看作是众多观测点的多维时间数据集，以时间为变量进行 PCA 分析，该分析方法被称为时间主成分分析即 TPCA (Temporal Principal Component Analysis)。

### 1.1 时间主成分分析原理

TPCA 首先构建一个  $M \times N$  的矩阵  $X$ ，如图 1a 矩阵所示。 $M$  指观测点个数，代表 PS-InSAR 识别的永久散射体点； $N$  指日期，代表 SAR 影像的获取时间。本文的数据即图 1b 中每一个地理位置的 PS 点，共近 10 万个点；每个 PS 点有 51 个监测数据。

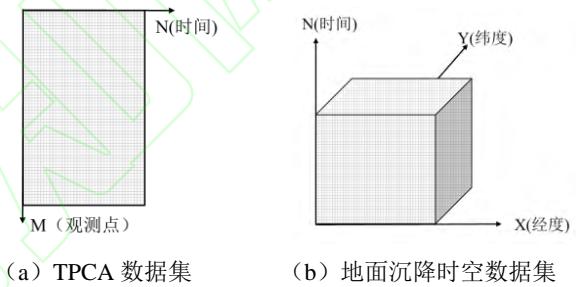


图 1 TPCA 数据结构

Fig.1 Data Structure of TPCA

$X_{M \times N}$  是  $M$  个样本， $N$  个变量，构成的原始矩阵， $X_{M \times N}$  的矩阵表达为：

$$X = [X_1 \dots X_N] = \begin{bmatrix} x_{11} & x_{12} & \dots & x_{1N} \\ x_{21} & x_{22} & \dots & x_{2N} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ x_{M1} & x_{M2} & \dots & x_{MN} \end{bmatrix} \quad (1)$$

第  $i$  个变量可表示为  $X_i = (x_{1i}, x_{2i}, \dots, x_{Mi})^T$ ，TPCA 是对  $X_{M \times N}$  线性变换后，得到新变量矩阵  $Z_{M \times N}$ ，即公式 (2)：

$$\left\{ \begin{array}{l} Z_1 = u_{11}X_1 + u_{21}X_2 + \dots + u_{N1}X_N \\ Z_2 = u_{12}X_1 + u_{22}X_2 + \dots + u_{N2}X_N \\ \dots \\ Z_N = u_{1N}X_1 + u_{2N}X_2 + \dots + u_{NN}X_N \end{array} \right\} \quad (2)$$

其中  $U$ ：

$$U = [U_1 \dots U_N] = \begin{bmatrix} u_{11} & u_{12} & \dots & u_{1N} \\ u_{21} & u_{22} & \dots & u_{2N} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ u_{N1} & u_{N2} & \dots & u_{NN} \end{bmatrix} \quad (3)$$

为了用  $Z_{I(M^*I)}$  来代替原来的  $N$  个变量  $X_{I(M^*I)}$ ,  $X_{2(M^*I)}, \dots, X_{N(M^*I)}$ , 这就要求  $Z_{I(M^*I)}$  尽可能多地反映原来  $N$  个变量的信息, 信息量大小用方差来描述。方差  $Var(Z_I)$  越大, 表示  $Z_{I(M^*I)}$  包含的信息越多。

当变换矩阵满足  $U^T U = I$ , 存在满足条件的  $U_{I(N^*I)}$  使得  $Var(Z_I)$  达到最大,  $Z_{I(M^*I)}$  就称为第一主成分(或者主分量); 使得方差  $Var(Z_2)$  达到第二最大, 则  $Z_{2(M^*I)}$  成为第二主成分, 以此类推求得剩余成分。

具体的求解过程如下:

1) 对矩阵  $X$  均值化: 求矩阵  $X_{M^*N}$  的均值  $E(X) = \mu$ ,  $X$  减去每一时间的平均值;

2) 对均值化的矩阵进行标准化, 得到标准化矩阵  $S_{M^*N}$ ;

3) 基于标准化矩阵求得相关系数矩阵  $R_{N^*N}$ , 且

$$R_{N^*N} = \frac{1}{M-1} S_{N^*M}^T S_{M^*N} \quad (4)$$

求公式(2)中  $Z_I = XU_I$ , 也就是求特征向量  $U_I = (u_{1I}, u_{2I}, \dots, u_{NI})^T$ , 使  $U_I^T U_I = I$  时,  $Var(Z_I)$  达到最大; 也等价于求相关矩阵  $R_{N^*N}$  的特征值和特征向量。设  $\lambda = \lambda_I$  是  $R_{N^*N}$  的最大特征值, 对应的特征向量即为所求  $U_I$ 。一般地,  $X$  的第  $i$  主成分得分  $Z_i$  可通过  $R_{N^*N}$  的第  $i$  特征向量  $U_i$  得到, 即

$$Z_i = XU_i \quad (i=1, 2, \dots, N) \quad (5)$$

$X_{M^*N}$  是  $M^*N$  原始矩阵;  $U_{N^*N}$  是  $N^*N$  特征向量矩阵, 也称为载荷矩阵;  $Z_{M^*N}$  是新变量得分矩阵, 称为主成分得分或者分量, 代表原始数据  $X_{M^*N}$  的线性组合, 图 2 为 TPCA 分析过程中的矩阵。

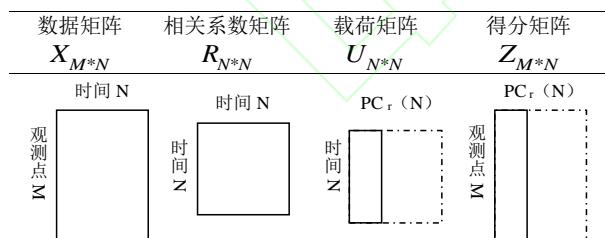


图 2 TPCA 分析过程中的矩阵

Fig.2 Matrix from TPCA

## 1.2 时间主成分分析的结果

TPCA 解算可以得到特征值、特征向量、主成分得分三个变量, 其意义分别为:

(1) 特征值: 是矩阵的一种数学特性; 用于决定提取分量的个数, 测量主成分分量所解释的方差大小, 特征值越大, 主成分分量的方差越大, 分量解释的信息占比(即方差贡献率=主成分特征值/特征值总和)越多。

(2) 特征向量: 特征值对应的向量。时间主成分分析的特征向量可以表征主成分的时间特征, 从而揭示可能存在的形变规律。

(3) 主成分得分: 依据方差大小选择特征向量即主分量方向, 将原始数据投影到主分量方向上, 得到主成分得分, 表征每个 PS 点的主要信息, 这里主要是指 PS 点的空间分布特征。经 TPCA 分解出的特征向量和主成分得分能够反映数据变化的时间空间结构, 按照特征值大小排列, 量化可解释原信息的大小。从定义上来看, PCA 目的是线性组合找到新变量代替原变量—时间变量, 因而 TPCA 的新变量侧重描述空间特征。

## 2. 数据处理

### 2.1 技术路线

本文以北京平原区为研究对象, 1) 借助 Sarproz 平台, 对 2003 年至 2010 年的 Envisat ASAR 数据进行永久散射体干涉测量技术(Permanent Scatterer Interferometric Synthetic Aperture Radar, PS-InSAR) 处理, 经过预处理、生成干涉图、解算形变量, 最后获取北京平原区地面沉降信息, 得到约 10 万个 PS 点及其时序沉降结果。2) 将沉降结果与水准测量结果进行验证。3) 精度验证合格后, 利用时间主成分分析方法分析并提取北京平原区地面沉降的时空演化特征, 具体技术路线如图 3:

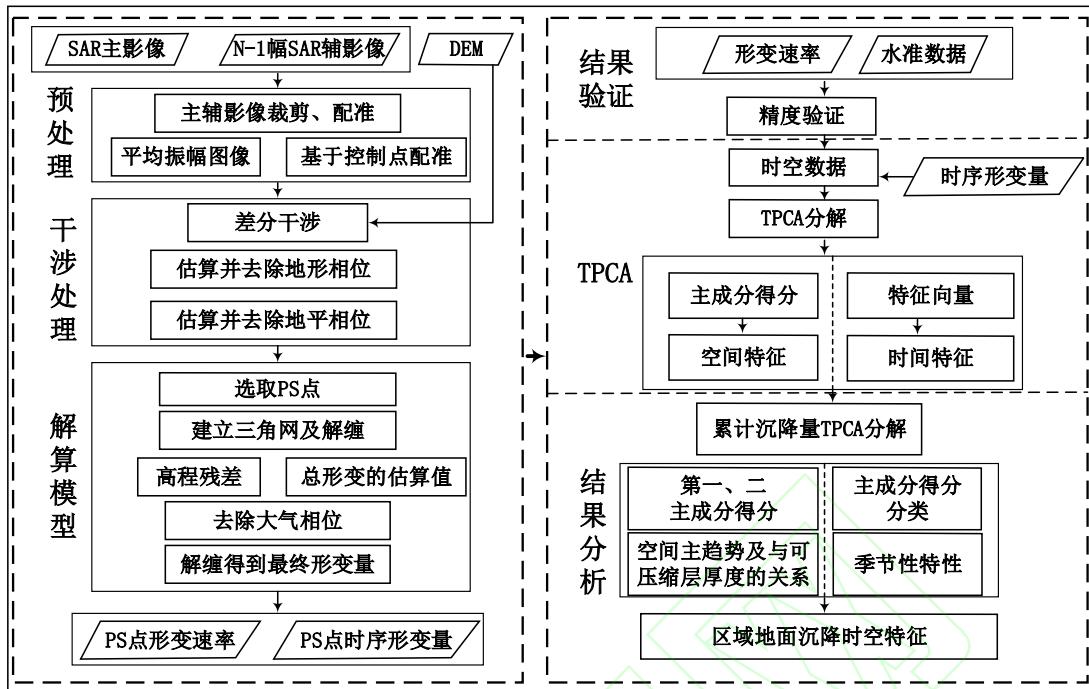


图 3 TPCA 分析地面沉降时空特征技术路线

Fig.3 Technical Route to Analyze Land Subsidence Characteristics Using TPCA

## 2.2 地面沉降信息精度验证

从 Envisat-ASAR 数据集的地面沉降监测结果中提取水准点附近的监测点，将水准点附近的 InSAR 地面沉降数据与 2005-2010 年的水准点监测数据进行对比验证（图 4），发现两者年均沉降速率的相关系数达到 0.97。以水准监测值为基准，PS-InSAR 监测值相对于水准监测值的平均绝对值误差（MAE）为 3.5mm/a，在轻微沉降区（年均沉降量小于 10mm/a），二者相差在 2.5mm/a 以内；在一般沉降区和严重沉降区（年均沉降量大于 10mm/a），二者相差约 10mm/a 以内。由此可知，2003—2010 年的沉降结果精度相对可靠。

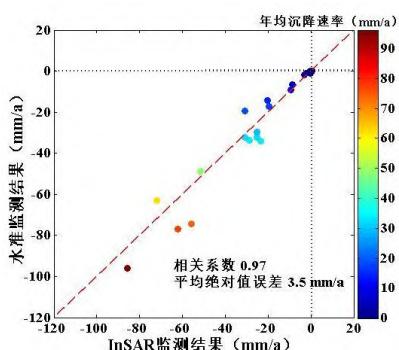


图 4 地面沉降与水准数据的精度验证

Fig.4 Accuracy Verification of Land Subsidence and Leveling Data

## 3. 地面沉降时空特征分析

### 3.1 TPCA 特征值解释原始信息大小

对 10 万个永久散射体的时序累计沉降数据进行时间主成分分析，得到 2003-2010 年北京平原区地面沉降的主成分特征值（表 1）和主成分特征向量（图 5）。除了第一、第二、第三成分的其他各成分的方差贡献率不到 3%，因此本文取前三个成分作为主成分进行研究。

特征值越大，对应主成分分量解释的信息占比越多。由表 1 可知：第一主成分由于其特征值的方差贡献率达到 86.18% 之高，因此提取了原数据的绝大部分信息和变化特征，说明第一主成分代表北京平原区的主要地面沉降变化特征。

由于主成分  $Z_j = u_{1j}X_1 + u_{2j}X_2 + \dots + u_{Nj}X_N$ ，  
 $Cov(X_i, Z_j) = Cov(u_{i1} + \dots + u_{iN}Z_N, Z_j) = u_{ij}\lambda_j$ ，由此可得  $X_i$ （所有原变量）与  $Z_j$ （某一主成分得分）的相关系数为：

$$\rho(X_i, Z_j) = \frac{Cov(X_i, Z_j)}{\sigma_i \sqrt{\lambda_j}} = \frac{u_{ij}\sqrt{\lambda_j}}{\sigma_i}$$

$X_i$  方差为  $\sigma_i$ ,  $Z_j$  方差为  $\sqrt{\lambda_j}$ 。

可见, 第  $j$  个主成分得分与变量  $X_i$  的相关程度与对应主成分线性组合系数(特征向量)的大小有关; 因此特征向量代表了主成分得分与原始变量的相关程度。

特征向量表示线性组合后的主成分得分与原始变量的相关程度, 也表示主成分特征的时间变化趋势。图 5 中 PC1 的特征向量在 0.15 附近保持稳定, 说明地面沉降的发展趋势在该段时间内保持一致。PC2 和 PC3 的特征向量整体变化幅度相对 PC1 要大一些, PC2 和 PC3 主成分通过进一步计算可以揭示地面沉降的部分季节性变化特征。

2005 年之前, 前三特征向量的系数有明显的变化幅度, 是因为 2003~2005 年的采集时间稀疏、处理数据是累计沉降数据, 前段时间的差异变化相对大, 后期细微变化表现得不明显, 导致前段时间的系数变化较大。

表 1 地面沉降的主成分特征值

Tab.1 Principal Component Eigenvalues of Land Subsidence

成分	特征值	解释占比	累计占比
<b>PC1</b>	43.95	86.18%	86.18%
<b>PC2</b>	4.42	8.66%	94.84%
<b>PC3</b>	1.21	2.37%	97.21%

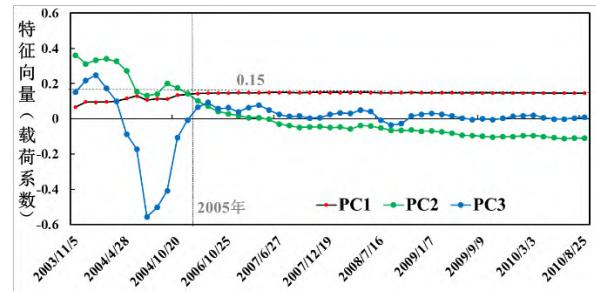


图 5 前三个主成分时间序列载荷图

Fig.5 Time Series Loading Diagram of 3 Principal Components

### 3.2 TPCA 主成分得分揭示地面沉降空间变化特征

#### 3.2.1 第一主成分得分分析

特征向量代表了最大的变化方向。将标准化数据投影到特征向量上, 得到的投影值是新变量, 即主成分得分。不同主成分得分代表不同的空间分布特征。

第一主成分得分揭示地面沉降的空间变化主趋势。首先, PC1 得分(图 6b)与年平均沉降速率(图 6a)空间分布一致, 均体现出北京平原区的主要沉降漏斗和不均匀沉降, 且相关系数达 0.98(图 6c), PC1 方向上, 地面沉降速率分区明显(图 6d); PC1 特征向量的系数差异不大, 变化趋势稳定; PC1 的方差贡献率最大, 代表最大的变化特征。因此第一主成分表示地面沉降空间特征在 2003~2010 年一直延续和发展, 不均匀沉降显著。

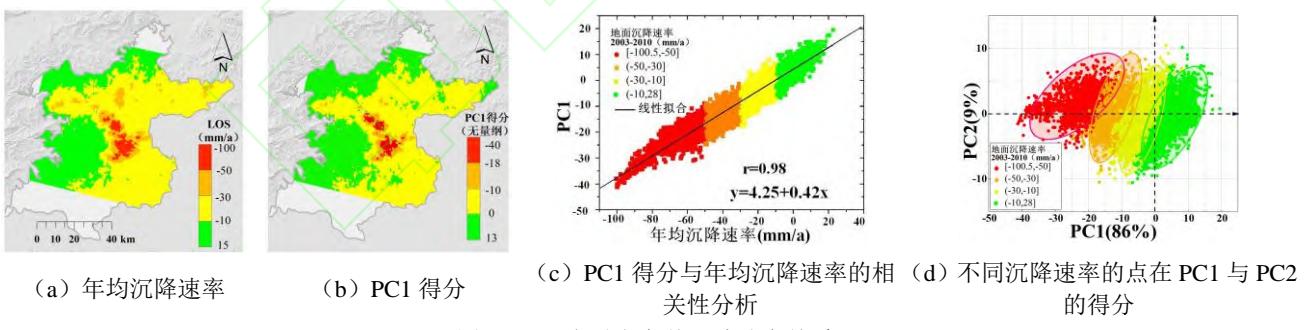


图 6 PC1 得分与年均沉降速率关系

Fig.6 The Relationship between PC1 Score and Average Annual Subsidence Rate

#### 3.2.2 与可压缩层厚度空间分布相似的第二主成分

PC2 与可压缩层厚度相关性较强。观察 PC2 得分的空间分布(图 7b), 发现平原区北部沉降区和东部漏斗沉降区存在不同的空间特征。PC2 得分的正值分布范围(图 7b)与 130m 以深的可压缩层空

间分布相似(图 7a); 且两者相关系数达 0.61, 相关性较大(图 7c); 前两个主成分得分的散点图中, PC2 方向上, 较厚(>130m)与较薄(60-130m)的 PS 点有较为明显的分区现象(图 7d), 说明可压缩层厚度在 PC2 方向上差异明显。因此 PC2 与可压缩层厚度相关性较强。

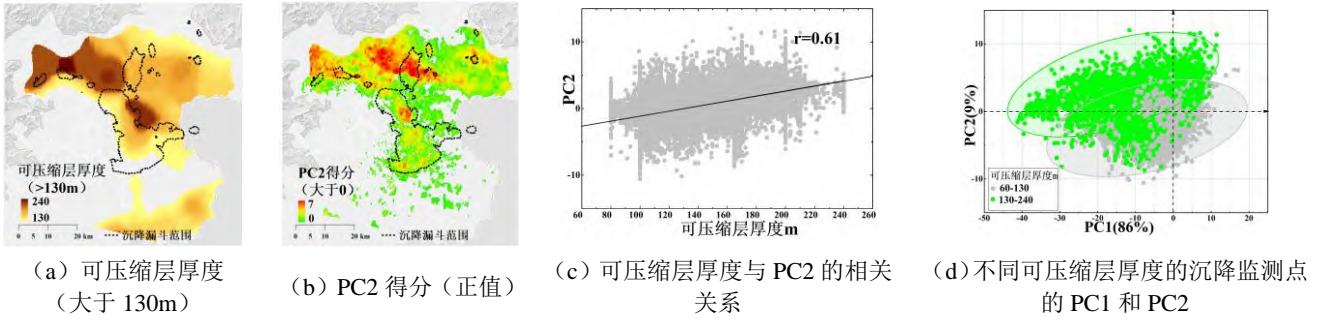


图 7 第二主成分与可压缩厚度的关系

Fig.7 The Relationship between the Second Principal Component and Compressive Thickness

### 3.3 主成分关系及季节性形变

#### 3.3.1 基于主成分关系对沉降区域 PS 点进行分类

PC1 得分绝对值远大于 PC2, 叠加两者会使 PC2 的空间特征被 PC1 的空间主趋势掩盖。因此, 通过比较两分量的相位关系, 进一步研究两者的变化关系, 发现 PC1 得分为负、且 PC2 为正的 PS 点覆盖了-30mm/a 沉降漏斗范围的严重沉降区域, 如图 8a 的 II 象限。其余两分量的关系分别为: 图 8a 的 I 象限代表第一、第二主成分均为正值, 覆盖了非沉降区域; III 象限代表第一、第二主成分均为负值, 覆盖一部分沉降区域和非沉降区域; IV 象限代表第一主成分为正值, 第二主成分为负值, 覆盖一部分非沉降区域。

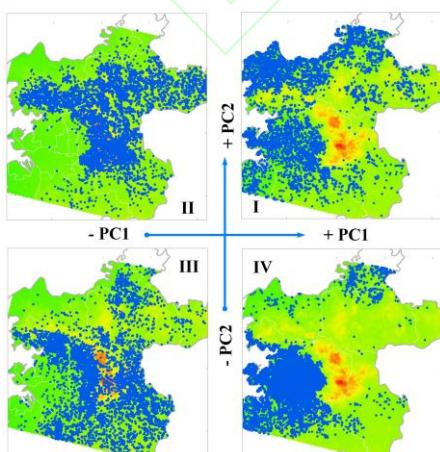
由于严重沉降区域对经济社会生活有重大影响, 着重分析严重沉降区域 PS 点的规律。通过空间自相关分析发现严重沉降区域的分类情况。对图 8a II 象限的监测点的 PC1 得分进行空间自相关分析, 得到该 PS 点的聚集分类图 (图 8b), 研究区的北部沉

降区域 (海淀苏家坨、昌平沙河-八仙庄、顺义) 呈现高高集聚 (图 8b 橙色部分), 南部沉降区域 (朝阳来广营、金盏-东坝、黑庄户) 呈现低低集聚 (图 8b 绿色部分)。

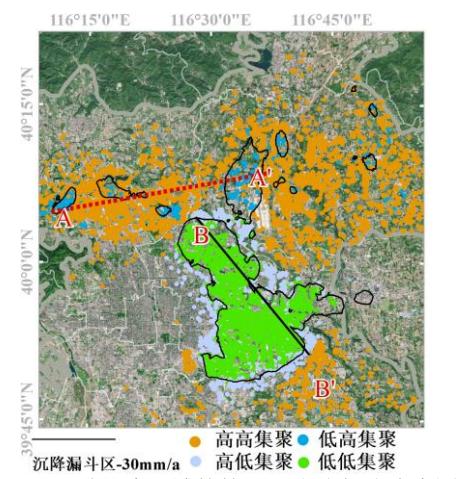
#### 3.3.2 沉降区域的季节性特征

研究区北部和南部沉降区域体现出不同的季节性沉降。通过统计一年内前后的累计沉降量来分析季节性沉降, 将作差之后的沉降量 (即春夏季节沉降量-秋冬沉降量) 称为半年差分沉降量。半年差分沉降量为负值, 则春夏季节沉降量多于秋冬季节沉降量; 正值则秋冬沉降量多于春夏季节沉降量。从半年差分沉降量 (图 9a, 9b) 的统计中, 发现北部沉降区域的春夏季节沉降量较多; 南部沉降区域的秋冬沉降量较多。

严重沉降区域的高高集聚、低低集聚分类图 (图 8b) 与严重沉降区域北部、南部季节性沉降的空间分布相似 (图 9a, 9b)。



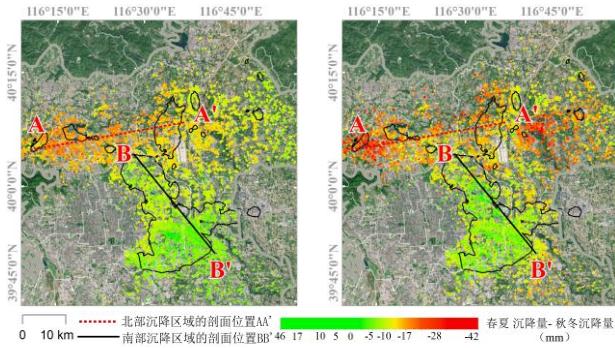
(a) PC1 和 PC2 的象限图



(b) 严重沉降区域的第一主成分得分聚类图

图 8 两个主成分之间的关系以及沉降区域分类图

Fig.8 The Relationship between the Two Principal Components

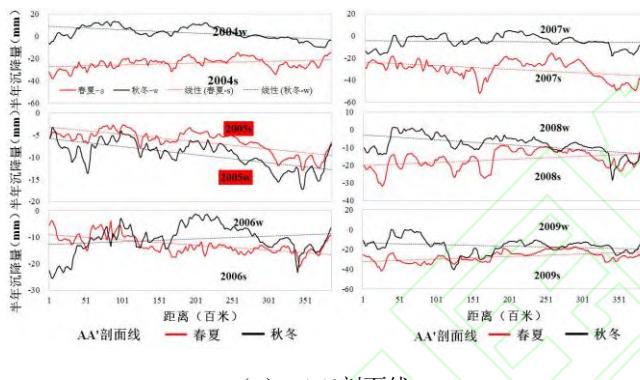


(a) 2004年半年差分沉降量 (b) 2009年半年差分沉降量

图 9 2004 年和 2009 年的差分沉降量图

Fig.9 Seasonal Variation of Cumulative Land Subsidence in 2004 and 2009

进一步分析研究区北部沉降区和南部沉降区的差异。沿北部沉降区域的红虚线 AA'、南部沉降区域的黑实线 BB' (图 9a), 做剖面分析, 得到沿线

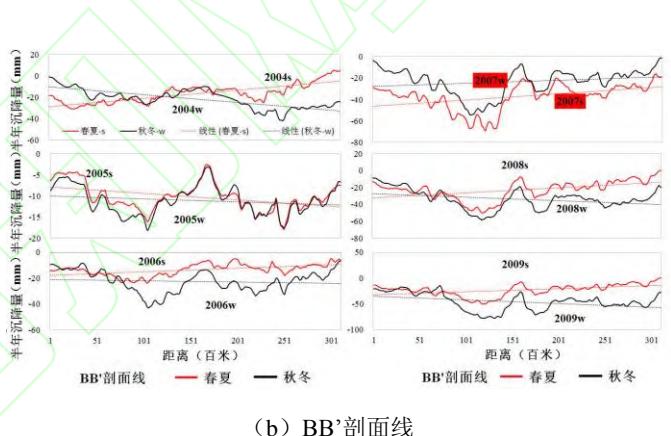


(a) AA'剖面线

图 9 季节性形变

2004 年~2009 年的半年地面沉降量剖面图(图 10)。

发现: 1) 北部沉降区域整体上在春夏季节的沉降更多。2005 年数据缺失严重, 未体现春夏季节的沉降多; 2006、2008、2009 年均有部分季节性形变不明显的地方, 其沉降速率相较前一年变化大(图 11a), 导致季节性不明显, 沉降速率变化大可能与该位置地下水的水位异常变化有关系。2) 南部沉降区域整体上秋冬季节沉降更多。2005 年同样未体现秋冬季节的沉降多; 2004,2006,2008,2009 年, 范围约 1~80 百米部分对应来广营沉降漏斗, 该沉降漏斗区别于其他两个沉降漏斗, 可能与其地下水开采有较大差异有关; 2007 年相对前一年的沉降速率变化最大(图 11b), 其季节性沉降不明显。

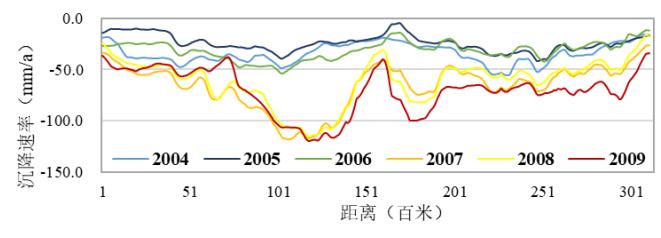


(b) BB'剖面线

Fig.10 Seasonal Land Subsidence



(a) AA'剖面线



(b) BB'剖面线

图 11 历年的沉降速率剖面线

Fig.11 Subsidence Rate Profile over the years

#### 4.结语

本文利用时间主成分分析 TPCA 对地面沉降数据进行分解, PS 点作为观测点, 时间作为变量。TPCA 实质上是从时间维度上进行降维, 将具有相

同空间变化特征的观测点分离, 线性组合的新变量代替原始的时间变量, 得到空间特征。得到以下结论:

1) TPCA 应用于具有空间位置和时序属性的数据集, 可以识别出该空间下的主要特征。特征值决定了各分量解释的信息量大小。主成分特征向量为

一个时间序列，代表 PC 空间模式与沉降之间的相关关系。

2) 主成分得分是 TPCA 分解得到的空间模式，表示的是不同的空间特征；本文的 PC1 得分与年平均沉降速率空间分布一致，揭示地面沉降的空间变化主趋势；PC2 得分与可压缩层厚度相关性较强。

3) 从主成分得分关系中得出严重沉降区域的分类情况，主要体现南北沉降区域的不同聚类现象，该现象与季节性沉降相关。同时研究区的北部、南部沉降区域存在较明显的季节性差异，与前面所描述的集聚分类空间分布相似。

TPCA 属于数据驱动方法，不需要先验模型做出假设，主要利用多元统计原理，仅根据数据内在结构提取具有统计意义的区域信息。所以相对假设驱动方法通常具有更好的自适应性和信号发掘能力，具有比较强的客观性，客观揭示数据内在信息。缺陷在于提取的分量不一定与现实有吻合之处，缺乏一定的现实意义。由于 TPCA 是线性组合，通过找到方差最大的方向进行投影，得到变量仅仅是不相关，并不相互独立。PCA 只用到了原始数据的二阶统计信息，而忽略了其高阶统计信息。因此，需要借助旋转主成分进行优化，找到更多主成分蕴含的物理意义。

## 参考文献

- [1] Yang Yan,JiaSanman,Wang Haigang.The Status and Development of Land Subsidence in Beijing Plain[J]. *Shanghai Geology*, 2010, 31(4):23-28(杨艳, 贾三满,王海刚.北京平原区地面沉降现状及发展趋势分析[J].上海地质, 2010,31(4):23-28)
- [2] Liu Kaisi. Evolution Characteristics and Risk Assessment of Land Subsidence in the Area along Beijing Subway M1/M6[D].Beijing: Capital Normal University,2018 (刘凯斯, 北京地铁 M1/M6 沿线区地面沉降演化特征及风险评价[D]. 北京:首都师范大学,2018)
- [3] Duan Guangyao, Liu Huanhuan , Gong Huili , ChenBeibei.Evolution Characteristics of Uneven Land Subsidence along Beijing-Tianjin Inter-City Railway[J]. *Geomatics and information Sciences of Wuhan University*, 2017. 42(12):1847-1853(段光耀, 刘欢欢,宫辉力,陈蓓蓓.京津城际铁路沿线不均匀地面沉降演化特征[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2017, 42(12):1847-1853)
- [4] Luo Sanming , Du Kaifu,Wan Wenni , et al.Ground Subsidence Rate Inversion of Large Temporal and Spatial Scales Based on Extended PSInSAR Method[J]. *Geomatics and information Sciences of Wuhan University*, 2014. 39(9):1128-1134(罗三明, 杜凯夫, 万文妮等. 利用 PSInSAR 方法反演大时空尺度地表沉降速率 [J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2014. 39(9):1128-1134)
- [5] Zhu Bangyan, Yao Fengyu, Sun Jingwen, et al.Attribution Analysis on Land Subsidence Feature in Hexi Area of Nanjing by InSAR and Geological Data [J]. *Geomatics and information Sciences of Wuhan University*, 2020, 45(3):442-450(朱邦彦,姚冯宇,孙静雯等.利用 InSAR 与地质数据综合分析南京河西地面沉降的演化特征和成因 [J]. 武汉大学学报(信息科学版),2020,45(3): 442-450)
- [6] Guo L, Gong, H L, Zhu F, et al.Analysis of the Spatiotemporal Variation in Land Subsidence on the Beijing Plain, China[J].*Remote Sensing*, 2019, 11(10):1170-1189
- [7] Zhou C D,Lan H X, Gong H L, et al. Reduced Rate of Land Subsidence since 2016 in Beijing, China: Evidence from Tomo-PSInSAR using RadarSAT-2 and Sentinel-1 datasets[J].*International Journal of Remote Sensing*, 2019,41(4):1-27
- [8] 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), 539-558
- [9] Richman M B. Rotation of principal components [J]. *Journal of Climatology*, 1986, 6(3): 293-335
- [10] Lin Y N, Kositsky A P and Avouac J. PCAIM joint inversion of InSAR and Ground-based Geodetic Time Series: Application to Monitoring Magmatic Inflation beneath the Long Valley Caldera [J]. *Geophysical Research Letters*, 2010, 37(23): 23301-23305
- [11] Ji K H and Herring T A. Transient Signal Detection Using

- GPS Measurements: Transient Inflation at Akutan Volcano, Alaska, during early 2008 [J]. *Geophysical Research Letters*, 2011, 38(6): 6307-6312
- [12] Zhang J P, Zhu T, Zhang Q H, et al. The Impact of Circulation Patterns on Regional Transport Pathways and Air Quality over Beijing and its Surroundings [J]. *Atmos. Chem. Phys.*, 2012, 12(11): 5031-5053
- [13] Zhu Biao, Wang Zhenghui, Li Chunhua, et al. Analysis of Climate Spatial-Temporal Character of Thunderstorm over Jiangsu Province [J]. *Scientia Meteorologica Sinica*, 2009, 29(6): 849-852(朱飄, 王振会, 李春华等. 江苏雷暴时空变化的气候特征分析 [J]. 气象科学, 2009, 29(6):849-852)
- [14] Neeti N and Ronald Eastman J. Novel Approaches in Extended Principal Component Analysis to Compare Spatio-Temporal Patterns among Multiple Image Time Series [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2014, 148(2014): 84-96
- [15] Rudolph M L, Shirzaei, M, Manga, M et al. Evolution and future of the Lusi mud eruption inferred from ground deformation [J]. *Geophysical Research Letters*, 2013, 40(6): 1089-1092
- [16] Lipovsky B. Physical and Statistical Models in Deformation Geodesy [D]. University of
- [17] Chaussard E, Bürgmann R, Shirzaei M, et al. Predictability of Hydraulic Head Changes and Characterization of Aquifer-system and Fault Properties from InSAR-derived Ground Deformation [J]. *Journal of Geophysical Research: Solid Earth*, 2014, 119(8):6572-6590
- [18] Wu Yumiao. Investigation on Tunnel Deformation Monitoring Method based on the EOF and Neural Network[D]. *Southwest Jiaotong University*, 2014(吴玉苗. 基于EOF与神经网络的隧道变形监测方法研究[D]. 西南交通大学,2014)
- [19] Zou Z B, Li H, Wu Y L, et al. Spatial and Temporal Characteristics of Long-Term Satellite Gravity Change in the Epicenter of KMw9.0 Japan Earthquake and its Surrounding Regions[J]. *Acta Seismologica Sinica*. 2016, 38(3):417-428(邹正波, 李辉, 吴云龙等. 日本M\_W9.0地震震区及其周缘 2002~2015 年卫星重力变化时空特征 [J]. 地震学报, 2016. 38(03): 417-428)
- [20] Jiang L, Bai L, Zhao Y, et al. Combining InSAR and Hydraulic Head Measurements to Estimate Aquifer Parameters and Storage Variations of Confined Aquifer System in Cangzhou, North China Plain[J]. *Water Resources Research*, 2018, 54(10): 8234-8252

## The Temporal and Spatial Analysis of Land Subsidence in Beijing Plain based on TPCA

ZHAO Yali<sup>1,2,3</sup> WANG Yanbing<sup>1,2,3</sup> WANG Xinyu<sup>1,2,3</sup> TIAN Xiuxiu<sup>1,2,3</sup>

LI Xiaojuan<sup>1,2,3</sup> YU Jie<sup>1,2,3</sup>

1. Schools 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

**Abstract: Objectives:** Most of the characteristics of land subsidence are analyzed separately from the perspective

of temporal or spatial, and the hidden information and possible laws in the data cannot be discovered simultaneously. Temporal Principal Component Analysis (TPCA) can be used to extract temporal and spatial characteristics of temporal-spatial data in the field of geosciences. The land subsidence in the Beijing Plain has typical temporal and spatial characteristics. Therefore, TPCA makes full use of the advantages of long-term coverage of land subsidence obtained by InSAR measurement. **Methods:** 1. Permanent Scatterer Interferometric Synthetic Aperture Radar (PS-InSAR) technique provide a convenient method to measure land subsidence in sub-centimeter precision. 51 Envisat ASAR data acquired from 2003 to 2010 in the Beijing Plain were used to produce 50 interferograms and obtain time-series deformation with nonlinear model. The critical steps include preprocessing like master and auxiliary images registration and registration of control points; differential interference; extraction of PS(Permanent Scatterers); removal of atmospheric phase; unwrapping to obtain the final deformation. 2. Based on the land subsidence of about 100,000 points and 51-time series, construct the original data matrix  $X_{100000*51}$ , calculate the correlation coefficient matrix, and use the TPCA method to analyze the temporal and spatial evolution characteristics of land subsidence in the Beijing Plain. The Eigenvector from TPCA is a time series, which represents the correlation between the PC spatial pattern and the subsidence. The principal component score is the spatial pattern obtained by TPCA decomposition, which represents different spatial characteristics, and further analyzes the characteristics of the new variable-principal component score. **Results:** It is found that: (1) The Eigenvalues determine the amount of information explained by each component. The information explained by the first three principal components (variance contribution rate) is 86.18%, 8.66%, and 2.37% respectively. (2) The eigenvector represents the degree of correlation between the principal component scores after linear combination and the original variables, and also represents the time trend of the principal component features. The eigenvector of PC1 remained stable around 0.15, indicating that the development trend of land subsidence remained consistent during this period. The overall variation range of the feature vectors of PC2 and PC3 is larger than that of PC1. The PC2 and PC3 can reveal some seasonal variation characteristics of land subsidence through further calculation. (3) The first principal component obtained by TPCA analysis represents the long-term development trend of the spatial distribution of land subsidence. (4) The area that the second principal component that is positive has a correlation in spatial distribution with the area of compressible layer thickness above 130m. (5) The PS points where the first principal component scores are negative and the second principal component scores are positive are distributed in the severe subsidence area above 30mm/a. There is an obvious classification of land subsidence and seasonal variation between north and south area in the severe subsidence area. **Conclusions:** In general, the temporal and spatial variation of land subsidence could be studied for urban safety monitoring by TPCA. It also can identify the main characteristics of the space and the law of temporal and spatial evolution. Since TPCA is a linear combination, by finding the direction with the largest variance for projection, the variables obtained are just uncorrelated and not independent of each other. PCA only uses the second-order statistical information of the original data and ignores its high-order statistical information. Therefore, it is necessary to optimize by rotating principal components to find more physical meanings of principal components.

**Key words:** Beijing plain; land subsidence; temporal and spatial characteristics; temporal principal component analysis(TPCA); seasonal deformation

**First author:** ZHAO Yali, master, specializes in Geographic Information Science and Land Subsidence Monitoring and Analysis Research Based on InSAR. E-mail:zhaoyali@cnu.edu.cn

**Corresponding author:** WANG Yanbing, PhD, associate professor. E-mail:wyb@cnu.edu.cn

**Foundation support:** Beijing Natural Science Foundation (8202009); Open Project Program of the State Key

Laboratory of Virtual Reality Technology and Systems, Beihang University, China (No.011177220010020).

