



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: ConvLSTM 神经网络的时序 InSAR 地面沉降时空预测
作者: 何毅, 姚圣, 陈毅, 闫浩文, 张立峰
DOI: 10.13203/j.whugis20220657
收稿日期: 2023-06-04
网络首发日期: 2023-07-04
引用格式: 何毅, 姚圣, 陈毅, 闫浩文, 张立峰. ConvLSTM 神经网络的时序 InSAR 地面沉降时空预测[J/OL]. 武汉大学学报(信息科学版).
<https://doi.org/10.13203/j.whugis20220657>



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、外文字母、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.whugis20220657

引用格式:

何毅, 姚圣, 陈毅, 等. ConvLSTM神经网络的时序InSAR地面沉降时空预测[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2023, DOI: 10.13203/j.whugis20220657 (HE Yi, YAO Sheng, CHEN Yi, et al. Spatio-temporal prediction of time-series InSAR Land subsidence based on ConvLSTM neural network[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2023, DOI: 10.13203/j. whugis20220657)

ConvLSTM神经网络的时序 InSAR 地面沉降时空预测

何毅^{1,2,3}, 姚圣^{1,2,3}, 陈毅^{1,2,3}, 闫浩文^{1,2,3}, 张立峰^{1,2,3}

1. 兰州交通大学 测绘与地理信息学院, 兰州 730070

2. 地理国情监测技术应用国家地方联合工程研究中心, 兰州 730070

3. 甘肃省地理国情监测工程实验室, 兰州 730070

摘要: 现有地面沉降时空预测方法存在时序特征捕捉能力差, 未顾及空间邻域特征等问题, 导致地面沉降时空预测的可靠性差。本研究提出了一种能够捕捉时序特征和空间邻域特征的卷积长短时记忆 (Convolutional Long Short-term Memory, ConvLSTM) 神经网络地面沉降时空预测方法。选取北京首都国际机场作为研究区, 首先基于差分干涉测量短基线集时序分析技术 (Small Baseline Subset Interferometric Synthetic Aperture Radar, SBAS-InSAR), 利用 Sentinel-1A 影像获取北京首都国际机场的地面沉降时空 InSAR 数据, 接着构建 ConvLSTM 的地面沉降时空预测模型, 最后模拟预测该区域未来一年的地面沉降。利用永久散射体干涉测量 (Persistent Scatterer InSAR, PS-InSAR), SBAS-InSAR 技术结果和水准点数据交叉验证了时序 InSAR 结果的可靠性。时序 InSAR 地面沉降数据采用滑动窗口进行数据分割形成多对一数据集模式。结合小波变换和评价指标确定时空预测模型的最佳时间步长, 建立时序 InSAR 地面沉降的 ConvLSTM 时空预测模型。其预测结果和真实结果的拟合度 R^2 达到 0.997。同时基于图像评价指标结构相似性 (Structural Similarity, SSIM) 和多尺度结构相似性 (Multi-Scale Structural Similarity, MS-SSIM) 进一步评价了模型的性能, SSIM 和 MS-SSIM 分别达到了 0.914、0.975。此外, 与支持向量回归 (support vector regression, SVR)、多层感知器 (multilayer perceptron, MLP)、卷积神经网络 (Convolutional Neural Network, CNN) 和长短时记忆神经网络 (Long-Short Term Memory, LSTM) 模型进行了对比分析, 各项指标均揭示出本文提出的模型最优。采用提出的 ConvLSTM 地面沉降时空预测模型预测到 2022 年 11 月北京首都国际机场最大累积沉降量将达到 157 mm。本研究可为城市地面沉降早期预防提供关键技术支撑。

关键词: 地面沉降; 时序 InSAR; 时空预测; ConvLSTM

中图分类号: P237

文献标志码: A

Spatio-temporal prediction of time-series InSAR Land subsidence based on ConvLSTM neural network

HE Yi^{1,2,3}, YAO Sheng^{1,2,3}, CHEN Yi^{1,2,3}, YAN Haowen^{1,2,3}, ZHANG Lifeng^{1,2,3}

1. Faculty of Geomatics, Lanzhou Jiaotong University, Lanzhou 730070, China;

收稿日期: 2023-06-04

项目资助: 自然资源部: 城市国土资源监测与模拟重点实验室开放基金资助项目(编号: KF-2021-06-014); 甘肃省自然科学基金(编号: 20JR10RA249); 兰州交通大学“天佑青年托举人才计划”基金项目(编号:1520260109); 兰州交通大学优秀平台(编号: 201806)

第一作者: 何毅, 教授, 主要从事生态遥感和地质灾害等方面研究。heyi@mail.lzjtu.cn

通讯作者: 陈毅, 硕士。cy_rser@163.com

Abstract: Objective: Existing spatio-temporal prediction methods of land subsidence have some problems, such as poor ability to capture time-series features and ignoring spatial neighborhood features, which lead to poor reliability of spatio-temporal prediction of land subsidence. **Method:** In this study, a spatio-temporal prediction of land subsidence based on convolutional long short-term memory (ConvLSTM) neural network is proposed, which can capture time-series features and spatial neighborhood features. Beijing Capital International Airport (BCIA) was selected as the experimental area. Firstly, based on Small Baseline Subset Interferometric Synthetic Aperture Radar (SBAS-InSAR), Sentinel-1A images were used to obtain the spatio-temporal InSAR data of land subsidence at BCIA, and then a ConvLSTM model was constructed to predict the land subsidence in the next year. Permanent scatters InSAR (PS-InSAR), SBAS-InSAR and benchmark results were used to cross-verify the reliability of time-series InSAR results. Time-series InSAR land subsidence data were segmented by sliding windows to form a many-to-one data set model. Combined with wavelet transform and evaluation indexes to determine the optimal time step of the prediction model, the ConvLSTM spatio-temporal prediction model of time-series InSAR land subsidence was established. **Results:** The R^2 of the predicted and real results reached 0.997. Meanwhile, the performance of the model was further evaluated based on the image evaluation index structural similarity (SSIM) and multi-scale structural similarity (MS-SSIM), and the SSIM and MS-SSIM reached 0.914 and 0.975, respectively. **Conclusion:** In addition, support vector regression (SVR), multilayer perceptron (MLP), convolutional neural network, CNN) and the Long-Term Memory neural network (LSTM) model were compared and analyzed, and each index revealed that the model proposed in this paper was optimal. The ConvLSTM spatial-temporal prediction model was used to predict that the maximum cumulative subsidence at BCIA will reach 157 mm by November 2022. This study can provide key technical support for the early prevention of urban land subsidence.

Key words: Ground subsidence; Time-series InSAR; Spatio-temporal prediction; ConvLSTM

21 世纪以来, 全球范围内已有约 150 个城市发生地面沉降, 其中中国有 50 多个城市经历了不同程度的地面沉降, 累计沉降量超过 200 mm 的城市区面积超过 7.9 万 km^2 ^[1], 严重影响城市基础设施的结构健康。地面沉降实时监测和时空预测能够提前发现异常地面现象, 防止地面沉降灾害发生。可见, 实时监测和预测地面沉降对于城市基础设施损害的早期预警和及时采取预防措施具有重要意义。

合成孔径雷达干涉测量技术 (Interferometric Synthetic Aperture Radar, InSAR) 作为一种新兴的对地观测技术, 能实现大范围、高精度、高密度、低成本和快速的区域地面沉降监测, 被广泛应用^[2-8]。多时相干涉合成孔径雷达 (Multi-

Temporal InSAR, MT-InSAR) 技术可利用同一地区多幅图像进行地面沉降监^[9], 显著提高地面沉降监测精度。小基线集雷达干涉测量技术 (Small Baseline Subset InSAR, SBAS-InSAR)^[10]是典型的 MT-InSAR 技术, 利用多主影像将长基线变成短基线形成干涉图对网络进行精确分析, 有效减小时空基线过长带来的大气延迟和相关噪声误差^[11], 在地面沉降监测方面已取得显著成效。可见, SBAS-InSAR 能够获取高精度、大范围以及时间序列的地面沉降时空数据, 可为地面沉降早期识别和时空预测模型构建提供理论和基础数据支撑。

目前, 已有的地面沉降预测方法可分为数学统计模型^[12]、经验模型^[13]和人工智能模型^[14]三大

类。其中人工智能模型可以进行大规模并行计算，容错能力较强，并具备自主学习功能，拥有线性 and 非线性函数逼近能力，预测精度高，被广泛应用^[15,16]。目前最为经典的人工智能模型为反向传播（Back Propagation, BP）神经网络。但 BP 神经网络预测模型通常利用全球定位系统（Global Positioning System, GPS），水准测量等监测数据进行地面沉降预测，其测量值在时空上具有稀疏性和不连续性，会影响地面沉降预测精度。同时传统 BP 神经网络难以拟合主要是由于需要训练的权值太多，对训练数据量的要求高，在用于 InSAR 任务时会存在样本不足的问题，难以捕捉时序特征和顾及空间邻域特征，对于形变模式复杂的地区，会出现模型预测精度低或失效问题。因此，为提高地面沉降时空预测精度和可靠性，需获取高密度实时监测的序列数据以及构建能够捕捉时序特征和顾及空间邻域特征的地面沉降时空预测模型。

随着深度学习技术的进步，基于时序 InSAR 数据利用深度学习方法进行时序预测已成为研究热点，尤其长短时记忆（Long short-term memory, LSTM）^[17]网络和卷积神经网络（Convolutional Neural Network, CNN）模型应用最为突出^[18]。LSTM 是一类专门处理序列数据的神经网络，能够捕捉时序数据的变化特征，在时序 InSAR 数据预测中已取得显著成果^[19-21]，但 LSTM 网络结构仅仅关注时序 InSAR 数据的时间特征，对于时序 InSAR 图像数据忽略了空间邻域信息，无法提取时序 InSAR 图像数据中的空间邻域特征，进而影响时序 InSAR 图像预测的精度^[22]。CNN 是一类主动学习图像特征的神经网络，能够关注到时序图像的空间邻域特征，同时 CNN 网络提出了权值共享概念，减少了需要训练参数的数量，因此，CNN 在时序 InSAR 数据预测中也被广泛应用^[23,24]，但 CNN 作为前馈神经网络

结构，默认以最后一个全连接层作为输出，难以适应同时考虑不同时间深度特征^[25]，影响时序数据预测精度。而卷积长短时记忆网络（Convolutional LSTM, ConvLSTM）^[26]作为 LSTM 核心思想的拓展，与 LSTM 网络结构类似，但不同的是 ConvLSTM 将 LSTM 中的全连接状态转换成了卷积状态，图像预测处理时无需进行数据一维化操作，使得 ConvLSTM 拥有了 LSTM 网络处理时序数据的能力和 CNN 网络善于学习空间邻域特征的能力。

本研究选取北京首都国际机场为实验区，首先利用 SBAS-InSAR 技术获取北京首都国际机场时序 InSAR 地面沉降时空数据，然后构建 ConvLSTM 时空预测模型，有效学习地面沉降时序特征和空间邻域特征，最后利用构建的 ConvLSTM 时空模型预测北京首都国际机场未来一年地面沉降。本研究可为地面沉降早期预警提供关键技术支撑，同时也为实现城市可持续发展提供理论基础。

1 研究方法

1.1 SBAS-InSAR 技术

Berardino 等人于 2002 年提出 SBAS-InSAR 技术^[10]，该技术核心原理是将所有 SAR 影像根据合理的空间基线和时间基线阈值生成干涉对，组合成小基线集，使得各子基线集内影像基线的间距小，对每个子基线集中利用最小二乘方法计算各子基线集内时间序列的地表形变；利用奇异值分解法解算各子基线集之间可能存在的病态方程参数^[27]；通过多个干涉图的组合，基于高相干点建立线性形变模型进行反演获得线性形变速率及高程误差等信息，再将残余误差通过时空滤波去除大气延迟并进行分解得到非线性形变信息。SBAS-InSAR 技术处理流程如图 1 所示。

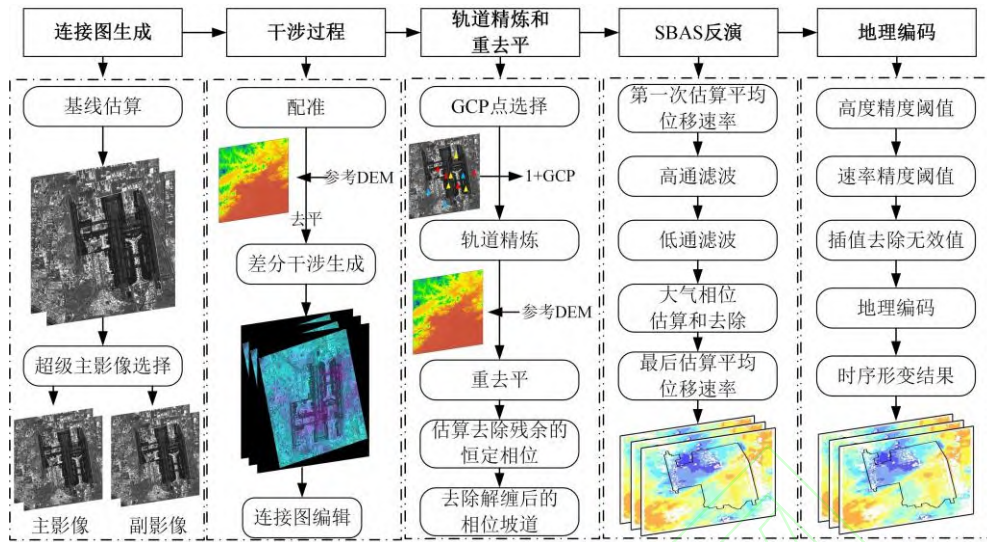


图 1 SBAS-InSAR 技术的处理流程

Fig.1 Processing flow of SBAS-InSAR technology

1.2 地面沉降时空预测模型

1.2.1 卷积长短时记忆神经网络 (ConvLSTM)

Shi 等人于 2015 年提出 ConvLSTM，该模型开始主要用来解决降水临近预报问题^[26]，降水临近预报可以看作时空预测问题。ConvLSTM 是 LSTM 神经网络的一种变体，它是 LSTM 核心思想的扩展，其结构与 LSTM 相似，LSTM 中输入层到隐藏层和隐藏层到隐藏层中的全连接被换成卷积，使得 ConvLSTM 在不同状态下都具有卷积结构，它不仅具有 LSTM 处理时序问题的能力，还具有 CNN 善于学习局部空间特征的能力。

ConvLSTM 模型的公式如下：

$$f_t = \sigma(W_f * [h_{t-1}, x_t] + b_f) \quad (1)$$

$$i_t = \sigma(W_i * [h_{t-1}, x_t] + b_i) \quad (2)$$

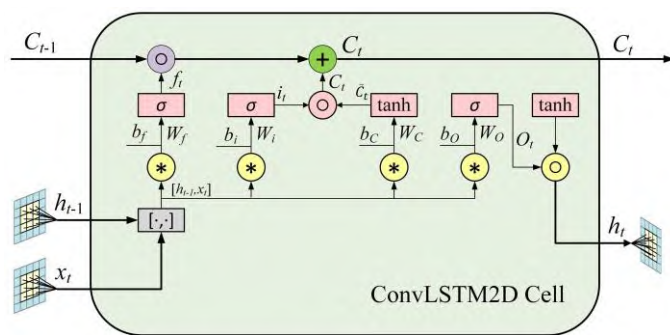
$$\tilde{C}_t = \tanh(W_C * [h_{t-1}, x_t] + b_C) \quad (3)$$

$$C_t = f_t \circ C_{t-1} + i_t \circ \tilde{C}_t \quad (4)$$

$$o_t = \sigma(W_o * [h_{t-1}, x_t] + b_o) \quad (5)$$

$$h_t = o_t \circ \tanh C_t \quad (6)$$

其中 t 代表 t 时刻； f 、 i 和 o 代表遗忘门、输入门和输出门； C 和 h 分别代表记忆细胞状态和隐藏状态； W 为权重矩阵， b 为偏置值， $[h_{t-1}, x_t]$ 表示将上一时间步单元的输出与当前单元的输入进行合并， σ 表示 Sigmoid 激活函数， $*$ 表示卷积运算， \circ 为哈达玛积运算， \tanh 为双曲正切函数。如图 2 所示，从 ConvLSTM 内部结构可以看出，输入层到隐藏层和隐藏层到隐藏层都进行了卷积操作。



* 卷积运算 $[\cdot, \cdot]$ 合并操作 + 加运算 \odot 哈达玛积运算

图 2 ConvLSTM 结构示意图

Fig.2 ConvLSTM structure diagram

1.2.2 地面沉降时空预测模型构建

基于 SBAS-InSAR 时序地面沉降时空图像数据，利用 ConvLSTM 网络构建地面沉降时空预测模型，如图 3 所示。模型结构包括基于图像的 CNN 特征提取的编码过程、ConvLSTM 时序预测过程和 CNN 特征图恢复解码过程。编码模块采用 6 个时间分布（Time Distributed）的二维卷积层、2 个最大池化层（Max Pooling）、1 个平均池化层（Average Pooling），其中第一次下采样同时应用最大池化和平均池化，并将其结果进行合并，减少特征细节损失；时序预测模块采用 3 个 ConvLSTM 层；解码模块采用 9 个时间分布（Time Distributed）的二维卷积层，3 个上采样

层，其中在第二次上采样应用最近邻和双线性两种内插方式采样，将输出结果合并成特征图。

编码器模块中，位于最大尺寸特征图的两个卷积层其卷积核大小分别为 5×5 、 3×3 ，其余所有卷积层的卷积核大小均设置为 3×3 ，特征图填充方式为 same 保证输出的特征图大小与当前一致，卷积层输出通道随着特征图尺寸的减小而增加，位于最大尺寸特征图的卷积层输出通道为 16，后续逐步成倍的增大为 32、64、128，下采样应用最大池化和平均池化，并将其结果进行合并，以减少当前 3 倍下采样带来的特征细节丢失。

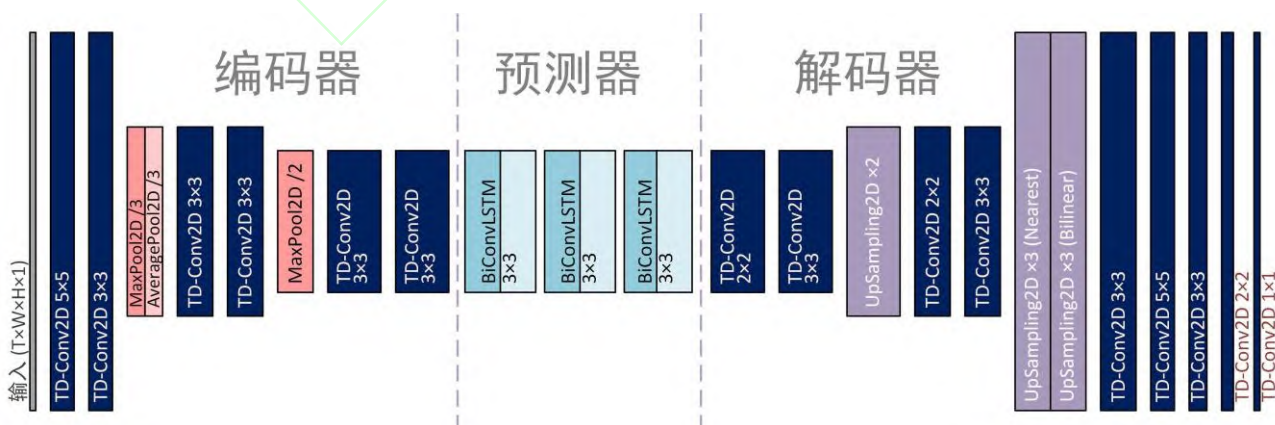


图 3 地面沉降预测模型

Fig.3 Ground subsidence prediction model

预测器模块中，采用三个双向 ConvLSTM 层，从而在正反两个时序方向上捕获时空图像特

征进行预测，并获得较为稳定的时序特征图；每个时序方向需要在通道维度上进行级联操作融合，完全保留每个时序方向输出的结果，最大程度保证最终输出结果的可靠性，避免了多层堆叠导致的 t 时刻的最底层单元会忽略 $t-1$ 时刻的最顶层单元的时间信息问题。此外，我们采用多步对一步预测，即最后一层 ConvLSTM 层只保留最后一个时间步输出，即从底层流向顶层，从前面的时间步流向后续的时间步，规避了传统堆叠结构时序信息传导问题，进而提高了模型精度。三个双向 ConvLSTM 层的卷积核尺寸均被设计为 3×3 ，每个时序方向的输出通道分别为 64、48、32，时序的输出通道分别为 128、96、64，同时还给每一层中加入了 dropout 和 recurrent dropout 以提高模型预测的泛化能力，其 dropout 比率均

为 0.25。ConvLSTM 层中的 Sigmoid 与 tanh 均为默认循环激活函数与激活函数，经验证已符合本研究的所需效果及要求。双向 ConvLSTM 的结构如图 4 所示。

解码器模块中，包括三个逐步扩大的尺寸，通过时间分布卷积层和上采样层的堆叠，逐步还原尺寸并恢复特征细节，卷积层输出通道随着特征图尺寸的增加而减小。每一个上采样层后面所连接的卷积层其卷积核尺寸与上采样因子相同，以减少上采样层中最近邻算法带来的硬边缘问题。为了让上采样的细节特征相对完善，并且不会引入过多误差，应用最近邻和双线性两种内插方式采样，并将输出结果进行合并得到特征图，随后使用输出通道逐步减小至 1 的 5 个卷积层对时序 InSAR 图像进行最终的重建。

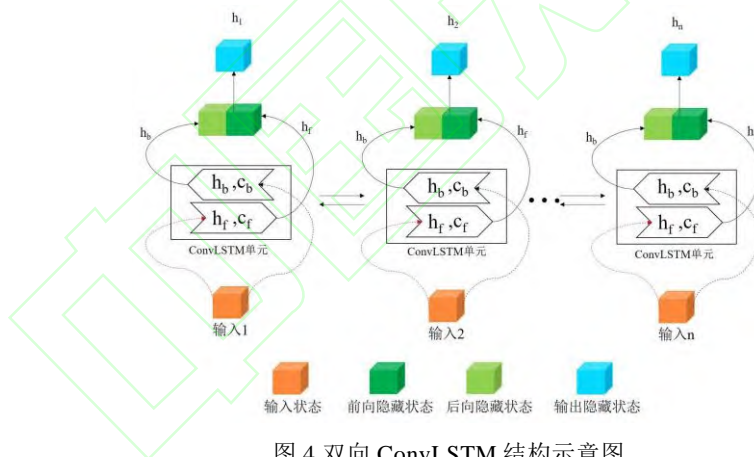


图 4 双向 ConvLSTM 结构示意图

Fig.4 Bidirectional ConvLSTM structure diagram

具体训练过程：

(1) 时序 InSAR 图像数据预处理

基于 SBAS-InSAR 技术获取实验区时空 InSAR 形变数据的部分地区存在失相干，导致时序 InSAR 形变图像结果存在局部数据缺失。而构建的地面沉降 ConvLSTM 时空预测模型用于学习像素完整的时序 InSAR 图像时空特征，不接受空置输入，因此，需要对获取的时序 InSAR 图像数

据插值处理。反距离加权 (Inverse Distance Weighted, IDW) 插值方法是一种常用而简便的空间插值方法，它以插值点与样本点间的距离为权重进行加权平均，通过对邻近区域的每个采样点值平均运算获得内插单元。本文利用 IDW 插值方法对时序 InSAR 时空数据进行插值处理，得到空间像素完整的时序 InSAR 图像数据。

(2) 时序 InSAR 图像数据归一化

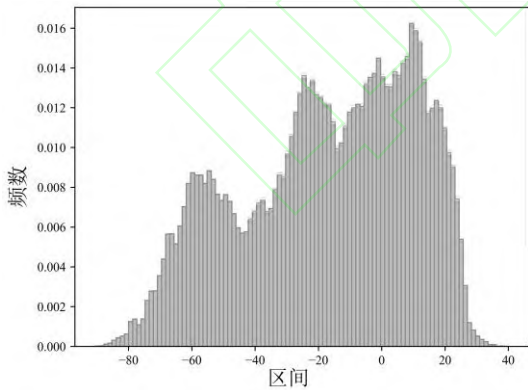
时序 InSAR 地面沉降图像数据范围整体差异较大,深度学习模型训练过程中会引起梯度爆炸问题。因此,需要对时序 InSAR 数据进行归一化处理,消除数据之间量纲影响,防止数据差异较大影响预测精度。采用传统的数据归一化方法(如最大值最小值对数据进行约束),使得归一化后栅格数值接近 0,容易导致梯度消失,进而影响预测精度。本文利用整个时序 InSAR 形变数据的最大值与最小值拟合四次多项式进行数据尺度压缩,解决时序数据压缩问题,提高精度。公式如下:

利用莱文伯格-马夸特 (Levenberg-Marquardt, LM) 算法^[28],求解上述多项式模板中 A-E 五个

$$f_{(x)} = Ax^4 + Bx^3 + Cx^2 + Dx + E \quad (7)$$

使用拟合后的多项式函数,逐时序图像、逐像素的对 SBAS-InSAR 时序形变图的像素值进行压缩,公式如下:

$$O_{i,j} = \begin{cases} \frac{M_{i,j}}{f_{Max}(t)}, & M_{i,j} > 0 \\ \frac{M_{i,j}}{|f_{Min}(t)|}, & M_{i,j} \leq 0 \end{cases} \quad (8)$$



(a) 压缩前

参数的最优解,时序极值点曲线拟合如图 5 所示:

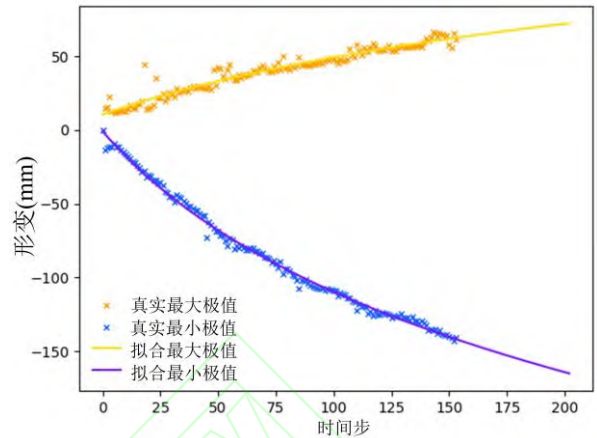
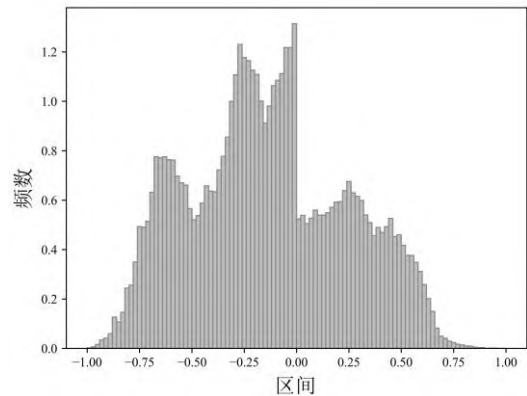


图 5 首都国际机场时序极值点曲线拟合结果

Fig.5 Curve fitting results for the time-series extreme value points of the Capital International Airport

式中, $M_{i,j}$ 为图像第 i 行, j 列的像素值, $O_{i,j}$ 为图像压缩后的输出值, f_{Max} , f_{Min} 为多项式拟合后的极大值拟合函数和极小值拟合函数, 像素值压缩后范围为[-1,1]。数据压缩前后分布范围如图 6 所示,分段(大于 0 和小于 0)压缩到[-1,1]之间,保证分段节点一致,不改变数据分布特征。



(b) 压缩后

图 6 数据压缩前后对比

Fig.6 Comparison before and after data compression

(3) 数据集划分

基于归一化后的时序 InSAR 图像数据,本文采用滑动窗口进行数据分割(图 7),利用多对一的预测方式进行预测,即输入一定时间步长的

图像,预测下个时间步的图像(标签)。整体数据集中首先将最后 15 期数据对抽出作为测试集,然后从剩下的数据对中随机抽取,分为 80% 训练

集与 20% 验证集。

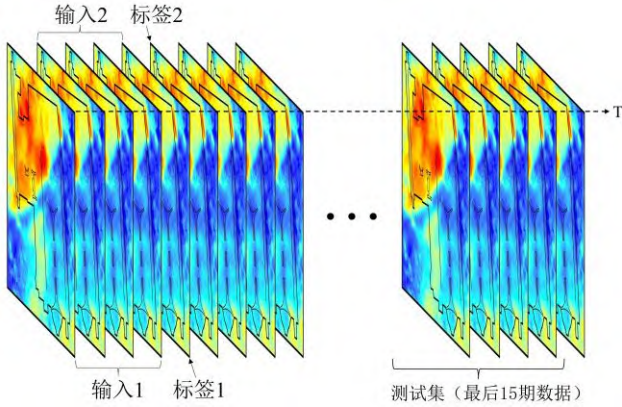


图 7 数据分割示意图

Fig.7 Data segmentation diagram

(4) 时空预测数据反归一化

通过提出的时空预测模型预测的图像像素值范围为 $[-1,1]$ ，为了将预测图像还原为原本尺度，采用反多项式函数进行换算，图像中像素正值乘拟合极大值，负值乘拟合极小值。公式如下：

$$O_{i,j} = \begin{cases} \frac{M_{i,j}}{\max(M)} \cdot f_{Max}(t), & M_{i,j} > 0 \\ \frac{M_{i,j}}{|\min(M)|} \cdot |f_{Min}(t)|, & M_{i,j} \leq 0 \end{cases} \quad (9)$$

通过多次试验，综合考虑模型计算效率、结果精度以及硬件条件 3 个方面，实验最终将迭代次数 Epochs 设置为 128，批量大小 Batch Size 设置为 1，选用自适应矩估计 (Adaptive moment estimation, Adam) 作为优化器，并将初始学习率设置为 10^{-4} ，评价指标为结构相似性 (Structural Similarity, SSIM)，经过训练集的 128 次完整迭代，网络近似收敛，在训练集和测试集的训练过程曲线中，一般表现为输入的时间步长越长，SSIM 值越高。本文挑选了两个有代表性的时间步长的训练曲线展示模型的训练性能，如图 8 所示

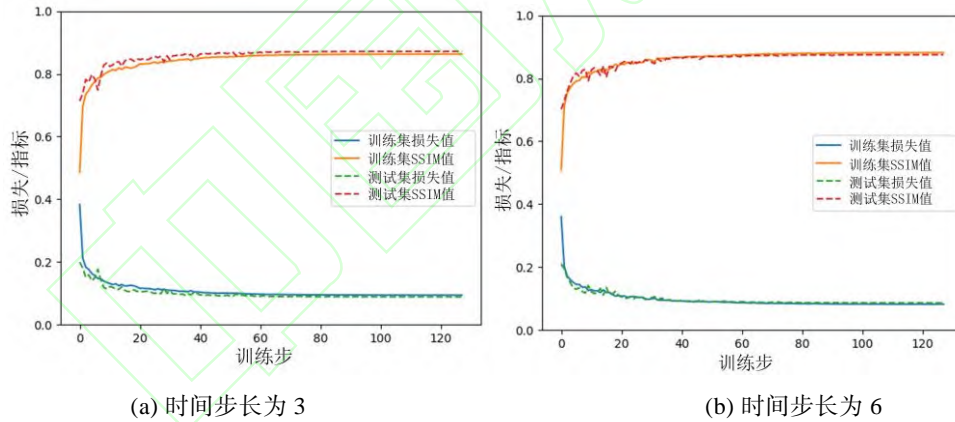


图 8 训练过程指标值变化

Fig.8 Changes of index values during training process

1.3 评价指标

为了定量评估 InSAR 地面沉降时空预测模型的性能，本文选取如下评价指标进行准确性评估，包括均方误差 (Mean Square Error, MSE)、平均绝对误差 (Mean Absolute Error, MAE)、SSIM、多尺度结构相似性 (Multi-Scale Structural Similarity, MS-SSIM) 和峰值信噪比 (Peak Signal to Noise Ratio, PSNR)。MSE 和 MAE 的

计算公式如下：

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_t - \tilde{y}_t)^2 \quad (10)$$

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |y_t - \tilde{y}_t| \quad (11)$$

式中： y_t 和 \tilde{y}_t 分别是时刻的沉降观测值和预测值； N 为测试数据集的个数。

SSIM 是一种全新的图像质量评价模型^[29]。它是基于一个假设：人类视觉能提取图像结构性

信息，即亮度、对比度和结构，自然图像的像素并不是独立存在，而是与邻域像素形成图像结构信息，该方法从亮度、对比度和结构三方面评价图像的失真。SSIM 取值范围一般是[0,1]，值越接近 1，表示图像质量越高。计算公式如下：

$$SSIM(x, y) = \frac{\left[2\mu_x\mu_y + (k_1L)^2 \right] \left[2\sigma_{xy} + (k_2L)^2 \right]}{\left[\mu_x^2 + \mu_y^2 + (k_1L)^2 \right] \left[\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + (k_2L)^2 \right]} \quad (12)$$

其中， μ_x 、 μ_y 分别为两幅图像的均值， σ_x 、 σ_y 分别为两幅图像的标准差， σ_{xy} 为两幅图像的协方差，L 是像素值的动态范围， k_1 、 k_2 是两个标量常数，默认为 $k_1=0.01$ ， $k_2=0.03$ 。

MS-SSIM 的计算公式如下：

$$MS_SSIM(x, y) = [I_M(x, y)]^{\alpha_M} \prod_{j=1}^M [c_j(x, y)]^{\beta_j} [s_j(x, y)]^{\gamma_j} \quad (13)$$

M 为最高尺度（原始图像尺度为 1，低通滤波-下采样 2 倍后尺度增加 1），MS-SSIM 只在最高尺度下计算亮度进行比较，在不同尺度的重要性参数 α_M 、 β_j 和 γ_j 采用文献给出的默认值（ $\beta_1 = \gamma_1 = 0.0448$ ， $\beta_2 = \gamma_2 = 0.2856$ ， $\beta_3 = \gamma_3 = 0.3001$ ， $\beta_4 = \gamma_4 = 0.2363$ ， $\alpha_5 = \beta_5 = \gamma_5 = 0.1333$ ）。

PSNR 是一种广泛使用的图像评价指标。PSNR 考虑了平均差异和图像灰度变化的关联，其值大小体现图像的失真程度，PSNR 值高，表

示图像失真小、质量好^[30]，反之。本实验的图像为 32bit，故 n 取 32，PSNR 公式如下：

$$PSNR = 10 \times \log_{10} \left[\frac{(2^n - 1)^2}{MSE} \right] \quad (14)$$

2 结果与分析

2.1 研究区与数据源

2.1.1 研究区

北京首都国际机场（Beijing Capital International Airport, BCIA）位于北京东城的东北部顺义区。所在地区是永定河冲积-洪积扇末端温榆河与潮白河之间的平坦地区，其高程约为 22.0-35.4 m。气候为暖温带半湿润半干旱季风型，年平均降雨量在 1959—2010 年间为 624 mm，2000-2010 年间年平均降雨量减少到 517 mm^[31]。降水季节分配很不均匀，6-8 月降水集中，约占全年 80%。年平均气温 10-12 °C^[32]。图 9 中的机场于 1958 年建成，其中有 T1 航站楼（1980 年投入使用）、T2 航站楼（1999 年投入使用）与 T3 航站楼（2008 年完工）和 3 条跑道。跑道编号为 36L、36R 和 01，长度分别为 3200 m、3800 m 和 3800 m。截至 2018 年，北京首都国际机场年旅客吞吐量由 103 万人次增长到 1 亿 100 万人次，位居亚洲第一、全球第二。

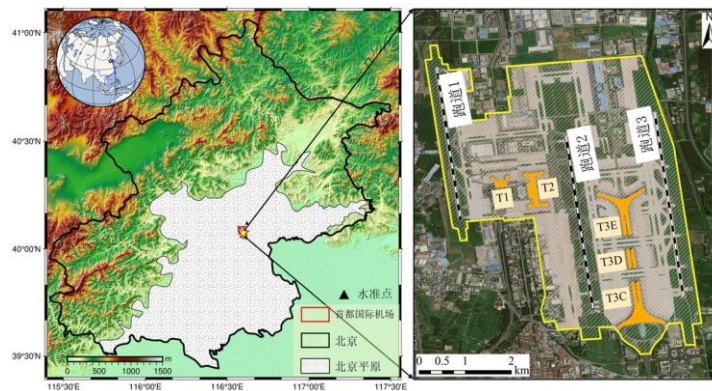


图 9 首都国际机场的地理位置

Fig.9 Location of Capital International Airport

2.1.2 数据源

本研究选取欧空局（European Space Agency, ESA）2016—2021 年 C 波段的 Sentinel-1A IW 模

式影像和精密轨道数据（Precise Orbit Ephemerides, POD），垂直基线范围是 1.853-141.698 m，详细信息如表 1。

表 1. SAR 数据详细信息

Table1. SAR data details

传感器	Sentinel-1A
波段	C
波长(cm)	5.6
极化方式	VV
空间分辨率(m)	5m×20 m
重访周期(d)	12
轨道方向	升轨
影像数量	151
日期范围	2016.1 - 2021.11

2.2 地面沉降 SBAS-InSAR 监测结果的精度验证

2.2.1 内部检验

SBAS-InSAR 是根据均值相干系数选取稳定的点，为检验监测结果的可靠性，本文对获取研究时段内的时序相干性图进行对比分析（图 10）。相干系数越接近 1，所得干涉相位测量值越可靠，其中，相干性系数计算公式如下：

$$\gamma = \frac{\left| \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M \mu_1(i, j) \otimes \mu_2(i, j) \right|}{\sqrt{\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M |\mu_1(i, j)|^2 \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M |\mu_2(i, j)|^2}} \quad (15)$$

式中，M 和 N 代表用于计算相干性的数据块大小；i 和 j 分别表示数据块的行号和列号； μ_1 和 μ_2 是主影像对数据块，在图中坐标(i, j)处的复数值； \otimes 表示共轭相乘。

从图 10 可以看出，不同时段内的相干性图以及相干性系数有所差异，但整个研究区时段内的

相干性系数均在 0.5 以上，理论认为相干性系数大于 0.5 能保证干涉高质量完成，相位展开正确，获取可靠形变信息^[2,33]，因此，从理论精度上说明本文 SBAS-InSAR 形变监测数据结果可靠。

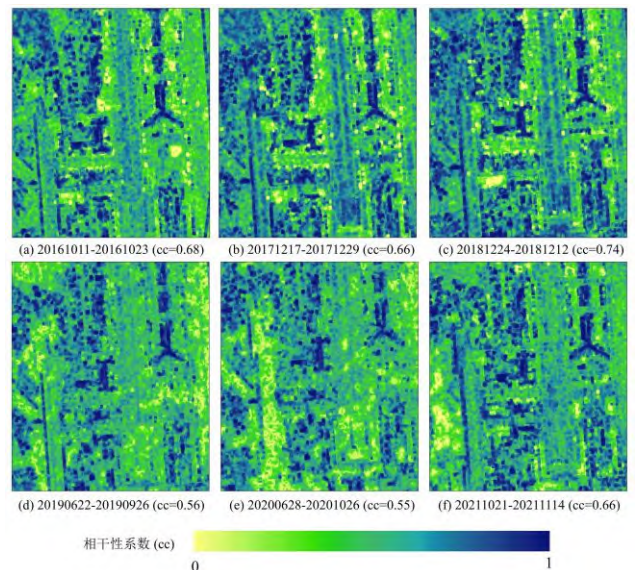


图 10 SBAS-InSAR 不同时段内的相干性图及相干性系数
Fig.10 Coherence graphs and coherence coefficients of Sbas-Insar in different time periods

2.2.2 交叉验证和水准点验证

本研究首先利用 PS-InSAR 和 SBAS-InSAR 技术的监测结果进行交叉验证 2016-2021 年北京首都国际机场的地面沉降监测结果（图 11）。首先利用 PS 点提取相对应同一位置的 SBAS-InSAR 的结果，然后去除结果中的空值和异常点，最后将两者做相关性分析。如图 12 所示，PS-InSAR 和 SBAS-InSAR 的相关系数为 0.91，表明两种时序分析方法的属于高度相关，同时也说明本文 2016-2021 年北京首都国际机场的地面沉降监测结果的精度可靠。但是，SBAS-InSAR 和 PS-InSAR 的结果在空间分布上存在一定的差异，这主要是由于两种实现方法原理不同，特别是连接图的选择过程不同，可能导致了变形速率值的偏

差。SBAS-InSAR 方法保留离散目标，所有目标的后向散射信号进入分辨率单元形成雷达回波的后向散射响应，获得空间上连续的曲面变形结果。相比之下，PS-InSAR 方法只考虑每个散射体在时间区间内的响应，具有较高的空间分辨率，能够更好地描述地表变形的细节，但 PS-InSAR 的变形图在空间上是不连续的（地表变形在空间分布上有跳跃）。随着 SBAS-InSAR 技术的相干性增加，空间覆盖也增加，在快速沉降发生的地区尤其如此，PS-InSAR 方法无法“跟随”这一趋势，因为它失去了持续散射的潜在候点，导致 SBAS-InSAR 在低相干区域优于 PS-InSAR 结果。

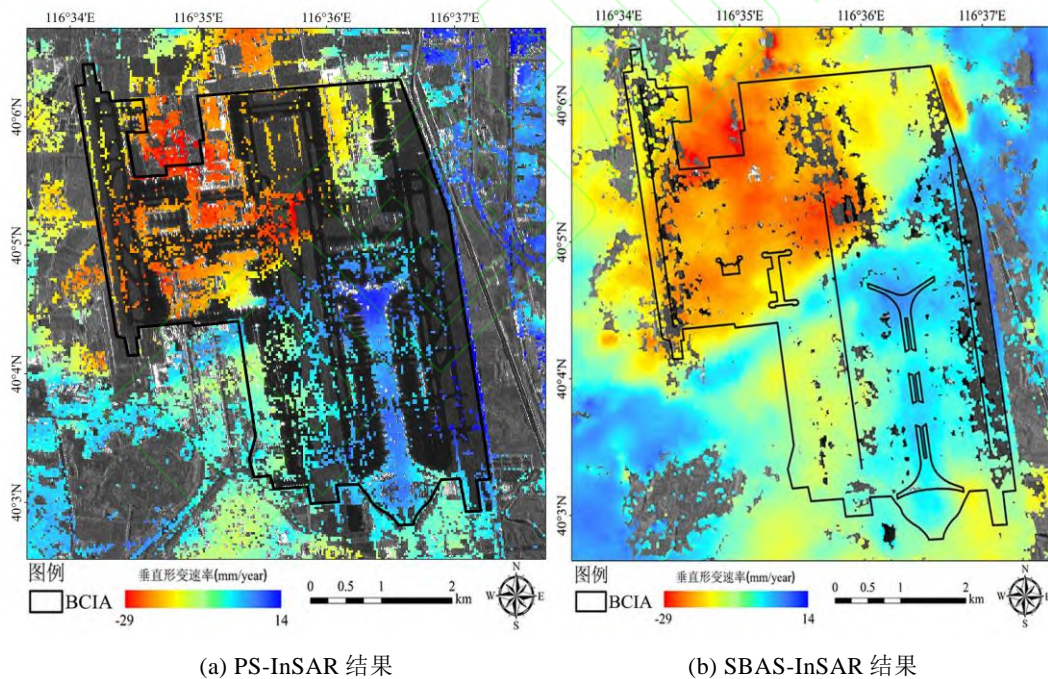


图 11 机场的垂直形变速率

Fig.11 Vertical deformation rate of Airport

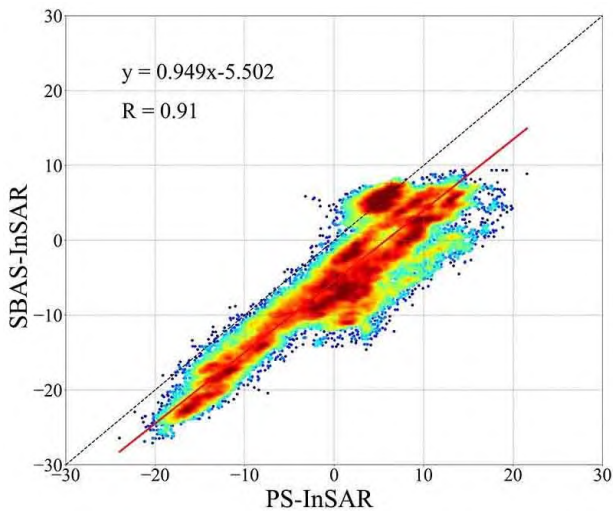


图 12 PS-InSAR 和 SBAS-InSAR 结果的相关性散点图
Fig.12 correlation scatter plot of PS-InSAR and SBAS-InSAR results

与已有文献中的基准点数据对比验证，由于本研究数据时间段较新，新年份水准点数据难以获取，通过文献查阅选取 2016 年 9 月和 2017 年 9 月的基准数据^[34]对本文的 InSAR 测量变形结果进行验证（图 13）。文献中基准数据记录该点的相对累计垂直沉降值，因此，我们计算 2017 年 10 月到 2016 年 10 月相对沉降值进行对比分析。在距离水准点位置 100 m 半径的圆形缓冲区中提取 2017 年 10 月和 2016 年 10 月的 PS-InSAR 和 SBAS-InSAR 垂直沉降矢量监测点，计算其相对沉降值，并将 InSAR 变形结果与基准值进行比较。如图 13 所示，基准点处的 InSAR 结果与基准点结果呈现出一致的趋势。与基准点比较的误差范围为±5 mm，尤其 SBAS-InSAR 结果误差为 1.52 mm，均符合地面运动测量的要求。由此可见，SBAS-InSAR 监测结果与基准结果具有较高的一致性，证明本文设置的实验参数合理，InSAR 变形结果可靠。

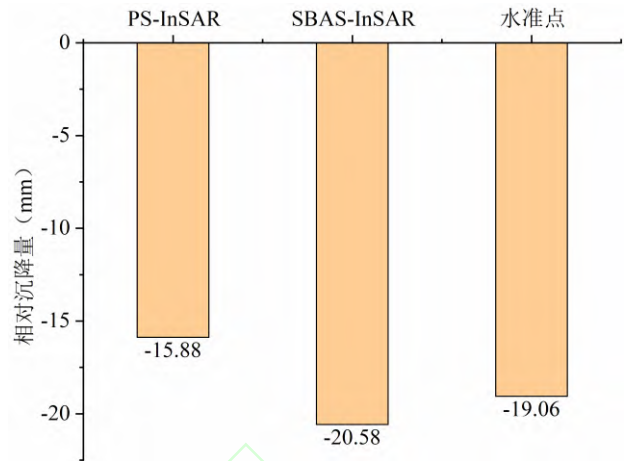


图 13 PS-InSAR, SBAS-InSAR 结果与水准点对比
Fig.13 Comparison of PS-InSAR and SBAS-InSAR results with benchmark result

2.3 机场地面沉降时空特征

本文基于 151 景 Sentinel-1A 数据利用 SBAS-InSAR 技术得到了 2016-2021 年首都国际机场 151 期时序累计地面形变空间分布结果（图 14）。从图 14 可知，机场地面沉降在空间上分布不均匀，累积沉降变化由东南向西北递增，机场东南方向和西北方向的差异越来越显著，最大累积沉降量为 142 mm。从空间分布图还可以发现国际机场沉降空间格局中存在一个线性边界，线性边界两侧沉降有明显差异。文献资料显示该线性边界在空间上与顺义-良乡断层对应，表明二者之间存在潜在联系^[32,35]。断层线西北方向沉降比东南方向严重，其中西北方向的货运区沉降较为严重，沉降速率约为 9-24 mm/year。T1 和 T2 航站楼存在轻微地面沉降，沉降速率范围为 4-14 mm/year，同时跑道 1 南北向的地面沉降空间分布不均匀，其中南部沉降较为明显，大约为 9-20 mm/year。值得注意的是，跑道 2 北部有显著的沉降漏斗，沉降速率约为 9-26 mm/year，该区域地面沉降可能是货运区发生严重地面沉降所导致。图 14 时序累计图可以看出，北京首都国际机场地面随着时间推移，沉降量不断增加，同时空间上不断扩展。此外，我们观察到北京首都国际机场 SBAS-InSAR 时序图像空间失相干的区域很少，

空值像素较少，得到时序图像达到 151 景，数据量丰富，而且变化过程具有非线性时序特征，能

够满足本文构建的 ConvLSTM 时空预测模型训练需要的丰富数据源。

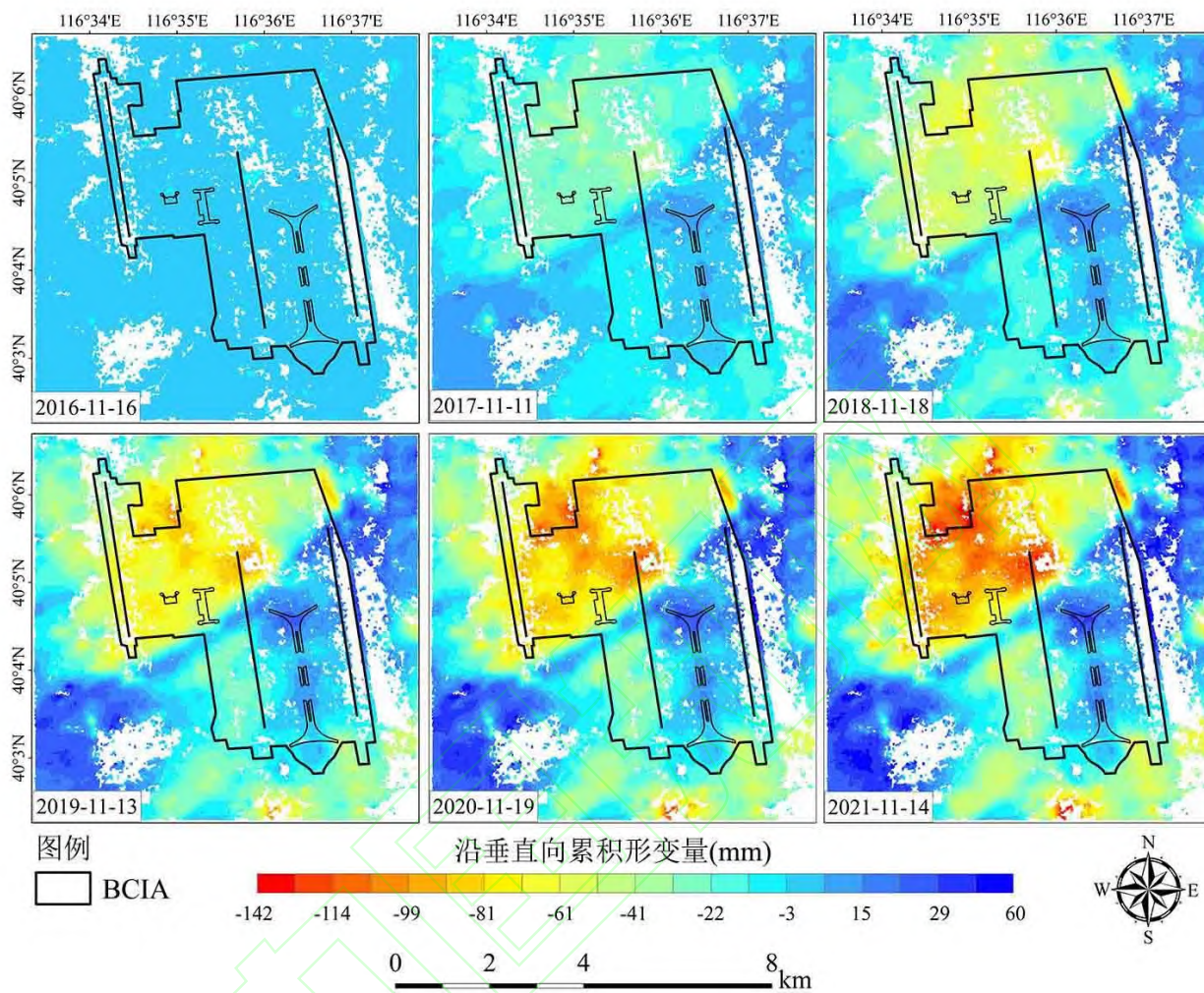


图 14 机场年际沉降变化图

Fig.14 Interannual subsidence variation of airports

2.4 机场时序 InSAR 地面沉降时空模拟与预测

2.4.1 地面沉降模拟

本文获取了 2016-2021 年首都国际机场 151 期时序地面沉降结果，由于 2017 年 6 月 20 日、2019 年 1 月 29 日和 2019 年 9 月 14 日为缺失观测值，所以为保证观测时间的连续性，即，每期时序结果时间为等间隔，通过取缺失值的前后观测值的平均值进行插值得到 154 期时序 InSAR 形变数据。基于时序 InSAR 形变数据通过滑动窗口创建时序形变新数据集，利用新数据集构建 ConvLSTM 预测模型，实验过程中发现，不同时

间步长会影响预测模型的精度。为确定最佳时间步长，我们利用小波变换检测机场地面沉降的周期性。如图 15 所示，机场地面沉降存在几个主周期波峰，周期大约在 30、52、80、128 附近。综合考虑模型计算效率、结果精度以及硬件条件 3 个方面，最佳时间步长的确定依据周期检测结果计算 {3, 6, 9...30, 52, 80} 时间步长的所有评价指标。

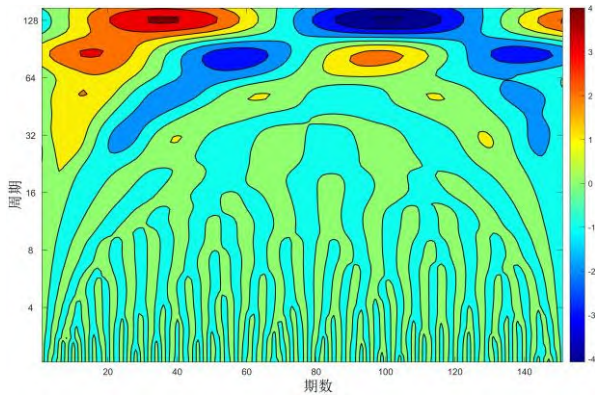


图 15 机场地面沉降的周期检测

Fig.15 Periodic Detection of Ground Subsidence at Airport

本文将数据集最后 15 期时序 InSAR 形变图作为验证集，表 2 显示了在验证集上不同时间步

表 2 不同时间步长预测模型的评价指标值变化

Table2 Variation of evaluation index values for prediction models with different time steps

模型	评价指标				
	MAE	MSE	SSIM	MS_SSIM	PSNR
ConvLSTM (T=3)	2.663	12.626	0.901	0.971	35.152
ConvLSTM (T=6)	2.872	14.145	0.904	0.972	34.614
ConvLSTM (T=9)	2.759	13.108	0.905	0.972	34.983
ConvLSTM (T=12)	2.583	11.666	0.913	0.975	35.504
ConvLSTM (T=15)	2.583	11.851	0.914	0.975	35.426
ConvLSTM (T=18)	2.505	11.396	0.907	0.973	35.612
ConvLSTM (T=21)	2.899	14.179	0.912	0.974	34.616
ConvLSTM (T=24)	2.609	12.012	0.909	0.973	35.349
ConvLSTM (T=27)	2.909	14.313	0.909	0.973	34.601
ConvLSTM (T=30)	2.888	14.360	0.908	0.972	34.598
ConvLSTM (T=52)	3.403	19.258	0.907	0.971	33.280
ConvLSTM (T=80)	2.854	14.065	0.901	0.970	34.668

为了验证模型的可信度，我们随机挑选验证数据集中 2021 年 5 月 18 日和 2021 年 11 月 14 日的时序 InSAR 形变数据，将其与 ConvLSTM 模型预测值进行对比分析，如图 16 所示。从图 16 中可以看到，真实时序 InSAR 形变图与预测形变

长的 4 种评价指标值变化，为考虑所有评价指标的表现，对不同步长对应预测模型的评价指标值进行排序，同时对当前模型每一项评价指标的名次进行求和，进而挑选出名次之和最小的模型即为最优模型，最优模型对应的时间步长即为最佳时间步长。经过计算得出最佳时间步长为 15，因此，首都国际机场时空预测模型的时间步长为 15。

图的拟合精度高，5 种评价指标性能表现均良好，其中图像评价指标 SSIM 分别为 0.946、0.917，表明构建的 ConvLSTM 地面沉降时空预测模型有效，可以进行地面沉降时空预测。

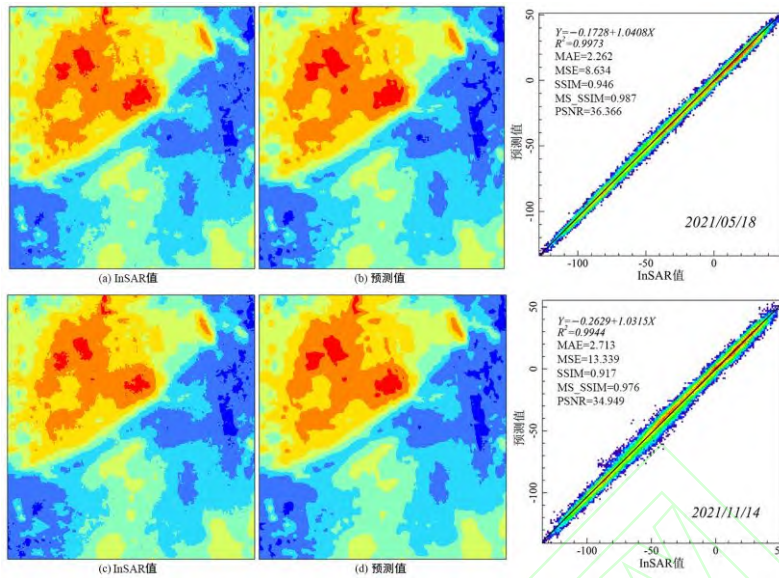


图 16 InSAR 真实值与预测值的相关性散点图

Fig.16 Scatter plot of correlation between InSAR real value and predicted value

为了更好地验证模型的预测精度，我们随机挑选验证数据集中 2021 年 5 月 18 日的时序 InSAR 形变数据，然后绘制 3 个剖面（A-A'，B-B'，C-C'），将其与提出的 ConvLSTM 模型预测值进行对比，分析提出模型的局部预测结果的效果（图 17）。从图 17 中可以看到，三个剖面中真实时序

InSAR 形变图与预测形变图的拟合精度均较高，残差值均在 0 附近波动，表明构建的 ConvLSTM 地面沉降时空预测模型训练过程中能够学习到时序 InSAR 图像的局部特征，预测结果可靠性较高。

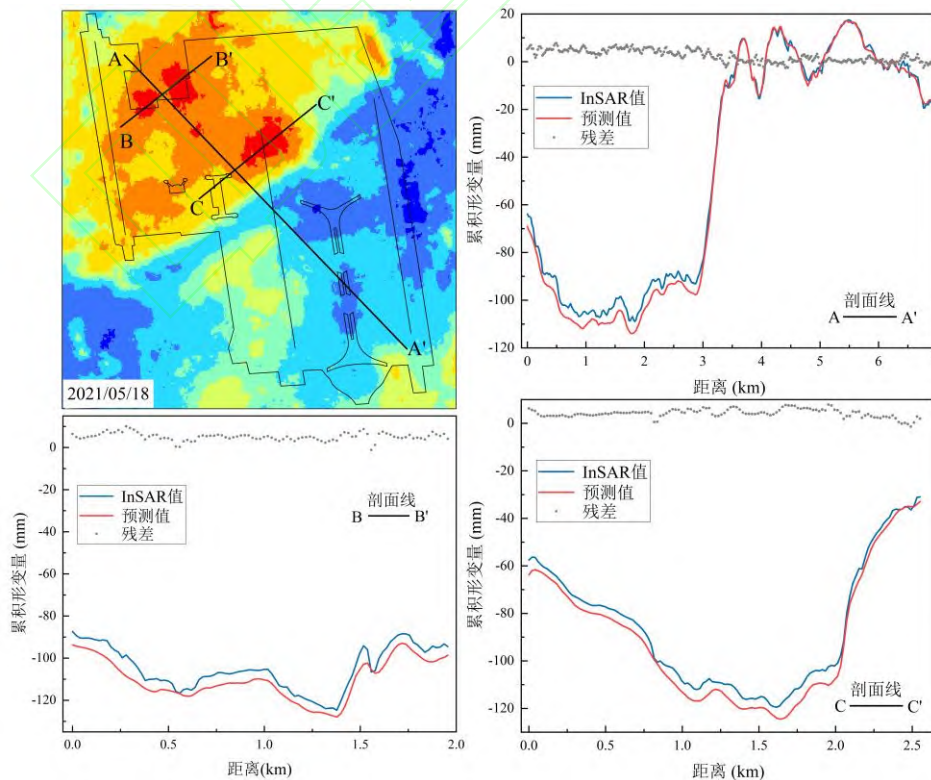


图 17 局部区域时序 InSAR 真实值与预测值的对比

Fig.17 Comparison of InSAR real value with predicted value in local area

为了进一步验证 ConvLSTM 模型的性能，本文采用了支持向量回归（support vector regression，SVR）、多层感知器（multilayer perceptron，MLP）、卷积神经网络（Convolutional Neural Network，CNN）和长短期记忆神经网络（Long-Short Term Memory，LSTM）模型以及 5 种评价指标（表 3）。由表 3

显示，本文提出的模型在 MAE、MSE、MS_SSIM 和 PSNR 评价指标中性能表现最优。总体而言，ConvLSTM 模型的误差最小，表明本文提出的模型具有最高的预测精度。

表 3 不同模型的多个指标的比较

Table3 Comparison of multiple indicators of different models

模型	误差				
	MAE	MSE	SSIM	MS_SSIM	PSNR
MLP	3.175	21.099	0.854	0.970	33.093
SVR	2.983	18.630	0.945	0.975	33.389
CNN	2.901	14.345	0.913	0.974	34.659
LSTM	4.359	31.221	0.876	0.949	31.186
ConvLSTM	2.583	11.851	0.914	0.975	35.426

2.4.2 地面沉降预测

本文基于构建的 ConvLSTM 时空预测模型，设时序 InSAR 形变图像数据为 $X=\{X_T\}$ ， $T=1, 2, 3\cdots n$ ， X 和 Y 分别为输入数据和预测数据。预测过程采用循环预测模式，即，利用上一次时序数据预测得到的 Y ，将其添加到输入数据集中组成新的时序形变数据集 X 。具体预测过程如图 18 所示。

本文在最后一期时序 InSAR 形变图像数据基础上，即 2021 年 11 月 14 日的形变图像数据，利用构建的 ConvLSTM 预测模型，通过循环预测模式预测首都国际机场未来一年的地表形变时空预测结果，如图 18 所示，循环预测到第 30 个时间步长，即 2022 年 11 月 9 日。图 19 显示首都国际机场未来 1 年地面累计沉降量不断增加，空间上地面沉降呈现不断扩展趋势。机场西北和东南方向的地面沉降空间分布差异逐渐增大，其中机场西北方向的货运区沉降较为严重，最大累积沉降量将达到 157 mm，同时机场跑道 1 南北地面沉降

不均匀，跑道 2 北部出现的沉降漏斗扩张明显，航站楼地面沉降较为明显，累积沉降约为 65-113 mm。

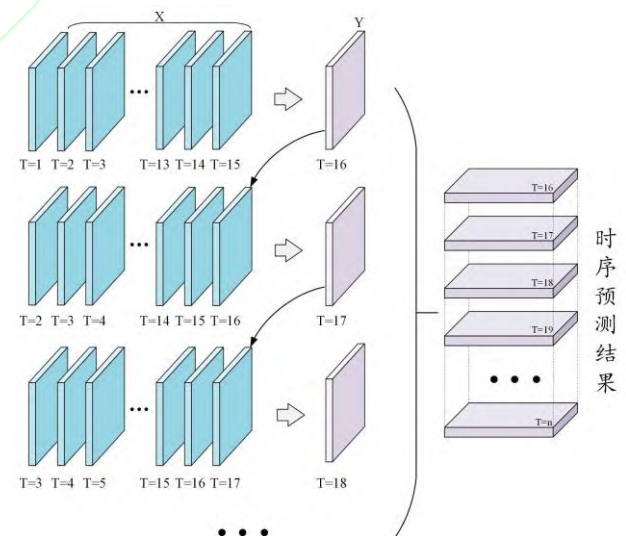


图 18 时空预测的具体过程

Fig.18 The specific process of spatio-temporal prediction

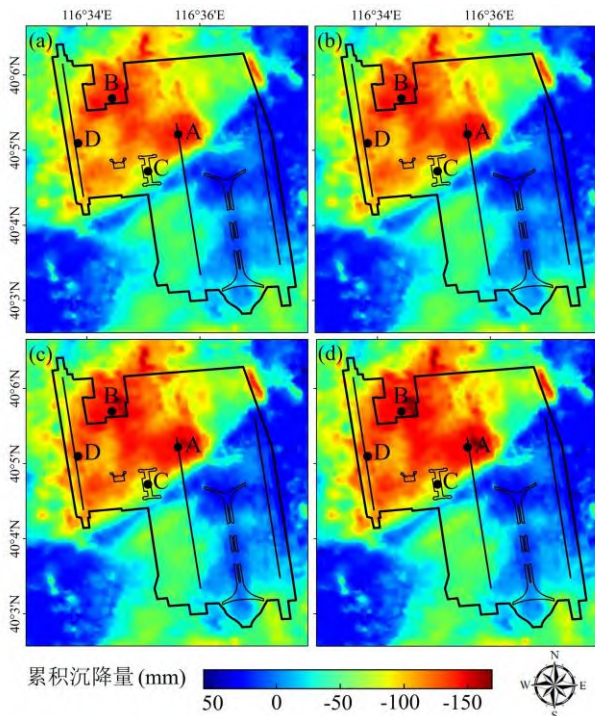


图 19 首都国际机场未来一年预测结果。(a)2021-11-14 (b)2022-3-14 (c)2022-7-12 (d)2022-11-9

Fig.19 Forecast results of Capital International Airport in the next year. (a)2021-11-14 (b)2022-3-14 (c)2022-7-12 (d)2022-11-9

为了进一步分析首都国际机场未来 1 年地面沉降时序特征，我们选取了首都国际机场 4 个典型地区的位置点 A, B, C 和 D, A 点位于 36L 跑道北部, B 点位于货运区, C 点位于 T2 航站楼, D 点位于 36R 跑道, 统计了 4 个点的地面沉降年际时间序列变化 (图 20)。从图 17 可以看出, A, B 和 D 处地面沉降持续增大, 36L 跑道北部、货运区和 36R 跑道未来一年最大累积沉降量将分别达到 160 mm 和 110 mm。T2 航站楼未来一年地面沉降逐渐减缓, 呈现波动变化趋势, 最大累积沉降量约为在 60 mm。本研究的预测结果可为机场安全设施管理提供数据支撑。

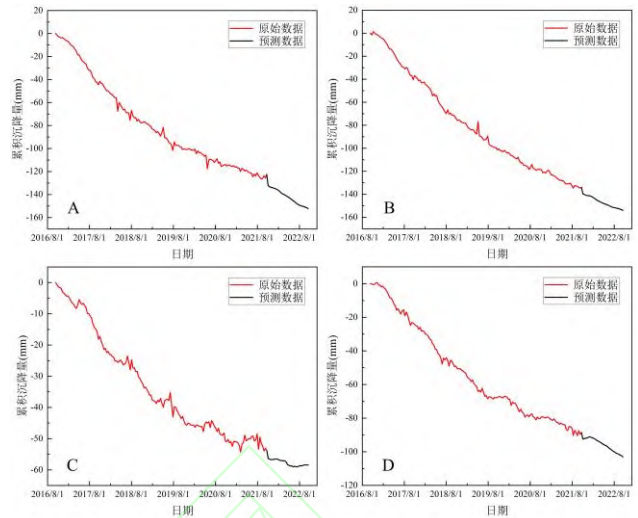


图 20 首都国际机场地面沉降时间序列变化。A: 36L 跑道, B: 货运区, C: T2 航站楼, D: 36R 跑道

Fig.20 Time series change of land subsidence at Capital International Airport. A: 36L Runway, B: Cargo area, C: T2 terminal, D: 36R Runway

3 总结

基于 2016-2021 年的北京首都国际机场的时序 InSAR 地面沉降监测结果, 构建了 ConvLSTM 地面沉降时空预测模型, 随机挑选 2021 年 5 月 18 日和 2021 年 11 月 14 日的真实 InSAR 形变数据, 与其 ConvLSTM 的预测结果进行对比分析发现拟合精度高, R^2 最大为 0.9973。图像评价指标在结构相似度、质量和失真方面取得了良好的准确性, 尤其是 SSIM 和 MS-SSIM 分别达到了 0.914、0.975。此外, 与 SVR、MLP、CNN 和 LSTM 模型进行了对比分析, 所提模型在 MAE、MSE、MS_SSIM 和 PSNR 评价指标中性能表现最优, 说明构建的 ConvLSTM 地面沉降时空预测模型具有可靠性。此外, 利用构建的 ConvLSTM 预测模型, 通过循环预测模式获取首都国际机场向后预测未来一年的地表形变时空预测结果, 截止到 2022 年 11 月 9 日, 首都国际机场西北和东南方向的地面沉降空间分布差异逐渐增大, 机场西北方向的货运区沉降较为严重, 最大累积沉降量将达到 157 mm, 同时机场跑道 1 南北地面沉降不

均匀, 跑道 2 北部出现的沉降漏斗扩张明显, 航站楼地面沉降较为明显, 累积沉降约为 65-113 mm。

地面沉降时空预测模型构建过程中仅利用了时序 InSAR 监测数据, 未考虑降雨、地形和地下水等环境因子对地面沉降的影响。后续工作将结合环境因子构建时空预测模型, 进而提高地面沉降预测精度。

参考文献(References)

- [1] Cao Qun, Chen Bei Bei, Gong Hui Li, et al. Monitoring of land subsidence in Beijing-Tianjin-Hebei Urban by combination of SBAS and IPTA. *Journal of Nanjing University (Natural Science)*, 2019, 55(03):381-391. (曹群, 陈蓓蓓, 宫辉力, 等. 基于 SBAS 和 IPTA 技术的京津冀地区地面沉降监测. *南京大学学报(自然科学)*, 2019, 55(03):381-391)
- [2] He Y, Chen Y D, Wang W H, et al. TS-InSAR analysis for monitoring ground deformation in Lanzhou New District, the loess Plateau of China, from 2017 to 2019. *Advances in Space Research*, 2020, 67(4)
- [3] Wang W, He Y, Zhang L, et al. Analysis of surface deformation and driving forces in Lanzhou. *Open Geosciences*, 2020, 12(1):1127-1145
- [4] Chen You Dong, He Yi, Zhang Li Feng, et al. Research on Ground Deformation Monitoring Technique of Jointing Ascending and Descending Sentinel-1A. *Hydrographic Surveying and Charting*, 2020, 40(04): 59-64 (陈有东, 何毅, 张立峰, 等. 联合升降轨 Sentinel-1A 的地表形变监测技术研究. *海洋测绘*, 2020, 40(04):59-64)
- [5] Wang Wen Hui, He Yi, Zhang Li Feng, et al. Ground deformation monitoring and driving force analysis of the main city area in Lanzhou based on PS-InSAR and GeoDetector. *Journal of Lanzhou university (natural sciences)*, 2021, 57(03):382-388+394 (王文辉, 何毅, 张立峰, 等. 2021. 基于 PS-InSAR 和 GeoDetector 的兰州主城区地表变形监测与驱动力分析. *兰州大学学报(自然科学版)*, 57(03):382-388+394)
- [6] Yang Cheng Sheng, Zhang Qin, Zhao Chao Ying, et al. Small Baseline Subset InSAR Technology Used in Datong Basin Ground Subsidence, Fissure and Fault Zone Monitoring[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2014, 39(8): 945-950. (杨成生, 张勤, 赵超英, 等. 短基线集 InSAR 技术用于大同盆地地面沉降、地裂缝及断裂活动监测[J]. *武汉大学学报(信息科学版)*, 2014, 39(8):945-950)
- [7] Yang Meng Shi, Liao Ming Sheng, Shi Xu Guo, et al. Land Subsidence Monitoring by Joint Estimation of Multi-platform Time Series InSAR Observations[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2017, 42(6): 797-802. (杨梦诗, 廖明生, 史绪国, 等. 联合多平台 InSAR 数据集精确估计地表沉降速率场[J]. *武汉大学学报(信息科学版)*, 2017, 42(6):797-802)
- [8] Li Yong Shen, Zhang Jing Fa, Li Zheng Hong, et al. Land Subsidence in Beijing City from InSAR Time Series Analysis with Small Baseline Subset[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2013, 38(11): 1374-1377. (李永生, 张景发, 李振洪, 等. 利用短基线集干涉测量时序分析方法监测北京市地面沉降[J]. *武汉大学学报(信息科学版)*, 2013, 38(11):1374-1377)
- [9] Lin Hui, Ma Pei Feng, Wang Wei Xi. Urban Infrastructure Health Monitoring with Spaceborne Multi-temporal Synthetic Aperture Radar Interferometry. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 2017, 46(10):1421-1433 (林珩, 马培峰, 王伟玺. 监测城市基础设施健康的星载 MT-InSAR 方法介绍. *测绘学*

报.2017,46(10):1421-1433)

- [10] Berardino P, Fornaro G, Lanari R, et al. A new algorithm for surface deformation monitoring based on small baseline differential SAR interferograms. *IEEE Transaction on Geoscience & Remote Sensing*,2002,40(11):2375–2383
- [11] Yang C, Zhang Q, Zhao C, et al. Monitoring land subsidence and fault deformation using the small baseline subset InSAR technique: A case study in the Datong Basin, China. *Journal of Geodynamics*,2014,75:34-40
- [12] Ye S, Luo Y, Wu J, et al. Three-dimensional numerical modeling of land subsidence in Shanghai, China. *Hydrogeology Journal*,2016,24(03): 695-709
- [13] Tang Y, Cui Z, Wang J, et al. Application of grey theory-based model to prediction of land subsidence due to engineering environment in Shanghai. *Environmental Geology*,2008,55(03):583-593.
- [14] Fan Ze Lin and Zhang Yong Hong. Summary of the application of intelligent algorithms in the prediction of ground subsidence. *Surveying and Spatial Geographic Information*,2019,42(05): 193-8. (范泽琳, 张永红. 智能算法在地面沉降预测中的应用综述. *测绘与空间地理信息*. 2019,42(05):193-8)
- [15] Pan Hong Yu, Zhao Yun Hong, Zhang Wei Dong, et al. Prediction of surface subsidence with improved BP neural network based on Adaboost. *Coal Science And Technology*,2019, 47(02): 161-167 (潘红宇, 赵云红, 张卫东, 等. 2019. 基于 Adaboost 的改进 BP 神经网络地表沉降预测. *煤炭科学技术*, 47(02):161-167)
- [16] Peng Li Shun, Cai Run, Liu Jin Bo, et al. Settlement Prediction of Highway Subgrades Based on Genetic Optimization Neural Network. *China Earthquake Engineering Journal*,2019,41(01): 124-130+207 (彭立顺, 蔡润, 刘进波, 等. 基于遗传优化神经网络的高速公路路基沉降量预测. *地震工程学报*,2019,41(01):124-130+207)
- [17] Hochreiter S, Schmidhuber J. Long Short-Term Memory. *Neural Computation*,1997,9:1735–1780
- [18] Radman A, Akhoondzadeh M, Hosseiny B. Integrating InSAR and deep-learning for modeling and predicting subsidence over the adjacent area of Lake Urmia, Iran. *GIScience & Remote Sensing*,2021,58(08):1413-1433
- [19] Chen Y, He, Y, Zhang L F, et al. Prediction of InSAR deformation time-series using a long short-term memory neural network. *International Journal of Remote Sensing*,2021,42: 6919–6942
- [20] Liu Qing Hao, Zhang Yong Hong, et al. Time series prediction method of large-scale surface subsidence based on deep learning. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*,2021,46(3):396-404 (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. *测绘学报*,2021,46(3):396-404)
- [21] Chen Yi, He Yi, Zhang Li Feng, et al. Surface deformation prediction based on TS-InSAR technology and long short-term memory networks. *National Remote Sensing Bulletin*,2022,26(7):1326-1341(陈毅, 何毅, 张立峰,等.长短时记忆网络 TS-InSAR 地表形变预测. *遥感学报*,2022,26(7):1326-1341)
- [22] Cheng Cheng. Research and application of equipment remaining life prediction algorithm based on deep learning[D]. Beijing: Beijing University of Chemical Technology,2020. (程成. 基于深度学习的设备剩余寿命预测算法研究及其应用[D]. 北京: 北京化工大学, 2020)
- [23] Ma P F, Zhang F, Lin H. Prediction of InSAR time-series deformation using deep convolutional neural networks. *Remote Sensing Letters*,2020,11(2):137-145
- [24] Sun J, Wauthier C, Stephens K, et al. Automatic

- detection of volcanic surface deformation using deep learning. *Journal of Geophysical Research: Solid Earth*,2020,125, e2020JB019840.
- [25] He Y, Zhao Z A, Yang W, et al. A unified network of information considering superimposed landslide factors sequence and pixel spatial neighbourhood for landslide susceptibility mapping. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*,2021,104(18):102508
- [26] Shi X, Chen Z, Wang H, et al. Convolutional LSTM Network: A Machine Learning Approach for Precipitation Nowcasting. *Advances in Neural Information Processing Systems*,2015,802-810
- [27] Yu X Y. Improved SBAS technology for land deformation detection and groundwater application[D]. Hu Nan: Central South University, 2012. (俞晓莹. 改进的 SBAS 地表形变监测及地下水应用研究[D],湖南:中南大学,2012)
- [28] Moré J J. The Levenberg-Marquardt algorithm: implementation and theory. *Numerical analysis*. Berlin, Heidelberg: Springer: 105-116,1978.
- [29] Wang Z, Bovik A, Sheikh H, et al. Image Quality Assessment: From Error Visibility to Structural Similarity. *IEEE Transactions on Image Processing*,2004,13(04):600-612
- [30] Zhao Yan, Meng Li Ru, Wang Shi Gang, et al. Improved PSNR evaluation method consistent with human visual perception. *Journal of Jilin University(Engineering and Technology Edition)*,2015,45(01):309-313 (赵岩, 孟丽茹, 王世刚, 等. 符合人眼视觉感知特性的改进 PSNR 评价方法. *吉林大学学报(工学版)*,2015,45(01):309-313)
- [31] Zhu L, Gong H L, Li X, et al. Land subsidence due to groundwater withdrawal in the northern Beijing plain, China. *Engineering Geology*,2015,193:243-255
- [32] Gao M, Gong H, Chen B, et al. InSAR time-series investigation of long-term ground displacement at Beijing Capital International Airport, China. *Tectonophysics*,2016,691:271-281
- [33] Dai K, Liu G, Li Z, et al. Monitoring highway stability in permafrost regions with X-band temporary scatterers stacking InSAR[J]. *Sensors*,2018,18(6):1876.
- [34] Gao M, Gong H, Li X, et al. Land subsidence and ground fissures in Beijing capital international airport (bcia): Evidence from quasi-ps insar analysis[J]. *Remote Sensing*,2019,11(12):1466.
- [35] Dai K, Shi X, Gou J, et al. Diagnosing subsidence Geohazard at Beijing capital international airport, from high-resolution SAR interferometry[J]. *Sustainability*,2020,12(6):2269.

网络首发:

标题: ConvLSTM神经网络的时序InSAR地面沉降时空预测

作者: 何毅, 姚圣, 陈毅, 闫浩文, 张立峰

DOI: 10.13203/j.whugis20220657

收稿日期: 2023-06-04

引用格式:

何毅, 姚圣, 陈毅, 等. ConvLSTM神经网络的时序InSAR地面沉降时空预测[J]. *武汉大学学报(信息科学版)*, 2023, DOI: 10.13203/j.whugis20220657 (HE Yi, YAO Sheng, CHEN Yi, et al. Spatio-temporal prediction of time-series InSAR Land subsidence based on ConvLSTM neural network[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2023, DOI: 10.13203/j. whugis20220657)

网络首发文章内容和格式与正式出版会有细微差别，请以正式出版文件为准！

您感兴趣的其他相关论文：

延安新区地面沉降时空演化特征时序InSAR监测与分析

许强, 蒲川豪, 赵宽耀, 何攀, 张含悦, 刘佳良

武汉大学学报（信息科学版），2021, 46(7): 957-969

<http://ch.whu.edu.cn/article/doi/10.13203/j.whugis20200146>

