

A GB-SAR Atmospheric Correction Model Based on BP Neural Network

Xudong Guo¹, Ruikai Hong¹, Jinsheng Tu¹, Rui Zhang^{1,2*}

¹Department of Remote Sensing and Geospatial Information Engineering, Southwest Jiaotong University, Chengdu Sichuan

²State-Province Joint Engineering Laboratory of Spatial Information Technology for High-Speed Railway Safety, Southwest Jiaotong University, Chengdu Sichuan
Email: *zhangrui@swjtu.edu.cn

Received: Oct. 10th, 2018; accepted: Oct. 24th, 2018; published: Oct. 31st, 2018

Abstract

As a newly arising microwave sensor imaging system, ground-based synthetic aperture radar (GB-SAR) integrated the advantages of both remote sensing and ground measurement, and has great potential in geological disaster investigation and emergency monitoring. Because the GB-SAR system has a wide field of view, the water vapor disturbance in the local monitoring area may induce significant influence to the monitoring accuracy. How to ensure the precision of the continuous imaging monitoring process has always been the core issue in the application research field. To overcome the limitations and shortcomings of existing GB-SAR atmospheric correction methods, this paper proposed an atmospheric correction model based on BP neural network. For validation purpose, the landslide around Qiaoqi water reservoir in Baoxing County, Ya'an City, was selected as a typical study area to implement the experiment. The statistical analysis showed that the BP neural network atmospheric correction model has achieved good application results in continuous monitoring process by the situation of the rapid temperature and water vapor changes during the daytime. The overall precision is controlled within ± 0.7 mm. In addition, the monitoring and analysis results of the landslide also revealed the specific location and development trend of the landslide point. It is worth noting that the creep slip rate is close to 8 mm/day, which indicated that the landslide poses a threat to the safety and stability of surrounding roads and buildings.

Keywords

GB-SAR, BP Neural Network, Atmospheric Correction, Landslide Monitoring

基于BP神经网络的GB-SAR大气改正模型

郭旭东¹, 洪瑞凯¹, 涂晋升¹, 张 瑞^{1,2*}

¹西南交通大学测绘遥感信息系, 四川 成都

*通讯作者。

²西南交通大学高速铁路运营安全空间信息技术国家地方联合工程实验室, 四川 成都
Email: *zhangrui@swjtu.edu.cn

收稿日期: 2018年10月10日; 录用日期: 2018年10月24日; 发布日期: 2018年10月31日

摘要

基于微波传感器成像的新型地基合成孔径雷达(GB-SAR)系统, 对于地表形变的干涉测量精度达到亚毫米级, 兼具遥感和地面测量途径的技术优势, 在地质灾害调查及应急监测中的应用潜力巨大。因地基SAR系统的视场范围较大, 监测区域内的水汽扰动对精度的影响较为显著, 如何保证连续成像监测过程的精度, 一直是该应用研究领域中的核心问题。针对现有地基SAR大气改正方法的局限与不足, 本文提出基于BP神经网络大气改正模型, 并以宝兴县碓磳水库边坡为典型研究区域, 论证该模型的可靠性和可行性。实验结果表明, BP神经网络大气改正模型的使用, 在温度和水汽变化较快的日间连续监测过程中取得了较好的应用效果, 总体精度控制在 ± 0.7 mm以内。同期对滑坡的监测分析亦揭示了滑坡点具体位置及发展态势, 获得蠕变滑移速率接近8 mm/天, 表明该滑坡对周边道路、建筑的安全性与稳定性已构成威胁。

关键词

地基SAR, BP神经网络, 大气改正, 滑坡监测

Copyright © 2018 by authors and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

我国是地质灾害发生频率较高的国家, 且类型较多、分布范围较广、危险性较高[1]。据统计, 从2016年到2017年, 全国因地质灾害造成697人死亡、60人失踪、382人受伤, 经济损失多达67.1亿元[2]。在各种地质灾害中滑坡灾害破坏性极强, 发生频率最高, 从而制约社会经济的发展, 对人民群众的生命安全构成严重的威胁。

坡体形变量是反映滑坡体稳定性最直接的物理量, 对其实施高精度的形变位移监测是有效开展滑坡防治的重要保障[3]。当前, 滑坡表面的形变量监测, 主要是依托大地测量和光学遥感解译两种手段。传统大地测量方法利用全球导航卫星系统(GNSS)、全站仪、精密水准仪等测量手段对滑坡体离散点构建三维坐标系, 从而解算离散点的位移量、位移方向和位移速率[4]。光学遥感影像解译利用滑坡体形变前后两期影像数据进行目视解译判断坡体形变。基于全站仪、TDP、精密水准仪等测量仪器对单点测量精度较高, 但投入资源过多, 且监测区域较小, 仅能获取离散点观测数据。而基于光学遥感影像的目视解译受影像解译人员经验、拍摄角度、山体阴影、天气条件等因素的影响, 导致对滑坡发生时间、范围、边界的误读和漏读[5]。

针对上述情况, 在星载合成孔径雷达(Synthetic Aperture Radar, SAR)基础上发展起来的地基合成孔径雷达(Ground-based Synthetic Aperture Radar, GB-SAR)作为一种地面遥感成像系统, 因其对地表形变探测精度高、时空分辨率高, 且具有全天时、全天候连续监测能力, 以及布设测站点灵活等优点, 而被广泛应用于冰川[6]、滑坡[7]、大坝[8]、露天矿场[9]等形变监测。虽然地基SAR在地表形变监测中具有突出优势, 但是作为一种微波遥感探测地表形变的技术, 易受大气效应影响, 在形变监测过程中引入误差,

导致其监测精度往往达不到 mm 级。而相比于星载 SAR 而言，兴起于本世纪初的地基 SAR 系统在大气改正方面尚存在不足。因此，本文在充分归纳现有地基 SAR 大气改正方法的基础上提出了 BP 神经网络模型，用以对视场内大气扰动进行改正。同时，选取水汽变化较为显著的水库周边山体边坡开展实验，并借助全站仪测量数据对比论证该方法应用于滑坡形变监测的可靠性和与精度水平。

2. 地基合成孔径雷达干涉测量技术

基于 GB-SAR 系统的干涉测量技术兴起于本世纪初，是一种面向变形测量和监测应用的新型高效技术手段，因 GB-SAR 成像观测具备全天时、全天候、高时空分辨率等诸多优势，能够弥补现有地面测量和光学遥感等方法途径在地 GB-SAR 质灾害调查及应急监测应用中的技术局限，故受到相关领域的广泛关注。其技术体系主要由步进频率连续波技术(SF-CW)、合成孔径雷达成像技术(SAR)、干涉测量技术三个部分构成。对地表形变具有极高的高灵敏度[10][11]，其位移测量精度更高达亚微米级别，故常被用于滑坡监测与前期预警。本实验采用由意大利 IDS 公司生产的 IBIS-L 系列 GB-SAR 系统，该系列地基雷达的位移敏感度高达 0.1 mm，且监测距离可达 6~8 千米，能够以 2 分钟为周期实施连续监测与数据采集。

2.1. SF-CW 技术基本原理

步进频率连续波技术以不同的步进频率，同时发射 N 组连续的电磁波，每一组电磁波的脉冲持续时间为 T ，如图 1 所示。脉冲宽度(τ)脉冲达到最大值所持续的时间周期，它与信号带宽(B)之间的关系表示为：

$$\tau B = 1 \quad (2.1)$$

由公式(2.1)可建立脉冲宽度和信号带宽与雷达距离向分辨率之间关系：

$$\Delta R_{\text{range}} = \frac{C\tau}{2} = \frac{C}{2B} \quad (2.2)$$

其中， C 为光速 3×10^8 m/s， τ 表示为脉冲宽度， B 为雷达信号带宽。

由公式(2.2)可知，为了提高距离向分辨率，可通过压缩脉冲宽度或者是提高信号带宽。

2.2. 合成孔径雷达技术基本原理

雷达是以主动方式向目标发射电磁波，并接受目标返回的电磁波信号，其方位向分辨率取决于雷达天线孔径大小。为了提高方位向分辨率，在早期真实孔径雷达基础上采用合成孔径技术来等效较大真实雷达天线孔径。真实孔径雷达方位向分辨率：

$$\Delta L_{\text{azimuth}} = \frac{\lambda}{L} R \quad (2.3)$$

通过合成孔径雷达技术所得到的合成孔径雷达方位向分辨率：

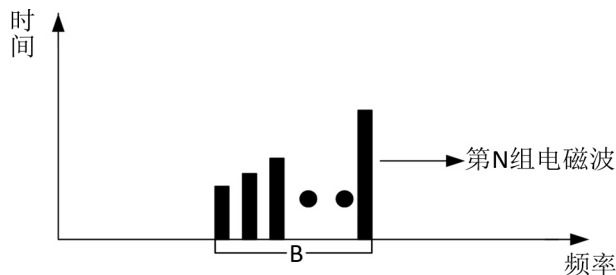


Figure 1. Working principle diagram of SFCW

图 1. SFCW 工作原理图

$$\Delta R_{\text{azimuth}} = \frac{L}{2} \quad (2.4)$$

其中, L 为天线的真实孔径物理尺寸大小, λ 为雷达波长, R 表示雷达天线与目标物之间的距离。

2.3. 干涉测量技术基本原理

雷达成像系统对目标物的探测过程中记录了目标物的振幅信息和相位信息。干涉测量技术就是将目标物前后两次观测所得到的相位信息进行比较, 从而演算出目标物在观测期间的微小位移变化[12]。通过 SF-CW 技术、SAR 技术将监测区域分割成很多个小的像素单元, 利用干涉测量技术可测量每个像素单元的位移变化信息。对同一像素两次观测相位分别为 ϕ_1 、 ϕ_2 , 所得到目标物形变值 d 与前后两次观测相位关系[13]:

$$d = \frac{\lambda}{4\pi}(\phi_2 - \phi_1) \quad (2.5)$$

式中, λ 为雷达波长。

在空间基线为零, 即在连续观测情况下, $\phi_2 - \phi_1$ 由下面部分组成:

$$\phi_2 - \phi_1 = \phi_{\text{disp}} + \phi_{\text{atm}} + \phi_{\text{noi}} + 2k\pi \quad (2.6)$$

式中, 目标物的差分相位中包含形变相位 ϕ_{disp} , 电磁波传播过程中受大气影响而产生的大气延迟相位 ϕ_{atm} , 噪声相位 ϕ_{noi} 。

由式(2.6)可知, 滑坡点形变结果受噪声和大气扰动的影响。文献[14]指出相位噪声相比于大气扰动对地基 SAR 监测精度误差影响很小。因此, 地基 SAR 差分相位主要包含形变相位和大气扰动相位, 即:

$$\phi_2 - \phi_1 = \phi_{\text{disp}} + \phi_{\text{atm}} + 2k\pi \quad (2.7)$$

3. 大气改正方法

GB-SAR 系统通过发射和接收电磁波信号对地表形变物体进行探测。电磁波在大气中传播的过程中, 因大气介质不均匀, 导致电磁波传播路径和方向发生改变, 从而产生附加相位, 即大气相位(Atmospheric Phase Screen, APS) [15]。文献[16] [17]指出长时间野外监测过程中, 因大气造成的相位延迟误差比地基 SAR 的测量精度大的多。文献[18] [19]指出短时间的监测也会因大气变化而造成测量误差。在实际监测时, 为了降低大气扰动对地基雷达测量精度的影响, 必须对大气进行改正。

3.1. 现有大气改正基本方法

现有大气改正方法主要包括气象数据校正法、永久散射体技术、距离函数拟合方法这三大类。

1) 气象数据校正方法

通过获取监测区域内的气象数据, 以现有的艾森 - 弗鲁姆大气折射经验模型来对大气扰动进行改正, 即

$$(n-1) \times 10^6 = \frac{103.49}{T}(P-e) + \frac{86.26}{T} \left(1 + \frac{5748}{T} \right) e \quad (3.1)$$

$$e = e' - 0.000662(t-t')(1+0.001146t')P \quad (3.2)$$

式中, n 为大气折射率; T 为绝对温度; P 为大气气压; e 为水汽压力; t 为干温; t' 为湿温; e' 为饱和水汽压力。

在电磁波传播中, 把传播路径中的大气变化视为均匀的, 即可得到平均折射率与大气延迟相位的关系:

$$\phi_{\text{atm}} = \frac{4\pi}{\lambda} \Delta n \cdot r \quad (3.3)$$

式中, φ_{atm} 为大气延迟相位; Δn 为大气平均折射率; r 为传感器到目标的距离。

此方法不足之处: 因地基 SAR 的观测距离可达数千米, 且过远观测距离导致气象数据变化给大气扰动改正引入误差; 大气折射经验模型仅考虑了大气扰动对距离向的影响, 而忽略在方位向上所存在的误差[14] [20]。

2) 永久散射体技术

该技术于 2001 年由 Ferretti 提出, 即利用一组时间序列的 SAR 数据, 找出持久稳定的雷达目标点, 得出其相位变化。通过稳定目标点的相位变化来估计大气扰动对整个观测区域的影响, 从而在差分相位中去除因大气扰动带来的延迟相位[21]。但是该技术存在如下缺点: 对 SAR 影像数据需求量大和数据处理难度大; 必须有足够数量的永久散射体; 永久散射体在监测过程中形变量较小。

3) 距离函数拟合方法

与永久散射技术相比, 该方法继承了永久散射体所有的优点, 在监测区域选取稳定点或布设角反射器, 利用稳定点与地基 SAR 之间的距离和相位变化获取观测区域内大气变化的改正值[22]。考虑到实际中计算误差, 在求解拟合函数时多采用二次拟合:

$$\varphi_{\text{atm}} = a_0 + a_1 \cdot r + a_2 \cdot r^2 \quad (3.4)$$

式中, r 为传感器到目标的距离; φ_{atm} 为大气延迟相位。

由于滑坡区域存在危险性, 不适宜人工布设角反射器, 稳定点不宜发现等原因, 导致该方法存在一定局限。

3.2. BP 神经网络大气分量学习与初始参数估计

BP (Back propagation)网络算法由 Rumelhart 和 McClelland 于 1985 年提出, 它是误差反向后传学习算法。其学习过程由正向传播与误差的反向回传两个部分组成; 正向传播时, 输入样本从输入层传入, 经各隐层依次逐层处理, 传向输出层, 若输出层输出与期望不符, 则将误差作为调整信号逐层反向回传, 对神经元之间的连接权矩阵做出处理, 使误差达到最小[23]。理论上讲, 大气扰动造成单位像元在信噪比、相干性、相位稳定性存在信息差异, 且文献[24]采用相位离差方法在对大气改正上取的非常不错的效果。因此, BP 神经网络对大气改正主要原理是利用单位像元在信噪比、相干性、相位稳定性差异, 使得 SAR 影像中存在高/低相干点, 再结合相位离差获取大气扰动改正值。即地基 SAR 影像的高相干点差分相位与低相干点差分相位受大气影响程度不同, 通过网络学习过程来得出研究区域内大气扰动改正值。

3.2.1. 学习模型

根据上面理论设计 3 层 BP 神经网络结构, 如图 2 所示。其中, 输入层神经元节点数为 2, 为高相干点差分相位和低相干点相位差分; 输出层神经元节点数为 1, 为大气延迟相位。而隐含层神经元节点数的选择非常重要, 它不仅对建立的神经网络模型的性能影响很大。而且是训练时出现“过拟合”的直接原因, 但是目前在设置隐含层节点上还没有一种科学的和普遍的确定方法。本实验隐含层神经元节点数根据 Kolmogrovk 定理[25]设置为 5。

3.2.2. 大气分量的学习过程

BP 神经网络的输入向量 X 与隐含层输出向量 Y 分别以式(3.5)和式(3.6)表示:

$$X = \{x_i\}, i = 1, 2 \quad (3.5)$$

$$Y = \{y_j\}, j = 1, 2, \dots, 5 \quad (3.6)$$

由式(3.7)和式(3.8)分别得到隐含层各神经元的输出、输入关系。

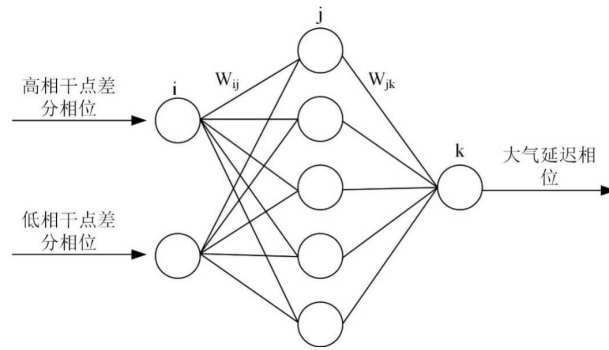


Figure 2. BP neural network structure

图 2. BP 神经网络结构

$$y_j = f(s_j) \quad (3.7)$$

$$s_j = \sum_{i=1}^2 w_{ij} x_i + \theta_j \quad (3.8)$$

式中, s_j 为隐含层各神经元的激活值; w_{ij} 为输入层的连接权系数; θ_j 为第 j 个隐含层神经元的阈值; $f(\bullet)$ 为 BP 神经元 S 型激活函数。

本实验输出层只有一个神经元节点, 式(3.9)、式(3.10)为输出层的激活值 o_k 、实际输出值 c_k 。

$$o_k = \sum_{j=1}^5 w_{jk} y_j - \theta_k, k=1 \quad (3.9)$$

$$c_k = f(o_k) \quad (3.10)$$

式中, w_{jk} 为隐含层至输出层的连接权系数; θ_k 为输出层单元阈值。

由式(3.11)可以得到大气延迟相位的均方误差。

$$E = \frac{1}{2} \sum_{p=1}^p \sum_{k=1}^1 (d_k^{(p)} - c_k^{(p)})^2 \quad (3.11)$$

式中, p 为训练样本个数; d_k 为输出层单元期望值。在 BP 神经网络中就是通过更新网络权值来使 E 达到最小化, 而每个神经元的输出值是由该点连接权系数和阈值所决定的。因此, 为了使均方误差达到最小, 就需要调节权值和阈值。

由式(3.12)和式(3.13)分别计算输出层校正误差和隐含层各单元节点校正误差。

$$h_k = (d_k - c_k) f'(c_k) \quad (3.12)$$

$$e_j = \left(\sum_{k=1}^1 w_{jk} h_k \right) f'(o_k) \quad (3.13)$$

即可得到输出层到隐含层和隐含层到输入层的权值和阈值校正量。

$$\Delta w_{jk} = \alpha h_k y_j \quad (3.14)$$

$$\Delta \gamma_k = \alpha h_k \quad (3.15)$$

$$\Delta w_{ij} = \beta e_j x_i \quad (3.16)$$

$$\Delta \eta_k = \beta e_j \quad (3.17)$$

式中, Δw_{jk} 、 $\Delta \gamma_k$ 为输出层到隐含层的权值和阈值校正量; Δw_{ij} 、 $\Delta \eta_k$ 为隐含层到输入层的权值和阈值

校正量； $\alpha > 1$ 为输出层到隐含层的学习率； $0 < \beta < 1$ 为隐含层到输入层的学习率。

3.3. GB-SAR 干涉测量大气分量的改正

通过 BP 神经网络对大气分量进行学习，可准确估计大气分量对干涉相位场的扰动。针对 GB-SAR 干涉测量的实际应用，本文通过如下处理过程实施大气分量的改正。具体过程涉及如下五个步骤：

- 1) 初始化学习过程中的权值；
- 2) 利用信噪比、相干性、相位稳定性设置阈值筛选出研究区域 SAR 影像的 N 个高相干差分相位和 N 个低相干差分相位训练样本；
- 3) 利用训练样本作为输入层数据，计算隐含层和输出层各神经元节点的输出值；
- 4) 根据式(3.11)计算出 E 值，通过不断修正学习过程中的权值和阈值使 E 值最小化，从而降低大气延迟相位估计的误差，迭代获取整个像空间的最优大气分量估计值；
- 5) 根据估计得到的大气延迟相位场，通过对整个区域的差分相位做差改正大气扰动的影响，最终获得研究区域的精化形变相位场，并转化提取形变信息。

4. 滑坡实验与分析

4.1. 实验概况

本次监测区域选取位于四川省雅安市境内的碓磳水库。它是碓磳电站大坝建成后，阻挡了水流而形成的人工湖泊。因该地区降水丰富，地表径流水流湍急，周边受水流侵蚀和地质背景原因形成深峡谷。考虑到水库两岸在日照充分的白天，水汽变化较为剧烈，对 GB-SAR 干涉测量结果的扰动显著，是较为典型的研究区域，故选取头道桥滑坡点为实验区(如图 3 为研究区域光学影像)。通过实地了解，近年来碓磳水库周边多处发生滑坡事件(图 4 为实地考察滑坡灾害情况)。

GBSAR 采用主动式雷达技术，能够克服天气和光照条件的影响，提供大范围的形变图像。相比于星载 SAR，该技术能够克服时间和空间失相关，相位缠绕等问题并提供高精度的形变结果，特别适用于野外复杂环境下的遥感监测。利用计算机模拟该研究区域的环境(图 5)，为 GBSAR 选择滑坡观测点，从而达到精确监测的目的。地基雷达选择滑坡观测点选取应遵循：1) 通视性好；2) 监测距离不宜过远；3) 安全性；4) 地基雷达供电问题；5) 基座稳定性。图 6 为实验现场布设地基 SAR 情况。

本实验监测在 2018 年 4 月 6 号进行，地基雷达的监测时间从 10 点 05 分持续到 16 点 28 分，图像采集时间间隔设置为 3 min，最大距离为 1013 米，对滑坡体的观测一共采集 125 景影像。为进一步验证 BP 神经网络对大气扰动改正的可靠性和可行性，在滑坡体上 P1、P2、P3 位置上布设 3 个角反射器，同时在 P1、P2 这两个位置附近布设小棱镜用于高精度徕卡 TM50 全站仪观测与实验结果对比分析。

4.2. 实验结果分析

地基 SAR 影像数据预处理后，获取图 7 所示滑坡体监测区域雷达强度、相位相干性、时间相干性、空间相干性，图中红色区域为滑坡体监测区域。可以看出监测区域内大部分雷达强度较高，相位稳定性好，时空相干性高，且研究区域影像清晰。

由于是连续观测排除基线不为零的情况。由式(2.7)可知，滑坡点形变结果受大气扰动的影响。考虑到式(2.6)中噪声相位对 BP 神经网络大气改正的实验结果影响，通过加权圆周中值滤波处理[26]来减小噪声作用。该滤波方法同时考虑到热噪声与环境噪声，所以在对噪声滤除中具有很好的效果。经上述处理得到 P1、P2、P3 位置大气改正前沿 LOS 向的形变位移量(图 8)。

设置地基 SAR 影像中高相干点和低相干点的阈值，利用阈值选出来的高/低相干点差分相位通过 BP

神经网络大气改正模型进行学习, 获取大气改正参数。图 9 为 BP 神经网络大气改正模型对大气改正后 P1、P2、P3 位置沿 LOS 向形变位移时间序列。

在实验过程中利用全站仪以 30 min 时间间隔监测 P1、P2 两点的位移量, 结果如图 10 所示, 图 10(a) 为 P1 点大气改正后沿 LOS 向位移时间序列与全站仪监测结果对比, 其中最大位移偏差 0.32 mm、最小位移偏差 0.03 mm、位移较差标准差 ± 0.129 mm。图 10(b) 为 P2 点大气改正后沿 LOS 向位移时间序列与全站仪监测结果对比, 其中, 最大位移偏差 0.63 mm、最小位移偏差 0.05 mm、位移较差标准差 ± 0.156 mm。

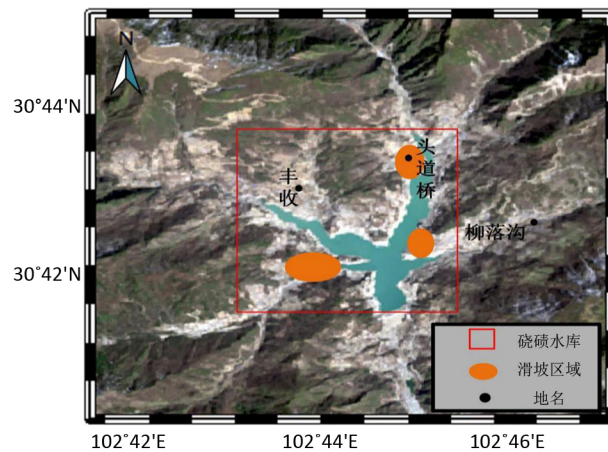


Figure 3. Regional optical imaging
图 3. 研究区域光学影像



Figure 4. Damaged roads and houses along the vicinity of the Qiao Qi reservoir
图 4. 硃碛水库周边公路、房屋因滑坡受损情况

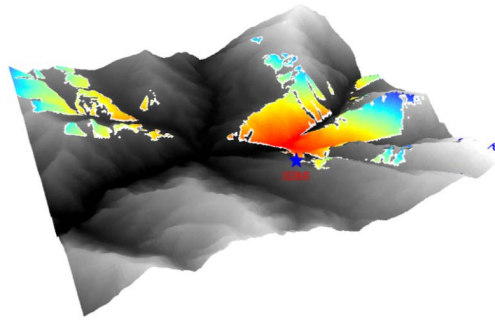


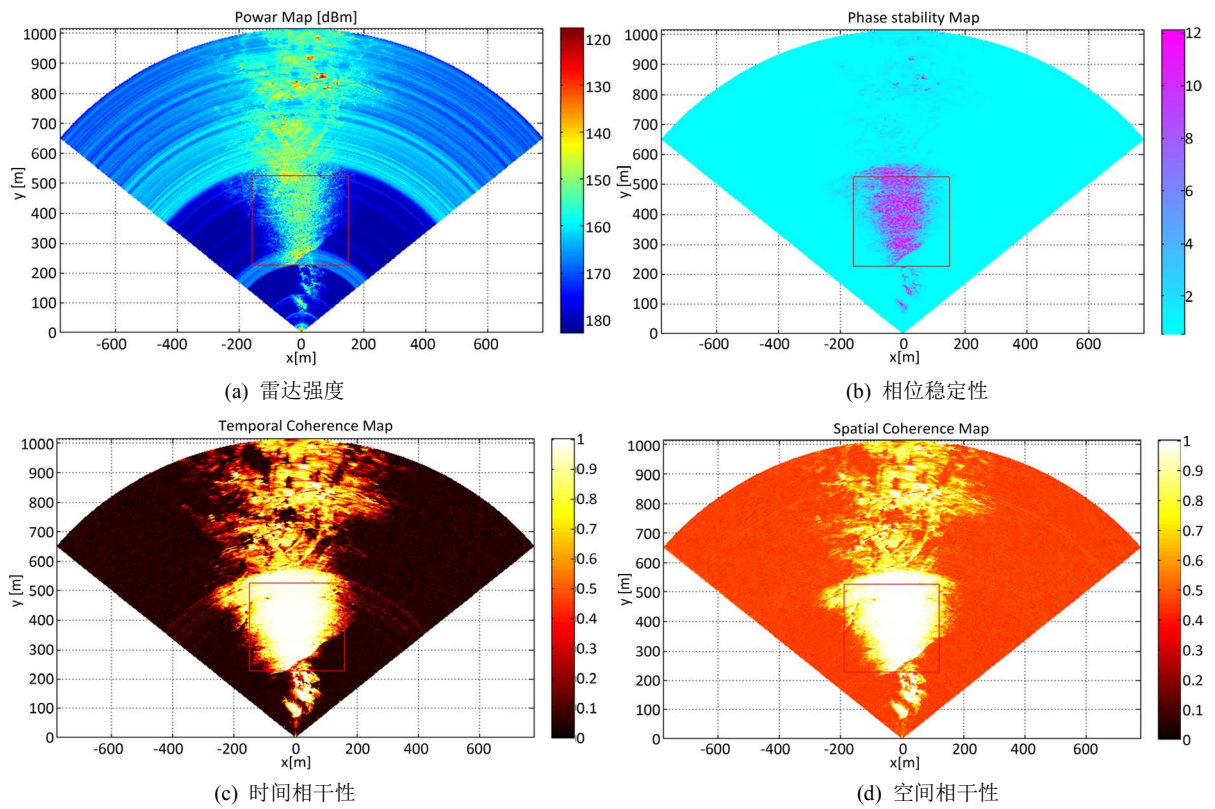
Figure 5. Simulation of regional environment and GB-SAR field of view

图 5. 模拟研究区域环境与 GB-SAR 视场范围



Figure 6. Monitoring site

图 6. 监测现场



(a) 雷达强度

(b) 相位稳定性

(c) 时间相干性

(d) 空间相干性

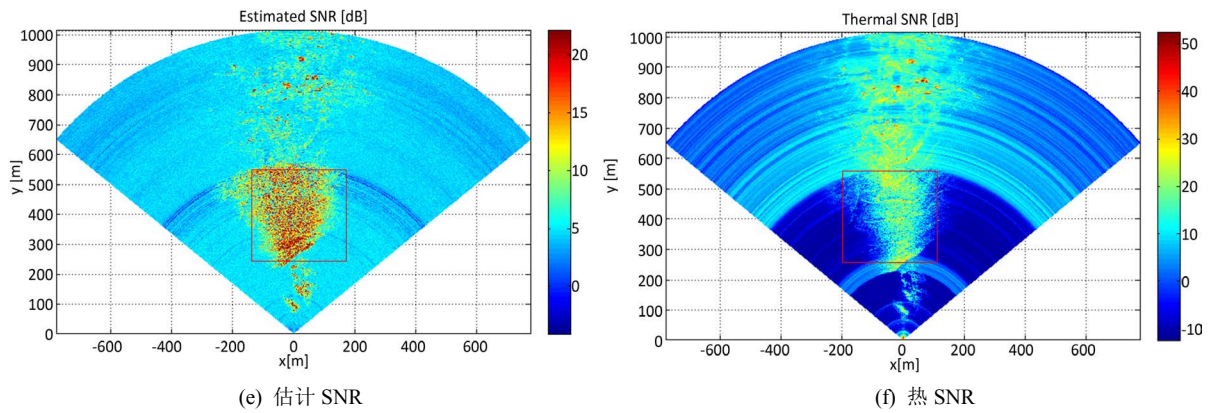


Figure 7. Imaging map of monitoring area

图 7. 监测区域成像图

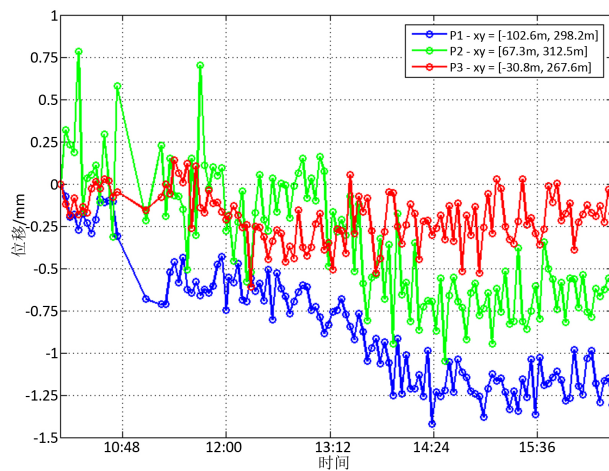


Figure 8. Time series of displacement along the LOS direction without atmospheric correction

图 8. 未经大气改正沿 LOS 向位移时间序列

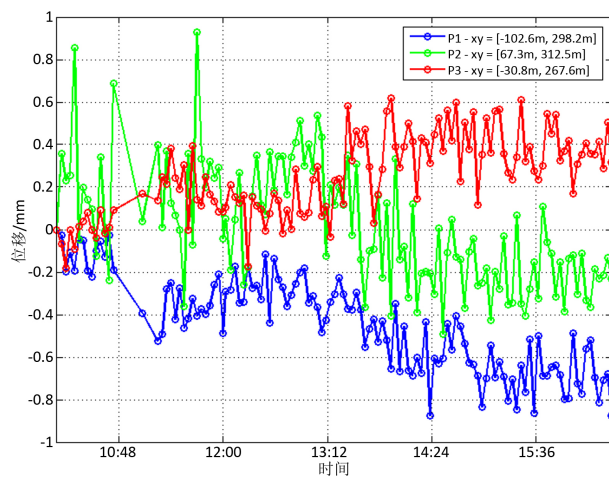


Figure 9. Time series of displacement along the LOS direction after atmospheric correction by BP neural network model

图 9. 经 BP 神经网络模型大气改正后沿 LOS 向位移时间序列

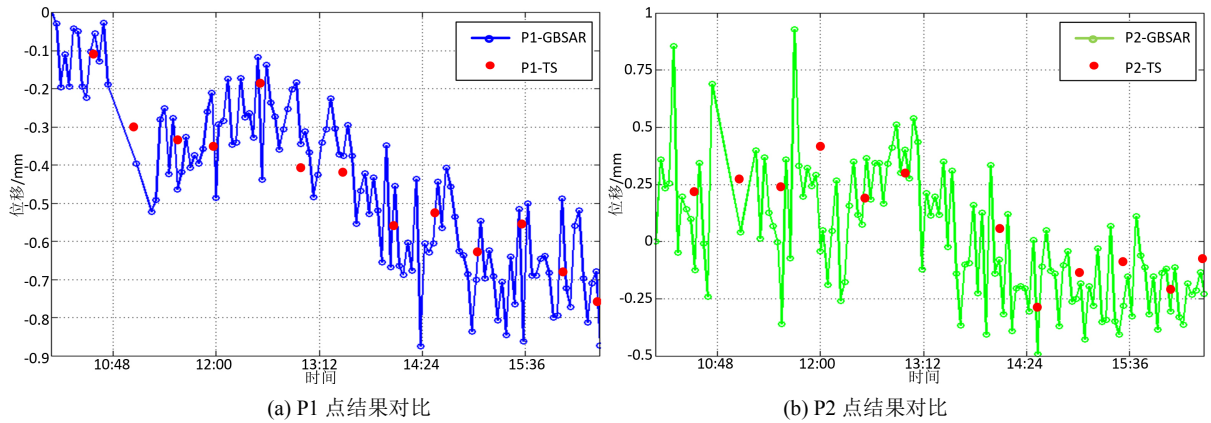


Figure 10. Comparison of monitoring results between time series of displacement along the LOS direction and total station after atmospheric correction

图 10. 大气改正后沿 LOS 向位移时间序列与全站仪监测结果对比

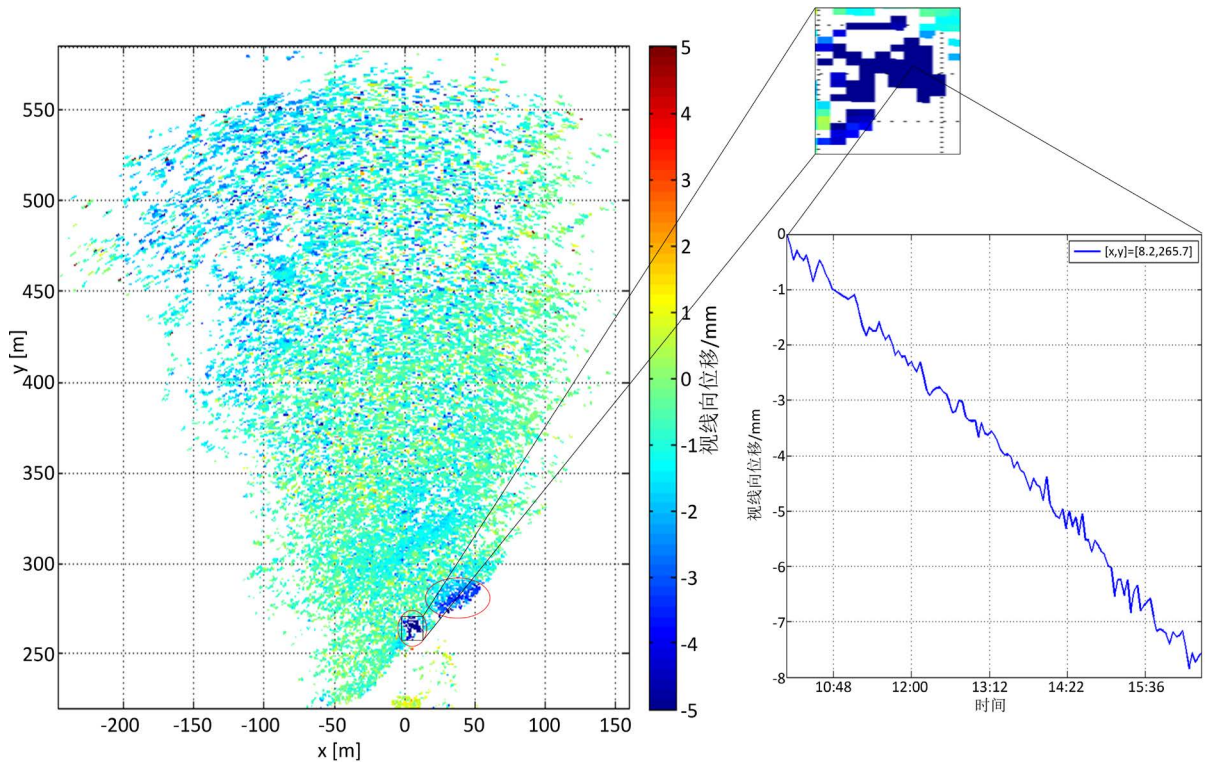


Figure 11. Results of monitoring area after correction of landslide mass

图 11. 滑坡点大气改正后监测区域结果

分析图 10 可以得到，利用 BP 神经网络大气改正可使地基 SAR 监测精度误差小于 ± 0.7 mm，从而体现了 BP 神经网络大气改正方法在地基 SAR 野外监测中的可靠性和可行性。

4.3. 滑坡监测分析

地基雷达获取的数据经 BP 神经网络大气改正得到研究区域沿 LOS 向单日累计位移形变的结果(图 11)。结合光学图 6 分析，在道路以上的部分，整体比较稳定；道路以下的部分由于处于蓄水水位线以下，土质比较松软，正处于缓慢的滑动中，导致部分道路侧面产生滑移。图中红色区域为不稳定区域，面积

在 300 m²左右。根据监测数据发现该处形变比较大, 最大接近 8 mm。同期开展的地面测量结果表明, 该处滑坡引起的沉降每月可达数十厘米, 对该水库周边道路、建筑的安全性与稳定性造成威胁。综合 GBSAR 和地面测量获取的数据, 滑坡点形变累加位移与时间关系符合文献[3]给出的蠕动型滑坡形变累加位移-时间关系模型。即滑坡点均属于蠕动型滑坡机理, 且都处于蠕变阶段。

5. 结论

地基 SAR 在地表形变监测具有高精度、时效性强等能力, 而被广泛运用于滑坡、冰川、大坝等形变监测。但雷达电磁波在传播过程中易受大气扰动的负面影响产生附加相位, 造成监测精度达不到 mm 级。针对上述问题, 本文提出 BP 神经网络大气改正模型, 并选取雅安市宝兴县硃砂水库边坡为典型研究区域, 论证该模型的可靠性和可行性, 并对研究区域滑坡开展分析。

通过同期高精度徕卡 TM50 全站仪地面观测数据交叉验证, GB-SAR 干涉测量在温度和水汽变化较快的日间连续监测过程中, 总体精度误差控制在±0.7 mm 以内, 表明 BP 神经网络大气改正模型对于复杂环境和气候条件具有较好的适应性。相对于其他大气改正模型, BP 神经网络大气改正模型在区域大气改正时精度优于 mm 级, 同时相较于使用永久散射体来获取大气改正参数的方法, 改模型只需通过设定筛选阈值找出高/低相干点差分相位, 而避免了人工安置角反射器或当监测区域出现永久散射体少的情况。滑坡监测结果表明, 区域内最大蠕变滑移速率接近 8 mm/天, 一旦失稳将对周围人员带来严重伤亡和经济造成损失, 有必要引起关注, 进一步加强监测和治理等相关防控工作。

基金项目

本文获得了国家重点研发计划“地球观测与导航”领域重点专项课题(2017YFB0502700), 国家自然科学基金青年科学基金项目(41601503), 四川省科技计划项目(2018JY0564), 西南交通大学理工类科技创新项目(2682016CX087), 西南交通大学“雏鹰学者”人才计划项目(2682016CY19)的联合资助。

参考文献

- [1] 王锐. 地质灾害保险若干问题初探[J]. 农村经济与科技, 2013(2): 133-134.
- [2] 中华人民共和国国土资源部官网[EB/OL]. <http://www.mlr.gov.cn/zwgk/>, 2017-4-25.
- [3] 许波. 蠕动型滑坡变形失稳特征及滑动模型研究[D]: [博士学位论文]. 北京: 北京科技大学, 2017.
- [4] 唐亚明, 张茂省, 薛强, 等. 滑坡监测预警国内外研究现状及评述[J]. 地质论评, 2012(3): 533-541.
- [5] 何杨. 高分遥感与 InSAR 技术在黄土滑坡识别和监测中的应用研究[D]: [硕士学位论文]. 西安: 长安大学, 2016.
- [6] Luzi, G., Pieraccini, M., Mecatti, D., et al. (2007) Monitoring of an Alpine Glacier by Means of Ground-Based SAR Interferometry. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 4, 495-499. <https://doi.org/10.1109/LGRS.2007.898282>
- [7] Atzeni, C., Barla, M., Pieraccini, M., et al. (2015) Early Warning Monitoring of Natural and Engineered Slopes with Ground-Based Synthetic Aperture Radar. *Rock Mechanics and Rock Engineering*, 48, 235-246. <https://doi.org/10.1007/s00603-014-0554-4>
- [8] 邢诚, 韩贤权, 周校, 王鹏. 地基合成孔径雷达大坝监测应用研究[J]. 长江科学院院报, 2014, 31(7): 128-134.
- [9] 杨红磊, 彭军还, 崔洪曜. GB-InSAR 监测大型露天矿边坡形变[J]. 地球物理学进展, 2012, 27(4): 1804-1811.
- [10] Tarchi, D., Rudolf, H., Luzi, G., et al. (1999) SAR Interferometry for Structural Changes Detection: A Demonstration Test on a Dam. *Proceedings of IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS '99)*. IEEE, Hamburg, 1522-1524.
- [11] Leva, D., Nico, G., Tarchi, D., Fortuny, J. and Sieber, A.J. (2003) Temporal Analysis of a Landslide by Means of a Ground-Based SAR Interferometer. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 41, 745-752. <https://doi.org/10.1109/TGRS.2003.808902>
- [12] Bernardini, G., Ricci, P. and Coppi, F. (2007) A Ground Based Microwave Interferometer with Imaging Capabilities for Remote Measurements of Displacements. *Proceedings of the 7th Geomatic Week*.

- [13] 刘斌, 葛大庆, 李曼, 等. 地基 InSAR 技术及其典型边坡监测应用[J]. 中国地质调查, 2018(1): 73-81.
- [14] Monserrat Hernández, O. (2012) Deformation Measurement and Monitoring with Ground-Based SAR.
- [15] 崔喜爱, 曾琪明, 童庆禧, 等. 重轨星载 InSAR 测量中的大气校正方法综述[J]. 遥感技术与应用, 2014(1): 9-17.
- [16] 徐亚明, 王鹏, 周校, 等. 地基干涉雷达 IBIS-S 桥梁动态形变监测研究[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2013(7): 845-849.
- [17] 华远峰, 李连友, 胡伍生, 等. 地面雷达静态微变形测量环境影响改正方法研究[J]. 东南大学学报(自然科学版), 2013(S2): 428-432.
- [18] Lee, H., Lee, J., Cho, S., *et al.* (2008) An Experiment of GB-SAR Interferometric Measurement of Target Displacement and Atmospheric Correction. *IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium*, 4, 240-243.
- [19] Rödelberger, S., Läufer, G., Gerstenecker, C., *et al.* (2010) Monitoring of Displacements with Ground-Based Microwave Interferometry: IBIS-S and IBIS-L. *Journal of Applied Geodesy*, 4, 41-54. <https://doi.org/10.1515/jag.2010.005>
- [20] Rödelberger, S. (2011) Real-Time Processing of Ground Based Synthetic Aperture Radar (GB-SAR) Measurements. Technische Universität Darmstadt, Fachbereich Bauingenieurwesen und Geodäsie.
- [21] 刘国祥, 陈强, 罗小军, 等. 永久散射体雷达干涉理论与方法[M]. 科学出版社, 2012.
- [22] 徐亚明, 周校, 王鹏, 等. 地基雷达干涉测量的环境改正方法研究[J]. 大地测量与地球动力学, 2013(3): 41-43.
- [23] 高原, 张恒璟, 赵春江. 多项式曲面模型在 GPS 高程拟合中的应用[J]. 测绘科学, 2011, 36(3): 179-181.
- [24] 张亨. 基于地基雷达的滑坡形变监测与分析[D]: [硕士学位论文]. 成都市: 西南交通大学, 2015.
- [25] 张晨, 陈剑平, 肖云华. 基于神经网络对有限元强度折减法分析[J]. 吉林大学学报(地球科学版), 2009, 39(1): 114-118.
- [26] 王彦平, 黄增树, 谭维贤, 孙进平, 乞耀龙. 地基 SAR 干涉相位滤波优化方法[J]. 信号处理, 2015, 31(11): 1504-1509.

知网检索的两种方式:

1. 打开知网页面 <http://kns.cnki.net/kns/brief/result.aspx?dbPrefix=WWJD>
下拉列表框选择: [ISSN], 输入期刊 ISSN: 2329-549X, 即可查询
2. 打开知网首页 <http://cnki.net/>
左侧“国际文献总库”进入, 输入文章标题, 即可查询

投稿请点击: <http://www.hanspub.org/Submission.aspx>
期刊邮箱: gst@hanspub.org