

# 基于BP神经网络的滑坡监测多源异构数据融合算法研究

王智伟<sup>1,2,3</sup>, 王利<sup>1,2,3</sup>, 黄观文<sup>1,2,3</sup>, 韩清清<sup>1,2,3</sup>, 徐甫<sup>1,2,3</sup>, 岳聪<sup>1,2,3</sup>

WANG Zhiwei<sup>1,2,3</sup>, WANG Li<sup>1,2,3</sup>, HUANG Guanwen<sup>1,2,3</sup>, HAN Qingqing<sup>1,2,3</sup>, XU Fu<sup>1,2,3</sup>, YUE Cong<sup>1,2,3</sup>

1. 长安大学地质工程与测绘学院, 陕西 西安 710054;
2. 地理信息工程国家重点实验室, 陕西 西安 710054;
3. 西部矿产资源与地质工程教育部重点实验室, 陕西 西安 710054

1. *College of Geological Engineering and Geomatics, Chang'an University, Xi'an 710054, Shaanxi, China;*
2. *State Key Laboratory of Geographic Information Engineering, Xi'an 710054, Shaanxi, China;*
3. *Key Laboratory of Western China's Mineral Resources and Geological Engineering, Ministry of Education, Xi'an 710054, Shaanxi, China*

WANG Z W, WANG L, HUANG G W, et al., 2020. Research on multi-source heterogeneous data fusion algorithm of landslide monitoring based on BP neural network [J]. *Journal of Geomechanics*, 2020, 26 (4): 575-582. DOI: 10.12090/j.issn.1006-6616.2020.26.04.050

**Abstract:** Aiming at the multi-source heterogeneous data fusion problem of landslide monitoring, a multi-source heterogeneous monitoring data fusion algorithm based on BP neural network is proposed in this paper. The temperature, humidity, wind power, cloudiness, precipitation and accumulated precipitation which affect the landslide deformation are taken as the input variables, and the landslide displacement changes data are taken as the expected output data in this algorithm. And the prediction accuracy of this algorithm can be effectively improved by filtering the environmental factor variables with calculating the correlation and significance of the environmental factor variables and the landslide displacement changes. This algorithm is verified by the monitoring data of the Dangchuan landslide in Heifangtai, Yongjing County, Gansu Province. The results show that the BP neural network data fusion algorithm can be used in the landslide displacement prediction with multi-source heterogeneous monitoring data. After the environmental factor variable filtering, the determination coefficient of the BP neural network data fusion algorithm can achieve 0.985 and the RMSE can achieve 0.4787 mm. Thus the accuracy of deformation prediction can be effectively improved.

**Key words:** landslide monitoring; multi-source heterogeneous data; data fusion; BP neural network; prediction

**摘要:** 针对滑坡监测中的多源异构数据融合问题, 论文提出了一种基于BP神经网络的多源异构监测数据融合算法。该算法将影响滑坡变形的温度、湿度、风力、云量、单日降水量和累计降水量等多环境因子变量作为输入变量, 以滑坡位移变化量数据作为期望输出数据, 并利用各环境因子变量和滑坡位移变化量的相关性及显著性进行环境因子变量筛选, 以提高算法的预测精度。论文采用甘肃省永靖县黑方台党川滑坡的实测数据进行了试验, 结果表明: 反向传播 (Back-Propagation, BP) 神经网络数据融合算法适用于具有多源异构监测数据的滑坡变形预测; 在进行环境变量因子筛选后, BP神经网络数据融合算法的决定系数达到0.985, 均方根误差 (RMSE) 达到0.4787 mm, 从而有效提高了变形预测结果的精度。

**关键词:** 滑坡监测; 多源异构数据; 数据融合; BP神经网络; 预测

**中图分类号:** P642.22      **文献标识码:** A

**基金项目:** 国家自然科学基金项目 (41877289, 41731066, 41604001); 国家重点研发计划项目重点专项 (2018YFC1504805, 2018YFC1505102)

**第一作者简介:** 王智伟 (1995-), 男, 在读硕士, 主要从事滑坡变形监测数据处理方法研究。E-mail: wangzw\_chd@163.com

**通讯作者:** 王利 (1975-), 男, 博士, 教授, 主要从事 GNSS 精密定位和变形监测理论与方法研究。E-mail: wangli@chd.edu.cn

**收稿日期:** 2020-05-25; **修回日期:** 2020-06-20; **责任编辑:** 吴芳

**引用格式:** 王智伟, 王利, 黄观文, 等, 2020. 基于BP神经网络的滑坡监测多源异构数据融合算法研究 [J]. *地质力学学报*, 26 (4): 575-582. DOI: 10.12090/j.issn.1006-6616.2020.26.04.050

## 0 引言

中国是一个崩塌、滑坡、泥石流等地质灾害发生频繁且灾害损失极为严重的国家。滑坡作为一种常见的地质灾害,所造成的生命财产损失已仅次于地震(倪秀静, 2005; 赵松琴和朱思军, 2013)。随着传感器技术、计算机技术、网络通信技术等技术在滑坡监测领域的应用,滑坡监测正朝着自动化、智能化的方向发展。滑坡的孕育及发展过程可视为一个动态变化的系统,该系统的变化受多种环境因子变量共同作用,仅靠单类型传感器的监测信息来判断滑坡的稳定性,一定程度上降低了判断结果的准确性。因此,对滑坡进行监测既要监测地面和地下变形,又要监测诱发因素和相关因素,所以必须同时使用多种手段对滑坡进行监测才能够达到有效的监测效果。

国内外学者在对高精度滑坡变形监测技术方面做了大量的研究工作(王利等, 2005, 2011; 彭欢等, 2012; 冯振等, 2016; 董文文等, 2016; Gumilar et al., 2017; 张伟琪, 2019)。利用多种传感器监测滑坡能够获得大量的异构数据,这些数据具有一定的相关性、随机性和模糊性,如何对这些数据进行有效处理是现阶段研究的一大难题。传统的数据处理方法在处理该类数据时有很大的局限性,而多源数据融合技术(multi-source data fusion)正是在充分考虑传统方法弊端的基础上提出的一种高效的数据处理方法(陈明金等, 2007; 孙波, 2012)。多源数据融合技术能对滑坡监测多源异构数据进行综合分析和合理利用,消除数据之间可能存在的冗余性和互斥性,使得各类数据相互补充和相互合作,从而有效改善滑坡监测数据的可靠性、提高滑坡监测数据的利用率。

近年来,多源数据融合技术已在滑坡变形监测领域取得了一定的研究成果。相关学者利用多源数据融合技术对滑坡位置进行检测,从而更清晰地识别滑坡位置(Hibert et al., 2012; Pradhan et al., 2015; 刘星洪等, 2018)。也有一些学者利用多源异构监测数据对滑坡进行建模,并开展了滑坡灾害风险分析和滑坡易发性评价(王静, 2013; 朱志铭等, 2013; 杜国梁等, 2016; 齐信等, 2017; 邱丹丹, 2017; 孙艳萍等, 2018; 张向营等, 2018; Villalpando et al., 2020)。在利用多

源数据融合技术对滑坡位移进行预测方面,郭科等(2005, 2006)将滑坡监测视为机动目标的跟踪,利用集中式多传感器目标跟踪融合技术来处理滑坡位移监测信息,并用实例证明了该方法的有效性。彭鹏等(2011)将多传感器估值融合理论应用于西南某滑坡动态变形监测分析,证明了该方法在滑坡动态变形监测与分析中的有效性和可行性。刘超云等(2015)提出了基于位移参数的Kalman滤波数据融合模型,以此来预测滑坡的稳定状态和变形趋势。樊俊青(2015)采用多元逐步回归分析方法,建立滑坡多因素变量之间相关性模型,证明该融合方法对减小预测结果的误差是有效的。但是在滑坡监测中,不同种类的传感器精度不同,获得信息的物理意义不同,且不同传感器之间的监测数据具有一定的相关性,导致数据融合时各监测数据权重的分配成为一个难点,融合后的结果得不到合理的解释。反向传播(Back-Propagation, BP)神经网络具有较强的学习能力,可根据数据样本信息,通过特定的学习算法获取数据的特点及特征分布。鉴于此,本文构建了基于BP神经网络的滑坡监测多源异构数据融合模型,对影响滑坡变形的多环境因子变量进行训练,以此来预测滑坡的位移变化量,对滑坡的发展趋势进行判断,具有实际应用价值。

## 1 BP神经网络模型

BP神经网络是对非线性可微分函数进行权值训练的多层前向网络。从网络结构上来讲,BP神经网络是一种前馈型网络,网络由输入层、输出层及隐层组成,隐层可以为单层或多层。BP算法实质上是一种求解最优化网络权值的算法,此时最优化问题的目标函数为网络输出与期望输出之间误差构成的误差函数,待优化的变量就是网络中的所有权值,而BP算法就是利用梯度下降法求解,使得误差函数达到极小的网络权值的修正方法。

从函数逼近角度来看公式(1)可用于对任意复杂形式的函数进行逼近。其所代表的非线性函数可以用输出层神经元采用线性传递函数且无偏置值的含有一个隐层的BP网络来实现。

$$y_k = \sum_{j=1}^{N_2} \omega_{kj}^2 f\left(\sum_{i=1}^{N_1} \omega_{ji}^1 x_i + b_j\right) \quad (1)$$

公式中,  $y_k$  为第  $k$  个输出;  $\omega_{kj}^2$  为第 2 层 (隐层) 的  $j$  号神经元到输出层的  $k$  号神经元的权值;  $f(\cdot)$  为隐层神经元的传递函数;  $\omega_{ji}^1$  为第 1 层 (输入层) 的  $i$  号神经元到隐层的  $j$  号神经元的权值;  $b_j$  为隐层的  $j$  号神经元的偏置值 (张育智, 2007);  $N_1$  为输入层神经元数目;  $N_2$  为隐层神经元数目。只要隐层神经元数目足够, 具有一个隐层的 BP 网络能够以任意精度逼近任意复杂程度的非线性函数。

BP 网络神经元的非线性传递函数通常取为 Sigmoid 型函数

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-\beta x}} \quad (2)$$

在推导 BP 算法时选取  $\beta = 1$  的连续 S 型函数, 即 Fogsig 函数

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (3)$$

$$f'(x) = f(x) [1 - f(x)] \quad (4)$$

$f(x)$  是一个连续可微的函数, 它的一阶导数存在, 用这种函数来区分类别时, 其结果可能是一种模糊的概念, 当  $x > 0$  时, 其输出不为 1, 而是一个大于 0.5 的数; 而当  $x < 0$  时, 其输出是一个小于 0.5 的数 (张育智, 2007)。由于  $f(x)$  是连续可微的, 因此可以严格利用梯度法进行 BP 算法的推算, 得到明确的权值修正解析式。

BP 神经网络是一种多输入、多输出型的网络, 网络实现了从  $n$  维输入到  $m$  维输出的映射, 这种映射可以是线性的也可以是非线性的, 这主要取决于神经元所采用的传递函数的类型, BP 神经网络以映射的形式实现了模式识别功能 (张育智, 2007)。BP 神经网络的输出是数值型的多输出形式, 用输出向量代表各种模式, 因而 BP 网络的输出不但可以作为最终的识别结果, 也可以作为中间结果, 通过对其做进一步的处理而得到最终识别结果。

## 2 数值计算与分析

### 2.1 案例背景

黑方台位于甘肃省永靖县盐锅峡镇, 地理位置为  $36^{\circ}04'10''\text{N}$ — $36^{\circ}07'20''\text{N}$ ,  $103^{\circ}16'40''\text{E}$ — $103^{\circ}20'50''\text{E}$ , 地处黄河北岸。研究区为黑方台党川滑坡 (图 1), 其在黑方台滑坡群中处于党川段。黑方台地貌单元属于黄河 IV 级阶地, 台塬下方的党川村属于黄河的 II 级阶地。党川滑坡位于西北内

陆干旱、半干旱地区, 属于温带大陆性气候, 全年降雨量少, 日照时间长, 水资源蒸发量大。由于降水作用和灌溉作用, 滑坡体上形成了一些侵蚀型冲沟, 台塬边缘形成了一些塌陷土坑, 并有大量的裂缝发育, 而滑坡体后缘存在大量的黄土落水洞, 大致呈串珠状分布 (周飞, 2015; 许强等, 2016; 亓星等, 2018; 赵超英等, 2019)。

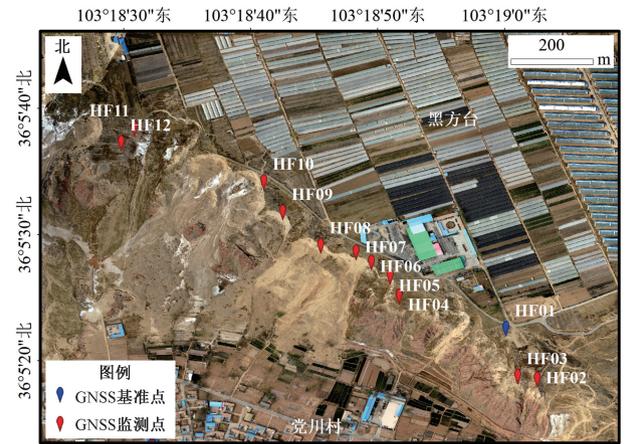


图 1 研究区位置和监测点位分布图

Fig. 1 Location of the study area and distribution map of the landslide monitoring points

### 2.2 数据来源

滑坡的稳定性受到多种因素共同影响, 其中气象因素的影响较为显著 (姜海泉等, 2006; 莫运松等, 2010; 高杨等, 2017; 尹继鑫等, 2019)。温度、湿度和风力在软化滑坡体、降低坡体强度方面有着重要的影响, 助推滑坡灾害发育。尹继鑫等 (2019) 对西宁市南山西坡滑坡体的气象因素分析表明: 滑坡位移与风力、温度和湿度关系近似对数函数曲线。降雨会增加坡体容重, 降低岩土抗剪强度, 加大孔隙水压力, 进而可能诱发滑坡失稳 (廖明生等, 2017); 丁继新等 (2004) 研究了降雨因子与降雨型滑坡之间的关系, 且量化地描述了滑坡的易发程度。相关学者 (吴伟等, 2010; 王亚敏等, 2014; 成静和张文军, 2018) 研究了西北地区云量与降水、湿度、温度之间的关系, 并用历史观测数据进行分析, 结果表明: 云量与降水、相对湿度呈显著的正相关, 是制约中国北方温度变化的重要因素, 能够对滑坡的稳定性产生影响。

此次选取的研究数据包括温度 ( $^{\circ}\text{C}$ )、湿度 (%)、风力 (级)、云量 (%)、单日降水量 (mm)、累计降水量 (mm) 6 种影响滑坡的环境因

子变量以及 GNSS 监测点 HF08 的滑坡位移变化量 (mm/d) 数据, 如表 1 所示。其中: 温度、湿度、风力、云量、单日降水量及累计降水量数据来源于中国气象数据网甘肃省永靖气象监测站, 根据该气象监测站可知, 永靖气象监测站距离党川滑坡约 13 km; 滑坡位移变化量数据来源于甘肃省永靖县黑方台党川滑坡体上 HF08 GNSS 监测点的实测数据, 该监测点位于台塬边缘, 附近有多条裂缝发育, 并有一些塌陷土坑。

表 1 多环境因子变量及 GNSS 位移量样本数据

Table 1 Sample data of multiple environmental factor variables and GNSS displacement

序号	温度/ ℃	湿度/ %	风力/ 级	云量/ %	单日 降水量/ mm	累计 降水量/ mm	位移 变化量/ (mm/d)
1	-6	54.5	6	53	0.5	0.5	2.35
2	-7.5	72.5	6	89	17.7	18.2	3.15
3	-7	74.5	5	66	13.6	31.8	2.77
19	-2.5	83.5	5	71	3.9	54.3	4.13
20	-1.5	79.5	5	55	3.6	57.9	3.80

为了研究温度、湿度、风力、云量、单日降水量及累计降水量 6 种变量之间是否存在冗余性, 计算了这 6 种变量两两之间的相关系数 (表 2)。两个变量之间相关系数的绝对值越大, 表明二者之间的联系越紧密。由表 2 可知, 湿度和云量的相关系数为 0.818, 风力和温度之间的相关系数为 -0.764, 说明它们各自二者之间具有高度的相关性; 单日降水量和温度、云量、湿度的相关系数分别为 -0.625、0.597、0.508, 累计降水量和湿度、风力、温度的相关系数分别为 0.521、-0.466、0.428, 说明它们各自二者之间的相关度为中度相关。通过以上分析可知, 这 6 种环境因子变量彼此之间具有一定的相关性, 证明它们存在信息上的重叠, 数据之间具有冗余性。

表 2 环境因子变量相关系数

Table 2 Correlation coefficients of environmental factor variables

相关系数	温度/ ℃	湿度/ %	风力/ 级	云量/ %	单日 降水量/ mm	累计 降水量/ mm
温度/℃	1	-0.197	-0.764	-0.468	-0.625	0.428
湿度/%	-0.197	1	-0.081	0.818	0.508	0.521
风力/级	-0.764	-0.081	1	0.267	0.239	-0.466
云量/%	-0.468	0.818	0.267	1	0.597	0.169
单日降水量/mm	-0.625	0.508	0.239	0.597	1	-0.171
累计降水量/mm	0.428	0.521	-0.466	0.169	-0.171	1

## 2.3 模型建立

以影响滑坡的环境因子变量作为系统的输入数据, 以滑坡位移变化量数据作为期望输出数据, 以 MATLAB R2014b 为实验平台进行多源数据融合分析研究。

### (1) 网络结构设计

一个隐层的神经网络, 只要隐节点足够多, 就可以以任意精度逼近一个非线性函数。因此, 采用含有一个隐层的三层多输入单输出的 BP 神经网络建立滑坡位移变化量预测模型, 该模型中隐层神经元数的确定对模型预测精度的准确性影响显著。目前 BP 神经网络中隐层神经元数目需要根据经验公式和多次实验来确定, 文中在对隐层神经元个数确定的问题上参照了公式 (5) (张亚军, 2006):

$$l = \sqrt{n + m} + a \quad (5)$$

其中,  $l$  为隐层神经元数目,  $n$  为输入层神经元数目,  $m$  为输出层神经元数目,  $a$  为  $[1, 10]$  之间的常数。

### (2) 激励函数及其他参数选取

BP 神经网络通常采用 S 型函数作为网络的激励函数。在利用 BP 神经网络模型进行滑坡监测多源异构数据融合之前, 首先将训练样本数据进行预处理并输入网络, 然后设定网络隐层激励函数为 tansig, 输出层激励函数为 logsig 函数, 网络训练函数为 traingdx, 网络性能函数为 mse, 网络迭代次数为 6000 次, 期望误差为  $10^{-8}$ , 学习速率为 0.01。所有参数设定完毕后, 开始进行训练网络。

## 2.4 模型实现

### (1) 方案一

以温度、湿度、风力、云量、单日降水量和累计降水量 6 种影响滑坡变形的因子变量作为输入, 以滑坡位移变化量数据作为输出, 具体实验步骤如下:

① 选择 1~15 组数据作为训练样本, 第 16 组数据作为预测样本; 输入第 16 组数据中影响滑坡的 6 种环境因子变量进行 BP 神经网络计算, 得出第 16 组数据中的预测位移变化量。

② 将①中得到的预测位移变化量及第 16 组数据中的 6 种环境因子变量和前 15 组数据共同作为训练样本, 输入第 17 组数据中的 6 种环境因子变量, 预测第 17 组数据的位移变化量。

③ 以此类推, 计算得出 16~20 组数据中的预

测位移变化量; 对于任一组的位移变化量, 连续预测 30 次取其平均值作为融合模型的预测位移变化量。

在实验过程中, 为了验证滑坡位移变化量的预测精度是否随输入环境因子数量的增加而提高, 以各环境因子变量和滑坡位移变化量的相关性及其显著性作为筛选环境因子变量的指标 (表 3), 来进一步研究环境因子变量的数目对滑坡位移变化量预测精度的影响。

表 3 各环境因子变量和滑坡位移变化量的相关性及其显著性

Table 3 Correlation and significance of various environmental factor variables and landslide displacement changes

变量	温度/ ℃	湿度/ %	风力/ 级	云量/ %	单日 降水量/ mm	累计 降水量/ mm
相关性	-0.190	0.598	0.063	0.465	0.206	0.475
显著性	0.423	0.005	0.792	0.039	0.383	0.034

相关性表明了两个变量之间的实际意义, 一般来说, 两个变量之间的相关系数大于 0.4, 即中度相关, 就认为二者具有较强的相关性; 显著性则决定两个变量是否具有统计学意义, 在统计学中, 一般取 95% 的置信概率, 即显著性水平小于 0.05, 就认为两个变量具有显著性差异。从表 3 中可以看出, 湿度、云量、累计降水量和滑坡位移变化量的相关性为中度相关, 且显著性水平均小于 0.05, 故选取湿度、云量、累计降水量作为模型的输入变量进一步分析。

(2) 方案二

取湿度、云量、累计降水量 3 种环境因子变量作为输入, 以滑坡位移变化量数据作为输出, 实验步骤和方案一相同。

根据公式 (5) 可知方案一中隐层神经元数目可取 3.65~12.65 之间的任意整数, 方案二中隐层神经元数目可取 3~12 之间的任意整数, 实验中发现隐层神经元数目设置不同, 预测结果会不一样。因此, 分别设置不同的隐层神经元数目对第 16 组数据进行预测, 连续预测 30 次得到的预测误差标准差变化情况如图 2 所示。从图中可以看出方案一中隐层神经元数目为 6 时得到的预测误差标准差最小, 约为 0.63 mm; 方案二中隐层神经元数目为 7 时得到的预测误差标准差最小, 约为 0.33 mm。故方案一中隐层神经元数目设置为 6, 方案二中隐层神经元数目设置为 7。

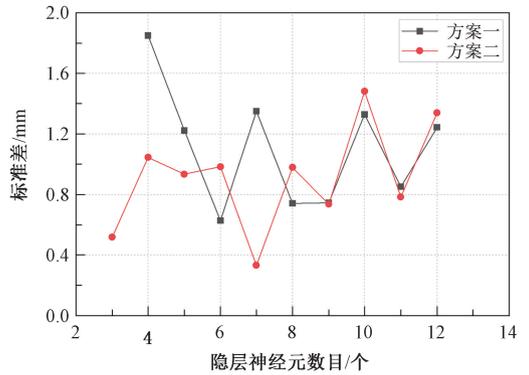


图 2 不同隐层神经元数目的预测误差标准差  
Fig. 2 Standard deviation of prediction error for different hidden layer neurons

方案一和方案二的实验结果如表 4 所示, 以平均绝对误差 (MAE) 和均方根误差 (RMSE) 作为评价预测精度的指标, 结果表明方案二对滑坡位移变化量的预测精度优于方案一。

表 4 两种方案下融合模型的预测位移变化量和实际位移变化量的对比

Table 4 Comparison of the predicted displacement change and the actual displacement change of the fusion model under two schemes

序号	预测位移变化量/mm		实际位移变化量/ mm
	方案一	方案二	
16	2.09	2.53	2.69
17	2.50	2.74	3.03
18	2.20	2.89	3.15
19	3.07	3.35	4.13
20	2.80	3.20	3.80
MAE	0.8280	0.4180	/
RMSE	0.8564	0.4787	/

进一步比较两种方案下融合模型的预测位移变化量和实际位移变化量的相关程度, 并对融合模型的预测结果进行线性拟合 (图 3), 计算融合模型的决定系数与残差平方和 (表 5), 其中方案一的决定系数  $R^2$  达到 0.890, 残差平方和 (RSS) 为 0.073; 方案二的决定系数  $R^2$  达到 0.985, 残差平方和 (RSS) 为 0.006, 说明基于 BP 神经网络的多源异构监测数据融合模型在方案二中更具准确性。

通过以上研究可知, BP 神经网络数据融合模型适用于具有多源异构监测数据的滑坡变形预测。将多环境因子变量作为模型的输入变量, 融合模型可以消除环境因子变量之间的冗余性, 提高滑坡监测数据的利用率, 能得到较好的滑坡位移变

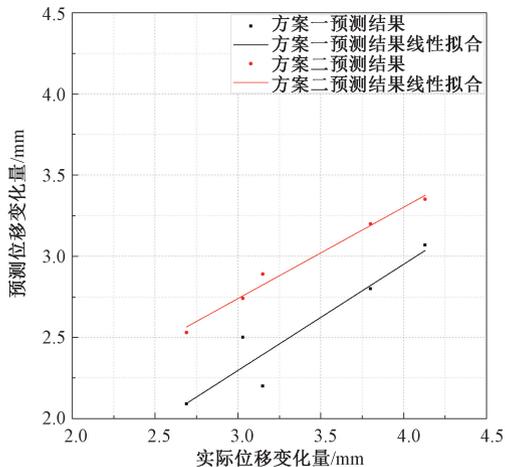


图3 两种方案下融合模型的预测位移变化量和实际位移变化量的相关图

Fig.3 Correlation diagram of the predicted displacement change and the actual displacement change of the fusion model under two schemes

化量预测结果；并且利用各环境因子变量和滑坡位移变化量的相关性及其显著性对环境因子变量筛选后，BP神经网络数据融合模型的预测精度得到了进一步提高。

表5 两种方案下融合模型的决定系数与残差平方和

Table 5 The residual sum of squares and the determination coefficient of the fusion model under two schemes

	$R^2$	RSS
方案一	0.890	0.073
方案二	0.985	0.006

### 3 结论

多源数据融合技术能对滑坡监测多源异构数据进行综合分析和合理利用，消除数据之间可能存在的冗余性和互斥性，有效改善滑坡监测数据的可靠性、提高滑坡状态判断的准确性。本文以甘肃省永靖县黑方台党川滑坡为研究区，针对滑坡监测获得的多种环境因子变量和滑坡位移变化量数据，研究了滑坡多源异构监测数据融合问题，得到如下结论：

(1) 阐述了环境因子变量对滑坡稳定性的影响。温度、湿度和风力能够软化滑坡体、降低坡体强度；降雨会增加坡体容重，加大孔隙水压力，诱发滑坡失稳；云量与降水呈正相关，间接地影响滑坡稳定性。

(2) 提出了一种基于BP神经网络的滑坡多源

异构监测数据融合算法。该算法将影响滑坡的6种环境因子变量作为模型的输入变量，采用BP神经网络算法对滑坡的位移变化量进行预测，该算法决定系数达到0.890，RMSE达到0.8564 mm，预测结果的准确性较好。

(3) 在利用各环境因子变量和滑坡位移变化量的相关性及其显著性对环境因子变量筛选后，采用BP神经网络算法对滑坡的位移变化量进行预测，该算法决定系数达到0.985，RMSE达到0.4787 mm，有效提高了预测结果的精度。

在对滑坡体的稳定性进行综合分析时，除了文中提及的环境因子变量外，还需考虑研究区域的地下水位、土壤湿度、灌溉数据及应力应变等可量测信息。此外，一些不可量测的信息（人类各种活动信息，如耕地、开挖取土、采矿等）也可能是影响滑坡体变形的重要因素。因此，在对滑坡监测数据进行融合处理时，可以将滑坡变形的位移信息与其他可量测、不可量测的信息进行有效融合，从而实现智能分析、预测和预警。

### References

- CHEN M J, OUYANG Z X, FAN G S, et al., 2007. On information extraction method based on data fusion for integrated landslide monitoring [J]. *Journal of Geodesy and Geodynamics*, 27 (6): 77-81. (in Chinese with English abstract)
- CHENG J, ZHANG W J, 2018. Analysis on the changes and correlation of precipitation and cloud in northwest china in the past 40 years [J]. *Journal of Qinghai Meteorology*, (3): 1-5. (in Chinese)
- DING J X, SHANG Y J, YANG Z F, et al., 2004. New method of predicting rainfall-induced landslides [J]. *Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering*, 23 (21): 3738-3743. (in Chinese with English abstract)
- DONG W W, ZHU H H, SUN Y J, et al., 2016. Current status and new progress on slope deformation monitoring technologies [J]. *Journal of Engineering Geology*, 24 (6): 1088-1095. (in Chinese with English abstract)
- DU G L, ZHANG Y S, GAO J C, et al., 2016. Landslide susceptibility assessment based on GIS in Bailongjiang watershed, Gansu Province [J]. *Journal of Geomechanics*, 22 (1): 1-11. (in Chinese with English abstract)
- FAN J Q, 2015. Research on multi-source heterogeneous sensor information fusion for landslide monitoring [D]. Wuhan: China University of Geosciences. (in Chinese with English abstract)
- FENG Z, LI B, ZHAO C Y, et al., 2016. Geological hazards monitoring and application in mountainous town of Three Gorges Reservoir [J]. *Journal of Geomechanics*, 22 (3): 685-694. (in Chinese with English abstract)
- GAO Y, LI B, FENG Z, et al., 2017. Global climate change and geological disaster response analysis [J]. *Journal of Geomechanics*, 23 (1): 65-77. (in Chinese with English abstract)

- GUMILAR I, FATTAH A, ABIDIN H Z, et al., 2017. Landslide monitoring using terrestrial laser scanner and robotic total station in Rancabali, West Java (Indonesia) [C] // American Institute of Physics Conference Series, 1857: 060001.
- GUO K, PENG J B, XU Q, 2005. Realization of the extraction of comprehensive information of multi-station monitoring data of landslide with the technique of multisensor target tracking [J]. Progress in Geophysics, 20 (3): 808-813. (in Chinese with English abstract)
- GUO K, PENG J B, XU Q, et al., 2006. Application of multi-sensor target tracking to multi-station monitoring data fusion in landslide [J]. Rock and Soil Mechanics, 27 (3): 479-481. (in Chinese with English abstract)
- HIBERT C, GRANDJEAN G, BITRI A, et al., 2012. Characterizing landslides through geophysical data fusion: Example of the La Valette landslide (France) [J]. Engineering Geology, 128: 23-29.
- JIANG H Q, LI Z X, LI X S, et al., 2006. Discussion on the prediction theory and method of landslide disaster caused by meteorological change [J]. Research of Soil and Water Conservation, 13 (5): 20-22. (in Chinese with English abstract)
- LIAO M S, ZHANG L, SHI X G, et al., 2017. Remote sensing monitoring method and practice of landslide deformation radar [M]. Beijing: Science Press. (in Chinese)
- LIU C Y, YIN X B, ZHANG B, 2015. Analysis and prediction of landslide deformations based on data fusion technology of Kalman-filter [J]. The Chinese Journal of Geological Hazard and Control, 26 (4): 30-35. (in Chinese with English abstract)
- LIU X H, YAO X, ZHOU Z K, et al., 2018. Study of the technique for landslide rapid recognition by InSAR [J]. Journal of Geomechanics, 24 (2): 229-237. (in Chinese with English abstract)
- MO Y S, DONG X M, WEN R H, 2010. Analysis of the influence of meteorological factors on the formation of landslide [J]. West-China Exploration Engineering, 22 (6): 51-52, 55. (in Chinese)
- NI X J, 2005. Application of wavelet theory to the denoising and the combinatorial predetermination for landslide [D]. Chengdu: Chengdu University of Technology. (in Chinese with English abstract)
- PENG H, HUANG B Z, YANG Y, 2012. Study on technical methods of landslide monitoring [J]. Resources Environment & Engineering, 26 (1): 45-50. (in Chinese with English abstract)
- PENG P, SHAN Z G, DONG Y F, et al., 2011. Application of multi-sensor valuation fusion theory to monitoring dynamic deformation of landslides [J]. Journal of Engineering Geology, 19 (6): 928-934. (in Chinese with English abstract)
- PRADHAN B, JEBUR M N, SHAFRI H Z M, et al., 2016. Data fusion technique using wavelet transform and Taguchi methods for automatic landslide detection from airborne laser scanning data and QuickBird satellite imagery [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 54 (3): 1610-1622.
- QI X, HUANG B L, LIU G N, et al., 2017. Landslide susceptibility assessment in the Three Gorges area, China, Zigui synclinal basin, using GIS technology and frequency ratio model [J]. Journal of Geomechanics, 23 (1): 97-104. (in Chinese with English abstract)
- QI X, XU Q, ZHAO K Y, et al., 2018. Analysis on law of response from irrigation to groundwater level at Heifangtai Tableland in Gansu Province [J]. Water Resources and Hydropower Engineering, 49 (9): 205-209. (in Chinese with English abstract)
- QIU D D, 2017. Landslide risk analysis based on multi-source data fusion [D]. Wuhan: China University of Geosciences. (in Chinese with English abstract)
- SUN B, 2012. Method research on comprehensive treatment and data fusion of multiple monitoring data [D]. Wuhan: China University of Geosciences. (in Chinese)
- SUN Y P, ZHANG S P, CHEN W K, et al., 2018. Risk assessment of landslides caused by Wenchuan Earthquakes: a case study in the Wudu District and Wenxian County, Gansu Province [J]. China Earthquake Engineering Journal, 40 (5): 1084-1091. (in Chinese with English abstract)
- VILLALPANDO F, TUXPAN J, RAMOS-LEAL J A, et al., 2020. New framework based on fusion information from multiple landslide data sources and 3D visualization [J]. Journal of Earth Science, 31 (1): 159-168.
- WANG J, 2013. 3D geological modeling of landslide mass based on QuantyView and multi-source data [D]. Wuhan: China University of Geosciences. (in Chinese with English abstract)
- WANG L, ZHANG Q, ZHAO C Y, et al., 2005. The application study of GPS multi-antenna monitoring technique in the monitoring of road slope disaster [J]. Journal of Highway and Transportation Research and Development, 22 (6): 163-166. (in Chinese with English abstract)
- WANG L, ZHANG Q, LI X C, et al., 2011. Dynamic and real time deformation monitoring of landslide with GPS-RTK technology [J]. Journal of Engineering Geology, 19 (2): 193-198. (in Chinese with English abstract)
- WANG Y M, FENG Q, LI Z X, 2014. Analysis of low cloud amount variations in the northwest China during 1960-2005 [J]. Scientia Geographica Sinica, 34 (5): 635-640. (in Chinese with English abstract)
- WU W, WANG S G, DENG L T, et al., 2010. Four-season distribution of cloud and its correlation with precipitation in northern China [J]. Journal of Lanzhou University (Natural Sciences), 46 (3): 32-40. (in Chinese with English abstract)
- XU Q, FENG D L, QI X, et al., 2016. Dangchuan 2# landslide of April 29, 2015 in Heifangtai area of Gansu Province: characteristics and failure mechanism [J]. Journal of Engineering Geology, 24 (2): 167-180. (in Chinese with English abstract)
- YIN J X, HE Y Q, YAO Y S, et al., 2019. Research on deformation of plateau landslide based on meteorological conditions [J]. Urban Geotechnical Investigation & Surveying (1): 184-188. (in Chinese with English abstract)
- ZHANG W Q, 2019. Research on high-precision deformation monitoring and prediction methods for loess landslide [D]. Xi'an: Chang'an University. (in Chinese)
- ZHANG X Y, ZHANG C S, MENG H J, et al., 2018. Landslide susceptibility assessment of new Jing-Zhang high-speed railway based on GIS and information value model [J]. Journal of Geomechanics, 24 (1): 96-105. (in Chinese with English abstract)
- ZHANG Y J, 2006. Research on detection and recognition of underwater target based on network and data fusion [D]. Xi'an: Northwestern Polytechnical University. (in Chinese with English abstract)
- ZHANG Y Z, 2007. Study on the theory of structural damage identification based on neural network and data fusion [D]. Chengdu: Southwest Jiaotong University. (in Chinese)

- ZHAO C Y, LIU X J, ZHANG Q, et al., 2019. Research on loess landslide identification, monitoring and failure mode with InSAR technique in Heifangtai, Gansu [J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 44 (7): 996-1007. (in Chinese with English abstract)
- ZHAO S Q, ZHU S J, 2013. On forecasting typical landslides in the Three-Gorge Reservoir [J]. *Journal of Safety and Environment*, 13 (6): 259-264. (in Chinese with English abstract)
- ZHOU F, 2015. Study on the deformation characteristics of loess slope and mechanism of landslide in Heifangtai, Gansu Province [D]. Chengdu: Chengdu University of Technology. (in Chinese with English abstract)
- ZHU Z M, ZHOU K R, TAN C H, et al., 2013. Study on technology of slope/landslide stability analysis and early warning under heavy rainfall [J]. *Journal of Geomechanics*, 19 (4): 423-430. (in Chinese with English abstract)

### 附中文参考文献

- 陈明金, 欧阳祖熙, 范国胜, 2007. 基于数据融合的滑坡综合监测信息提取方法 [J]. *大地测量与地球动力学*, 27 (6): 77-81.
- 成静, 张文军, 2018. 西北地区近 40 年降水量和云量的变化及其相互关系分析 [J]. *青海气象* (3): 1-5.
- 丁继新, 尚彦军, 杨志法, 等, 2004. 降雨型滑坡预报新方法 [J]. *岩石力学与工程学报*, 23 (21): 3738-3743.
- 董文文, 朱鸿鹄, 孙义杰, 等, 2016. 边坡变形监测技术现状及新进展 [J]. *工程地质学报*, 24 (6): 1088-1095.
- 杜国梁, 张永双, 高金川, 等, 2016. 基于 GIS 的白龙江流域甘肃段滑坡易发性评价 [J]. *地质力学学报*, 22 (1): 1-11.
- 樊俊青, 2015. 面向滑坡监测的多源异构传感器信息融合方法研究 [D]. 武汉: 中国地质大学.
- 冯振, 李滨, 赵超英, 等, 2016. 三峡库区山区城镇重大地质灾害监测预警示范研究 [J]. *地质力学学报*, 22 (3): 685-694.
- 高杨, 李滨, 冯振, 等, 2017. 全球气候变化与地质灾害响应分析 [J]. *地质力学学报*, 23 (1): 65-77.
- 郭科, 彭继兵, 许强, 2005. 应用多传感器目标跟踪融合技术实现滑坡多点监测数据综合信息的提取 [J]. *地球物理学进展*, 20 (3): 808-813.
- 郭科, 彭继兵, 许强, 等, 2006. 滑坡多点数据融合中的多传感器目标跟踪技术应用 [J]. *岩土力学*, 27 (3): 479-481.
- 姜海泉, 黎祖贤, 李细生, 等, 2006. 论气象类滑坡灾害的预报原理和方法 [J]. *水土保持研究*, 13 (5): 20-22.
- 廖明生, 张路, 史绪国, 等, 2017. 滑坡变形雷达遥感监测方法与实践 [M]. 北京: 科学出版社.
- 刘超云, 尹小波, 张彬, 2015. 基于 Kalman 滤波数据融合技术的滑坡变形分析与预测 [J]. *中国地质灾害与防治学报*, 26 (4): 30-35.
- 刘星洪, 姚鑫, 周振凯, 等, 2018. 滑坡灾害 InSAR 应急排查技术方法研究 [J]. *地质力学学报*, 24 (2): 229-237.
- 莫运松, 董雪梅, 文日海, 2010. 气象因素对滑坡形成的影响分析 [J]. *西部探矿工程*, 22 (6): 51-52, 55.
- 倪秀静, 2005. 小波理论在滑坡降噪和组合预测中的应用 [D]. 成

- 都: 成都理工大学.
- 彭欢, 黄帮芝, 杨永, 2012. 滑坡监测技术方法研究 [J]. *资源环境与工程*, 26 (1): 45-50.
- 彭鹏, 单冶钢, 董育烦, 等, 2011. 多传感器估值融合理论在滑坡动态变形监测中的应用研究 [J]. *工程地质学报*, 19 (6): 928-934.
- 齐信, 黄波林, 刘广宁, 等, 2017. 基于 GIS 技术和频率比模型的三峡地区秭归向斜盆地滑坡敏感性评价 [J]. *地质力学学报*, 23 (1): 97-104.
- 亓星, 许强, 赵宽耀, 等, 2018. 甘肃黑方台灌溉与地下水位响应规律分析 [J]. *水利水电技术*, 49 (9): 205-209.
- 邱丹丹, 2017. 基于多源数据融合的滑坡风险分析研究 [D]. 武汉: 中国地质大学.
- 孙波, 2012. 多传感器融合估计算法的研究及在滑坡中的应用 [D]. 武汉: 中国地质大学.
- 孙艳萍, 张苏平, 陈文凯, 等, 2018. 汶川地震滑坡危险性评价: 以武都区和文县为例 [J]. *地震工程学报*, 40 (5): 1084-1091.
- 王静, 2013. 基于 QuantyView 和多源数据的滑坡体三维地质建模技术研究 [D]. 武汉: 中国地质大学.
- 王利, 张勤, 赵超英, 等, 2005. GPS 一机多天线技术在公路边坡灾害监测中的应用研究 [J]. *公路交通科技*, 22 (6): 163-166.
- 王利, 张勤, 李寻昌, 等, 2011. GPS RTK 技术用于滑坡动态实时变形监测的研究 [J]. *工程地质学报*, 19 (2): 193-198.
- 王亚敏, 冯起, 李宗省, 2014. 1960-2005 年西北地区低云量的时空变化及成因分析 [J]. *地理科学*, 34 (5): 635-640.
- 吴伟, 王式功, 邓莲堂, 等, 2010. 中国北方云量的四季分布与降水 [J]. *兰州大学学报 (自然科学版)*, 46 (3): 32-40.
- 许强, 彭大雷, 亓星, 等, 2016. 2015 年 4.29 甘肃黑方台党川 2<sup>#</sup> 滑坡基本特征与成因机理研究 [J]. *工程地质学报*, 24 (2): 167-180.
- 尹继鑫, 何永晴, 姚永顺, 等, 2019. 高原滑坡变形与气象因素相关性研究 [J]. *城市勘测* (1): 184-188.
- 张伟琪, 2019. 黄土滑坡高精度变形监测及预测方法研究 [D]. 西安: 长安大学.
- 张向营, 张春山, 孟华君, 等, 2018. 基于 GIS 和信息量模型的京张高铁滑坡易发性评价 [J]. *地质力学学报*, 24 (1): 96-105.
- 张亚军, 2006. 基于神经网络数据融合的水下目标检测识别研究 [D]. 西安: 西北工业大学.
- 张育智, 2007. 基于神经网络与数据融合的结构损伤识别理论研究 [D]. 成都: 西南交通大学.
- 赵超英, 刘晓杰, 张勤, 等, 2019. 甘肃黑方台黄土滑坡 InSAR 识别、监测与失稳模式研究 [J]. *武汉大学学报 (信息科学版)*, 44 (7): 996-1007.
- 赵松琴, 朱思军, 2013. 三峡库区典型滑坡预测预报研究 [J]. *安全与环境学报*, 13 (6): 259-264.
- 周飞, 2015. 甘肃省黑方台黄土斜坡变形特征与滑坡机理研究 [D]. 成都: 成都理工大学.
- 朱志铭, 周凯睿, 谭春洪, 等, 2013. 强降雨作用下边 (滑) 坡稳定性分析及预警技术研究 [J]. *地质力学学报*, 19 (4): 423-430.

### 开放科学 (资源服务) 标识码 (OSID):

可扫码直接下载文章电子版, 能听到作者的语音介绍、看到文章审稿意见和修改说明及更多文章相关资讯

