

常晁瑜, 薄景山, 乔峰, 等. 地震黄土滑坡滑距预测的 BP 神经网络模型[J]. 地震工程学报, 2020, 42(6): 1609-1614. doi: 10.3969/j.issn.1000-0844.2020.06.1609

CHANG Chaoyu, BO Jingshan, QIAO Feng, et al. A BP Neural Network Model for Forecasting Sliding Distance of Seismic Loess Landslides[J]. China Earthquake Engineering Journal, 2020, 42(6): 1609-1614. doi: 10.3969/j.issn.1000-0844.2020.06.1609

地震黄土滑坡滑距预测的 BP 神经网络模型

常晁瑜^{1,2}, 薄景山^{1,2}, 李孝波¹, 乔峰², 闫东晗¹

(1. 防灾科技学院, 河北 三河 065201;

2. 中国地震局工程力学研究所, 中国地震局地震工程与工程振动重点研究室, 黑龙江 哈尔滨 150080)

摘要: 地震滑坡的滑距与重力滑坡的滑距有着显著的不同, 科学预测地震发生时黄土地区滑坡的滑动距离是合理评估黄土地区滑坡风险和减轻滑坡灾害的有效方式之一。基于海原特大地震诱发黄土滑坡的 400 组野外调查数据, 通过引入 BP 神经网络算法, 论证了 BP 神经网络模型用于预测黄土地震滑坡滑距的适宜性和可行性; 建立了地震诱发黄土滑坡滑距的 BP 神经网络预测模型, 并通过 67 组数据进行了验证。BP 神经网络算法和传统多元线性回归、多元非线性回归结果的对比显示, BP 神经网络的预测更接近真实情况, 具有较为理想的预测效果, 可以用于黄土地震滑坡滑距的预测, 并为圈定较为可靠的致灾范围提供依据。

关键词: 黄土地震滑坡; 滑距; BP 神经网络模型; 滑距预测

中图分类号: P642; TU43

文献标志码: A

文章编号: 1000-0844(2020)06-1609-06

DOI: 10.3969/j.issn.1000-0844.2020.06.1609

A BP Neural Network Model for Forecasting Sliding Distance of Seismic Loess Landslides

CHANG Chaoyu^{1,2}, BO Jingshan^{1,2}, LI Xiaobo¹, QIAO Feng², YAN Donghan¹

(1. Institute of Disaster Prevention, Sanhe 065201, Hebei, China;

2. Key Laboratory of Earthquake Engineering and Engineering Vibration, Institute of Engineering Mechanics, China Earthquake Administration, Harbin 150080, Heilongjiang, China)

Abstract: The sliding distance of an earthquake landslide is significantly different from that of a gravity landslide. Scientific prediction of the sliding distance of seismically-induced landslides in loess regions is an effective way to reasonably assess the risk and minimize the hazards of such landslides. Based on 400 groups of field survey data of loess landslides triggered by the 1920 Haiyuan earthquake and 67 sets of verification data, feasibility and suitability of the back propagation (BP) neural network model for predicting sliding distances of seismic landslides was demonstrated. Comparison of the results of BP neural network algorithm with those of traditional multiple linear regression and multiple nonlinear regression showed that the BP neural network

收稿日期: 2018-11-26

基金项目: 地震星火计划(XH18071Y); 国家自然科学基金项目(51808118; 51608118)

第一作者简介: 常晁瑜(1990—), 男, 博士研究生, 助教, 主要从事岩土工程抗震研究。E-mail: changchaoyu@126.com。

通信作者: 薄景山(1957—), 男, 教授, 博士生导师, 主要从事岩土工程抗震研究。E-mail: bojingshan@163.com。

was a superior predictor of real-life situations. This study can be used to predict landslide slip of loess earthquakes.

Keywords: seismic loess landslide; sliding distance; BP neural network model; sliding distance prediction

0 引言

由于黄土具有特殊的结构和地貌特征,在强震作用下,黄土地区易形成大规模的区域性滑坡,形成滑坡灾害,并造成重大的人员伤亡和财产损失。在一定的条件下,滑坡灾害和滑距相关,因此预测滑坡滑距对减轻滑坡灾害和滑坡风险评估有重要意义。

国内外很多专家在滑坡滑距预测方面作了大量的研究和实践工作,并提出了许多预测的方法,如 Scheidegger^[1]提出的摩擦模型,Heim^[2]提出的雪橇模型,Sassa^[3]提出的功能转化模型,王家鼎等^[4]改进的摩擦模型,刘悦等^[5]根据模糊信息有关理论提出一种黄土滑坡滑距预测的模糊信息优化处理模型,王念秦等^[6]提出的多元线性回归模型,卢育霞等^[7]提出的震荡位移加滑动位移模型,张克亮^[8-9]基于 Sassa 方法提出的二维滑坡运动模型等。但由于地震滑坡受多种因素的共同作用,其形成和发展的演化过程具有复杂性、随机性、可变性和不确定性。与重力滑坡不同,影响地震滑坡滑动距离的因素也十分复杂,上述基于简单物理模型和线性方法的预测模型用于地震滑坡预测还有一定的局限性。近年来,以人工神经网络为代表的人工智能领域发展迅速,形成了许多数据处理的方法,这些方法在处理模糊数据、随机性数据、非线性数据方面具有明显优势,并且对规模大、结构复杂、信息不明确的系统尤为适用,这为滑坡滑距预测问题提供了新的解决思路。

人工神经网络的模型有很多种,其中误差反向传播(Error Back Propagation, BP)网络以它高度的非线性映射能力、泛化能力、容错性和易实现性,目前应用最为广泛。林鲁生、吴益平、李骅锦等^[10-12]均利用 BP 神经网络模型对滑坡的滑距进行了预测,得到了较好的结果。由于他们在模型建立时没有考虑地震作用,因此无法对地震诱发滑坡的滑距进行预测。本文基于 1920 年海原特大地震诱发黄土滑坡的调查数据,利用 BP 神经网络建立了黄土地区地震滑坡滑距的预测模型,对海原特大地震诱发的黄土滑坡的滑距进行了预测,并进行了验证。表明结果,BP 神经网络预测模型可以用于黄土地震滑坡滑距的预测,能够为圈定滑坡的致灾范围提供依据。

1 BP 神经网络结构及其算法

BP 神经网络是由 Rumelhart 等^[13-14]提出的一种前馈型人工神经网络,其结构如图 1 所示。这一结构分为输入层、隐藏层和输出层,输入层由信号源结点组成;隐含层神经元数目视所描述问题的需要而定;输出层对输入模式的作用做出响应。各层神经元仅与相邻层神经元之间相互连接,同层内神经元之间无连接,各层神经元之间无反馈连接。BP 神经网络的基本思想是把学习过程分为两个阶段:第一阶段为正向传播过程,将输入信息通过隐含层处理得到每个单元的输出值;第二阶段为反向过程,将输出的值和期望的值对比,并在隐含层逐层递归,调节每一项权重进而减小误差。这两个过程的反复循环,直到误差达到给定值时,循环结束。BP 神经网络这样的结构和算法,决定了它具有强大的非线性映射能力、自学习能力、自适应能力和容错能力等优点,被广泛应用于图像识别、曲线拟合、语音分析、医学诊断、趋势预测、数字水印等多个领域。

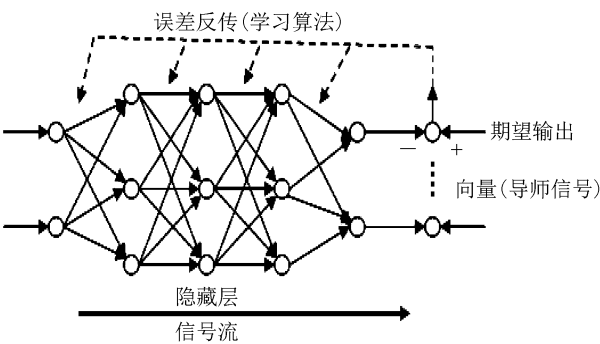


图 1 BP 神经网络结构示意图
Fig.1 BP neural network structure diagram

依照上述介绍的结构和学习过程,BP 神经网络的具体实现过程如下:

- (1) 网络初始化。设神经网络的输入为 $x = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T$, 目标输出为 $t = (t_1, t_2, \dots, t_m)^T$, 隐含层有 h 个单元 $y = (y_1, y_2, \dots, y_h)^T$, 输出层有 m 个单元 $z = (z_1, z_2, \dots, z_m)^T$, 输入层到隐含层的传递函数为 f , 隐含层到输出层的传递函数为 g 。
- (2) 由给定的输入输出模式求隐含层、输出层的各单元输出。隐含层第 j 个神经元的输出为:

$$y_j = f\left(\sum_{i=1}^n w_{ij}x_i - \theta\right) = f\left(\sum_{i=0}^n w_{ij}x_i\right) \quad (1)$$

式中: w_{ij} 为输入层与隐含层神经元之间的连接权值; $w_{0j} = -\theta, x_0 = 1$ 。

输出层第 k 个神经元的输出为:

$$z_k = g\left(\sum_{j=0}^h w_{jk}y_j\right) \quad (2)$$

式中: w_{jk} 为隐含层与输出层神经元之间的连接权值。

(3) 计算网络期望输出和实际输出的误差。网络输出与目标输出的误差 ϵ 为:

$$\epsilon = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^m (t_k - z_k)^2 \quad (3)$$

(4) 调整隐含层到输出层的权值为减小误差, 求误差 ϵ 对 w_{jk} 的偏导:

$$\begin{aligned} \frac{\partial \epsilon}{\partial w_{jk}} &= \frac{\frac{1}{2} \sum_{k=1}^m (t_k - z_k)^2}{\partial w_{jk}} = \\ &= \frac{\frac{1}{2} \sum_{k=1}^m (t_k - z_k)^2}{\partial z_k} \frac{\partial z_k}{\partial v_k} \frac{\partial v_k}{\partial w_{jk}} = \\ &= -(t_k - z_k) g'(v_k) y_j \end{aligned} \quad (4)$$

式中: v_k 为输出层第 k 个神经元的输入, $v_k = \sum_{j=0}^h w_{jk}y_j$, 取传递函数 $g(x) = f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}$, 求导, 得:

$$g'(u_k) = \frac{e^{-v_k}}{(1 + e^{-v_k})^2} = \frac{1}{1 + e^{-v_k}} \left(1 - \frac{1}{1 + e^{-v_k}}\right) = z_k(1 - z_k) \quad (5)$$

于是隐含层到输出层的权值调整迭代公式为:

$$w_{jk}(t+1) = w_{jk}(t) + \eta z_k(1 - z_k) y_j \quad (6)$$

(5) 调整输入层到隐含层的权值。为减小误差, 求误差 ϵ 对 w_{ij} 的偏导:

$$\begin{aligned} \frac{\partial \epsilon}{\partial w_{ij}} &= \frac{\frac{1}{2} \sum_{k=1}^m (t_k - z_k)^2}{\partial w_{ij}} = \\ &= \frac{\frac{1}{2} \sum_{k=1}^m (t_k - z_k)^2}{\partial y_j} \frac{\partial y_j}{\partial u_j} \frac{\partial u_j}{\partial w_{ij}} \end{aligned} \quad (7)$$

式中: u_j 为隐含层第 j 个神经元的输入, $u_j = \sum_{i=0}^n w_{ij}x_i$ 。

需注意到, 隐含层第 j 个神经元与输出层的各个神经元都有连接, 即 $\frac{\partial \epsilon}{\partial y_j}$ 涉及所有的权值 w_{ij} ,

因此:

$$\begin{aligned} \frac{\partial \epsilon}{\partial y_j} &= \sum_{k=0}^m \frac{\partial (t_k - z_k)^2}{\partial z_k} \frac{\partial z_k}{\partial u_k} \frac{\partial u_k}{\partial y_j} = \\ &= - \sum_{k=0}^m (t_k - z_k) f'(u_k) w_{jk} \end{aligned} \quad (8)$$

于是:

$$\begin{aligned} \frac{\partial \epsilon}{\partial w_{ij}} &= \frac{\frac{1}{2} \sum_{k=1}^m (t_k - z_k)^2}{\partial w_{ij}} = \\ &= - \sum_{k=0}^m \{(t_k - z_k) f'(u_k) w_{jk}\} f'(u_j) x_i = -\delta_j x_i \end{aligned} \quad (9)$$

由此从输入层到隐含层的权值调整迭代为公式为:

$$w_{ij}(t+1) = w_{ij}(t) + \eta \delta_j x_i \quad (10)$$

(6) 根据计算的误差值和设定的误差值对比, 判断算法是否结束, 如果没有结束, 则返回第 2 步继续计算。

2 黄土地震滑坡滑距预测的 BP 神经网络模

影响黄土地震滑坡滑距的因素很多, 是一个多元的非线性动态系统, 应用简单物理模型和线性方法的具有一定的局限性, 因此预测地震滑坡滑距需要寻求一种可以进行非线性拟合与预测的方法。BP 神经网络具有很强的非线性拟合和预测处理能力, 不需要了解滑坡滑距与众多影响因素之间的显式关系, 也可以实现非线性映射, 得到对黄土地震滑坡滑距的预测。因此, 利用 BP 神经网络对黄土地区地震滑坡的滑距进行预测具有独到的优势。

1920 年发生在海原的 8.5 级特大地震诱发了数量众多的黄土滑坡, 这些滑坡发生在多个烈度区, 滑坡形态各异, 由于该地区降雨较少, 致使区内滑坡保存完整, 边界形迹清晰可见, 极具代表性。本文作者在野外现场调查获得了 467 处海原特大地震诱发滑坡的各类数据信息, 包括滑坡经纬度、原始斜坡高度、坡角、长度、主滑方向、滑坡的滑距、宽度、面积、体积、滑坡坡向、原始坡型、平面形态、剖面形态、所在地烈度、断层距等。根据文献[15], 黄土地震滑坡滑距的主要影响因子有原始斜坡高度、原始斜坡坡角、原始斜坡长度、断层距和原始坡型, 本文选取这 5 类参数评价地震诱发黄土滑坡的滑距, 其中, 原始坡形为分类变量, 烈度、原始斜坡角度、滑源区长度和原始斜坡高度为一般连续变量。利用 MATLAB 中 BP 网络工具箱和 SPSS 软件中 BP 神经网络建

模,建立神经网络如图 2 所示。从调查的 467 组数据中任意选出 400 组数据作为计算样本(由于篇幅有限,表 1 仅列出 30 组黄土滑坡的参数),在 400 组

数据中,选 70%作为训练样本,30%作为测试样本,得到黄土地震滑坡滑距预测的 BP 神经网络模型,利用剩余的 67 组数据对该模型进行验证。

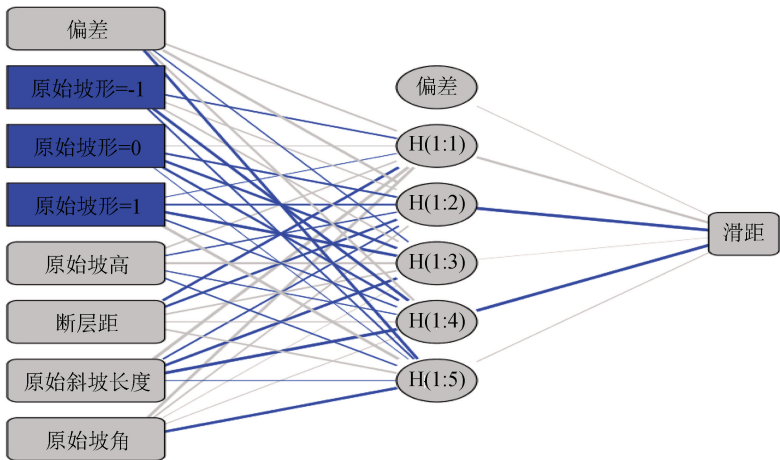


图 2 本文建立的 BP 神经网络结构图

Fig.2 The BP neural network structure diagram established in this paper

表 1 海原特大地震诱发滑坡部分参数表
Table 1 Some parameters of the landslides triggered by the Haiyuan earthquake in 1920

序号	滑距 /m	原始坡高/m	原始坡坡/(°)	原始坡长/m	原始坡型	断层距 /km
1	250	78	29	141	凸	33.3
2	520	85	12.2	393	平直	33.5
3	410	95	18	292	凸	34.3
4	540	85	11.4	422	平直	34.7
5	334	51	16	178	凸	34.9
6	500	95	13	411	平直	35.3
7	350	65	13	282	凸	34.5
8	600	83	10	471	平直	37.9
9	1 000	90	18	277	平直	37
10	650	58	13	251	平直	37.4
11	1 290	50	15	187	平直	38.4
12	210	50	19	145	凸	38
13	540	110	16	384	平直	37.3
14	970	81	13	351	平直	36.8
15	1 400	114	16	398	凸	35.2
16	1 140	163	14	654	凹	38.9
17	450	79	13	342	平直	37.8
18	950	156	12	734	凸	42.5
19	1 000	119	10	675	平直	38.7
20	1 200	132	15	493	平直	44.5
21	546	90	15	336	凸	56.1
22	360	50	20	135	平直	21.3
23	700	107	16	373	凸	55.8
24	1 210	116	9	732	凹	55.5
25	832	142	15	530	凸	58.6
26	620	80	16	279	凹	54.7
27	600	36	16	126	凹	55.7
28	1 094	32	8	228	平直	13.7
29	390	44	12	207	平直	1.3
30	500	64	23	180	平直	19.3

3 模型结果与验证分析

利用上述 BP 神经网络算法,对黄土诱发地震滑坡的滑距进行迭代寻优计算,最优均方差出现的时间与值如图 3 所示。从图中可知,最优均方差出现在第 6 次迭代。依据第 6 次的迭代结果,得到了基于 400 组黄土地震滑坡数据的滑距预测模型。

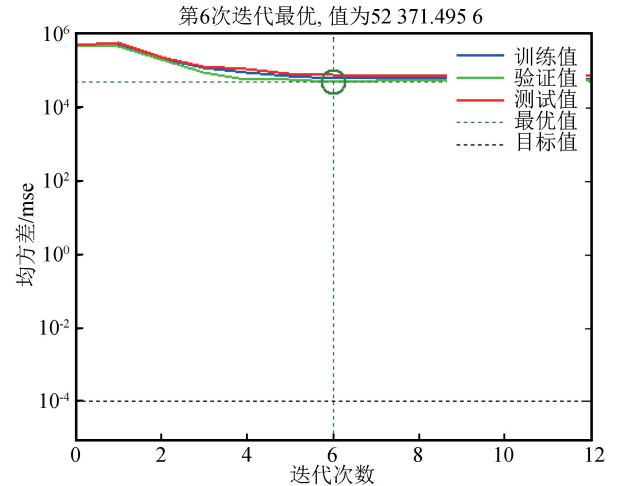


图 3 BP 神经网络迭代训练寻优过程图

Fig.3 Optimization process of iterative training of BP neural network

根据预测模型,得到 400 组计算样本的滑距预测值,预测值与真实值比较如图 4 所示。可以看出,预测值可以达到和真实值相近的结果。

为了评定预测值和真实值的拟合优度,计算该预测结果的可决系数 R^2 。

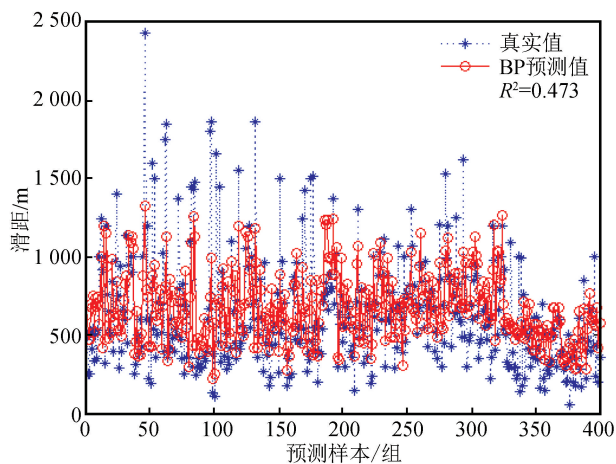


图 4 400 组计算样本预测值与真实值对比

Fig.4 Comparison between predicted and actual values of 400 groups of calculated samples

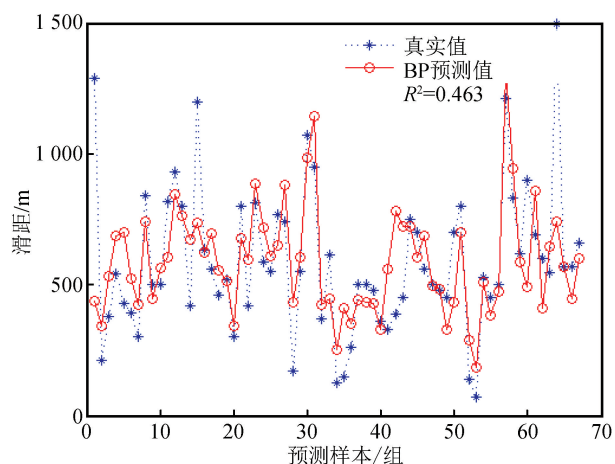


图 5 67 组检验样本预测值与真实值对比

Fig.5 Comparison between predicted and actual values of 67 groups of tested samples

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_i^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_i^n (y_i - \bar{y})^2} \quad (11)$$

式中: y_i 是真实值; $\bar{y}$ 是真实值的平均数, $\hat{y}_i$ 为预测值。

R^2 的值越接近 1, 说明模型对观测值的拟合程度越好; 反之, R^2 的值越小, 说明回归直线对观测值的拟合程度越差。本文 BP 函数神经网络模型的 R^2 为 0.473, 根据文献[15], 黄土地震滑坡滑距多元非线性线性回归模型的 R^2 为 0.447, 多元线性回归模型的 R^2 为 0.440, 对比可知, 本文的模型要优于多元非线性模型和多元线性回归模型。

对剩下的 67 组数据进行预测, 得到的预测值与真实值对比如图 5 所示。可知采用 BP 神经网络模

型预测的滑距和实际滑距较为接近。 R^2 为 0.463, 与建模时 R^2 接近, 说明该预测是有意义的, 可以用于地震诱发黄土滑坡距离的预测。

4 结语

科学预测地震发生时黄土地区滑坡的滑动距离是减轻滑坡灾害和评估滑坡风险的有效途径, 本文基于海原特大地震诱发黄土滑坡的野外调查数据, 利用 BP 神经网络模型, 对黄土地震滑坡的滑距进行计算和检验, 得到了如下结论:

(1) 利用 BP 神经网络模型预测滑距, 不需要建立复杂的模型来考虑滑坡发生机制和运动过程, 只需要调整人工神经网络间各神经元的连接权值, 拟合系统的输入和输出, 这一过程可以通过数学推导完成, 得到的模型可以较准确地反映滑坡的滑距。

(2) BP 神经网络具有较强的学习能力和容错能力, 个别“异常”的数据并不影响其整体的预测, 数据量越大, 预测结果越准确。一旦预测模型建立, 只需要输入常规的参数, 就可以得到预测值, 具有快捷方便的优点。

(3) 通过和传统多元线性回归、多元非线性回归结果对比, BP 神经网络的预测更接近真实情况, 具有较为理想的预测效果, 可以用于黄土地震滑坡滑距的预测, 为圈定比较可靠的致灾范围提供依据。

参考文献(References)

- [1] SCHEIDEGGER A E. On the Prediction of the Reach and Velocity of Catastrophic Landslides[J]. Rock Mechanics and Rock Engineering, 1973, 5(4): 231-236.
- [2] HEIM I R. The Semantics of Definite and Indefinite Noun Phrases[D]. Amherst: Univ. of Massachusetts, 1982.
- [3] SASSA K. Geotechnical Model for the Motion of Landslides [C]//Proceedings of the 5th International Symposium on Landslides, 1988, 1: 37-55.
- [4] 王家鼎, 张俅元. 地震诱发高速黄土滑坡的机理研究[J]. 岩土工程学报, 1999, 21(6): 670-674.
WANG Jiading, ZHANG Zhuoyuan. A Study on the Mechanism of High Speed Loess Landslide Induced by Earthquake[J]. Chinese Journal of Geotechnical Engineering, 1999, 21(6): 670-674.
- [5] 刘悦, 黄强兵. 一种黄土滑坡滑距预测模型[J]. 灾害学, 2001, 16(3): 7-12.
LIU Yue, HUANG Qiang bing. A Forecast Pattern of the Side Distance of Loess Landslides[J]. Journal of Catastrophology, 2001, 16(3): 6-11.

- [6] 王念秦,张倬元,王家鼎.一种典型黄土滑坡的滑距预测方法[J].西北大学学报(自然科学版),2003,33(1):111-114.
WANG Nian-qin, ZHANG Zhuo-yuan, WANG Jia-ding. Forecasting Method of Sliding Distance on Typical Loess Landslides [J]. Journal of Northwest University (Natural Science Edition), 2003, 33(1): 111-114.
- [7] 卢育霞,石玉成,陈永明,等.地震诱发黄土滑坡的滑距估测[J].西北地震学报,2006(3):248-251.
LU Yuxia, SHI Yucheng, CHENG Yongming, et al. Slippage Estimation of the Loess Landslide Triggered by Earthquake [J]. Northwestern Seismological Journal, 2006, 28(3): 248-251.
- [8] 张克亮.滑坡运动学模型及其应用研究[D].西安:长安大学,2011.
ZHANG Keliang. Study on the Kinematical Model and Its Application for Landslide Movement [D]. Xi'an: Changan University, 2011.
- [9] 张克亮,张亚国,李同录.二维滑坡滑距预测[J].工程地质学报,2012,20(3):311-317.
ZHANG Keliang, ZHANG Yaguo, LI Tonglu. Prediction of Landslide Travel Distance with 2-D Newton Fluid Dynamics [J]. Journal of Engineering Geology, 2012, 20(3): 311-317.
- [10] 林鲁生,冯夏庭,白世伟,等.人工神经网络在边坡滑移预测中的应用[J].岩土力学,2002,23(4):508-510.
LIN Lusheng, FENG Xiating, BAI Shiwei, et al. Application of Artificial Neural Network to Prediction of Sliding Slope [J]. Rock and Soil Mechanics, 2002, 23(4): 508-510.
- [11] 吴益平,滕伟福,李亚伟.灰色-神经网络模型在滑坡变形预测中的应用[J].岩石力学与工程学报,2007,26(3):632-636.
WU Yiping, TENG Weifu, LI Yawei. Application of Grey-Neural Network Model to Landslide Deformation Prediction [J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2007, 26(3): 632-636.
- [12] 李骅锦,许强,何雨森,等.甘肃黑方台滑坡滑距参数的 BP 神经网络模型[J].水文地质工程地质,2016,43(4):141-146, 152.
LI Huajin, XU Qiang, HE Yusen, et al. BP Neural Network Model for Analyzing the Impact Factors of the Travel Distance of the Heifangtai Landslide in Gansu [J]. Hydrogeology & Engineering Geology, 2016, 43(4): 141-146, 152.
- [13] RUMELHART D E, HINTON G E, WILLIAMS R J. Learning Internal Representations by Error Propagation [R]. Defense Technical Information Center, 1985.
- [14] RUMELHART D E, HINTON G E, WILLIAMS R J. Learning Internal Representations by Error Propagation [M]// RUMELHART D E, HINTON G E, WILLIAMS R J. eds. Readings in Cognitive Science. Elsevier, 1988, 323(6088): 399-421.
- [15] 常晁瑜,杨顺,焦淙非,等.1920 年海原特大地震诱发黄土滑坡滑距的统计与预测分析[J].防灾科技学院学报 2019, 21(2): 36-43.
CHANG Chaoyu, YANG Shun, JIAO Congpai, et al. Sliding Distance Statistics and Prediction of the Loess Landslide Triggered by the 1920 Haiyuan Earthquake [J]. Journal of Institute of Disaster Prevention, 2019, 21(2): 36-43.