

doi:10.12097/j.issn.1671-2552.2022.12.017

基于多元非线性回归和 BP 神经网络的滑坡滑动距离预测模型研究

康孟羽^{1,2}, 朱月琴^{2*}, 陈晨³, 邵葆蓉⁴, 王涛⁵

KANG Mengyu^{1,2}, ZHU Yueqin^{2*}, CHEN Chen³, SHAO Baorong⁴, WANG Tao⁵

1. 中国地质大学(北京)信息工程学院, 北京 100083;
2. 应急管理部国家自然灾害防治研究院, 北京 100085;
3. 黄河水文勘察测绘局, 河南 郑州 450003;
4. 中国地质大学(北京)水资源与环境学院, 北京 100083;
5. 中国地质科学院地质力学研究所, 北京 100081

1. School of Information Engineering, China University of Geosciences (Beijing), Beijing 100083, China;
2. National Institute of Natural Hazards, Ministry of Emergency Management of the people's republic of China, Beijing 100085, China;
3. Yellow River Hydrographic Bureau of Surveying and Mapping, Zhengzhou 450003, Henan, China;
4. School of Water Resources and Environment, China University of Geosciences (Beijing), Beijing 100083, China;
5. Institute of Geomechanics, Chinese Academy of Geological Sciences, Beijing 100081, China

摘要: 滑坡灾害严重威胁着人类的生命财产安全,对土地资源造成了一定影响。滑坡滑动距离直接表明了滑坡的冲击、堆积范围大小,是估算滑坡受灾面积、评估滑坡潜在风险的重要参数,也是滑坡防灾减灾工作中需要重点关注的指标。为了更准确高效地预测滑坡危害范围,分别采用多元非线性回归和 BP 神经网络 2 种模型对影响滑坡滑动距离的因子进行了评估和建模,并对天水地区的滑坡实例进行研究。研究表明,2 种模型均可用于滑坡滑动距离的预测。相较而言,BP 神经网络的预测结果与实际情况有更高的拟合度,准确性更高。

关键词: 多元非线性回归;BP 神经网络;滑坡滑动距离

中图分类号: P628;P642.22 **文献标志码:** A **文章编号:** 1671-2552(2022)12-2281-09

Kang M Y, Zhu Y Q, Chen C, Shao B R, Wang T. Research on landslide sliding distance prediction model based on multiple nonlinear regression and BP neural network. *Geological Bulletin of China*, 2022, 41(12): 2281-2289

Abstract: Landslide disasters seriously threaten the safety of human life and property and have a certain impact on land resources. The landslide sliding distance directly indicates the impact and accumulation range size of landslides, which is an important parameter for estimating the affected area of landslides and assessing the potential risk of landslides and is also an indicator that needs to be focused on in landslide prevention and mitigation work. In order to predict the landslide hazard range more accurately and efficiently, this paper uses the theories of multivariate nonlinear regression and BP neural network to estimate the sliding distance of the landslide, respectively. And to study examples of landslides in the Tianshui region, the results show that both models can be used to predict landslide.

收稿日期: 2020-07-10; **修订日期:** 2020-10-20

资助项目: 国家自然科学基金项目《大数据环境下的滑坡危险性评估模型构建方法研究》(批准号:41872253)和中国地质调查局项目《全国地质灾害风险区划技术方法研究》(编号:DD20221738)

作者简介: 康孟羽(1994-),女,硕士,计算机技术专业。E-mail: mykanggo@163.com

* **通信作者:** 朱月琴(1975-),女,正高级工程师,从事大数据与人工智能在自然灾害、城市安全方面的应用与研究。E-mail: yueqinzh@ninhm.ac.cn

Compared with the actual results, the BP neural network has a higher degree of fit and accuracy.

Key words: multivariate nonlinear regression; BP neural network; gliding distance of landslide

滑坡是自然界造成严重危害的自然灾害之一。由于中国的地形地貌情况较复杂、山坡丘陵多,滑坡成为严重的自然灾害。多年来,滑坡对人类生命安全和财产造成严重影响。国内外进行了很多滑坡预测的研究,以减轻滑坡造成的危害。由于滑坡的成因较复杂,受到多种因素的影响,传统的物理模型和线性方法对于预测滑坡距离还有一定的局限性,因此对非线性回归预测模型和BP神经网络预测模型进行了比较,发现BP神经网络具有更好的准确性。

滑坡的产生因素复杂,通常是在多种原因的共同作用下产生的,因此许多学者分析了滑坡空间分布与影响因素之间的关系,为编制滑坡灾害危险性区划图提供参考^[1]。然而,除王兰民等^[2]以93例黄土滑坡为例,提出了利用模糊信息模型预测黄土高原地震滑坡滑动距离的方法外,很少有研究者探讨各种因素对滑坡运动距离及其预测的有效性。

本次研究在非线性模型对天水地区滑坡预测的基础上,创造性地引入BP神经网络,旨在明确滑坡特征因子与滑动距离的关系,比较2种模型,探索提升模型精度,合理构建滑动距离预测模型,为滑坡危险性评价中滑坡危害范围的确定奠定基础。

1 基本原理

1.1 多元非线性回归模型原理

当研究一个因变量 Y 与一个或多个自变量($X_1 \sim X_n$)之间的非线性关系时,可以使用非线性回归模型,并利用统计分析方法和函数对这种关系进行分析解读和形式化描述。非线性的最小二乘法是最常用的参数估计方法,该方法可以使用线性函数来逼近非线性函数,从而通过不断迭代这一过程得到参数的最优解^[3]。因此可以采用该方法用于滑坡滑动距离的预测。

滑坡滑动距离受多种因素共同作用,假设滑坡滑动距离是影响因素的连续光滑函数,可表达为如下公式:

$$L = L(x_1, x_2, \dots, x_n) \quad (1)$$

式中: L 为滑坡滑动距离, x_i 为滑坡滑动距离影响因素,其中 $i=1, 2, \dots, n$ 。

将以上表达式在零点处Taylor展开,

$$\begin{aligned} L &= L(x_1, x_2, \dots, x_n) \\ &= L(0) + \sum_n \left(\frac{\partial L}{\partial x_n} \right)_0 x_n + \frac{1}{2} \sum_{l,n} \left(\frac{\partial^2 L}{\partial x_l \partial x_n} \right)_0 x_l x_n \\ &\quad + \dots + R_n(L) \end{aligned} \quad (2)$$

$$\text{定义 } Q_n = \left(\frac{\partial q}{\partial x_n} \right)_0, Q_{ln} = \frac{1}{2} \left(\frac{\partial^2 q}{\partial x_l \partial x_n} \right)_0$$

则上式可简化为

$$L = L(0) + \sum_n Q_n x_n + \sum_{l,n} Q_{ln} x_l x_n + \dots + R_n(L) \quad (3)$$

以上分析表明,当影响因素 x_n 对滑坡滑动距离影响较大时,即同时存在线性与非线性影响,则需保留至强度的Taylor展开二次项,各因素对滑动距离的影响存在非线性,且2个因素间对滑动距离交叉影响,系数 Q_n 、 Q_{ln} 为其影响程度;当需要保留展开的 n 次项时, n 个不同因素对滑动距离交叉影响。系数 Q_n 、 Q_{ln} 可在既有滑坡资料基础上,通过多元回归模型确定。

1.2 BP神经网络模型原理

BP神经网络是20世纪80年代发展起来的,网络结构简单,使用简单方便。BP神经网络采用的是非循环多级网络的训练算法,具有广泛的适用性,在1986年提出后,很快成为应用最广泛的多级网络算法。Robert Hecht-Nielsen证明,一个3层BP神经网络可以满足一般函数映射的要求,并且用有限的隐含层BP神经网络可以以任意精度逼近任意多变量函数^[4]。

BP神经网络由输入层、隐含层、输出层组成。其训练方式是采用有导师学习。一般地,输入样本集为 $\{X, Y\}$; X 为输入向量, Y 为 X 对应的理想输出向量。BP神经网络接受样本数据的神经元为输入层,输出最终结果的为输出层,隐含于输入层和输出层之间的称为隐含层。BP神经网络的有导师学习过程就是对其的训练过程。也就是将由样本向量构成的样本集合输入到网络中后,按照一定的方

式去调整神经元之间的联接权,使得网络能将样本集的内涵以联接权矩阵的方式存储起来,从而使得网络在接受输入时,可以给出适当的输出。网络训练寻优采用的是最速下降法。对每个神经元来说,其输入为:

$$net = XW$$

$$X = (x_1, x_2, \dots, x_n); W = (w_1, w_2, \dots, w_n) \quad (4)$$

式中: X 为输入向量; W 为联接权向量。隐含层单个神经元(节点)激活函数(输出)采用 S 形函数:

$$O = f(net) = a + \frac{b}{1 + \exp(-dnet)} \quad (5)$$

网络的训练过程主要包括信息的正向传播和误差反向传播 2 个反复的过程。在正向传播过程中,前一层的输入经过加权计算后作为后一层的输入,即 XW 。误差反向传播学习是指根据实际输出 O_p 和理想输出 X_p 的差,以极小化误差的方式调整权矩阵,最终使误差控制在一定的要求范围内。第 p 个样本误差可描述为:

$$E_p = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^m (y_{pj} - O_{pj})^2 \quad (6)$$

式中: y_p 为期望输出; O_p 为网络输出; m 为输出节点数。

样本集总误差为 $E = \sum E_p$,直到求出满足要求的样本为止。

2 实例分析

天水市位于甘肃省东南部,渭河上游。总面积 $1.4325 \times 10^4 \text{ km}^2$,呈条带状展布,为典型的山间河谷

盆地型。天水市地形高低差较大,并且绝大部分是黄土丘陵区,黄土覆盖较厚,因特殊的地质构造、岩土性质影响,地质环境十分脆弱,滑坡频发,降雨和地震的影响引起的滑坡占 90%,并且常有新老滑坡相互叠加的情况,毗邻相连(图 1)。

近年,天水市发生多起滑坡灾害,其中 1990 年因降雨发生的滑坡非常严重,当日的最大降水量达到 113 mm,导致发生了 20 多处滑坡,将近 $200 \times 10^4 \text{ m}^3$ 的黄土滑坡在十几秒内突然快速移动了约 150 m,此次自然灾害发生在一家工厂中,6 个主体车间被摧毁,多种材料成本被压埋,生产设施被摧毁,造成经济损失高达 2000 多万元,因为停电的原因,工人都不在工厂才幸免于难,本次滑坡是天水市乃至整个甘肃省史上造成经济损失最严重的一次滑坡事故^[5]。

2.1 数据来源

本次实验的数据以中国地质科学院地质力学研究所的历史滑坡灾害点及环境因子数据的收集为例,收集到空间分辨率为 $25 \text{ m} \times 25 \text{ m}$ 的数字高程(DEM)栅格图、天水市历史滑坡灾害点,以及在中国科学院资源环境信息中心收集到的空间分辨率为 1 km 的归一化植被指数栅格图,使用 ArcGIS 进行相关数据的提取,共得到 192 条滑坡样本信息,分别采用一定比例作 2 种模型的训练、验证和预测。滑坡部分样本信息如表 1 所示。

2.2 影响因子

影响滑坡滑动距离的因素有很多,历年来学者也在不断地对滑坡的影响因子,如滑坡前后缘高差、滑坡面积、滑坡坡度、滑坡等价摩擦系数、滑坡平面

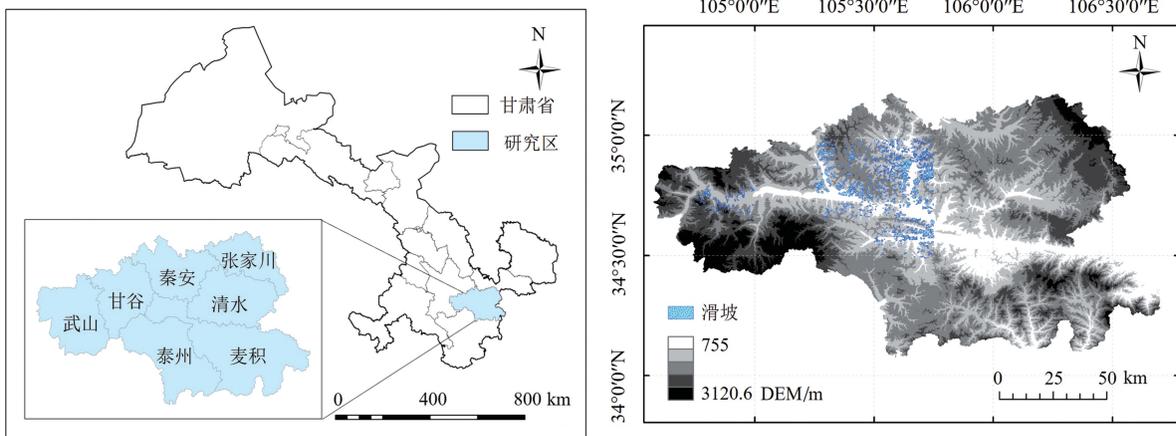


图 1 研究区地理位置及样地分布

Fig. 1 The geographical location and sample land distribution of the study area

表 1 滑坡样本信息
Table 1 Landslide sample information

滑坡类型	序号	面积(S) /m ²	滑坡高差 (ΔH)/m	滑坡平面形态	剖面曲率	实测水平滑动距离/m
地震型滑坡	1	3714.65	49.00	8.57	-0.16	114.08
	2	4340.20	67.00	0.67	0.01	123.17
	3	3682.84	37.00	0.24	-0.13	103.61
	4	3083.52	23.00	1.50	-0.07	92.85
	5	2591.62	10.00	9.80	-0.14	78.32
	6	205537.00	96.15	2.40	0.01	579.50
	7	46081.19	117.55	2.78	0.04	266.49
	8	2230.50	5.00	5.38	-0.01	71.59
	9	1521.04	5.00	2.50	0.66	65.05
	10	2021.91	8.00	3.90	-0.52	67.43
降雨型滑坡	1	364142.40	195.31	2.66	-0.00	848.98
	2	69610.23	84.35	7.10	0.61	378.90
	3	293670.00	139.79	2.78	-0.44	751.93
	4	246494.90	143.72	9.41	0.01	664.15
	5	232660.70	148.89	2.64	0.09	798.40
	6	205327.20	134.00	2.93	0.06	674.40
	7	192072.60	229.52	4.02	-0.13	658.76
	8	153099.00	169.30	9.80	-0.32	560.31
	9	129207.60	333.89	4.39	-0.25	568.51
	10	85299.35	213.01	5.39	0.09	402.65

形态、地形地貌和植被覆盖率等进行了研究^[6]。滑坡前后缘高差可以控制到滑坡的质心位置,直接对滑坡的大小产生影响;滑坡体积和滑坡的滑动距离具有正相关的影响;根据滑坡平面形态的不同,对滑坡的运动也产生不同的影响,平面较狭长的滑坡,其滑动距离较远,宽展的滑坡往往滑动的距离较小;滑坡的等价摩擦系数指的是滑坡滑动的水平滑距和垂直距离的比值,可以用来衡量地貌因素对滑坡运动性能的阻止指标^[7-10]。

3 建模与验证

3.1 模型变量选取

自变量包括地质因子和环境因子,根据滑坡滑动距离与地质因子、环境因子之间的相关性并参考相关文献^[7-10],提取滑坡前后缘高差、滑坡面积、滑坡坡度、斜坡等价摩擦系数、滑坡长宽比、滑坡剖面

曲率、植被覆盖度等,使用 Matlab 分别对各因子进行拟合,得到了各个因子的相关方程和相关系数,为进一步确定模型变量奠定基础。由表 2 可见,当限定某一类滑坡时,滑动距离与滑坡各要素之间存在明显的线性或非线性相关性,而一旦滑坡类型不同,即使其具有相似的外部环境,滑动距离与滑坡各要素之间的相关性也会迅速降低。因此,需要根据滑坡类型建立相应的滑坡滑动距离预测模型。

3.2 多元非线性回归模型的建立与求解验证

根据前述分析,地震滑坡滑动距离的影响因素按相关系数大小排序分别为滑坡面积(0.8312)、滑坡高差(0.6266)、滑坡平面形态(0.5378)、地形地貌(0.149)、滑坡坡度(0.171)、斜坡等价摩擦系数(0.1272)和植被覆盖(0.090)。故可认为,影响研究区地震滑坡滑动距离的主要因素有滑坡面积、滑坡高差、滑坡平面形态,可作为采用多元非线性回归

表 2 单因素滑坡要素线性相关计算结果

Table 2 Calculation results of the linear correlation of single factor landslide elements

	降雨型滑坡		地震型滑坡	
	相关方程	相关系数	相关方程	相关系数
滑坡前后缘高差(ΔH)	$y = 25.38x^{0.5654}$	0.4702	$y = 0.011x^2 - 0.9985x + 306.08$	0.6266
滑坡面积(S)	$y = 0.4344x^{0.5997}$	0.8357	$y = 1.6571x^{0.4771}$	0.8312
滑坡坡度(i)		0.0536		0.0328
斜坡等价摩擦系数($\mu = H/L$)		0.0588		0.1272
滑坡平面形态(长宽比 γ)	$y = 99.602x + 557.27$	0.5752	$y = 379.5x + 432.76$	0.5378
地形地貌(平面曲率 K)		0.5170		0.1490
植被覆盖		0.3870		0.0900

模型估测地震滑坡滑动距离的指标。地形地貌、滑坡坡度、斜坡等价摩擦系数和植被覆盖率为次要因素。

影响降雨滑坡滑动距离的因素按影响程度强弱排序分别为滑坡面积(0.8357)、滑坡平面形态(0.5752)、地形地貌(0.517)、滑坡高差(0.4702)、植被覆盖(0.387)、滑坡坡度(0.133)和斜坡等价摩擦系数(0.0588)。故可认为影响研究区地震滑坡滑动距离的主要因素有滑坡面积、滑坡平面形态、地形地貌、滑坡高差,可作为采用多元非线性回归模型估测地震滑坡滑动距离的指标。而植被覆盖率、滑坡坡度和斜坡等价摩擦系数为次要因素。

为探讨各因素对滑坡滑动距离影响的非线性作用,取滑坡数据进行分析,以上述因子为自变量,通过变量代换对非线性项线性化后,利用多元线性模型^[10]进行分析。发现在主要的影响因素中滑坡面积和滑坡相对高差是 2 个相关性最大的因素,故保留了相关系数较高的影响因子,得到拟合结果如下:

$$f_L = \begin{cases} -116.819 + 0.002S + 0.539\Delta H - \\ 0.003\Delta H^2 + 23.187\ln(S) (R^2 = 0.960), T = \text{地震} \\ -173.476 + 4.258S^{0.43} + 3.089\Delta H^{0.47} \\ (R^2 = 0.812), T = \text{降雨} \end{cases} \quad (7)$$

式中: S 为滑坡面积; ΔH 为滑坡相对高差; T 为诱发滑坡类型。

经方差分析及显著性检验可得:地震型滑坡 $D-W=2.077$,降雨型滑坡 $D-W=1.625$ (表 3),表明数据满足独立性; $F_{地震} = 399.510 > F_{0.05}$ ($F_{0.05} = 2.61$), $F_{降雨} = 132.098 > F_{0.05}$, $P = 0.000 < 0.05$,模型有统计学意义,说明在 0.05 检验水平上,该模型有显

著意义,故判定该多元非线性回归方程有效,可用于生产实践。

采用建立的多元非线性回归方法模型进行滑坡范围预测检验。基于实地测量的数据,随机选取天水市 10 个地震滑坡、10 个降雨型滑坡完整样本信息进行验证。将滑坡信息带入公式(7),计算所得滑动距离与实际滑动距离进行比较,分析其相对误差(表 4)。由表 4 可知,对于地震诱发的滑坡,非线性模型最小相对误差为 0.61%,最大相对误差为 11.98%;对于降雨诱发的滑坡,非线性模型最小相对误差为 0.37%,最大相对误差为 12.16%。因此,采用此多元非线性回归模型分别预测地震、降雨诱发滑坡滑动距离是合理的。

综上所述,多元非线性回归模型能够用于描述各种因素对滑坡滑动距离的影响。当考虑各因素对滑坡滑动距离的非线性影响时,保留至 Taylor 展开二次项,即可利用模型描述各因素对滑坡滑动距离的影响。

3.3 神经网络模型的建立与求解验证

以天水市实地调查的数据用于本次实验,经处理共得到 192 条滑坡样本信息,采用 134 条数据用于训练样本,30 条数据用于验证,28 条数据用于测试,以及总数据量的 70% 为训练样本,15% 为验证数据,15% 为测试数据计算。滑动距离的预测涉及到多个环境变量的影响,并且各个影响

表 3 多元相关系数

Table 3 Multiple correlation coefficient

模型	R	R^2	调整后 R^2	标准差	德宾-沃森
地震诱发	0.980 ^a	0.960	0.957	49.037	2.077
降雨诱发	0.901 ^a	0.812	0.806	114.208	1.625

表4 非线性回归模型检验结果

Table 4 Nonlinear regression model test results

滑坡类型	序号	实测水平滑动距离/m	模型计算得滑动距离/m	误差
地震	1	114.0800	100.4163	11.98%
	2	123.1700	108.7141	11.74%
	3	103.6100	96.7813	6.59%
	4	92.8500	86.4384	6.91%
	5	78.3200	75.7050	3.34%
	6	579.5030	602.0008	3.88%
	7	266.4900	246.2345	7.60%
	8	71.5850	69.0334	3.56%
	9	65.0480	58.7377	9.70%
	10	67.4300	67.8396	0.61%
降雨	1	848.9849	911.8369	7.40%
	2	378.9010	366.0614	3.39%
	3	751.9303	813.8553	8.24%
	4	664.1453	744.9368	12.16%
	5	798.3964	723.7249	9.35%
	6	674.3973	676.9118	0.37%
	7	658.7645	662.6150	0.58%
	8	560.3139	583.3253	4.11%
	9	568.5081	545.4595	4.05%
	10	402.6479	426.6198	5.95%

因素与最终的滑动距离之间呈现出非线性的关系,实验验证表明,建立一个5层的神经网络模型能够较准确的预测滑坡的滑动距离,其中隐含层为3层。输入变量为回归模型中筛选出的5个相关系数较高的自变量,输出的结果对应研究区滑坡滑动距离实测值,该结构的训练、验证和预测的均方差误差均为最小。图2为本实验的BP神经网络拓扑图。隐含层与输出层传递函数分别采用常用的 Sigmoid 型可微函数 Logsig、Tansig 和线性传递函数 Purelin,网络训练函数采用 Levenberg-Marquardt 的 BP 算法训练函数 Trainlm,网络最大训练次数为 1000 次,学习速率为 0.01,目标误差选取 0.9×10^{-4} 与隐含层神经元个数进行组合训练网络。通过对隐含层神经元个数及目标误差的每个不同组合进行训练,得到预测值与实测值的相对误差,预测值与实测值相对误差越小,网络训练结果越好^[11-16]。

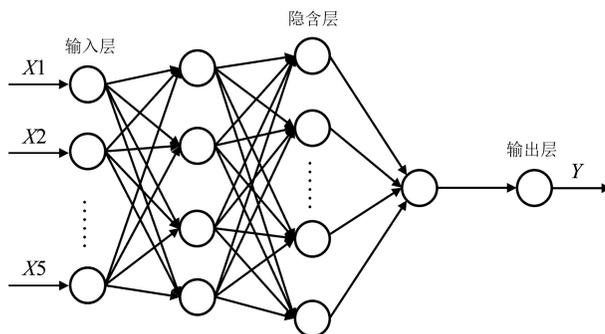


图2 BP神经网络拓扑图

Fig. 2 BP neural network topology

利用 Matlab 的神经网络工具箱编程将数据划分为训练数据、验证数据和测试数据,当训练数据参与训练时,其他两部分不参与训练,用于验证。随着训练次数的不断增加,测试的误差将不断变小。图3、图4分别为降水和地震型滑距预测的训练、验证和测试的结果图。

利用上述 BP 神经网络算法,对降雨型滑坡进行迭代寻优计算,最优均方差出现的时间与值如图5所示。从图5可知,最优均方差出现在第18次迭代,根据第18次迭代,得到40组降雨型滑坡数据的滑距预测。同理,对地震型滑坡进行迭代寻优计算,最优均方差出现的时间与值如图6所示。从图6可知,最优均方差出现在第40次迭代,根据第40次迭代,得到24组降雨型滑坡数据的滑距预测。

该模型采用相对误差和平均相对误差评价模型精度,将滑坡信息带入 BP 神经网络模型,计算所得滑动距离与实际滑动距离进行比较,分析其相对误差(表5)。对于地震诱发滑坡,BP 神经网络模型最小相对误差为 0.47%,最大相对误差为 10.05%;对于降雨诱发滑坡,BP 神经网络模型最小相对误差为 0.19%,最大相对误差为 8.95%。因此,采用此 BP 神经网络模型分别预测地震、降雨诱发滑坡滑动距离是合理的。

根据多元非线性回归方程模型和 BP 神经网络模型预测得到的预测滑动距离和实测的水平滑动距离的比较,笔者分别计算多元非线性回归方程模型和 BP 神经网络模型的平均相对误差并进行了比较,结果如表6所示。

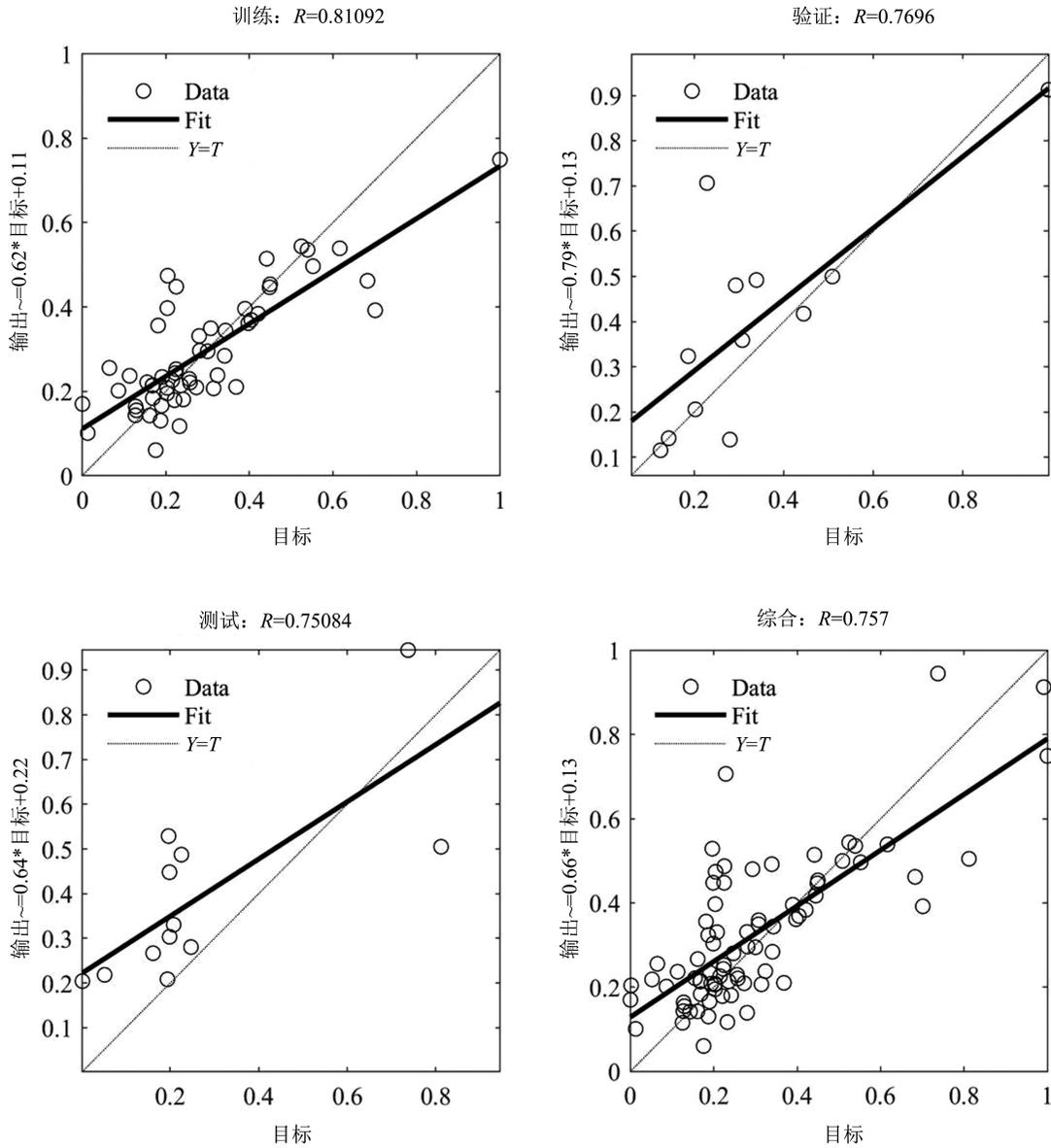


图 3 训练、验证和测试的结果图(降雨型)

Fig. 3 Training, validation and testing results (rainfall pattern)

表 5 BP 神经网络模型模型检验结果

Table 5 BP neural network model test results

滑坡类型	序号	实测水平滑动距离/m	模型计算得滑动距离/m	误差	滑坡类型	序号	实测水平滑动距离/m	模型计算得滑动距离/m	误差
地震	1	601.1812	613.0617	1.98%	降雨	1	422.6054	419.8734	-0.65%
	2	776.7570	783.4776	0.87%		2	522.1985	512.9397	-1.77%
	3	675.6853	607.7622	-10.05%		3	204.6307	205.0255	0.19%
	4	541.9784	545.0218	0.56%		4	280.4112	278.6681	-0.62%
	5	638.5164	594.7821	-6.85%		5	318.2101	319.4857	0.40%
	6	627.1131	577.6841	-7.88%		6	362.5568	365.213	0.73%
	7	1132.0020	1034.372	-8.62%		7	182.6633	178.6214	-2.21%
	8	790.7921	787.0566	-0.47%		8	293.9445	296.3856	0.83%
	9	761.6214	733.1141	-3.74%		9	379.9835	413.9774	8.95%
	10	669.9125	647.8153	-3.30%		10	254.1331	264.9736	4.27%

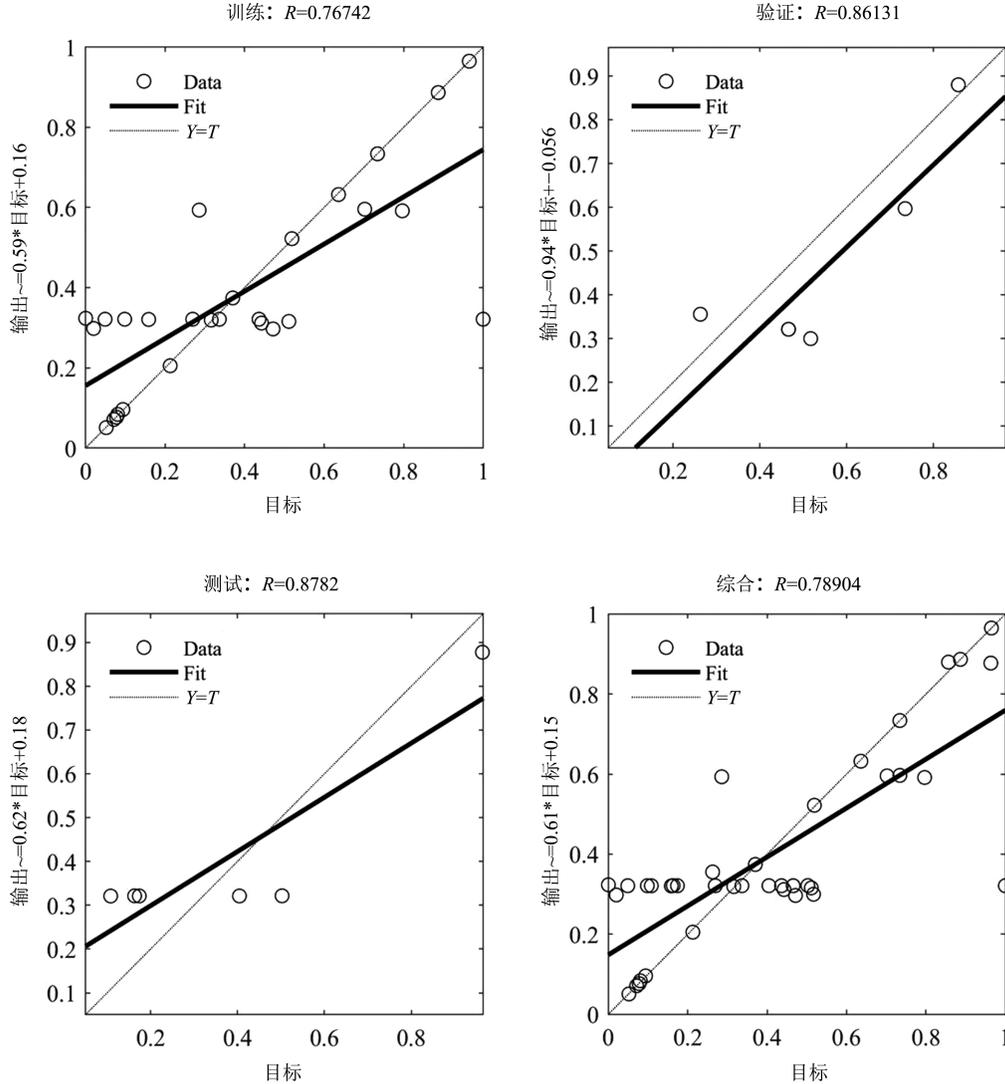


图 4 训练、验证和测试的结果图(地震型)

Fig. 4 Training, validation, and testing results(seismic pattern)

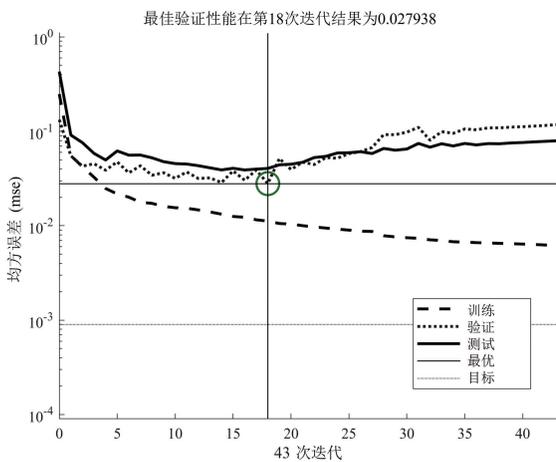


图 5 BP 神经网络迭代训练寻优过程图(降雨型)

Fig. 5 BP neural network iterative training optimization process(rainfall pattern)

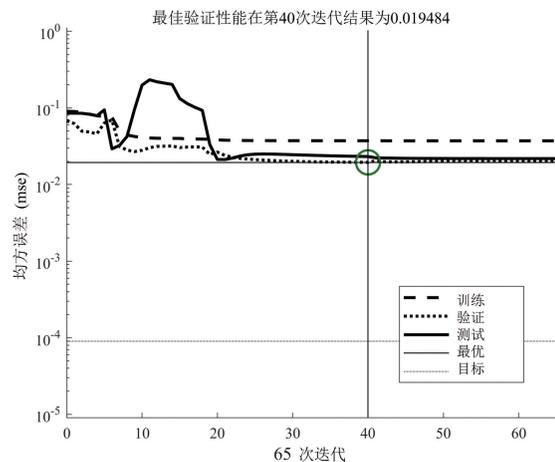


图 6 BP 神经网络迭代训练寻优过程图(地震型)

Fig. 6 BP neural network iterative training optimization process(seismic pattern)

表 6 平均相对误差
Table 6 Average relative error

滑坡类型	多元非线性回归模型	BP 神经网络模型
地震	6.59%	4.43%
降雨	5.56%	2.06%

通过表 6 可以看出,多元非线性回归模型和 BP 神经网络模型在预测滑坡的滑动距离方面都表现出不错的预测效果。但相对来说,BP 神经网络的预测准确率稍高于多元非线性回归模型的预测准确度。

4 结 论

精确有效地预测出滑坡的滑动距离对于减轻滑坡造成的人员伤亡和财产损失是十分重要的,也是需要不断探索和研究的方向。本文提出了采用多元非线性回归和 BP 神经网络模型 2 种方法对滑坡距离进行预测;通过实验对相关数据进行拟合和预测,分别拟合预测了地震型滑坡和降雨型滑坡;对比多元非线性回归和 BP 神经网络 2 种模型的预测结果,可以得出,BP 神经网络模型的预测相对于多元非线性回归模型来说误差较小。实验结果表明,2 种方法都有较好的拟合效果和预测能力,均可用于滑坡滑距的预测。但由于数据本身原因,在非线形回归模型的最终拟合函数中只考虑了滑坡相对高差和滑坡面积 2 个因素。在接下来的工作中,随着数据的不断完善,会进一步验证算法的可行性。

参考文献

[1] 钟秀梅,李伟利,袁中夏,等.地震作用下天水市区滑坡危险区划研究[J].国际地震动态,2019,(8): 118-119.

- [2] 王甯,王兰民,王谦,等.黄土高原地震作用下黄土滑坡滑距预测方法[J].地震工程学报,2016,38(4): 533-540.
- [3] Mahaboob B, Venkateswarlu B, Mokeshrayalu G, et al. A different approach to estimate nonlinear regression model using numerical methods [C]//Materials Science & Engineering Conference Series. Materials Science and Engineering Conference Series,2017.
- [4] 张保生,纪昌明,陈森林.多元线性回归和神经网络在水库调度中的应用比较研究[J].中国农村水利水电,2004,(7): 29-32.
- [5] 吴玮江.天水市滑坡泥石流灾害[J].水文地质工程地质,2003,(5): 75-78.
- [6] 白晓华,马金辉,冯乐涛,等.基于 GIS 的天水市滑坡危险性评价[J].甘肃地质,2008,17(4): 72-75.
- [7] 孟华君,姜元俊,张树轩,等.汶川地震前后都江堰山区滑坡滑动距离影响因素变化分析[J].地质力学学报,2017,23(6): 904-913.
- [8] 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,(1): 111-114.
- [9] 黄发明,殷坤龙,蒋水华,等.基于聚类分析和支持向量机的滑坡易发性评价[J].岩石力学与工程学报,2018,37(1): 156-176.
- [10] 李秀珍,孔纪名.“5·12”汶川地震诱发滑坡的滑动距离预测[J].四川大学学报(工程科学版),2010,42(5): 243-249.
- [11] 刘盈,赵方.基于多元非线性回归和 BP 神经网络的长春花形态指标生长模型的比较[J].上海农业学报,2019,35(6): 64-71.
- [12] 辛大欣,王长元,肖峰.BP 神经网络在回归分析中的应用研究[J].西安工业学院学报,2002,(2): 129-135.
- [13] 徐辉,潘萍,宁金魁,等.多元线性回归与神经网络模型在森林地上生物量遥感估测中的应用[J].东北林业大学学报,2018,(1): 63-67.
- [14] 张保生,纪昌明,陈森林.多元线性回归和神经网络在水库调度中的应用比较研究[J].中国农村水利水电,2004,(7): 29-32.
- [15] 曹朋,郝蒙蒙,王佳佳.基于多元线性回归与 BP 神经网络的矿井瓦斯预测模型应用[J].煤炭技术,2011,(11): 91-93.
- [16] 周越,曾昭发,唐海燕,等.公路勘察中滑坡体的地球物理特征与分析——以张榆线公路勘察为例[J].吉林大学学报(地球科学版),2021,51(2): 638-644.