

DOI: 10.13476/j.cnki.nsbdqk.2021.0101

董建辉,钱珂江,赵建军,等.基于深度神经网络的高位滑坡范围预测[J].南水北调与水利科技(中英文),2021,19(5):972-981. DONG J H, QIAN K J, ZHAO J J, et al. Prediction of high landslide range based on deep neural network[J]. South-to-North Water Transfers and Water Science & Technology, 2021, 19(5): 972-981. (in Chinese)

## 基于深度神经网络的高位滑坡范围预测

董建辉<sup>1</sup>, 钱珂江<sup>1</sup>, 赵建军<sup>2</sup>, 谢飞鸿<sup>1</sup>, 李海军<sup>2</sup>, 朱要强<sup>3</sup>

(1. 成都大学建筑与土木工程学院, 成都 610106; 2. 成都理工大学地质灾害防治与地质环境保护国家重点实验室, 成都 610059; 3. 贵州省地质环境监测院, 贵阳 550000)

**摘要:**以贵州尖山营滑坡为工程背景,通过对深度学习的总结与分析,建立多层感知器模型以对该滑坡危险区范围进行非线性预测研究。通过对深度神经网络算法的优化,构建64-128-32-1四层多层感知器模型,并以滑坡最大高差、滑坡体积、滑源区坡度、坡脚坡度、地层倾角作为输入量,以滑坡最大水平运动距离作为输出量对该模型进行训练,实现影响因素与运动距离的非线性映射。根据对贵州省尖山营滑坡调查和研究,尖山营滑坡区域面积约648 700 m<sup>2</sup>,体积约1 200万 m<sup>3</sup>,属于特大型滑坡。依据最优模型对该滑坡进行滑距预测,滑坡平面直线距离1 769 m区域内为危险区域。

**关键词:**滑坡滑距预测;深度神经网络;非线性预测

中图分类号:TV211;P642.22 文献标志码:A 开放科学(资源服务)标志码(OSID):



滑坡危险区范围的确定对地质灾害防治具有重大意义,通常是通过计算滑坡最大水平运动距离来确定的。但由于滑坡破坏形式多样,且运动过程复杂,不确定性影响因素诸多,其运动距离难以估计,不过随着信息科学技术、计算机模拟技术和现代数学的发展,国内外许多学者提出了多种计算或预测滑坡水平运动距离的方法,例如:Lucas等<sup>[1]</sup>基于遥感观测对滑坡颗粒流进行分析,发现滑坡体体积与摩擦因数成反比,提出了经验性速度减弱摩擦定律,并将其用于估计滑坡运动距离;Peruzzetto等<sup>[2]</sup>在此基础上比较分析了经验法、数值模拟与经验法-数值模拟相结合的办法,得出结合2种方法的模型能将滑坡运动距离预测的不确定性降低50%;詹威威等<sup>[3]</sup>对汶川地震引发的沟道型滑坡进行了研究,选取滑坡体积、最大垂直运动距离、滑源区高度和沟道段坡度来构建滑坡运动距离的多元回归预测模型。但是,因为滑坡是具有不确定性的

复杂非线性动力学系统,以上常用方法在防灾应用中预测所得值不准确。

不过,深度学习的出现为针对滑坡这一特点来提高滑动距离预测精度提供了可能性,其概念最早由Hinton等<sup>[4]</sup>提出,是指基于样本数据通过一定的训练方法得到包含由多个单层非线性网络叠加而成的深度神经网络结构(deep neural network, DNN)的机器学习过程,其具有多层含非线性因素的深层结构,能够完成复杂的函数逼近<sup>[5-6]</sup>。国内外已有学者将其应用于滑坡灾害领域中并得到了初步预测成果。针对滑坡影响因素复杂的问题,Nam等<sup>[7]</sup>提出了6种深度学习的模型并对其影响因素进行评估,为滑坡敏感性预测提供了有效参考;Maher等<sup>[8]</sup>建立了贝叶斯优化的一维卷积神经网络来评价滑坡的稳定性,并采用了5折交叉验证证明了模型的有效性,克服了样本数据量较少的问题;李军霞<sup>[9]</sup>构建了滑坡滑距经验模型,并考虑滑坡高度、体积、平均厚

收稿日期:2020-10-14 修回日期:2021-06-18 网络出版时间:2021-06-29

网络出版地址:https://kns.cnki.net/kcms/detail/13.1430.TV.20210629.1311.004.html

基金项目:国家自然科学基金项目(4187273)

作者简介:董建辉(1984-),男,江西乐平人,副教授,博士,主要从事岩土体稳定性评价及监测预警研究。E-mail:dongjianhui@edu.edu.cn

度与平均坡度等影响因素来进行适用性检验,将收集到的 30 组滑坡数据带入 BP 神经网络进行训练,得到了较高的滑坡水平最大滑距精度,但未能直接将 BP 神经网络用于滑坡滑距预测;Xu 等<sup>[10]</sup>通过 C & RT(classification and regression,分类回归树)、CHAID(chi-square automatic interaction detection,卡方自动交互检测法)、MAR splines(multivariate adaptive regression splines,多元自适应回归样条)和 MLP(multi-layer perceptron,多层感知器)等 4 种方法进行预测比较,最终结果显示深度学习理论中的多层感知器模型预测滑坡最大水平滑动距离精度更高。

针对滑坡滑距影响因素复杂且相互作用的特点以及所能收集的滑坡数据有限的问题,本文建立多层感知器模型对滑坡最大水平滑动距离进行预测,再结合  $K$  折交叉验证,最大程度利用有限的滑坡案例数据,提高模型性能。

深度学习模型具有反映输入量与输出量非线性映射的特点,通过该理论对尖山营滑坡危险区进行非线性预测,为该区域现场防灾减灾工作提供可靠依据。

## 1 深度神经网络理论

### 1.1 深度神经网络分类

深度神经网络是由多个单层非线性网络构成的深层次神经网络,它可根据网络的编码与解码情况分为 3 类<sup>[6]</sup>:前馈深度网络,包括多层感知器、卷积神经网络等;反馈深度网络,包括层次稀疏编码网络、反卷积网络等;双向深度网络,包括深度信念网络、深度玻尔兹曼机等。多层感知器通常采用 BP(back propagation)算法,具有高度的非线性映射能力,广泛用于非线性连续函数逼近。本文采用反向传播算法的前馈网络中的多层感知器进行滑坡危险区范围预测。

### 1.2 多层感知器

#### 1.2.1 基本结构

神经元是构成神经网络的最小单位,其工作原理是通过网络计算输入信号产生输出<sup>[11]</sup>,见图 1。令  $\mathbf{X}=[x_1 \cdots x_n]^T$  为假定输入信号向量, $\mathbf{W}=[\omega_1 \cdots \omega_n]^T$  为  $n$  权重向量,计算式为

$$z = \sum_{i=1}^n \omega_i x_i + b \quad (1)$$

式中: $b$  为偏置(bias),神经元产生正负激励难易程度的评价指标; $z$  为输入信号加权和。

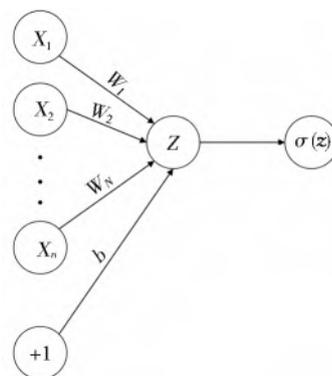


图 1 神经元结构

Fig. 1 Neuronal structure

输入加权信号  $z$  通过激活函数  $\sigma(z)$  激活,得到神经元活性值  $a$ ,数学表达式为

$$a = \sigma(z) = \sigma\left(\sum_{i=1}^n \omega_i x_i + b\right) \quad (2)$$

多层感知器是多个单层神经元通过级联方式而构成的模型,它可以进行有效的数据变化,层是网络的最基本数据结构,层与层之间通常是密集连接(全连接)的形式。根据层位置的不同,多层感知器内部神经网络可分为输入层、隐含层和输出层,见图 2。

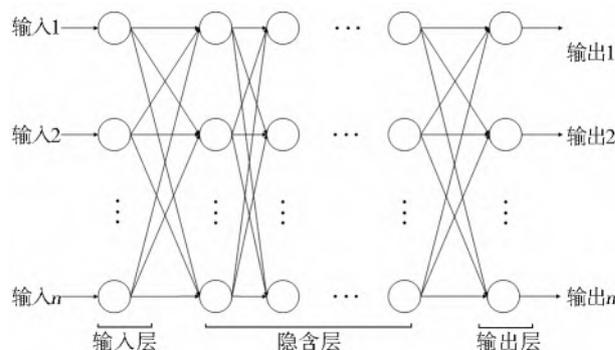


图 2 多层感知器基本结构

Fig. 2 The basic structure of the multilayer perceptron

它的主要参数包括:网络层数  $l(l \in N)$ 、每层神经元数、每层激活函数  $\sigma(z_l)$ ,其拓扑结构为层状结构,第  $l$  层与第  $l-1$  层全连接。

#### 1.2.2 激活函数

激活函数就是在人工神经网络的神经元上运行的非线性函数,负责将神经元特征映射到输出端<sup>[12]</sup>。激活函数  $\sigma(z_l)$  是多层感知器的重要组成部分,为深度神经网络增加了非线性因素,这也是增强神经网络模型非线性表达能力的关键所在。激活函数经历了从最早的 Sigmoid 函数、Tanh 函数、ReLU 函数再到 Maxout 函数和 Softmax 函数的过程。其中,Softmax 函数适用于多分类问题,而 ReLU 函数常用于数值预测中,它能有效克服 Sigmoid 函数

与 Tanh 函数梯度消失的问题,提高训练速度并提升神经网络性能<sup>[13]</sup>。同时,虽然 Maxout 函数具有很强的线性拟合能力,但将付出较高的计算代价,所以激活函数选择通常优先考虑 ReLU 函数,除非经过多次调参优化后,模型性能始终无法达到预期期望,此时再考虑更换其余激活函数。本文采用 ReLU 函数进行预测,限于文章篇幅,只对 ReLU 激活函数进行详细介绍。ReLU 函数表达式为

$$f(x) = \begin{cases} x, & x \geq 0 \\ 0, & x < 0 \end{cases} \quad (3)$$

ReLU 函数图像见图 3:当负值输入时,函数输出为 0,即不会激活神经元;而当正值输入时,函数输出不变,神经元被激活,因此神经网络具有了稀疏激活性,并能加速随机梯度下降收敛,优化计算。

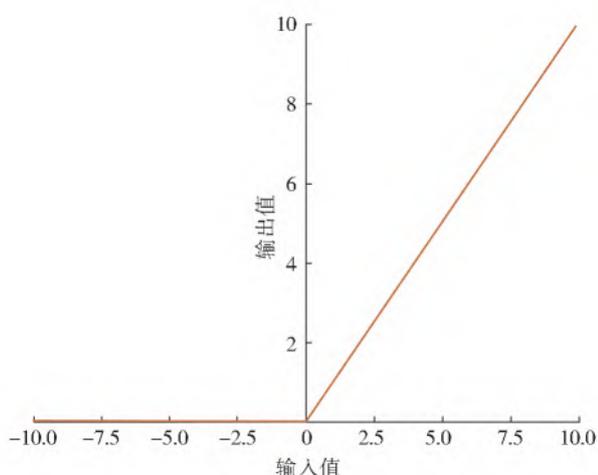


图 3 ReLU 函数图像

Fig. 3 Image of ReLU function

### 1.2.3 损失函数

损失函数主要用于度量单个数据样本在经模型计算后输出的预测值与期望目标值的不一样程度<sup>[14]</sup>。它可以评价模型在训练集与测试集上的表现情况,并依次分为训练损失函数与评估函数。同时,损失函数也是向后传播算法中更新连接权重和偏置的依据。常用的损失函数有均方误差函数(mean squared error, MSE)和平均绝对误差函数(mean absolute error, MAE)等,令第  $i$  层的第  $i$  个神经元的预测值为  $p_i$ ,期望目标值  $y_i$ ,其数学表达式分别为

(1)MSE 函数

$$S(X) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - p_i)^2 \quad (4)$$

(2)MAE 函数

$$A(X) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |p_i - y_i| \quad (5)$$

根据上式可以看出,MSE 损失函数能够放大损失误差,但是在遇到异常值时则会过度增大该误差,使模型权重值和偏置值朝着该异常值误差减小的方向进行更新,所以其适用于噪声较少的数据集上或者需要增强模型在异常值容忍度的情况,而 MAE 损失函数在遇到异常值时更加稳定,在模型评估时能更真实地反映预测值误差的实际情况以体现模型预测性能,因此 MAE 损失函数多作为预测评估函数。

### 1.3 深度神经网络优化算法

损失大小是判断深度神经网络精度的重要指标,深度神经网络训练的最终目的是达到损失函数空间曲面中的全局最小极值。鞍点和局部最小极值点常常是阻碍深度神经网络学习的主要因素之一,而调整参数优化模型就能使得神经网络克服这些阻碍并促进其收敛,加速找到全局最小极值点。多层感知器的参数通常分为基础参数和超参数,基础参数只有连接权重和偏置,除此之外的都是超参数,如:学习率、训练轮次、批次大小和损失函数等。在模型优化中,需要选择合适的优化算法来优化网络模型中的这些参数。

梯度下降算法(batch gradient descent, BGD)、随机梯度下降算法(stochastic gradient descent, SGD)和小批量梯度下降(mini-batch gradient descent, MBGD)就是最常用的优化算法。除此之外,还有改进 SGD 算法,如:自适应梯度(AdaGrad)。它在 SGD 算法的基础上提高了稳定鲁棒性和品质鲁棒性,然而其缺点就是随着梯度累计,分母上累加梯度平方不断增加,学习率趋于 0。为解决这一缺陷,均方根反向传播(RMSprop)、自适应学习速率(AdaDelta)算法被提出。其中,RMSprop 优化算法引入了衰减速率,在模型训练过程中,使训练靠前迭代点处梯度所占的权重不断下降,从而达到缓解历史梯度对模型训练的干扰以加速模型收敛的目的<sup>[15]</sup>。RMSprop 优化算法在本文实际测试中表现最好,所以选择它作为优化算法。

### 1.4 深度神经网络性能评价

深度神经网络用于预测未知数据时,预测精度与其泛化能力有着密切联系。交叉验证(cross validation)通常用于检验深度神经网络的泛化能力,同时它的验证结果也可以作为模型选择调优的依据。其基本思想就是通过将原始数据以一定方式划分为训练集和验证集,遵循训练集数据多于验证集数据的原则,先将训练集数据导入模型进行训练,再将验

证集数据导入已训练好的模型中,得出模型在验证集上的表现情况以评价模型性能。

$K$ 折交叉验证( $K$ -fold cross validation)就是最常用的交叉验证方式。其原理<sup>[16]</sup>就是将原始样本数据划分为 $K$ 组,每一组样本子集依次作为验证集,实例化为 $K$ 个模型,每个模型在剩余 $K-1$ 组样本子集上进行训练,在验证集上进行评估。最后求取 $K$ 个模型验证结果平均值来作为整个神经网络模型的验证结果。4折交叉验证见图4。

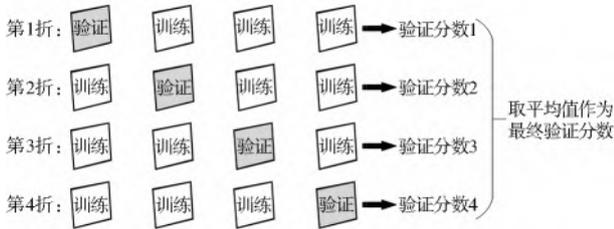


图4 四折交叉验证

Fig. 4 Four-fold cross validation

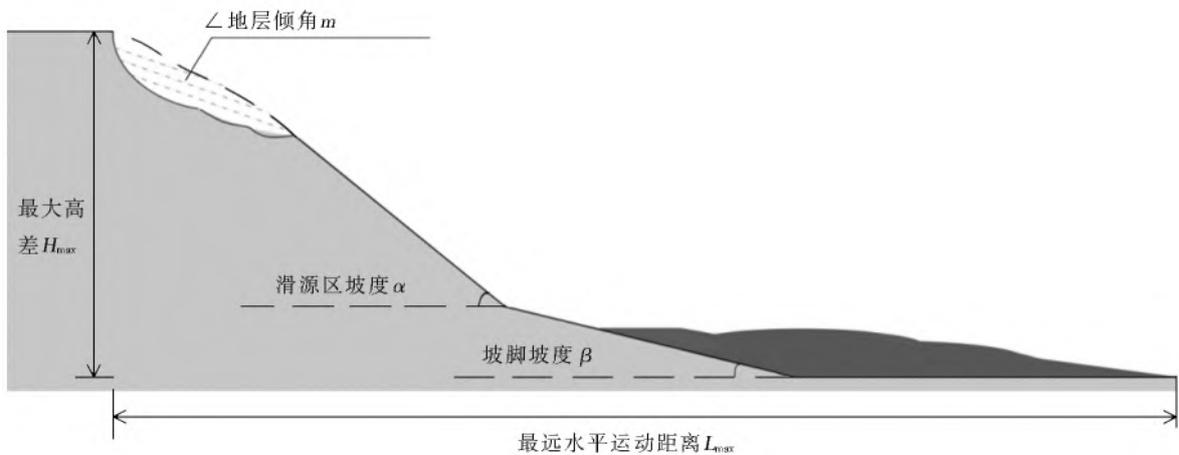


图5 滑距影响参数选取

Fig. 5 The schematic diagram of the influence parameter selection of slip distance

尖山营滑坡受降雨诱发的可能性较强,故网络的输入样本数据从西南地区降雨致灾的典型滑坡案例选取36组,统计见表1。由于降雨量涉及时间序列问题,多地降雨量数据不统一,难以收集,且以下滑坡案例发生时间大多在雨季,所以暂不分析讨论降雨对滑坡水平滑距的具体影响。但考虑到可能存在由于降雨或其他因素对滑坡滑距的影响,导致收集的数据集中将会出现异常值的情况,需要模型对于这些异常值具有一定容忍度,那么可根据第1.2.3节中损失函数的特点,将MSE函数设置为深度神经网络模型在训练集上的损失函数,以便调参优化在较大程度上克服异常值对模型训练的干扰,提高模型性能。此外,考虑到滑坡最远水平运动距离还会受到其所在区域地质条件因素的影响,但通过向前选

## 2 深度神经网络高位滑坡危险区模型

### 2.1 影响参数选取及选取依据

滑坡最远水平运动距离( $L_{max}$ )的不确定性影响因素众多,是滑坡运动学的研究热点。李军霞<sup>[9]</sup>对西藏隆子县到加玉、伦巴寸研究区域内滑坡进行分析后得出了滑坡体积与水平滑距呈对数的关系。Legros<sup>[17]</sup>指出滑坡滑距主要取决于坡体体积。樊晓一等<sup>[18]</sup>分析了79组汶川地震诱发的沟谷型滑坡,得到了滑坡体积、滑源区落差和沟谷地形等参数对滑坡运动距离影响的作用机理。

根据上述研究,本文综合考虑提出以下5个影响参数,分为2个方面:滑坡自身特征参数,包括最大高差( $H_{max}$ )、滑坡体积( $V$ )和地层倾角( $m$ );地形地貌因素,包括斜坡滑源区坡度( $\alpha$ )和坡脚坡度( $\beta$ )。滑坡水平滑距参数选取见图5。

择变量法对影响因素进行优选时发现考虑滑坡地质条件因素既不能提高模型预测性能,还增加了数据维度,模型容易过拟合,出现这一现象的原因可能是所选取的滑坡位于西南地区,具有相似的地质环境条件,地质条件因素与滑坡滑动距离的相关性不强。

### 2.2 影响因素分析

特征工程是机器学习的重要环节之一,可以认为特征工程是为机器学习应用而设计出特征集的过程<sup>[19]</sup>,它的主要目的在于分析出符合数据本身特点和所处情境的数据特征<sup>[20]</sup>。一般分为4个步骤:特征构建、特征提取、特征选择和特征评估,上述通过理论分析选取参数对应前3个步骤,接下来采用平均不纯度减少随机森林回归对滑坡案例数据集的特征进行评估。

表 1 西南地区典型滑坡案例统计

Tab. 1 Statistics of typical landslide cases in southwest China

| 序号 | 滑坡名称           | $V/\text{万 m}^3$ | $H_{\text{max}}/\text{m}$ | $\alpha/(\text{°})$ | $\beta/(\text{°})$ | $Y/(\text{°})$ | $L/\text{m}$ |
|----|----------------|------------------|---------------------------|---------------------|--------------------|----------------|--------------|
| 1  | 四川汉源乱石岗滑坡      | 110.7            | 100                       | 50.0                | 14.0               | 10.0           | 400          |
| 2  | 西藏列那滑坡         | 850.0            | 252                       | 26.0                | 50.0               | 25.0           | 377          |
| 3  | 四川南江县下两镇七岭村滑坡  | 13.0             | 200                       | 45.0                | 16.0               | 5.0            | 460          |
| 4  | 四川天台乡滑坡        | 3 000.0          | 200                       | 62.5                | 10.0               | 15.0           | 1 000        |
| 5  | 云南滑石板崩塌        | 500.0            | 400                       | 50.0                | 48.0               | 32.0           | 1 000        |
| 6  | 重庆石柱县沙岭滑坡      | 1 500.0          | 500                       | 18.0                | 10.0               | 42.5           | 1 300        |
| 7  | 贵州纳雍岩脚寨滑坡      | 2 700.0          | 400                       | 35.0                | 12.5               | 12.0           | 1 344        |
| 8  | 西藏当来木滑坡        | 1 000.0          | 310                       | 50.0                | 44.0               | 15.0           | 1 479        |
| 9  | 西藏白格滑坡         | 2 200.0          | 800                       | 51.0                | 40.0               | 30.0           | 1 800        |
| 10 | 贵州关岭滑坡         | 117.6            | 430                       | 80.0                | 32.5               | 25.0           | 1 500        |
| 11 | 四川汉源滑坡         | 48.0             | 500                       | 59.0                | 40.0               | 20.0           | 1 400        |
| 12 | 武隆鸡尾山滑坡        | 500.0            | 720                       | 56.0                | 21.0               | 30.0           | 2 200        |
| 13 | 重庆万州民国场滑坡      | 540.0            | 325                       | 20.0                | 22.0               | 28.0           | 1 300        |
| 14 | 四川省宜宾市兴文县两龙乡滑坡 | 18.0             | 150                       | 30.0                | 17.0               | 41.0           | 400          |
| 15 | 四川达县青宁乡滑坡      | 1 100.0          | 400                       | 60.0                | 15.0               | 13.0           | 2 000        |
| 16 | 重庆武隆油坊沟滑坡      | 860.0            | 210                       | 70.0                | 21.0               | 7.0            | 690          |
| 17 | 四川达州团包咀滑坡      | 400.0            | 150                       | 16.0                | 5.0                | 16.0           | 600          |
| 18 | 重庆万州吉安滑坡       | 700.0            | 335                       | 16.0                | 17.0               | 14.0           | 1 200        |
| 19 | 重庆武隆鸡冠岭滑坡      | 400.0            | 700                       | 40.0                | 60.0               | 25.0           | 880          |
| 20 | 四川高县白崖滑坡       | 110.0            | 450                       | 55.0                | 1.0                | 35.0           | 760          |
| 21 | 四川华蓥市溪口滑坡      | 100.0            | 500                       | 45.0                | 45.0               | 8.0            | 1 560        |
| 22 | 云南元阳老金山滑坡      | 43.0             | 880                       | 60.0                | 35.0               | 10.0           | 1 600        |
| 23 | 贵州印江岩口滑坡       | 210.0            | 210                       | 50.0                | 30.0               | 25.0           | 700          |
| 24 | 云南镇雄滑坡         | 20.0             | 300                       | 43.0                | 18.0               | 10.0           | 800          |
| 25 | 川藏公路茶树山滑坡      | 820.0            | 600                       | 55.0                | 68.0               | 40.0           | 1 450        |
| 26 | 四川南江县窑厂坪滑坡     | 300.0            | 140                       | 41.0                | 12.0               | 21.0           | 680          |
| 27 | 四川南江县石板沟滑坡     | 400.0            | 280                       | 16.0                | 13.0               | 20.0           | 950          |
| 28 | 四川牛马场滑坡        | 430.0            | 101                       | 33.0                | 15.0               | 17.0           | 600          |
| 29 | 四川南江县赶场镇二横坪滑坡  | 28.0             | 160                       | 12.0                | 11.0               | 10.0           | 310          |
| 30 | 西藏门汤电站滑坡       | 3 600.0          | 154                       | 35.0                | 38.0               | 15.0           | 609          |
| 31 | 西藏列那左岸滑坡       | 200.0            | 291                       | 28.0                | 50.0               | 25.0           | 415          |
| 32 | 贵州嘿社滑坡         | 810.0            | 200                       | 9.0                 | 11.0               | 45.0           | 1 100        |
| 33 | 四川云阳县天宝滑坡      | 700.0            | 150                       | 16.0                | 16.0               | 8.0            | 580          |
| 34 | 成昆铁路铁西滑坡       | 220.0            | 150                       | 41.0                | 45.0               | 16.0           | 580          |
| 35 | 四川雅安汉源猴子岩滑坡    | 60.0             | 366                       | 54.0                | 34.0               | 33.0           | 488          |
| 36 | 四川都江堰市五里坡      | 77.0             | 400                       | 22.0                | 24.0               | 12.0           | 1 200        |

随机森林算法(random forest, RF)是基于众多决策树的并行式集成学习方法,具有变量重要性排序的能力,是特征重要性评估的主要方式之一,它可分为 2 类:平均不纯度减少随机森林(mean decrease impurity, RF)和平均准确率减少随机森林(mean decrease accuracy, RF)。采用前者进行特征

分析,在回归问题上,其通常用方差或者最小二乘拟合来衡量变量重要性。

将表 1 中数据分别代入平均不纯度减少随机森林进行重要性打分排序,分别测试 3 次,最终结果见表 2:最大高差为主要影响因素,而坡体体积、滑源区坡度、地层倾角、坡脚角度重要程度相当。

表 2 影响因素重要性评分  
Tab. 2 Importance of the factors

| 影响因素  | 第 1 次   | 第 2 次   | 第 3 次   | 平均值     | 重要性排序 |
|-------|---------|---------|---------|---------|-------|
| 最大高差  | 0.671 6 | 0.687 0 | 0.663 4 | 0.674 0 | 1     |
| 坡体体积  | 0.102 2 | 0.080 5 | 0.093 8 | 0.092 1 | 3     |
| 滑源区坡度 | 0.068 2 | 0.067 5 | 0.068 6 | 0.068 1 | 4     |
| 地层倾角  | 0.063 3 | 0.063 5 | 0.071 8 | 0.066 2 | 5     |
| 坡脚坡度  | 0.094 6 | 0.101 6 | 0.102 4 | 0.099 5 | 2     |

尝试采用多元线性回归对以上 5 种因素进行拟合,选用 95% 的置信区间,根据回归系数显著性检验( $t$  检验)结果,除了最大高差以外,截距与其余因素的假定概率( $P$  值)均大于(1%—95%),可认为无充足理由拒绝原假设;该因素回归系数为 0。同时,多元线性回归模型的校正决定系数(adjusted  $R$ -squared)为 0.552 9,未能表现出较大的相关性,故多元线性回归不适用于该问题。

最大高差作为主要因素,可以单独进行研究,对其与最大水平滑距进行曲线拟合,拟合结果见图 6,呈现指数关系,因此,由于预测滑坡最大高差拟定为 483 m,在收集滑坡数据时保留最大高差在 100~1 000 m 的案例样本,增强样本案例与预测案例的关联性,最终收集到以上 36 组滑坡案例。虽然由于滑坡案例较少,出现了除高差之外的影响因素

重要性评分不明显的现象,见表 2,但是又考虑到滑坡运动距离与选取参数间具有复杂的非线性关系,而随机森林评分只能体现该参数对随机森林模型预测的贡献度,并不能评价它与目标参数的相关性,因此可以先尝试将所收集到的滑坡案例全部作为神经网络样本数据,根据最终模型表现情况来进行调整。

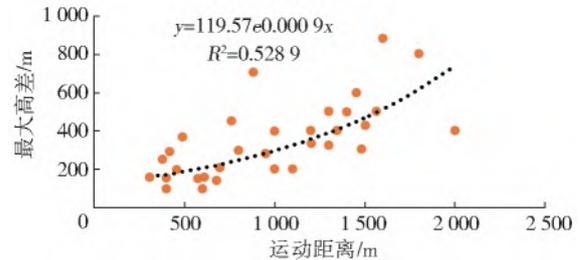


图 6 最大高差与最大水平滑距曲线拟合

Fig. 6 The fitting diagram of maximum height difference and maximum horizontal slip distance curve

### 2.3 深度神经网络模型结构

采用 Python 编程语言、借助 Keras 深度学习平台进行神经网络模型建模,基本结构为结合  $K$  折交叉验证的多层感知器。通过数次测试并调优后,得到了最终的 64-128-32-1 四层全连接层模型。限于文章篇幅,省略调优过程,直接给出最优模型的相关参数,整理见表 3。

表 3 深度神经网络模型参数  
Tab. 3 Model parameters of deep neural network

| 神经网络层 | 每层节点数/个 | 激活函数    | 评估函数 val_loss | 训练损失函数 loss | K 取值 | Epochs/次 | Batch size/组 | 优化算法    |
|-------|---------|---------|---------------|-------------|------|----------|--------------|---------|
| 输入层   | 64      | ReLU 函数 |               |             |      |          |              |         |
| 隐含层 1 | 128     | ReLU 函数 | MAE 函数        | MSE 函数      | 4    | 2 000    | 4            | RMSprop |
| 隐含层 2 | 32      | ReLU 函数 |               |             |      |          |              |         |
| 输出层   | 1       | 无       |               |             |      |          |              |         |

### 2.4 训练与预测结果分析

首先,将滑坡样本数据划分为数据集(5 个影响因素)与目标集(实际滑距),再按照比例 3 : 1 划分训练集(训练数据集、其对应的训练目标集)与测试集(测试数据集、其对应的测试目标集),选用了 36 组滑坡案例,其中测试样本占比 25%,共 9 组,即 1 号至 9 号滑坡作为测试集,剩余样本作为训练集,共 27 组,即 10 号至 36 号滑坡作为训练集。其次,因为神经网络善于处理 $[0,1]$ 的数据,故需要对 5 个影响因素与实际滑距分别进行标准化处理,具体公式为

$$z_i = \frac{x_i - \omega}{S} \quad (6)$$

式中: $\omega$  为样本数据均值; $S$  为样本数据方差。

然后将训练集代入模型中进行学习训练,需说明,训练数据集与测试数据集中 5 个影响因素保存在一个形状为(samples, features)的 2D 张量中,其中,features 是指 5 个滑距影响因素,samples 则是指滑坡案例中该 5 个参数对应的具体数值。模型学习过程是先将 2D 张量作为一个整体分别输入到第 1 层的每个节点中,经过模型训练后输出预测滑距,并与训练目标值(实际滑距)一起引入 MSE 损失函数中得出训练损失,再根据反向传播算法调整各层节点的权重和偏置,然后进行下一轮的训练。训练完毕后输入测试数据集进行模型性能验证,同理与测试目标集一起引入 MAE 函数得出测试损失。模型训练过程设置为可见状态并将训练测试过程可视化以便进行调优。

最终神经网络模型在训练样本上和测试样本上损失函数数值输出见图 7, 评估函数值与训练损失值在前 100 轮次训练中输出较大, 导致纵轴范围较大而影响对曲线规律的观测与分析, 所以删除前 100 个数据点从而得到平缓下降的测试损失数据曲线。

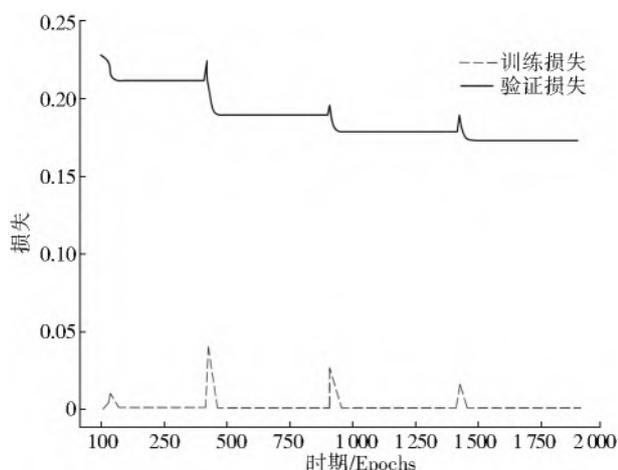


图 7 训练损失与评估函数曲线

Fig. 7 Training loss and verification loss curves

从图 7 可以看出: 模型在训练集上表现良好, 在前 100 次训练中训练损失得到有效收敛, 并将

其输出范围控制到 0.01~0.05, 证明深度神经网络模型已经完成训练, 能够表达影响因素并且与水平滑距的非线性关系; 评估函数呈现阶梯下降趋势, 最终在 0.17 附近达到收敛, 表现出该模型具有较强的泛化能力。需注意, 图中曲线出现突然上升的情况是由于模型在跳出局部最小值时呈现出暂时损失函数值较大的现象, 之后曲线快速稳定下来表现出损失函数已经越过局部极值继续搜索全局最小值, 而 2 条曲线突增大小的不同也体现出了第 1.2.3 节中所提及的 MSE 函数较 MAE 函数放大误差的特点。

训练完成后, 输出模型在 9 个测试样本上的预测值, 并进行反标准化后与测试集目标作比较得到验证结果, 见表 4。可以看出, 在 9 组滑坡案例中, 模型预测水平最大运动距离较为准确, 与滑距真实值相比, 除了在滑距相对较小的西藏列那滑坡中相对误差较大之外, 其他案例中相对误差都在 ±14% 以内, 且所有滑坡案例中最大水平滑距绝对误差都小于 ±160 m, 证明了模型具有较好的可信度和较强的泛化能力, 能够用于滑坡水平运动距离的预测工作。

表 4 验证结果统计

Tab. 4 Statistical table of verification results

| 序号 | 滑坡名称          | 实际 $L_{min}/m$ | 输出 $L_{max}/m$ | 绝对误差/m | 相对误差/% |
|----|---------------|----------------|----------------|--------|--------|
| 1  | 四川汉源乱石岗滑坡     | 400            | 403.2          | 3.2    | 0.8    |
| 2  | 西藏列那滑坡        | 377            | 504.5          | 127.5  | 33.8   |
| 3  | 四川南江县下两镇七岭村滑坡 | 460            | 511.2          | 51.2   | 11.1   |
| 4  | 四川天台山乡滑坡      | 1 000          | 942.7          | -57.3  | -5.7   |
| 5  | 云南滑石板崩塌       | 1 000          | 1 133.5        | 133.5  | 13.4   |
| 6  | 重庆石柱县沙岭滑坡     | 1 300          | 1 140.4        | -159.6 | -12.3  |
| 7  | 贵州纳雍岩脚寨滑坡     | 1 344          | 1 301.2        | -42.8  | -3.2   |
| 8  | 西藏当来木滑坡       | 1 479          | 1 338.6        | -140.4 | -9.5   |
| 9  | 西藏白格滑坡 10. 11 | 1 800          | 1 930.3        | 130.3  | 7.2    |

### 3 工程案例

#### 3.1 滑坡基本特征

尖山营滑坡位于发耳镇西侧尖山营至范家沙坝陡崖斜坡地带, 见图 8, 斜坡北东面与南面临空, 以山脊线为分界线。陡崖斜坡地带分布范围 0.20 km<sup>2</sup>, 陡崖长度约 1 300 m, 宽约 150 m, 最高点为 1 526 m, 斜坡坡向约 300°, 坡度 8°~20°, 最大高差 573.2 m。地层产状总体上为 280°/15°, 为缓倾坡外的顺向坡, 总体完整性较好。斜坡基岩裸露, 出露地层由三叠系下统飞仙关组与二叠系上统龙潭组粉砂岩、细砂岩、粉

砂质泥岩、泥岩组成, 岩性复杂, 呈软硬相间, 上覆地层主要为泥岩风化形成的黏土、粉砂质黏土。滑坡面积 648 700 m<sup>2</sup>, 体积约 1 200 万 m<sup>3</sup>, 属于特大型滑坡。滑坡共有 4 条裂缝基本完全连通, 延伸长度分别为 227、320、113 和 154 m。坡体前、坡后缘边界清晰, 前缘坡度 63°, 高差约 483 m。发育的地裂缝呈明显下错趋势, 下错 3.31~8.98 m, 形成 2 处采空塌陷区, 面积分别为 12 046.8、4 072.6 m<sup>2</sup>。

#### 3.2 危险性范围预测

尖山营滑坡在平面上呈不规则的半圆形状, 区域地形南西高北东低, 滑源区位于山脊的东南角, 该

山脊由南东向北西方向延伸,高差约 483 m。不稳定斜坡体后壁,前缘坡度 63°。主要破坏方向 15°,平面面积 648 700 m<sup>2</sup>,滑面深度 10~130 m,体积约

1 200 万 m<sup>3</sup>。属特大型滑坡。该不稳定斜坡目前处于稳定状态。参数根据地质灾害评估报告及附图选取,滑坡剖面见图 9。



图 8 尖山营滑坡分布

Fig. 8 Jianshanying landslide distribution map

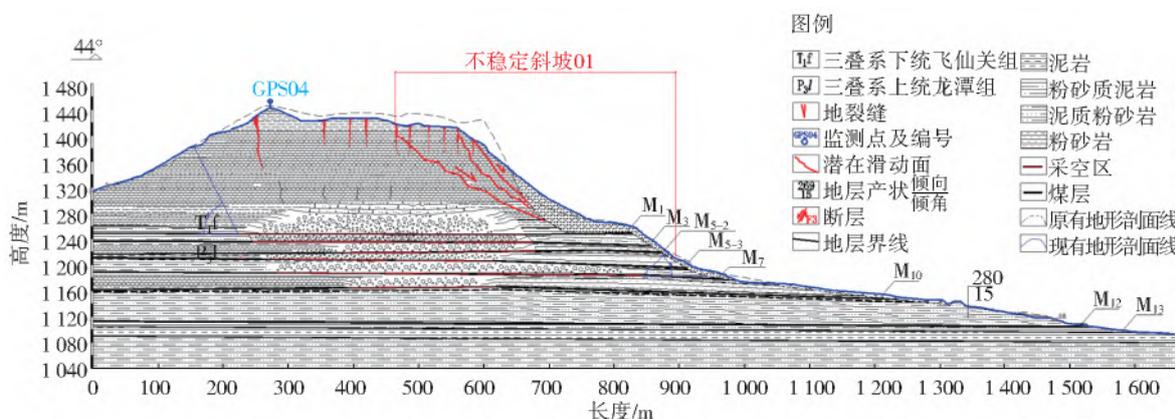


图 9 滑坡 4-4'剖面

Fig. 9 4-4' section of landslide

尖山营滑坡与下部居民居住地标高差,取值 483 m,坡脚角度为 12°,滑距预测参数见表 5。

表 5 滑距预测参数

Tab. 5 Slippage prediction parameters

| 体积/万 m <sup>3</sup> | 高差/m | 滑源区坡度/(°) | 地层倾角/(°) | 坡脚角度/(°) |
|---------------------|------|-----------|----------|----------|
| 1 200               | 483  | 63        | 15       | 12       |

将表 5 中参数归一化后代入滑坡滑距预测的深度神经网络模型中,得到输出值,再经过反归一化,得到预测水平最大运动距离约为 1 769 m,即平面直线距离 1 769 m 区域为尖山营滑坡危险性范围。

## 4 结论

(1)滑坡运动的最远水平距离主要受最大高差

的影响,同时还受到坡体体积、滑源区坡度、地层倾角、坡脚角度的影响。

(2)结合 K 折交叉验证的深度神经网络模型在数据训练集与测试集上表现良好,说明该神经网络模型具有较好的可信度和较强的泛化能力,能够用于预测滑坡危险性范围。

(3)尖山营滑坡的预测结果从滑坡后缘为起点,在滑坡方向直线距离 1 769 m 内为滑坡危险区域。

参考文献(References):

- [1] LUCAS A, MANGENEY A, AMPUERO J. Frictional velocity-weakening in landslides on earth and on other planetary bodies[J]. Nature Communication, 2014, 5, 3417. DOI:https://doi.org/10.1038/ncomms4417.

- [2] PERUZZETTO M, MANGENEY A, GRANDJEAN G, et al. Operational estimation of landslide runout: comparison of empirical and numerical methods[J]. *Geosciences*, 2020; 10(11): 424. DOI: <https://doi.org/10.3390/geosciences10110424>.
- [3] 詹威威, 黄润秋, 裴向军, 等. 沟道型滑坡-碎屑流运动距离经验预测模型研究[J]. *工程地质学报*, 2017, 25(1): 154-163. (ZHAN W W, HUANG R Q, PEI X J, et al. Empirical prediction model for movement distance of gully-type rock avalanches[J]. *Journal of Engineering Geology*, 2017, 25(1): 154-163. (in Chinese)) DOI: 10.13544/j.cnki.jeg.2017.01.021.
- [4] HINTON G, SALAKHUTDINOV R. Reducing the dimensionality of data with neural networks[J]. *Science*, 2006, 313(5786): 504-507.
- [5] 孙志军, 薛磊, 许阳明, 等. 深度学习研究综述[J]. *计算机应用研究*, 2012, 29(8): 2806-2810. (SUN Z J, XUE L, XU Y M, et al. Overview of deep learning[J]. *Application Research of Computers*, 2012, 29(8): 2806-2810. (in Chinese)) DOI: 10.3969/j.issn.1001-3695.2012.08.002.
- [6] 尹宝才, 王文通, 王立春. 深度学习研究综述[J]. *北京工业大学学报*, 2015, 41(1): 48-59. (YIN B C, WANG W T, WANG L C. Review of deep learning [J]. *Journal of Beijing University of Technology*, 2015, 41(1): 48-59. (in Chinese)) DOI: 10.11936/bjtxb2014100026.
- [7] NAM K, WANG F. An extreme rainfall-induced landslide susceptibility assessment using autoencoder combined with random forest in Shimane Prefecture, Japan [J]. *Geoenvironmental Disasters*, 2020, 7(1): 6. DOI: <https://doi.org/10.1186/s40677-020-0143-7>.
- [8] MAHER I S, BISWAJEET I P, SARO L. Application of convolutional neural networks featuring Bayesian optimization for landslide susceptibility assessment [J]. *Catena*, 2020, 186: 104249. DOI: <http://hdl.handle.net/10453/139855>.
- [9] 李军霞. 西藏隆子县滑坡灾害形成机理及非线性预测研究[D]. 长春: 吉林大学, 2011. (LI J X. Formation mechanism and non-linear prediction of landslide hazards in Longzi County, Tibet [D]. Changchun: Jilin University, 2011. (in Chinese))
- [10] XU Q, LI H, HE Y. Comparison of data-driven models of loess landslide runout distance estimation[J]. *Bull Eng Geol Environ*, 2019, 78: 1281-1294. DOI: <https://doi.org/10.1007/s10064-017-1176-3>.
- [11] 武文胜. 基于深度学习的遥感图像分类研究[D]. 西安: 西京学院, 2020. (WU W S. Study on remote sensing image classification based on deep learning [D]. Xi'an: Xijing University, 2020. (in Chinese)) DOI: 10.27831/d.cnki.gxjxy.2020.000041.
- [12] 曲之琳, 胡晓飞. 基于改进激活函数的卷积神经网络研究[J]. *计算机技术与发展*, 2017, 27(12): 77-80. (QU Z L, HU X F. Research on convolutional neural network based on improved activation function [J]. *Computer Technology and Development*, 2017, 27(12): 77-80. (in Chinese)) DOI: 10.3969/j.issn.1673-629X.2017.12.017.
- [13] 蒋昂波, 王维维. ReLU 激活函数优化研究[J]. *传感器与微系统*, 2018, 37(2): 50-52. (JIANG A B, WANG W W. Research on optimization of ReLU activation function [J]. *Transducer and Microsystem Technologies*, 2018, 37(2): 50-52. (in Chinese)) DOI: 10.13873/J.1000-9787(2018)02-0050-03.
- [14] 邓建国, 张素兰, 张继福, 等. 监督学习中的损失函数及应用研究[J]. *大数据*, 2020, 6(1): 60-80. (DENG J G, ZHANG S L, ZHANG J F, et al. Loss function and application research in supervised learning [J]. *Big Data Research*, 2020, 6(1): 60-80. (in Chinese)) DOI: 10.11959/j.issn.2096-0271.2020006.
- [15] 张慧. 深度学习中优化算法的研究与改进[D]. 北京: 北京邮电大学, 2018. (ZHANG H. Research and improvement of optimization algorithms in deep learning [D]. Beijing: Beijing University of Posts and Telecommunications, 2018. (in Chinese))
- [16] 胡局新, 张功杰. 基于 K 折交叉验证的选择性集成分类算法[J]. *科技通报*, 2013, 29(12): 115-117. (HU J X, ZHANG G J. K-fold cross-validation based selected ensemble classification algorithm [J]. *Bulletin of Science and Technology*, 2013, 29(12): 115-117. (in Chinese)) DOI: 10.13774/j.cnki.kjtb.2013.12.043.
- [17] LEGROS F. The mobility of long-runout landslides [J]. *Engineering Geology*, 2002, 63(3): 301-331. DOI: 10.1016/S0013-7952(01)00090-4.
- [18] 樊晓一, 张睿骁, 胡晓波. 沟谷地形参数对滑坡运动距离的影响研究[J]. *地质力学学报*, 2020, 26(1): 106-114. (FAN X Y, ZHANG R X, HU X B. Study on the influence of valley topographic parameter on the moving distance of landslide [J]. *Journal of Geomechanics*, 2020, 26(1): 106-114. (in Chinese)) DOI: 10.12090/j.issn.1006-6616.2020.26.01.011.
- [19] 李林, 吴跃, 叶茂. 基于概率图模型的图像整体场景理解特征工程综述[J]. *计算机应用研究*, 2015, 32(12): 3542-3550. (LI L, WU Y, YE M. Survey on feature engineering of image holistic scene understanding based on probabilistic graphical model [J]. *Application Research of Computers*, 2015, 32(12): 3542-3550. (in Chinese)) DOI: 10.3969/j.issn.1001-3695.2015.12.004.

- [20] 欧阳嘉煜,范逸洲,罗淑芳,等. 特征工程:学习分析中识别行为模式的重要方法[J]. 现代教育技术, 2018, 28(4): 13-19. (OUYANG J Y, FAN Y Z, LUO S F, et al. Feature engineering: The method of detecting learner behavior patterns in learning analytics field [J]. Modern Educational Technology. 2018, 28(4): 13-19. (in Chinese)) DOI: 10. 3969/j. issn. 1009-8097. 2018. 04. 002.

### Prediction of high landslide range based on deep neural network

DONG Jianhui<sup>1</sup>, QIAN Kejiang<sup>1</sup>, ZHAO Jianjun<sup>2</sup>, XIE Feihong<sup>1</sup>, LI Haijun<sup>2</sup>, ZHU Yaoqiang<sup>3</sup>

(1. College of Architecture and Civil Engineering, Chengdu University, Chengdu 610106, China; 2. State Key Laboratory of Geological Disaster Prevention and Geological Environment Protection, Chengdu University of Technology, Chengdu 610059, China; 3. Guizhou Geological Environment Monitoring Institute, Guiyang 550000, China)

**Abstract:** Geological hazards frequently occurred in China due to its complex geographical location. Landslides are characterized by the outbreak and destructive impacts, threaten the lives and property of civilians are regularly reported in mountainous areas of China. Therefore, predicting dangerous areas of the landslide has significant importance to estimate the affected area and loss, and to protect people's property and life safety. A method is tried to find for the prediction of the longest horizontal travel distance of the landslide combining  $K$ -fold cross-validation and deep learning theory due to complex factors that are hard to find.

Jianshanying landslide is a high slope in Faer Town, Shuicheng County, Guizhou Province, and its failure may cause a great loss. A deep neural network model of the high slope's hazard zone was established to carry out a nonlinear prediction. Five factors are integrated based on its locomotion length studied by foreign and domestic academics, which do not exist multicollinearity, including the largest discrepancy in elevation, the volume, slope gradient, slope angle, and stratum dip angle. Typical rainfall-causing landslide cases in the southwest part of China are also collected by reviewing relevant literature and documentation. The parameters selected from these cases are evaluated by multiple linear regression and random forest regressor to sufficiently understand their feature. Besides, due to the size of the data set, the deep learning theory is applied to the dangerous areas prediction of the landslide with the  $K$ -fold cross-validation method. The deep neural network model is built and continuously optimized base on the training data of these cases. Generalization ability is tested by the  $K$ -fold cross-validation method, and the best model has been selected. The largest locomotion length, namely the dangerous areas of the landslide, is predicted.

The largest discrepancy in elevation of the front edge and back edge of the landslide is the most significant factor in predicting the longest horizontal travel distance of the landslide. Multiple linear regression model is not suitable to solve this issue, except for the discrepancy in elevation. The  $P$ -values of its intercept and other indicators are all larger than 5%, so there is not enough evidence to reject the hypothesis  $H_0$ , their regression coefficients are equal to zero. Besides, according to the model training and prediction, the loss curve shows a staged decrease, dropping to 0.17, which achieves a convergence and displays its good generalization ability. After model training, using the nine examples of testing data to input into the model and compared with the actual target distance, except for the example in Liena, Tibet, the relative errors of the others are between -14% and 14% while their absolute errors are between -160 m and 160 m.

The elevation is the main factor, while the volume, slope gradient, slope angle, and stratum dip angle are of equal importance in prediction indicators. The deep neuron network model is highly authoritative and has good generalization ability, so it tends to predict the travel distance of the landslide. After the relevant factors of the Jianshanying landslide are input into model, the result illustrates that the hazard zone starting from its back edge within the linear distance of landslide direction is 1 769 m.

**Key words:** landslide distance prediction; deep neural network; nonlinear prediction