

基于神经网络对泥石流危险范围的研究

张晨¹, 王清¹, 张文¹, 谷复光^{1,2}

(1. 吉林大学 建设工程学院, 长春 130026, 364208320@qq.com; 2. 吉林建筑工程学院 测勘工程学院, 长春 130021)

摘要: 为了更加客观准确地预测泥石流危险范围, 通过对云南金沙江流域的各类泥石流进行深入调查分析, 提取出对泥石流危险范围有主要影响的几种因素的指标值. 利用改进 BP 神经网络的学习能力分析几种影响因素对泥石流危险范围的敏感程度, 提出以误差曲线的斜率作为敏感程度定量指标, 以误差系数的形式对不同种类泥石流危险范围的影响因素进行定量的评定, 从流体力学的角度深入解析结论, 并以此为依据提出一个修正公式, 对传统预测模型进行修正. 在实例模拟中, 修正后的模型得到了更加准确的预测结果, 相对误差最多相差 4.54.

关键词: 神经网络; 泥石流危险范围; 影响因素; 误差系数

中图分类号: TV144 **文献标志码:** A **文章编号:** 0367-6234(2010)10-1642-04

Prediction on hazardous areas of debris flow based on neural network

ZHANG Chen¹, WANG Qing¹, ZHANG Wen¹, GU FU-guang^{1,2}

(1. College of Construction Engineering, Jilin University, Changchun 130026, China, 364208320@qq.com; 2. School of Surveying and Prospecting Engineering, Jilin Architecture and Civil Engineering Institute, Changchun 130021, China)

Abstract: By in-depth investigation and analysis of debris flows in Jinsha River watershed, the index values of several factors mainly the affecting hazardous areas of debris flow are extracted to predict the hazardous areas more objectively. The capability learning of improved BP neural network is used to predict the sensitivity of these factors. The slope of error curve is presented as the quantitative indicator of sensitivity. The factors affecting hazardous areas of various types of debris flows are assessed with the error coefficient and the conclusions are analyzed from the view of fluid mechanics. A new formula is proposed to improve the traditional forecasting model. In the example simulation, the improved model gets more accurate forecasting results. The difference between relative errors calculated by the improved model and the traditional model is 4.54 at most.

Key words: neural networks; risk areas of debris flow; factors; error coefficient

泥石流是我国最主要的地质灾害之一, 它的形成机制受各种各样的外在因素和内部条件控制. 其中任何因素的变化对泥石流的形成规模和危害范围都会造成影响. 可以说, 泥石流是个巨大而复杂的系统^[1-4]. 泥石流是地震发生后危害最大、涉及范围最广的次生灾害之一. 因此, 对泥石流危险范围的评价不仅具有重要的科学价值, 更具有重大的社会意义. 日本学者池谷浩等人早在

1979 年就开始了这方面的研究, 率先从统计学角度探讨这一问题, 高桥保和水山高久在 1980 年开始研究危险范围的预测模型, 从水力学角度探讨这一课题. 奥地利很早也应用交通信号定义泥石流的危险区, 加拿大的 O. Hungr 等认为泥石流危险范围的确定要主要依靠感性认识. 国内, 刘希林等首先提出用流域面积单因子预测泥石流危险范围^[5].

综合多年的研究成果^[6-10], 对泥石流危险范围的研究主要分为两类, 第一类是利用模型实验来分析泥石流可能的堆积趋势和危害范围, 第二类是利用数学模型进行模拟预测. 目前来讲, 上述方法都未对泥石流进行分类研究. 不同类型的泥

收稿日期: 2009-11-24.

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(40872170); 吉林大学 985 工程资助项目(450070021107).

作者简介: 张晨(1983—), 男, 博士研究生;

王清(1959—), 女, 教授, 博士生导师.

泥石流系统受到不同影响因素的作用是不同的,再加上不同的地质条件和水文气象条件,其堆积区的形成往往不是一种单一的模型可以准确预测的.因此,本次研究将利用改进 BP 神经网络的自主学习能力对不同种类泥石流的不同影响因素进行评估,从而对预测模型进行修正.

1 研究方法

本次研究深入云南金沙江流域,对其中的典型泥石流进行现场考察,通过遥感解译提取出流域面积、主沟长度、流域相对高差和主沟平均坡度等指标值,并统计出泥石流的堆积区最大长度和最大宽度.使用文献[7]中的传统预测模型作为基本方法对研究对象进行危险范围预测,算出预测结果的相对误差值:

$$\begin{cases} L = 0.7523 + 0.0060A + 0.1261H + \\ \quad 0.0607D - 0.0192G, \\ B = 0.2331 - 0.0091A + 0.1960H + \\ \quad 0.0983D + 0.0048G. \end{cases} \quad (1)$$

式中: L 为泥石流堆积扇最大长度, B 为泥石流堆积山最大宽度, A 为流域面积, H 为流域相对高差, D 为主沟长度, G 为主沟平均坡度.

为了定量评估各个因素对泥石流危险范围的影响程度,对其中的一个因素前的系数进行变换,保持其他因素前的系数不变.设变换前因子系数为 m_0 ,变换后系数为 m .变换规则为

$$m = m_0 + 0.2i, i = (1, 2, 3, 4, 5). \quad (2)$$

用每次变化后的模型重新做一次预测,重新计算出相对误差.这样,对于某一种因素就可以得到关于堆积扇最大长度和最大宽度的两条误差曲线,将其拟合得出斜率.这样就可以得到某一种因素的误差系数 k_L 和 k_B ,其中 k_L 为关于最大长度的误差系数, k_B 为关于最大宽度的误差系数.利用改进 BP 神经网络的学习能力训练由因子指标值作为输入层, k_L 和 k_B 作为输出层的网络.下面为了对不同种类的泥石流分别进行分析,另取泥石流、泥石流、水石流各 10 个例子作为研究对象,利用训练好的网络预测出各种不同类型泥石流的不同影响因子的 k_L 和 k_B .进而对原始模型进行修正,修正公式为

$$K_x = K_y \times \frac{k'}{k_0}. \quad (3)$$

其中: K_x 为修正后的系数, K_y 为原系数, k' 为以不同种类的泥石流为研究对象算出的平均 k_L 或 k_B , k_0 为第一次计算出的平均 k_L 或 k_B .研究方法流程图见图 1 所示.

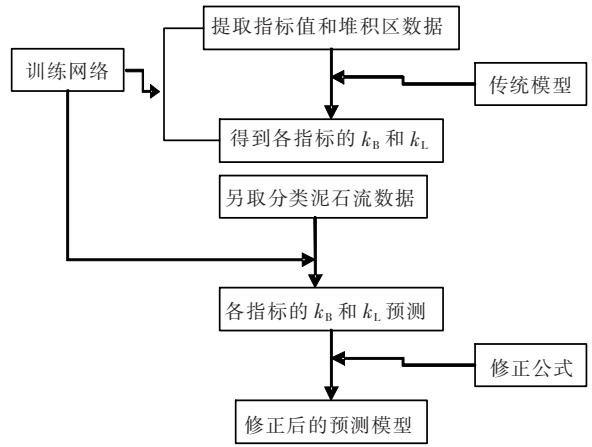


图 1 研究方法流程图

2 实例分析

人工神经网络以模拟人类大脑作为切入点,具有非线性动态处理能力,可以完成泥石流各参数之间的复杂的非线性映射.目前应用于工程地质方面的神经网络绝大多数都是 BP 神经网络.它可以调节各个神经元权值和阈值^[11-13],本研究采用改进 BP 神经网络来进行分析.

本研究遵循 Kolmogrov 定理^[14],设有 n 个输入单元, $2n + 1$ 个中间单元和 m 个输出单元.这样的三层网络可以精确地表达任何映射,协调中间层的容量和训练时间.

2.1 设置训练网络

首先选择调查区内的各种类型的老年型泥石流共 100 条,以其流域面积、主沟长度、流域相对高差和主沟平均坡度的指标值提取出来作为输入单元,将 k_L 和 k_B 作为输出单元(部分参数选择见表 1).由于输入单元数为 4,中间单元数为 9.这样就确定了一个 4—9—2 的网络结构.选用 \sqrt{s} 来作为初始权值的量级,以便控制收敛速度,其中 s 为中间层数, r 为输入数.自适应学习速率公式为

$$\begin{cases} R(N + 1) = 1.05R(N), E(N) < E(N - 1); \\ R(N + 1) = 0.6R(N), E(N) > 1.03E(N - 1); \\ R(N + 1) = R(N), \text{其他}. \end{cases} \quad (4)$$

其中: E 为平方误差, R 为学习速率.

为了避免小数据被大数据淹没,对数据的归一化处理十分必要,大多归一化计算都是将数据处理为 0~1 之间.考虑到网络节点作用函数的值域特点,将数据归一到 0.1~0.9,这样能够更好地反映出样本特点,运用公式 $\frac{X - X_{\min}}{X_{\max} - X_{\min}} \times 0.8 + 0.1$ 即可.其中 x 为某指标值, x_{\min} 和 x_{\max} 分别表示

指标值中的最小和最大值。

在对网络设置完毕并归一化处理之后即可开始训练网络,训练出 4 个影响因子的误差系数预测网络.部分输入单元的原始数据见表 1 所示.训练结果显示见表 2 所示.

表 1 部分输入单元取值

沟名	流域面积 /km ²	主沟长度 /km	相对高差 /km	主沟坡度
下白滩	3.10	3.08	1.26	0.41
上白滩	0.91	1.87	0.67	0.36
猪拱地	6.50	4.98	1.34	0.27
阴地沟	60.50	20.17	2.25	0.11
鲮鱼河	255.89	29.63	1.48	0.05
秀水河	8.58	2.20	1.67	0.76
濛沽沟	37.10	10.51	1.74	0.16
矮坝沟	6.66	5.08	1.43	0.29

表 2 训练结果

影响因子	流域面积 /km ²	主沟长度 /km	相对高差 /km	主沟坡度
误差系数 K_0	7.2	8.5	6.4	8.7

注: K_0 是关于最大堆积长度和最大堆积宽度的平均相对误差值.

2.2 预测各类泥石流数据的误差系数

选取泥流、泥石流、水石流各 10 条沟作为输入单元数据,带入不同网络中进行误差系数的预测.预测结果见表 3.

表 3 网络预测结果

指标	k_L				K_B			
	A	D	H	G	A	D	H	G
泥流	10.6	8.6	7.3	8.2	9.5	8.8	9.1	7.5
泥石流	9.5	12.8	8.4	9.4	7.6	13.5	12.1	10.7
水石流	8.3	8.1	12.7	12.5	8.6	10.3	13.5	13.8

注:表中的 k_L 和 K_B 为多条泥石流沟的平均误差系数.

2.3 对传统模型的修正

根据式(3)对传统的模型进行修正,泥流、泥石流、水石流的修正结果分别见式(5)~(7)所示.

$$\begin{cases} L = 0.7523 + 0.0089A + 0.1438H + \\ \quad 0.0614D - 0.0181G, \\ B = 0.2331 - 0.0120A + 0.2787H + \\ \quad 0.1018D + 0.0041G. \end{cases} \quad (5)$$

$$\begin{cases} L = 0.7523 + 0.0079A + 0.1655H + \\ \quad 0.0914D - 0.0207G, \\ B = 0.2331 - 0.0096A + 0.3706H + \\ \quad 0.1561D + 0.0060G. \end{cases} \quad (6)$$

$$\begin{cases} L = 0.7523 + 0.0069A + 0.2502H + \\ \quad 0.0578D - 0.0276G, \\ B = 0.2331 - 0.0109A + 0.4134H + \\ \quad 0.1191D + 0.0076G. \end{cases} \quad (7)$$

2.4 修正模型和传统模型比较分析

为了验证修正模型的效果,另取 3 种类型的老年型泥石流各 10 条作为检验数据,使用 3 种修正模型和传统模型对研究对象进行对比预测,结果见表 4.

表 4 对比分析结果

种类	传统模型相对误差	修正模型相对误差
泥流	10.23	5.69
泥石流	9.54	6.57
水石流	11.78	8.24

注:表中的相对误差是指各模型计算的最大堆积长度和最大堆积宽度的相对误差的平均值.

3 计算结果分析

从表 2 的预测系数可以看出,同一种影响因素在不同种类的泥石流中的误差系数不尽相同.从表中可以看出,泥流中流域面积的误差系数最大,泥石流中主沟长度的误差系数最大,水石流中相对高差和主沟坡度的误差系数相差不多,较其他两种因素要大一些.由于本次研究对误差系数的设定,误差系数的物理意义是不同影响因素对泥石流危险范围影响程度的定量表达,所以可以这样认为,上述误差系数较大的因素就是对不同种类的泥石流起主要影响作用的因素.深入研究出现上述现象的原因,对于水石流,颗粒组成以推移或层移运动的粗粒为主,作悬移运动的细颗粒比例很少,使其流体质量浓度较低,所以沟道坡度和主沟最大相对高差就成为影响流体运动和堆积的主要因素,从而控制泥石流的危险范围.对于泥流,流体内部主要以细颗粒为主,运动方式主要以悬移运动为主,当流体质量浓度较高时,流体比较容易进入层流状态,当流体质量浓度较低时,比较容易进入紊流状态.不同流态下泥流受到的阻力规律是不同的,紊流状态下的泥流除了克服常规阻力以外,还要具备一定的速度才能保证流体正常地运动^[15-16],也就是说,泥流的正常运移与流态密切相关,流态又与流体质量浓度有很大的关系.同时,流域面积与流域产沙量成正比,流域产沙量影响到流域内松散固体物质储量,因此流域面积的大小决定了流体的物质来源,进而对流体的质量浓度有重大影响.由此可推知,流域面积对泥流的运行、发展以及最终的堆积起重要作用.对

于泥石流,流体中的细颗粒密度介于泥流和水石流之间,泥石流的主要物质来源是沟道两侧的崩滑体和松散堆积物.因此,当泥石流从沟道中流出时,其具有的流体质量浓度主要取决于沿途接纳物源的情况.主沟长度这一指标不但决定了泥石流沿途接纳固体物质的能力,还决定了流体的流程,对最终泥石流的堆积起到关键影响作用.从表 3 的对比分析结果可以看出,经过修正的模型对不同种类的泥石流具备更好的危险范围预测能力,这也从侧面验证了上述结论的正确性.

4 结 论

1)提出了误差系数的概念,使不同影响因子对泥石流危险范围的影响程度可以量化地表达,得知不同类型泥石流对于上述影响因素的敏感程度,并从流体力学的角度对结论进行了深层次解析.

2)利用改进 BP 神经网络的学习能力预测出各影响因子对金沙江流域的各种类型泥石流的危险范围的量化影响程度.

3)利用本研究提出的修正公式对传统预测模型进行了修正,结果显示具有很强的实用性和准确性.

参考文献:

[1] 刘希林,莫多闻.泥石流风险评价[M].成都:四川科学技术出版社,2003.

[2] 刘希林,赵源,苏鹏程.四川德昌县虎皮湾沟泥石流及灾害损失评估[J].灾害学,2005,20(3):73-77.

[3] ROMEO R W, FLORIS M, VENERI F. Area-scale landslide hazard and risk assessment[J]. Environmental Geology, 2006, 51(1): 1-13.

[4] SHIU Y Y, CHUN K F, KWOK L C, *et al.* Fractal dimension estimation and noise filtering using hough transforms [J]. Signal Processing, 2004, 84: 907-917.

[5] 刘希林.泥石流堆积扇危险范围雏议[J].灾害学.1990,5(3):86-89.

[6] WEI Fangqiang, HU Kaiheng, LOPEZ J L, *et al.* Method and its application of the momentum model for debris flow risk zoning[J]. Chinese Science Bulletin, 2003,48(6):594-598.

[7] 刘希林,唐川,陈明.泥石流危险范围的流域背景预测法[J].自然灾害学报,1992,1(3):56-67.

[8] KELIM X, WHIPPLE. Predicting debris-flow runout and deposition on fans, the importance of the flac hydrograph. Erosion, Debris Flows and Environment in Mountain Regions [C]// Proceedings of the Chengdu Symposium 1992. Chendu: IAHS Pub, 1992: 337-345.

[9] BENDA L. The influence of debris flows on channel sand valley floors in the Oregon Coast Range [J]. Earth Surf Proc Land, 2002, 15: 457-466.

[10] TAKAHASHIT. Debris flow on prismatic open channel [J]. Journal of Hydraulic Division, 1980, 106(3): 381-396.

[11] 赵源,刘希林.人工神经网络在泥石流风险评价中的应用[J].地质灾害与环境保护, 2005, 16(2): 135-138.

[12] 莫永强,丁德馨,肖猛.改进 BP 神经网络在边坡稳定性评价中的应用[J].矿冶, 2006, 15(2): 10-12.

[13] 宫会丽,宋学艳,丁香乾.基于粗糙集与人工神经网络的变压器故障诊断[J].中国海洋大学学报, 2005, 35(6): 1045-1048.

[14] 马洪生,郑希灵.边坡稳定性影响因素定量分析神经网络法[J].路基工程, 2005, (5): 42-45.

[15] MEJIA-NAVARR M, WOHL E E, OAKS S D. Geological hazards vulnerability and risk assessment using GIS model for Glenwood Springs, Colorado [J]. Geomorphology, 1994, 10: 331-354.

[16] FELL R. Landslide risk assessment and acceptable risk [J]. Canadian Geotechnical Journal, 1994, 31: 261-272.

(编辑 魏希柱)