

钟山县山洪地质灾害风险评估与预警

贾茜淳¹, 张 豫², 丛沛桐¹

(1. 华南农业大学 水利与土木工程学院, 广州 510642; 2. 嘉应学院 地理科学与旅游学院, 广东 梅州 514015)

摘 要:为研究山洪地质灾害的智能评估与预警,以亚热带典型地区中国广西壮族自治区钟山县为研究对象,以遥感影像和实地调查为数据源,在 ENVI 和 ArcGIS 平台上处理遥感影像、光谱数据和 DEM 数据,全方位获取研究区的地形坡度、植被覆盖指数、土壤松散系数、山谷山脊类别、降雨量等数据。量化数据作为输入因子,以山洪灾害风险等级为输出因子,建立钟山县山洪地质灾害风险等级评价的广义回归神经网络模型。模型经过历史数据训练后,具有较强的自学习功能,通过实例验算,模型计算出的风险等级与实际风险等级吻合较好,所建模型适用于钟山县全境的山洪地质灾害风险等级评价。通过无线传输技术输入 GPS 定位的经纬度到模型中,自动匹配该点的神经网络输入数据,再经模型运算输出灾害风险等级,在用户终端上输出警示信息,从而实现对山洪地质灾害的实时智能预警,在钟山县具有较好的应用效果。

关键词:山洪地质灾害; 灾害预警; 地理信息系统; 广义回归神经网络

中图分类号: X43

文献标识码: A

文章编号: 1005-3409(2018)01-0208-07

Risk Assessment and Early Warning of Mountain Flood Geological Disaster in Zhongshan County

JIA Xichun¹, ZHANG Yu², CONG Peitong¹

(1. College of Water Conservancy and Civil Engineering, South China Agriculture University, Guangzhou 510642, China; 2. School of Geographical Science and Tourism, Meizhou Jiaying University, Meizhou, Guangdong 514015, China)

Abstract: To study the intelligent assessment and early warning of mountain flood geological disaster, Zhongshan County of Guangxi Zhuang Autonomous Region was taken as the research sample. Remote sensing images and actual surveys were used as data sources. Remote sensing images, spectral data and DEM data were processed on ENVI and ArcGIS platforms. The data of the study area were obtained, such as slope, NDVI, soil looseness coefficient, valley and ridge classification and rainfall. These data were taken as the input factors, the risk degree of the mountain flood geological disaster was taken as the output factor. A generalized regression neural network model for risk assessment of mountain flood geological disaster in Zhongshan County was established. After the training of historical data, the model has a strong self-learning function. By case checking, the risk degree calculated by the model is in good agreement with the actual risk degree. The model can be applied to the assessment of the risk degree of the mountain flood geological disaster in Zhongshan County. Through the wireless transmission technology to enter GPS positioning latitude and longitude to the model, the model platform can receive and automatically match the neural network input data, and output the disaster risk degree by the model operation, and output the warning on the user's terminal, so as to realize the real-time intelligent early warning of the mountain flood geological disaster, which has a good application effect in Zhongshan County.

Keywords: mountain flood geological disaster; disaster early warning; geographic information system; generalized regression neural network

受特殊的自然地理环境、极端灾害性天气以及经济社会活动多种因素的共同影响,中国山丘区洪水、

泥石流、滑坡灾害频发,造成的人员伤亡、财产损失和基础设施损毁、生态环境破坏十分严重,成为中国防

洪减灾工作中亟待解决的突出问题,加快山洪灾害防治是关系我国经济社会发展全局的一项重大紧迫任务^[1]。中国山洪地质灾害多发于山脉的迎风坡和暴雨中心地带的亚热带地区(广东、广西、海南、福建、浙江等省份),该区域面积约240万km²,气候暖热,雨量充沛,暴雨量级大,湍流成灾。据初步统计,亚热带地区发生的山洪地质灾害占到我国总数的81%,是中国山洪地质灾害重点防御区。

2010年11月,水利部会同财政部、国土资源部、中国气象局启动了山洪灾害防治县级非工程措施建设^[2]。到目前为止,广西壮族自治区初步建成了覆盖全区山洪地质灾害防治区的非工程监测体系,通过设点布网,将山洪地质灾害易发区内的雨量、水位、视频图像等数字化信息,实时或定时传送到监测中心,为山洪地质灾害预警提供基础数据与信息。这些系统接收的大量水文数据需要进行充分挖掘,为山洪地质灾害评估提供支撑与服务。

国内外学者对山洪地质灾害进行了适度研究,Wu等运用神经网络技术研究了洪水每小时流量预测模型^[3]。Yang等运用数字高程模型,以地形数据和累积降雨量等为影响因子,研究提出了非河流洪水的简化模型^[4]。Vincent Thierion等研究了栅格技术对暴雨预警的可靠性^[5]。Hapuarachchi等指出洪灾通常发生在小集水区(<300 km²),往往很难测量,因此,遥感数据在集水区的水文模型中非常重要^[6]。刘国忠等从气象条件角度分析了广西两次严重山洪地质灾害^[7]。胡娟等探讨了山洪地质灾害与降水的关系,并提出运用于云南省的山洪地质灾害气象预报预警的方法^[8]。陈殿强等在辽宁省山洪地质灾害特点及其分布规律研究中提出山洪地质灾害诱发因素主要是暴雨,但与地形、地貌以及岩性条件密切相关^[9]。

为充分发挥我国山洪灾害监测系统的实时海量水文数据的价值与功效,萃取非线性多场耦合孕灾机制,将气象降水数据与植被覆盖程度、地形坡度、土壤岩石松散程度、山脊山谷类别等要素整合,引入到神经网络模型中,模拟要素与灾害等级间的高度非线性关系,建立具有亚热带地域特征的山洪地质灾害预警技术体系,实现山洪地质灾害的快速定位、准确评估、提早预警、科学决策。

广西位于中国三大强降雨区之一的华南暴雨区,深受亚热带季风气候影响,每年4—6月华南前汛期暴雨多发、雨势猛^[10],极易产生山洪地质灾害。钟山县位于广西东北部,地处东经110°58′—111°31′、北纬24°17′—24°46′,辖区面积1483 km²,暴雨频发,为广西河溪洪灾的代表性县区。该区域地质地貌复

杂,人类活动强度大,山洪地质灾害点多面广。据调查,钟山县1994年、1998年和2002年均发生超百年洪水,死亡30人,直接经济损失近18亿元之巨。上述3次均为突降暴雨就地起洪所致,给当地人民群众的生命财产造成了极大的损失。与此对应,钟山县现有山洪防治工程参差不齐,堤坝、水库基本完成除险加固,防御能力尚好,但数量众多的塘坝大部分是20世纪50、60年代建成,年久老化,难以抵御洪水的侵袭,一旦出现强降雨,多形成山洪地质灾害。

1 试验材料与方法

1.1 试验材料与技术路线

实地调查收集研究区河流、气象、水文条件、暴雨洪水特性、地形地貌、地质构造与地层岩性、土壤类型及水土流失等情况;采集钟山县27个全自动雨量站数据、8个自动水文站数据,布设5个土壤前期雨量监测点。分析降雨、植被层、土壤层、地形地貌等对山洪的阻滞与影响。解译NDVI(Normalized Difference Vegetation Index 归一化植被覆盖指数)建立植被覆盖度指标;提取DEM(Digital Elevation Model 数字高程模型)得到坡度指标,采用等高线图进行山脊山谷分类;基于实地调研和多光谱数据划分岩石土壤类型,得到土壤松散系数指标;基于历史降雨数据提取降雨量指标。将NDVI、坡度、降雨量、土壤松散系数、山脊山谷类别、降雨量作为影响因子输入,建立广义回归神经网络预警模型,模型的输出为山洪灾害预警等级。经过神经网络的大数据训练学习,模型具有了较高的识别率和精度。以雨强作为预警指标,设计6 h降雨20 mm,40 mm,60 mm等方案,输入到模型中,计算出不同程度危险地区、不同降雨量下的山洪地质灾害风险等级,实现山洪地质灾害提早预警。

1.2 数据处理

1.2.1 危险区调研整理 钟山县地形多样复杂,有平原、丘陵、盆地、山地。县境东、北、西及西南四面为山地地形,地势高峻。加之人类工程活动对区内地质灾害的影响,如削坡建房、不合理抽取地下水、采矿活动等,使山溪易涨易落,水旱灾害频繁,易造成崩塌、山体滑坡、泥石流、地面塌陷等山洪地质灾害。发生的区域主要集中在山区,尤其是农村。

钟山县西北部的花山瑶族乡和西南部的清塘镇危险性最高,中部的燕塘镇、公安镇、回龙镇和钟山镇危险性较高,其次是北部的两安瑶族乡、红花镇和南部的同古镇,东南部的石龙镇、凤翔镇和珊瑚镇危险性较低(图1)。结合2014—2016年地质灾害易发区及隐患点,将灾害点分为4个等级,其中25个高风险

点,15 个较高风险点,46 个一般风险点,59 个低风险点(图 2)。高风险等级或较高风险等级地区多处于山脉山谷下方的村落或河流汇流区(图 3)。

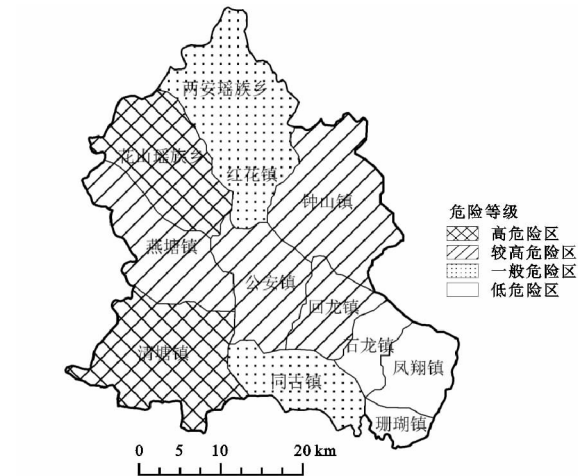


图 1 全县整体危险程度分布图

1.2.2 植被覆盖指数 植被具有截留降雨、减缓径流、保土固土等功能,对水土流失起着决定性的作用,

植被覆盖程度直接影响着水土流失的强弱。运用 RS (Remote Sensing 遥感技术)在 ENVI 遥感图像处理平台上,对钟山县进行 NDVI 计算。采用 2016 年 5 月 11 日 Landsat8 遥感图像,辐射定标、大气校正预处理后解译出 NDVI 地面分布栅格图(附图 8A)。

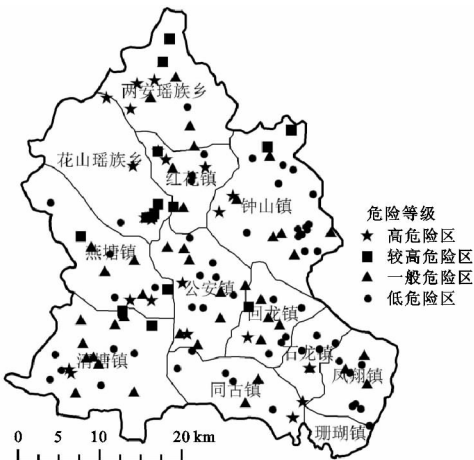
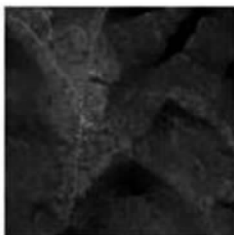


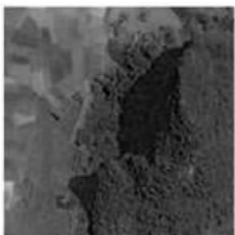
图 2 四个等级危险点分布图



A 钼山镇牛岩村坪石



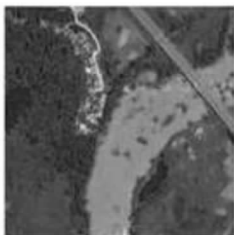
B 钼山镇龙团村仔头



C 燕塘镇十二车屯



D 公安镇凤岭村凤口



E 清塘镇下岩屯

图 3 高风险等级图像实例

1.2.3 坡度数据 钟山县山地面积占全县总面积的 60%,山高、坡陡有利于强降雨后地表径流迅速汇集,一遇到较强的地表径流冲击时,就形成山洪地质灾害。山洪引起的滑坡通常分散发生在陡峻的山坡处,坡面泥石流多发生在大于 20°坡面,形成区与堆积区相连,多为崩塌或快速滑塌转化而成^[9]。运用 GIS (Geographic Information System 地理信息系统技术)在 ArcGIS 软件里计算出钟山县地理坡度。处理 DEM,进行空间分析,绘制钟山县地面坡度分布栅格图(附图 8B)。

1.2.4 土壤松散系数 钟山县地质主要有泥盆系(砂质页岩互层及灰岩)、石炭系(燧石灰岩、白云质灰岩及页岩)、侏罗系(灰白色、紫红色块状角砾岩、厚层状灰岩煤层及页岩)、燕山期花岗岩(中粒斑状黑云母花岗岩、粒及细粒斑状黑云母花岗岩)和新生界第四系(冲积、冲坡积、洪积的砂、卵石、黏土沉积物、含砾石砂土层及母岩风化的残积物)。山洪地质灾害易发区的土壤往往渗透强度不大,如紫色砂页岩、泥质岩、红砂岩、板页岩发育而成的抗蚀性较弱的土壤,遇水易软化、崩解,易形成山洪地质灾害。

通过实地观测,结合精确到房屋的钟山县土壤松散程度分布图(图 4),将各村屯的土壤岩石进行分类。查土的工程分类表,确定各地土的松散系数。钟山县地表山脉几乎无特坚石,又因软石、次坚石、坚石最初可松性系数相同,所以分类中把它们统称为石。

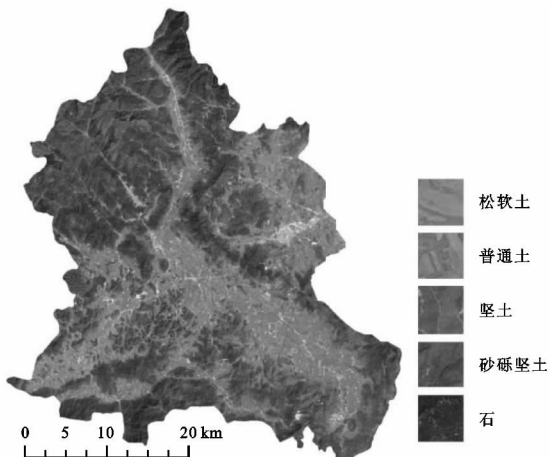


图 4 钟山县土壤松散程度分布

1.2.5 山谷山脊分类数据 山洪地质灾害通常发生在山体切割深度大、侵蚀沟谷发育的地区。暴雨天气

下,雨水向低处流动,在山谷里形成径流,大量水流快速汇集到河谷中,导致河谷水位迅速上升,最容易引发山洪,夹杂泥石的就形成泥石流,如沟谷泥石流;而山脊处是山洪地质灾害的较安全区。

山脊的等高线凸出部分指向低处,山谷的等高线凸出部分指向高处。在 ArcGIS 里处理 DEM 图像,由等高线分析模块绘制钟山县地面等高线形文件(附图 8C),在间距 50m 等高线图中判断各点地形是山谷、山脊还是平地(图 5)。将山脊的影响系数定为 1,平地为 0.5,山谷为 0。

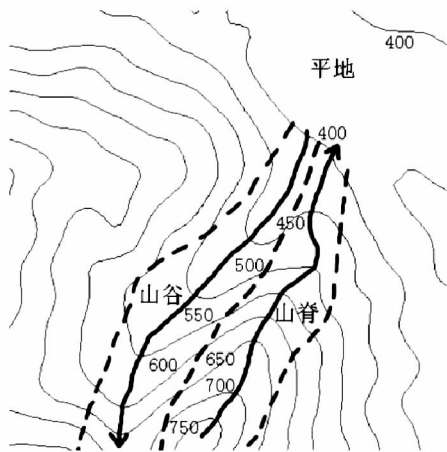


图 5 50 m 等高线山谷山脊划界示意图

1.2.6 降雨量数据 暴雨洪水预警的最大不确定性来源是降雨场中的误差^[6]。根据钟山县气象站的资料统计,钟山县历年降水量 1 091.2~2 371.4 mm,

年平均降水量为 1 556 mm,实测最大 1 h 降雨量为 91.7 mm,最大 6 h 降雨量为 147.7 mm,最大 24 h 降雨量为 416.4 mm。雨季一般由 4 月上旬开始,9 月下旬结束,降雨量约占年总量 70%。其中,5 月份降雨量最大,多在 250 mm 以上,其次为 6 月、4 月、7 月、8 月、9 月。各地降雨分布不平衡,红花、两安、燕塘、花山、凤翔、珊瑚等乡镇降水量较多,年降水量 1 600 mm 以上,其中最多为燕塘镇,达 1 710.5 mm。同古、清塘等乡镇年降水量 1 515.1~1 570 mm。回龙、公安等乡镇降雨量较少,年降水量 1 416.7~1 496.9 mm。由于降雨时空分布不均,局部地区强降雨时有发生,一次强降雨过程常常诱发突发性和群发性的地质灾害。钟山县山洪地质灾害的高发期与强降雨发生时间相吻合,多发生在 5—8 月份。

全县高危险区准备转移预警指标即雨量站 6 h 平均临界雨量为 60 mm,设 6 h 内雨量 20 mm,40 mm,60 mm 为 3 个雨量梯度指标。

1.3 研究方法

1.3.1 影响因子整合 以高危险区的 10 个风险点为例,通过 GPS(Global Positioning System 全球定位系统)定位的经纬度坐标,在 ArcGIS 里做出灾害点的形文件,用空间分析工具,提取出灾害点处的坡度值、植被覆盖指数,加上已确定的土壤松散系数、山脊山谷影响系数作为影响因子(表 1)。在四个降雨量分区中划分出风险很高、风险较高、风险一般、风险较低共四种灾害风险等级,分别用 4,3,2,1 表示(表 2)。

表 1 高风险点影响因子数据

编号	高危 险区	东经/ (°)	北纬/ (°)	坡度/ (°)	植被覆盖 指数	土壤松散 等级	土壤松散 系数	山脊山谷 分类	山脊山谷 影响系数
1	钟山镇牛岩村坪石	111.216	24.556	34.661	0.835	普通土	1.21	山谷	1
2	钟山镇龙团村山仔头	111.375	24.616	11.462	0.823	普通土	1.21	山谷	1
3	钟山镇乌洞村白烟冲	111.232	24.573	3.017	0.585	砂砾坚土	1.29	平地	0.5
4	荷塘村荷塘	111.172	24.479	0.755	0.616	普通土	1.21	平地	0.5
5	公安镇凤岭村凤口	111.177	24.423	29.148	0.823	坚土	1.27	山脊	0
6	回龙镇西乐村川岩	111.250	24.419	26.794	0.838	普通土	1.21	山脊	0
7	清塘镇周岩村周家	111.038	24.381	0.338	0.545	普通土	1.21	平地	0.5
8	清塘镇周岩村高岩	111.035	24.385	2.635	0.384	坚土	1.27	平地	0.5
9	燕塘镇合群村马山脚	111.109	24.460	1.818	0.621	普通土	1.21	平地	0.5
10	燕塘镇合群村溪山洞	111.134	24.460	0.477	0.370	砂砾坚土	1.29	平地	0.5

表 2 不同降雨量下的风险等级

区域危险 等级	不同降雨量(H/mm)下的灾害风险等级			
	H≥60	60<H≤40	40<H≤20	H<20
高危险区	4	3	2	1
较高危险区	3	2	1	1
一般危险区	2	1	1	1
低危险区	1	1	1	1

注:风险很高用 4 表示,风险较高用 3 表示,风险一般用 2 表示,风险较低用 1 表示。

1.3.2 模型建立 径向基函数网络是一种结构简单、收敛速度快、能够逼近任意非线性函数的网络。广义回归神经网络(General Regression Neural Network,GRNN)以径向基网络为基础,具有良好的非线性逼近性能。与径向基网络相比,训练更为方便,尤其适合解决曲线拟合的问题,在 MATLAB 中 newgrnn 函数可以方便地实现广义回归神经网络。

广义回归神经网络由四层构成,除了输入层和输出

层共有两层(图 6),第一层为径向基层,用 dist 计算加权输入,用 netprod 计算网络输入,传输函数为 radbas 。第二层为线性层,用 normprod 计算加权输入,用 netsum 计算网络输入,传输函数为 purelin 。第一层阈值取 $0.8326/\text{spread}$ 。输入层的输入是 NDVI、坡度、土壤松散系数、山脊山谷类别、降雨量 5 个影响因子,输出层的输出是灾害风险等级。将 25 个风险点,15 个较高风险点,46 个一般风险点,59 个低风险点分别按降雨量 20 mm,40 mm,60 mm,列出 435 组数据。其中随机选取 350 组数据作为神经网络的学习训练,85 组数据用作网络模型可靠性验证。 Newgrnn 函数的语法格式为 $\text{net}=\text{newgrnn}(P,T,\text{spread})$ 。 P 为 $Q \times R$ 矩阵,包含 Q 个长度为 R 的输入向量; T 为 $Q \times 1$ 矩阵,包含 Q 个目标向量; R

为输入向量元素的数目,本模型中 R 为 5; Q 为输入输出样本的数目,本模型中 Q 为 350; spread 表示神经网络的扩散速度, spread 取值越大,曲线就越平滑,要想更精确地逼近训练样本点,则应选择较小的 spread 值,要想使曲线更加平滑,则应增大 spread [11-16]。

通过网络对样本输入计算,比较网络的实际输出与期望输出,逐步调整权值、阈值,直至误差满足要求。通过上述神经网络的学习和训练过程,在训练好的权值、阈值和网络结构基础上可以实现对新样本的模拟与预测 [17-18]。按危险等级数据由高到低排列,用 GRNN 模拟曲线(图 7),可见模拟后结果与目标结果走势、大小基本一致,误差最高不超过两个危险等级,用 rate 函数算得准确率可达 93.72%。

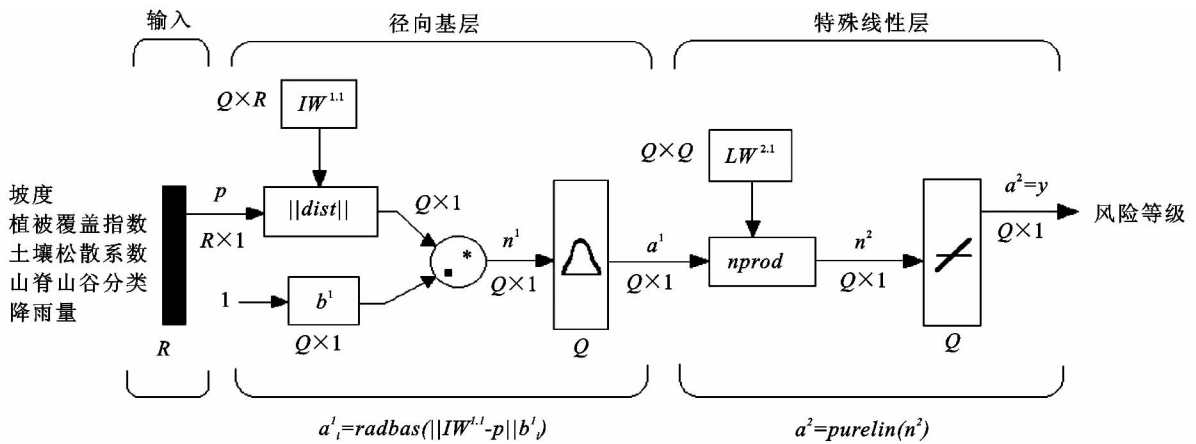


图 6 广义回归神经网络细部结构

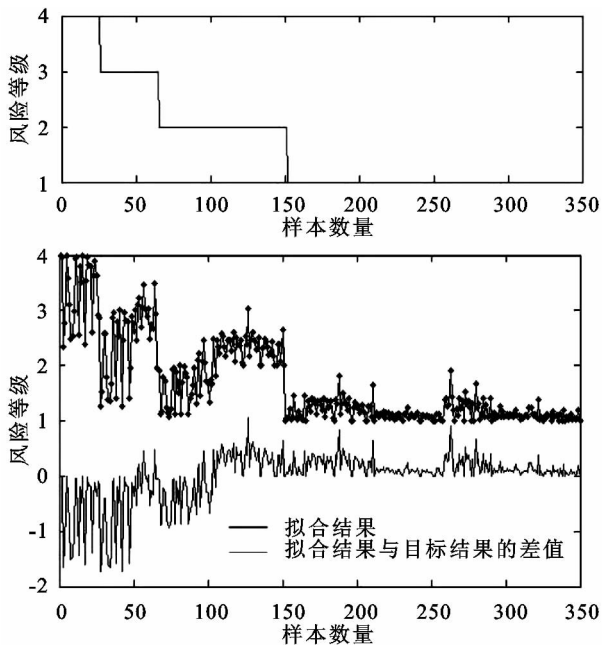


图 7 目标曲线和用 GRNN 模拟曲线

2 结果分与析

2.1 模型验证

通过将历史上 10 组不同风险等级的数据带入模

型进行检验计算,获得计算结果(表 3)。根据表 3 可知,降雨量为 60 mm 的结果中,编号为 1,2,4,6,9 的结果和实际风险等级完全一致;编号为 3,5 的结果与实际风险等级分别差 0.023 7,0.014,误差可忽略不计,可算作与实际一致;编号为 7,8,10 的结果与实际风险等级分别差 0.3432,0.436 8,0.320 8,经四舍五入后,可得与实际一致的结果。降雨量为 40 mm 的结果中,编号为 1,2,4,5,6,9 的结果和实际风险等级完全一致;编号为 3,7,8,10 的结果与实际风险等级分别差 0.023 7,0.007,0.003,0.104 8,误差很小,可算作与实际一致。降雨量 20 mm 的结果中,编号为 1,2,4,5,6,8,9,10 的结果和实际风险等级完全一致;编号为 3,7 的结果与实际风险等级分别差 0.023 7,0.003,误差可忽略不计,可算作与实际一致。可见,降雨量越低,模型计算越准确;降雨量较高时,实际情况可能更加复杂,会有其他没有考虑到的因素,有时会有误差,但误差都不超过 0.5,经四舍五入可得与实际一致的结果。综上所述,将历史的数据带入模型进行计算,得到的山洪地质灾害风险等级结果与实际基本一致。

表 3 历史测得和模型计算的风险等级比较

编号	地点	东经/ (°)	北纬/ (°)	历史测得的风险等级			模型计算的风险等级		
				降雨量	降雨量	降雨量	降雨量	降雨量	降雨量
				60 mm	40 mm	20 mm	60 mm	40 mm	20 mm
1	红花镇汤公村汤水	111.143	24.623	4	3	2	4	3	2
2	同古镇义伍村源头	111.304	24.332	4	3	2	4	3	2
3	钟山镇民富村白马屯	111.273	24.626	3	2	1	3.0237	2.0237	1.0237
4	燕塘镇黄保村大木根屯	111.049	24.529	3	2	1	3	2	1
5	公安镇大田村	111.247	24.476	2	1	1	1.986	1	1
6	两安瑶族乡小白村	111.134	24.681	2	1	1	2	1	1
7	回龙镇泉岭村	111.288	24.433	2	1	1	1.6568	1.0007	1.0003
8	钟山镇龙马村	111.318	24.512	1	1	1	1.4386	1.0003	1
9	同古镇和平村	111.232	24.371	1	1	1	1	1	1
10	红花镇龙燕村	111.183	24.595	1	1	1	1.3208	1.1048	1

图 8 为历史实测和模型计算的风险等级散点图。由图可知,风险较高的区域不同降雨量下的预警结果准确率极高;风险较低的区域在降雨量较大时,有一点误差,但误差都在等级区间范围之内。高风险区预警结果的准确率为 100%,较高风险区准确率为 97.63%,一般风险区准确率为 97.90%,低风险区准确率为 90.39%。整体准确率为 96.48%,准确率较高,与实际风险等级吻合度极高。

2.2 模型预测

随机选取钟山县内 10 个点,获取影响因子并输入神经网络预警模型,预测 6 h 内 3 种降雨量下的山洪地质灾害风险等级,获得的计算结果(表 4)。其中编号为 1,4,7,9 的结果和实际风险等级完全一致;其余的编号

为 2,3,5,6,8,10 的结果与实际风险等级误差 0.000 5~0.499 6,经四舍五入后,可得与实际一致的结果。可见,预测到的风险等级与其所在村的历史灾害等级基本符合,本模型可用于山洪地质灾害预警。

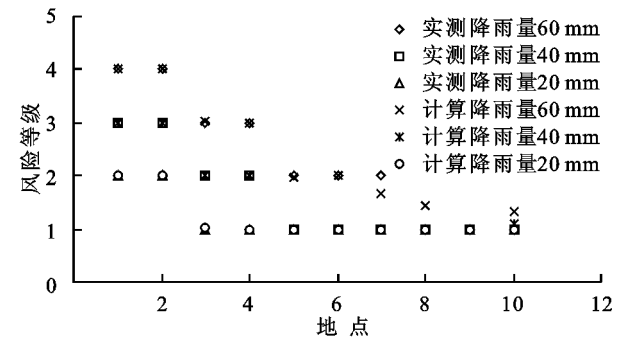


图 8 历史实测和模型计算的风险等级拟合散点图

表 4 风险等级预测

编号	地点	坡度/ (°)	植被覆盖 指数	土壤松散 等级	土壤松散 系数	山脊山谷 分类	山脊山谷 影响系数	降雨量 60 mm 风险	降雨量 40 mm 风险	降雨量 20 mm 风险
1	马路头	10.225	0.785	砂砾坚土	1.29	山脊	0	2	1	1
2	竹根厂	1.909	0.631	普通土	1.21	平地	0.5	1.7194	1.4796	1.2398
3	黄竹	6.467	0.795	普通土	1.21	平地	0.5	1.0077	1	1
4	麦岭	6.017	0.349	松软土	1.13	平地	0.5	2	1	1
5	宝塘山	1.818	0.499	普通土	1.21	平地	0.5	1.9661	1.5392	1.2168
6	寺岩	10.399	0.795	普通土	1.21	山脊	0	2.9995	1.9995	1
7	八步岭	25.625	0.845	砂砾坚土	1.29	山谷	1	4	3	2
8	黄龙	0.338	0.372	普通土	1.21	平地	0.5	1.1769	1.118	1.059
9	大莲塘	10.289	0.682	普通土	1.21	山脊	0	2	1	1
10	鸡心洞	0.477	0.370	砂砾坚土	1.29	平地	0.5	3.4551	2.6367	1.8184

2.3 应用实例

技术推广,研发 APP,为当地居民、游人提供准确、方便、快捷的山洪地质灾害评价和预警。用户端(如手机 GPS)定位当前所在位置,或输入位置名称,获得经纬度。将该点经纬度无线传输到后台地理信

息系统,将该点位置在危险性分区中找出相应的危险等级;通过 DEM 数据得到的坡度值、山谷山脊类别的数据库中,提取该点的坡度值和山谷山脊类别;处理实时更新的遥感多光谱数据得到的植被覆盖指数和土壤松散系数数据库中,提取该点的植被覆盖指数

和土壤松散系数。通过气象实时预报,输入实时或若干小时后的降雨量。将这五种影响因子在大数据训练后的山洪地质灾害神经网络模型中运算,得到该区域危险等级下的山洪地质灾害风险等级。将得到的风险等级结果再传送回用户终端,最终到达实时预警的目的。

3 结论

以钟山县为亚热带山洪地质灾害研究对象,利用遥感、地理信息系统和神经网络技术,通过资料收集、实地调查、数据处理和山洪地质灾害预警模型建立和模型验证,得出以下结论:

(1) 通过建立广义回归神经网络系统,实时输入降雨量大小,可预测出不同降雨量下,不同程度危险地区的山洪地质灾害风险等级。与实际灾害风险等级具有较高的吻合度,将植被场、地形场、土壤类型、水文场耦合可有效评估山洪地质灾害等级,拓宽了山洪地质灾害预警的途径和方法,可运用于亚热带山洪地质灾害预警。

(2) 钟山县山洪地质灾害划分为 4 个危险等级。西北、西南危险性最高,中部危险性较高,其次是北部和南部,东南部危险性较低,预测成果可用于指导规划及预案编制。

(3) 将该技术应用推广,可研发山洪地质灾害预警 APP,为当地居民、游人提供手机报警,指示转移路线及安全区。

参考文献:

- [1] 张凯,韦凤年,尚全民,等.提高山洪灾害防御能力撑起人民群众“生命的保护伞”[J].中国水利,2012(3):46-48.
- [2] 邱瑞田.山洪灾害防治县级非工程措施项目建设进展及成效[J].中国水利,2012(23):7-9.
- [3] Wu M C, Lin G F. An Hourly Streamflow Forecasting Model Coupled with an Enforced Learning Strategy[J]. Water, 2015,7(11):5876-5895.
- [4] Yang T H, Chen Y C, Chang Y C, et al. Comparison of different grid cell ordering approaches in a simplified inundation model[J]. Water, 2015,7(2):438-454.
- [5] Thierion V, Ayrat P A, Jacob G, et al. Grid technology reliability for flash flood forecasting: end-user assessment[J]. Journal of Grid Computing, 2011,9(3):405-422.
- [6] Hapuarachchi H A P, Wang Q J, Pagano T C. A review of advances in flash flood forecasting[J]. Hydrological Processes, 2011,25(18):2771-2784.
- [7] 刘国忠,黄嘉宏,曾小团,等.引发广西两次严重山洪地质灾害的暴雨过程分析[J].气象,2013,39(11):1402-1412.
- [8] 胡娟,闵颖,李华宏,等.云南省山洪地质灾害气象预报预警方法研究[J].灾害学,2014,29(1):62-66.
- [9] 陈殿强,王来贵,郝哲.辽宁省山洪地质灾害特点及其分布规律研究[J].渤海大学学报:自然科学版,2008,29(2):105-112.
- [10] 吴兴国.广西前汛期暴雨天气过程的特征分析[J].广西气象,2000,21(2):7-8.
- [11] 陈明. MATLAB 神经网络原理与实例精解[M].北京:清华大学出版社,2013.
- [12] 朱凯,王正林.精通 MATLAB 神经网络[M].北京:电子工业出版社,2010.
- [13] Cigizoglu H K. Generalized regression neural network in monthly flow forecasting[J]. Civil Engineering and Environmental Systems, 2005,22(2):71-81.
- [14] Cigizoglu H K, Alp M. Generalized regression neural network in modelling river sediment yield[J]. Advances in Engineering Software, 2006,37(2):63-68.
- [15] Kış Ö. A combined generalized regression neural network wavelet model for monthly streamflow prediction [J]. KSCE Journal of Civil Engineering, 2011,15(8): 1469-1479.
- [16] Panda B N, Bahubalendruni M V A R, Biswal B B. A general regression neural network approach for the evaluation of compressive strength of FDM prototypes [J]. Neural Computing and Applications, 2015, 26(5):1129-1136.
- [17] 丛沛桐,祖元刚,于景华,等.根据植物茎叶图像模拟根系图像的人工神经网络算法[J].生态学报,2002,22(2):163-168.
- [18] 聂江力,丛沛桐,祖元刚,等.用人工智能计算技术估测东北地区北五味子果实资源量[J].植物研究,2003,23(2):245-251.