文章编号:1671-4598(2024)11-0278-09 DOI:10.16526/j.cnki.11-4762/tp.2024.11.039 中图分类号:P642 文献标识码:A

基于时空分布特征的地质灾害气象 预警预报模型研究

曹 满¹,王 洋¹,陈 曦¹,魏运芳²,王传涛³

(1. 吉林省突发事件预警信息发布中心,长春 130062;
2. 吉林省气象探测保障中心(吉林省气象仪器计量检定站),长春 130062;
3. 沈阳工学院 能源与水利学院,辽宁 沈抚示范区 113122)

摘要:为有效分析气象灾害情况,降低地质灾害风险,以吉林地区近年来地质灾害数据为基础,分析该地区时间与空间分布特征;同时,结合对研究区域致灾因素的关系分析,采用层次分析法(AHP)构建研究地区地质灾害气象预警预报模型,并引入粒子群算法(PSO)优化模型主观性问题,实现对该地区地质灾害的预警;经过分析,地区降雨、人类活动、风化厚度是引起地质灾害的主要因素之一;在降雨量较高的灾害预测分析中,当降雨量为200 mm时,研究模型、综合指数法、模糊数学法灾害数分别为321 处、185 处、177 处,研究模型更接实际的310 处,可见其预测准确性更高;对研究地区灾害情况进行进一步分析,地区 2 与地区 6 具有较高的滑坡风险,两个地区预测滑坡数均超过 20 处,需要做好地质风险处理;研究内容将为地质灾害频发地区提供有效的灾害评估与预警。

关键词:地质时空分布;特征;预警;AHP;PSO

Research on Geological Disaster Meteorological Warning and Forecasting Model Based on Geological Temporal and Spatial Distribution Characteristics

CAO Man¹, WANG Yang¹, CHEN Xi¹, WEI Yunfang², WANG Chuantao³

1. Jilin Province Emergency Warning Information Release Center, Changchun 130062, China;

2. Jilin Province Meteorological Detection Support Center (Jilin Province Meteorological Instrument

Calibration and Testing Station), Changchun 130062, China;

3. School of Energy and Water Resources, Shenyang Institute of Technology,

Shenfu Demonstration Zone 113122, China)

Abstract: To effectively analyze the situation of meteorological disasters and reduce the risk of geological disasters, based on recent geological disaster data in a certain region in Jilin province, China, this paper analyzes the temporal and spatial distribution characteristics of the region. Meanwhile, combining the analysis of the relationship between the disaster causing factors in the area, the Analytic Hierarchy Process (AHP) is used to construct a meteorological warning and prediction model for geological disasters in the area, and the Particle Swarm Optimization (PSO) algorithm is introduced to optimize the subjectivity of the model, achieving the early warning of geological disasters in the area. After analysis, regional rainfall, human activities, and weathering thickness are one of the main factors causing geological disasters. In the analysis of disaster prediction with higher rainfall, when the rainfall is 200 mm, the research model, comprehensive index method, and fuzzy mathematics method have 321, 185, and 177 disaster numbers, respectively, the disaster ones of the research model is closer to the actual 310, indicating a higher prediction accuracy. Further analysis of the disaster situation in the area shows that regions 2 and 6 have a higher landslide risk, with both regions predicting over 20 landslides. Therefore, it is necessary to manage geological risks. The research results will provide an effective disaster assessment and early warning for areas with frequent geological disasters.

Keywords: geological spatiotemporal distribution; characteristics; early warning; AHP; SPO

收稿日期:2024-05-24; 修回日期:2024-06-19。

基金项目:中国气象局创新发展专项(CXFZ2022J007);环渤海区域科技协同创新基金项目(QYXM202209)。

作者简介:曹 满(1981-),男,工程师。

王传涛(1983-),男,高级工程师,副教授。

通讯作者:魏运芳(1981-),女,高级工程师。

引用格式:曹 满,王 洋,陈 曦,等.基于时空分布特征的地质灾害气象预警预报模型研究[J].计算机测量与控制,2024,32(11):278 - 286.

0 引言

中国是一个以山地、高原地形为主的国家,占比超过 七成。且不少地区以丘陵、山地形式共存。此外,在降雨 分布上以北方少雨南方多雨为主,如中国北方地区常年干 旱,而南方地区易出现洪涝灾害。正是由于中国这种特殊 的地理环境和气候条件,导致中国地质灾害频发,给人民 的生命财产安全带来了严重威胁[1-2]。中国常见的地质灾害 就包括洪涝灾害、泥石流、塌陷、山体滑坡等。根据中国 自然灾害统计报告显示,中国在 2023 年因干旱、洪水、冰 冻等自然灾害造成3454.5亿人民币的直接经济损失[3-4]。 不完全统计,在2023年期间,因自然灾害导致的死亡与失 踪人数就超过 690 人。可见, 地质灾害已经对中国经济与 民生造成巨大影响。近年来,中国各地方政府加强了对地 区地质气象灾害的监管,通过气象观测与地质条件分析, 提前预测到可能出现的自然灾害[5]。截至 2023 年,相比于 近5年年均地质灾害情况,中国在作物受灾面积、灾害失 踪死亡人数上分别下降了 37.20% 与 2.8% [6]。而自然灾害 直接损失、建筑垮塌数量分别提升了 12.6% 与 96.9%。可 见,近年来中国地质灾害频发,对中国的经济与农业发展 均造成巨大隐患,急需要加强对地质高风险区的监测与管 理,从而降低地质灾害对人民生命财产以及区域经济的影 响,保障地区经济生产顺利进行。

地质灾害已经成为全球性关注话题,国内外学者均对 此进行相关研究。李成等人对中国地质灾害进行相关研究, 中国在地质环境上有着明显的区别, 受地质、环境以及气 象条件影响,不同地区需要采取不同手段进行气象灾害评 估。该研究通过对陕西地区近10年的地质灾害数据分析, 得到了降雨与地质灾害间的关联,从而为地区气象灾害监 测提供宝贵意见[7]。陈春利等人对东南沿海地区强降雨灾 害展开了相关研究,根据对研究地区历年降雨数据与地质 灾害情况的研究,通过定量统计学分析手段得到地区降雨 与灾害的相关联系。同时,量化地质环境指标,通过监测 与预警实验也证明地区降雨与地质灾害存在紧密的相关性, 此研究也为地区自然灾害预警提供重要科学依据[8]。彭亮 等人对中国青海地区地质灾害问题展开了相关讨论与研究。 根据相关文献与地质灾害数据反映,中国青海东部地区常 年出现地质灾害,对地区经济生产造成严重挑战。因此, 大量研究人员对地区灾害时间、降雨特点以及灾害分布形 式等进行了研究,同时分析灾害影响与地质特征间的关系。 分析发现降雨与地区地质构造是造成自然灾害的主要因素, 对地区地质灾害预防提供重要技术支持^[9]。

根据上述相关学者的研究可以看出,地质灾害与地区 气候、地质条件以及降雨量均有紧密关联。因此,为了对 区域地质灾害进行有效预警,研究提出一种基于时空分布 特征的地质灾害气象预警预报模型。其主要内容为分析地 区地质灾害时空分布特征,根据地质特征与灾害风险关系, 引入层次分析法 (AHP, analytic hierarchy process)构建 风险预测模型。通过灾害风险等级评估,从而实现对地区 地质风险的评估。

1 地质灾害气象预警预报模型架构及原理

1.1 地区概况与技术模型框架

以吉林地区长白县地区为研究对象,对该地区时间与 空间分布特点展开研究,从而了解该地区时光分布特征与 地质灾害关系。长白县地区交通概况图如图1所示。



图 1 研究区域地质交通图

该地区交通发达,境内交通纵横,其中就有抚松至长 白国家高速公路、松江河至长白高速公路。此外,区域交 通已经形成火车、铁路等多位一体交通网络,各级市区县 通过二级以及三级公路相连,民众出行便利^[10]。研究地区 主要位于吉林东南部山林地区,该区域地形东南地势高而 西北地势低,地区有长白山、鸭绿江等多条河流交错[11-12]。 通过卫星地图分析显示,研究地区主要由山地与丘陵高地 地形为主,并且山地占地超过80%,约有10%为丘陵地形, 且以中、高丘陵居多。在水文气象研究中,研究地区属于 亚温次大陆气候,年均气温为0至1℃,地区温度舒适,阳 光充沛,且具有丰富的水土资源,是我国重要的蔬菜种植 地区之一[13]。根据国家气象局监测报告显示, 2010年至 2022 间, 该地区年均降雨量为 605.8 mm, 年降雨量最大值 为 786.5 mm, 最小值为 456.2 mm。在近 10 年降雨量统计 报告中显示,近几年该地区年均降雨量有所偏多,且降雨 主要出现在5月至9月期间,占总体降雨80%^[14]。因此, 部分区域近年来易发生地质气象灾害,如泥石流、塌陷等, 给地区安全与生产造成极大挑战。因此,对该地区地质特 征进行研究,构建基于时空分布特征的地质灾害预测模型, 整个技术模型框架如图 2 所示。

图 2 是整个技术模型框架原理图,其中包括地质灾害 特征分析,包括空间、地质构造、时间等地质特征分析, 地质特征分析将作为评估地区灾害风险的基础;其次是灾 害与地质特征影响关系分析,通过地质特征与灾害风险关 联分析,得到地质灾害发生因素。最后,引入风险预测模 型进行更科学的地质风险分析。其中将该地区地质特征数 据以及风险数据作为预测模型输入,通过地质灾害与地质 灾害特征关系实现对地区地质风险评估。

1.2 研究地区地质时空分布特征分析

为了对研究地区地质灾害进行有效评估,将通过地理信



图 2 地质灾害气象预警预报模型技术框架原理

息技术 (GIS, geographic information system) 来分析研究地 空间分布情况,实现对研究地区空间状态特征研究^[15-16]。结 合历年 GIS 图像数据以及地区地质灾害统计数据调查发现, 该研究地区主要的地质灾害为崩塌(占比 42%)、滑坡(占 比 28%)、不稳定斜坡(占比 23%)、泥石流(占比 5%)以 及地面坍塌(占比 2%)。以研究地区行政进行灾害统计,共 统计 8 个乡镇地区,其中发生灾害较多的乡镇主要为地区 1、 地区 2、地区 3 等,具体参考表 1 数据。

行政	崩塌/ km ²	滑坡数	不稳定 斜坡数	塌陷 数	泥石	总数灾害密度 (か/km ²)
<u>地区1</u>	325	37	59	0	0	0.36
地区 2	254	127	28	5	0	0.82
地区 3	245	34	29	4	0	0.41
地区 4	235	49	31	0	2	0.43
地区 5	228	29	6	0	1	0.25
地区 6	186	34	2	0	0	0.19
地区 7	173	8	3	3	2	0.22
地区 8	168	19	6	0	0	0.24

表1 部分研究地区灾害分布情况

从地区灾害空间分布情况来看,灾害数量最多的是地 区 2, 该乡镇崩塌面积达到了 254 km², 此外该地区还存在 多处滑坡,统计数量达到了127。接着是地区3,崩塌面积 达到了 245 km², 地区内出现了 34 处滑坡, 不稳定斜坡数 为 29 处,不过坍塌与泥石流发生较少,泥石流主要出现在 地区4与地区7,各两处。可见,该地区地质灾害以崩塌、 滑坡为主, 且部分地区伴有一定的泥石流风险。进一步对 地区灾害点空间分布情况展开研究发现,地质灾害主要围 绕着沿线交通干道以及山区沟壑带分布[17]。走访调查发现, 研究地近年来大量开展道路与房屋建设,对山体斜坡进行 切割与破坏,导致部分地区山体地质结构受损,结构稳定 性大幅下降,甚至易出现滑坡、崩塌等灾害事故。从研究 地区空间地貌特征来看,区域灾害主要位于山地构造以及 高山中低侵蚀区域,此外也有部分高丘侵蚀至剥蚀地区, 不过在垄丘谷地侵蚀地区则较少出现灾害现象。在对 930 处地质灾害点的监测中发现山地构造以及高山中低侵蚀区 域地质灾害隐患占比为 73.68%, 灾害区域密度为 0.42 处/

km²;而在高丘侵蚀至剥蚀地区地质灾害隐患占比为 18.65%,灾害区域密度为 0.20 处/km²; 垄丘谷地侵蚀地 区灾害隐患仅占 7.67%,灾害区域密度为 0.19 处/km²。

此外,在对地区地质构造特点的研究中发现,研究地 区灾害点部分区域以断裂带、断裂带形式分布,在位于构 造带区域灾害以分散状态呈现,并未发现条形状分布特 点^[18]。根据对研究地区灾害点检测发现,位于地质构造两 侧 0.5 km² 区域内共计发现 183 处灾害点,其灾害区域密度 为 0.39 处/km²,整体占比为 19.67%。而在构造带 0.5 km 到 1 km 范围则共计发现了 124 处灾害点,其灾害密度要更 大为 0.33 处/km²,占比为 13.33%。在超过 1.5 km 的地质 构造带两侧,则共计发现了 623 处灾害点,灾害密度为 0.28 处/km²,占比为 66.99%。继续对该地区时间分布特 征进行研究。研究地区 2000 年至 2022 年地质灾害占比以及 平均月份灾害数量统计如图 3 所示^[19]。



图 3 研究地区地质灾害时间分布统计情况

根据图 3 对研究地区时间灾害调查数据可以看出,近 年来研究地区的地质灾害呈现一个增长趋势,其中 2016 年 至 2022 年灾害数量占比为 32%,占比最高。考虑原因可能 与近年来该地区道路建设、城市扩建以及地区矿山开采有 密切关联^[20]。此外,2000 年以后全球温室效应扩大,区域 极端恶劣天气增多也是导致地区地质灾害频发的关键性原 因。根据对研究地区历年每月地质灾害情况调查可知,研

• 281 •

究地区主要灾害月份集中在5月、6月、7月、8月以及9 月间,其中6月份地质灾害发生数量最多,平均达到了438 处,且该月份灾害密度为0.37处/km²,属于一个灾害风险 较高的水平。而在7月中,该地区灾害数量有所下降,但 仍在较高的灾害风险,其灾害密度为0.26处/km²。根据对 5月至9月该地区降雨量分析发现,这5个月降雨总量占了 全年降雨量的80%以上,并且降雨主要集中在6月、7月以 及8月,而这几月份正是该地区地质灾害频繁的月份。可 见,降雨与该地区地质灾害的引发有着密切关联。

此外,采用 GIS 技术对研究地区用地类型进行分析, 包括抚松县、临江市以及和龙市接壤区域,均是易发生地 质灾害主要区域之一。通过对该区域范围调查发现,该区 域主要分布于城市、道路以及矿产开采区域。该区域内人 口密度较大,密布着工业、农业、交通等产业,区域经济 产业较发达。区域内存在对水资源、森林资源以及矿业资 源过度开采的迹象,包括煤炭开采、铁矿开采以及页岩油 开采,部分地区生态系统有较为明显的破坏。通过卫星地 图查看,部分区域水源、森林被严重破坏,成为废弃荒地。 且部分与河流接壤地区存在泥土流失严重现象,出现植被 根系裸露、部分河床被破坏等现象,区域内易出现生态灾 害。另外,研究地区东西两侧主要分布着耕地、草地以及 林地,占了整个长白县40%面积。近年来在该区域内发生 地质灾害相对较少, 生态系统相对稳定, 但人类活动增加, 该生态系统服务功能受到一定破坏,如在部分草地、林地 被用于商业住房建设,此外还有一部分用于地区道路建设。 另外,通过卫星地图分析发现地质安全区主要位于研究地 区西南部的长白山国家自然保护区域,该区域被划分国家 自然级保护区,保留着原始森林以及部分高山苔原。由于 人类活动较少,该区域内整体生态系统服务功能完好,且 具有较高的抵御外界干扰能力,受到干扰后能在短时间内 恢复。

1.3 地质灾害与地质特征影响关系研究

地质灾害的发生与地区地质特征有密切关联,并且地 区灾害在分布上主要由地区地形地貌所决定^[21]。因此,进 一步分析地区地质特征将有利于分析地区灾害特点。根据 对研究地区灾害的分析发现,研究区域主要以在高丘侵蚀 至剥蚀、中低山地构造至侵蚀以及侵蚀至溶浊垄丘谷3种 地貌为主^[22]。根据上述3种地貌统计出研究地区灾害报告 情况,如表2所示。 根据表 2 对不同地质结构下灾害数量的统计结果来看, 高丘侵蚀至剥蚀结构下地质灾害数量最多,且灾害密度也 更大,危害性总体要高于另外两种地质结构。因此,接下 来将进一步对 3 种地质结构与地质灾害的关系展开研究。 在对中低山地构造至侵蚀地貌结构的研究智能中,该地区 灾害数量达到了 685 处,数量占据 73.68%,并且灾害密度 为 0.37 处/km²,为灾害密度最高的地质结构。在该地质结 构中,山脊窄、山顶尖端区域的坡度处于 30 度至 52 度区 间,且局部易形成陡峭山壁,易被山体植物所遮挡,成分 主要为花岗岩。而该地质结构中沟谷异常密集,并具有较 深切割,这种地貌导致风力对岩体的侵蚀进一步加深,加 剧了岩石风化形成速度^[23]。此外,该地区地下水活泼,会 进一步提升风化岩石的侵蚀效果,加速了该地质结构灾害 的形成。并且在该地貌结构中人类活动增多,较常见的如 切坡建房、挖坡建路等,加速了该地区灾害的发生。

在中低山地构造至侵蚀地貌中, 灾害数量为 173 处, 占比为18.65%。该地质结构中山体通常浑圆并具有分明脊 线, 坡度一般在 25 度到 45 度区间, 主要由花岗岩等构成。 由于该地貌结构通常位于海拔较低区域,其岩石腐蚀主要 以化学风化为主,物理作用较少。化学风化导致岩石腐蚀 相比物理风化要更快,且壳整体偏厚,结构相对更为紧密。 由于该结构中山坡临空现象较少出现,坡体交汇区域难以 形成汇水面,因此该结构坡体很难出现崩塌以及滑坡等地 质问题^[24]。不过,人工活动加剧,大量矿物开采,导致该 地质结构易出现滑坡等地质灾害。最后是对侵蚀至溶浊垄 丘谷地貌进行分析,该地质结构中共有72地质灾害,地质 灾害占比为 7.67%。该结构中山顶主要以浑圆状呈现,山 脊的分布特点为线条状,地貌结构坡度一般在20度到30度 区间,主要由碎屑岩以及一部分碳酸盐岩所构成。侵蚀至 溶浊垄丘谷地貌中大部分以平地为主,人类在此结构下修 路、建房对其结构的稳定性影响较小,因此发生地质灾害 的情况相对较低。主要地质灾害为塌陷、不稳定斜坡以及 滑坡等。在地质特点分析中还需要分析地形与灾害的关联 性,常见坡型灾害统计如图4所示。

根据图 4 不同坡型灾害统计情况来看, 凹型相比直线 型、凹凸型以及凸型更容易出现滑坡灾害, 主要原因在于 凹型易出现推移滑坡且易失稳。而在崩塌中, 凹型以及凹 凸性均更容易出现崩塌问题, 主要原因在于其边坡岩土靠 后增大重心, 且易受到雨水影响。另外, 在坡度分析中发现,

地貌类型	灾害密度/ (处/km ²)	地灾数量 /处	分布面积 /kmP	泥石流 /处	地面塌陷 /处	滑坡 /处	不稳定斜坡 /处	所占比例 /%	崩塌 /处
中低山地构造至侵蚀	0.37	685	1 658.9	16	3	152	176	73.68	248
高丘侵蚀至剥蚀	0.19	173	1 234.5	7	0	86	28	18.65	86
侵蚀至溶浊垄丘谷	0.24	72	345.8	3	11	35	29	7.67	15
总计数量		930	3 239.2	26	14	273	233	100	349

表 2 研究地区不同地质构造灾害统计情况



• 282 •

图 4 不同坡型灾害统计

当自然坡高于 25° 且低于 45°时,坡体易出现滑坡,而自然 坡中大于 45 度发生滑坡较少,主要在于缓坡受自然风化影 响其厚度要更大。此外,坡高也是引起滑坡、泥石流的主 要灾害因素。根据调查发现,崩塌常见于 6 到 15 m 边坡区 域,占比超过七成。而在 20 至 50 m 边坡中,则更容易出 现泥石流与滑坡灾害,占比超过八成。

同时,温度、湿度以及风速也是区域地质灾害的发生 有明显的影响。根据对长白县气象数据调查发现,长白县4 至5月温度保持在5至20℃,该月份期间天气温度逐步上 升,长白山积雪融化,加快了河道水的形成。同时,大量 积雪融化汇入山区特殊地貌, 使得山体受到冲刷与破坏, 加速了泥石流的形成。此外,长白县年均空气湿度在40% 至 55%间,而随着积雪融化,夏季雨水增多,夏季地区空 气湿度逐步升高。根据对历年地区洪涝灾害分析发现,洪 涝灾害期间,空气湿度高于70%时,山区地区发生崩塌、 泥石流的风险增大,高空气湿度加快对山体岩石的腐蚀。 同时空气湿度的增加提高大气层存储量,加强了强降雨的 形成。长白县主要以崩塌、泥石流等地质灾害为主,根据 对常见灾害区域调查,地质灾害主要在环天池分布的崩塌 崖区域,并且崖体坡度高于 60°, 部分甚至在 80°。大面积 出现的崩塌崖面受到风力载荷作用, 气流绕过崖体易形成 尾涡区,进而使得岩体产生吸力。崩塌崖常年受到天池地 区风的作用,崖体在气流压力与吸力交替影响下,极容易 导致岩体断裂垮塌。

1.4 地质灾害气象预警预报模型构建

完成对研究地区时空分布特征的分析后,还需要更全面的预警模型以及实现对地区地质灾害的有效监测,从而避免崩塌、滑坡等地质灾害的发生。地质灾害气象预警模型的构建将转化为地质灾害的评价分析,通过科学有效的指标评价,从而确定灾害风险范围以及灾害影响。常见的评估技术包括模糊数学法、灰色聚类、综合指数以及 AHP 法等^[25]。上述方法中仅有 AHP 能更好应对定量与定性矛盾问题,且评估更能反映实际状况。因此,研究选择 AHP 法构建地质灾害气象预警预报模型,同时引入粒子群算法(PSO, particle swarm optimization)优化模型主观性问题^[26]。整个改进 AHP 预测模型技术流程如图 5 所示。

图 5 为预测模型技术流程,其中模型构建的关键在于



图 5 AHP法结构模型

判断矩阵的构造,通过排名获得不同风险影响排名。根据 对研究地区的地质特征和时空分布情况的了解,研究可以 确定地区主要的影响因素,包括地貌类型、地形坡度、风 化厚度、地质岩层组、地质构造、人为活动、地区长年降 雨、灾害发育状况、地貌类型。假设研究确定n个主要的影 响因素,记为 C_1, C_2, \dots, C_n 。根据确定的n个影响因素,研究 可以构建一个n阶的判断矩阵A,如式(1)所示:

$$\mathbf{A} = (a_{ii})_{n \times n} \tag{1}$$

式中, *a*_{ij} 表示第 *i* 个因素相对于第 *j* 个因素的重要程度。通 过比较各个因素的影响大小,得到不同因素影响程度。为 了更准确反映指标的影响,研究引入专家法,通过专家调 查以及打分,更准确地判断各个因素之间的重要程度。假 设研究邀请了 *k* 位专家,他们分别按照灾害易现程度分级, 分别对应不易现、低易现、中易现和高易现4个等级,4个 等级分别赋值 1.0、2.0、3.0、4.0 四个等级分值,分值越 高表明地质灾害发生概率越大。不过专家法在评分时具有 很强的主观性,容易影响评分矩阵的准确度。因此,引入 PSO 对主观性强的矩阵进行修正^[27]。完成评分后需要对矩 阵特征值进行归一化处理,如式(2)所示:

$$AW = \lambda_{\max} \cdot W \tag{2}$$

式中,W表示归一化特征向量,λ_{max}表示最大特征向量。接 下来需要对判断矩阵进行一致性检验,以反映指标的有效 性,一致性计算如式(3)所示:

$$CI = \frac{\lambda_{\max} - n}{n - 1} \tag{3}$$

根据一致性计算可以进一步得到一致性比例 CR 值,其 值大于 0. 1 时表明构建的判断矩阵合理。最后,通过加权 法对研究区易出现灾害进行综合计算,得到研究地区地质 灾害气象预警预报结果,综合评价分值计算如式(4) 所示:

$$R = \sum_{i=1}^{m} Y_i W_i \tag{4}$$

式中, m 表示评价因子数量, Y; 表示评价因子标准值, W; 表示归一化评价因子权重值。通过以上步骤, 研究便完成了 地质灾害气象预警预报模型的构建, 从而为后续地区地质 灾害预警提供决策意见。

2 案例分析

以吉林地区长白县东南部区域为研究对象,近年来由于

人类活动、极端天气等因素影响,该地区受到崩塌、滑坡等 地质灾害影响。因此,对该地区地质时空分布特征展开了研 究,其中为了准确修正评估矩阵参数,设置 PSO 算法种群规 模为 60,交叉率为 0.50,变异率为 0.001,在 python 编程 平台完成矩阵修正,完成地质灾害评价体系构建。基于 AHP 法构建的研究地区灾害评价体系具体如表 3 所示。

表 3 为研究地区灾害评价体系。根据对地区地质时空 特征的研究,基于 AHP 法与专家法获得三大容易引发地质 灾害的指标因素条件,分别是基础条件、发育条件以及诱 发条件。其中基础条件是地质构造特征,就包括了地形厚 度、风化厚度、地质构造、地貌特征以及地质岩层组;在 诱发条件分析中,主要考虑地区长年降雨以及人类活动; 基础条件与诱发条件是引起地区地质灾害的两大重要因素。 地形坡度、风化厚度、灾害发育状况、地区长年降雨量以 及人类活动影响权重占比较高,均超过 0.10,说明其对地 质灾害的发生有重要作用。接下来,根据不同影响指标进 行赋值,确定不同指标引发地质灾害的影响范围,如表 4 所示。

目标	决策层	目标层	影响权重
		地形坡度 F11	0.157 5
		风化厚度 F12	0.170 8
易出现 灾害	基础条件 F1	地质构造 F13	0.045 7
		地貌类型 F14	0.083 5
		地质岩层组 F15	0.083 5
VI DI	发育条件 F2	灾害发育状况 F21	0.167 0
	沃华女供 口9	地区长年降雨 F31	0.152 0
	防风矛件 [3	人类活动 F32	0.140 0

表 3 研究地区地质灾害预测评价体系

表 4 为基于地质时空分布特征所确定的 8 大指标赋值 条件范围。1.0 至 4.0 权重等级对应诱发地质灾害发生的可 能性,赋值等级越高则该地区发生地质灾害可能性就越大。 接下来,选取研究地区 5 月份地质时空数据来检验模型预 测效果,其中该月份总降雨量为 256.6 mm,月均温度 27 ℃,相比往年平均温度以及月降雨量均偏高。同时,引 入综合指数法与模糊数学法进行预测比较。为了验证研究 所提出的气象预警模型实际性能效果,将通过回溯测试检 测模型实际风险预测,其中选取了该地区在2014到2022数 据为样本。为了有效反映出预警模型实际监测效果,预警 风险设置4个等级,分别为无风险、低风险、一般风险、 高风险4个等级,分别对应0-25、26-49、50-74、75-100。不同模型预测效果如图6所示。

图 6 中选取了 2014 年至 2022 年研究地区地质预警数据 进行回溯测试,检验不同模型的实际性能效果。根据最终 实验曲线结果来看,在 2014 年至 2022 年期间,研究地区并 未出现明显的地质灾害事故,仅在 2017 年期间发生过洪涝 灾害事件,并出现了崩塌、泥石流以及滑坡等地质灾害。 在 2017 年间,实际曲线值为 75.02,研究模型训练结果为 75.00,与实际值接近。而对比另外两种模型,其中综合指 数法训练值为 70.25,模糊指数法为 68.98。此外,在 2021 年的预警训练中,研究模型、综合指数法、模糊数学法预 警结果分别为 52.25、41.25 以及 35.6,实曲线值为 53.25, 可见研究模型更接近实际风险值,在不同的时间段均具有 出色的预测精度与稳定性,整体训练效果更好。接下来, 选择研究地降水量较高的 A 区域与降水量一般的 B 区域单 日降雨量进行预测比较,比较结果如图 7 所示。

降雨量较高的 A 区域地质灾害处预测比较如图 7 所示。 根据曲线来看,随降雨量增加地质灾害数量明显升高。根 据检测结果显示,在雨量为 200 mm 时,A 区域内出现了 310 处地质灾害,其中研究方法预测灾害数为 321 处地质灾 害,而综合指数法预测为 185 处地质灾害,而模糊数学法 预测为 177 处地质灾害。进一步研究发现,在降水量较低 时,3 种预测方案预测均能较准确预测出地质灾害数量,如 降水量在 0~80 mm 区间,3 种预测方法预测基本一致。而 降水量超过 100 mm 后,模糊数学法预测效果大幅度下降, 考虑主要原因在于模糊数学并不能量化指标影响,缺乏对 综合因素的考虑。而综合指数在降雨量超过 120 mm 后预测 偏差明显偏大,综合指数在考虑不同因素影响时,缺少对 不同因素相互作用的考虑,导致在较复杂的数据分析中缺 乏准确性。图 7 (b) 为降雨 B 区地质灾害预测结果,在一 般降水区域下 3 种预测模型预测偏差并没有 A 区域大。如

表 4 评价指标赋值

目标层	影响权重	1.0	2.0	3.0	4.0
地形坡度 F11	0.12	<10°	$10^{\circ} \sim 25^{\circ}$	$25^{\circ} \sim 35^{\circ}$	> 35°
风化厚度 F12/mm	0.11	<5.0	5.0~10.0	10.0~15.0	> 15.0
地质构造 F13	0.04	<5.0	5.0~10.0	10.0~15.0	
地貌类型 F14	0.08	—	侵蚀至溶浊垄丘谷	高丘侵蚀至剥蚀	中低山地构造至侵蚀
地质岩层组 F15	0.08	粉质黏土以 及沙土等	变粒坚硬岩组、较硬岩灰 以及石英岩等	坚硬中厚砂岩、 页岩等	坚硬块状花岗岩等
灾害发育状况 F21/(处/km ²)	0.16	<0.05	0.05~0.20	0.20~0.05	> 0.5
地区长年降雨 F31/(mm)	0.12	$<\!\!1 600$	$1\ 600\!\sim\! 1\ 700$	1 700-1 800	> 1 800
人类活动 F32	0.11	弱	较弱	一般	强烈
风力 F33	0.10	1级至2级	3级至5级	6级至7级	8级以上
温度 F34	0.08	<0 ℃	0 °C ~12 °C	13 °C ~20 °C	21 °C ~ 35 °C







图 7 多种方案预测结果比较

在降雨量为120 mm 时,实际灾害数为81处,3种预测结 果均偏高,研究模型、综合指数法以及模糊数学法预测结 果分别为 89 处、121 处与 143 处,研究模型预测数更接近 于真实灾害数量,而综合指数法以及模糊数学法整体预测 误差偏大。综合比较来看,研究模型平均预测准确度为 93.68%,综合指数法与模糊数学法分别为 84.86% 与 72.65%。此外,将A区域连续多日累计降雨量数据作为模 型输入,采用研究模型分析 A 区域连续多日累计降雨量与 地质灾害间的关系,实验结果如图8所示。

图 8 为 A 区域多日累计降雨量与地质灾害发生数的关 系结果。根据预警模型统计分析结果来看,当累计降雨量 数值增大到某个数值范围时,该区域内地质灾害数量将呈 现明显的递增区域。降雨量在 50 mm 时,该地区崩塌、滑坡



图 8 累计降雨量与地质灾害关系分析

以及泥石流数量均在10处以内,当累计降雨量达到70 mm 时,崩塌、滑坡数明显增加,分别为20处与9处。同时, 随着累计降雨量的进一步增加,该区域土壤将面临持续饱 和现象,进一步扩大崩塌、滑坡以及泥石流灾害发生的可 能性。当累计降雨量达到 230 mm 最大值时, A 区域崩塌、 滑坡以及泥石流数量分别为120处、78处与60处,而降雨 量在 210 mm 时, 3 种地质灾害数分别为 104 处、60 处与 43 处,降雨量在 210 mm 到 230 mm 之间灾害数量呈现一个高 速增长态势,说明在该降雨量范围土壤以及山体其风险已 经达到临界值,进一步加剧了地区灾害风险。此外,根据 地质灾害曲线还发现,累计降雨量达到150 mm,该区域泥 石流、崩塌以及滑坡数量明显增长,说明累计降雨量超过 150 mm,该区域就会出现群发地质灾害。最后,对研究区 域主要行政区域灾害情况进行评估,如图9所示。



图 9 为研究地区灾害发生预测结果,其中地区 1、地区 3、地区4、地区5、地区7地区具有较高的崩塌灾害出现风 险,预测的崩塌数均超过100处。而地区2与地区6具有较 高的滑坡风险,两个地区滑坡预测数量均超过20处,地区 2 滑坡为 58 处,地区 6 为 21 处。由数据分析来看,不同地 区在灾害特点分布上有明显的特点,与研究地区地质特点 相吻合,同时与降雨量有密切联系。因此,根据最终的预 测分析结果, 高风险区需要做好人员疏散与地质风险监测 工作,根据对地区风险监测情况做好风险应对工作,以降 低地质灾害影响。具体工作如下:1)对于地质灾害高危区 域,该地区需要做好民众疏散、食物保障、人员安置等工 作;2) 对于明确有灾害即将发生区域,需要在灾害前期做 好地质勘测,对具有较高风险区域做好排除灾害工作; 3)加强风险地区地质、环境检测,采用气象卫星、低空无 人机以及遥感监测等技术,对高危地质灾害区进行实时地 质气象信息监测。监测该地区 24 小时内的区域地质气象数 据,随时预报灾害发生的可能性;4)做好地区内灾害信息 播报,包括如手机、电视、短信等途径,发布地区自然灾 害预警,提醒地区民众做好灾害防范以及财产保护工作; 5)此外,对于地质区河流、水库等地,做好防洪防涝措 施,以将灾害降到最低,避免人员财产损失。

3 结束语

近年来,随着极端天气、人类活动等因素增加,长白 县地区地质灾害呈现上升趋势。为了有效降低地质灾害风 险,确保民众生命财产安全。研究对该地区历年地质数据 资料展开研究,通过对研究地区地质时空分布特征的分析, 明确地质特征与自然灾害间的关联。最后采用 AHP 法与专 家法构建研究地区地质灾害气象预警预报模型,从而实现 对研究地区地质风险的监测与预报。结果分析中,风化厚 度、地形坡度、地区常年降雨是引起地质灾害主要影响因 素之一。在多种方法预测结果比较中,研究模型在较降水 A 区域以及一般降水 B 区域均有较高的灾害风险预测性能, 平均预测准确度为 93.68%, 而综合指数法与模糊数学法分 别为 84.86% 与 72.65%。同时,进一步对研究区灾害风险 程度进行预测,其中地区1、地区3~地区5、地区7均具 有较高的崩塌灾害出现风险,这些地区可能出现崩塌灾害 数量均超过 100 处。同时对研究区域滑坡风险预测显示, 地区2与地区6具有较高的滑坡风险,两个地区可能发生滑 坡灾害风险均超过20处。由此可见,研究所提出的灾害预 警预报模型具有出色的应用效果。同时,预测灾害风险较 高地区需要做好及时的人员疏散与灾害预防工作,确保地 区民众生命财产安全。不过研究也存在不足, 仅考虑地区 单日降水情况,并未对多个时期累计降水进行深入分析, 后期有待分析更多降水资料,提高对地质灾害的预防监测 效果。

参考文献:

- [1] 万佳威,褚宏亮,李 滨,等.西藏嘉黎断裂带沿线高位链式 地质灾害发育特征分析 [J].中国地质灾害与防治学报, 2021,32 (3):51-60.
- [2] CHEN J, WANG Z, CHEN W, et al. The influence of the selection of non-geological disasters sample spatial range on the evaluation of environmental geological disasters susceptibility: a case study of Liulin County [J]. Environmental Science and Pollution Research, 2023, 30 (15): 44756 - 44772.
- [3]杨 寅,包红军,徐成鹏.地质灾害气象风险预警实时检验客
 观工具关键技术及应用 [J]. 气象科技,2021,49 (2):291-296.
- [4] ZHANG J, WANG J, CHEN S, et al. Multi-hazard meteoro-

logical disaster risk assessment for agriculture based on historical disaster data in Jilin Province, China [J]. Sustainability, 2022, 14 (12): 7482-7486.

- [5] YAO C, LI Y, HE Y, et al. Thinking on effective methods of successful prediction of geological hazards in shaanxi, china
 [J]. International Journal of Geosciences, 2023, 14 (3): 271 289.
- [6] GUO X D, LIU Q, ZHANG H R, et al. Harmful evaluation of heavy metals from soil layer to the groundwater: take the jilin hunchun basin as an example [J]. China Geology, 2024, 7 (1): 116 - 124.
- [7]李 成,高 帅,于宁宇,等.陕西省地质灾害气象预报预警指标研究[J].灾害学,2023,38 (3):82-86.
- [8] 陈春利,方志伟.福建省地质灾害气象预警有效降雨模型研究[J].地质力学学报,2023,29 (1):99-110.
- [9] 彭 亮,田 浩,杜文学.青海东部突发性地质灾害降雨预警
 研究 [J].西北师范大学学报(自然科学版),2022,58(6): 9-12.
- [10] CHEN Y, ZHANG Y, ZHANG H, et al. Extreme temperatures affect NDVI in Karst ecological fragile area [J]. Theoretical and Applied Climatology, 2024, 155 (3): 2017 - 2029.
- [11] GAN F, DIAO X, TAN K, et al. An evaluation of the use of IMERG products for representing drought in a typical rocky karst region experiencing rocky desertification in Guangxi, China [J]. Remote Sensing Letters, 2022, 13 (11): 1100 - 1109.
- [12] CHEN X, JIANG H, CHENG H, et al. Application of correlation analysis based on principal components in the study of global temperature changes [J]. Iranica Journal of Energy & Environment, 2023, 14 (4): 336-345.
- [13] WANG Y, ZHAI J, GAO G, et al. Risk assessment of rainstorm disasters in the guangdong-hong kong-macao greater bay area of china during 1990-2018 [J]. Geomatics, Natural Hazards and Risk, 2022, 13 (1): 267 - 288.
- [14] KONG C, LI Y, DONG K, et al. Landslide susceptibility assessment in Qinzhou based on rough set and semi-supervised support vector machine [J]. Earth Science Informatics, 2023, 16 (4): 3163-3177.
- [15] CHEN Y, SONG R, LI P, et al. Spatiotemporal distribution, sources apportionment and ecological risks of PAHs: a study in the wuhan section of the yangtze river [J]. Environmental Geochemistry and Health, 2023, 45 (10): 7405 - 7424.
- [16] 张像源. 基于 GIS 和 GDAL 的地质灾害汛期风险预警产品信息自动化生成算法的构建与实现 [J]. 中国地质灾害与防治学报,2022,33 (5):76-82.
- [17] 刘胜杰,黄振利,杨 磊,等.山地地理测绘勘探中反射式 激光雷达回波特征优化监测研究 [J]. 计算机测量与控制, 2023,31 (10):299-305.
- [18] YANG C, ZHANG H, LI X, et al. Analysis of spatial and temporal characteristics of major natural disasters in china from

2008 to 2021 based on mining news database [J]. Natural Hazards, 2023, 118 (3): 1881-1916.

- [19] 陶星宇,柳锦宝,黄志刚,等.林芝市公路地质灾害易发性 区划及气象预报模型[J].水土保持通报,2022,42 (2): 195-202.
- [20] 石晓栊,赵统永,王耀忠,等. 基于大数据应用的地质灾害数据存储策略 [J]. 计算机测量与控制,2023,31 (6):156-161.
- [21] 李万林,周英帅. 基于 D-InSAR 技术的地质灾害和监测预警 [J]. 测绘工程, 2021, 30 (1): 66-70.
- [22] LI J, WANG Y, CHEN A, et al. Construction and empirical testing of comprehensive risk evaluation methods from a multidimensional risk matrix perspective: taking specific types of natural disasters risk in china as an example [J]. Natural Hazards, 2023, 117 (2): 1245 - 1271.
- [23] 仲跻文. 基于三维定位技术的水文地质测绘方法研究 [J].

- (上接第 250 页) [10] REN S, HE K, GIRSHICK R, et al. Faster R-CNN: towards
- realtime object detection with region proposal networks [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2016, 39 (6): 1137 - 1149.
- [11] REDMON J, DIVVALA S, GIRSHICK R, et al. You only look once: Unified, realtime object detection [C] //Proceedings of the IE EE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2016: 779 - 788.
- [12] REDMON J, FARHADI A. YOLO9000: better, faster, stronger [C] //Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2017: 7263 - 7271.
- [13] REDMON J, FARHADI A. Yolov3: An incremental improvem-ent [J]. ArXiv Preprint ArXiv: 1804.0276 7, 2018: 231-236.
- [14] BOCHKOVSKIY A, WANG C Y, LIAO H Y M. Yolov4: Optimal speed and accuracy of object detection [J]. ArXivpreprint ArXiv: 2004.10934, 2020; 29-45.
- [15] ADAVANNE S, PARASCANDOLO G, DROSSOS K, et al. Convolutional recurrent neural networks for bird audio detection [J]. ArXiv Preprint ArXiv: 1703.023 17, 2017: 1794 - 1798.
- [16] LIU M, WU W, GU Z, et al. Deep learning based on batch normalization for P300 signal detection [J]. Neurocomputing, 2018, 275: 288-297.
- [17] O'SHEA T, ROY T, CLANCY T C. Learning robust general radio signal detection using computer vision methods [C] // 2017 51st Asilomar Conference on Signals, Systems, and Comp-uters, IEEE, 2017: 829-832.
- [18] CHENG T, LIU C H, DING W R. Weak signal detection based on deep learning [C] //Proceedings of the 2019 4th International Conference on Multimedia Systems and Signal Processing, 2019: 114 - 118.

- 计算机测量与控制, 2022, 30 (4): 197-201.
- [24] YUANGUI P A N, ZHONGGENG W U, DONG S U N, et al. Analysis on the distributive characteristics and causes of the geological disasters induced by the "8 • 8" heavy rainstorm in qu county, sichuan province [J]. The Chinese Journal of Geological Hazard and Control, 2022, 33 (4): 125-133.
- [25] AZADI H, BARATI A A, NAZARI NOOGHABI S, et al. Climate-related disasters and agricultural land conversion: towards prevention policies [J]. Climate and Development, 2022, 14 (9): 814-828.
- [26] GóMEZ D, GARCíA E F, ARISTIZáBAL E. Spatial and temporal landslide distributions using global and open landslide databases [J]. Natural Hazards, 2023, 117 (1): 25 - 55.
- [27] 陈乔松,郭俊平,梁红兵,等. 基于改进 AHP-PSO 的三模 盾构掘进模式地质适应性研究 [J]. 科学技术与工程,2023, 23 (36): 15673-15681.
- [19] HOWARD A, SANDLER M, CHU G, et al. Searching for mobilenetv3 [C] //Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision, 2019: 1314 - 1324.
- [20] LIU S, HUANG D, WANG Y. Learning spatial fusion for singleshot object detection [J]. ArXiv Preprint ArXiv: 1911. 09516, 2019: 1-10.
- [21] WANG C Y, LIAO H Y M, WU Y H, et al. CSPNet: A new backbone that can enhance learning capability of CNN [C] // Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops, 2020; 390 - 391.
- [22] HE K, ZHANG X, REN S, et al. Deep residual learning for image recognition [C] //Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2016: 770-778.
- [23] LIN T Y, DOLLÁR P, GIRSHICK R, et al. Feature pyramid networks for object detection [C] //Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2017: 2117 - 2125.
- [24] LI H, XIONG P, AN J, et al. Pyramid attention network for semantic segmentation [J]. ArXiv Preprint ArXiv: 1805. 10180, 2018: 1-13.
- [25] HOWARD A G, ZHU M, CHEN B, et al. Mobilenets: efficient convolutional neural networks for mobile vision applications [J]. ArXiv Preprint ArXiv: 1704.04861, 2017: 1-9.
- [26] HOWARD A, ZHMOGINOV A, CHEN L C, et al. Inverted residuals and linear bottlenecks: Mobile networks for classifycation, detection and segmentation [C] //Proc. CVPR, 2018: 4510-4520.
- [27] HU J, SHEN L, SUN G. Squeeze-and-excitation networks [C] //Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2018, 7132 - 7141.
- [28] KINGMA D P, BA J. Adam: A method for stochastic optimization [J]. ArXiv Preprint ArXiv: 1412.6980, 2014: 1-15.