李明,张丽,熊启华,等.2024.基于有效降雨的武汉市地质灾害易发性动态评估方法及其应用[J].暴雨灾害,43(5):572-579. LI Ming, ZHANG Li, XIONG Qihua, et al. 2024. A dynamic assessment method of geological disaster susceptibility and its application based on effective rainfall in Wuhan City [J]. Torrential Rain and Disasters,43(5):572-579 (in Chinese). doi:10.12406/byzh.2023-059

基于有效降雨的武汉市地质灾害易发性动态评估方法及其应用

李明[1],张丽[1],熊启华[2],袁凯[1],黄钟吕[3]

(1. 武汉市气象台,武汉 430040;2. 湖北省地质环境总站,武汉 430034;3. 武汉市气象局机关服务中心,武汉 430040)

摘　要:降雨等地质灾害诱(触)发耦合因素是地质灾害发生的充分条件。利用2016—2022年武汉市地质灾害数据、降雨实况网格数据以及地质环境基础等资料,采用聚类分析、多元回归等方法,对武汉市地质灾害分布特点及其与强降雨的关系进行研究,并使用多源数据融合、机器学习等方法对地质灾害易发性进行动态评估。结果表明:武汉市约76.49%的地质灾害由降雨诱发,武汉地质灾害强降雨影响期为13 d,在影响期内发生地质灾害的可能性高达87.69%。基于有效降雨量的武汉市地质灾害气象风险预测模型,通过引入最新的地质灾害发生情况、地质环境和雨量信息等数据,可实现地质灾害易发性分区的动态评估,24 h平均准确率可达79.51%,在2022年地质灾害预测应用中识别率达90%,具有较好的地质灾害预测能力。

关键词:地质灾害;预测模型;动态评估;机器学习

中图分类号:P429　　**文献标志码:** A　　**DOI:** 10.12406/byzh.2023-059

A dynamic assessment method of geological disaster susceptibility and its application based on effective rainfall in Wuhan City

LI Ming[1], ZHANG Li[1], XIONG Qihua[2], YUAN Kai[1], HUANG Zhonglü[3]

(1. *Wuhan Meteorological Observatory, Wuhan* 430040; 2. *Hubei Geological Environment Monitoring Station, Wuhan* 430034; 3. *Internal Service Centre of Wuhan Meteorological Bureau, Wuhan* 430040)

Abstract: The coupling factors of geological hazards such as rainfall are sufficient conditions for the occurrence of geological hazards. In this study, the distribution characteristics of Wuhan's geological disasters and their relationship with heavy rainfall by cluster analysis were investigated using multiple regression and other methods, based on Wuhan's geological disaster data, rainfall live grid data, and geological environment foundation during 2016-2022. Meanwhile, multi-source data fusion, machine learning, and other methods were employed to dynamically assess the vulnerability of geological disasters. The results are as follows. About 76.49% of geological disasters in Wuhan are induced by rainfall. The impact period of heavy rainfall on geological disasters in Wuhan is 13 days, and the possibility of geological disasters during the impact period is as high as 87.69%. A meteorological risk prediction model for geological disasters in Wuhan based on effective rainfall was established. This model can achieve a dynamic assessment of geological disaster-prone zoning by introducing the latest geological disaster occurrence, geological environment, and rainfall information. The 24-hour average accuracy rate can reach 79.51%. In the application of geological disaster prediction in 2022, the recognition rate reaches 90%, which shows good geological disaster prediction capabilities.

Key words: geological hazard; prediction model; dynamic assessment; machine learning

引 言

地质灾害是由于地质作用使地质自然环境恶化,造成人类生命财产毁损及人类赖以生存的资源、环境严重破坏(张梁,1994)。一般来说,地质灾害是地质因素、诱发条件和承灾对象共同作用的结果,其主要影响因素可归纳地质环境因素、诱(触)发耦合因素和历史因素三类(董元,2019)。其中地质环境因素属于主控因素,包括地质构造、地层岩性等,是地质灾害发生的前提和基础(王东辉等,2016);诱(触)发耦合因素为

收稿日期: 2023-03-30;**定稿日期:**2024-02-25

资助项目: 武汉市知识创新专项(2022022101015009);武汉市气象局重点项目(WHZ202201)

第一作者: 李明,主要从事天气预报及气象服务工作。E-mail: xgleem@sohu.com

通信作者: 张丽,主要从事气象服务工作。E-mail: 165525715@qq.com

© Editorial Office of *Torrential Rain and Disasters*. OA under CC BY-NC-ND 4.0

突发的触动因素，主要包括地震、降雨和人类活动，是地质灾害发生的充分条件(章诗芳等，2017)；历史因素为历史上区域内地质灾害发生分布密度、发生频率等，用以推断未来灾害发生、发展的趋势(陈珂等，2017)。

地质灾害分析预测常见的工作流程为通过灾害调查和相应的计算得到相应范围内的地质灾害区划，再通过对此区域前期降雨频率(王高峰等，2020)、降雨强度(张长城等，2020)以及雨型特征(王建洪等，2020)等要素来分析预测地质灾害发生的风险和灾害损失。此类研究一般面向山区(Baranoková and Baranok，2019)、大型水库库区(Du et al.，2017；徐锦宏等，2022)等具有特殊自然地理环境和地质构造背景的地质灾害多发、频发区，通常采用统计方法对历史或实况监测资料进行分析，并未考虑到环境等因素的变化，或者直接运用已有的经验性指数来进行统计分析(姚涛等，2022)。此类研究本质上是一种静态的研究，忽略了地质环境的变化及这些变化对地质灾害可能造成的影响。这种方式可以用于山区等人类活动相对较少的环境，但不适用于城市及周边地区地质灾害的研究。

随着地质灾害风险调查工作的不断强化、优化及监测技术的不断完善，不同规模和类型的监测，如地质调查及气象、水文、环境监测等，形成了系列化的数据资源(邵芸等，2022)。各种多源数据融合和机器学习方法逐渐在地质灾害分析和预报方面得到研究，多种模型算法被应用于区域地质灾害易发性(王赫生等，2020)、危险性评价(方然可等，2021)，并已取得了较好的效果。不足之处在于，各方法或模型是针对特定地质环境开展研究，其成果具有较强的区域性，在使用实时数据自动适应最新区域环境特征开展动态分析等功能方面还有所欠缺(王丽丽等，2016)。如何让具有综合性、高时效性、高精度的各类监测数据在地质灾害监测、识别、预报等方面得到更好的应用，是当前地质灾害防治工作面临的一个主要问题(杨强根等，2020)。

武汉地处华中腹地，位于长江汉江交汇处及江汉平原与大别山区丘陵、山地的交接地带，是一个地壳相对稳定的地区，但由于武汉境内不仅有古河道、古湖泊的分布，也有现代的填湖造地，地质构造比较复杂。随着武汉市城市建设发展速度加快，城区范围扩张，在人类工程活动强度增加和极端强降雨情况增多的情况下，开展地质灾害监测预警工作尤为重要。目前针对武汉市地质灾害的相关研究多是应用历史资料针对特定地质环境开展的静态研究，其成果具有较强的局限性，随着环境气候变化和社会经济发展，地质灾害风险也随之呈现动态变化，单一的静态研究已经不能满足实际需要；同时，未来的风险是基于历史状态统计规律和当前状态，顺应未来发展趋势变化的(黄崇福，2015)，故风险动态评价研究是具有必要性和可行性的。本文尝试对地质、气象等历史、实况监测数据进行数据挖掘和多源数据融合分析，结合机器学习开展以数据驱动的武汉市地质灾害易发性动态评估方法研究，以适应地质灾害精细化快速预警预报需求，为武汉市地质灾害气象风险精细化网格预报预警提供更为科学的依据。

1 资料说明和研究方法

1.1 资料说明

本文使用的滑坡、崩塌等地质灾害历史数据根据武汉市自然资源和规划局提供的2016—2022年武汉市年度地质灾害应急处置情况汇总表和地质灾情统计表中的地质灾害发生时间、地点、灾害类型等数据统计而来，其灾情记录均为地质部门及相关单位应急调查和现场勘察得到，并已经过审核整编。由于地质灾害调查结果表明武汉市地质灾害大多数规模较小，且本文主要目的是分析地质灾害发生时段各影响因素特征，故统计中只考虑是否发生地质灾害，不区分其实际发生规模。因此，本文地质灾害统计数据不适用于武汉地质环境的评价。

在武汉市范围(113.6—115.2°E，29.8—31.4°N)内，以0.01°经、纬度为步长，划分得到160×140个间距约为1 km (0.01°经度×0.01°纬度，在中纬度地区约为1 km，下同)的网格(刘威和欧阳霖，2023)。降雨量实况数据选择此范围内19个国家气象站和510个区域气象站月观测数据报表中提取的逐日降雨量资料(已经过质控)，统计时段为地质灾害发生前一日20时(北京时，下同)至当日20时，数据源于武汉市气象局。降雨量实况网格数据采用克里金(Kriging)方法插值生成，预报数据采用武汉市精细化预报业务系统产品。

1.2 研究方法

主要采用多源数据融合结合机器学习的方法开展研究。多源数据融合方法主要采用带有噪声基于密度的空间聚类算法(Density-Based Spatial Clustering of Application with Noise，DBSCAN)(Huang et al.，2011)对地质灾害历史数据进行分析；采用多因子确定性模型，选取地形地貌、岩土体类型、坡度、地质构造等作为影响因子分析地质环境因素；结合前期降雨实况、当日降雨(预报)数据，采用决策树机器学习、多元回归等方法来构建地质灾害气象风险预测模型(袁凯等，2023)。

1.2.1 DBSCAN密度聚类

使用DBSCAN密度聚类方法，根据地质灾害历史记录，计算分析地质灾害的空间分布。DBSCAN密度聚类是一种基于密度的聚类算法(Huang，2011)，其基

本思想是通过计算每个数据点的密度，从而将其聚类成不同的簇。密度聚类算法通过Eps和MinPts两个参数进行调试。

Eps参数调试，即指定数据点之间的最大距离，从而决定数据点聚类的结果。Eps邻域的取值越大，数据点之间的距离越大，聚类结果越不准确；反之，Eps邻域的取值越小，数据点之间的距离越小，聚类结果越准确。MinPts参数调试，即给定的点的邻域附近最少有多少点，通过寻找邻近点开始聚类，各种形状的簇都可以被识别，过于孤立的点和离其他点太远的点则会被分配到一个特殊的异常值簇。这些独特的属性使DBSCAN算法适合对点数据进行聚类。

1.2.2 多因子确定性模型

结合武汉市地质灾害发生的地质环境基础、地质灾害历史发生情况，选取与崩塌、滑坡、泥石流等地质灾害发生最为密切的要素，如地形地貌、岩土体类型、坡度、地质构造等，作为影响因子进行分析。因各类数据在计量单位、存储格式等方面有较大的差异，采用确定性系数模型完成因子量化(刘艳辉等，2015)，具体表示为

$$C_{\mathrm{F}}=\begin{cases}\dfrac{P_{\mathrm{a}}-P_{\mathrm{s}}}{P_{\mathrm{a}}\left(1-P_{\mathrm{s}}\right)} & \left(P_{\mathrm{a}}<P_{\mathrm{s}}\right)\\ \dfrac{P_{\mathrm{a}}-P_{\mathrm{s}}}{P_{\mathrm{s}}\left(1-P_{\mathrm{a}}\right)} & \left(P_{\mathrm{a}}<P_{\mathrm{s}}\right)\end{cases} \tag{1}$$

式中，C_{F}为确定性系数。P_{a}为事件(地质灾害)在数据a类中发生的条件概率，应用时为数据a中存在的地质灾害个数与数据a类面积的比值；P_{s}为地质灾害在整个研究区中发生的先验概率，可以表示为整个研究区的地质灾害个数与研究区面积的比值。C_{F}为无量纲数，变化区间为[-1，1]，正值代表事件发生确定性的增长，即地质灾害发生的确定性高；负值代表事件发生确定性的降低，即地质灾害发生的确定性低；C_{F}值接近于0，说明确定性居中，不能确定地质环境的优劣。

采用确定性系数开展因子量化的基本设定是，在具备已知发生地质灾害地区的相似环境条件(相同地质灾害影响因子)时，未来本区有可能发生类似的地质灾害。

1.2.3 决策树算法

采用决策树算法对影响地质灾害的多种因子进行综合分析并得到预测结论。决策树算法是数据挖掘领域的核心分类算法之一，其中ID3 (Interactive Dichotomic 3)算法通过选择最优特征来划分数据集(Visani et al.，2011)，构造的决策树平均深度较小，分类速度较快，在机器学习进行分类和预测等方面已得到广泛应用。

ID3算法在选择重要特征时利用了信息增益的概念，即设S为一个包含s个数据样本的集合，对应于其类别m个不同的属性值C_i，$i\in(1,2,\cdots,m)$。令s_i为类别C_i的样本个数，则对一个给定的样本分类所需的期望信息(I)为

$$I\left(s_1,s_2,..,s_m\right)=-\sum_{i=1}^{m}P_i\log_2(P_i) \tag{2}$$

式中，$P_i=s_i/s$，为任意样本属于C_i的概率。用属性A(V个不同取值)将S划分为V个子集$\{\mathrm{S}_1,\mathrm{S}_2,..,\mathrm{S}_v\}$，$\mathrm{S}_j$中的样本在属性A上的取值为$a_j$。设$s_{ij}$是子集$\mathrm{S}_j$中类别$C_i$的样本数，对于给定的子集$\mathrm{S}_j$在属性A上的信息增益($G_{\mathrm{ain}}$)为

$$G_{\mathrm{ain}}(A)=I\left(s_1,s_2,..,s_m\right)-\sum_{j=1}^{v}\frac{s_{1j}+s_{2j}+\ldots+s_{mj}}{s}I\left(s_{1j},s_{2j},..,s_{mj}\right)$$

计算每个属性的信息增益，具有最高信息增益的属性选作给定集合$2^{n-1}-1$的测试属性。以此创建一个结点，并以该属性标记，对属性的每个值创建分枝，并据此划分样本。

1.2.4 有效降雨量

武汉市多数地质灾害具有突发性强、持续时间短的特点，持续时间一般为数分钟或数小时，为方便描述，定义降雨统计时段在武汉市行政区域范围内发生1处或多处地质灾害的为1个地质灾害日，发生地质灾害的地点称为地质灾害点。地质灾害日及其前期若干统计日内的降雨量称为有效降雨量。为了提高数据有效性，定义统计日1个及以上国家气象站或3个及以上区域气象站雨量达到50 mm及以上的为1个强降雨日，强降雨日至其后地质灾害发生的时间段，称为此次强降雨的地质灾害影响期(以下简称影响期)，日数记为N，为有效降雨日数(即影响期长度)。

有效降雨量(R_{c})为统计时段内逐日降雨量与对应有效降雨系数的乘积和，计算方法为

$$R_{\mathrm{c}}=R_0+\sum_{i=1}^{N}k_i\times R_i \tag{4}$$

式中，R_0为当日降雨量实况，实际应用中可取当日24 h预报雨量；N为有效降雨日数，一般取值7~15 d；R_i为N日内第i天的雨量实况；k_i为有效降雨衰减系数，一般起报日当天k_0=1，第i天雨量的权重系数(王仁乔等，2005)递减，可取为定值0.8，或按下式计算

$$k_i=(N-i)/N \tag{5}$$

1.2.5 动态预测模型检验标准

动态预测模型按照以下标准进行检验：预报无且预报区域未出现地质灾害为正确；预报有且对应区域内出现地质灾害为正确；预报有但区域内未出现地质灾害为空报；预报无但实际出现地质灾害，或预报有

但地质灾害出现在区域范围外，则记为漏报。

2 地质灾害易发性分区

地质灾害易发性分区是地质灾害易发性评价的主要内容。地质灾害易发区是指具备地质灾害形成的环境条件，可能或容易产生地质灾害的区域。根据研究区域环境特征、历史地质灾害数据提取区域内对地质灾害发生有影响的评价因子，通过空间分析、时空数据挖掘等理论方法(董元，2019)和模型，可以开展研究区域地质灾害易发性分区并应用于地质灾害预测(Thakur et al.，2012；周帆，2020)。通过地质灾害隐患点的核查，同时对地质环境和历史因素进行易发性分区，最后综合形成武汉市地质灾害易发性分区。

2.1 地质灾害隐患点

统计可得，截止2022年底经核查的武汉市地质灾害隐患点共有50处，灾害类型主要有滑坡、崩塌、地面塌陷、泥石流和不稳定斜坡等5种(表1)，其中地面塌陷数量最多，占比34%，其次为滑坡，占比30%，泥石流隐患点相对较少。

表1 2016—2022年武汉市地质灾害隐患点统计

Table1 Statistics of potential locations of geological hazards in Wuhan during 2016–2022

灾害类型	数量/处	占比/%
滑坡	15	30
崩塌	7	14
地面塌陷	17	34
泥石流	2	4
不稳定斜坡	9	18
合计	50	100

图1给出武汉市这50处地质灾害隐患点及周边地形的空间分布，可见地质灾害隐患主要分布在长江、汉江沿线及两江交汇处人口密集的中心城区，西北部姚家山、云雾山和东北部将军山等山区，以及南部汤逊湖至梁子湖等湖区及周边。结合地质灾害资料分析可知，武汉市地质灾害分布主要受地质、地貌条件影响，总体呈点状分布于市域内，这与涂婧等(2019)的研究结论一致。

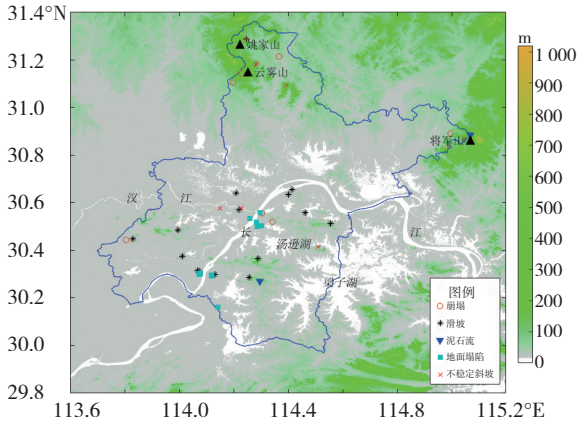


图1 2016—2022年武汉市50处地质灾害隐患点及周边地形(填色)的空间分布

Fig. 1 Space distribution of 50 potential locations of geological hazards and surrounding topographic (shaded) of Wuhan during 2016–2022

2.2 基于历史因素的地质灾害易发性分区

分析可知，2016—2022年武汉市发生地质灾害268处(图2a)，其中滑坡、崩塌、泥石等斜坡类地质灾害共220处，占比82.09%，地面塌陷灾害48处。考虑武汉市地质灾害实际发生规模和自动雨量站分布密度，经验证后Eps取值3 km，MinPts取值1，采用DBSCAN密度聚类计算得到基于历史因素的武汉市地质灾害易发性(R_h)，根据地质灾害发生时实际情况，取R_h阈值为0、5、10、15，分别对应不易发区和低、中、高易发区，得到基于地质灾害历史因素的易发性分区图(图2b)。可

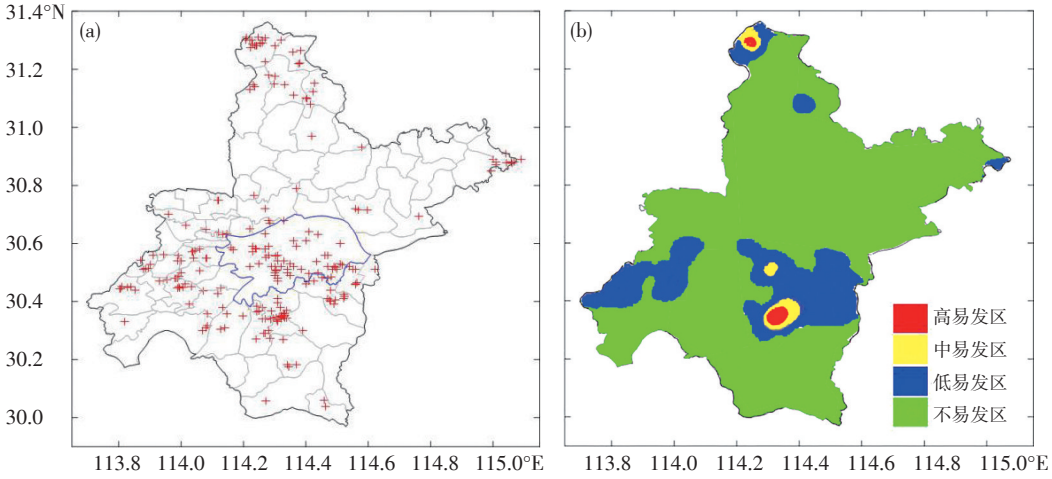


图2 2016—2022年武汉市地质灾害("+")的空间分布(a)和基于历史因素的地质灾害易发性分区图(b)

Fig. 2 The (a) spatial distribution of geological disasters ("+") and (b) zoning map of susceptibility based on historical factors of geological disasters in Wuhan during 2016–2022

见近年来武汉市地质灾害集中在北部山区、中心城区和周边新城区的人口密集区域以及南边平原湖区。

2.3 基于地质环境因素的地质灾害易发性分区

根据武汉市地质灾害调查结果，结合武汉市地质灾害发生的地质环境基础、地质灾害历史实况，经武汉地质部门筛选后，确定纳入分析范围的因子为地形地貌、地震烈度、工程岩组、地质构造、坡度、水系、道路交通，其中坡度因子利用数字高程模型(Digital Elevation Model，DEM)数据生成(徐贵来，2016)。对以上因子分别采用式(1)计算确定性系数C_F，叠加后得到基于地质环境的武汉市地质灾害易发性(R_e)分区(分区标准来源与武汉市自然资源与规划局内部报告)，根据地质灾害易发性程度由高到低依次为高易发区、中易发区、低易发区、不易发区(表2)。主要地质灾害为地面塌陷和斜坡类地灾两种类型。

表2 基于地质环境因素的武汉市地质灾害易发性(R_e)分区

Table 2 Zoning for geological hazards based on geological environment factors in Wuhan

类型	不易发区	低易发区	中易发区	高易发区
地面塌陷	$R_e<0.1$	$R_e\in[0.1,1.5)$	$R_e\in[1.5,1.8)$	$R_e\geqslant1.8$
斜坡类地灾	$R_e<2.5$	$R_e\in[2.5,4.0)$	$R_e\in[4.0,6.0)$	$R_e\geqslant6.0$

武汉市国土面积8 569.15 km²，其中水域面积约2 205 km²。网格划分时虽武汉境内扣除江河湖库等水体(不计算其地质灾害风险)，但受行政边界、水体边界网格的影响，市域范围内实际有效计算网格数为9 244个。计算结果表明，武汉市地质灾害高易发区网格数55个，占比约为0.59%；中易发区网格数1 454个，占比约为15.73%；低易发区网格数2 151个，占比约为23.27%；不易发区网格数5 584个，占比为60.41%。由网格绘制的易发性分区图(图3)可知，基于地质环境因素的武汉市地质灾害高易发区主要位于汉阳和武昌城区的临江区域，中易发区主要位于黄陂北部山区和南部江夏湖区周边。对比图2可知，近年来发生在不易发区的地质灾害占比仅约14.9%，说明基于地质环境因素的地质灾害易发性分区对于地质灾害的发生有较好的指示意义。

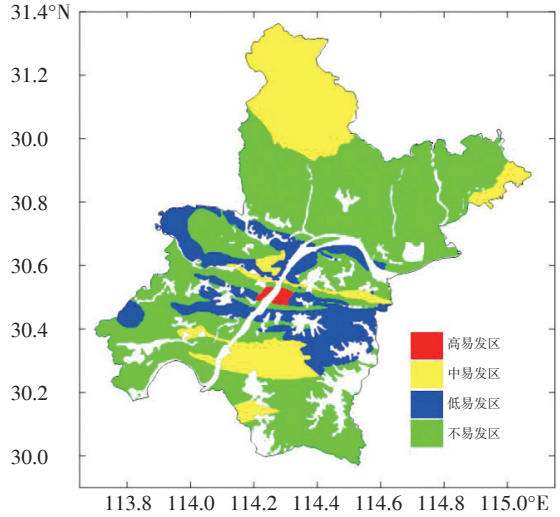


图3 2016—2022年基于地质环境因素的武汉市地质灾害易发性分区图

Fig. 3 Zoning map of geological hazard vulnerability based on geological environmental factors in Wuhan during 2016–2022

3 易发性动态评估方法及应用

3.1 不同阈值有效降雨量的统计

2016—2022年武汉市共有70个强降雨日，其中有57个强降雨日在其影响期内共计出现145处地质灾害，另有30处地质灾害前期虽然没有强降雨出现，但也有连续降雨。强降雨日与随后的地质灾害日平均间隔2.4 d，最长为13 d。综合分析选取N=15、k=0.8，参照中国气象局现行24 h降雨量级的标准，采用式(4)计算得到2016—2022年武汉268处地质灾害的有效降雨量(R_e)结果(表3)。可见地质灾害前有明显降雨($R_e\geqslant$10 mm)次数合计205次，占比76.49%；而$R_e\geqslant$50 mm只有105次，占比仅为39.18%。值得注意的是，表3中$R_e\geqslant$50 mm强降雨后出现的105处地质灾害中有101处核查为斜坡类灾害；统计强降雨日与随后的地质灾害日平均间隔2.4 d，最长为13 d，强降雨发生后当日和次日出现地质灾害的频数明显高于其他时段，合计占比达53.8%。此处虽然强降雨后24 h内出现地质灾害的只有18 d，但诱发了56处地质灾害。

表3 2016—2022年武汉市268处地质灾害在不同降雨量级下的的有效降雨量(R_e)次数和占比

Table 3 The number and proportion of effective rainfall for 268 geological disasters in Wuhan at different rainfall levels during 2016–2022

降雨量级/mm	R_e次数	R_e占比%
<10	63	23.51
[10, 25)	65	24.25
[25, 50)	35	13.06
[50, 100)	43	16.04
[100, 200)	25	9.33
≥200	37	13.81

综上，由降雨诱发的武汉地质灾害多为斜坡类灾害，且在强降雨后0～3 d内出现的可能性最大。其影响机制一般为强降雨、持续降雨(王芬等，2023；谢五三等，2023)条件下地表径流和雨水渗入后沿岩土接触面流动，对表层土壤进行浸润、软化、冲刷，雨水入渗改变土壤/岩层含水量导致其粘度或力学强度以及地下水含量发生较大的变化，岩层内的孔隙水压力以及动水压力不断增大，导致土壤、岩层中维持稳定的关键部位被破坏，结合一定的外因(如人类活动等)作用，从

而导致地质灾害发生。

3.2 动态预测模型的构建

针对各类地质灾害通过区域调查、灾害信息采集、实时动态监测、灾害分析与评价等途径获取到信息的特点，规划整合各类信息资源并导入数据库，结合空间聚类和多因子确定性模型实时生成R_h、R_e和R_c，以实现数据驱动下自适应更新的地质灾害易发性动态评估，在此基础上采用决策树算法构建地质灾害动态预测模型。

基于上述预测模型，取全部有效格点中每一格点的历史因素R_h和地质环境因素R_e，以有效降雨量R_c作为决策树的根，判断每个格点是否会发生地质灾害(模型输出1表示会发生，输出0表示不会发生)。使用2016—2021年武汉市气象站降雨量数据，计算后生成逐日有效降雨量1 km×1 km点阵数据。采用十次十折交叉验证法(ten-fold cross validation)交叉验证结果(罗超等，2010)，即将所有样本进行10等分，将其中任意1等份当作测试数据，重复10次取正确率平均值作为性能评价。选择最优结果生成地质灾害决策树预测模型，该模型可预测武汉市范围内未来24 h可能发生地质灾害的格点，并通过地质灾害风险预报图的形式呈现。

该方法的优势在于，一方面可以将高时效性、高精度的各类监测数据实时应用于地质灾害风险预测，提高地质灾害精细化快速预测预警能力；二是模型根据各类输入数据分析，实时提取历史资料信息和最新区域环境特征，具有较好的自动适应、自动学习完善的功能，对于地质环境经常会发生较大变化的城市及周边具有较好的适应性。该方法的缺点主要是空报率和漏报率略高。复查地质灾害情况发现，空报一般出现在强降雨后24 h内；在随后48 h或更长时间内相关区域有53.53%的概率仍将出现地质灾害；漏报基本出现在前期无明显降雨的情况下，灾害类型以地面沉降、地面塌陷等为主，少量斜坡类地质灾害主要受人类工程活动影响所致。

3.3 动态预测模型应用及检验

2016—2021年6 a武汉市区域内共2 192份地质灾害样本数据验证结果的平均准确率、空报率、漏报率分别79.51%、7.91%和12.07%，准确率基本能达到实际应用要求。选择2022年地质灾害发生情况进行检验。2022年武汉市共发生地质灾害15处，其中因降雨或有降雨因素(排除人类工程影响，且地质灾害发生前15 d内有强降雨发生)引起的滑坡、崩塌地质灾害共10处(4月25日1处、4月29日1处、7月5日5处，7月8日1处、7月21日2处)，占地质灾害发生总数的62.5%。

2022年7月3—5日，武汉出现连续降雨，其中7月4日武汉大部出现短时强降雨，局部大暴雨。受此次降雨影响，7月5日武汉市发现4处滑坡和1处崩塌险情。分析前文得到的R_h、R_e，并根据7月4日20时武汉市精细化预报业务系统雨量预报结论计算的有效降雨量(图4a)和从地质灾害预测模型中预报的武汉市地质灾害气象风险(图4b)可知，7月5日武汉市发生5处地质灾害，均发生在模型预报有地质灾害风险的区域范围内，预报较为成功。需要指出的是，对于未能在24 h内成功预报的2022年武汉市另外5处地质灾害，经复核预报与应急调查情况表明，其中2022年4月29日、

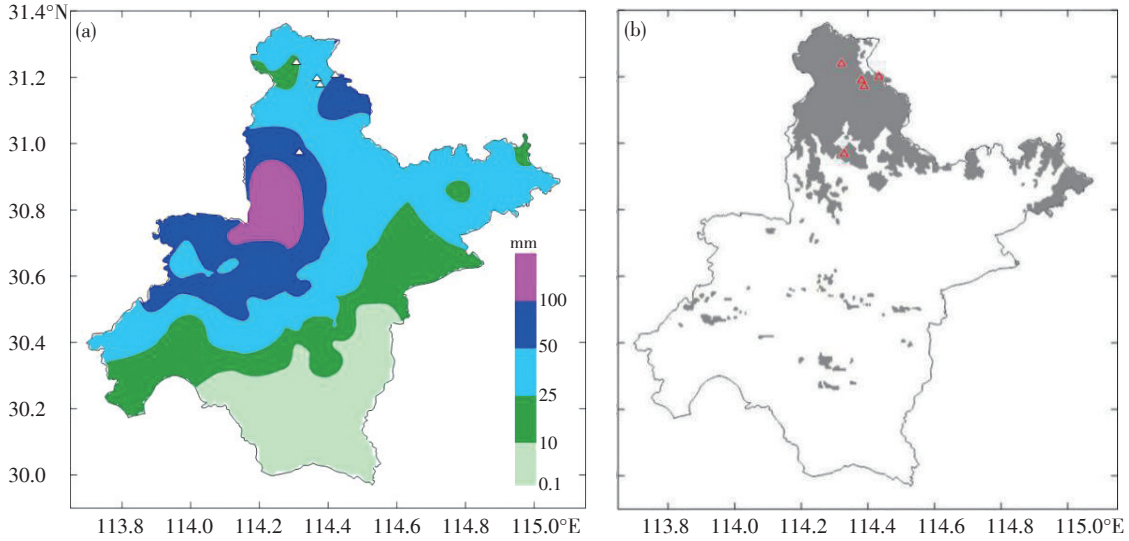


图4 2022年7月4日20时武汉市有效降雨量(a)、地质灾害气象风险实况与模型预报(b)的空间分布
(图b中△表示实际发生地质灾害点，阴影表示预报有地质灾害发生的区域)

Fig. 4 The spatial distribution of (a) effective rainfall in Wuhan at 20:00 BT on July 4, 2022, and (b) geological disaster meteorological risk actual situation and model forecast (in Fig. 4b, △ indicates the actual locations where geological disasters occur, the shaded indicates the area where geological disasters are predicted to occur)

7月8日和7月21日共4处滑坡、崩塌地质灾害，在之前1~2 d内模型均已预报区域可能发生地质灾害。另外4月25日的1处地质灾害，主要为人工填土滑坡，模型无法识别。综上，2022年此模型对24 h地质灾害的预报准确率虽然仅为50%，但72 h内对于强降雨诱发的地质灾害综合识别率达90%，故此模型对武汉地质灾害有较好的预测预警能力。

4 结论与讨论

利用2016—2022年武汉市地质灾害数据、降雨实况网格数据以及地质环境基础等资料，采用聚类分析、多元回归等方法，对武汉市地质灾害分布特点及其与强降雨的关系进行研究，同时采用多源数据融合、机器学习等方法对地质灾害易发性进行动态评估。得到如下主要结论：

(1) 2016—2022年武汉市发生地质灾害268处，其中崩塌、泥石流、滑坡等斜坡类220处，占总数82.09%，地面塌陷灾害48处。灾害集中出现在武汉市北部山区、中心城区和周边新城区的人口密集区域以及南部平原湖区。地质灾害发生前15 d内出现明显降雨的有205次，武汉市约76.49%的地质灾害由降雨诱发。

(2) 2016—2022年武汉市总共有70个强降雨日，其中有57个强降雨日在其影响期共计出现了145处地质灾害，武汉地质灾害强降雨影响期为13 d。武汉市出现强降雨后，在其影响期内发生地质灾害的可能性高达87.69%，强降雨后当日和次日内出现地质灾害的合计占比达53.8%。

(3) 应用多源数据融合结合机器学习方法得到基于有效降雨量的武汉市地质灾害气象风险预测模型，交叉验证后显示该预测模型平均成功准确率达79.51%，空报率为7.91%，漏报率为12.07%。武汉市地质灾害气象风险预测模型在2022年地质灾害预测应用中，72 h综合识别率达90%，具有较好的地质灾害预测能力。

本文所构建的决策树预测模型，其特点是通过及时引入最新的地质灾害发生情况、地质环境监测信息和雨量信息等数据，实现地质灾害易发性分区的动态评估，能自适应环境的变化并具备自学习改进完善的功能。该模型在强降雨后24 h内容易出现空报情况，但对于随后48 h或影响期内相关区域发生地质灾害的可能性有较好的预报效果。通过获取更精密、更及时的地质环境监测信息和更精准的降雨量预报，动态调整预测模型，可以更有效提高24 h内的地质灾害预报准确率。

参考文献(References)：

陈珂,王增武,刘志红,等.2017. 2005—2014年川南城市群大气污染的时间演变特征[J].环境工程,35(3):72-76,81. Chen K, Wang Z W, Liu Z H, et al. 2017. Temporal evolution characteristics of air pollution in southern Sichuan urban agglomeration from 2005 to 2014 [J]. Environmental Engineering,35(3):72-76,81 (in Chinese). doi:10.13205/j.Hjgc.201703016

董元.2019.大数据环境下的地质灾害易发性评价研究[D].武汉:中国地质大学(武汉). Dong Y. 2019. Research on the evaluation of geological hazard susceptibility in big data environment [D]. Wuhan:China University of Geosciences (Wuhan) (in Chinese)

方然可,刘艳辉,苏永超,等.2021.基于逻辑回归的四川青川县区域滑坡灾害预警模型[J].水文地质工程地质,48(1):181-187. Fang R K, Liu Y H, SU Y C, et al. 2021. Regional landslide hazard warning model based on logistic regression in Qingchuan County, Sichuan Province [J]. Hydrogeology Engineering Geology,48(1):181-187 (in Chinese). doi:10.16030/j.cnki.issn.1000-3665.201911034

黄崇福.2015.自然灾害动态风险分析基本原理的探讨[J].灾害学,30(2):1-7. Huang C F. 2015. Exploration on the basic principles of dynamic risk analysis in natural disasters [J]. Journal of Catastrophology,30(2):1-7 (in Chinese). doi:10.3969/j.issn.1000-811X.2015.02.001

刘威,欧阳霖.2023.基于ArcGIS的网格化雷电灾害风险评估方法研究与应用[J].沙漠与绿洲气象,17(2):170-175. Liu W, Ouyang L. 2023. Grid lightning hazard risk assessment based on ArcGIS methods research and application [J]. Desert and Oasis Meteorology,17(2):170-175 (in Chinese). doi:10.12057 /j.issn.1002-0799.2023.02.022

刘艳辉,刘传正,唐灿,等.2015.基于确定性系数模型的地质灾害多因子权重计算方法[J].中国地质灾害与防治学报,26(1):92-97. Liu Y H, Liu C Z, Tang C, et al. 2015. CF-based multi-factor overlay method to determine weights of the factor for geo-hazards [J]. The Chinese Journal of Geological Hazard and Control,26(1):92-97 (in Chinese). doi:10.16031/j.cnki.issn.1003-8035.2015.01.016

罗超,郭斌,龙侃.2010.基于.Cross-Validation 模型的可扩展标记语言文本分类算法对比研究[J].井冈山大学学报(自然科学版),31(3):83-86. Luo C, Guo B, Long K. 2010. Comparative study of XML text classification algorithms based on the cross-validation model [J]. Journal of Jinggangshan University (Natural Science),31(3):83-86 (in Chinese). doi:10.3969/j.issn.1674-8085.2010.03.018

邵芸,张茗,谢酬.2022.地质灾害遥感综合监测现状与展望[J].地质与资源,31(3):381-394. Shao Y, Zhang M, Xie C. 2022. Present situation and prospect of comprehensive monitoring in geological hazard by remote sensing [J]. Geology and Resources,31(3):381-394 (in Chinese). doi:10.13686/ j.cnki.dzyzy.2022.03.014

涂婧,魏瑞均,杨戈欣,等.2019.湖北武汉岩溶塌陷时空分布规律及其影响因素分析[J].中国地质灾害与防治学,30(6):68-73,93. Tu J, Wei R J, Yang G X, el al. 2019. Analysis on spatial and temporal distribution characteristics of karst collapse and its influence factors in Wuhan city of Hubei province [J]. The Chinese Journal of Geological Hazard and Control,30(6):68-73,93 (in Chinese). doi:10.16031/j.cnki.issn.1003-8035. 2019.06.09

王东辉,陈绪钰,朱德明,等.2016.成渝经济区南部城市群孕灾条件与地质灾害发育特征[J].地质力学学报,22(3):695-705. Wang D H, Chen X Y, Zhu D M, et al. 2016. Disaster-pregnancy conditions and geological hazard development characteristics of urban agglomeration in southern Chengdu-Chongqing Economic Zone [J]. Chinese Journal of Geomechanics,22(3):695-705 (in Chinese)

王芬,洪国平,赵小芳,等. 2023.暴雨过程致灾危险性评估方法研究—以孝感市“8·12”暴雨过程为例[J].暴雨灾害,42(6):724–730. Wang F, Hong G P, Zhao X F, el al. 2023. Research of rainstorm event disaster hazard assessment method–A case study of "8·12" rainstorm event in Xiaogan City [J]. Torrential Rain and Disasters,42(6):724–730 (in Chinese). doi:10.12406/byzh.2023–068

王高峰,邓兵,田运涛,等.2020.白龙江流域降雨型泥石流活动规模预测模型[J].科学技术与工程,20(26):10642–10648. Wang G F, Deng B, Tian Y T, el al. 2020. Prediction model of activity of rainfall–type debris flow in Bailongjiang River Basin [J]. Water Resources and Environment Institute,20(26):10642–10648 (in Chinese)

王赫生,伍剑波,张泰丽,等2020.基于SHALSTAB模型的地质灾害易发性动态评价[J].华东地质,41(1):88–95. Wang H S, Wu J B, Zhang T L. 2020. Dynamic evaluation of geological hazard susceptibility based on SHALSTAB model [J]. Geology of East China,41(1):88–95 (in Chinese). doi:10.16788/j.hddz.32–1865/P.2020. 01.011

王建洪,田明,邹云丽,等.2020.云南地区降雨诱发堆积体边坡失稳的力学机理研究[J].水利与建筑工程学报,18(4):204–208,227. Wang J H, Tian M, Zou Y L, et al. 2020. Mechanical mechanism of the rainfall –inducing deposit slope failure in Yunnan Region [J]. Journal of Water Resources and Architectural Engineering,18(4):204–208,227 (in Chinese). doi:10.3969/j.issn.1672–1144.2020.04.034

王丽丽,苏程,冯存均,等.2016.数据驱动自适应更新的胁迫地质灾害易发性评价系统[J].岩石力学与工程学报,35(A01):3076–3083. Wang L L, Su C, Feng C J, et al.2016. A data driven self–adaptive update landslide susceptibility assessment system [J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering,35(A01):3076–3083 (in Chinese). doi:1000–6915(2016)增1–3076–08

王仁乔,周月华,王丽,等.2005.大降雨型滑坡临界雨量及潜势预报模型研究[J].气象科技,33(4):311–313. Wang R Q, Zhou Y H, Wang L, et al. 2005. Study of critical rainfall amount and potential forecasting model about heavy rainfall regime landslide [J]. Meteorological Science and Technology,33(4):311–313 (in Chinese)

谢五三,唐为安,王胜. 2023.安徽省暴雨致灾危险性评估[J].暴雨灾害,42(3):353–359. Xie W S, Tang W A, Wang S. 2023. Disaster–causing hazard assessment of rainstorms in Anhui Province [J]. Torrential Rain and Disasters,42(3):353–359 (in Chinese). doi:10.12406/byzh.2022–118

徐贵来.2016.武汉市覆盖层–岩溶地面塌陷形成机理与危险性评价[D].中国地质大学. Xu G L. 2016. Mechanism and hazard assessment of covered karst sinkholes in Wuhan City, China [D]. China University of Geo–sciences (Wuhan) (in Chinese)

徐锦宏,翁茂芝,胡元平,等.2022.长江上游磨刀溪流域地质灾害易发性分区评价[J].资源环境与工程,36(4):494– 503. Xu J H, Weng M Z, Hu Y P, et al. 2022. Susceptibility zoning of geological disasters in Modao River basin of upper Yangtze River [J]. Resources Environment & Engineering,36(4):494–503 (in Chinese). doi:10.16356 /j.cnki.issn.1671–1211.2022.04.014

杨强根,王晓蕊,马维峰,等.2021.基于微服务架构的地质灾害监测预警预报系统设计[J].地球科学,46(4):1505–1517. Yang Q G, Wang X R, Ma W F, et al. 2021. Design of geo–hazard early warning and forecast system based on micro–service architecture [J]. Earth Science,46(4):1505–1517 (in Chinese). doi:10.3799/dqkx.2020.128

姚涛,王辉,张鹏涛.2022.基于综合危险性指数法的永新县地质灾害易发程度分区评价[J].地下水, 44(5):164–166,200. Yao T, Wang H, Zhang P T. 2022. Applied research on assessment methods based on comprehensive hazard index for the susceptibility of Geological Hazards in Yongxin Area [J]. Ground Water,44(5):164–166,200 (in Chinese). doi:10.19807/j.cnki.DXS.2022–05–053

袁凯,李明,庞晶,等.2023.决策树算法在雷达反射率因子质控中的应用[J].沙漠与绿洲气象,16(1):1–7.Yuan K, Li M, Pang J et al. 2023. Application of decision tree algorithm in quality control for radar reflectivity [J]. Desert and Oasis Meteorology,16(1):1–7 (in Chinese). doi:10.12057/j.issn.1002–0799.2023.01.001

张长城,李云,李永辉.2020.湖北省英山县地质灾害与降雨的相关分析[J].资源环境与工程,34(3):374–377. Zhang C C, Li Y, Li Y H. 2020. Correlation Analysis of geological disasters and rainfall in Yingshan County, Hubei Province [J]. Resources Environment & Engineering,34(3):374–377 (in Chinese). doi:10.16536/j.cnki.issn.1671–1211.2020.03.011

张梁.1994.关于地质灾害涵义及其分类分级的探讨[J].中国地质灾害与防治学报,5(S1):398–401.Zhang L.1994.Discussion on the Meaning and Classification of Geological Hazards [J]. The Chinese Journal of Geological Hazard and Control,5(S1):398–401 (in Chinese). doi:10.16031/j.cnki.issn.1003–8035.1994.s1.065

章诗芳,王玉芬,贾蓓,等.2017.中国2005–2016年地质灾害的时空变化及影响因素分析[J].地球信息科学学报,19(12):1567–1574. Zhang S F, Wang Y F, Jia B, et al. 2017. Spatial–temporal changes and influencing factors of geologic disasters from 2005 to 2016 in China [J]. Journal of Geo–information Science,19(12):1567–1574 (in Chinese). doi:10.3724/SP.J.1047.2017.01567

周帆.2020.基于多源遥感数据的滑坡地质灾害易发性评价–以斯里兰卡马塔勒区为例[D].四川:西南科技大学. Zhou F. 2020. The evaluation of landslide susceptibility based on multi–source remote sensing: Applocation to the Matara District, Sri Lanka [D]. Sichuan:Southwest University of Science and Technology (in Chinese)

Baranokov á M, Baranok P. 2019. Landsliding as a limit to possible territorial development in the Kysuce region [J]. Ekolgia,38(4):301–317. doi:10.2478/eko–2019–0023

Du G L, Zhang Y S, Iqbal J, et al. 2017. Landslide susceptibility mapping using an integrated model of information value method and logistic regression in the Bailongjiang watershed, Gansu Province, China [J]. Journal of Mountain Science,14(2):249–268. doi:10.1007/s11629–016–4126–9

Huang P, Tang Z M, Chen C K, et al. 2011. Nearest–neighbor classifier motivated marginal discriminant projections for face recognition [J]. Front Computer,5(4):419–428. doi:10.1007/s11704–011–1012–z

Thakur J K, Singh S K, Ramanathan A, et al. 2012. Geospatial techniques for managing environmental resources volume 893 hierarchical geospatial computing environment for data–intensive geographic process simulation [J]. Springer Netherlands. doi:10.13140/2.1.4708.5445

Visani M , Bertet K , Ogier J M .2011. Navigala: an original symbol classifier based on navigation through a galois lattice [J]. International Journal of Pattern Recognition & Artificial Intelligence,25(4):449–473. doi:10.1142/S0218001411008634

（责任编辑　唐永兰）