



DOI:10.12404/j.issn.1671-1815.2408609

引用格式:杨成龙,赵健赞,许长军,等.基于信息量法的地质灾害气象风险预警:以青海省湟水流域为例[J].科学技术与工程,2025,25(21):8805-8813.

Yang Chenglong, Zhao Jianyun, Xu Changjun, et al. Meteorological risk early warning of geological disasters based on information value method: an example from Huangshui Basin of Qinghai Province[J]. Science Technology and Engineering, 2025, 25(21): 8805-8813.

# 基于信息量法的地质灾害气象风险预警: 以青海省湟水流域为例

杨成龙<sup>1</sup>, 赵健赞<sup>1\*</sup>, 许长军<sup>2</sup>, 陈凤<sup>1</sup>, 侯月迪<sup>3</sup>

(1. 青海大学地质工程学院, 西宁 810016; 2. 青海省地理空间信息技术与应用重点实验室, 西宁 810001;

3. 武汉大学资源与环境科学学院, 武汉 430079)

**摘要** 研究降雨与区域地质灾害风险的关系,构建湟水流域地质灾害气象预警模型,为该流域地质灾害预警工作提供参考。以青海省湟水流域为例,利用信息量法进行地质灾害易发性评价,采用皮尔逊相关系数对各因子进行独立性检验并利用受试者特征曲线(receiver operating characteristic curve, ROC)与曲线下的面积(area under curve, AUC)对评价结果进行精度评定;结合降雨资料,利用逻辑回归方法建立地质-降雨耦合模型开展地质灾害气象风险预警,并进行验证。结果表明:湟水流域地质灾害的极高易发区与高易发区主要分布在河谷平原地带及其各级支流中下游两侧,该区域是地质灾害多发区;对易发性评价结果进行精度评定, AUC为0.785;地质-降雨耦合预警模型中的易发性值、当日降雨量、前1 d降雨量、前2 d降雨量及前3 d降雨量对灾害的影响均为正值,模型对地质灾害发生的预测准确率为84.2%, AUC为0.864;基于2020年8月29日湟水流域发生的5起典型地质灾害,对建立的地质-降雨耦合模型进行验证,发现以地质-降雨耦合模型预警,4起地质灾害达到一级预警等级,另外1起达到二级预警等级;结合预警雨量阈值,利用该模型实现对2024年9月5日红崖沟村山体滑坡的预警。可见所构建的湟水流域地质灾害气象预警模型预警效果良好,预测准确率较高,能为相关部门提供防灾减灾参考。

**关键词** 地质灾害; 风险预警; 气象; 信息量法; 逻辑回归; 湟水流域

中图法分类号 P694 P429;

文献标志码 A

## Meteorological Risk Early Warning of Geological Disasters Based on Information Value Method: An Example from Huangshui Basin of Qinghai Province

YANG Cheng-long<sup>1</sup>, ZHAO Jian-yun<sup>1\*</sup>, XU Chang-jun<sup>2</sup>, CHEN Feng<sup>1</sup>, HOU Yue-di<sup>3</sup>

(1. College of Geological Engineering, Qinghai University, Xining 810016, China;

2. Qinghai Provincial Key Laboratory of Geospatial Information Technology and Application, Xining 810001, China;

3. College of Resource and Environmental Sciences, Wuhan University, Wuhan 430079, China)

**[Abstract]** In order to study the relationship between rainfall and regional geological disaster risk, construct the meteorological warning model of geological disasters in Huangshui Basin, and provide reference for the geological disaster warning work in the basin. Huangshui Basin in Qinghai Province was taken as an example, where the susceptibility to geological hazards was evaluated using the information value method. The independence of each factor was tested using the Pearson correlation coefficient, and the accuracy of the evaluation results was assessed through the receiver operating characteristic curve (ROC) and the area under the curve (AUC). Subsequently, a geological-rainfall coupling model was also established using the logistic regression method, incorporating rainfall data, to carry out geological disaster meteorological risk warning and verification. The results show that Huangshui Basin geological disasters of very high susceptibility area and high susceptibility area is mainly distributed in the river valley plain zone and its tributaries at all levels in the middle and lower reaches of the two sides, the region is a geological disaster area. The results of the susceptibility evaluation are assessed for precision, and an AUC value of 0.785 is found. Geological-rainfall coupled warning model in the susceptibility value, the day rainfall, the first 1 day rainfall, the first 2 days day rainfall, the first 2 days of rainfall and the first 3 days of rainfall on

收稿日期: 2024-11-12 修订日期: 2025-04-18

基金项目: 青海省重点研发与转化计划(2023-SF-122)

第一作者: 杨成龙(2000—),男,汉族,江苏盐城人,硕士研究生。研究方向:地质灾害气象风险预警。E-mail: yangchenglong224@163.com。

\*通信作者: 赵健赞(1981—),男,汉族,甘肃张掖人,博士,副教授,硕士研究生导师。研究方向:对地观测技术与地质资源环境评价。E-mail: zjyunh@163.com。

the disaster are all positive, the model's prediction accuracy for the occurrence of geological disasters is 84.2%, and the AUC value is 0.864. Based on the five typical geological disasters that occurred in Huangshui Basin on 29th August 2020, the established geological-rainfall coupling model was verified, and it is found that with the geological-rainfall coupling model warning, four geological disasters reach the first warning level, and the other one reaches the second warning level. Combined with the warning rainfall threshold, the model was used to achieve the early warning of the landslide in Hongyagou Village on 5 September 2024. It can be seen that the constructed meteorological early warning model for geological disasters in the Huangshui Basin has a good early warning effect and a relatively high prediction accuracy rate, which can provide references for disaster prevention and mitigation for relevant departments.

[**Keywords**] geological hazards; risk warning; meteorology; information value method; logistic regression; Huangshui Basin

近年来,由于极端的气象条件以及大范围和不规律的人类活动等因素,地质灾害在全球频发<sup>[1]</sup>。青海省湟水流域由于春秋降水偏少,夏季偏多,降水分布不均,总体呈现旱涝两极分化、旱涝交替并存特征,高温、强降水等各类极端事件频发。2022年湟水流域发生地质灾害109起,占全省总数的75.7%,是青海省地质灾害重点防治区域之一。

地质灾害预警的研究起源于20世纪末,美国旧金山率先建立滑坡实时预报体系<sup>[2]</sup>,中国香港建立了世界上第一个滑坡灾害预警系统<sup>[3]</sup>。经过多年的发展,国内形成了3种可供选择的预警模型:临界降水阈值模型<sup>[4-5]</sup>、基于地质灾害危险性的阈值模型<sup>[6-8]</sup>与动力预警模型<sup>[9]</sup>。其中临界降水阈值模型以降雨为单一触发机制,不能表达地质环境对地质灾害的影响,适用于地质环境比较单一的小区域。动力预警模型是基于物理机制的预警模型,该方法尚处于研究阶段<sup>[10]</sup>,适用于面积较小或特别重要的局部区域。实际预警模型宜采用基于地质灾害危险性的阈值模

型<sup>[11]</sup>,它充分考虑了地质环境因素与降雨的相互作用关系<sup>[12]</sup>,适用于面积较大或地质环境条件比较复杂的区域<sup>[13]</sup>。

青海省地质灾害气象风险预警的研究虽然取得了一定的成果,但模型多采用临界降水阈值模型,缺乏综合考虑湟水流域地质和气象因素的地质灾害气象风险预警模型。现基于信息量法进行地质灾害易发性评价,结合降雨资料利用逻辑回归方法建立地质-降雨耦合预警模型,并根据研究区地质灾害历史发生案例进行检验以提高湟水流域地质灾害气象预警能力。

## 1 研究区概况

湟水流域地处黄土高原与青藏高原的过渡带(100°40'~103°03'E,36°02'~37°25'N),是黄河流域西北隅的重要支流流域<sup>[14]</sup>,面积约1.6×10<sup>4</sup> km<sup>2</sup>,如图1所示。湟水流域地处青海省区域发展战略中的核心区域,是全省政治、经济、文化、交通中心和主要的工农业生产基地。

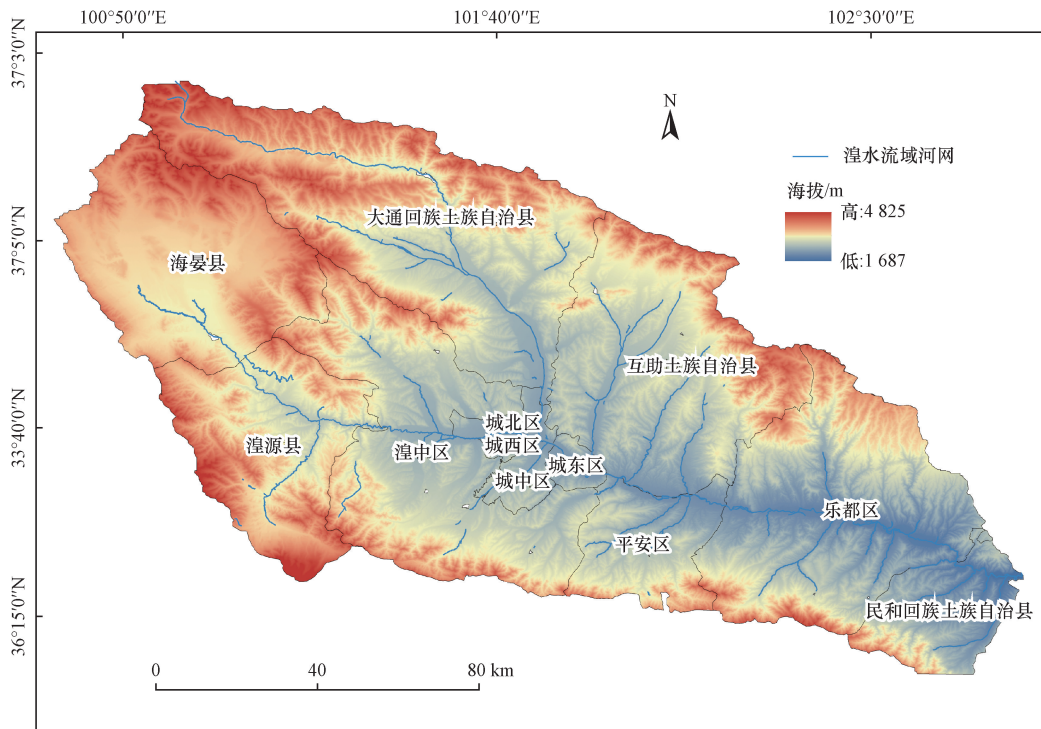


图1 研究区地理位置

Fig. 1 Geographical location of the study area

湟水流域地形地貌特征复杂多变,包括侵蚀堆积河谷、侵蚀剥蚀低山丘陵和构造侵蚀中高山等多种类型<sup>[15]</sup>;湟水流域土地覆被类型多样,空间异质性大,受人类活动及高寒条件的影响和制约,生态环境相当脆弱。降雨主要集中在夏季,尤以6—9月汛期最为显著。同时,受高海拔与地形影响,降雨强度往往较大。

## 2 数据与方法

### 2.1 数据来源与评价单元划分

湟水流域历史灾害点数据来源于地质灾害详细调查资料及野外调查成果;数字高程模型(digital elevation model, DEM)来源于中国科学院资源环境科学与数据中心,分辨率为12.5 m。降雨及土地利用数据来源于国家青藏高原数据中心(<http://data.tpdc.ac.cn>),分辨率为1 000 m。地貌、地层岩性与NDVI数据来源于中国科学院资源环境科学与数据中心;水系及路网数据来源于OSM官网(<https://www.openstreetmap.org/>)。

利用上述8个因子作为易发性区划的评价指标并绘制地质灾害易发性区划图,选取30 m×30 m的栅格单元作为基本评价单元,各数据分辨率统一为30 m×30 m,坐标统一为GCS\_WGS\_1984。

### 2.2 研究方法

基于湟水流域的滑坡编录数据、气象水文资料、基础地质资料与野外勘察资料等多源数据,利用信息量法进行易发性评价,选用逻辑回归算法建立地质-降雨耦合模型,并利用受试者特征曲线(receiver operating characteristic curve, ROC)与曲线下的面积(area under curve, AUC)对结果进行精度评定,开展湟水流域地质灾害气象风险预警工作。

#### 2.2.1 易发性评价方法

在地质灾害易发性评价领域,模型的选择至关重要,常用的地质灾害易发性评价模型有频率比模型<sup>[16]</sup>、随机森林<sup>[17]</sup>、支持向量机<sup>[18]</sup>、信息量模型<sup>[19-20]</sup>等,其中信息量模型因能较好地处理多因子组合带来的复杂性,对易发性评价因素的标志状态分类没有特殊要求并在单元划分数量较多的地质灾害易发性评价中具有优势而被广泛运用。信息量法主要研究各评价因子对地质灾害发生的贡献率,贡献率越高则信息量值越大,所在区域发生地质灾害的可能性就越大,反之亦然<sup>[21]</sup>。公式如下。

$$I = \ln \frac{N_i/N}{S_i/S} \quad (1)$$

式(1)中: $N_i$ 为研究区某评价因子特定类别所对应的地质灾害点数量; $N$ 为研究区内地质灾害点总数; $S_i$ 为研究区某评价因子特定类别所占面积; $S$

为研究区总面积; $I$ 为计算的信息量值。

#### 2.2.2 预警方法

一直以来,确定有效降雨量时数是地质灾害气象预警的一个难点,逻辑回归模型<sup>[22-23]</sup>可以通过显著性检验自动去除相关性差的因子,从而解决了这一问题。另外,逻辑回归模型具有假设简单、限制条件少、操作简单等明显优势。因而最终选取逻辑回归模型作为地质灾害气象预警模型中地质环境因子与气象因子耦合的基本方法。计算公式如下。

$$P = \frac{\exp(Z)}{1 + \exp(Z)} \quad (2)$$

$$Z = \ln \frac{P}{1 - P} = A + BX + \varepsilon \quad (3)$$

式中: $P$ 为地质灾害发生概率; $1 - P$ 为地质灾害不发生的概率; $X$ 为影响地质灾害发生的因子; $B$ 为对应的逻辑回归系数; $A$ 为常量; $\varepsilon$ 为误差项。

#### 2.2.3 精度验证方法

通常可利用受试者特征曲线(ROC)评估模型的精度及预测性能,曲线下的面积(AUC)越大代表模型精度越高,AUC的取值区间为(0.5, 1]。当AUC≤0.5时,模型无效;0.5 < AUC ≤ 0.7时,模型精度较一般;0.7 < AUC ≤ 0.9时,模型精度较高;AUC > 0.9时,模型精度很高。

## 3 地质灾害易发性评价

### 3.1 地质灾害易发性区划

选取高程、坡度、土地利用、地貌类型、地层岩性、归一化植被指数(normalized difference vegetation index, NDVI)、距道路距离及距水系距离作为评价因子,利用栅格数据提取工具提取各因子值,进而分析判断各因子间相互依赖的程度。分析发现:各因子间的皮尔逊相关系数的绝对值均低于0.5,表明它们之间具有相对较强的独立性,如表1所示。故保留上述8个因子进行分析。

根据自然断点法对各评价因子进行分类,利用式(1)计算分类后的各区间信息量值,如表2所示。

对逐个栅格单元的信息量值进行叠加计算,继而得到总信息量值,利用自然断点法将总信息量值由低到高划分为极低、低、中、高和极高5个等级,从而得到研究区易发性区划结果,如图2所示。

由图2可知,研究区地质灾害在空间分布上具有明显的差异性特征。湟水流域地质灾害的极高易发区与高易发区主要分布在河谷平原地带及其各级支流中下游两侧,该区域是地质灾害多发区;中易发区主要分布在河谷平原地带及湟水河南北两岸的低山丘陵区;低易发区与极低易发区则主要分布在全流域中高山区。

表1 因子间相关性

Table 1 Correlation between factors

因子	地貌类型	地层岩性	土地利用	距水系距离	距道路距离	NDVI	坡度	高程
地貌类型	1	0.075	-0.017	-0.220	-0.197	-0.240	0.008	-0.443
地层岩性	0.075	1	-0.007	-0.188	-0.006	-0.065	-0.024	-0.111
土地利用	-0.017	-0.007	1	0.000	0.137	-0.062	0.272	-0.153
距水系距离	-0.220	-0.188	0.000	1	0.223	0.224	0.074	0.368
距道路距离	-0.197	-0.006	0.137	0.223	1	0.092	0.134	0.204
NDVI	-0.240	-0.065	-0.062	0.224	0.092	1	-0.022	0.341
坡度	0.008	-0.024	0.272	0.074	0.134	-0.022	1	0.023
高程	-0.443	-0.111	-0.153	0.368	0.204	0.341	0.023	1

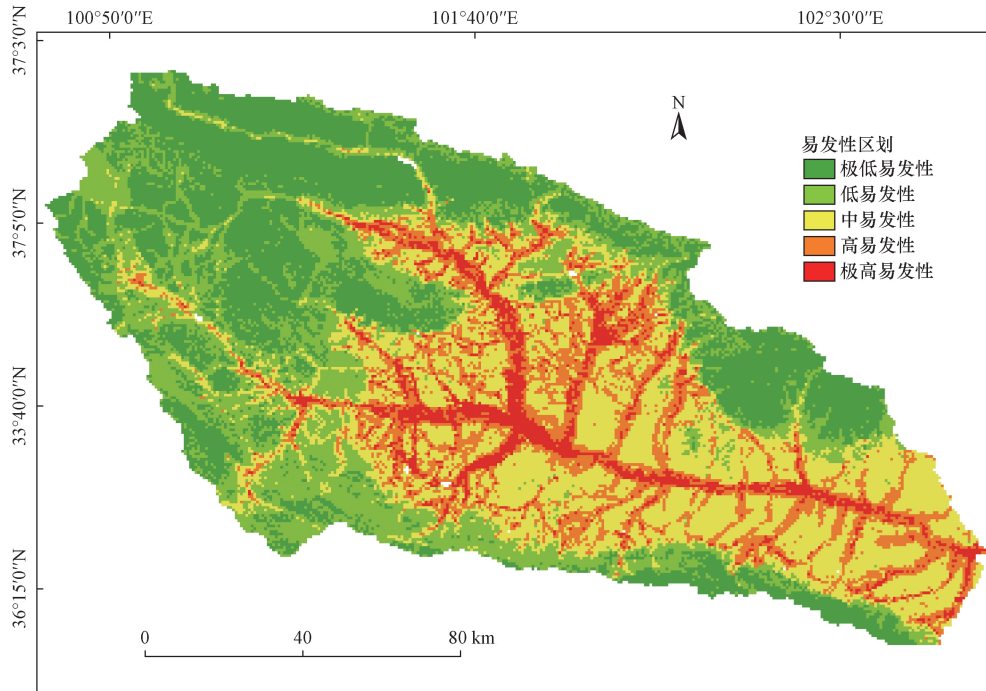


图2 易发性区划

Fig. 2 Vulnerability zones

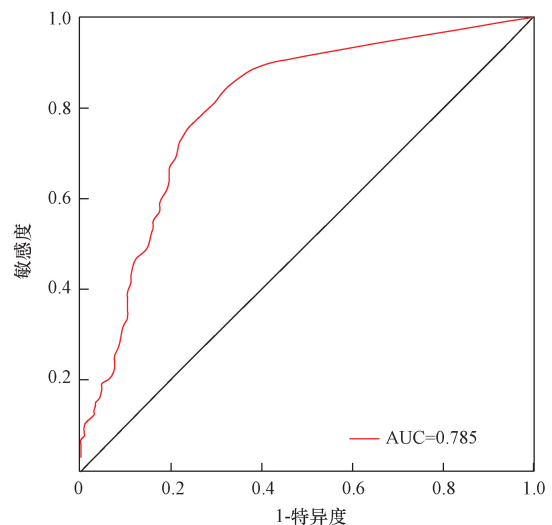
### 3.2 结果检验

利用 ROC 曲线及 AUC 值对地质灾害易发性评价结果进行精度评定,如图 3 所示,AUC 为 0.785,说明易发性评价结果精度较高,该评价结果可靠且易发性区划较为合理,适用于湟水流域地质灾害相关研究。

## 4 地质灾害气象风险预警模型与预警

### 4.1 地质-降雨耦合模型建立

利用 2010—2022 年湟水流域地质灾害点当日及前期降雨量数据,基于逻辑回归算法构建预警模型。因变量为地质灾害是否发生,若当日地质灾害发生则定义为“1”,反之则定义为“0”。自变量为对应的易发性值、地质灾害发生前每日的降雨量及发生当日降雨量,依据经验将前期降雨量的范围确定为地质灾害发生前 1 d、前 2 d、前 3 d、前 4 d、前 5 d 及前 6 d 降雨量。



X 轴为假阳性率,即 1-特异度;Y 轴为真阳性率,即敏感性

图3 ROC 曲线与 AUC 值

Fig. 3 ROC curve and AUC value

表2 评价因子分级信息量值

Table 2 Evaluation factor rating informative values

评价因子	分类标准	计算的信息量值		
		$N_i$	$S_i$	$I$
高程/m	1 600 ~ 2 450	358	2 711.470	1.938
	2 450 ~ 2 850	646	4 355.890	2.176
	2 850 ~ 3 250	54	3 613.870	0.219
	3 250 ~ 3 650	2	3 016.010	0.010
	> 3 650	0	1 857.511	0
坡度/(°)	< 8	395	4 209.121	1.377
	8 ~ 15	319	3 806.189	1.230
	15 ~ 23	232	3 882.589	0.877
	23 ~ 32	91	2 626.844	0.508
	32 ~ 52	23	1 021.979	0.330
	> 52	0	8.030	0
土地利用	水域	1	28.642	0.512
	林地	3	176.061	0.250
	耕地	213	2 101.390	1.487
	建筑区	273	1 072.350	3.736
	裸地	2	187.947	0.156
	牧场	568	11 978.500	0.696
地貌类型	冰雪	0	9.866	0
	高海拔大起伏山地	95	5 004.070	-1.278
	高海拔中起伏山地	0	182.948	0
	中高海拔大起伏山地	0	16.128	0
	中高海拔丘陵	0	85.188	0
	中高海拔洪积平原	39	1 202.360	-0.742
	中高海拔黄土梁峁	126	1 970.030	-0.063
	中高海拔中起伏山地	467	4 426.000	0.437
	中海拔冲积洪积平原	333	2 668.040	0.605
地层岩性	变质岩	65	3 223.670	-1.218
	硅质碎屑沉积岩	173	2 333.090	0.084
	碳酸盐沉积岩	13	559.703	-1.076
	混合沉积岩	301	3 661.740	0.188
	松散沉积岩	400	3 517.250	0.512
	基性火山岩	3	150.642	-1.230
	酸性深成岩	105	1 918.300	-0.219
	基性深成岩	0	190.374	0
NDVI	< 0.3	91	856.710	1.559
	0.3 ~ 0.5	360	2 919.870	1.809
	0.5 ~ 0.7	438	5 821.205	1.104
	> 0.7	171	5 956.972	0.421
距道路 距离/m	< 50	155	766.891	2.966
	50 ~ 150	211	1 157.320	2.675
	150 ~ 250	145	788.594	2.698
	250 ~ 500	187	1 656.820	1.656
	500 ~ 1 000	113	2 509.390	0.661
距水系 距离/m	> 1 000	249	8 675.800	0.421
	< 300	125	687.752	2.667
	300 ~ 600	89	629.984	2.073
	600 ~ 900	85	614.973	2.028
	900 ~ 1 200	60	595.647	1.478
> 1 200	701	13 026.400	0.790	

降雨因子选取完毕后添加相同数量的随机点加入模型,采用依据偏似然比检验结果来剔除变量的向后步进计算方法,由于前4 d、前5 d降雨量及前6 d降雨

量均未通过显著水平为0.05的Wald检验,予以剔除。剔除完成后重新建模,结果如表3所示。

表3 地质-降雨耦合模型中的变量

Table 3 Variables in the coupled geological-rainfall model

时间	$B$	Wald	Sig	$\exp(B)$
前3 d	0.093	5.776	0.000	1.098
前2 d	0.105	5.380	0.000	1.110
前1 d	0.090	5.417	0.000	1.094
当日	0.113	6.770	0.000	1.119
易发性值	0.574	56.855	0.000	1.775
常量	-5.105	90.916	0.000	0.006

经过上述步骤得到的结果显示,Nagelkerke  $R^2$ 为0.612,表明模型总体拟合程度较好;通过了显著性检验,各因子间相关性很小,相互独立;经多次拟合,模型对地质灾害发生的预测准确率为84.2%,最终建模结果如式(4)所示。

$$P = \exp(0.093I_1 + 0.105I_2 + 0.090I_3 + 0.113I_4 + 0.574I_5 - 5.105) \times [1 + \exp(0.093I_1 + 0.105I_2 + 0.090I_3 + 0.113I_4 + 0.574I_5 - 5.105)]^{-1} \quad (4)$$

式(4)中: $I_1$ 为前3 d降雨量; $I_2$ 为前2 d降雨量; $I_3$ 为前1 d降雨量; $I_4$ 为当日降雨量; $I_5$ 为地质环境易发性值; $P$ 为地质灾害发生概率。

在模型中,易发性值、当日降雨量、前1 d降雨量、前2 d降雨量及前3 d降雨量对灾害的影响均为正值且易发性值在模型中所占的权重最高,之后权重从高到低依次为当日降雨量,前2 d降雨量,前3 d降雨量和前1 d降雨量,表明了前期降雨对灾害的发生有一定的影响。利用经过验证的100条地质灾害点雨量数据进行预警雨量阈值表达式研究。根据表3,选取灾害点发生当日降雨量与前3 d累计降雨量作为评价指标制作散点图,如图4所示。

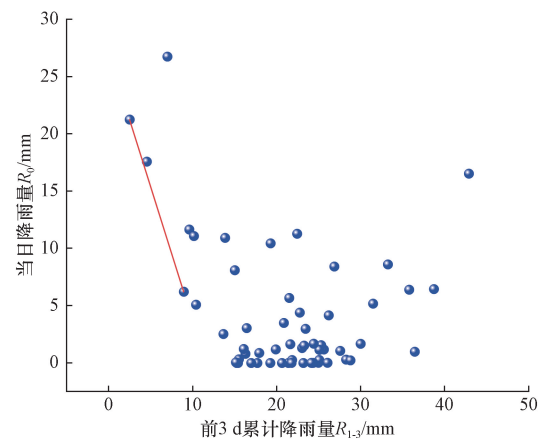


图4 当日降雨量与前3 d累计降雨量  
Fig. 4 Rainfall for the day and cumulative rainfall for the previous 3 days

依据分布情况,作出图中分界线,所有点均分布在界线之上,则预警雨量阈值表达式为

$$R_0 = -2.3287R_{1-3} + 35.725 \quad (5)$$

式(5)中: $R_0$ 为地质灾害发生当日降雨量; $R_{1-3}$ 为地质灾害发生前3d累计降雨量。可以看出,当 $R_0 > -2.3287R_{1-3} + 35.725$ 时,有发生地质灾害的可能;而当 $R_0 < -2.3287R_{1-3} + 35.725$ 时,发生地质灾害的可能较小。

根据上述表达式,设置预警的触发值 $V$ 为: $V = R_0 + 2.3287R_{1-3} - 35.725$ 。若所有站点 $V < 0$ ,将不必进行地质灾害气象风险预警;若有任意站点 $V > 0$ ,则需要利用建立的地质灾害气象预警模型进行预警。

#### 4.2 模型精度及实例验证

通过两种方法来验证预警模型的精度和合理性。一方面利用ROC曲线与AUC来分析评估预警模型的精确度;另一方面通过研究区历史群发性地质灾害实例验证模型的预报预警能力。

地质-降雨耦合模型构建完成后同样利用ROC曲线及AUC对模型进行精度验证,曲线如图5所示。AUC为0.864,表明逻辑回归模型模拟效果较好并且模型精度满足要求。

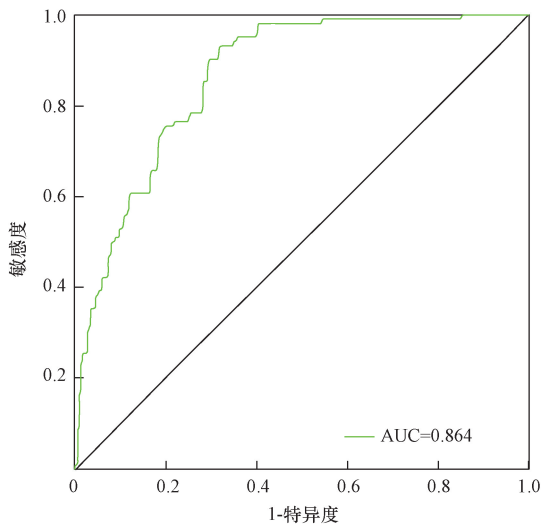


图5 ROC曲线与AUC值  
Fig. 5 ROC curve and AUC value

2020年湟水流域突发性地质灾害主要集中在汛期6—9月,期间共发生灾害153起,占全年地质灾害发生总数的78.46%,部分典型地质灾害事例情况如表4所示。

由表4可知,2020年8月29日青海省西宁市湟中区拦隆口镇发生2起滑坡灾害,青海省西宁市大通回族土族自治县黄家寨镇大哈门村、上柴村及桦林乡关巴村各发生1起崩塌灾害。以该日发生的

表4 2020年典型地质灾害情况  
Table 4 Typical geologic hazards in 2020

地点	灾害	发生时间	规模/m <sup>3</sup>
台子乡出路沟村6社	崩塌	6月6日	63
城中区南西山路	滑坡	8月3日	4 500
拦隆口镇下红土沟村	崩塌	8月23日	2 520
拦隆口镇下红林村	崩塌	8月24日	120
大通县桥头镇窑庄村	崩塌	8月26日	2 618
拦隆口镇下红土沟村	滑坡	8月29日	450
拦隆口镇下红土沟村	滑坡	8月29日	320
桦林乡关巴村4社	崩塌	8月29日	30
黄家寨镇大哈门村3社	崩塌	8月29日	84
黄家寨镇上柴村2社	崩塌	8月29日	390

5起典型地质灾害为例,结合降雨数据,利用式(4)进行预测,检验模型的预警能力,结果如图6所示。

由图6可知,地质-降雨耦合模型预测的地质灾害高风险区域主要分布在湟水河谷平原地带、一级支流两侧的低山丘陵区及各大支流两侧的构造侵蚀中高山区。基于当日发生的5起典型地质灾害,对地质-降雨耦合模型进行验证,结果发现有4起地质灾害达到一级预警等级,另外1起达到二级预警等级,预警结果与现场实际情况总体吻合,模型可对实际预警工作的开展起到了很好地指导作用。

综上所述,构建的地质-降雨耦合预警模型精度较高并能合理地划分风险预警等级,提高地质灾害预警准确性,可以为相关部门开展应急决策和防灾减灾工作提供参考。

#### 4.3 湟水流域地质灾害气象风险预警

2024年9月4日前后,受副热带高压东退及北方冷空气的共同影响,青海全省多地出现强降雨天气。预警制作人员结合天气预报及气象站点雨量数据,发现9月5日有站点 $V > 0$ ,利用上述建立的地质灾害气象预警最优模型开展预测和预警工作,得到该日地质灾害预警结果,如图7所示。预警完成后,收集灾情状况,发现9月5日下午,西宁市湟中区鲁沙尔镇红崖沟村发生山体滑坡,位于一级预警风险区内,因前期地质灾害隐患排查到位且转移及时,受威胁区域的28户95位村民全部安全撤离,未造成人员伤亡,是一起成功预警的典型案列。

### 5 结论

尽管模型整体预测准确率较高,但由于部分地质灾害发生在人迹罕至、地势复杂的区域,使得样本相对较少且不够全面,而降雨数据的获取受气象站点分布的影响,均会影响预警模型的精确性。地质灾害的发生是多种因素共同作用的结果,选用的因子仅能呈现部分因素的影响,与实际地质及气象环境存在一定差异,在以后的工作中将时刻关注地

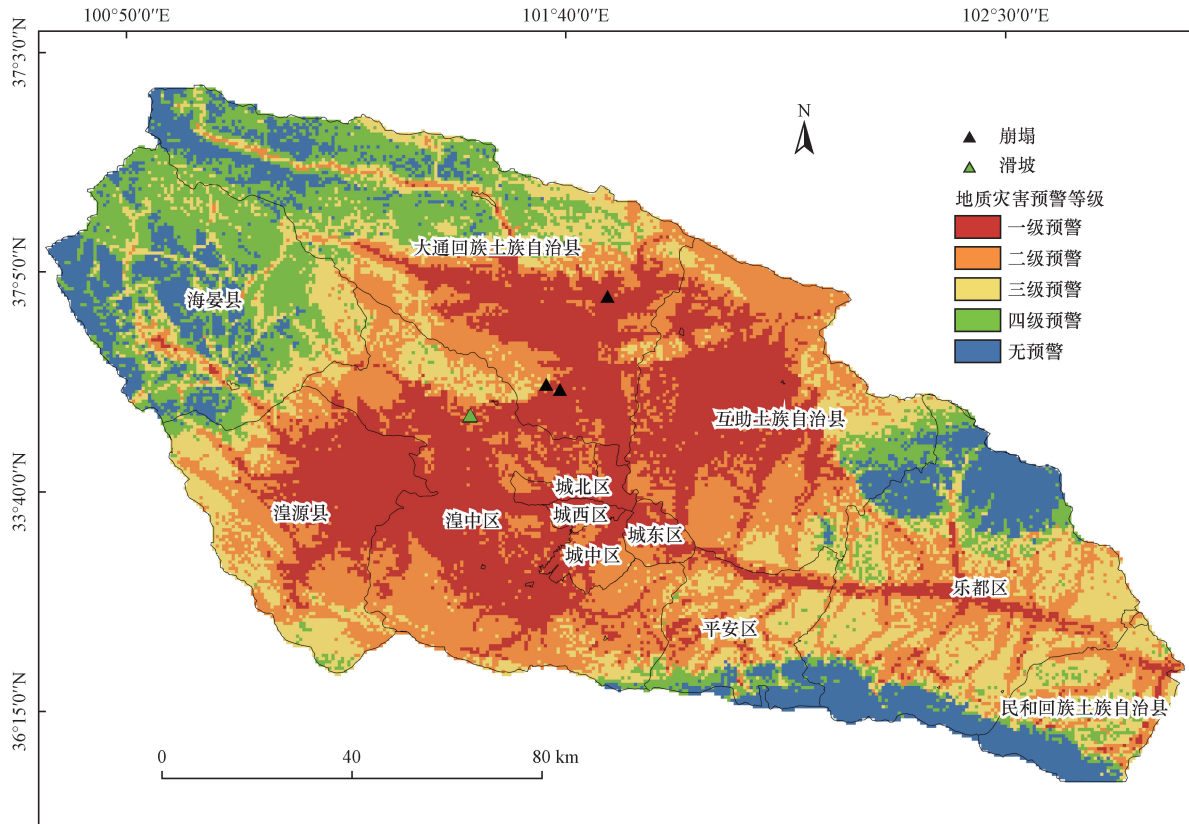


图 6 地质-降雨耦合模型预警(2020-08-29)  
 Fig. 6 Coupled geology-rainfall model warning (2020-08-29)

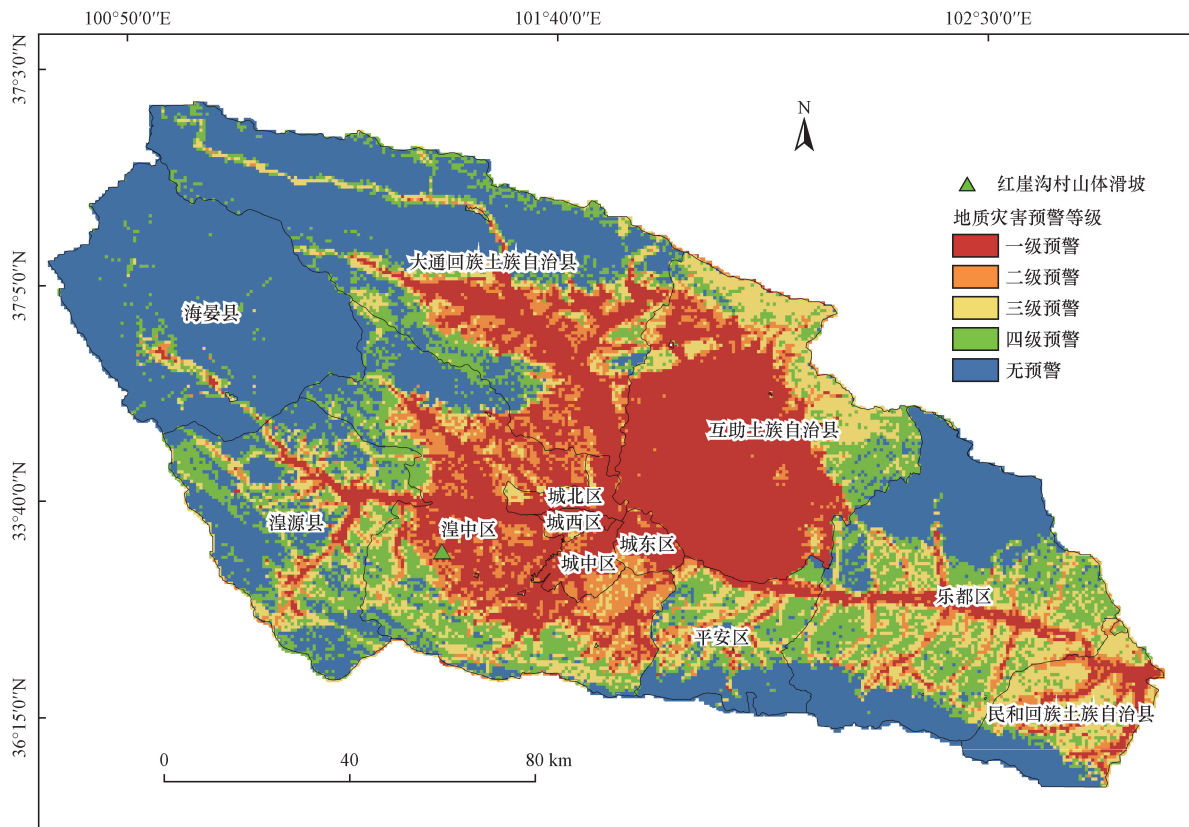


图 7 2024 年 9 月 5 日预警结果  
 Fig. 7 Early warning results for 5 th September 2024

质及气象环境的动态变化,及时更新,加强对预警模型的校验和完善。得到的主要结论如下。

(1)通过分析湟水流域历史地质灾害的空间分布与地形地貌、地质条件、环境条件、人类工程活动等多因素的统计关系,提出了符合研究区实际的地质灾害易发性评价体系,并基于信息量法得到了准确度较高的易发性区划结果。

(2)研究区地质灾害在空间分布上具有明显的差异性特征。湟水流域地质灾害的极高易发区与高易发区主要分布在河谷平原地带及其各级支流中下游两侧,该区域是地质灾害多发区;中易发区主要分布在河谷平原地带及湟水河南北两岸的低山丘陵区;低易发区与极低易发区则主要分布在全流域中高山区。

(3)基于地质灾害易发性值、当日及前期降雨量数据和逻辑回归方法,建立了具有灾害风险预警能力的区域地质灾害气象风险预警模型,模型的预测准确率达84.2%。以2020年8月29日发生的地质灾害为例,进行地质灾害空间预警效果评价及检验,结果表明本研究构建的预警模型效果好且精度较高,可以提高地质灾害预警准确性。

(4)在湟水流域历史地质灾害雨量统计的基础上获得预警雨量阈值并成功预警红崖沟村山体滑坡。结果表明,模型预警准确性较高,能较合理地划分风险预警等级。

### 参 考 文 献

[1] 伍先福,刘江,李天涛,等. 青海隆务东山沟域潜在灾害链成链分析及防治对策[J]. 科学技术与工程, 2024, 24(34): 14878-14888.  
Wu Xianfu, Liu Jiang, Li Tiantao, et al. Analysis of potential disaster chain formation and countermeasures for prevention and control in the Dongshangou domain, Longwu, Qinghai[J]. Science Technology and Engineering, 2024, 24(34): 14878-14888.

[2] 李守定,乔华,马世伟,等. 基于温度-降雨双参数的新疆地质灾害预警模型[J]. 水利水电技术(中英文), 2021, 52(11): 207-218.  
Li Shouding, Qiao Hua, Ma Shiwei, et al. Early warning model for geological disasters in Xinjiang based on temperature-rainfall dual parameters[J]. Water Conservancy and Hydropower Technology (in English), 2021, 52(11): 207-218.

[3] Kong W W V, Kwan H S J, Pun K W. Hong Kong's landslide warning system: 40 years of progress[J]. Landslides, 2020, 17(6): 1-11.

[4] 刘艳辉,董力豪,黄俊宝,等. 基于RF和概率分级的滑坡临界降水阈值的确定方法[J]. 水利水电技术(中英文), 2022, 53(10): 177-185.  
Liu Yanhui, Dong Lihao, Huang Junbao, et al. Determination of critical precipitation threshold for landslides based on RF and probability classification[J]. Water Conservancy and Hydropower Tech-

nology (in English), 2022, 53(10): 177-185.

[5] 赵卫东,冯子豪,吴兴付,等. 基于空间插值与典型滑坡体的滑坡灾害气象预警模型研究[J]. 灾害学, 2023, 38(4): 56-62, 106.  
Zhao Weidong, Feng Zihao, Wu Xingfu, et al. Research on meteorological warning model of landslide disaster based on spatial interpolation and typical landslide body[J]. Disaster Science, 2023, 38(4): 56-62, 106.

[6] 刘艳辉,方然可,苏永超,等. 基于机器学习的区域滑坡灾害预警模型研究[J]. 工程地质学报, 2021, 29(1): 116-124.  
Liu Yanhui, Fang Ranke, Su Yongchao, et al. Research on regional landslide disaster warning model based on machine learning[J]. Journal of Engineering Geology, 2021, 29(1): 116-124.

[7] 肖智林,陈高翔,张洛阳,等. 四川省地质灾害气象风险预警“省市县一体化”建设探索与实践[J]. 中国地质灾害与防治学报, 2024, 35(2): 47-54.  
Xiao Zhilin, Chen Gaoxiang, Zhang Yuyang, et al. Exploration and practice of “Province-City-County Integration” construction of meteorological risk warning for geological disasters in Sichuan Province[J]. China Journal of Geological Disaster Prevention and Control, 2024, 35(2): 47-54.

[8] Wang Z, Wang D, Guo Q, et al. Regional landslide hazard assessment through integrating susceptibility index and rainfall process[J]. Natural Hazards, 2020, 104(3): 1-21.

[9] Treesa M A, Neelima S, Ascanio R, et al. Usage of antecedent soil moisture for improving the performance of rainfall thresholds for landslide early warning[J]. Catena, 2021, 200: 105147.

[10] 魏平新,郑志文,周志华,等. 广东省暴雨型浅层滑坡灾害动力预警模型与气象风险预警研究[J]. 中国地质灾害与防治学报, 2024, 35(2): 30-39.  
Wei Pingxin, Zheng Zhiwen, Zhou Zhihua, et al. Research on the dynamic early warning model and meteorological risk warning of heavy rainfall-type shallow landslide disaster in Guangdong Province[J]. China Journal of Geological Disasters and Prevention, 2024, 35(2): 30-39.

[11] 肖锐铨,刘艳辉,陈春利,等. 中国地质灾害气象风险预警20年:2003—2022[J]. 中国地质灾害与防治学报, 2024, 35(2): 1-9.  
Xiao Ruihua, Liu Yanhui, Chen Chunli, et al. 20 years of meteorological risk warning for geological disasters in China: 2003-2022[J]. China Journal of Geological Hazards and Prevention, 2024, 35(2): 1-9.

[12] 杨竹云,许彦艳,李华宏,等. 云南省地质灾害气象风险预警技术改进及应用检验[J]. 灾害学, 2024, 39(2): 85-91.  
Yang Zhuyun, Xu Yanyan, Li Huahong, et al. Improvement and application test of meteorological risk warning technology for geological disasters in Yunnan Province[J]. Disaster Science, 2024, 39(2): 85-91.

[13] 李傲雯,李永红,姚超伟,等. 几种地质灾害监测预警和成功预报的模式[J]. 灾害学, 2020, 35(1): 222-229.  
Li Aowen, Li Yonghong, Yao Chaowei, et al. Several models for monitoring and early warning and successful forecasting of geological disasters[J]. Disaster Science, 2020, 35(1): 222-229.

[14] 高崇越,赵健赞,王志超,等. 青海省湟水流域潜在地质灾害识别与易发性评价[J]. 水土保持通报, 2024, 44(2): 245-257.  
Gao Chongyue, Zhao Jianyun, Wang Zhichao, et al. Identification

- and susceptibility assessment of potential geological hazards in Huangshui Basin, Qinghai Province[J]. *Soil and Water Conservation Bulletin*, 2024, 44(2): 245-257.
- [15] 辛荣芳,李宗仁,张焜,等. 青海省湟水流域地质灾害动态变化遥感监测[J]. *自然资源遥感*, 2022, 34(4): 254-261.  
Xin Rongfang, Li Zongren, Zhang Kun, et al. Remote sensing monitoring of geological disaster dynamics in Huangshui Basin, Qinghai Province [J]. *Remote Sensing of Natural Resources*, 2022, 34(4): 254-261.
- [16] 田尤,张佳佳,殷红,等. 基于多种数理模型及其融合的察雅县城滑坡易发性评价[J]. *科学技术与工程*, 2024, 24(29): 12452-12460.  
Tian You, Zhang Jiajia, Yin Hong, et al. Landslide susceptibility assessment of Chaya County based on multiple mathematical models and their fusion [J]. *Science Technology and Engineering*, 2024, 24(29): 12452-12460.
- [17] 刘亚静,刘红健. 基于信息量-随机森林模型的地震带地质灾害易发性评价:以松潘—较场地震带为例[J]. *科学技术与工程*, 2024, 24(1): 143-154.  
Liu Yajing, Liu Hongjian. Evaluation of geological disaster susceptibility in seismic zones based on the informative-random forest model: a case study of the Songpan-Biechang seismic zone [J]. *Science Technology and Engineering*, 2024, 24(1): 143-154.
- [18] 何万才,赵俊三,林伊琳,等. 基于证据权和支持向量机模型的威信县滑坡易发性评价[J]. *科学技术与工程*, 2023, 23(15): 6350-6360.  
He Wancai, Zhao Junsan, Lin Yilin, et al. Evaluation of landslide susceptibility in Weixin County based on right of evidence and support vector machine model [J]. *Science Technology and Engineering*, 2023, 23(15): 6350-6360.
- [19] 温鑫,范宣梅,陈兰,等. 基于信息量模型的地质灾害易发性评价:以川东南古蔺县为例[J]. *地质科技通报*, 2022, 41(2): 290-299.  
Wen Xin, Fan Xuanmei, Chen Lan, et al. Evaluation of geological disaster susceptibility based on informativeness model: a case study of Gulin County in southeast Sichuan [J]. *Geoscience and Technology Bulletin*, 2022, 41(2): 290-299.
- [20] 吴问楚,王朝,管后春,等. 基于GIS与加权信息量模型的汤口断裂南段地区地质灾害易发性评价[J]. *科学技术与工程*, 2024, 24(26): 11121-11130.  
Wu Wenchu, Wang Chao, Guan Houchun, et al. Evaluation of geological disaster susceptibility in the southern section of Tangkou Fracture based on GIS and weighted information volume model [J]. *Science Technology and Engineering*, 2024, 24(26): 11121-11130.
- [21] 赵晓燕,李永平,谈树成. GIS支持下CF与信息量耦合模型的攀枝花市矿山地质灾害易发性评价[J]. *云南大学学报(自然科学版)*, 2022, 44(4): 754-764.  
Zhao Xiaoyan, Li Yongping, Tan Shucheng. Evaluation of mine geological disaster susceptibility in Panzhihua City with GIS-supported CF and informativeness coupling model [J]. *Journal of Yunnan University (Natural Science Edition)*, 2022, 44(4): 754-764.
- [22] 杨思慧,袁淑杰,施红霞,等. 基于逻辑回归的若尔盖气象地质灾害预警研究[J]. *高原山地气象研究*, 2023, 43(4): 101-108, 145.  
Yang Sihui, Yuan Shujie, Shi Hongxia, et al. Early warning study of meteorological and geological disasters in Ruoergai based on logistic regression [J]. *Highland Mountain Meteorological Research*, 2023, 43(4): 101-108, 145.
- [23] 田钦,张彪,郭建飞,等. 基于信息量和逻辑回归耦合模型的滑坡易发性评价[J]. *科学技术与工程*, 2020, 20(21): 8460-8468.  
Tian Qin, Zhang Biao, Guo Jianfei, et al. Landslide susceptibility evaluation based on coupled informative and logistic regression models [J]. *Science Technology and Engineering*, 2020, 20(21): 8460-8468.