

基于贝叶斯公式修正的降雨型滑坡灾害概率研究

卢盛栋¹, 王文春², 郝小栋³, 孙立军³, 张华明¹

(1. 山西省气象灾害防御技术中心, 山西 太原 030006; 2. 山西省气象科学研究所, 山西 太原 030002;
3. 山西省地质调查院有限公司, 山西 太原 030006)

摘要: 以改进降雨诱发滑坡灾害时空概率算法, 提高预报预警能力为研究目标, 基于2001—2020年山西省滑坡灾害与同期降雨资料, 剔除冻融期及无明显降雨诱发的滑坡灾害样本, 重构样本集。采用逻辑回归方法, 构建了以累积有效降雨量、降雨间隔历时为变量的降雨致灾概率模型。结合下垫面影响因子空间分布特征, 将山西省划分为5个片区, 应用贝叶斯公式对逻辑回归模型进行修正, 建立空间概率模型。通过接受者操作特征曲线(ROC)获得降雨致灾最佳临界值, 最后应用2021—2023年样本进行检验, 经插值获得各片区降雨致灾阈值曲线。结果表明: (1) 山西省南部冻融期结束时间在5月上旬, 而北部则可持续到6月中旬。(2) ROC曲线表明逻辑回归模型、贝叶斯公式修正模型均有一定的预测能力, 且后者更佳, 临界致灾概率分别为61.51%、60.37%。(3) 逻辑回归模型、贝叶斯公式修正模型准确率分别为86.44%、93.22%, 贝叶斯公式修正效果显著。(4) 山西省各片区均表现为随着降雨间隔时长的增加, 所需阈值逐渐递减, 就空间分布而言, 山西省滑坡灾害隐患点阈值呈现从西南到东北逐渐降低的特点。

关键词: 冻融期与非冻融期; 降雨; 滑坡灾害; 逻辑回归; 贝叶斯公式; 阈值

文章编号: 1000-6060(2026)05-0917-11(0917~0927)

2025年7月16日上午, 甘肃省天水市发生山体滑坡, 一货物列车撞上坍塌体导致脱轨, 滑坡灾害再次成为热点引发人们关注。一直以来, 地处我国西北部的黄土高原是滑坡灾害高发区域^[1-3], 据不完全统计, 黄土高原仅滑坡数量已超过 1.45×10^4 个^[4]。这些区域大部分为干旱半干旱区, 因气候干旱湿度较低, 岩土体黏合性较强, 大量古建筑、石窟等文物免受病虫害侵蚀得以保存, 有文物大省之称的山西省就比较典型。山西省位于黄土高原东部, 属于半湿润半干旱区, 特别是北部属于半干旱大陆性气候。山西省人类矿业活动较多, 而东部太行山、西部吕梁山地质岩性差异明显, 各区域滑坡灾害差异性较大。近年来极端天气频发, 常诱发滑坡灾害, 例如, 2025年8月26—27日, 受强降雨影响, 五台山景区发生多处山体滑坡致交通中断。

滑坡发生受多种因素综合影响, 这些因素大致

可分为基本因素和诱发因素, 基本因素包括地层岩性、岩土体结构、地形地貌、坡高坡度、植被覆盖等, 诱发因素包括降雨、地震和人类采矿活动等^[5-6]。其中, 降雨是诱发滑坡灾害的主要因素, 常导致大量人员伤亡及财产损失^[7-10]。精准预警滑坡灾害, 对减少其造成的人员伤亡和财产损失意义重大^[11-12], 已成为气象灾害防御工作的研究热点^[13-17]。众多学者基于降雨特征构建预警模型对可能造成的灾害进行预判^[18-20]。早期降雨型滑坡灾害预警模型多通过统计分析降雨数据与滑坡灾害是否发生关系构建^[21-23], 如利用降雨强度-降雨历时构建预测模型^[24-27], 但此类模型缺乏地质环境要素信息^[28-31]; 随后国内外广大学者在考虑地形地貌等易发性因素的基础上, 利用随机森林^[32]、机器学习与模糊层次分析法耦合^[33]等, 分析了滑坡易发性影响因素的大小, 构建了降雨型滑坡灾害预警模型^[34-36], 通过将

收稿日期: 2025-07-21; 修订日期: 2025-09-10

基金项目: 山西省科技厅项目(202403021211062)资助

作者简介: 卢盛栋(1983-), 男, 硕士, 高级工程师, 主要从事气象灾害防御技术研究。E-mail: Lsd202406@126.com

区域易发性与降雨致灾危险性进行耦合,实现时间和空间维度上的精准预警^[37-39]。例如,黄发明等^[40]将降雨诱发滑坡灾害的时间概率与空间易发性耦合,构建了江西宁都县降雨致灾概率模型,宋宇飞等^[41]通过时空概率耦合获得陕南秦巴山区降雨致灾概率模型^[41]。

这些方法较前期研究虽已取得显著改进与提升,但普遍存在不足:其一,多数研究将冻融期的灾害样本与非冻融期的灾害样本混合用于建模,忽略了冻融期样本的特殊性^[40-41]。冻融期春季气温不断回升使冻土逐渐解冻,裂隙冰融化,致使地表冰雪融水和孔隙水不断入渗,导致土体渗透性增强,黏聚力降低,直接诱因为气温并非降雨,因此构建降雨诱发滑坡灾害的概率模型,应将冻融期灾害样本予以剔除;其二,大多数学者将降雨诱发的概率与空间易发性概率直接相乘确定降雨诱发滑坡灾害的时空概率^[40],然而,该方法只有在降雨致灾的时间概率与空间易发性概率为独立事件时才可应用,否则,二者直接耦合不符合概率统计方面的定律。然而二者并非完全独立,其间存在关联。例如,在滑坡高易发区域,斜坡稳定性差,少量降雨即可诱发滑坡灾害,而在低易发区域,滑坡体稳定性高,需要更强降雨才能诱发滑坡灾害。因此,二者直接耦合不符合概率统计学方面的定律,存在一定的主观性。部分学者提出质疑但尚未解决^[41]。

本研究以山西省为例,旨在突破上述局限,剔除冻融期灾害样本及非降雨诱发滑坡灾害样本,重构样本集,构建降雨致灾时间概率模型。结合下垫面特征划分区域,利用贝叶斯公式修正模型,获得时空概率模型并检验,每一步都遵循概率统计学方面的定律,为时空概率计算提供一种改进方案。

1 数据与方法

1.1 研究区概况

山西省位于我国黄土高原东部,面积约 $1.57 \times 10^5 \text{ km}^2$ 。地貌总体呈“两山夹一川”格局,地势东北高、西南低,地貌类型复杂多样,涵盖山地、丘陵、盆地等,内部地势起伏大,河谷纵横交错,山地和丘陵面积占比约80%。研究区属于温带大陆性季风气候,属半湿润半干旱区。因长期气候干旱,空气湿度较低,岩土体黏聚力较高,大量古建筑免受病虫害侵蚀得以保存。

1.2 数据来源

本研究应用2001—2023年158例滑坡灾害样本数据进行分析,滑坡灾害数据及坡度、工程地质岩组、归一化植被指数(NDVI)、地形湿度指数(TWI)等地理数据由自然资源部门提供,同期降雨数据应用气象部门提供的当地观测站数据。

1.3 研究方法

本研究滑坡灾害样本定义为正例样本,对于同一降雨过程诱发多处滑坡灾害因同一降雨过程诱发,记为1个正例样本。将正例样本倒推一个降雨过程获得“降雨未致灾”样本,定义为反例样本。降雨过程识别依据无雨期最短时间间隔(D_r)和最小累积降雨量(E_r)确定,参考宋宇飞等^[41]构建浅表滑坡灾害研究确定的参数对降雨过程加以识别,即: $D_r=3 \text{ d}$, $E_r=3 \text{ mm}$ 。

由于滑坡灾害的发生具有滞后性,累积有效降雨量^[30]计算公式如下:

$$K_n = K^0 + K^1 + K^2 + \sum_{i=1}^n \partial^{n-2} K^n \quad (1)$$

式中: K_n 为滑坡灾害发生前 n 天累积有效降雨量(mm); n 为降雨历时天数(d); K^0 为灾害发生当日实际降雨量(mm); K^n 为灾害发生前 n 天当日实际降雨量(mm); ∂ 为有效降雨系数,取值0~1,表征下垫面对雨水滞留能力的大小。经计算, ∂ 取0.6、0.7、0.8、0.9时,相关系数分别为0.7868、0.7870、0.7990、0.7964,故本研究 ∂ 取相关系数最高的0.8,这与相关研究结果一致^[42]。以实际降雨量超过0.1 mm作为有降水发生参与计算。研究发现,累积有效降雨取前10 d降雨数据计算累积有效降雨量时相关系数达0.8,呈强相关,因此 n 取值为10。若灾害发生前10 d恰处于一个降雨过程,则将该降雨过程全部计入在内。

1.3.1 最优分割 本研究采用最优分割法确定冻融期结束时间节点。设 $\{V_1, V_2, \dots, V_m\}$ 为一个数据样本集,最优分割将数据集样本分成2段,也称最优2分割,分割使得段内差异最小,段间差异最大。计算公式如下:

$$D(i, j) = \sum_{t=i}^j (V_t - \bar{V})^2 \quad (2)$$

$$\bar{V} = \frac{1}{j-i+1} \sum_{t=i}^j V_t \quad (3)$$

$$W(m, 2) = \min_{2 \leq j \leq m} \{D(1, j-1) + D(j, m)\} \quad (4)$$

式中: V_t 为数据样本集中第 t 个元素; $D(i, j)$ 为第 i 个

元素 V_i 到第 j 个元素 V_j 距离均值的大小,也称段内直径; \bar{V} 为元素 V_i 到 V_j 距离的均值;将 m 个元素分成 2 段, $W(m,2)$ 为损失函数; $D(1,j-1)$ 为第 1 个元素 V_1 到第 $j-1$ 个元素 V_{j-1} 距离均值的大小; $D(j,m)$ 为第 j 个元素 V_j 到第 m 个元素 V_m 距离均值的大小。

1.3.2 逻辑回归 逻辑回归是基于统计学和确定性模型相结合的一种分析方法^[42],其融合统计学与确定性模型,本研究运用二元逻辑回归的方法构建降雨致灾时间概率模型。逻辑回归方程如下:

$$\ln \frac{P}{1-P} = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 + \cdots + \beta_k X_k \quad (5)$$

式中: P 为灾害发生概率(%),取值范围为 0 到 1; $1-P$ 为灾害未发生概率(%); $P/(1-P)$ 为逻辑回归值; X_1, X_2, \cdots, X_k 为致灾的 k 个自变量; $\beta_0, \beta_1, \beta_2, \cdots, \beta_k$ 为对应回归系数。

变换可得:

$$P = \frac{e^{\beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \cdots + \beta_k X_k}}{1 + e^{\beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \cdots + \beta_k X_k}} \quad (6)$$

利用该式可预测降雨诱发滑坡灾害发生的概率^[42]。

1.3.3 贝叶斯公式 贝叶斯公式用以计算已知条件下事件发生的后验概率^[41],计算公式如下:

$$P(LB,C) = \frac{P(C|B,L)P(LB)}{P(C|B)} \quad (7)$$

式中: L 为滑坡灾害; C 为研究区域中某块区域; B 为刻画某降雨过程的降雨因子组合; $P(C|B,L)$ 为某降雨因子组合 B 诱发的滑坡灾害发生在区域 C 的概率(%); $P(LB)$ 为某降雨组合 B 诱发滑坡灾害的先验概率(%); $P(C|B)$ 为研究样本中降雨因子组合 B 发生在区域 C 的概率(%); $P(LB,C)$ 为区域 C 降雨因子组合 B 诱发滑坡灾害的后验概率(%)。

2 结果与分析

2.1 冻融期时间分析

经统计研究发现,2001—2023 年 7—8 月山西省月平均降雨量最大,期间滑坡灾害发生数量最多,说明降雨量与滑坡灾害发生数量呈正相关(图 1)。经无降水滑坡(30 例)逐月分布统计,发现冻融作用影响较大的时间段在 3—4 月分布较为集中(图 1)。为排除冻融作用干扰,剔除冻融期灾害样本进行建模分析。因山西省北部属半干旱地区,且受蒙古高

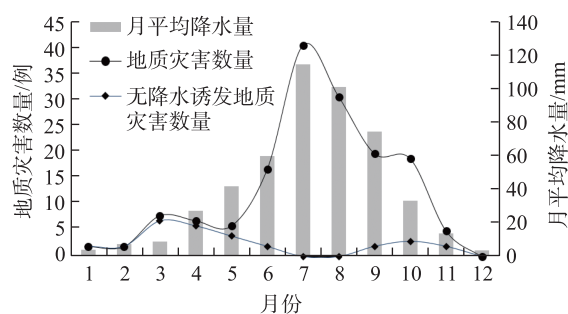


图 1 山西省逐月降水量与滑坡灾害发生数量对比

Fig. 1 Comparison of monthly precipitation and the number of landslide disasters in Shanxi Province

压影响气温较低,中南部属半湿润半干旱地区,气候相对温暖,而山西省中部山区气温较低接近北部,中部平原气温较高接近南部,所以以山西省中部平原、山区为界分南北进行冻融期时间分析。

本研究运用最优分割计算冻融期结束时间,将无降水过程出现的灾害样本按旬排列,研究发现,山西省北部地区在每年 6 月中旬(全年第 17 旬)损失函数最小,南部地区每年 5 月上旬(全年第 13 旬)损失函数最小(图 2),因此山西省北部、南部冻融结束时间分别为 6 月中旬、5 月上旬,剔除冻融期及无明显降雨灾害样本后,剩余 126 例正例样本(空间分布见图 3)。每个正例倒推一个降雨过程,获得反例样本,共 252 例正反例样本用于后续分析。

2.2 降雨致灾概率模型构建

2.2.1 逻辑回归模型 以 K_n 和 n 变量,运用逻辑回归构建降雨致灾概率模型。其中, n 为统计范围内降雨初始日与结束日的间隔天数。选取 2001—2020 年 97 例正例样本建模,2021—2023 年 29 例用于模型检验。每例正例样本向前倒推一定时间作为反例样本,建模正反例样本共 194 例,检验样本 58

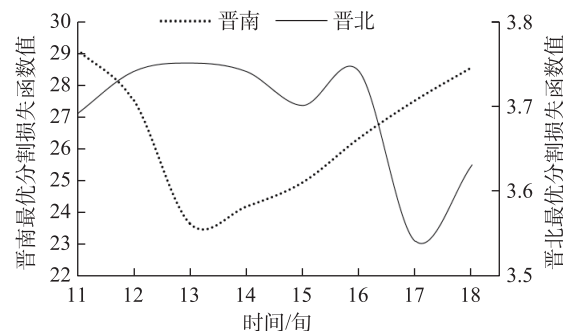
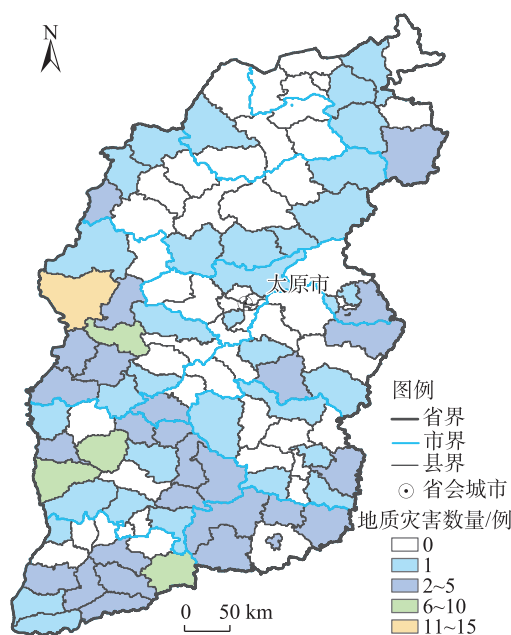


图 2 不同分界点损失函数变化曲线

Fig. 2 Curves of loss function variation at different boundary points



注:基于山西省自然资源厅标准地图服务网站审图号为晋S(2024)018号的标准地图制作,底图边界无修改。下同。

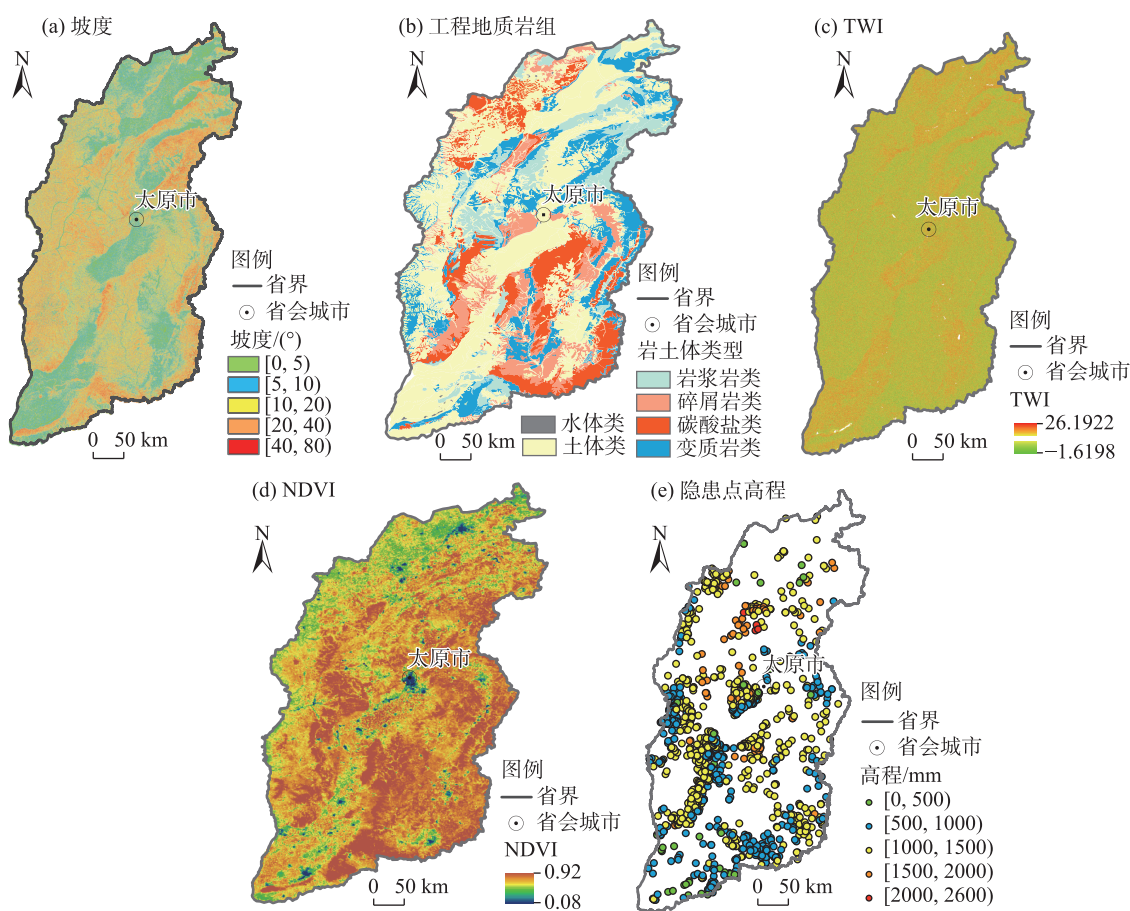
图3 样本空间分布

Fig. 3 Spatial distribution of the samples

例。考虑到人为因素(采矿活动致较少降雨也可致灾)及观测误差(早期监测设备不完善未能第一时间记录,致倒推一定时间的反例样本实际为正例样本,出现较多雨量未致灾样本)对模型的影响,经反复试验,将正(反)例样本累积有效降雨量最少(多)的10%剔除,使用剩余176例样本构建模型准确率最高,构建的逻辑回归方程变量显著性 P 值均小于0.01,达到极其显著水平,计算公式如下:

$$P = \frac{e^{0.091K_n + 0.358n - 7.136}}{1 + e^{0.091K_n + 0.358n - 7.136}} \quad (8)$$

2.2.2 贝叶斯公式修正模型 据自然资源部门公布的数据显示,山西省滑坡隐患点1300多处。相关研究表明,工程地质岩组、坡度、TWI、NDVI、隐患点高程等对滑坡灾害诱发影响显著^[43-44]。依据分辨率30 m的高精度数字高程模型(DEM)生成的坡度、TWI,结合工程地质岩组、NDVI、隐患点高程空间分布特点(图4),将山西省划为北吕梁山、南吕梁山、北太行山、太岳山、晋南五大片区(图5)。



注:NDVI为归一化植被指数;TWI为地形湿度指数。

图4 山西省滑坡灾害的主要影响因子分布

Fig. 4 Distributions of most influencing factors of landslide disasters in Shanxi Province

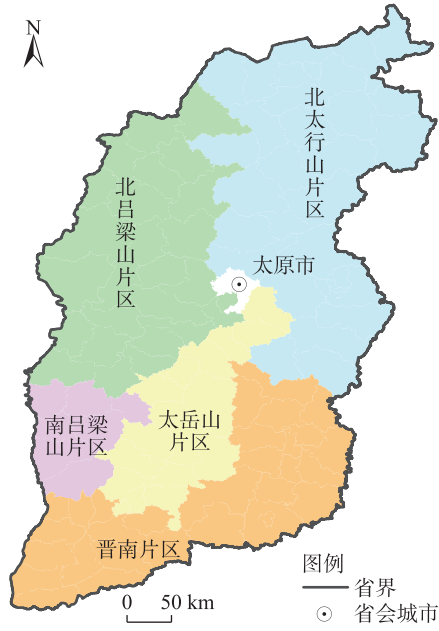


图5 山西省片区划分
Fig. 5 Divisions of the regions in Shanxi Province

对坡度、NDVI、TWI采用自然间隔断点法分级(高、中、低3个等级),滑坡灾害隐患点高程以1000 m为界,分为高低2个等级。北吕梁山、南吕梁山片区坡度主要集中在中度等级,北太行山、晋南、太岳山片区坡度集中在低度等级;北吕梁山NDVI主要为中等级,其他片区NDVI高等级占比在60%~70%之间,以高等级为主;在工程地质岩组方面,北吕梁山片区土体占比在60%以上,其他片区以岩体组合为主(表1)。各片区不同影响因子差异明显,验证了

片区划分的合理性。

逻辑回归模型给出了降雨诱发滑坡灾害的时间概率,但其空间信息缺乏,单一模型预测降雨致灾概率存在局限。在结合空间易发性构建降雨致灾概率时,广大学者将二者直接相乘作为降雨致灾概率,如:黄发明等^[40]构建的降雨诱发滑坡的危险性建模,将式(7)中 $P(L|B,C)$ 理解为 $P(L|B)$ 与 $P(L|C)$ 的乘积。该方法只有在二者为独立事件时才可应用,否则不符合概率统计学方面的定律。然而二者并非独立,因为在滑坡高易发区域,斜坡稳定性差,少量降雨即可诱发滑坡灾害,而在低易发区域,滑坡体稳定性高,需要更强降雨才能诱发,因此二者直接耦合不符合概率统计学上条件概率的应用条件,带有一定的主观性,也有研究者提出过质疑但也未能解决^[41]。

在构建逻辑回归模型时,去掉一定比例的正(反)例样本后,区域整体参与建模的正反例样本数量虽一致,但各片区却不一致,若分片区构建逻辑回归模型会影响其性能。因此,将应用逻辑回归构建的降雨致灾概率视为先验概率,本研究不采用将降雨致灾概率与空间易发性概率耦合的常规方法,而是应用贝叶斯公式修正时间概率模型,获得各片区降雨致灾时空概率模型,每一步都遵循概率统计学方面的定律。

以累积有效降雨量和降雨历时来刻画降雨过程,逻辑回归模型 $P(L|B)$ 、 $P(C|B,L)$ 、 $P(C|B)$ 通过统计计算获得(表2)。

表1 部分影响因子各区域占比

Tab. 1 Proportion of some influencing factors in each region /%

主要影响因子		北太行山片区	晋南片区	太岳山片区	北吕梁山片区	南吕梁山片区
坡度/(°)	(0.00, 12.64)	54.50	59.16	53.31	42.89	34.75
	[12.64, 31.78)	39.51	34.67	43.34	53.09	57.80
	[31.78, 78.80)	5.99	6.17	3.35	4.01	7.45
NDVI	(0.076, 0.460)	1.91	1.97	1.45	1.96	0.62
	[0.460, 0.732)	40.80	27.98	29.55	52.76	30.10
	[0.732, 0.920)	57.29	70.05	68.99	45.28	69.28
TWI	[-1.62, 6.42)	43.45	43.63	45.44	48.05	50.95
	[6.42, 15.44)	56.16	56.07	54.18	51.62	48.78
	[15.44, 26.19)	0.39	0.31	0.38	0.33	0.27
工程地质岩组	土体	43.25	44.27	47.86	60.60	39.51
	岩体	56.08	55.56	52.06	39.27	60.49
	其他(水体等)	0.07	0.18	0.08	0.13	0.00
隐患点高程/m	[0, 1000)	28.46	62.12	29.84	32.23	31.37
	[1000, 2800]	71.54	37.78	70.16	67.77	68.63

注:NDVI为归一化植被指数;TWI为地形湿度指数。

ChinaXiv:202605.00246v1

表2 贝叶斯公式修正概率统计结果

Tab. 2 Statistical results corrected probability by Bayesian formula

/%

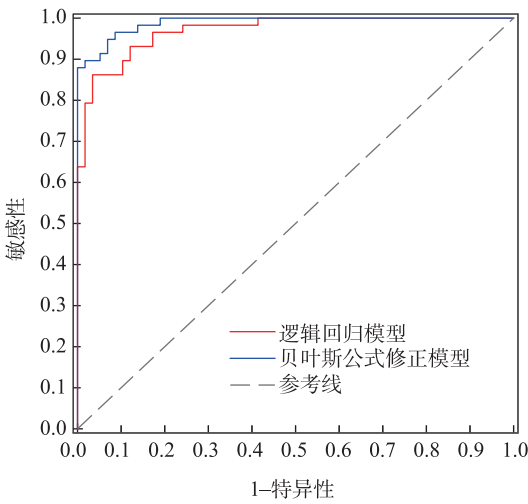
变量	短期降雨			中期降雨			中长期降雨	
	较少	较多	特别多	较少	较多	特别多	较少	较多
$P(C_1 B,L)$	0.00	100.00	100.00	0.00	75.00	100.00	30.00	7.69
$P(C_1 B)$	36.36	66.67	100.00	23.81	41.18	100.00	30.77	7.69
$P(C_2 B,L)$	0.00	100.00	100.00	0.00	100.00	100.00	10.00	19.23
$P(C_2 B)$	18.18	100.00	100.00	4.76	100.00	100.00	7.69	19.23
$P(C_3 B,L)$	0.00	100.00	100.00	0.00	25.00	100.00	15.00	11.54
$P(C_3 B)$	9.09	100.00	100.00	33.33	11.76	100.00	11.54	11.54
$P(C_4 B,L)$	0.00	100.00	100.00	0.00	100.00	100.00	10.00	19.23
$P(C_4 B)$	36.36	100.00	100.00	9.52	100.00	100.00	7.69	19.23
$P(C_5 B,L)$	100.00	100.00	100.00	0.00	100.00	100.00	35.00	42.31
$P(C_5 B)$	100.00	100.00	100.00	28.57	100.00	100.00	42.31	42.31

注： C_1 、 C_2 、 C_3 、 C_4 、 C_5 分别代表北吕梁山、南吕梁山、北太行山、太岳山、晋南片区。 $P(C_i|B,L)$ 为降雨因子 B 诱发滑坡灾害发生在区域 C_i 的概率； $P(C_i|B)$ 为降雨因子 B 发生在区域 C_i 的概率，其他变量含义依次类推。

需要说明的是，因天气学上不存在2个完全相同的天气过程，依据气象学上的划分，将降雨间隔历时划分为短期（3 d 以内）、中期（4~10 d）、中长期（10 d 以上），在每一组内，按百分位数分级法将累积有效降雨量划分为较少、较多等级，并定义特别多等级（超越历史极值或分布较离散的极端天气过程）。得到短期、中期、中长期累积有效降雨量较少、较多分界点分别为：2.92 mm、20.14 mm、74.73 mm。短期、中期特别多分界点分别为 85.3 mm、78.53 mm。对于特别多等级， $P(C_i|B,L)$ 、 $P(C_i|B)$ 取值均为 1，即对于超越历史极值的个例，贝叶斯公式不对其进行修正。需要指出的是，对于部分降雨过程由于样本分布较少不足以统计分析的部分片区， $P(C_i|B,L)$ 、 $P(C_i|B)$ 取值也均为 1，即贝叶斯公式不对其进行修正。对于中长期降雨天气过程，由于较多等级 $P(C_i|B,L)$ 与 $P(C_i|B)$ 统计值相同，比值已为 1，所以中长期降雨过程不再划分特别多等级。在应用贝叶斯公式对模型进行修正时，把降雨历时在同一组、累积有效降雨量在同一等级的视为同一降雨过程。

2.3 模型检验

经接受者操作特征曲线（ROC）检验^[44]，逻辑回归概率模型、贝叶斯公式修正模型曲线下面积（AUC）分别为 0.97、0.989，表明 2 模型均有一定的预测能力，且经贝叶斯公式修正后模型更优（图 6）。根据敏感性和特异性数值之和最大原则^[44]，确定 2 模型致灾概率临界值分别为 61.51%、60.37%。需要说明的是，因贝叶斯公式中， $P(L|B)$ 为拟合的方程所



注：ROC 为接受者操作特征曲线。

图6 逻辑回归模型、贝叶斯公式修正模型的 ROC 曲线
Fig. 6 Curves of ROC about models of logistic regression and Bayesian formula correction

得，而参与运算的 $P(C_i|B)$ 、 $P(C_i|B,L)$ 为统计计算获得概率值，所以修正后极个别概率值高于 1，这是统计模型内部生成的概率算法导致^[41]，其与滑坡空间概率表达意义一致，将其修订为 1。以 61.51%、60.37% 分别作为逻辑回归模型、贝叶斯公式修正模型的临界值进行判断。

应用 2021—2023 年未参与建模的灾害样本，采用气象学上常用的混淆矩阵^[42]分别对模型进行检验（表 3），58 例样本中，逻辑回归模型预测正确 51 例，贝叶斯公式修正模型提升至 55 例，模型准确率由 86.44% 提升至 93.22%，漏报率由 6.90% 降至

ChinaXiv:202605.00246v1

表3 2021—2023年样本检验结果

Tab.3 Test results of samples from 2021 to 2023

样本 序号	累积有效降 雨量/mm	降雨历时/d	是否发生滑 坡灾害	逻辑回归 概率/%	贝叶斯公式 修正概率/%	样本 序号	累积有效降 雨量/mm	降雨历时/d	是否发生滑 坡灾害	逻辑回归 概率/%	贝叶斯公式 修正概率/%
1	56.46	15	是	96.68	100.00	30	93.79	12	否	99.66	99.66
2	162.21	14	是	100.00	100.00	31	33.23	7	否	16.71	16.71
3	59.81	10	是	86.83	100.00	32	1.97	1	否	0.14	0.00
4	175.51	14	是	100.00	100.00	33	18.38	7	否	4.94	0.00
5	299.01	11	是	100.00	100.00	34	0.60	2	否	0.17	0.00
6	302.90	12	是	100.00	100.00	35	19.18	9	否	10.26	0.00
7	142.38	11	是	99.99	99.99	36	9.10	7	否	2.18	0.00
8	98.57	12	是	99.78	100.00	37	51.14	6	否	41.72	41.72
9	69.73	10	是	94.21	94.21	38	34.29	4	否	7.02	7.02
10	99.42	4	是	96.59	96.59	39	15.40	1	否	0.46	0.46
11	48.25	7	是	44.04	93.62	40	14.74	2	否	0.62	0.93
12	28.31	16	是	76.28	63.10	41	16.11	15	否	42.56	35.21
13	116.75	10	是	99.91	99.91	42	41.68	11	否	64.45	53.31
14	103.24	11	是	99.80	99.80	43	44.76	11	否	70.58	58.38
15	107.92	4	是	98.40	98.40	44	10.90	1	否	0.31	0.31
16	127.28	11	是	99.98	99.98	45	106.93	8	否	99.58	99.58
17	94.57	5	是	96.30	96.30	46	29.50	2	否	2.33	2.33
18	112.94	5	是	99.28	99.28	47	1.30	2	否	0.18	0.18
19	172.05	10	是	100.00	100.00	48	56.92	6	否	54.77	54.77
20	112.37	11	是	99.91	99.91	49	43.78	8	否	42.85	42.85
21	206.98	14	是	100.00	100.00	50	27.09	11	否	32.45	31.64
22	91.73	11	是	99.42	99.42	51	16.35	6	否	2.93	0.00
23	41.55	14	是	83.98	69.47	52	20.58	6	否	4.25	4.25
24	37.05	11	是	54.34	44.95	53	5.89	8	否	2.33	0.00
25	217.32	4	是	100.00	100.00	54	29.40	1	否	1.63	1.63
26	145.05	7	是	99.98	99.98	55	23.40	2	否	1.35	1.35
27	84.35	9	是	97.73	97.73	56	51.26	7	否	50.87	50.87
28	32.92	13	是	62.57	81.36	57	40.33	11	否	61.60	60.06
29	213.07	4	是	100.00	100.00	58	47.10	2	否	10.58	15.88

3.45%,误报率由17.24%降至6.90%,贝叶斯公式修正效果显著(表4)。在29例反例样本中,部分反例样本误报(表3序号30、45),可能源于灾害发生之后未能第一时间记录,致反例样本实际为正例样本,后需继续优化样本提高模型精度。

表4 逻辑回归模型与贝叶斯公式修正模型检验结果汇总
Tab.4 Summary of test results from the models of logistic regression and Bayesian formula correction

类型	预测未发生		预测发生	
	逻辑回归 模型	贝叶斯公式 修正模型	逻辑回归 模型	贝叶斯公式 修正模型
实际未发生	24	27	5	2
实际发生	2	1	27	28

2.4 模型应用

应用贝叶斯公式修正后的概率经Surfer软件插值计算,获得各片区降雨致灾等概率曲线(图7)。研究发现,各等概率值曲线均呈随着降雨历时缩短累积有效降雨量增大的规律,这表明在短时间内诱发滑坡灾害需更高雨强(图7)。从整体趋势看,五大片区等概率曲线均呈递减态势,但部分曲线在局部区域存在非严格递减现象,尤其是北吕梁山片区和晋南片区。这是由于较其他片区,晋南片区、北吕梁山片区降雨量较大,灾害样本多集中在有效降雨量60 mm以上区段,较低区段样本分布较少。因此,非严格递减现象由样本分布不均导致,但并不影响曲线整体的递减趋势。

ChinaXiv:202605.00246v1

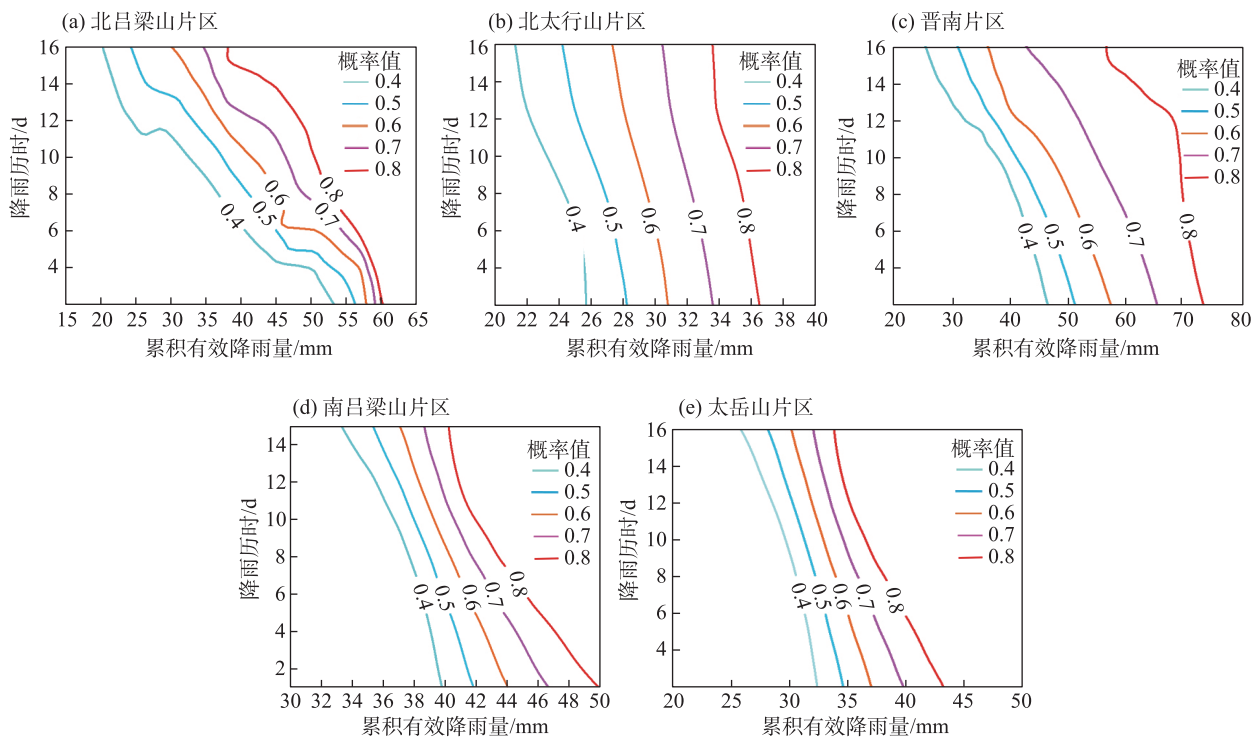


图7 累积有效降雨量与降雨历时致灾等概率曲线分布

Fig. 7 Distribution of equal probability curves for disasters about cumulative effective rainfall and rainfall duration

因贝叶斯公式修模型临界值为60.37%,对图7中累积有效降雨致灾概率值为60%的曲线进行拟合,获得五大片区降雨诱发滑坡灾害的概率阈值曲线方程:

$$n = -21.08 \times \ln(K_n) + 88.263 \tag{9}$$

$$n = -89.44 \times \ln(K_n) + 309.28 \tag{10}$$

$$n = -2.41 \times \ln(K_n) + 121.81 \tag{11}$$

$$n = -91.16 \times \ln(K_n) + 345.17 \tag{12}$$

$$n = -72.65 \times \ln(K_n) + 262.96 \tag{13}$$

计算降雨历时3 d、7 d、10 d的致灾阈值并汇总(表5),发现在短期3 d内,北吕梁山片区、晋南片区累积有效降雨量分别达到57.10 mm、56.81 mm就可能诱发滑坡灾害,而北太行片区30.70 mm便可致

灾。2024年9月8日北太行片区发生山体滑坡,降雨历时17 d,累积有效降雨量36.87 mm,大于致灾阈值(26.26 mm)。此次滑坡灾害可精准预测,阈值具有一定的实用性。

随着降雨间隔时长的增加,各片区所需的累积有效降雨量均逐渐降低,说明短期致灾需要更高的累积有效降雨强度,而中长期降雨过程中所需的累积有效降雨强度相对较低。就空间分布而言,降雨诱发山西省滑坡灾害隐患点的阈值呈现西南高、东北低的特点,即降雨致灾阈值从南部、西部到东北部逐渐降低(图8)。

3 结论

(1) 冻融期空间差异显著:山西省南部地区冻融期结束时间在每年5月上旬结束,而北部可持续到6月中旬,南北存在40 d的差异,为山西省冻融期结束时间提供了重要的时间边界条件。

(2) 模型优化效果显著:综合考虑下垫面特点将山西省分五大片区,利用贝叶斯公式获得各片区时空概率模型,经2021—2023年灾害样本检验,模型准确率从86.44%提升至93.22%,贝叶斯公式修正

表5 滑坡灾害发生概率为60%的累积有效降雨致灾阈值

Tab. 5 Disasters thresholds of cumulative effective rainfall with a probability of landslide disasters of 60% /mm					
降雨 历时/d	北吕梁 山片区	北太行 山片区	晋南 片区	南吕梁 山片区	太岳山 片区
3	57.10	30.70	56.81	42.67	35.81
7	47.23	29.36	49.59	40.84	33.89
10	40.96	28.39	44.78	39.52	32.52

ChinaXiv:202605.00246v1

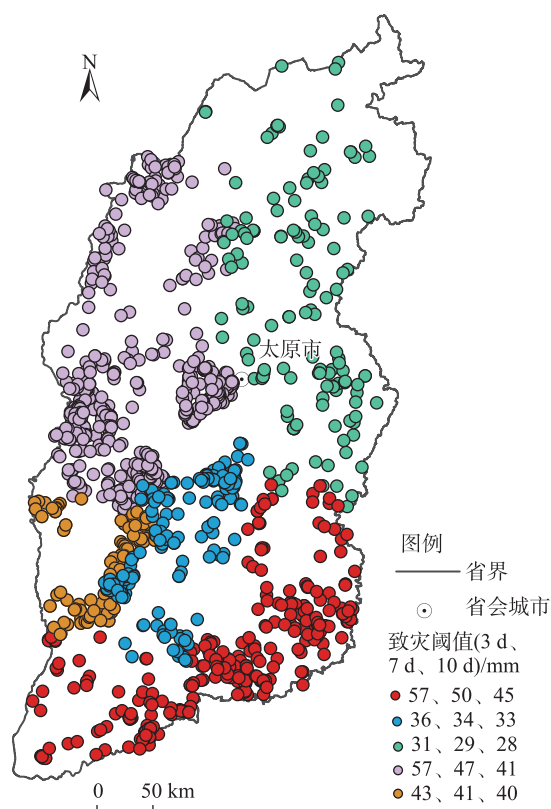


图8 隐患点致灾概率为60%的致灾阈值空间分布

Fig. 8 Spatial distribution of disaster threshold with a probability of 60% about hazard points

后预测精度增强。

(3) 降雨致灾阈值呈现空间差异:各片区等概率曲线均呈现降雨间隔历时越短,所需累积有效降雨量越大的规律。即短期降雨需更高雨强才可诱发滑坡灾害。从空间分布来看,山西省累积有效降雨致灾阈值从西南到东北逐渐降低,空间差异显著,其中北吕梁山、晋南片区短期3 d内降雨致灾阈值最高,分别为57.10 mm、56.81 mm,而北太行山片区阈值最低,仅为30.7 mm。相较于短时强降雨,多日连续降雨显著增加地表入渗量,导致岩土体荷载增加,力学性能弱化,较低阈值即可诱发滑坡灾害。

参考文献 (References)

- [1] Zhuang J Q, Peng J B, Wang G H, et al. Distribution and characteristics of landslide in Loess Plateau: A case study in Shaanxi Province[J]. Engineering Geology, 2018, 236: 89–96.
- [2] Qiu H J, Egmi A D, Cui P, et al. Size distribution of loess slides in relation to local slope height within different slope morphologies [J]. Catena, 2016, 145: 155–163.
- [3] Peng J B, Wang S K, Wang Q Y, et al. Distribution and genetic

types of loess landslides in China[J]. Journal of Asian Earth Sciences, 2019, 170: 329–350.

- [4] 胡胜, 邱海军, 王宁练, 等. 地形对黄土高原滑坡的影响[J]. 地理学报, 2021, 76(11): 2697–2709. [Hu Sheng, Qiu Haijun, Wang Ninglian, et al. The influence of terrain on loess landslides in Loess Plateau[J]. Acta Geographica Sinica, 2021, 76(11): 2697–2709.]
- [5] Prahari B. Remote sensin and GIS-based landslide hazard analysis and cross-validation using multivariate logistic regression model on three test areas in Malaysia[J]. Advances Space Research, 2010, 45: 1244–1256.
- [6] 毛伊敏, 张茂盛, 程秀娟, 等. 基于不确定贝叶斯分类技术的滑坡危险性评价[J]. 中国矿业大学学报, 2015, 44(4): 769–774. [Mao Yimin, Zhang Maosheng, Cheng Xiujuan, et al. Landslide hazards assessment based on uncertain bayesian classification method[J]. Journal of China University of Mining & Technology, 2015, 44(4): 769–774.]
- [7] Huang F M, Zhang J, Zhou C B, et al. A deep learning algorithm using a fully connected sparse autoencoder neural network for landslide susceptibility prediction[J]. Landslides, 2020, 17(1): 217–229.
- [8] Segoni S, Piciullo L, Gariano S L. A review of the recent literature on rainfall thresholds for landslide occurrence[J]. Landslides, 2018, 15(8): 1483–1501.
- [9] 赵国蓉, 李万志, 李冰, 等. 青海东部降雨型滑坡灾害特征及其致灾雨量分析[J]. 干旱区地理, 2025, 48(4): 632–639. [Zhao Guorong, Li Wanzhi, Li Bing, et al. Characteristics of rainfall-type landslide disasters in eastern Qinghai and analysis of their causing rainfalls[J]. Arid Land Geography, 2025, 48(4): 632–639.]
- [10] 梁世川, 乔华, 吕东, 等. 伊犁谷地地质灾害分布特征及主控因素分析[J]. 干旱区地理, 2023, 46(6): 880–888. [Liang Shichuan, Qiao Hua, Lü Dong, et al. Distribution characteristics and main controlling factors of geohazards in Ili Valley[J]. Arid Land Geography, 2023, 46(6): 880–888.]
- [11] Calvello M, Piciullo L. Assessing the performance of regional landslide early warning models: The EDuMap method[J]. Natural Hazards Earth System Sciences, 2016, 16(1): 103–122.
- [12] Baum R L, Godt J W. Early warning of rainfall-induced shallow landslides and debris flows in the USA[J]. Landslides, 2010, 7(3): 259–272.
- [13] Guzzetti F, Gariano S L, Peruccacci S, et al. Geographical landslide early warning systems[J]. Earth-Science Reviews, 2020, 200: 102973, doi: 10.1016/j.earscirev.2019.102973.
- [14] 陈世尧, 孟庆凯, 戴勇, 等. 基于CMIP6未来情景的伊犁河流域地质灾害危险性评估预测[J]. 干旱区地理, 2025, 48(4): 599–611. [Chen Shilong, Meng Qingkai, Dai Yong, et al. Geological disaster hazard assessment and prediction in the Ili River Basin based on CMIP6 future scenarios[J]. Arid Land Geography, 2025, 48(4): 599–611.]
- [15] 裴艳茜, 邱海军, 胡胜, 等. “一带一路”地区滑坡灾害风险评

- 估[J]. 干旱区地理, 2018, 41(6): 1225–1240. [Pei Yanqian, Qiu Haijun, Hu Sheng, et al. Risk assessment of landslides along the Silk Road Economic Belt[J]. *Arid Land Geography*, 2018, 41(6): 1225–1240.]
- [16] 葛云峰, 李信杰, 杜彬, 等. 多功能高速远程滑坡运动堆积过程物理模型试验装置设计与应用[J]. 地质科技通报, 2020, 39(1): 86–94. [Ge Yunfeng, Li Xinjie, Du Bin, et al. Design and application of multifunctional physical model test device for movement and accumulation process of rapid long-runout landslide[J]. *Bulletin of Geological Science and Technology*, 2020, 39(1): 86–94.]
- [17] 葛云峰, 周婷, 霍少磊, 等. 高速远程滑坡运动堆积过程中的能量传递机制[J]. 地球科学, 2019, 44(11): 3939–3949. [Ge Yunfeng, Zhou Ting, Huo Shaolei, et al. Energy transfer mechanism during movement and accumulation of rockslide avalanche[J]. *Earth Science*, 2019, 44(11): 3939–3949.]
- [18] Kim S W, Chun K W, Kim M, et al. Effect of antecedent rainfall conditions and their variations on shallow landslide-triggering rainfall thresholds in South Korea[J]. *Landslides*, 2020, 18(7): 569–582.
- [19] Pradhan A M S, Lee S R, Kim Y T. A shallow slide prediction model combining rainfall threshold warnings and shallow slide susceptibility in Busan, Korea[J]. *Landslides*, 2019, 16(3): 647–659.
- [20] Melillo M, Brunetti M T, Peruccacci S, et al. An algorithm for the objective reconstruction of rainfall events responsible for landslides[J]. *Landslides*, 2015, 12(2): 311–320.
- [21] Park J Y, Lee S R, Lee D H, et al. A regional-scale landslide early warning methodology applying statistical and physically based approach in sequence[J]. *Engineering Geology*, 2019, 260: 1–14.
- [22] Piciullo L, Calvello M, Cepeda J M. Territorial early warning systems for rainfall-induced landslides[J]. *Earth-Science Reviews*, 2018, 179(1): 228–247.
- [23] Fathani T F, Karnawati D, Wilopo W. An integrated methodology to develop a standard for landslide early warning systems[J]. *Natural Hazards and Earth System Sciences*, 2016, 16(9): 2123–2135.
- [24] Nel C. The rainfall intensity-duration control of shallow landslides and debris flows[J]. *Geografiska Annaler Series A-Physical Geography*, 1980, 62: 23–27.
- [25] Guzzetti F, Cardinali M, Reichenbach P. Landslides triggered by the 23 November 2000 rainfall event in the Imperia Province, western Liguria, Italy[J]. *Engineering Geology*, 2004, 73(3): 229–245.
- [26] 谢剑明, 刘礼领, 殷坤龙, 等. 浙江省滑坡灾害预警预报的降雨阈值研究[J]. 地质科技情报, 2003(4): 101–105. [Xie Jianming, Liu Liling, Yin Kunlong, et al. Study on rainfall threshold of landslide early warning and prediction in Zhejiang Province[J]. *Geological Science Technology Information*, 2003(4): 101–105.]
- [27] 夏梦想, 李远耀, 吴吉民, 等. 基于 I-D 统计模型的张家界市滑坡灾害降雨预警阈值研究[J]. 自然灾害学报, 2021, 30(4): 203–212. [Xia Mengxiang, Li Yuanyao, Wu Jimin, et al. Research on rainfall early warning threshold of landslide disaster in Zhangjiajie City based on I-D statistical model[J]. *Journal of Natural Disasters*, 2021, 30(4): 203–212.]
- [28] Guzzetti F, Peruccacci S, Rossi M, et al. Rainfall thresholds for the initiation of landslides in central and southern Europe[J]. *Meteorology Atmospheric Physics*, 2007, 98(3–4): 239–267.
- [29] 刘谢攀, 殷坤龙, 肖长贵, 等. 基于 I-D-R 阈值模型的滑坡气象预警[J]. 地球科学, 2024, 49(3): 1039–1051. [Liu Xiepan, Yin Kunlong, Xiao Changgui, et al. Meteorological early warning of landslide based on I-D-R threshold model[J]. *Earth Science*, 2024, 49(3): 1039–1051.]
- [30] 盛逸凡, 李远耀, 徐勇, 等. 基于有效降雨强度和逻辑回归的降雨型滑坡预测模型[J]. 水文地质工程地质, 2019, 46(1): 156–162, 172. [Sheng Yifan, Li Yuanyao, Xu Yong, et al. Prediction of rainfall-type landslides based on effective rainfall intensity and logistic regression[J]. *Hydrogeology & Engineering geology*, 2019, 46(1): 156–162, 172.]
- [31] 刘海知, 徐辉, 包红军, 等. 区域降雨诱发滑坡阈值特征分析[J]. 自然灾害学报, 2021, 30(4): 181–190. [Liu Haizhi, Xu Hui, Bao Hongjun, et al. Characteristics analysis of rainfall-induced landslide thresholds in local regions[J]. *Journal of Natural Disasters*, 2021, 30(4): 181–190.]
- [32] 何雨枫, 丁明涛, 段钰, 等. 2000—2019 年四川省滑坡灾害时空分布特征及影响因素分析[J]. 自然灾害学报, 2024, 33(6): 17–26. [He Yufeng, Ding Mingtao, Duan Yu, et al. Analysis of spatial-temporal distribution characteristics and influence factors of landslides in Sichuan Province from 2000 to 2019[J]. *Journal of Natural Disasters*, 2024, 33(6): 17–26.]
- [33] 林沛文, 何书, 鲜木斯艳·阿布迪克依木, 等. 基于逻辑回归-模糊层次分析模型的公路沿线滑坡易发性评价[J]. 自然灾害学报, 2024, 33(6): 27–36. [Lin Peiwen, He Shu, Abudikeymu Xmsy, et al. Landslide susceptibility assessment along highways based on LR-FAHP model[J]. *Journal of Natural Disasters*, 2024, 33(6): 27–36.]
- [34] Peruccacci S B, Runetti M T, Gariano S L, et al. Rainfall thresholds for possible landslide occurrence in Italy[J]. *Geomorphology*, 2017, 290(1): 39–57.
- [35] Gariano S L, Brunetti M T, Lovine G, et al. Calibration and validation of rainfall thresholds for shallow landslide forecasting in Sicily, southern Italy[J]. *Geomorphology*, 2015, 228(1): 653–665.
- [36] Jaiswal P, van Westen C J. Estimating temporal probability for landslide initiation along transportation routes based on rainfall thresholds[J]. *Geomorphology*, 2009, 112(1–2): 96–105.
- [37] Segoni S, Lagomarsino D, Fanti R, et al. Integration of rainfall thresholds and susceptibility maps in the Emilia Romagna (Italy) regional-scale landslide warning system[J]. *Landslides*, 2014, 12(4): 773–785.
- [38] Das I, Stein A, Kerle N, et al. Probabilistic landslide hazard assessment using susceptible units (HSU) along a national highway corridor in the northern Himalayas, India[J]. *Landslides*, 2011, 8(3): 293–308.

- [39] Tiranti D, Rabuffetti D. Estimation of rainfall thresholds triggering shallow landslides for an operational warning system implementation[J]. *Landslides*, 2010, 7(4): 471–481.
- [40] 黄发明, 陈佳武, 范宣梅, 等. 降雨型滑坡时间概率的逻辑回归拟合及连续概率滑坡危险性建模[J]. *地球科学*, 2022, 47(12): 4609–4628. [Huang Faming, Chen Jiawu, Fan Xuanmei, et al. Logistic regression fitting of rainfall-induced landslide occurrence probability and continuous landslide hazard prediction modelling[J]. *Earth Science*, 2022, 47(12): 4609–4628.]
- [41] 宋宇飞, 曹琰波, 范文, 等. 基于贝叶斯方法的降雨诱发滑坡概率性预警模型研究[J]. *岩石力学与工程学报*, 2023, 42(3): 558–574. [Song Yufei, Cao Yanbo, Fan Wen, et al. Probabilistic early warning model for rainfall-induced landslides based on Bayesian approach[J]. *Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering*, 2023, 42(3): 558–574.]
- [42] 卢盛栋, 李强, 李芬, 等. 大气降水诱发黄土高原滑坡灾害阈值及灾损研究[J]. *灾害学*, 2023, 38(3): 53–59. [Lu Shengdong, Li Qiang, Li Fen, et al. Study on threshold and damage of landslide disaster induced by atmospheric precipitation in Loess Plateau[J]. *Journal of Catastrophology*, 2023, 38(3): 53–59.]
- [43] 赵晓萌, 卫星君, 王娜, 等. 降雨型滑坡灾害的特征聚合决策树预测模型[J]. *灾害学*, 2020, 35(1): 27–31. [Zhao Xiaomeng, Wei Xingjun, Wang Na, et al. Feature aggregation decision tree prediction model for rainfall landslide disaster[J]. *Journal of Catastrophology*, 2020, 35(1): 27–31.]
- [44] Rossi M, Guzzetti F, Reichenbach P, et al. Optimal landslide susceptibility zonation based on multiple forecasts[J]. *Geomorphology*, 2010, 114(4–5): 129–142.

Probability of landslide disasters induced by rainfall based on Bayesian formula correction

LU Shengdong¹, WANG Wenchun², HAO Xiaodong³, SUN Lijun³, ZHANG Huaming¹

(1. Shanxi Meteorological Disaster Prevention Technology Center, Taiyuan 030006, Shanxi, China;

2. Shanxi Institute of Meteorological Science, Taiyuan 030002, Shanxi, China;

3. Shanxi Institute of Geological Survey Corporation, Taiyuan 030006, Shanxi, China)

Abstract: To improve the spatiotemporal probability algorithm for rainfall-induced landslide disasters and improve early warning accuracy, the dataset of rainfall and landslide events in Shanxi, China from 2001 to 2020 was reconstructed by removing samples from the freeze-thaw period and landslides not clearly rainfall-induced. A disaster probability model was developed using logistic regression based on accumulated effective rainfall and rainfall duration. Shanxi Province was divided into five subregions according to the spatial distributions of underlying surface factors; the probability model was corrected using a Bayesian formula to obtain a spatial probability model. The receiver operating characteristic curve (ROC) was applied to determine the critical value of landslide disasters, and the models were validated with data from 2021 to 2023. Finally, interpolation was used to derive the disaster threshold curves for different subregions. The conclusions are as follows: (1) The freeze-thaw period ends in early May in southern Shanxi Province but lasts until mid-June in the north. (2) The ROC curve shows that both the logistic regression and Bayesian formula correction models predict accurately, with the latter performing better; critical probabilities are 61.51% and 60.37%, respectively. (3) The accuracies of the logistic regression and Bayesian formula correction models are 86.44% and 93.22%, respectively, indicating significant improvements with the Bayesian formula correction. (4) Threshold curves across subregions of Shanxi Province decrease with rainfall duration increases. Spatially, landslide thresholds decrease from southwest to northeast across Shanxi Province.

Keywords: freeze-thaw period and non-freeze-thaw period; rainfall; landslide disaster; logistic regression; Bayesian formula; threshold