

基于 Logistic 回归和 MCMC 方法 评价地震滑坡敏感性

贺倩^{1,2,3}, 汪明^{1,2,3}, 刘凯^{1,2,3}

(1.北京师范大学 地表过程与资源生态国家重点实验室, 北京 100875;

2.北京师范大学 减灾与应急管理研究院 地理科学学部, 北京 100875;

3.北京师范大学 环境演变与自然灾害教育部国家重点实验室, 北京 100875)

摘要: Logistic 回归模型(Logistic Regression, LR)在滑坡敏感性评价上应用广泛,但目前对于模型参数不确定性的研究较为缺乏。马尔可夫链蒙特卡罗(Markov Chain Monte Carlo, MCMC)方法能够结合参数的先验信息得到其后验分布,从而对估计参数的不确定性进行分析。为探索 MCMC 方法在 Logistic 滑坡敏感性模型构建中的有效性;量化模型参数估计值的不确定性,以西南地区 2013 年 4·20 芦山地震,2017 年 8·8 九寨沟地震和 2014 年 8·3 鲁甸地震为例,基于 MCMC 方法对 Logistic 回归模型的回归系数进行估计。构建了区域的地震滑坡敏感性模型,对模型参数的估计值进行了不确定性分析,并绘制了区域的滑坡敏感性图。结果表明:在芦山地震案例中,模型参数估计值的不确定性都较低;在九寨沟案例中,岩性因子的参数估计值不确定性较高;在鲁甸地震中,岩性、剖面曲率和平面曲率的参数不确定性较高。总的来说,模型中的大多数参数估计值不确定性都较低。所构建的 Logistic 回归模型在三次地震滑坡事件中的预测精度都较高,AUC(Area Under ROC Curve)值均在 0.9 以上,这证明了 MCMC 方法对 Logistic 模型参数估计的准确性。在三次地震滑坡事件中,因子相对重要性最大的为高程,其次为距离断层的距离以及修正麦卡利烈度。研究为利用 LR 模型进行滑坡敏感性评价提供了一种新的思路和方法。

关键词: 马尔可夫链蒙特卡罗; Logistic 回归; 不确定性; 地震滑坡; 滑坡敏感性

中图分类号: P642.22

文献标识码: A

文章编号: 1005-3409(2022)03-0396-08

Assesment on Earthquake-Triggered Landslide Susceptibility Based on Logistic Regression and MCMC Method

HE Qian, WANG Ming, LIU Kai

(1.State Key Laboratory of Earth Surface Processes and Resource Ecology, Beijing Normal

University, Beijing 100875, China; 2.Academy of Disaster Reduction and Emergency Management, Faculty

of Geographical Science, Beijing Normal University, Beijing 100875, China; 3.Key Laboratory of Environmental

Change and Natural Disasters, ministry of Education, Beijing Normal University, Beijing 100875, China)

Abstract: Logistic regression (LR) model is widely used in the assessment of landslide susceptibility, but the research on the uncertainty of model parameters is relatively lacking. Markov Chain Monte Carlo (MCMC) method can combine the prior information of the parameters to obtain their posterior distribution, thereby analyzing the uncertainty of the estimated parameters. This study aims to explore the effectiveness of MCMC in the susceptibility modelling based on LR and quantify the uncertainty of the estimated parameters of the models. Taking the 2013 Lushan earthquake, the 2017 Jiuzhaigou earthquake and the 2014 Ludian earthquake in southwest China as examples, we estimated the regression coefficients of the Logistic regression model based on the MCMC method, constructed the regional earthquake-induced landslide susceptibility models, analyzed the uncertainty in parameter estimates, and drew the regional landslide susceptibility maps. The results show that: in the Lushan earthquake case, the uncertainty of all the model parameters is relatively low; in Jiuzhaigou case, the uncertainty of the lithology factor is relatively high; in Ludian case, uncertainty in parameter estimates of lithology, profile curvature and plan curvature is relatively high; generally, most parameter estimates

收稿日期:2020-03-04

修回日期:2020-05-12

资助项目:国家重点研发计划“重大自然灾害多层级精准救助关键技术研究”(211800006)

第一作者:贺倩(1996—),女,山西兴县人,硕士研究生,主要从事自然灾害风险研究。E-mail:heqiancq@mail.bnu.edu.cn

通信作者:汪明(1978—),男,湖北新洲人,博士,教授,主要从事灾害风险评估与管理研究。E-mail:wangming@bnu.edu.cn

have relatively low uncertainty; the Logistic regression models constructed in this study have high prediction accuracy in the three earthquake-induced landslide events, and the AUC (Area Under ROC Curve) values are all above 0.9, which demonstrates the accuracy of using the MCMC method to estimate the coefficients of the Logistic model; for the relative importance of the influencing factors, elevation, distance from the faults and MMI (Modified Mercalli Intensity) are the top three factors for these three cases. This study can provide a new idea and method for using Logistic regression model to assess landslide susceptibility.

Keywords: Markov Chain Monte Carlo; Logistic regression; uncertainty; earthquake-induced landslide; landslide susceptibility

地震滑坡是最常见的次生灾害之一,许多学者对地震滑坡的敏感性、危害和风险进行了研究^[1]。在山区,地震引发的滑坡会掩埋村庄,阻塞道路和河流,阻碍救灾,其造成的损失可能比地震本身造成的损失更加严重^[2]。因此,准确的评估地震滑坡的敏感性具有重要意义。我国西南地区地震多发,地震诱发的滑坡造成了交通阻塞,生命线中断,严重威胁着人民的生命财产安全^[3]。

在滑坡敏感性评估中,Logistic 回归是广泛应用的模型之一^[1,4-5]。逻辑回归模型的参数估计以及参数不确定性的定量分析对于模型的构建来说十分重要。经典 Logistic 回归模型一般利用最大似然法来估计方程中的参数,最大似然是点估计,其对参数的不确定性估计较为困难^[6-7]。马尔可夫链蒙特卡洛方法是在贝叶斯理论框架下,将蒙特卡洛模拟和马尔科夫链模型结合,实现抽样样本随模拟的进行而改变的动态模拟^[8],其可以获得参数估计的后验分布,从而利用参数后验分布来评估参数的不确定性。将 MCMC 方法应用于 Logistic 回归的参数估计能够结合马尔科夫模型长期预测的优势和 Logistic 模型模拟复杂系统变量和响应变量变化的能力,具有科学性和实用性^[9]。MCMC 方法在水文模型参数不确定性分析中应用广泛^[10-12],而在滑坡敏感性建模上的研究较少。此外,随着计算机技术的快速发展,基于 MCMC 方法估计 Logistic 模型中的回归系数易于实现^[12-13],特别是 R 语言的应用使得 MCMC 方法实际应用更加简便可行。

本文以 2017-8-8 九寨沟地震,2014-8-3 鲁甸地震和 2013-4-20 芦山地震为案例进行研究。本文从地震动参数,地形以及地质三方面构建滑坡敏感性评价指标体系。基于 MCMC 和 Logistic 回归方法建立地震滑坡敏感性的评价模型,对模型的精度进行评价,然后分别绘制三次地震事件的滑坡敏感性图。通过 MCMC 获得的参数后验概率分布来量化参数估计值的不确定性。最后对区域影响因子的重要性进行评价。

1 研究区与数据源

1.1 研究区概况

中国西南地区地处地震带,该地区地壳活动频繁,地震多发,再加之地形起伏大,由地震引发的滑坡灾害

严重。本文选择了位于该区域的三次地震事件作为研究案例。九寨沟地震发生于 2017 年 8 月 8 日,位于九寨沟国家公园,震级为 7 级,震源深度 20 km,地震引发了各种类型的地质灾害,包括滑坡、溃坝和大坝毁坏等,共造成 25 人遇难^[2]。鲁甸县位于云南省西北部,为中国地震最活跃的地区之一^[14]。2014 年 8 月 3 日,云南省昭通市鲁甸县发生 6.5 级地震,造成了 617 人死亡^[15],引发了大量滑坡^[16]。芦山位于四川平原与青藏高原的交界处,横跨龙门山构造带和四川盆地两个构造单元。2013 年 4 月 20 日,四川雅安芦山县发生 7.0 级地震,震中位于青藏高原最东缘,龙门山断裂的西南部,地震造成了 217 人死亡,诱发了数以千计的滑坡,造成了严重的破坏并严重阻碍了救援行动^[17-18]。

1.2 数据源

1.2.1 滑坡编录数据 滑坡编录数据对于评估区域规模的滑坡灾害或风险至关重要。本文的地震滑坡编录数据包括:九寨沟地震诱发的 226 处滑坡^[19],鲁甸地震诱发的滑坡 1 024 处^[15],芦山地震滑坡 15 546 处^[20]。滑坡数据是研究学者根据地震前后的高分辨率的卫星影像进行系统准确的解译得到的。本文所使用的滑坡数据类型为点。本文采用 Zhu 等^[21]提出的双缓冲区采样方法,在内部缓冲区(1 km 半径)和外部缓冲区(15 km 半径)之间的区域进行随机采样,分别获得每个事件等量的非滑坡样本点。然后将每个事件中滑坡和非滑坡点随机分成 70% 的训练样本用于模型的构建,30% 的测试样本用于模型精度的验证。

1.2.2 指标选择 参照前人的研究和数据的可用性^[4, 22-25],本文从地形、地质和地震动参数 3 个方面共选择了 9 个指标,包括高程,坡度,地形湿度指数(Topographic Wetness Index, TWI),矢量稳健性测度(Vector Ruggedness Measure, VRM),平面曲率,剖面曲率,距离断层的距离(简称断层距),岩性,修正麦卡利烈度(Modified Mercalli Intensity, MMI)。地形数据为 DEM,来源于 SRTM (Shuttle Radar Topography Mission) DEM (<http://srtm.csi.cgiar.org/>),空间分辨率为 90 m × 90 m。利用 DEM 数据和 SAGA GIS 平台提取得到研究区的高程、坡度、TWI、VRM、平面曲率和剖面曲率。地质数据包括断层和岩性数据。地震滑坡的空间分布与

断层之间存在着较强的相关性^[26]。本文所使用的断层数据来自 GEM(Global Earthquake Model)全球活动断层数据库(the GEM Global Active Faults Database, GAF-DB),GAF-DB 汇总了许多地区的数据集,包含 13 500 个断层,空间完备性高^[27]。岩性数据来源于高分辨率的全球岩性图(Global Lithology Map, GLiM)数据集^[28],该数据集的岩性类别分为 3 个级别,本文使用第一级的分类(16 类),包括松散沉积岩,碎屑沉积岩,火山碎屑岩等。地震动参数数据来自美国地质调查局(USGS)的 ShakeMap(<https://earthquake.usgs.gov/data/shakemap/>),ShakeMap 提供了地震后地面运动和震动强度的近实时地图。本文使用 ShakeMap 中的修正麦卡利烈度产品。

2 方法与模型

2.1 Logistic 回归

Logistic 回归是分析滑坡敏感性的有效的方法^[5,29],其因变量是二分类变量(滑坡或者非滑坡),解释变量(自变量)可以是离散的类别型,也可以是连续的数值型。Logistic 回归的优势是变量不需要满足正态分布^[30]。Logistic 回归通过构建二元变量和多个自变量之间的回归关系来确定事件发生的概率,公式如下:

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

$$Z = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \cdots + \beta_k x_k \quad (2)$$

式中: P 表示单个栅格像素内滑坡发生的概率; x_k 表示自变量; β_0 表示算法的截距(常数项); β_k 表示不同滑坡因子的回归系数; k 为滑坡影响因子的个数。在本文中,Logistic 回归的因变量指定为 1,0,分别表示滑坡和非滑坡。模型输出在 0~1 之间表示滑坡发生的概率,即本文中的滑坡敏感性。

2.2 马尔可夫链蒙特卡罗

MCMC 使用随机游动的 Metropolis 算法从 Logistic 模型的后验分布中进行模拟。其通过因变量和自变量构建的贝叶斯框架来解释先验信息。MCMC 参数估计中包含 3 个关键部分:先验分布、似然函数和后验分布。Das 等^[7]建立了一个简单的频率 Logistic 模型的 Bayes 等价物,如下所示:

$$y_i \sim \text{Bernoulli}(\text{logit}^{-1}(\eta)) \quad (3)$$

$$\eta = \beta_0 + \sum_{j=1}^k \beta_j x_j \quad (4)$$

$$\beta_j \sim N(0, 0.00001) \quad j = 0, \dots, k \quad (5)$$

式中: y_i 表示因变量; β_j 是具有独立正态先验分布的系数; x_j 表示第 j 个变量的值; η 是线性预测变量。利用贝叶斯理论,可以获得模型下参数的后验分布,利用贝叶斯公式进行扩展,其后验分布与先验分布和似然函数的乘积成比例关系^[7,9]。

MCMC 结合参数的先验分布通过迭代仿真得到参数估计值的后验分布和概率密度函数。本文基于 R 语言中的 MCMCpack 包进行模型参数的估计^[31]。在每个事件中,使用 70% 的样本通过 MCMClogit 函数来拟合 Logistic 方程,其余 30% 来进行模型预测精度的验证。

2.3 模型精度评价

混淆矩阵是分类问题中模型精度评价的重要方法^[32]。在二分类问题中,根据真实类别以及模型预测结果的组合划分为真正例(True positive, TP),假正例(False positive, FP),真反例(True negative, TN)以及假反例(False negative, FN)。在本研究中,正例为滑坡,反例为非滑坡,分别用 1,0 表示。TP 和 TN 分别表示正确分为滑坡和非滑坡的数量,FP 和 FN 分别表示错误地分为滑坡和非滑坡的数量。基于混淆矩阵计算出总精度(Accuracy),精确率(Precision)和召回率(Recall)。精确率(Precision)在滑坡二分类问题中指的是在所有滑坡样本中预测正确的滑坡数比例,召回率(Recall)指的是预测为滑坡的样本点中真正的滑坡数比例, F_1 -score 是基于召回率和精确率的调和平均定义的,计算公式见(6)~(9)。

$$\text{Accuracy} = \frac{TP + TN}{TP + FP + TN + FN} \quad (6)$$

$$\text{Precision} = \frac{TP}{TP + FP} \quad (7)$$

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP + FN} \quad (8)$$

$$F_1\text{-score} = \frac{2TP}{2TP + FP + FN} \quad (9)$$

此外,本文还计算了受试者工作特征曲线(Receiver Operating Characteristic, ROC)和曲线下面积(Area Under the Curve, AUC)。ROC 反映了特异性和敏感性之间的关系,AUC 反映模型的总精度,AUC 范围为 0.5~1,AUC 值越大表明模型的预测能力越高。

3 结果与分析

3.1 指标共线性分析

指标之间的多重共线性会降低模型预测能力^[33]。在建立模型前,本文利用容差(Tolerance, TOL)和方差膨胀因子(the variance inflation, VIF)^[34-35]进行因子共线性的检验以确保因子之间相互独立。通常认为,当 VIF 值大于 5 时,因子之间存在强共线性,应该将该变量从模型中剔除^[36-37]。VIF 值越大,变量与其他变量之间就具有越强的共线性。TOL 小于 0.2 表示因子之间存在多重共线性,小于 0.1,表明存在严重的共线性。多重共线性分析表明所选择的指标因子的容差均在 0.4 以上,高于阈值 0.1,并且其 VIF 值均小于 3,低于阈值 5(表 1)。综

合分析表明本文所选的因子之间不存在多重共线性问题,验证了评价指标的合理性。

表 1 影响因子的多重共线性分析

指标	九寨沟地震		鲁甸地震		芦山地震	
	TOL	VIF	TOL	VIF	TOL	VIF
高程	0.489	2.045	0.428	2.338	0.414	2.414
MMI	0.576	1.737	0.741	1.350	0.442	2.261
坡度	0.506	1.976	0.707	1.415	0.675	1.481
TWI	0.384	2.606	0.673	1.486	0.608	1.644
VRM	0.915	1.092	0.776	1.288	0.949	1.053
平面曲率	0.866	1.155	0.717	1.394	0.920	1.087
剖面曲率	0.712	1.405	0.628	1.593	0.834	1.200
岩性	0.937	1.068	0.986	1.014	0.776	1.288
断层距	0.419	2.387	0.906	1.104	0.366	2.733

3.2 指标与滑坡的关系分析

本文分析了滑坡数量占比与不同指标之间的关系。

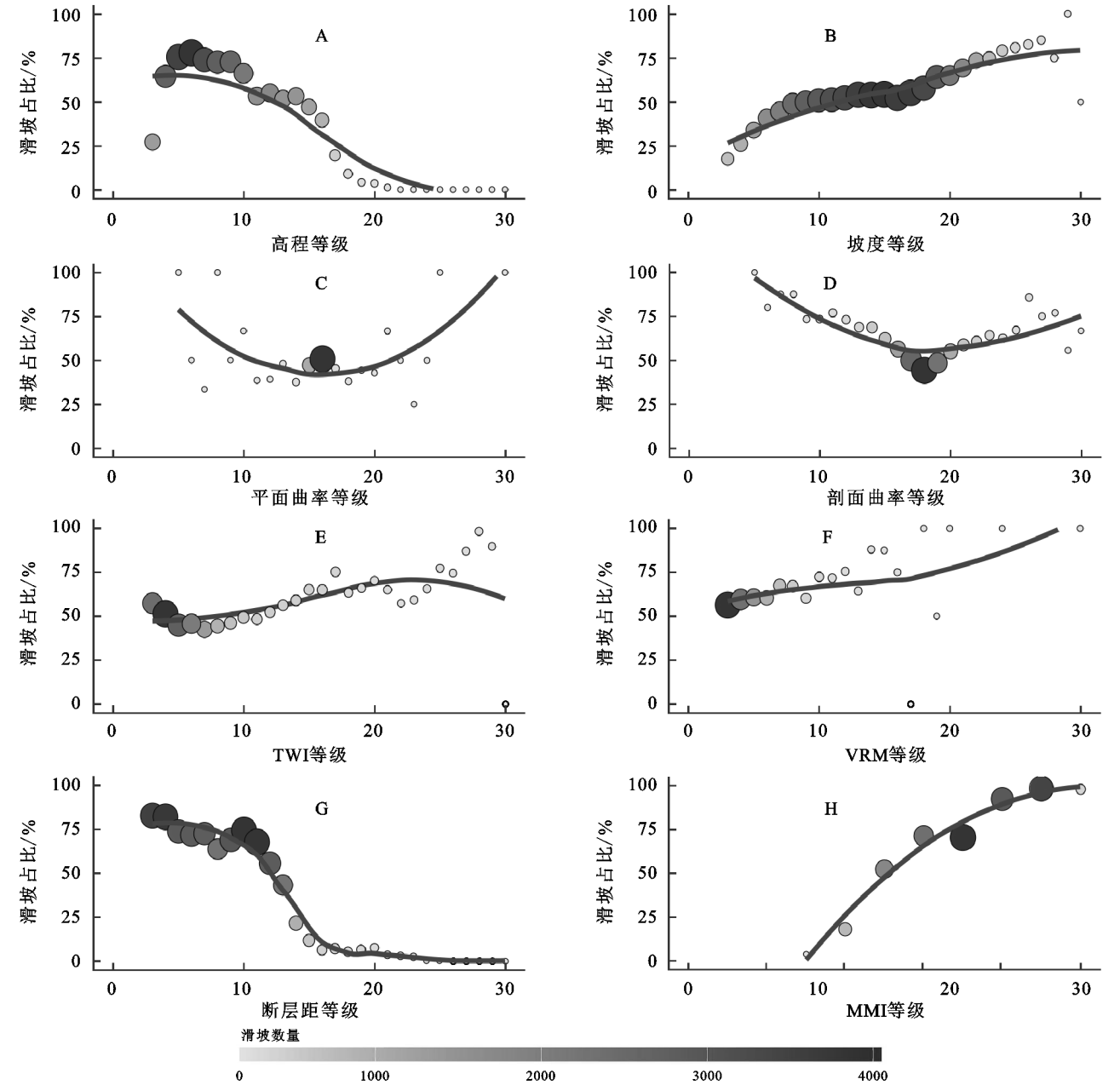


图 1 芦山地震,滑坡发生比率与各指标之间的关系

将各个连续的指标变量等分成 30 个区间,分析不同区间内滑坡数量的分布情况。由于篇幅有限,本文在此处呈现芦山地震滑坡的结果图。芦山的地震滑坡主要集中在高程值较小的区间上(图 1A),表明此次地震事件中区域内滑坡主要分布在低海拔地区。随着坡度的增大,芦山的滑坡比率与坡度呈现出正相关关系(图 1B)。对于平面曲率和剖面曲率,随着曲率的增加,滑坡比率增加(图 1C—D)。在 TWI 和 VRM 较大时,滑坡占比相对更高(图 1E—F),而在 TWI 和 VRM 较小时,滑坡数量较多。断层距越大,滑坡占比越小(图 1G),大部分滑坡点集中在断层距较小的区间内。地震参数 MMI 与滑坡比率呈现出明显的正相关关系(图 1H),随着 MMI 的增大,滑坡占比整体升高。

3.3 MCMC 的模型参数估计

本文对马尔可夫链的中 burnin 参数设置为 2 000,表示弃用前 2 000 次的抽样消除初始值的效益影响。mcmc 参数设置为40 000,表示使用后面的 40 000 次抽样进行后验参数的估计。此外,采样过程的收敛性检验至关重要,只有迭代收敛之后才能够用来获得参数的后验分布。本文利用样本的轨迹图

和样本间的自相关性进行收敛性诊断。图 2 展示了芦山地震滑坡案例中的 MMI 和坡度参数估计的轨迹图和样本自相关图。通过样本路径图可以看出,采样过程基本稳定。从样本的自相关图可以看出最终样本达到平稳状态,收敛性较好。综合考虑样本采样轨迹图和自相关图,可以认为参数样本的分布已收敛到参数的后验分布。

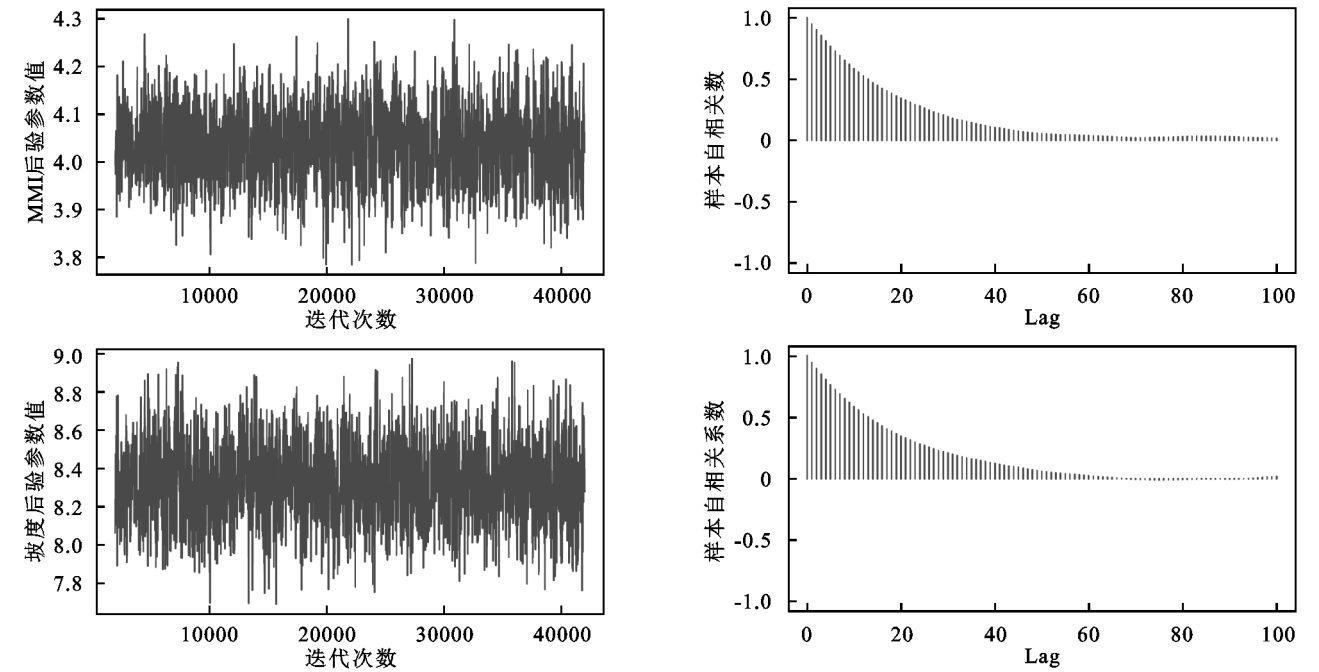


图 2 芦山地震中马尔可夫链迭代轨迹图和自相关图

MCMC 参数估计的结果见表 2。在三次滑坡事件中,9 个因子对于滑坡的发生都有显著的影响($p < 0.05$)。MCMC 方法得到的是后验分布的均值(Mean)作为参数的估计值。为了比较不同参数的不确定性,利用变异系数(Coefficient of variation, CV)进行分析,可以看出,在九寨沟地震事件中,岩性因子的参数不确定性最高,其次为 VRM,而其他因子的 CV 值都较低。对于鲁甸地震事件,剖面曲率的不确定性较高,其次为岩性和平面曲率因子。在芦山地震

案例中,所有因子的不确定性均较低,只有平面曲率因子的 CV 值绝对值大于 1。各个指标因子参数在芦山事件中的不确定性最小,分析认为这可能与样本数量有关(芦山地震事件中的滑坡样本数量是其他两个事件总和的 12 倍之多)。岩性因子在九寨沟和鲁甸两个事件中的不确定性都相对较高,分析认为可能是岩性数据的分辨率相对较低造成的,而九寨沟地震和鲁甸地震的区域面积小,一定程度上导致了其参数的不确定性较高。

表 2 三次地震滑坡事件中基于 MCMC 的 Logistic 回归模型中的参数估计

参数	九寨沟地震			鲁甸地震			芦山地震		
	平均值	SD	CV	平均值	SD	CV	平均值	SD	CV
β (截距)	-13.810	4.360	-0.316	-42.190	3.814	-0.090	-27.850	0.465	-0.017
β (高程)	-0.005	0.001	-0.174	-0.005	0.000	-0.084	0.001	0.000	0.059
β (MMI)	4.567	0.664	0.145	6.109	0.457	0.075	4.032	0.069	0.017
β (坡度)	2.354	1.862	0.791	0.058	0.010	0.180	8.321	0.194	0.023
β (TWI)	-0.178	0.110	-0.618	-0.030	0.038	-1.237	0.233	0.014	0.058
β (VRM)	8.477	17.120	2.020	16.860	6.221	0.369	31.760	1.671	0.053
β (平面曲率)	152.800	68.480	0.448	0.117	0.370	3.158	2.413	3.480	1.442
β (剖面曲率)	-360.900	328.800	-0.911	-0.042	0.298	-7.168	-26.630	24.360	-0.915
β (岩性)	0.034	0.252	7.445	-0.076	0.327	-4.277	0.194	0.009	0.047
β (断层距)	0.000	0.000	0.900	0.000	0.000	0.114	0.000	0.000	-0.031

注: β 为回归系数;Mean 为均值;SD 为标准差;CV 为变异系数。

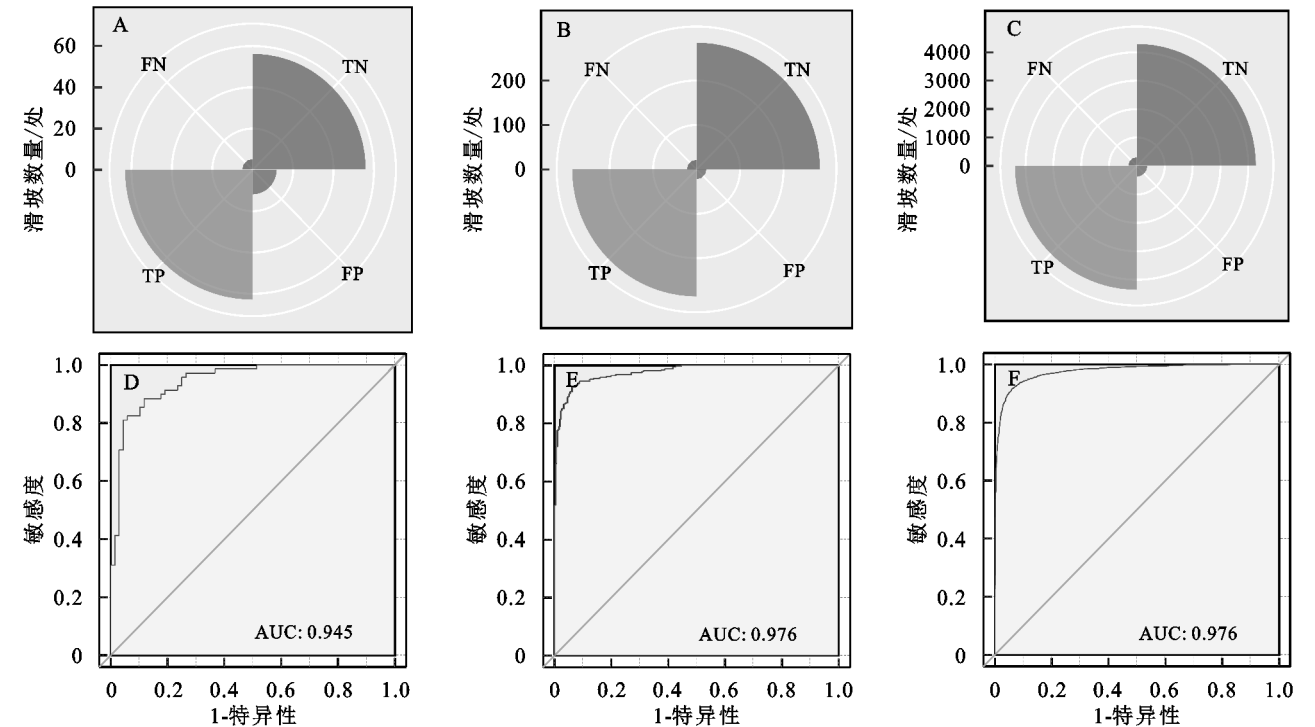
3.4 模型预测精度评价

在每个事件中,利用 30% 的未参与模型训练的测试数据集来验证模型的预测精度。结果表明 Logistic 回归模型在 3 个区域都具有较高的预测精度。本文所使用的滑坡数据中,芦山地震中的滑坡点最多,其次是鲁甸,九寨沟滑坡最少。九寨沟地震,鲁甸地震和芦山地震的测试总精度分别为 0.875,0.928,0.927,三次滑坡事件中精确率均在 0.9 以上,召回率均在 0.8 以上, F_1 -score 均大于 0.85(表 3)。从各个

预测结果的混淆矩阵图也可以看出(图 3),预测正确的滑坡(TP)和非滑坡(TN)占比最大。此外,三次地震滑坡事件中的 AUC 值均大于 0.9。综合分析表明基于 MCMC 的 Logistic 回归模型具有较好的预测精度。

表 3 模型测试精度评价参数

参数	九寨沟地震	鲁甸地震	芦山地震
总精度 (Accuracy)	0.875	0.928	0.927
精确率 (Precision)	0.918	0.931	0.934
召回率 (Recall)	0.824	0.925	0.919
F_1 -score	0.868	0.928	0.926



注:A,D 代表九寨沟地震;B,E 代表鲁甸地震;C,F 代表芦山地震。

图 3 模型预测精度结果混淆矩阵四倍图与 ROC 曲线

3.5 滑坡敏感性评价结果

利用得到的 Logistic 回归模型对研究区的每个像元进行预测,得到滑坡敏感性评价图(图 4)。将滑坡点叠加在敏感性图上进行对比,通过对比发现 3 个事件中的地震滑坡点都基本上落在 0.9~1 的高敏感性区间内,仅有少部分的滑坡点落在敏感性较低的区域。在芦山地区,由于滑坡点数量多,分布密集,造成敏感性高的区域在空间上成片分布。

3.6 因子相对重要性评价

本文利用随机森林算法分别对 3 个案例中的因子重要性进行分析,对比因子相对重要性图(图 5)发现,地震参数 MMI,高程和断层距在三次地震事件中重要性排序均较高。在九寨沟和芦山地区,MMI 为最重要的因子,而在鲁甸地震滑坡中,高程为最重要的影响因子。岩性在芦山地区的重要性相对较大,而在九寨沟和鲁甸地区重要性相对低,分析认为芦山地震滑坡分布的空间

范围较大,区域内岩性种类较多,岩性指标对模型预测的滑坡敏感性的空间分布有较大影响。而九寨沟地震和鲁甸地震滑坡分布的范围较小,区域内岩性种类较为单一,对滑坡敏感性的空间分布影响不明显。

4 结论

本文采用基于 MCMC 方法的 Logistic 回归模型研究地震滑坡敏感性,利用 MCMC 方法确定模型参数,并获得参数的后验分布,对参数的不确定性进行了评价,并基于所得到的模型进行了区域的滑坡敏感性空间制图。在芦山地震事件中,参数的不确定性均比较低,在九寨沟事件中岩性的不确定性较高,而在鲁甸地震案例中,岩性,剖面曲率和平面曲率的不确定性较高。整体而言,三次事件中的大部分因子的回归系数具有较低的不确定性。本文所构建模型具有较高的预测精度,在三次地震滑坡事件中 AUC 值均

大于 0.9,表明了 MCMC 方法在 Logistic 回归模型中进行参数估计的有效性。滑坡影响因子的相对重要性在不同的区域有差异,其中 MMI,高程以及断层距在 3 个案例的相对重要性都是最大的。

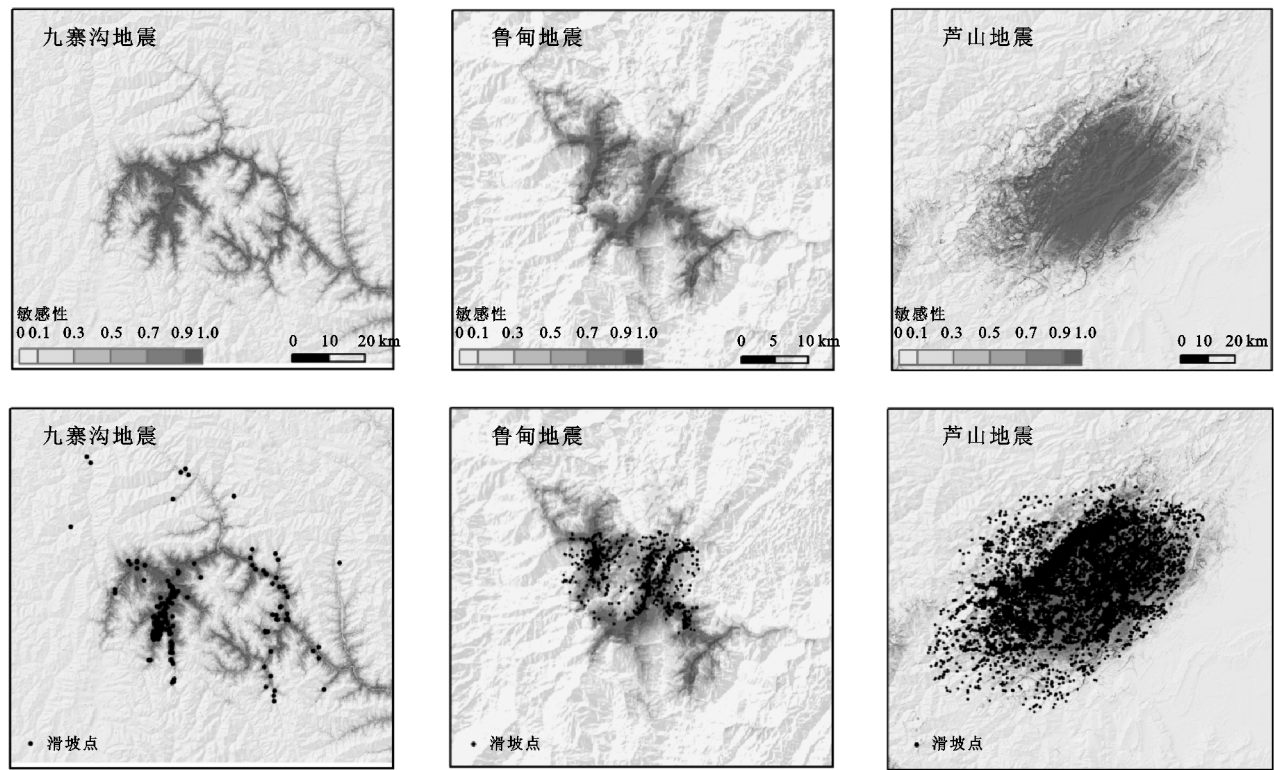


图 4 滑坡敏感性

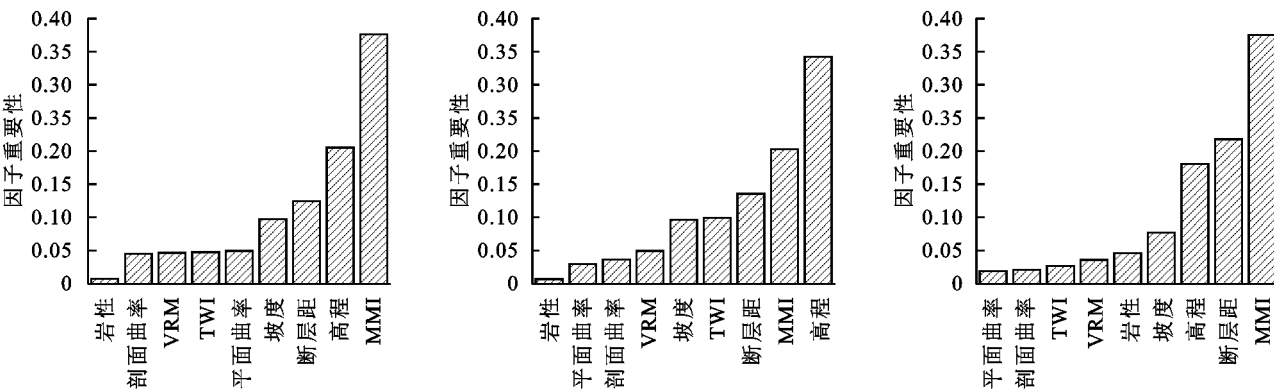


图 5 因子重要性

本文基于 MCMC 方法的研究结果对于 Logistic 回归模型在滑坡敏感性上的研究具有重要参考意义。本文所确定的滑坡敏感性因子包括了地形因素,地质条件,和地震动参数,未来的研究中将会考虑更多的因素在滑坡敏感性建模中的应用以及采用更高分辨率的数据以获得区域更为细致的滑坡敏感性分布图。

参考文献:

[1] Pourghasemi H R, Teimoori Yansari Z, Panagos P, et al. Analysis and evaluation of landslide susceptibility: a review on articles published during 2005—2016 (periods of 2005—2012 and 2013—2016)[J]. Arabian Journal of Geosciences, 2018,11(9):1-12.

[2] Zhao B, Wang Y, Luo Y, et al. Landslides and dam

damage resulting from the Jiuzhaigou earthquake(8 August 2017), Sichuan, China[J]. Royal Society Open Science, 2018,5(3):doi. org/10.1098/rsos.171418.

[3] 和海霞,李素菊,刘明,等.云南鲁甸 6.5 级地震灾区滑坡分布特征研判分析[J].灾害学,2016,31(1):92-95.

[4] 韩继冲,张朝,曹娟.基于逻辑回归的地震滑坡易发性评价:以汶川地震、鲁甸地震为例[J].灾害学,2021,36(2):193-199.

[5] Budimir M E A, Atkinson P M, Lewis H G. A systematic review of landslide probability mapping using logistic regression[J]. Landslides, 2015,12(3):419-436.

[6] Acquah H D. Bayesian logistic regression modelling via markov chain monte carlo algorithm[J]. Journal of Social and Development Sciences, 2013,4(4):193-197.

- [7] Das I, Stein A, Kerle N, et al. Landslide susceptibility mapping along road corridors in the Indian Himalayas using Bayesian logistic regression models[J]. *Geomorphology*, 2012,179:116-125.
- [8] 方杰,张敏强.中介效应的点估计和区间估计:乘积分布法、非参数 Bootstrap 和 MCMC 法[J].*心理学报*, 2012, 44(10):1408-1420.
- [9] 周翔,姜婷婷,徐丹,等.基于 Logistic 回归建模和马尔可夫链蒙特卡罗方法计算后验描述丁酸梭菌株对于给定辐照剂量区的应答趋势[J].*原子核物理评论*, 2016, 33(4):500-505.
- [10] Reis Jr D S, Stedinger J R. Bayesian MCMC flood frequency analysis with historical information[J]. *Journal of Hydrology*, 2005,313(1/2):97-116.
- [11] 刘章君,郭生练,许新发,等.贝叶斯概率水文预报研究进展与展望[J].*水利学报*, 2019,50(12):1467-1478.
- [12] Wang H, Wang C, Wang Y, et al. Bayesian forecasting and uncertainty quantifying of stream flows using Metropolis-Hastings Markov Chain Monte Carlo algorithm[J]. *Journal of Hydrology*, 2017,549:476-483.
- [13] 王德辉,杨帆,杨凯.具有 Logistic 回归结构的几何分布参数贝叶斯估计及应用[J].*辽宁师范大学学报:自然科学版*, 2016,39(3):295-298.
- [14] Li L, Liu R, Pirasteh S, et al. A novel genetic algorithm for optimization of conditioning factors in shallow translational landslides and susceptibility mapping[J]. *Arabian Journal of Geosciences*, 2017,10(9):209. <https://doi.org/10.1007/s12517-017-3002-4>.
- [15] 田颖颖,许冲,徐锡伟,等.2014 年鲁甸 M_S6.5 地震震前与同震滑坡空间分布规律对比分析[J].*地震地质*, 2015,37(1):291-306.
- [16] Zhou J, Zhou J, Lu P, et al. Landslides triggered by the 3 August 2014 Ludian earthquake in China:geological properties, geomorphologic characteristics and spatial distribution analysis[J]. *Geomatics, Natural Hazards and Risk*, 2016,7(4):1219-1241.
- [17] Tang C, Ma G, Chang M, et al. Landslides triggered by the 20 April 2013 Lushan earthquake, Sichuan Province, China[J]. *Engineering Geology*, 2015,187:45-55.
- [18] 刘丽娜,许冲,陈剑. GIS 支持下基于 CF 方法的 2013 年芦山地震滑坡因子敏感性分析[J].*工程地质学报*, 2014,22(6):1176-1186.
- [19] Cao J, Zhang Z, Wang C, et al. Susceptibility assessment of landslides triggered by earthquakes in the Western Sichuan Plateau[J]. *Catena*, 2019,175:63-76.
- [20] Xu C, Xu X, Shyu J B H. Database and spatial distribution of landslides triggered by the Lushan, China Mw 6.6 earthquake of 20 April 2013[J]. *Geomorphology*, 2015,248:77-92.
- [21] Zhu J, Baise L G, Thompson E M. An updated geospatial liquefaction model for global application [J]. *Bulletin of the Seismological Society of America*, 2017,107(3):1365-1385.
- [22] Nowicki Jessee M A, Hamburger M W, Allstadt K, et al. A global empirical model for near-real-time assessment of seismically induced landslides [J]. *Journal of Geophysical Research:Earth Surface*, 2018,123(8):1835-1859.
- [23] Tanyas H, Rossi M, Alvioli M, et al. A global slope unit-based method for the near real-time prediction of earthquake-induced landslides [J]. *Geomorphology*, 2019,327:126-146.
- [24] 刘丽娜,许冲,徐锡伟,等. GIS 支持下基于 AHP 方法的 2013 年芦山地震区滑坡危险性评价[J].*灾害学*, 2014,29(4):183-191.
- [25] Zhou S, Fang L. Support vector machine modeling of earthquake-induced landslides susceptibility in central part of Sichuan province, China[J]. *Geoenvironmental Disasters*, 2015,2(1):1-12.
- [26] 马思远,许冲,田颖颖,等.基于逻辑回归模型的九寨沟地震滑坡危险性评估[J].*地震地质*, 2019,41(1):162-177.
- [27] Styron R, Pagani M. The GEM global active faults database[J]. *Earthquake Spectra*, 2020,36(1):160-180.
- [28] Hartmann J, Moosdorf N. The new global lithological map database GLiM: A representation of rock properties at the Earth surface[J]. *Geochemistry, Geophysics, Geosystems*, 2012,13(12):1-37.
- [29] Yang J, Song C, Yang Y, et al. New method for landslide susceptibility mapping supported by spatial logistic regression and GeoDetector: A case study of Duwen Highway Basin, Sichuan Province, China[J]. *Geomorphology*, 2019,324:62-71.
- [30] Kalantar B, Pradhan B, Naghibi S A, et al. Assessment of the effects of training data selection on the landslide susceptibility mapping: a comparison between support vector machine (SVM), logistic regression (LR) and artificial neural networks (ANN) [J]. *Geomatics, Natural Hazards and Risk*, 2018,9(1):49-69.
- [31] Martin A D, Quinn K M, Park J H. MCMCpack: Markov chain monte carlo in R[J]. *Journal of Statistical Software*, 2011,42(9):1-21.
- [32] Chen W, Xie X, Wang J, et al. A comparative study of logistic model tree, random forest, and classification and regression tree models for spatial prediction of landslide susceptibility[J]. *Catena*, 2017,151:147-160.

- [2] 陈进,黄薇.湘江近年枯季低水位的原因及解决对策[J].长江科学院院报,2010,27(10):1-4.
- [3] Naik P K, Jay D A. Distinguishing human and climate influences on the Columbia River; Changes in mean flow and sediment transport [J]. Journal of Hydrology, 2011,404(3/4):259-277.
- [4] 郑国栋,顾立忠,李虎成,等.珠江三角洲河道地貌变化对网河水情影响研究[J].中国农村水利水电,2010(7):33-36.
- [5] 蒋陈娟,杨清书,戴志军,等.近几十年来珠江三角洲网河水位时空变化及原因初探[J].海洋学报:中文版,2012,34(1):48-58.
- [6] 贾良文,陆永军,莫思平.大量采沙对东江下游及东江三角洲河道低水位的影响[J].水利水电工程学报,2006(3):1-8.
- [7] 时翠,陈晓宏,张强.近几十年来珠江三角洲 1 月和 7 月水位变异分析[J].热带地理,2012,32(3):233-240.
- [8] 杨远东,王永红,蔡斯龙,等.珠江流域下游近 60 年输沙率年际与年内变化特征[J].水土保持研究,2021,28(2):154-162.
- [9] Liu F, Hu S, Guo X, et al. Recent changes in the sediment regime of the Pearl River (South China): Causes and implications for the Pearl River Delta[J]. Hydrological Processes, 2018,32:1771-1785.
- [10] Wang Y H, Cai S L, Yang Y D, et al. Morphological consequences of upstream water and sediment changes and estuarine engineering activities in Pearl River Estuary channels over the last 50 years[J]. Science of the Total Environment, 2020,765(1):144-172.
- [11] Yue S, Pilon P, Ca Vadias G. Power of the Mann-Kendall and Spearman's rho tests for detecting monotonic trends in hydrological series[J]. Journal of Hydrology, 2002,259:254-271.
- [12] Johnson, Jeff W. A heuristic method for estimating the relative weight of predictor variables in vultiple regression[J]. Multivariate Behavioral Research, 2000,35(1):1-19.
- [13] Luo X L, Zeng E Y, Ji R Y, et al. Effects of in-channel sand excavation on the hydrology of the Pearl River Delta, China[J]. Journal of Hydrology, 2007,343(3/4):230-239.
- [14] 陈哲华,杨超裕,邓冬旺,等.广东省森林覆盖率的影响因素分析和模型预测:基于灰色关联分析和 GM(1,1)模型[J].林业与环境科学,2017,033(5):101-106.
- [15] 李传哲,王浩,于福亮,等.延河流域水土保持对径流泥沙的影响[J].中国水土保持科学,2011,09(1):1-8.
- [16] 方神光,崔丽琴.枯季西江中游梯级水库调度对梧州流量影响初探[J].中国农村水利水电,2017,418(8):65-69.
- [17] Peng G, Li P, Zhao B, et al. Use of double mass curves in hydrologic benefit evaluations[J]. Hydrological Processes, 2017,31(16):4639-4646.
- [18] 广东省水利厅.广东省水资源公报(2019)[R].广州,2019.

(上接第 403 页)

- [33] Chen W, Xie X, Peng J, et al. GIS-based landslide susceptibility evaluation using a novel hybrid integration approach of bivariate statistical based random forest method[J]. Catena, 2018,164:135-149.
- [34] Arabameri A, Pradhan B, Rezaei K, et al. GIS-based landslide susceptibility mapping using numerical risk factor bivariate model and its ensemble with linear multivariate regression and boosted regression tree algorithms[J]. Journal of Mountain Science, 2019,16(3):595-618.
- [35] Roy J, Saha S. Landslide susceptibility mapping using knowledge driven statistical models in Darjeeling District, West Bengal, India[J]. Geoenvironmental Disasters, 2019,6(1):1-18.
- [36] 张雷雨,杨毅,梁霄.地理加权回归模型的多重共线性诊断方法[J].测绘与空间地理信息,2017,40(10):28-31.
- [37] Arabameri A, Saha S, Roy J, et al. Landslide susceptibility evaluation and management using different machine learning methods in the Gallicash River Watershed, Iran[J]. Remote Sensing, 2020,12(3):475. <https://doi.org/10.3390/rs12030475>.