



环境因子空间特征约束的区域滑坡敏感性模糊逻辑分析方法

朱庆, 张曼迪, 丁雨淋, 曾浩炜, 王玮, 刘飞

引用本文:

朱庆, 张曼迪, 丁雨淋, 等. 环境因子空间特征约束的区域滑坡敏感性模糊逻辑分析方法[J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2021, 46(10): 1431–1440.

ZHU Qing, ZHANG Mandi, DING Yulin, et al. [J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2021, 46(10): 1431–1440.

相似文章推荐 (请使用火狐或IE浏览器查看文章)

Similar articles recommended (Please use Firefox or IE to view the article)

[利用互信息和IPSO-LSTM进行滑坡监测多源数据融合](#)

A Multi-source Heterogeneous Data Fusion Method for Landslide Monitoring with Mutual Information and IPSO-LSTM Neural Network

武汉大学学报·信息科学版. 2021, 46(10): 1478–1488 <https://doi.org/10.13203/j.whugis20210131>

[一种改进的GPS区域叠加滤波算法](#)

An Improved Stacking Filtering Algorithm for GPS Network

武汉大学学报·信息科学版. 2019, 44(8): 1220–1225 <https://doi.org/10.13203/j.whugis20180049>

[联合哨兵2号和Landsat 8估计白格滑坡时序偏移量](#)

武汉大学学报·信息科学版. 2021, 46(10): 1461–1470 <https://doi.org/10.13203/j.whugis20200596>

[多模态序列遥感影像的洪涝灾害应急信息快速提取](#)

武汉大学学报·信息科学版. 2021, 46(10): 1441–1449 <https://doi.org/10.13203/j.whugis20210465>

[基于Landsat OLI影像的典型湿地芦苇植被光能利用率遥感反演方法初探](#)

Remote Sensing Estimation for Light Use Efficiency of *Phragmites australis* Based on Landsat OLI over Typical Wetlands

武汉大学学报·信息科学版. 2020, 45(4): 524–533 <https://doi.org/10.13203/j.whugis20180294>



环境因子空间特征约束的区域滑坡敏感性模糊逻辑分析方法

朱庆¹ 张曼迪¹ 丁雨淋¹ 曾浩炜¹ 王玮² 刘飞^{1,3}

1 西南交通大学地球科学与环境工程学院, 四川 成都, 611756

2 轨道交通工程信息化国家重点实验室(中铁一院), 陕西 西安, 710043

3 四川测绘地理信息局测绘技术服务中心, 四川 成都, 610081

摘要:中国西部山区灾难性滑坡事件频繁发生, 滑坡敏感性分析已成为灾前科学预警和主动防范的必要手段。传统滑坡敏感性分析方法中单一知识驱动模型对滑坡灾害环境因子定权主观性强, 数据驱动模型过分依赖样本数据的质量及数量。针对上述问题, 提出了一种环境因子空间关联特征与启发式模糊逻辑模型耦合的区域滑坡敏感性分析方法, 通过灾害环境因子滑坡频率比与信息熵权等空间统计指标, 显式描述滑坡灾害环境因子的贡献度与空间分布特征, 以此约束多因子耦合的区域滑坡敏感性计算。选择中国重庆市奉节县内的灾害多发地带进行验证评估, 实验结果表明, 所提方法优于单一的信息量模型、信息量-逻辑回归模型方法。

关键词:滑坡敏感性; 信息熵权; 模糊逻辑; 滑坡灾害环境因子; 空间特征规律

中图分类号: P208

文献标志码: A

滑坡敏感性分析是滑坡研究的热点与难点, 通过分析区域内滑坡灾害环境因子与滑坡的关系, 挖掘滑坡分布规律, 定性或定量分析现存或潜在滑坡空间分布和发生概率^[1]。滑坡成因复杂, 其影响因子包括引起滑坡的内部孕灾因子(地形地貌、地层岩性、地质构造、交通水系等)与外部诱发因子(降雨、地震、人类工程活动等)^[2]。当前最常用的滑坡敏感性分析方法有: (1) 知识驱动类型, 包括模糊逻辑法、模糊综合评判法、层次分析法和专家系统法等; (2) 数据驱动类型, 包括信息量、熵值数、支持向量机、随机森林、人工神经网络^[3-6]。两种方法各有其优缺点:

1) 知识驱动方法简便、可操作性强, 不依赖数据样本, 其结果能较好地表达滑坡成灾机理。但当前滑坡灾害知识库构建不完备, 存在“数据-信息-知识”转化能力不足问题^[7], 滑坡灾害环境因子定权受专家主观性较强, 难以灵活应对不同研究区域与灾害场景。

2) 数据驱动方法, 通过客观数理分析与非线性特征保证了计算分析结果的准确性, 但需要大量且全局空间代表性好的观测样本, 无法深度挖

掘滑坡的成灾机理, 分析结果易出现欠拟合或过度拟合现象。这与当前观测数据量大但时空信息量少、滑坡的隐蔽性高、滑坡目录数据集收录不完整等客观现状相矛盾。

近年来, 知识驱动与数据驱动模型相结合的滑坡敏感性分析方法得到广泛关注, 许多学者系统分析滑坡成因机理, 深度挖掘多源滑坡监测数据和机理模型变量的时空变化特征及物理含义进行滑坡敏感性分析^[8]。本文提出了一种滑坡灾害因子空间特征与模糊逻辑模型耦合的区域滑坡敏感性分析方法, 通过滑坡频率比与信息熵权等空间统计指标显式描述滑坡灾害环境因子的贡献度, 分析滑坡灾害环境因子定性机理规律与定量统计规律, 顾及环境因子空间特征构建约束型的模糊逻辑模型, 实现区域滑坡敏感性计算。

1 滑坡敏感性分析方法原理

本文方法主要包括两个核心步骤: (1) 环境因子空间特征分析。确定滑坡敏感性评价因子集, 计算滑坡频率比和信息熵权值两个空间统计

收稿日期: 2020-12-03

项目资助: 国家自然科学基金(41941019); 国家重点研发计划(2018YFB0505404)。

第一作者: 朱庆, 博士, 教授, 研究方向为多维动态GIS与虚拟地理环境。zhuq66@263.net

通讯作者: 丁雨淋, 博士, 副教授。rainforests@126.com

指标,综合评价因子的定量统计规律与滑坡定性知识规律,显式描述区域内滑坡灾害环境因子的地理空间特征。(2)滑坡敏感性模糊逻辑分析。基于滑坡灾害环境因子的地理空间特征构造模糊隶属度函数,建立各敏感性评价因子与滑坡空间敏感性的非线性映射关系,并基于环境因子熵权值筛选核心影响因子,约束多因子滑坡敏感性的模糊叠加耦合运算,实现区域滑坡敏感性分析。

1.1 滑坡灾害环境因子空间特征分析

滑坡孕灾机理复杂,滑坡灾害因子对滑坡内部结构变形破裂过程的影响作用随着地理环境的变化,呈现出非线性、不平稳的变化特征。融合滑坡机理知识和空间统计结果推理分析得到的滑坡灾害发育演化规律能削弱单一规律认知的片面性,具有较好的客观全面性。本文顾及滑坡灾害环境差异性,进行灾害环境因子空间特征分析,主要包括如下两步。

1)基于滑坡定性知识规律选取构成滑坡灾害环境的敏感性评价因子。参考滑坡灾害领域专业文献、灾害案例数据及百科网页等多途径知识源^[6-8],综合考虑因子数据的易获得性、经济适用性与历史地理环境特征,本文选取了使用频率高、互相关性低的6类代表性环境因子,即坡度、地质岩层、断裂带构造、道路、水系、植被覆盖。

2)为量化滑坡灾害环境因子与滑坡灾害环境的空间关联规律及贡献度,通过计算滑坡频率比及信息熵权值^[9-10],总结区域滑坡灾害环境因子与滑坡演变的特征规律。滑坡频率比及信息熵权值计算公式为^[11]:

$$\begin{cases} W_i = \frac{1 - E_i}{\sum_{i=1}^n (1 - E_i)} \\ E_i = -K \sum_{j=1}^k p_{ij} \ln p_{ij} \\ K = 1/\ln k_i \\ p_{ij} = \frac{F_{ij}}{\sum_{j=1}^k F_{ij}} \\ F_{ij} = \frac{N_i/N}{S_i/S} \end{cases} \quad (1)$$

式中, W_i 为熵权值; E_i 为信息熵。熵权值与信息熵呈反比,信息熵越小,灾害环境因子样本数据中的信息不确定性越小;熵权值越大,该因子对滑坡灾害发育贡献度越大。 N_i 、 S_i 分别表示分布在环境因子 u_i 中某一分级类别中的滑坡单元数

和分级区域面积; N 、 S 为研究区域滑坡单元总数和研究区总面积; F_{ij} 、 p_{ij} 分别为第 i 个环境因子指标下第 j 个分级类别的滑坡频率比和分布概率, $F_{ij} > 1$ 表明因子该类别的状态条件利于滑坡发生, $F_{ij} < 1$ 表明该状态条件不利于滑坡发生; K 为常数项,由每个滑坡灾害环境因子的分级类别数 k_i 取值决定。

1.2 滑坡敏感性模糊逻辑分析

模糊逻辑^[12]多用于表达界限不清晰的定性知识与经验,借助隶属度概念处理模糊关系,定义某现象属于集合的可能性大小,其值属于 $[0, 1]$,适用于解决滑坡灾害这类非线性、非平稳性、不确定集合事件。滑坡灾害中的模糊逻辑分析是基于启发式知识评估某灾害环境发育条件下的空间位置属于滑坡敏感区域的可能性,具有在空间大范围区域尺度内组合滑坡多因子的灵活性^[13]。§1.1描述总结的滑坡灾害环境因子空间特征构造模糊隶属度函数,以环境因子贡献度排序约束滑坡的敏感性模糊逻辑分析,主要包括滑坡灾害环境因子模糊映射和滑坡敏感性模糊叠加推理两个过程。

1.2.1 滑坡灾害环境因子模糊映射

滑坡灾害环境因子的模糊映射即通过构建模糊隶属度函数来表达环境因子与滑坡灾害环境空间敏感性的非线性关系,将滑坡灾害环境因子特征值转换为滑坡空间敏感性的隶属度,即环境因子的滑坡发育状态物理值隶属于滑坡敏感性集合的程度。隶属度为1时表明该环境因子状态条件完全属于滑坡空间敏感集合;隶属度为0时表明该环境因子状态条件明确不属于滑坡空间敏感集合。灾害环境因子隶属度越大,滑坡空间敏感性越高。

本文通过耦合宏观可靠的滑坡定性知识与由分级度量的滑坡频率比 F_{ij} 的空间定量统计结果,共同推理分析得到滑坡灾害因子与滑坡灾害发育演化规律,用于构造各个环境因子合适的隶属度函数。以模糊集合映射的形式描述模糊关系如下:

$$\begin{cases} h_i(x): u_i \rightarrow f_i, f_i = \{y | y = h_i(x), x \in u_i\} \\ H(x): U \rightarrow F, u_i \in U, f_i \in F, h_i(x) \in H(x) \end{cases} \quad (2)$$

式中, $h_i(x)$ 是将环境因子的状态条件值 x 模糊映射到滑坡敏感性模糊隶属度 y 的对应法则,即隶属度函数; u_i 为某一滑坡灾害环境因子状态数值集合; f_i 为该因子对应映射转换的模糊隶属度集合。

本文滑坡灾害因子评价集 U 包含 6 类滑坡灾害评价因子,因此需构造对应的一组隶属度函数 $H(x)$ 来完成模糊映射,转换得到滑坡灾害环境因子隶属度集 F 。常用于模糊映射的隶属度函数 $h_i(x)$ 有 S 形曲线、Z 形曲线和钟形曲线^[14] (见图 1)。

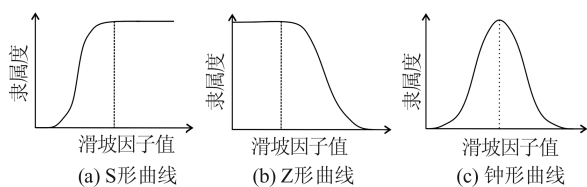


图 1 隶属度函数类型

Fig.1 Type of Membership Function

1.2.2 滑坡敏感性的模糊分级叠加

滑坡敏感性的模糊叠加推理实质是对滑坡这类不确定性事件中的多准则多因素综合作用的交并关系分析。简单的线性运算缺乏对滑坡灾害环境因子空间特征和实际贡献度的考虑,可能使局部区域滑坡敏感性被平均^[14]。改进的模糊逻辑分析研究中提出约束因子^[15]概念,采用非线性叠加方式进行滑坡敏感性分析。但该方法未考虑滑坡灾害环境的异质性,对约束因子的选择确定缺乏探讨,缺乏空间适应性和可靠性。

针对上述问题,本文基于信息熵权值 W_i 衡量统一滑坡敏感性评价体系中各滑坡灾害环境因子的相对贡献度,选择贡献度优先级大的环境

因子作为关键约束因子 u_{RS} ,并采用 Fuzzy Gamma 和 Fuzzy Product 两种非线性叠加算子分级叠加组合的方式进行敏感性分析,以约束因子的敏感性值调节局部区域内过高或过低的累积敏感性值,减少多因子综合评价过程中的错分漏分现象。其中,Fuzzy Gamma 算子将模糊映射过程中建立的滑坡灾害环境因子隶属度集合 F 叠加组合成一个初步敏感性输出集合 L_1 。再引入关键约束因子的隶属度集 f_{RS} ,采用 Fuzzy Product 算子组合叠加 f_{RS} 和 L_1 ,约束调节区域敏感性结果,最终模糊推理得到整个区域滑坡多因子耦合累积作用下的滑坡敏感性集合 L_2 。本文提出的敏感性分析方法对于不同滑坡灾害环境下关键性约束因子的选择确定具有普适性和可靠性。其映射计算过程如式(3)和图 2 所示。

$$\begin{cases} F \xrightarrow{G(f)} L_1 + f_{RS} \xrightarrow{P(f)} L_2 \\ G(f_i) = (1 - \prod_{i=1}^n (1 - f_i)^\gamma) \times (\prod_{i=1}^n f_i)^{1-\gamma} \\ P(f_i) = \prod_{i=1}^n f_i \end{cases} \quad (3)$$

式中, $G(f)$ 为 Fuzzy Gamma 算子; $P(f)$ 为 Fuzzy Product 算子; γ 参数取值在 $[0, 1[$ 范围内,当 $\gamma = 1$ 时, $G(f)$ 即为 Fuzzy Sum,当 $\gamma = 0$ 时, $G(f)$ 即为 Fuzzy Product 算子。分析过程以 0.1 为间隔进行变化测试,确定合适的 γ 参数值,得到敏感性分析结果。



图 2 滑坡敏感性的模糊分级叠加

Fig.2 Fuzzy Superposition Reasoning of Landslide Susceptibility

2 区域滑坡敏感性实验与分析

2.1 研究区概况

本文研究区位于重庆市奉节县的北部,是中国三峡库区地质灾害频发区,区内地质灾害类型以滑坡、崩塌为主,其地理范围为 $109.094^{\circ}\text{E} \sim 109.766^{\circ}\text{E}$, $30.830^{\circ}\text{N} \sim 31.332^{\circ}\text{N}$ (见图 3)。研究区内地貌以山地丘陵为主,最高海拔达

1 830 m。研究区内水系发达,长江干流流经该地,并包含梅溪河、大溪河、草堂河、朱衣河等主要水系^[16]。奉节区域分布有二叠系 P、侏罗系 J、三叠系 T^[16]等 10 种岩层,岩性以灰岩、页岩沉积岩为主,包含少量砂岩及石英砂岩。研究区内构造形式以褶皱为主,断裂少,主要断裂带有北西走向的沙市隐伏断裂和北东走向的七曜山基底断裂带两条^[16-17]。

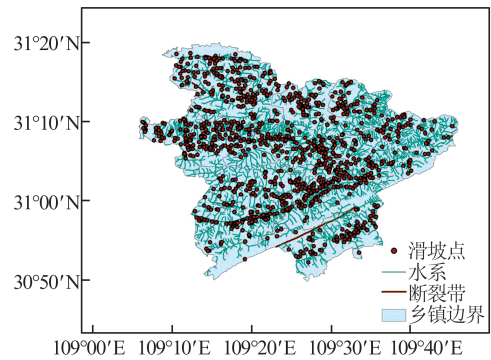


图3 研究区地理位置
Fig.3 Geographical Location of Study Area

2.2 实验数据

实验采用的数据源包括:(1)2.5 m分辨率坡度数据;(2)1:20万矢量地质图,用于提取岩层及断裂带等信息;(3)1:5 000国情地理监测数据,用于提取道路及水系数据;(4)30 m分辨率植被覆

盖数据,用于提取研究区域植被覆盖率;(5)1 108个历史滑坡灾害点收录数据集。根据实验需要构建非灾害负样本点,避开历史滑坡灾害点的500 m缓冲区及河流水域,按照1:1随机抽样生成1 110个非灾害点数据。采用随机选取与交叉验证方法提取70%样本数据用于分析训练模型,30%用于测试验证模型精度。

实验数据呈现多源异构特点,需要对数据进行数据规范化预处理,包括数据格式、分辨率、空间参考统一等。其中,滑坡灾害环境因子中存在连续型和离散型两种变量类型,对离散型环境因子进行分类量化,对连续型环境因子采取分级离散化处理,统一模型输入。针对多种形式的专业文献与滑坡灾害知识源^[16-19]综合提取形成各环境因子分级量化(见表1),并生成滑坡环境因子专题图(见图4)。

表1 滑坡灾害环境评价因子量化分级

Tab.1 Quantitative Classification of Landslide Disaster Environmental Assessment Factors

评价因子	分级别数	量化等级
坡度	6	[0°,5°]、(5°,15°]、(15°,25°]、(25°,35°]、(35°,45°]、(45°,90°]
地质岩组	4	松散岩、软岩、半坚岩、坚岩
断裂带	5	[0,0.5] km、(0.5,1] km、(1,1.5] km、(1.5,2] km、>2 km
道路	5	[0,100] m、(100,200] m、(200,300] m、(300,400] m、>400 m
水系	5	[0,100] m、(100,200] m、(200,300] m、(300,400] m、>400 m
植被覆盖率	5	[0,20%]、(20%,40%]、(40%,60%]、(60%,80%]、(80%,100%]

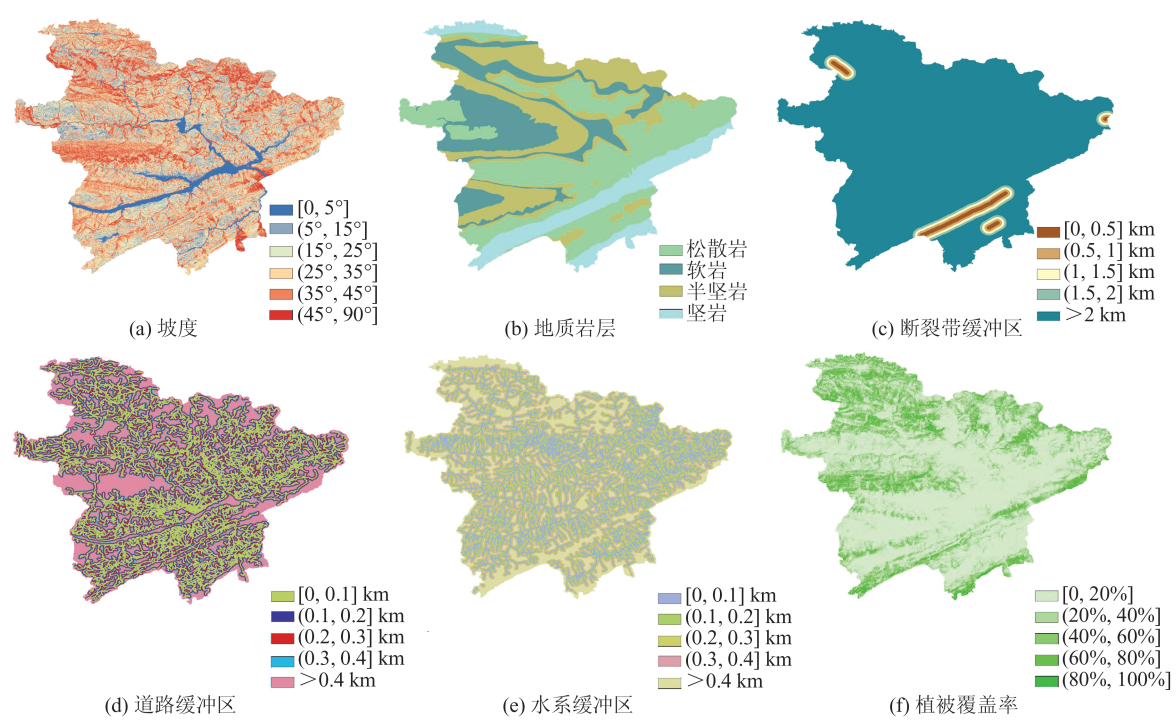


图4 滑坡灾害环境因子分级专题图
Fig.4 Classified Thematic Map of Landslide Disaster Environmental Assessment Factors

2.3 实验分析

2.3.1 滑坡灾害环境因子空间特征分析

本文应用空间统计分析方法,根据式(1)利用研究区滑坡训练样本数据和滑坡灾害环境因

子图层计算滑坡频率比及信息熵权,其频率比曲线如图 5 所示,结合滑坡定性知识与研究区基础地理概况综合推理滑坡灾害环境因子空间特征规律(见表 2)。

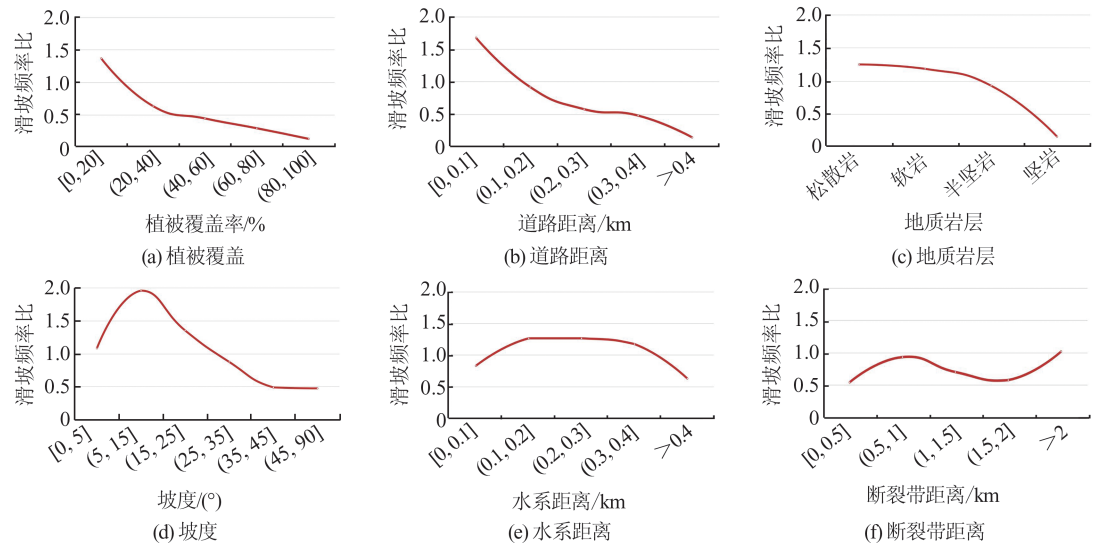


图 5 各环境因子滑坡频率比曲线
Fig.5 Landslide Frequency Ratio Curve of Each Factor

表 2 研究区滑坡灾害环境评价因子空间特征规律

Tab.2 Spatial Characteristic Regulation of Landslide Disaster Environmental Assessment Factors in Research Area			
因子	滑坡知识机理规律	熵权 值排 序	滑坡空间统计规律
植被覆盖	植被对滑坡发育所需的碎屑土壤有稳固保持作用,植被覆盖率越高,滑坡发生频率越低;反之,越稀疏越容易发生滑坡 ^[19-20]	1	因子熵权值最大,贡献程度大,滑坡频率比曲线呈负相关下降趋势,随着植被覆盖率升高,滑坡频率比降低,与滑坡定性机理规律吻合
道路距离	工程活动中的道路建设会改变区域地质条件,造成斜坡失稳,引发滑坡灾害,距离道路越近的区域越容易发生滑坡 ^[17,19]	2	滑坡频率比曲线呈负相关下降趋势,道路 200 m 缓冲区距离以内,滑坡频率比大于 1 对滑坡发育作用明显,因子贡献程度大,和滑坡定性机理规律吻合,与滑坡发育关系密切
地质岩层	岩石的坚硬松散程度是滑坡失稳的重要因素,岩石越松散越容易发生滑坡灾害 ^[16]	3	滑坡频率比曲线呈负相关下降趋势,岩层越松散,滑坡频率比越高,和滑坡定性机理规律吻合,与滑坡发育关系密切
坡度	坡度越大越利于坡体下滑,但斜坡坡度达到临界值后,土壤等松散物堆积减少,人为活动减少,呈现滑坡减少趋势 ^[17,21]	4	滑坡频率比曲线呈驼峰钟型,坡度在 10°~25°区间内滑坡发育频率最高,当坡度增大时,滑坡发生频率及密度反而下降,和滑坡定性机理规律吻合,与滑坡发育较为密切
水系距离	沿河地区受水系冲刷与侵蚀,基岩与土壤软化,为滑坡孕育提供条件,距离水系越近,滑坡灾害发育越频繁 ^[19,22]	5	因子熵权值小于 0.05,滑坡灾害点多沿主干河流分布,水系 0.1~0.4 km 缓冲区内滑坡灾害发育分布密集,随着距水系距离的增加,滑坡分布频率逐渐降低
断裂带距离	断裂带构造易发育形成滑坡软结构面,造成岩石破碎,影响斜坡稳定性。离断裂带构造距离越近,滑坡敏感性越大 ^[19,23]	6	因子熵权值小于 0.05,统计规律模糊,滑坡频率比曲线变化趋势不明显,各分区滑坡频率比都低于 1,数据信息量不足,空间统计指标无法直接反映断裂带与滑坡发育的空间规律

2.3.2 环境因子空间特征约束的滑坡敏感性模糊逻辑分析

根据§2.3.1 提取的研究区滑坡灾害环境因子空间特征构造合适的模糊隶属度函数,对环境因子进行模糊映射操作(见表 3)。植被覆盖、道路距离、地质岩层、坡度 4 类因子的熵权值较大,历

史灾害点样本数据所包含的有效信息量较大,且与滑坡定性机理相互吻合印证,其滑坡频率比具有良好统计意义和地理意义,频率比分布曲线规律可直接用于构造隶属度函数。植被覆盖、道路距离、地质岩层这 3 类滑坡环境灾害因子的离散化状态值都与滑坡灾害发生呈负相关,其因子状

态值越大,发生滑坡的可能性越小,可选择 Z 型函数中的 Small 函数表达映射关系,计算公式为:

$$h(x)=\frac{1}{1+\left(\frac{x}{b}\right)^a}$$

(4)

式中, x 表示环境因子状态条件值; h 表示隶属度; a 表示散度; b 表示中点。

坡度状态值与滑坡灾害发生呈正态分布,坡度在 20°左右,滑坡发生可能性最大,偏离该值,滑坡敏感性逐渐降低,可选择钟型函数中的 Gauss 函数表达映射关系,计算公式为:

$$h(x)=e^{-a\times(x-b)^2}$$

(5)

断裂带与水系因子的熵权值均小于 0.05,数据信息量不足,不确定性大。滑坡频率比无法准

确挖掘研究区内因子的潜在空间分布特征。实际研究区内断裂带构造分布少,且其活动年代古远,能量较弱,影响面小,区域内因子特征相似性较小,局部空间异质性较强,基于栅格单元的全局统计模式难以准确捕捉其局部特征规律。区域内支流水网密布,而收集的滑坡样本数据仅集中分布在主水系滑坡发育带,数据信息单一,缺乏远离水系的对照样本,导致水系距离对滑坡统计规律不明显。因此,本文耦合滑坡定性机理知识弥补这一缺陷,引导隶属度函数构造,定性机理规律中滑坡发育与断裂带、水系因子的分布距离呈负相关,距离越远,其滑坡发生可能性越小,可选择 Z 型函数中的 Small 函数表达两种因子的映射关系。

表 3 滑坡灾害环境评价因子隶属度函数

Tab.3 Membership Function of Landslide Disaster Environmental Assessment Factors

滑坡评价因子	构造依据	隶属度函数	函数说明
植被覆盖、道路距离、地质岩层	滑坡空间统计规律	Small 函数	Z 型曲线
坡度	滑坡空间统计规律	Gauss 函数	钟型曲线
水系距离、断裂带距离	滑坡空间统计规律+滑坡定性机理规律	Small 函数	Z 型曲线

利用上述隶属度函数进行模糊化计算得到各环境因子的隶属度图层,表征单因子滑坡敏感性关系。为综合分析多因子对区域滑坡发育的最终累积作用,基于信息熵权值排序优先级,选取对滑坡发育贡献度最大的植被覆盖和道路距离灾害环境因子作为约束因子。这两种约束因子的区域滑坡灾害特征规律具有良好的全局代表性和相似性,且可用于调节局部区域不均衡现象。首先根据式(3)对坡度、地质岩层、断裂带距离及水系距离 4 个环境因子隶属度图层进行 Fuzzy Gamma 叠加计算,其中参数 γ 取值 0.7。然后,通过 Fuzzy Product 算子分级叠加植被覆盖和道路距离两个约束因子的隶属度图层,约束得到综合滑坡敏感性图层。最后,利用自然断点法将连续型滑坡敏感性图层重分类为极低、低、中等、高、极高 5 个离散型滑坡敏感性分区图(见图 6)。

将本文实验得到的敏感分区结果与历史滑坡灾害点的分布状况进行叠加分析,统计每个分区的面积比、滑坡比及两者频率比。由统计结果可知(见表 4),随着敏感性等级的提高,滑坡比及滑坡频率比随之增加,且 80% 以上的历史滑坡灾害点都落在中敏感区以上。其中,极高敏感区滑坡频率比达 1.95,分区面积仅占 18.22%,涵盖

35.47% 的历史滑坡灾害点。极低敏感区与低敏感区的滑坡频率比均小于 1,其分区面积共占 48.67%,而滑坡灾害点仅占 18.68%,滑坡密度仅为 0.38,说明滑坡灾害点集中落在敏感性区内,本文研究区的敏感性空间预测结果能较好地反映滑坡发生的空间分布状况。

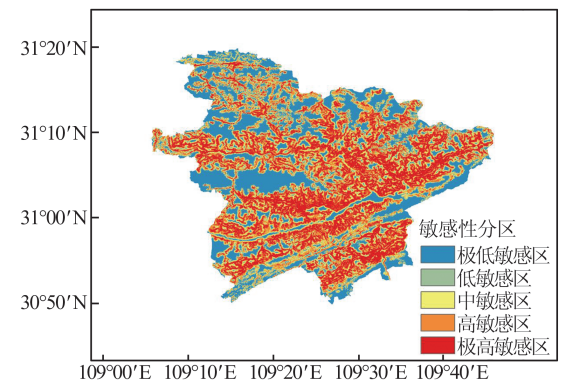


图 6 研究区域滑坡敏感性分区
Fig.6 Classified Landslide Susceptibility Map

2.3.3 不同方法的分区结果对比

为进一步验证本文方法的可靠性和有效性,将本文模型与目前最常用的信息量(information value, IV)模型、信息量-逻辑回归(information value and logistic regression, IVLR)模型^[6]进行滑坡敏感性评价对比。本文采用滑坡敏感性分区

统计和受试者工作特征曲线 (receiver operator characteristic curve, ROC) 验证这两种方法来衡量滑坡敏感分析结果的准确性和优越性。

表 4 滑坡敏感分区统计结果

Tab.4 Statistical Results of Landslide Susceptibility Map

敏感性分区	Classification		
	面积比 A/%	滑坡比 P/%	滑坡频率比 P/A
极低敏感区	31.32	8.12	0.26
低敏感区	17.35	10.56	0.61
中敏感区	14.21	15.07	1.06
高敏感区	18.90	30.78	1.65
极高敏感区	18.22	35.47	1.95

1) 滑坡敏感性分区统计验证。滑坡敏感性分区结果应呈现以下规律: 分区滑坡密度从低敏感区向高敏感区逐渐递增, 分区面积从低敏感区向高敏感区逐级递减, 极低与低敏感区的滑坡发生频率应小于 1, 中、高和极高 3 类敏感区内滑坡隐患发育概率增大。实验中对 3 种方法的滑坡敏感性结果进行分区统计, 其滑坡比及滑坡频率比结果如图 7 所示。

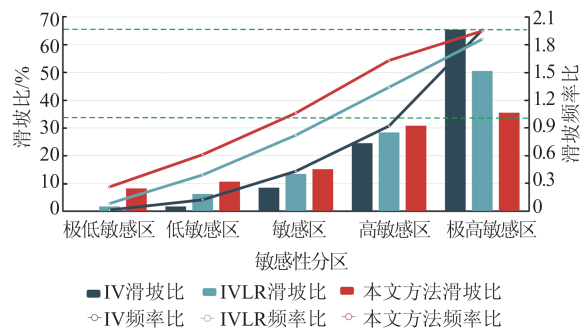


图 7 3 种模型分区统计结果

Fig.7 Statistical Results of Landslide Susceptibility Map Classification by Three Methods

3 种方法的分区结果中, 80% 以上的历史灾害点都分布在中敏感区等级以上, 分区滑坡比及滑坡频率比都随敏感性等级提高而呈现不断增大趋势, 分区结果都具有一定参考价值。其中, IV 模型在极高敏感区的滑坡频率比高, 但其分区面积高达 65.43%, 分区面积冗余, 可能存在过拟合问题, 分区结果的平滑性和合理性不足。IV-LR 模型较 IV 模型滑坡分区结果有一定改善, 各分区面积相对均衡, 但极高敏感区分区面积仍存在冗余现象。相较而言, 本文方法结果的分区滑坡频率比从极低敏感分区向高敏感区逐渐递增。极高敏感区内分区面积仅占 18.22%, 分区滑坡

频率比高, 滑坡分布密度大, 本文方法的滑坡敏感性分区结果更均匀平稳, 能更好地反映滑坡发育的空间分布规律。

结合图 8 中的典型区域 A、B 的分区结果进行分析可进一步反映这一优势。区域 A、B 中, 滑坡灾害点与 3 种模型的敏感分区都能保持包含关系, 但 IV 模型的极高敏感性分区面积明显高于 IVLR 与本文方法, 对包含滑坡灾害点区域的敏感性等级过度拟合, 夸大了区域滑坡灾害的敏感程度, 导致分区粒度不够细腻, 高敏感分区面积冗余, 区域滑坡密度低。同时, 区域 A 内存在水系, 从机理上分析水系周围容易孕育滑坡灾害, 但其本身不存在滑坡灾害, 因此水系流域内滑坡敏感性应为低, IV 模型的结果未能准确将水系流域敏感性分区表达, 而本文方法与 IVLR 分区结果都能将区域内的水系流域划分至低敏感区, 其周围滑坡密集处分区对应高敏感区, 分区对应性更准确。

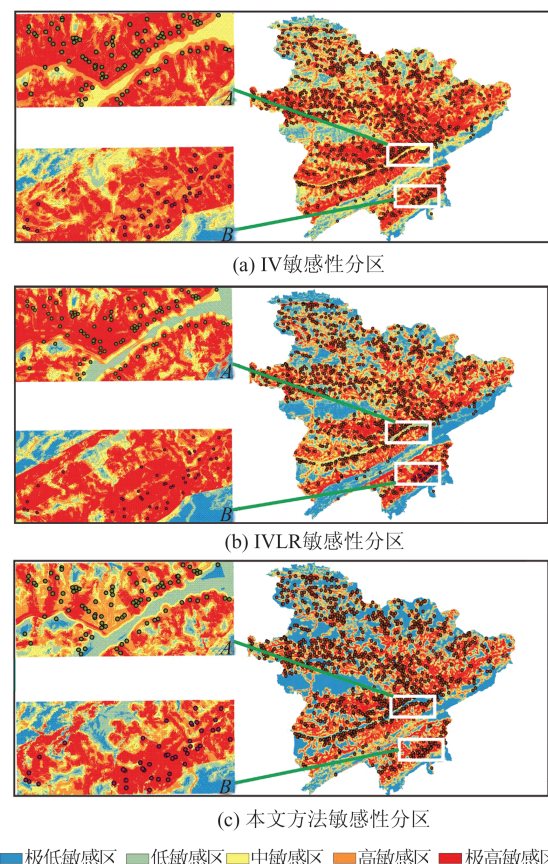


图 8 3 种方法的典型区域对比

Fig.8 Typical Area Comparison of Three Methods

2) ROC 曲线验证。ROC 曲线^[6, 9]是一种常用的简单直观模型方法性能评价指标, 其曲线下面积 (area under curve, AUC) 越大, 模型准确性

越好。本文实验基于验证数据集对3种方法进行计算检验,其ROC曲线如图9所示,3种方法的AUC都大于0.7,具有一定的预测价值。其中,本文提出的环境因子空间特征约束的模糊逻辑模型AUC达0.854,预测精度高于其余两种方法精度,模型性能相对更佳,保证了方法的可靠性和准确性。

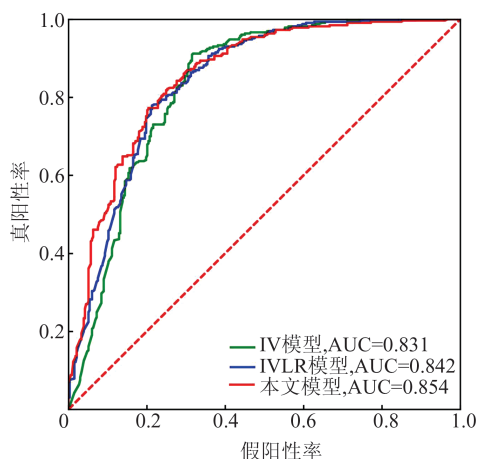


图9 3种模型ROC曲线

Fig.9 ROC Results of Three Methods

3 结语

本文基于全局栅格单元进行滑坡敏感性分析,计算滑坡灾害环境因子滑坡频率比和信息熵权值,显式描述滑坡灾害环境因子对滑坡发育的贡献度,结合定量空间统计规律与定性滑坡机理知识共同约束滑坡敏感性模糊逻辑分析,一定程度上克服了滑坡敏感性分析对历史观测样点数量、空间代表性的严格要求,并通过分级叠加策略提升了滑坡敏感分析的准确性。进一步的研究将探索局部回归分析模式,针对不同灾害环境构建局部灾害环境研究单元,建立统一的滑坡敏感性分析模型,并融入外部诱发因子探究滑坡灾害的动态影响规律,以实现滑坡灾害的时空态势预测。

参 考 文 献

- [1] Shi Jusong, Zhang Yongshuang, Dong Cheng, et al. GIS-Based Landslide Hazard Zonation of the New Badong County Site [J]. *Journal of Earth*, 2005, 26(3): 275-282 (石菊松,张永双,董诚,等. 基于GIS技术的巴东新城区滑坡灾害危险性区划[J]. *地球学报*, 2005, 26(3): 275-282)
- [2] Liu C, Li W, Wu H, et al. Susceptibility Evaluation and Mapping of China's Landslides Based on Multi-source Data [J]. *Natural Hazards*, 2013, 69(3): 1477-1495
- [3] Yilmaz I. Comparison of Landslide Susceptibility Mapping Methodologies for Koyulhisar, Turkey: Conditional Probability, Logistic Regression, Artificial Neural Networks, and Support Vector Machine [J]. *Environmental Earth Sciences*, 2010, 61(4): 821-836
- [4] Pourghasemi H R, Pradhan B, Gokceoglu C. Application of Fuzzy Logic and Analytical Hierarchy Process (AHP) to Landslide Susceptibility Mapping at Haraz Watershed, Iran [J]. *Natural Hazards*, 2012, 63(2): 965-996
- [5] Liu Jian, Li Shulin, Chen Tao. Landslide Susceptibility Assessment Based on Optimized Random Forest Model [J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2018, 43(7): 1085-1091 (刘坚,李树林,陈涛. 基于优化随机森林模型的滑坡易发性评价[J]. *武汉大学学报·信息科学版*, 2018, 43(7): 1085-1091)
- [6] Zhang Xiaodong, Liu Xiangnan, Zhao Zhipeng, et al. Comparative Study of Geological Hazards Susceptibility Assessment: Constraints from the Information Value + Logistic Regression Model and the CF + Logistic Regression Model [J]. *Modern Geology*, 2018, 32(3): 602-610 (张晓东,刘湘南,赵志鹏,等. 信息量模型、确定性系数模型与逻辑回归模型组合评价地质灾害敏感性的对比研究[J]. *现代地质*, 2018, 32(3): 602-610)
- [7] Du Zhiqiang, Li Yu, Zhang Yeting, et al. Knowledge Graph Construction Method on Natural Disaster Emergency [J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2020, 45(9): 1344-1355 (杜志强,李钰,张叶廷,等. 自然灾害应急知识图谱构建方法研究[J]. *武汉大学学报·信息科学版*, 2020, 45(9): 1344-1355)
- [8] Zhu Qing, Zeng Haowei, Ding Yulin, et al. A Review of Major Potential Landslide Hazards Analysis [J]. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 2019, 48(12): 1551-1561 (朱庆,曾浩炜,丁雨淋,等. 重大滑坡隐患分析方法综述[J]. *测绘学报*, 2019, 48(12): 1551-1561)
- [9] Han Ling, Zhang Tingyu, Zhang Heng. Landslide Susceptibility Mapping Based on IOE and SVM Model in Fugu Town [J]. *Research of Soil and Water Conservation*, 2019, 26(3): 367-372 (韩玲,张庭瑜,张恒. 基于IOE和SVM模型的府谷镇滑坡易发性分区[J]. *水土保持研究*, 2019, 26(3): 367-372)
- [10] Rao Jun, Shen Jian, Tang Xubo, et al. Risk Assessment of Landslide Based on Fuzzy Comprehensive

- Evaluation and Information Entropy[J]. *Journal of Yangtze River Scientific Research Institute*, 2017, 34(6): 62-66 (饶军,沈简,唐绪波,等. 基于信息熵的模糊评价法及其在滑坡危险性评价中的应用[J]. 长江科学院院报,2017, 34(6): 62-66)
- [11] Wang Q, Li W, Yan S, et al. GIS-Based Frequency Ratio and Index of Entropy Models for Landslide Susceptibility Assessment in the Caspian Forest, Northern Iran[J]. *International Journal of Environmental Science and Technology*, 2014, 11 (4) : 909-926
- [12] Kirschbaum D, Stanley T, Yatheendradas S. Modeling Landslide Susceptibility over Large Regions with Fuzzy Overlay [J]. *Landslides*, 2016, 13 (3) : 485-496
- [13] Pradhan B. Use of GIS-Based Fuzzy Logic Relations and Its Cross Application to Produce Landslide Susceptibility Maps in Three Test Areas in Malaysia [J]. *Environmental Earth Sciences*, 2011, 63 (2) : 329-349
- [14] Zhu A, Wang R, Qiao J, et al. An Expert Knowledge-Based Approach to Landslide Susceptibility Mapping Using GIS and Fuzzy Logic[J]. *Geomorphology*, 2014, 214: 128-138
- [15] Stanley T, Kirschbaum D B. A Heuristic Approach to Global Landslide Susceptibility Mapping[J]. *Natural Hazards*, 2017, 87(1): 145-164
- [16] Li Gang, Yang Xiuyuan, Li Hao, et al. Dataset of Geo-Hazards in Fengjie Mapsheet (1: 50 000) , Chongqing [J]. *Geology in China*, 2018, 45 (S1) : 120-127(李刚,杨秀元,李浩,等. 1:50 000 重庆市奉节县幅灾害地质图数据集[J]. 中国地质, 2018, 45(S1):120-127)
- [17] Sun Deliang. Mapping Landslide Susceptibility Based on Machine Learning and Forecast of Landslide Induced by Rainfall[D]. Shanghai: East China Normal University, 2019 (孙德亮. 基于机器学习的滑坡易发性区划与降雨诱发滑坡预报预警研究[D]. 上海:华东师范大学, 2019)
- [18] Yan Jusheng, Tan Jianmin. Landslide Susceptibility Assessment Based on Different Factor Classification Methods: A Case Study in Yuan'an County of Hubei Province[J]. *The Chinese Journal of Geological Hazard and Control*, 2019, 30(1): 56-64 (闫举生, 谭建民. 基于不同因子分级法的滑坡易发性评价: 以湖北远安县为例[J]. 中国地质灾害与防治学报, 2019, 30(1): 56-64)
- [19] Feng Hangjian, Zhou Aiguo, Tang Xiaoming, et al. Susceptibility Analysis of Factors Controlling Rainfall-Triggered Landslides Using Certainty Factor Method [J]. *Journal of Engineering Geology*, 2017, 25(2): 436-446 (冯杭建,周爱国,唐小明,等. 基于确定性系数的降雨型滑坡影响因子敏感性分析[J]. 工程地质学报, 2017, 25(2): 436-446)
- [20] Li Kai, Sun Yuedi, Jiang Baohua, et al. Analysis on Spatial-Temporal Patterns of the Vegetation Coverage and Landslides in Bailongjiang River Basin Based on the Dimidiate Pixel Model[J]. *Journal of Lanzhou University (Natural Sciences)*, 2014, 50 (3) : 376-382(李凯,孙悦迪,江宝华,等. 基于像元二分法的白龙江流域植被覆盖度与滑坡时空格局分析[J]. 兰州大学学报(自然科学版), 2014, 50(3):376-382)
- [21] Guo Guo, Chen Yun, Li Minghui, et al. Statistic Relationship Between Slope Gradient and Landslide Probability in Soil Slopes Around Reservoir [J]. *Journal of Engineering Geology*, 2013, 21 (4) : 607-612 (郭果,陈筠,李明惠,等. 土质滑坡发育概率与坡度间关系研究[J]. 工程地质学报, 2013, 21 (4): 607-612)
- [22] Zou Jinchang, Shao Shunmei. The Relationship Between Fractal Study Results and Landslide Distribution on Drainage Systems in Gansu and Its Neighboring Areas [J]. *Journal of Seismological Research*, 1994(4): 383-388(邹谨敞,邵顺妹. 甘肃中部及邻区水系分形研究结果与滑坡分布的关系[J]. 地震研究, 1994(4): 383-388)
- [23] Li Shuzhen, Dai Shuang, Wang Huawei, et al. Fault Features and Their Implications on Distribution and Formation of Landslides in Bailongjiang Region [J]. *Journal of Lanzhou University (Natural Sciences)*, 2015, 51(2): 145-152(李淑贞,戴霜,王华伟,等. 白龙江地区断裂构造与滑坡分布及发生关系[J]. 兰州大学学报(自然科学版), 2015, 51(2): 145-152)

Fuzzy Logic Approach for Regional Landslide Susceptibility Analysis Constrained by Spatial Characteristics of Environmental Factors

ZHU Qing¹ ZHANG Mandi¹ DING Yulin¹ ZENG Haowei¹ WANG Wei² LIU Fei^{1,3}

¹ Faculty of Geosciences and Environmental Engineering, Southwest Jiaotong University, Chengdu 611756, China

² State Key Laboratory of Rail Transit Engineering Informatization, China Railway First Survey and Design Institute Group Co. Ltd, Xi'an 710043, China

³ Surveying and Mapping Technology Service Center, Sichuan Surveying and Mapping Geographic Information, Chengdu 610081, China

Abstract: Objectives: The complex geological conditions in the mountainous areas of western China, with strong internal and external dynamics effects, make catastrophic landslides frequent. The analysis of landslide susceptibility has become a necessary means for scientific early warning and active prevention before disasters. In the traditional landslide susceptibility analysis method, the general calculation accuracy of the single knowledge-driven model is limited, and the weight of the impact factor is highly subjective. The data-driven model also relies too much on the quality and quantity of sample data, and the heterogeneity of the landslide disaster environment is prominent. **Methods:** In order to overcome the problems of limited quantity and quality of sample data and large differences in landslide disaster environment, we propose a regional landslide susceptibility method that couples the contribution weight of landslide disaster environmental factors and heuristic knowledge fuzzy logic model. The proposed method uses spatial statistical indicators such as the historical landslide frequency ratio and the information entropy weight of the landslide disaster environmental factors to explicitly describe the contribution and spatial distribution characteristics of the landslide disaster environmental factors, which measures the constraint relationship and the mapping structure between multi-factors and landslides, and realizes multi-factor coupling regional landslide susceptibility. **Results:** The experiment selects the disaster-prone areas in Fengjie, Chongqing for verification and evaluation; The results show that the proposed method has a more uniform and reasonable partition area, with an area under curve(AUC) value of 0.854, and the best prediction accuracy, than single information value(IV) model and information value and logistic regression(IVLR) model, which ensures the reliability and accuracy of the method. **Conclusions:** The proposed method overcomes the strict requirements of landslide susceptibility analysis on the number of historical observation samples, improves the accuracy of landslide susceptibility analysis through a hierarchical stacking strategy, and provides reliable technical support for the susceptibility analysis of large-scale.

Key words: landslide susceptibility; information entropy weight; fuzzy logic; landslide disaster environmental factor; spatial characteristics

First author: ZHU Qing, PhD, professor, specializes in dynamic GIS and VGE. E-mail: zhuq66@263.net

Corresponding author: DING Yulin, PhD, associate professor. E-mail: rainforests@126.com

Foundation support: The National Natural Science Foundation of China(41941019); the National Key Research and Development Program of China(2018YFB0505404).

引文格式: ZHU Qing, ZHANG Mandi, DING Yulin, et al. Fuzzy Logic Approach for Regional Landslide Susceptibility Analysis Constrained by Spatial Characteristics of Environmental Factors[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2021, 46(10): 1431-1440. DOI:10.13203/j.whugis20200653(朱庆, 张曼迪, 丁雨淋, 等. 环境因子空间特征约束的区域滑坡敏感性模糊逻辑分析方法[J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2021, 46(10): 1431-1440. DOI:10.13203/j.whugis20200653)