

相关向量机在地震滑坡敏感性分析中的应用

邱丹丹^{1,2}, 牛瑞卿¹, 杨耘³

1. 中国地质大学(武汉)地球物理与空间信息学院, 武汉 430074
2. 武汉工程大学资源与土木工程学院, 武汉 430073
3. 长安大学地质工程与测绘学院, 西安 710054

摘要 地震滑坡敏感性分析是地震次生灾害研究的重点内容之一。数据量大且致灾因素复杂是研究地震滑坡问题的难点。在对已有敏感性分析模型研究的基础上,以芦山地震为例,选取地面高程、坡度、坡向、地层、斜坡形态、斜坡结构、距断层平均距离、距水系平均距离、地震峰值加速度9个地震滑坡评价因子,建立基于遗传算法的相关向量机(GA-RVM)敏感性分析模型,生成地震滑坡敏感性区划图,统计结果显示滑坡正确率为99.74%,滑坡密度在极高敏感区达到27.4057个/km²。结果表明,相对于基于遗传算法的支持向量机,GA-RVM获得了更高的预测精度,可为进一步完成地震灾害预防提供依据。

关键词 相关向量机;遗传算法;地震滑坡;敏感性分析

地震滑坡是由地震诱发的一种非常严重的地震次生地质灾害。当发生强震时,尤其在山区,由地震引发的滑坡崩塌造成的危害可能比地震本身还要严重。中国处在世界两大地震带中间,属于大陆地震多发的国家之一,因地震而导致的滑坡及水土流失现象很严重。因此,加强地震滑坡危险性评估、进行地震滑坡敏感性分析对于防灾减灾具有重要的基础意义^[1]。

滑坡敏感性分析是预测将来滑坡发生空间位置的方法,是地震滑坡危害评估的基础工作,其理论基础是类比法,基于类似的地质、地貌及环境条件可发生类似的滑坡。目前已经发展到利用定量类比进行分析,如信息量模型、证据权法、逻辑回归、人工神经网络、变形分维理论、支持向量机等^[2-14]。地震滑坡敏感性分析属于滑坡敏感性分析的一种,它们之间的主要区别是影响因子选取的不同。目前针对地震滑坡的研究相对较少,且由于引起地震滑坡发生的因素是多元和非稳态的,因此发展利用多因素构建地震滑坡敏感性分析模型仍是研究重点。

在现有的分析模型中,支持向量机模型是适合滑坡敏感性分析模型的代表模型,但随着更广泛深入的研究和应用,人们发现其自身存在许多不足,主要表现在:1)选择核函数必须满足 Mercer 条件;2)结果缺乏必要的概率信息,预测的

结果不具有统计意义;3)所获得支持向量的个数基本上随样本集的规模成线性增长,模型的稀疏性有限。相比支持向量机,相关向量机(relevant vector machine, RVM)模型所获得的解更加稀疏,其核函数不受 Mercer 条件的限制,并能以概率值输出,表现出更出色的性能^[15]。因此,本文提出基于遗传算法(genetic algorithm, GA)的相关向量机(GA-RVM)构建地震滑坡敏感性分析模型,其中通过遗传算法对相关向量机中核函数的核参数进行优化。选取2013年芦山地震的芦山县作为研究区域,利用皮尔森积矩相关系数选取9个影响因子,通过模型计算敏感性概率值,并生成敏感性区划图。实验结果表明相关向量机提高了地震滑坡分析精度,可为地震滑坡滑坡危险性评估提供依据。

1 计算基本原理

1.1 相关向量机

2001年 Micheal E. Tipping 提出 RVM^[16]。该理论起源于贝叶斯统计理论,利用了数理统计中的条件分布和极大似然估计思想,经过贝叶斯推断和模型逼近的方法,使预测具有概率性。

RVM 的分类函数定义为

$$y(x; \omega) = \sum_{i=1}^N \omega_i K(x_i, x) + \omega_0 \quad (1)$$

收稿日期:2016-10-04;修回日期:2016-12-07

基金项目:国家高技术研究发展计划(863计划)项目(2012AA121303);国家自然科学基金青年基金项目(41301386)

作者简介:邱丹丹,讲师,主要研究方向为遥感与地质灾害,电子信箱:dada_qdd@163.com;牛瑞卿(通信作者),教授,主要研究方向为遥感与工程地质,电子信箱:rqnqiu@163.com

引用格式:邱丹丹,牛瑞卿. 相关向量机在地震滑坡敏感性分析中的应用[J]. 科技导报, 2017, 35(15): 70-76; doi: 10.3981/j.issn.1000-7857.2017.15.010

式中, $K(x_i, x_j)$ 是核函数, x_i 是输入向量, $\omega = [\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_n]^T$ 是模型的权值。在贝叶斯框架下用最大似然方法来训练模型权值可回避过学习问题。RVM为每个权值定义先验概率分布

$$P(\omega_i | \alpha_i) = \left(\frac{\alpha_i}{2\pi}\right)^{1/2} \exp\left(-\frac{1}{2}\alpha_i \omega_i^2\right) \quad (2)$$

式中, α_i 为超参数。

在二分类问题中, 通过将 logistic sigmoid 连接函数 $\sigma(y) = 1/(1+e^{-y})$ 应用于 $y(x)$ 从而对线性模型进行泛化, 使得预测输入的后验概率 $p(t|x)$ 服从 Benoulli 分布, 并得似然估计概率为

$$P(t|w) = \prod_{i=1}^N \sigma\{y(x_i; \omega)\}^t [1 - \sigma\{y(x_i; \omega)\}]^{1-t} \quad (3)$$

其中, 输出 $t \in \{0, 1\}$ 。

1.2 基于遗传算法的相关向量机

由于模型中的变量对结果起决定作用, 因此优化变量是构建模型的重点之一。由美国 Holland 提出的 GA, 采用人工进化的方式对目标进行随机优化搜索, 能启发式地搜索全局最优解^[17]。与交叉验证、人为列举寻优等相比, GA 没有局部最优缺陷, 而且速度更快, 是优化参数的理想算法。

二分类 RVM 的变量是核参数和超参数, 其中超参数已确定^[18], 核参数待优化。构建 GA-RVM 模型步骤如下(流程图如图1)。

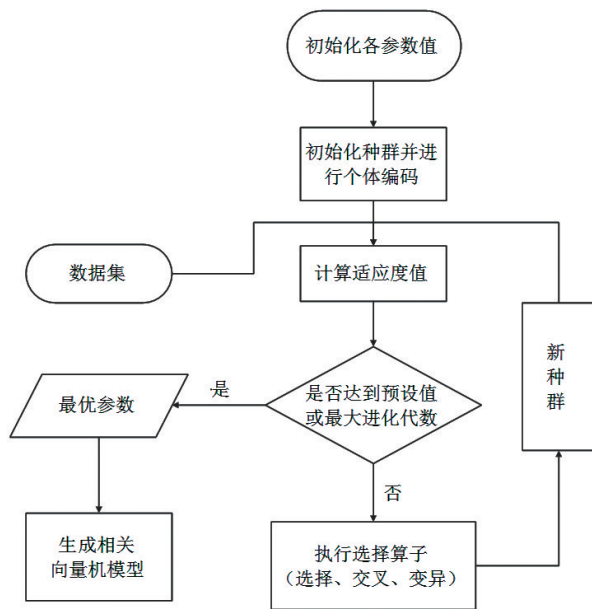


图1 遗传算法优化相关向量机模型

Fig. 1 Flow chart of relevance vector machine optimized by genetic algorithm

- 1) 设置基本参数并完成编码: 选择核函数、种群规模、终止进化代数、交叉概率和变异概率。
- 2) 形成初始种群并实现个体编码。遗传种群的个体是待优化参数。
- 3) 按照适应度函数计算个体适应值, 判断是否满足终止

条件为止。如果满足则为相关向量机模型最优参数; 如果不满足进入下一步骤。

4) 执行选择算子(选择、交叉、变异), 产生新种群, 进入步骤2。

5) 搜索得到模型最佳参数, 利用该参数建立全局最优决策函数, 实现基于遗传的相关向量机模型。

2 芦山地震滑坡实例分析

2.1 芦山地理概况及采用数据

发生于2013年4月20日的芦山地震是继2008年汶川地震后沿龙门山断裂带发生的又一起破坏性地震。此次地震震中位于芦山县, 是地震诱发滑坡的主要地区。芦山县隶属于四川省雅安市, 地处四川盆地西缘, 位于 $102^{\circ}52'E \sim 103^{\circ}11'E$, $30^{\circ}01'N \sim 30^{\circ}49'N$, 面积达 1364.42 km^2 。该区域地形起伏大, 海拔最低 541 m , 最高 5279 m 。隶属中纬度内陆亚热带湿润气候, 气候温和, 雨量充沛, 四季分明, 无霜期长, 日照偏少, 夏湿冬干。由于综合因素影响, 导致引发大量地震滑坡^[19-21]。

采用数据: 1) 1:50000 数字化地形图; 2) 1:250000 数字化地质图; 3) 2013年10月9日的 Landsat ETM+ 卫星遥感影像 1 景, 轨道号为 130/39; 4) 地震参数: 地震动峰值加速度 (peak ground acceleration, PGA) 和加速度反应谱谱峰值 (peak spectra acceleration, PSA) 由美国联邦地质调查局 USGS 发布; 5) 震后无人机航空影像数据 (0.4 m 和 0.6 m 分辨率)。通过遥感解译和野外调查, 最终提取 226 个地震诱发滑坡, 其中最大的 45000 m^2 , 最小的 100 m^2 , 平均滑坡 5000 m^2 (图2)。

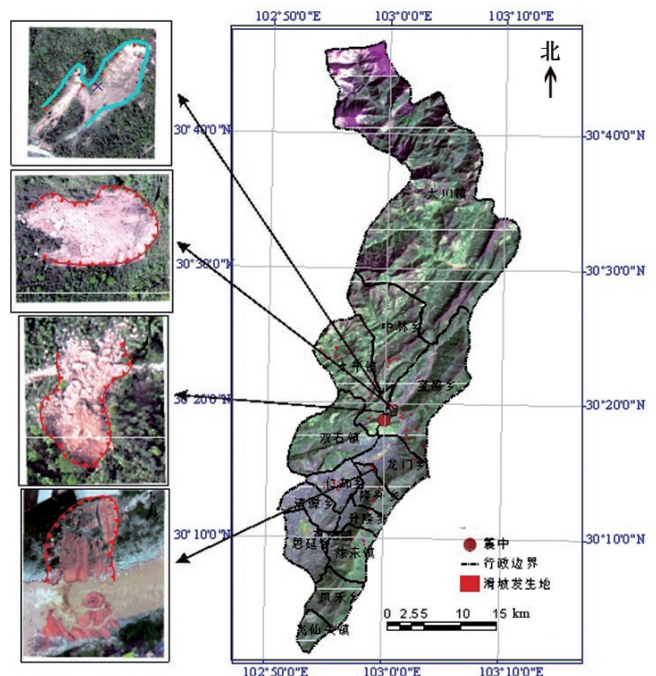


图2 研究区及滑坡分布示意

Fig. 2 Study area and landslide distribution

2.2 评价因子选择及数据处理

地震滑坡的发生受多种因素影响,根据已有研究成果^[21],在对评价因子进行皮尔森积矩相关性分析的前提下,选取地形地貌、基础地质、诱发因素3大类影响因素,具体包含高程、坡度、坡向、地层岩性、斜坡形态、斜坡结构、距断层平均距离(简称断层距)、距水系平均距离(简称水系距)、PGA 9个地震滑坡评价因子。其中,利用数字化地形图生成30 m数字高程模型,并从中提取地形地貌等评价因子;利用数字化地质图,提取地层岩性、断层、斜坡结构等评价因子。然后,对评价因子数据进行处理,步骤如下。

1) 统一数据大小。所有数据转化为栅格形式,大小统一为30 m×30 m,共生成1310575个栅格单元。

2) 数据分类处理。对不同数据类型采取不同分类方法,具体如下:(1) 连续数据,分为2种情况。容易分类的(如坡向)按照常规方法分类;不易分类的(如高程、坡度、断层距、水系距、PGA等)则保持原数据值。(2) 离散数据,根据自身规则进行分类。如根据地层岩层的特征将其分为7类(表1),斜坡结构类型根据坡度、坡向、下伏地层岩层倾向及倾角的各自关系可划分为:顺向飘倾坡、顺向伏倾坡、顺斜坡、横向坡、逆斜坡、逆向坡6大类^[22],斜坡形态则可根据平面曲率与剖面曲率的组合分为9类:X/X、X/V、X/GR、V/X、V/V、V/GR、GE/X、GE/V、GE/GR,其中,左侧的X、V、GE表示凸形坡、凹形坡、直线坡,右侧的X、V、GR表示外向形坡、内向形坡、直坡(各评价因子见图3)。

3) 标准化处理,统一量纲。按照平均值法对所有数据进行归一化,取值范围为-1~1。

2.3 计算参数设置及过程

计算参数的设置及计算过程分5步,如下。

1) 选择训练样本。选择原则一般遵循相同数量的滑坡及非滑坡样本点。本实验共有1153个滑坡模型单元点。由于滑坡点附近区域的孕灾条件和滑坡点极为相似,可认为是没被破坏的孕灾区域,因此,为了防止选取的非滑坡样本点和滑坡样本点条件相似,采用远距滑坡点附近区域(200 m缓冲区以外)随机选择2372个点作为非滑坡样本点。

2) 设置模型初始化参数。终止进化代数为100,种群规模为20,交叉概率和变异概率为0.5和1.0。

3) 设置核函数及适应度函数。

选择径向基核函数(radial basis function, RBF)为实验核函数。该函数具有良好的局部特征分析功能,且经过实验是较合适的模型。其表达式为

$$K(x, z) = \exp\left(-\frac{\|x - z\|^2}{\sigma^2}\right) \quad (4)$$

式中, σ 为函数的宽度参数,控制了函数的径向作用范围,该值由遗传算法寻优。

设置适应度函数

$$f = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (f(x_i) - y_i) \quad (5)$$

式中, $f(x_i)$ 为第*i*个训练样本的敏感性指数值; y_i 为第*i*个训练样本的样本值; n 是训练样本大小。

4) 计算滑坡敏感性指数。利用GA-RVM生成滑坡敏感性分析模型,其中 σ 取值0.5,超参为训练数据集大小的导数的平方^[18]。利用模型完成计算,得到概率值(即滑坡敏感性指

表1 地层岩性划分表

Table 1 Geologic unit classification and descriptions

类别	地层	岩性分类	岩性特征
0	康定(岩)群、黄水河群、盐井群、志留系茂群组、泥盆系危关组、二叠系菠茨沟组	变质岩	片岩、大理岩、石英岩
1	II级阶地冲洪积物、III级阶地冲洪积物、IV级阶地冲洪积物、现代河漫滩冲积物	第四系	冲积层、坡积物
2	花岗闪长岩、正长花岗岩、二长花岗岩、英云闪长岩、闪长岩、辉长岩、二叠系大石包组、峨眉山玄武岩组	侵入岩	花岗岩、闪长岩、玄武岩
3	白垩系灌口组、夹关组	碎屑岩I	砾岩、砂砾岩
4	二叠系吴家坪组、梁山组、阳新组、三叠系须家河组、侏罗系沙溪庙组、遂宁组、蓬莱镇组下第三系名山组、芦山组	碎屑岩II	砂岩、粉砂岩、泥岩为主
5	泥盆系养马坝组、沙窝子组石炭系雪山顶组+西沟组、二叠系三道桥组、三叠系飞仙关组	碎屑岩、碳酸盐岩互层	灰岩与砂岩、泥岩互层
6	奥陶系宝塔组、泥盆系观雾山组、三叠系雷口坡组、嘉陵江组	碳酸盐岩	白云岩、灰岩

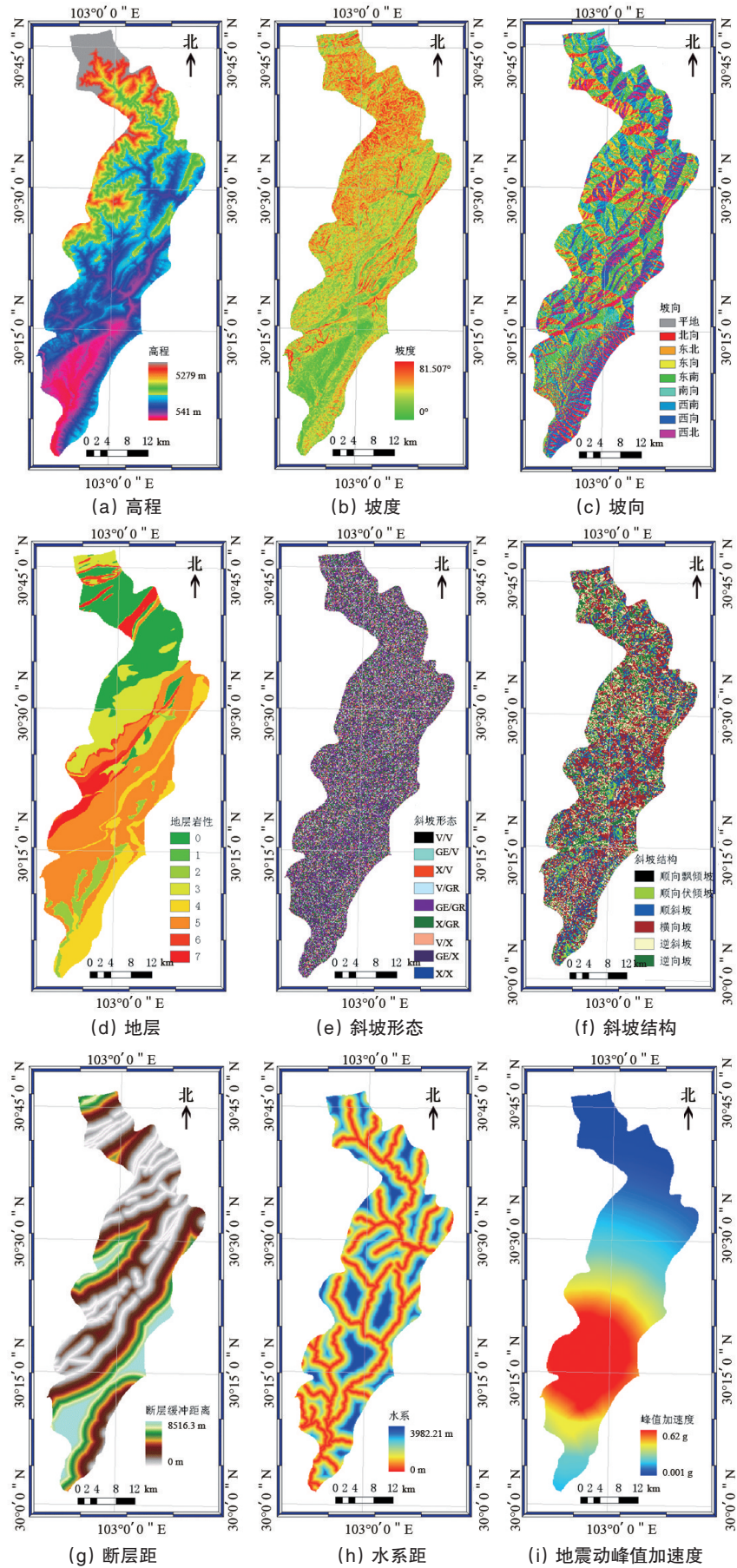


图3 各评价因子图层

Fig. 3 Evaluation factor layers

数),该值为取值[0,1]的连续型值,其数值越大,说明滑坡发生的概率越大,即各因素对滑坡发生的综合影响越大。

5) 制作滑坡敏感性区划图。为了区分滑坡发生的程度,使用自然间断点法对滑坡敏感性指数进行分级,分成极低敏感区、低敏感区、中敏感区、高敏感区、极高敏感区5个等级。

3 计算结果及分析

实验通过2组模型——GA-RVM和基于遗传算法的支持向量机(support vector machine based on genetic algorithm, GA-SVM),分别得到地震滑坡敏感性区划图(图4(a)和图4(b))。

定量化统计结果是对模型准确性分析的重要内容。从统计结果(表2、表3),GA-RVM滑坡正确率为99.74%(包括

极高敏感区、高敏感区和中敏感区),GA-SVM的滑坡正确率为98.27%。GA-RVM模型得出的滑坡密度在极高敏感区、高敏感区和中敏感区分别为27.4057个/km²,12.7855个/km²和1.3082个/km²,GA-SVM模型得出的滑坡密度在极高敏感区、高敏感区和中敏感区分别为8.8334个/km²,6.7810个/km²和3.5671个/km²。以上结果从两方面说明了模型的预测能力,其中滑坡正确率说明了模型预测滑坡空间位置的能力,而滑坡密度则反映滑坡和非滑坡的总体准确性。GA-RVM模型的结果在3个敏感级别的滑坡准确性呈阶梯状分布,说明在极高敏感性区内滑坡所占比例很大,反之非滑坡则很低,整体准确性高。而GA-SVM模型则在3个级别相对均衡,说明整体准确性中等。综上所述,本实验采用的GA-RVM适用于地震滑坡敏感性分析,其结果总体较GA-SVM更优。

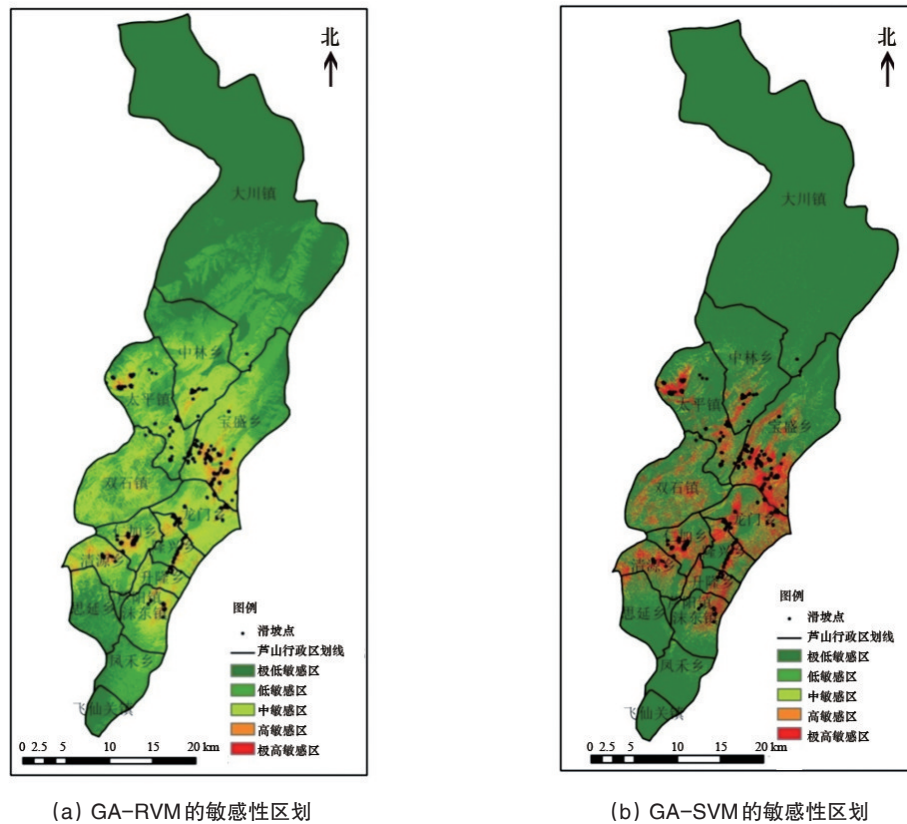


图4 地震滑坡敏感性区划

Fig. 4 Earthquake-induced landslide susceptibility zoning

表2 基于RVM的地震滑坡敏感性分区统计结果

Table 2 Statistical results of susceptibility zoning of earthquake-induced landslide based on RVM

敏感性分区	分区面积/km ²	面积所占比例/%	分区内滑坡点个数	滑坡所占比例/%	滑坡密度/(个/km ²)
极低敏感区	549.0324	46.5472	2	0.1735	0.004
低敏感区	302.1219	25.6140	1	0.0867	0.0033
中敏感区	286.6491	24.3022	375	32.5239	1.3082
高敏感区	25.1847	2.1352	322	27.9272	12.7855
极高敏感区	16.5294	1.4014	453	39.2888	27.4057
总计	1179.518		1153		

表3 基于SVM的地震滑坡敏感性分区统计结果

Table 3 Statistical results of susceptibility zoning of earthquake-induced landslide based on SVM

敏感性分区	分区面积/km ²	面积所占比例/%	分区内滑坡点个数	滑坡所占比例/%	滑坡密度/(km ⁻²)
极低敏感区	962.1927	81.5751	11	0.95403	0.0114
低敏感区	58.7691	4.9824	9	0.78057	0.1531
中敏感区	36.4437	3.0897	130	11.2749	3.5671
高敏感区	36.8676	3.1256	250	21.6825	6.7810
极高敏感区	85.2444	7.2271	753	65.3079	8.8334
总计	1179.518		1153		

4 结论

RVM是在对核函数要求及模型稀疏性上更优于SVM的机器学习方法,对于处理复杂的非线性滑坡分析问题尤其适合;遗传算法则是优化参数的有效方法,两者结合可设计出更合适的地震滑坡分析模型。本文利用GA-RVM算法构建地震滑坡敏感性分析模型,并完成敏感性区划图。地震滑坡正确率为99.74%,地震滑坡密度在极高敏感区达到27.4057个/km²,整体效果优于GA-SVM,可为后续的地震防灾减灾工作提供依据。

参考文献(References)

- [1] 李树德,任秀生,岳升阳等.地震滑坡研究[J].水土保持研究,2001,8(2):24-25.
Li Shude, Ren Xiusheng, Yue Shengyang, et al. Study of earthquake-landslide[J]. Research of Soil and Water Conservation, 2001, 8(2): 24-25.
- [2] 乔建平,石莉莉.滑坡危险度区划方法及其应用[J].地质通报,2009,28(8):1031-1038.
QiaoJianping, Shi Lili. Landslide fatalness zoning method and its application[J]. Geological Bulletin of China, 2009, 28(8): 1031-1038.
- [3] 赵艳南,牛瑞卿.基于证据权法的滑坡危险性区划探索[J].地理与地理信息科学,2010,26(6):19-23.
ZhaoYannan, Niu Ruiqing. Exploration of landslide hazard zonation based on the weights of evidence method[J]. Geography and Geo-Information Science, 2010, 26(6): 19-23.
- [4] 牛瑞卿,彭令,叶润青,等.基于粗糙集的支持向量机滑坡易发性评价[J].吉林大学学报(地球科学版),2012,42(2):430-439.
Niu Ruiqing, Peng Ling, Ye Runqing, et al. Landslide susceptibility assessment based on rough sets and support vector machine[J]. Journal of Jilin University (Earth Science Edition), 2012, 42(2): 430-439.
- [5] Choi J, Oh H J, Lee H J, et al. Combining landslide susceptibility maps obtained from frequency ratio, logistic regression, and artificial neural network models using ASTER images and GIS[J]. Engineering Geology, 2012, 124(1): 12-23.
- [6] 邱海军,曹明明,刘闻,等.基于三种不同模型的区域滑坡灾害敏感性评价及结果检验研究[J].地理科学,2014,34(1):110-115.
Qiu Haijun, Cao Mingming, Liu Wen, et al. The susceptibility assessment of landslide and its calibration of the models based on three different Models[J]. Scientia Geographica Sinica, 2014, 34(1): 110-115.
- [7] Althuwaynee O F, Pradhan B, Park H J, et al. A novel ensemble decision tree-based CHI-squared automatic interaction detection (CHAID) and multivariate logistic regression models in landslide susceptibility mapping[J]. Landslides, 2014, 11(6): 1063-1078.
- [8] Reichenbach P, Busca C, Mondini A C, et al. The influence of land use change on landslide susceptibility zonation: The brigia catchment test site (Messina, Italy)[J]. Environmental Management, 2014, 54(6): 1372-1384.
- [9] Kouli M, Loupasakis C, Soupios P, et al. Landslide susceptibility mapping by comparing the WLC and WofE multi-criteria methods in the West Crete Island, Greece[J]. Environmental Earth Sciences, 2014, 72(12): 5197-5219.
- [10] 谭春.基于3S技术的岩桑树水电站近坝区滑坡敏感性评价[D].长春:吉林大学建设工程学院,2013.
Tan Chun. Susceptibility appraisal of landslide adjacent to the dam site of Yansangshu hydro-power station based on 3S technology[D]. Changchun: Construction engineering college, Jilin University, 2013.
- [11] 周伟.基于Logistic回归和SINMAP模型的白龙江流域滑坡危险性评价研究[D].兰州:兰州大学资源环境学院,2012.
Zhou Wei. Landslide hazard assessment based on logistic regression and SINMAP model in BailongRiver basin[D]. Lanzhou: College of Earth Environmental Sciences, Lanzhou University, 2012.
- [12] 刘艺梁,殷坤龙,刘斌.逻辑回归和人工神经网络模型在滑坡灾害空间预测中的应用[J].水文地质工程地质,2010,37(5):92-96.
LiuYiliang, Yin Kunlong, Liu Bin. Application of logistic regression and artificial neural networks in spatial assessment of landslide hazards[J]. Hydrogeology and Engineering Geology, 2010, 37(5): 92-96.
- [13] 朱莉,卢毅敏,罗建平.基于灰色-Elman神经网络的区域滑坡易发性模型[J].自然灾害学报,2013,22(5):120-126.
Zhu Li, Lu Yimin, Luo Jianping. Regional landslide susceptibility model based on gray and elman neural networks[J]. Journal of Natural Disasters, 2013, 22(5): 120-126.
- [14] 侯威,张茜,楼蓉蓉,等.基于变维分形理论的滑坡空间分布特征研究[J].安全与环境工程,2012,19(4):17-21.
Hou Wei, Zhang Qian, Lou Rongrong, et al. Research on the characteristics of the spatial distribution of landslides based on variable dimension fractal[J]. Safety and Environmental Engineering, 2012, 19(4): 17-21.
- [15] 赵桐.相关向量机优化方法的研究[D].南宁:广西大学计算机与电子信息学院,2012.
Zhao li. Optimization methodology research of relevance vector machine[D]. Nanning: School of Computer Electronics and Information, Guangxi University, 2012.
- [16] Tipping M E. Sparse Bayesian learning and the relevance vector machine[J]. Journal of Machine Learning Research, 2001, 1(3): 211-244.
- [17] Holland J H. Adaptation in natural and artificial systems: An introductory analysis with applications to biology, control and artificial intelligence

- gence[M]. Cambridge: MIT Press, 1992.
- [18] Tipping M E. Sparse Bayesian learning and the relevance vector machine[J]. *Journal of Machine Learning Research*, 2001, 1(3): 211-244.
- [19] 许冲, 徐锡伟, 于贵华, 等. 玉树地震滑坡影响因子敏感性分析[J]. *科技导报*, 2012, 30(1): 18-24.
- Xu Chong, Xu Xiwei, Yu Guihua, et al. Susceptibility analysis of impact factors of landslides triggered by Yushu earthquake[J]. *Science and Technology Review*, 2012, 30(1): 18-24.
- [20] 孟宪纲, 薄万举, 刘志广, 等. 芦山 7.0 级地震与巴颜喀拉块体中东段的活动性[J]. *吉林大学学报(地球科学版)*, 2014, 44(5): 1705-1711.
- Meng Xiagang, Bo Wanju, Liu Zhiguang, et al. Activity in the middle east of Bayan Har Block with Lushan Ms 7.0 earthquake[J]. *Journal of Jilin University (Earth Science Edition)*, 2014, 44(5): 1705-1711.
- [21] 邱丹丹, 牛瑞卿, 赵艳南, 等. 斜坡单元支持下地震滑坡危险性区划——以芦山地震为例[J]. *吉林大学学报(地球科学版)*, 2015, 45(5): 1470-1478.
- Qiu Dandan, Niu Ruiqing, ZhaoYannan, et al. Risk zoning of earthquake-induced landslides based on slope units: A case study on Lushan earthquake[J]. *Journal of Jilin University (Earth Science Edition)*, 2015, 45(5): 1470-1478.
- [22] 彭令. 三峡库区滑坡灾害风险评估研究[D]. 武汉: 中国地质大学(武汉)地球物理与空间信息学院, 2013.
- Peng Ling. Landslide risk assessment in the three gorges reservoir[D]. Wuhan: Institute of Geophysics and Geomatics, China University of Geosciences, 2013.

Application of relevance vector machine to earthquake-induced landslide susceptibility assessment

QIU Dandan^{1,2}, NIU Ruiqing¹, YANG Yun³

1. Institute of Geophysics and Geomatics, China University of Geosciences, Wuhan 430074, China
2. School of Resource and Civil Engineering, Wuhan Institute of Technology, Wuhan 430073, China
3. College of Geology Engineering and Geomatics, Chang'an University, Xi'an 710054, China

Abstract The earthquake-induced landslide susceptibility assessment is one of the important parts in the researches of secondary disasters of earthquake. In view of the large amount of data, the rich information, the complex relationship, it is a very difficult task. This paper takes Lushan in the 2013 Lushan earthquake as the research area. Massive landslides were triggered by this earthquake. Among these landslides, 226 landslides are interpreted based on aerial photographs in Lushan, which are verified by the field investigation. Then 9 impact factors are selected by the Pearson correlation analysis, including the elevation, the slope, the aspect, the curvature classification, the slope structure, the lithology, the distance from drainages, the distance from faults, and the peak ground acceleration. The relevant vector machine(RVM) is a new learning procedure based on the statistical learning theory, and a genetic algorithm(GA) is adopted to optimize the parameter of the RVM. The proposed GA-RVM model is used to calculate the landslide susceptibility value, to produce susceptibility zoning. The statistical data of the susceptibility zoning are as follows: (1)the accuracy rate of the landslides is 99.74%; (2)the density of the landslides in a high susceptibility zoning is 27.4057 per square kilometers. The result shows that the relevant vector machine model is better than the support vector machine and is suitable for the earthquake-induced landslide susceptibility assessment and the earthquake disaster prevention.

Keywords relevant vector machine; geneticalgorithms; earthquake-induced landslides; susceptibility assessment

(编辑 王志敏)