

引用格式: 苏巧梅, 赵尚民, 郭建立. 霍西煤矿区地表滑坡灾害敏感性数值建模与等级划分[J]. 地球信息科学学报, 2017, 19(12): 1613-1622. [Su Q M, Zhao S M, Guo J L. Numerical modeling and degree division to landslide susceptibility in the ground surface of Huoxi coal mine area. 2017. Journal of Geo-information Science, 19(12): 1613-1622.] DOI:10.3724/SP.J.1047.2017.01613

霍西煤矿区地表滑坡灾害敏感性数值建模与等级划分

苏巧梅¹, 赵尚民^{1*}, 郭建立²

1. 太原理工大学 矿业工程学院测绘科学与技术系, 太原 030024; 2. 山西省地质环境监测中心, 太原 030024

Numerical Modeling and Degree Division to Landslide Susceptibility in the Ground Surface of Huoxi Coal Mine Area

SU Qiaomei¹, ZHAO Shangmin^{1*} and GUO Jianli²

1. Department of Surveying and Mapping, Taiyuan University of Technology, Taiyuan 030024, China; 2. Shanxi Geological Environment Monitoring Center, Taiyuan 030024, China

Abstract: Taking Huoxi Coal Mine Area in Shanxi Province as the research area, we conducted numerical modeling and quantitative evaluation of landslide susceptibility using remote sensing and GIS technology. Based on the DEM with spatial resolution of 30 m × 30 m, five topographical parameters were derived: elevation, slope angle, slope aspect, plan curvature and profile curvature. Stratigraphic lithology was digitized based on the geological maps from Department of Geological Survey in 1:50 000 scale. Fault network, drainage network and road were digitized based on the geological maps and other thematic maps from Department of Land Resource in 1:50 000 scale. Then, buffer for faults, drainage, and road were done. Mining disturbance were digitized based on the planning maps of coal resources. If the point falls in the mine area, it is proved to be disturbed by the mining disturbance, otherwise is not affected. NDVI and land-use types interpreted and computed the Landsat TM images. Landslide data was collected by Bureau of Land and Resources and it is represented by the X, Y coordinates of its central point. Then, the correlation characteristics among evaluation factors and the spatial distribution of landslides were acquired by using remote sensing technology and GIS spatial analysis method. Repeated 5-fold cross validation method was adopted in this research and the landslide/non-landslide datasets were randomly split into a ratio of 80:20 for training and validating models. Based on the methods of the 5-fold cross-validation and the fitting accuracy to the constructed the landslide susceptibility assessment model-Radial Basis Function - Support Vector Machine (RBF-SVM), the precision of the models was quantitatively assessed. We calculated the importance of each evaluation factor in the RBF-SVM model. Meanwhile, we obtained landslide susceptibility map of Huoxi Coal Mine Area based on the RBF-SVM model. The landslide susceptibility of Huoxi Coal Mine Area was divided into four scales referencing the quantile law: low (0-0.02), medium (0.02-0.1), high (0.1-0.85) and very high (0.85-1) probability of landslide. The results show that: (1) the fitting accuracy was 87.22% in the modeling phase and 70.12% in the validation phase, respectively, for the RBF-SVM model; (2) it indicated that lithology, distance from road, slope aspect, elevation and land-use types have contribution to each model. Therefore, these five factors are most suitable conditioning factors for

收稿日期 2017-05-18; 修回日期: 2017-07-04.

基金项目 国家重点研发计划“地球观测与导航”专项(2016YFB0502601); 国家自然科学基金项目(41371373、41301469)。

作者简介 苏巧梅(1970-), 女, 博士, 副教授, 研究方向为遥感与GIS应用, GIS空间分析。E-mail: suqiaomei@tyut.edu.cn

*通讯作者 赵尚民(1982-), 男, 博士, 副教授, 研究方向为数字地形地貌研究。E-mail: zhaoshangmin@tyut.edu.cn

landslide susceptibility mapping in this area. Mining disturbance factors have little contribution to the model. The mining method in this area is underground mining and the mining depth is very deep affecting the stability of the slopes. (3) The number of landslides points in the very high region was 316, which account for 93.49% of the total number of landslides points and 50.99% of the total area. This study obtained the spatial distribution characteristics of the Huoxi Coalfield geological disasters and the quantitative evaluation of landslide susceptibility. It provides reference for the investigation about artificial slope in the research area monitoring the rational mining coal resources. It will also provide the reference for the related research in other similar coal region and management work.

Key words: landslide susceptibility; GIS; Support Vector Machines; cross-validation; Huoxi Coal Mine Area

***Corresponding author:** ZHAO Shangmin, E-mail: zhaoshangmin@tyut.edu.cn

摘要 本文以山西省霍西煤矿区为研究区,利用遥感和GIS方法对滑坡灾害的敏感性进行了数值建模与定量评价。利用交叉检验方法构建了径向基核函数支持向量机滑坡敏感性评价模型,并基于拟合精度对模型进行了定量评价;对各评价因子在模型中的重要性进行对比分析;基于空间分辨率为30 m的评价因子,通过径向基核函数支持向量机模型获得了霍西煤矿区滑坡敏感性指数值,并利用分位数法将霍西煤矿区的滑坡敏感性分为极高、高、中和低4个等级。结果表明:拟合精度建模阶段和验证阶段分别为87.22%和70.12%;与滑坡敏感性关系最密切的5个评价因子依次是岩性、距道路距离、坡向、高程和土地利用类型;极高和高敏感区域分布了93.49%的滑坡点,面积占总面积的50.99%,是比较合理的分级方案。本研究不仅可以为研究区人工边坡调查和煤矿资源合理开采提供借鉴,对相似矿区的相关工作也具有参考价值。

关键词 滑坡敏感性;GIS;支持向量机;交叉验证;霍西煤矿区

1 引言

地质灾害作为一种破坏性的地质事件对人类的生命财产和生存环境构成严重威胁,制约着人类的可持续发展。中国是世界上地质灾害严重的国家之一,而山西省属于滑坡敏感性省份,因为矿山开采容易引发和加剧崩塌、滑坡和泥石流的发生和发展^[1]。滑坡敏感性评价是进行灾害评估的第一步,可以提供未来滑坡灾害敏感产生的分布地区,是减灾的有效方法。

近年来,随着以RS和GIS为主的地球空间信息技术的发展,为滑坡研究提供了新手段,RS和GIS为滑坡灾害在基础数据获取、空间数据分析、数据储存管理、空间数据建模、空间动态模拟等方面提供了新工具、新方法和新思路^[2-4]。其中,机器学习和数据挖掘方法在滑坡预测中得到更多的关注。牛瑞卿等^[5]指出传统的空间分析技术不易在巨大的多样滑坡数据集中发现隐藏的未知模式、趋势和关系,而数据挖掘技术则在滑坡敏感性评价和空间预测方面体现出优势。

支持向量机是机器学习方法中应用比较广泛的方法。Yao等^[6]、胡德勇等^[7]、戴福初等^[8]在机器学习方法中应用了支持向量机模型,也有很多学者将支持向量机方法^[9-14]引入到滑坡敏感性区划中。在

矿山开采对地质灾害的影响方面,肖和平等^[15]、翟文杰等^[16]、王现国等^[17]对煤矿区地质灾害的特征、成生机理和防治对策进行了研究。张国丽等^[18]和Lee等^[19]用人工神经网络模型分析了煤矿区地面沉降的敏感性。Suh等^[20]利用确定性权重模型分析了采煤引起的地面沉降的敏感性。Oh等^[21]用频率比模型分析煤矿废弃地周围的地面沉降敏感性。但在煤矿区滑坡敏感性分析统计模型研究方面,定量评价矿山开采影响的文献较少。

本文以山西省霍西煤矿为研究区,以滑坡地质灾害为研究对象,利用RS和GIS方法构建了滑坡敏感性评价因子和支持向量机评价模型,并对模型的精度进行分析;通过滑坡敏感性模型绘制了霍西煤矿区滑坡敏感性等级分布图,并对敏感性分布图的质量进行了评价。本研究可为煤矿区地质环境治理提供参考或指导,从而丰富和完善矿山地质环境评价治理方法理论体系。

2 研究区概况

霍西煤矿区位于山西省中南部地区,面积约9800 km², (35° 40' 28" ~37° 17' 12" N, 111° 5' 43" ~112° 21' 26" E),属于吕梁山与太岳山及其之间的汾河河谷地带,跨临汾、吕梁、晋中、长治、运城5个市,

境内山川起伏,地貌复杂,山地、台地、盆地、丘陵等地貌类型均有分布,海拔高度分布在700~1600 m之间,盆地中发育着洪积扇、冲积平原或冲湖积平原,盆地边缘则是受分割的黄土台地,盆地周围是因断裂形成的山地^[22]。

霍西煤矿区是温带大陆性季风气候区,且因地处内陆的中部地区,大陆性比较强。按照全国的气候分类结果,它属于暖温带气候亚带,是中国干旱与湿润地区的过渡位置。霍西煤矿区地理位置如图1所示。霍西煤矿区出露的地层是:太古界、上元古界、古生界和新生界。本区主要含煤地层为石炭系-上统-太原组和二叠系-下统-山西组。

霍西煤矿区分为汾西规划矿区和霍州规划矿区两部分,在汾西规划矿区,山西组平均厚度50 m,距地面深度760 m;太原组平均厚度90 m,距地面深度810 m。在霍州规划矿区,山西组平均厚度40 m,距地面深度150 m;太原组平均厚度85 m,距地面深度190 m。煤炭开采方式是井工式开采。本区的煤层涵盖了气煤、气肥煤、1/3焦煤、肥煤、焦煤、瘦煤、贫煤、无烟煤8类。

研究区有丰富的矿产资源,由于过度开采,在矿区形成地下采空区,采空区容易引发地表破坏,

形成地质灾害;矿山废渣包括煤矸石、废矿渣、粉煤灰和尾矿等,使矿区地质环境破坏,诱发矿山地质灾害;交通路网修建、切坡建房也易导致滑坡灾害;地下水过量抽取引发地面沉降、水资源破坏等多种环境地质问题。

3 滑坡敏感性评价方法

3.1 径向基核函数支持向量机模型

支持向量机是 Vapnik 等^[23]发展起来的建立在统计学习理论的VC 维理论和结构风险最小原理基础上的一种机器学习方法。该模型是基于各种基函数将线性不可分的数据转换为高维空间,并在高维空间中找到超平面,实现线性可分的数据模式。模型优点在于当样本较少的情况下较好地解决了非线性及高维模式识别问题,已经广泛地用于趋势分析和模式识别中。

一般 SVM(Support Vector Machine)被设计成用于解决2类分类问题,即同时存在正样本和负样本。2类SVM的目标是寻求一个 n 维空间上的超平面,以最大间隔区分,同时使分开的2类数据点距离分类面最远,这个超平面既可以是平面也可以是曲

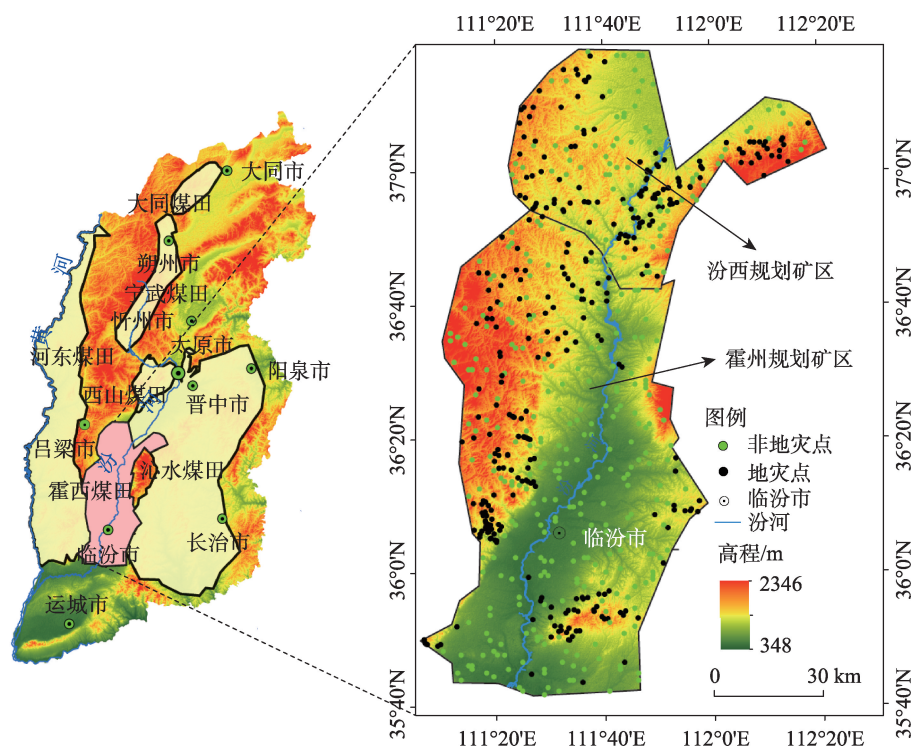


图1 霍西煤矿区地理位置

Fig. 1 Location and relief map of the study area

面。数学上表述为:

$$\min \frac{1}{2} \|w\|^2 \quad (1)$$

其中,约束条件为:

$$y_i((w \cdot x_i) + b) \geq 1 \quad (2)$$

式中: $\|w\|$ 是超平面法向量的范数; b 是标量。对于更一般的线性不可分实例,引入松弛因子 $\xi_i (i=1, 2, \dots, n)$ 来调整约束条件,如式(3)所示。

$$(y_i(w \cdot x_i) + b) \geq 1 - \xi_i, \quad \xi_i \geq 0 \quad (3)$$

则得到式(1)的替代公式:

$$\min \frac{1}{2} \|w\|^2 + \frac{1}{vn} \sum_{i=1}^n \xi_i \quad (4)$$

这里 $v \in (0, 1]$ 是一个新引进的对于错误分类的阈值。对于非线性不可分问题,核函数 $K(x_i, x_j)$ 引入进来,核函数的选取对于SVM模型至关重要。虽然一些新的核函数被陆续提出,但径向基核函数(Radial Basis Function)是被广泛认同的基本核函数之一,其数学表达式为:

$$K(x_i, x_j) = e^{-\gamma(x_i - x_j)^2} \quad (5)$$

式中:核函数中的 γ 是参数,需要在构建模型时进行优化,以提高模型的拟合精度。

3.2 K折交叉检验

运用模型前必须对模型进行建模和验证以检验模型的适用性,而检验则多采用交叉检验的方法。这一方法既可以克服训练样本和验证样本不足的缺点,同时避免训练数据和验证数据重叠导致的评价结果过于乐观的不足。本文采用 k 折交叉检验(K-fold cross-validation)的方法,这种方法使用部分样本进行模型的建立,而用剩余的样本对所建立的模型进行验证,该方法将所有验证等分为 k 份,在进行模型建立时,应该用其余的 $k-1$ 部分样本进行,而用第 k 个部分进行模型的检验,计算拟合模型的预测精度。与此步骤相同,需要对 $k=1, 2, \dots, k$ 分别进行一次模型的建立和检验,由此可得出预测误差的 k 个估计,合并这 k 个估计,从而用于评价模型的拟合精度。

4 数据源与数据处理

4.1 地灾点数据

滑坡分为狭义滑坡和广义滑坡。狭义滑坡是指部分斜坡沿着斜坡内的重力面的作用,向下做剪切运动的现象,广义滑坡是指包括崩塌、滑坡、泥石

流和碎屑流等一切引起斜坡坡面级沟谷重力侵蚀的现象^[24-25]。马秋红^[26]指出崩塌、滑坡和泥石流往往在成因上相互联系、在时空上彼此相依,具有链生性的特点。因此,对这3类的评价可以用统一的模型来表征。本文的滑坡是指广义滑坡,包括崩塌、滑坡和泥石流,共有338个,由国土资源局采集,并由其中心点的X,Y坐标表示,坐标投影为高斯克吕格投影。研究区滑坡主要分布在海拔700~1500 m之间的低山、丘陵、中低山区。

4.2 非地灾点构建

本文选择支持向量机方法构建模型,模型目标为二值输出,为了匹配滑坡点,随机产生与滑坡点个数相等的非滑坡点,并将滑坡点数据和非滑坡点数据赋值,分别赋值为1和0,用于表征是否为滑坡点(1表示滑坡,0表示非滑坡)。其中,确立霍西煤矿区非滑坡点的原则为:①非滑坡点离滑坡点距离大于400 m;②任何2个随机点间的距离大于200 m^[14]。本文选择 $k=5$,进行5折交叉检验,霍西煤矿区滑坡点和非滑坡点共计676个样点(338个滑坡点,338个非滑坡点),如图1所示。所有滑坡点和非滑坡点被随机平均分为5组,训练组包括540个点(270个滑坡点和270个非滑坡点),验证组包括136个点(68个滑坡点和68个非滑坡点),即80%的训练样本和20%的验证样本^[27]。

4.3 条件因子数据

本文用到的滑坡敏感性评价因子数据源包括分辨率为30 m的DEM数据(ASTER-GDEM)、遥感影像数据和其他统计数据,其中DEM数据(<http://www.jspacesystems.or.jp/ersdac/GDEM/E/2.htm>)和遥感影像(<https://earthexplorer.usgs.gov/>)由网上下下载获取,其他统计数据包括地层岩性图等(表1)均由纸质图扫描数字化得到。

4.4 条件因子提取

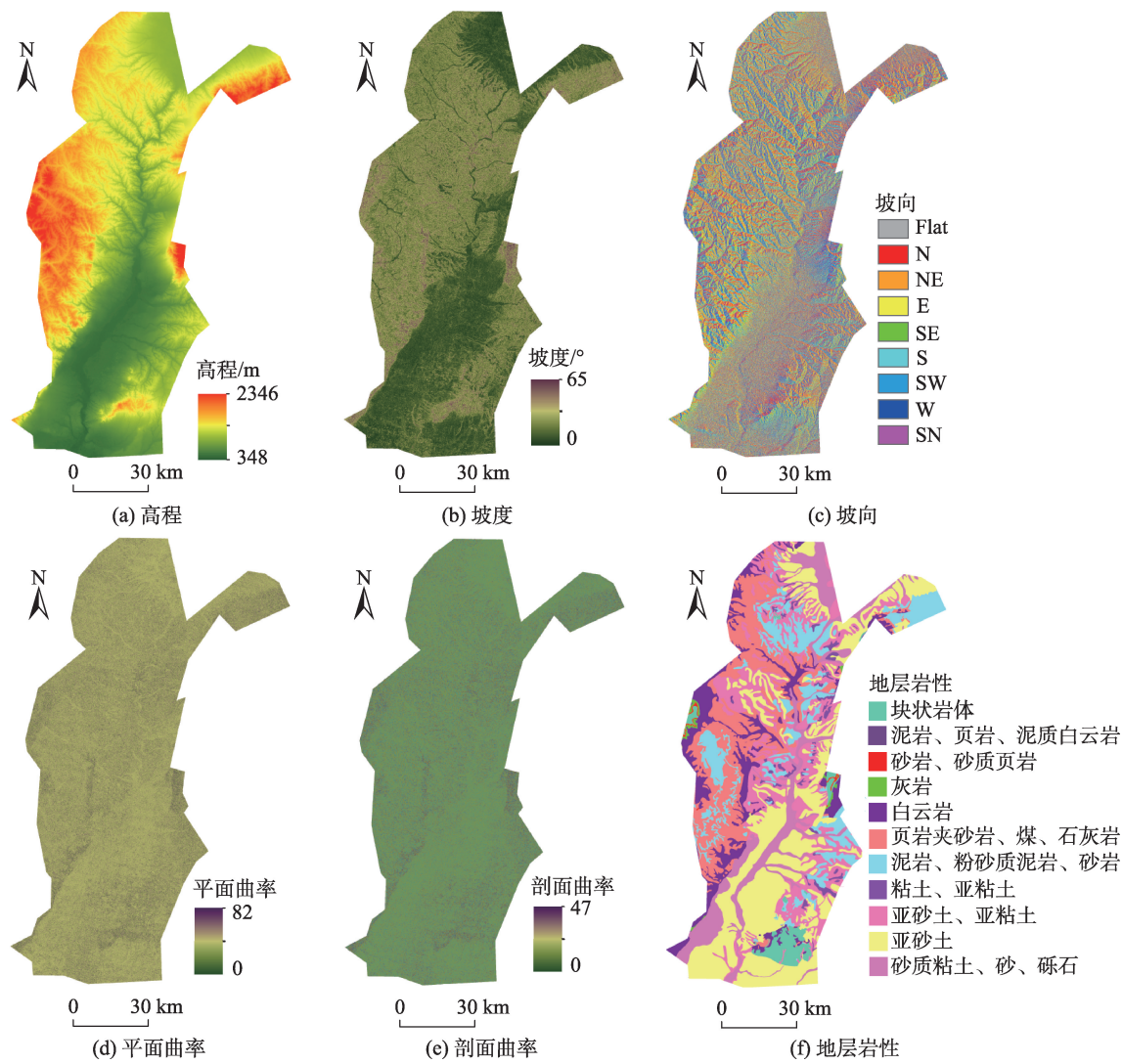
在DEM的基础上提取了高程、坡度、坡向、曲率因子;在各专题图基础上提取了距离道路距离、距离河流距离、距离断层距离,地层岩性等因子;把灾害点与矿区与非矿区关联,如果点落在矿区,说明它受到采矿扰动,相反,则没有受到采矿扰动,构建了采矿扰动因子;在遥感影像的基础上,在ENVI遥感软件支持下,通过解译得到土地利用分布图,NDVI分布图。构建的12个基础条件因子如图2所示。

表1 霍西煤矿区地质灾害评价基础数据表

Tab. 1 The list of parameters and their range of Huoxi Coal Mine Area

基础因子	数据来源	数据分类	数据类型
高程/m	ASTER-GDEM(30 m)	348~2346	连续值
平面曲率		0~82.03	
剖面曲率		0~46.85	
坡度/°		0~64.5	
坡向		Flat; N; NE; E; SE; S; SW; W; NW	分类值
地层岩性	地质调查部门 (1:50 000)	块状岩体; 泥岩, 页岩; 砂岩, 砂质页岩; 灰岩; 白云岩; 页岩; 煤, 石灰岩; 粉砂质泥岩, 砂岩; 粘土, 亚粘土; 亚砂土, 亚粘土; 亚砂土; 砂质粘土, 砾石	分类值
距断层距离/m		<200, 200~400, 400~600, 600~800, 800~1000, >1000	
距河流距离/m	国土资源部门(1:50 000)	<100, 100~200, 200~300, 300~400, 400~500, >500	分类值
距道路距离/m		<100, 100~200, 200~300, 300~400, 400~500, >500	
采矿扰动		开采区; 非开采区	
土地利用类型	TM(30 m)	耕地; 林地; 草地; 住宅用地; 工矿用地; 水域	分类值
NDVI		-0.414~0.631	连续值

注 水域不会产生滑坡, 不包括在研究范围



续图

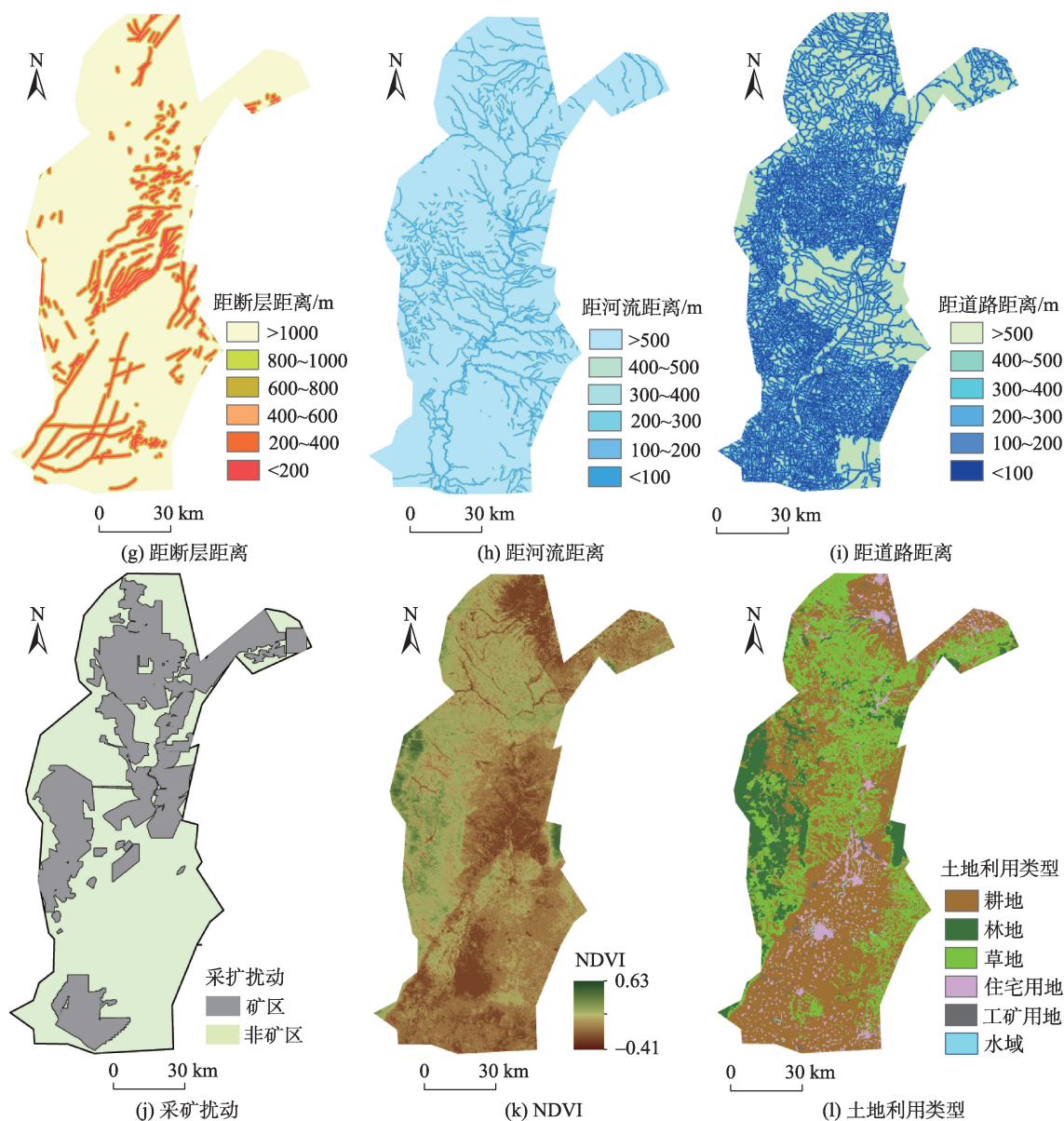


图2 滑坡基础条件因子
Fig. 2 Factors of landslide conditions

5 滑坡敏感性模型评价

5.1 模型参数

利用30 m基础评价因子、径向基核函数支持向量机模型和交叉检验方法,在软件SPSS Modeler 18中构建了模型的数据流,其运行界面见图3。

谭龙等^[10]指出,应用支持向量机在敏感性评价中有2个关键问题需要解决:① 寻找一个脱离数据模式的最优的分类超平面;② 采用合理的核函数将线性不可分的数据映射到一个高维特征空间中使之线性可分。超平面和核函数的选择会直接影响

模型的性能和拟合的精度,其中超平面选择的关键是成本函数和松弛变量,核函数的选择通常是通过拟合精度的对比选择一个最优的核函数,本文选择径向基核函数对研究区进行交叉验证。此外,本研究通过交叉验证对关键因子进行校正和优化,参数优化结果见表2。

5.2 模型拟合精度评价

通过交叉验证模型,得到混淆矩阵,并基于此计算摩西拟合精度,求取其均值结果:在建模阶段精度为87.22%,而验证阶段精度为70.12%,如表3所示。

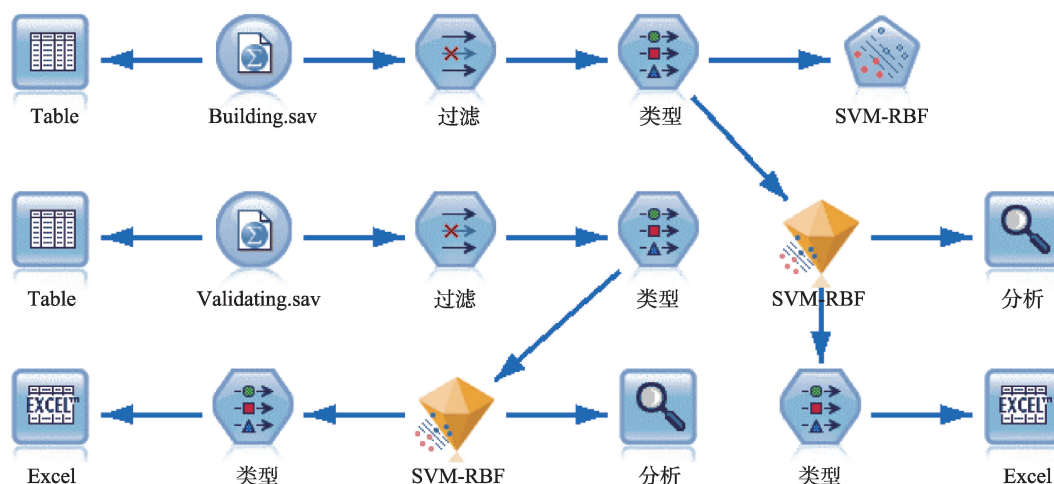


图3 径向基核函数支持向量机模型在SPSS Modeler18中构建的运行界面

Fig. 3 Vector machine models supported by radial basis function in SPSS Modeler18 environment

表2 霍西煤矿区滑坡敏感性径向基核函数支持向量机模型参数(RBF核函数)

Tab. 2 Vector machine parameters of geological disaster susceptibility supported by radial basis function in Huoxi Coal Mine Area

停止标准	规则化参数(C)	回归准确度(Epsilon)	RBF伽马(RBF- γ)	伽马度(γ)
1.0^{-3}	0.8	0.1	0.95	1.0 3

表3 霍西煤矿区滑坡敏感性模型交叉检验精度/%

Tab. 3 Precision of cross-validation of landslide susceptibility models in Huoxi Coal Mine Area

阶段	平均值	标准差
建模	87.22	0.66
验证	70.12	4.07

5.3 因子重要性

为进一步进行模型间的对比,将不同交叉验证的因子相对重要性结果求取其平均值,并绘制因子重要性模型分布图,结果见图4所示。分析结果如下:

(1)岩性是最重要的因子,因为滑坡发生滑动的物理条件主要是剪切破坏,因此,岩体的抗剪强度是衡量滑坡岩体稳定性的必要条件。从岩性对力学性质的影响可知,坚硬、致密的岩体其抗剪强度较高,不敏感产生滑坡;松散、破碎的岩体其抗剪强度低,容易产生滑坡。这一结果在许多研究中得到证实^[28]。

(2)距道路距离对滑坡的影响较大,因为在路网修建过程中,造成的切坡、填方工程、大量堆弃物

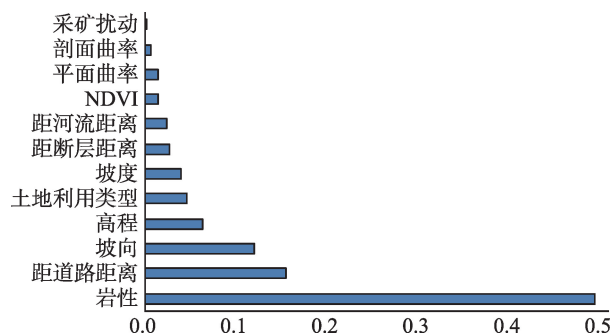


图4 霍西煤矿区滑坡敏感性模型因子重要性

Fig. 4 Relative importance of conditioning factors of the landslide susceptibility models in Huoxi Coal Mine Area

等,会改变原始的自然坡面,破坏坡面导致滑坡的发生。

(3)坡向。霍西煤矿区阳坡、半阳坡面积与阴坡、半阴坡所占的面积相差不大,但经统计,位于阳坡、半阳坡面的滑坡地灾点个数为218,占总数的64.50%,阴坡、半阴坡面的滑坡灾害个数为120个,占总数的35.50%。这主要是因为山地热量和降水的差异会影响局部的土壤、植被、和地质等。相对而言,阳坡比阴坡植被覆盖密集,山体内部水体易达到饱和状态,因此阳坡比阴坡发生滑坡灾害临界值相对较低。

(4)高程。因为地形地貌是影响滑坡灾害发育的决定性因素之一,通常情况下,高程差越大,切割越剧烈,滑坡灾害越发育。霍西煤矿区滑坡多发生在高差大的山地区域,其中91.42%的滑坡点发生低山丘陵和低中山区域。

(5)土地利用类型。经统计,工矿用地的滑坡

灾害密度最大,说明工矿活动对滑坡灾害有密切关系,其次是草地和耕地,耕地和草地的植物根系没有深入土壤,对土地均没有加固作用,因此,一旦发生暴雨,地面灾害便很容易发生。

采矿扰动对滑坡几乎没有影响。本区主要含煤地层距地面最近 150 m,最远平均 810 m,开采方式全部为井工开采,对地表影响较小。

5.4 滑坡敏感性评价图

本文用交叉验证中准确率最高的批次为输入,经过模拟和等级划分,得到研究区的滑坡敏感性评价图。滑坡敏感性评价图中,其值越接近 0 表示所在栅格单元越稳定,发生滑坡的可能性越小;越接近 1 表示所在栅格单元越不稳定,发生滑坡的可能性越大。因为获得的滑坡敏感性是 0-1 范围内的连续数值,为了得到滑坡敏感性评价等级图,需要对敏感性概率划分为若干类。

文献[29]提出,滑坡敏感性区划划分精度的评价应该从 2 个方面进行:① 已发生的地质灾害点应该尽可能高地被划分到敏感性等级高的区域中,这样的目的在于评价已有滑坡敏感性划分等级定级的精度;② 在所有普查的中,被预测为敏感性等级高的点应该占尽量低的比例,这样做的目的在于尽量降低高敏感性滑坡预测的冗余,提升敏感性评价的命中率。

根据上述标准,为了评价敏感性等级划分标准的优劣,首先基于径向基核函数支持向量机模型,提取霍西煤矿区普查滑坡点敏感性的预测值,并对预测值进行统计,再采用分位数分类方法,获得霍西煤矿区滑坡敏感性分级标准,即:极高(85-100)、高(10-85)、中(2-10)和低(0-2)4 个等级。统计分类后各等级的滑坡点个数、对应的百分比和面积百分比,结果如表 4 所示。

由表 4 可知,按照敏感性值等级划分的 4 个标准,滑坡灾害点分布在极高、高、中、低 4 个等级中的数量为:249、67、21 和 1,数量百分比分别为

表 4 霍西煤矿区滑坡敏感性分级及滑坡点分布情况
Tab. 4 Landslide susceptibility classification and distributions of landslide in Huoxi Coal Mine Area

等级	预测值/%	灾害点数量/个	数量百分比/%	面积百分比/%
低	0-2	1	0.30	20.38
中	2-10	21	6.21	28.64
高	10-85	67	19.82	25.71
极高	85-100	249	73.67	25.28

73.67%、19.82%、6.21%和 0.30%,面积百分比为 25.28%、25.71、28.64 和 20.38%。极高和高敏感区域分布了 93.49%的滑坡点,面积占到总面积的 50.99%,是比较合理的分级方案。依据分位数法划分分级标准,可以得到滑坡敏感性评价图,结果如图 5 所示。

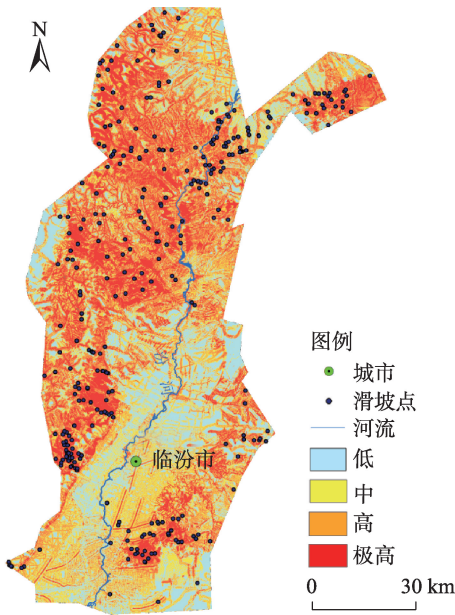


图 5 霍西煤矿区滑坡敏感性评价图
Fig. 5 Landslide susceptibility map

此敏感性评价图可以在资金有限的情况下,用于制定灾害治理的优先级。这样,在霍西煤矿区普查数据基础上,准确定位到每一次灾害,选择治理极高和高危险区的灾害。

6 结论

(1)基于径向基核函数支持向量机模型,根据拟合精度评价指标,利用交叉检验方法对霍西煤矿区滑坡敏感性进行评价,模型拟合精度结果在建模和验证阶段分别为 87.22%和 70.12%;

(2)对各评价因子在模型中的重要性进行对比,结果表明与滑坡敏感性关系最密切的 5 个评价因子依次是岩性、距道路距离、坡向、高程和土地利用类型。

(3)利用分位数法将霍西煤矿区的滑坡敏感性分为极高、高、中和低 4 个等级,极高和高敏感区域分布了 93.49%的滑坡点,面积占到总面积的 50.99%,统计结果表明该方案是比较合理的分级方案。

参考文献(References):

- [1] 何芳,徐友宁,乔冈,等.中国矿山地质灾害分布特征[J].地质通报,2012,31(2):476-485. [He F, Xu Y N, Qiao G, et al. Distribution characteristics of mine geological hazards in China[J]. Geological Bulletin of China, 2012,31(2): 476-485.]
- [2] 吴树仁,石菊松,王涛,等.滑坡风险评估理论与技术[M].北京:科学出版社,2012. [Wu S R, Shi J S, Wang T, et al. Theory and technology of landslide risk assessment[M]. Beijing: Science Publishing, 2012.]
- [3] Westen C J, Rengers N, Soeters R. Use of Geomorphological Information in Indirect Landslide Susceptibility Assessment[J]. Natural Hazards, 2003,30(3):399-419.
- [4] Xu W, Yu W, Jing S, et al. Debris flow susceptibility assessment by GIS and information value model in a large-scale region, Sichuan Province (China)[J]. Natural Hazards, 2013,65(3):1379-1392.
- [5] 牛瑞卿,韩舸.利用数据挖掘的滑坡监测数据处理流程[J].武汉大学学报·信息科学版,2012,37(7):869-872. [Niu R Q, Han G. Technological flow for processing Landslide-monitoring data based on data mining[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2012,37(7):869-872.]
- [6] Yao X, Tham L G, Dai F C. Landslide susceptibility mapping based on Support Vector Machine: A case study on natural slopes of Hong Kong, China[J]. Geomorphology, 2008,101(4):572-582.
- [7] 胡德勇,李京,陈云浩,等. GIS支持下滑坡灾害空间预测方法研究[J].遥感学报,2007,11(6):852-859. [Hu D Y, Li J, Chen Y H, et al. GIS-based landslide spatial prediction methods: A case study in Cameron Highland, Malaysia [J]. Journal of Remote Sensing, 2007,11(6):852-859.]
- [8] 戴福初,姚鑫,谭国焕.滑坡灾害空间预测支持向量机模型及其应用[J].地学前缘,2007,14(6):153-159. [Dai F C, Yao X, Tan G H. Landslide susceptibility mapping using support vector machine[J]. Earth Science Frontiers, 2007, 14(6):153-159.]
- [9] 许冲,徐锡伟.基于不同核函数的2010年玉树地震滑坡空间预测模型研究[J].地球物理学报,2012,55(9):2294-3005. [Xu C, Xu X W. The 2010 Yushu earthquake triggered landslide spatial prediction models based on several kernel functions types[J]. Chinese Journal of Geophysics, 2012,55(9):2294-3005.]
- [10] 谭龙,陈冠,王思源,等.逻辑回归与支持向量机模型在滑坡敏感性评价中的应用[J].工程地质学报,2014,22(1): 56-63. [Tan L, Chen G, Wang S Y, et al. Landslide susceptibility mapping based on logistic regression and support vector machines[J]. Journal of Engineering Geology, 2014,22(1):56-63.]
- [11] Kavzoglu T, Sahin E K, Colkesen I. Landslide susceptibility mapping using GIS-based multi-criteria decision analysis, support vector machines, and logistic regression[J]. Landslides, 2014,11(3):425-439.
- [12] Colkesen I, Sahin E K, Kavzoglu T. Susceptibility mapping of shallow landslides using kernel-based Gaussian process, support vector machines and logistic regression [J]. Journal of African Earth Sciences, 2016,118:53-64.
- [13] Pradhan B. A comparative study on the predictive ability of the decision tree, support vector machine and neuro-fuzzy models in landslide susceptibility mapping using GIS[J]. Computers & Geosciences, 2013,51(2):350-365.
- [14] Yao X, Tham L G, Dai F C. Landslide susceptibility mapping based on Support Vector Machine: A case study on natural slopes of Hong Kong, China[J]. Geomorphology, 2008,101(4):572-582.
- [15] 肖和平.我国煤矿的主要地质灾害及防治对策[J].中国地质灾害与防治学报,2001,12(1):51-54. [Xiao H P. Important geological hazards of coal-mine and its prevention measures in China[J]. The Chinese Journal of Geological Hazard and Control, 2001,12(1):51-54.]
- [16] 翟文杰,钟以章,姜德录,等.抚顺西露天煤矿地质灾害预测[J].自然灾害学报,2006,15(4):132-137. [Zhai W J, Zhong Y Z, Jiang D L, et al. Prediction of geological hazard in west open pit of Fushun coal mine[J]. Journal of Natural Disasters, 2006,15(4):132-137.]
- [17] 王现国,翟小洁,张平辉,等.小秦岭矿区地质灾害发育特征与易发性分区[J].地下水,2010,32(4):162-164. [Wang X G, Zhai X J, Zhang P H, et al. Analysis of geological hazards development characteristics and effect factors in Xiao Qinling Mountains mining area[J]. Ground Water, 2010,32(4):162-164.]
- [18] 张国丽,杨宝林,张志,等.基于GIS与BP神经网络的采空塌陷易发性预测[J].热带地理,2015,35(5):770-776. [Zhang G L, Yang B L, Zhang Z, et al. Susceptibility Prediction of under ground mining collapse based on GIS and BP Neural Network[J]. Tropical Geography, 2015,35 (5):770-776.]
- [19] Lee S, Park I, Choi J K. Spatial prediction of ground subsidence susceptibility using an Artificial Neural Network [J]. Environmental Management, 2012,49(2):347-358.
- [20] Suh J, Choi Y, Park H D. GIS-based evaluation of mining-induced subsidence susceptibility considering 3D multiple mine drifts and estimated mined panels[J]. Environmental Earth Sciences, 2016,75(10):1-19.

- [21] Oh H J, Ahn S C, Choi J K, et al. Sensitivity analysis for the GIS-based mapping of the ground subsidence hazard near abandoned underground coal mines[J]. *Environmental Earth Sciences*, 2011,64(2):347-358.
- [22] 刘瑾. 山西省地质灾害防治研究[M]. 山西: 山西科学技术出版社, 2015:93-95. [Liu J. Study on geological disasters countermeasures in Shanxi Province[M]. Shanxi: Shanxi Science and Technology Press, 2015:93-95.]
- [23] Lee S, Ryu J H, Kim L S. Landslide susceptibility analysis and its verification using likelihood ratio, logistic regression and artificial neural network models: A case study of Youngin, Korea[J]. *Landslides*, 2007,4(4):327-338.
- [24] 王治华. 滑坡遥感[M]. 北京: 科学出版社, 2012. [Wang Z H. Landslide Remote Sensing[M]. Beijing: Science Press, 2012.]
- [25] 王治华. 滑坡图像自动识别浅议[J]. 地球信息科学学报, 2013,15(5):726-733. [Wang Z H. A preliminary discussion on landslide pattern recognition[J]. *Journal of Geo-Information Science*, 2013,15(5):726-733.]
- [26] 马秋红. 秦巴山区地层岩性与地质构造对地质灾害发育的控制作用分析[D]. 西安: 长安大学, 2011. [Ma Q H. Analysis of the control effect of formation lithology and geological structure on the development of geological disasters in Qinba Mountain[D]. Xi'an: Chang'an University, 2011.]
- [27] 杨城, 林广发, 张明锋, 等. 基于DEM的福建省土质滑坡敏感性评价[J]. 地球信息科学学报, 2016,18(12):1624-1633. [Yang C, Lin G F, Zhang M F, et al. Soil landslide sensitivity assessment based on DEM [J]. *Journal of Geo-information Science*, 2016,18(12):1624-1633.]
- [28] Akgun A, Dag S, Bulut F. Landslide susceptibility mapping for a landslide-prone area (Findikli, NE of Turkey) by likelihood frequency ratio and weighted linear combination models[J]. *Environmental Geology*, 2008,54(6):1127-1143.
- [29] Gokceoglu C, Sonmez H, Nefeslioglu HA, et al. The 17 March 2005 Kuzulu landslide (Sivas, Turkey) and landslide susceptibility map of its near vicinity[J]. *An International Journal of Engineering Geology*, 2005,81(1):65-83.