

独库高速公路克扎依—巩乃斯段雪崩易发性评价

程秋连, 刘杰, 杨治纬, 张天意, 王斌

Avalanche susceptibility evaluation of the Kezhayi to Gongnaisi section of the Duku expressway

CHENG Qiulian, LIU Jie, YANG Zhiwei, ZHANG Tianyi, and WANG Bin

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.16031/j.cnki.issn.1003-8035.202302009>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

机器学习模型在滑坡易发性评价中的应用

Application of machine learning model in landslide susceptibility evaluation

刘福臻, 王灵, 肖东升 中国地质灾害与防治学报. 2021, 32(6): 98–106

香丽高速公路边坡地质灾害发育特征与易发性区划

Development characteristics and susceptibility zoning of slope geological hazards in Xiangli expressway

廖小平, 徐风光, 蔡旭东, 周文皎, 魏家旭 中国地质灾害与防治学报. 2021, 32(5): 121–129

基于支持向量机的膨胀土胀缩等级预测

Predicting of swelling–shrinking level of expansive soil using support vector regression

周苏华, 周帅康, 张运强, 聂志红, 雷瑜 中国地质灾害与防治学报. 2021, 32(1): 117–126

基于RBF神经网络信息量耦合模型的滑坡易发性评价

Landslide susceptibility assessment by the coupling method of RBF neural network and information value: A case study in Min Xian, Gansu Province

黄立鑫, 郝君明, 李旺平, 周兆叶, 贾佩钱 中国地质灾害与防治学报. 2021, 32(6): 116–126

北京山区突发性地质灾害易发性评价

Assessment on the susceptibility of sudden geological hazards in mountainous areas of Beijing

罗守敬, 王珊珊, 付德荃 中国地质灾害与防治学报. 2021, 32(4): 126–133

基于BA-LSSVM模型的黄土滑坡致灾范围预测

Prediction of the disaster area of loess landslide based on least square support vector machine optimized by bat algorithm

吴博, 赵法锁, 贺子光, 段钊, 吴韶艳 中国地质灾害与防治学报. 2020, 31(5): 1–6



关注微信公众号, 获得更多资讯信息

DOI: 10.16031/j.cnki.issn.1003-8035.202302009

程秋连, 刘杰, 杨治伟, 等. 独库高速公路克扎依—巩乃斯段雪崩易发性评价[J]. 中国地质灾害与防治学报, 2024, 35(1): 60-71.
CHENG Qiulian, LIU Jie, YANG Zhiwei, et al. Avalanche susceptibility evaluation of the Kezhayi to Gongnaisi section of the Duku expressway[J]. The Chinese Journal of Geological Hazard and Control, 2024, 35(1): 60-71.

独库高速公路克扎依—巩乃斯段雪崩易发性评价

程秋连^{1,2}, 刘 杰^{1,2}, 杨治伟², 张天意^{1,2}, 王 斌²

(1. 新疆农业大学交通与物流工程学院, 新疆 乌鲁木齐 830052; 2. 新疆交通规划勘察设计研究院有限公司/科技研发中心, 新疆 乌鲁木齐 830006)

摘要:独库高速公路克扎依—巩乃斯段以高山地貌为主, 地形切割剧烈, 为雪崩发育提供了有利的地形条件, 对该区域进行雪崩易发性评价是独库高速公路安全建设及运行的重要前提。通过遥感解译和现场调查等手段获取 149 个雪崩点的因子数据, 通过对因子进行相关性检测, 筛选出 10 个评价因子, 构成雪崩评价因子体系。在此基础上, 运用 K 均值聚类法和随机法提取出非雪崩点和原始雪崩点构成样本集, 通过机器学习中的多层感知器、支持向量机算法对研究区域开展雪崩易发性评价。研究结果表明, 随机法和 K 均值聚类法提取出的样本集分别带入算法中训练, R-SVM、R-MLP、K-SVM、K-MLP 四种模型的 Kappa 系数均大于 0.6, 4 组模型对验证数据集的预测结果与实际值存在高度的一致性。经多层感知器训练的 AUC 值由 0.762 提高至 0.983, 经支持向量机训练的 AUC 值由 0.724 提高至 0.951。基于本研究预测性能最佳的 K-MLP 模型分区显示该研究区雪崩发育对拟建线路影响较小, 但对于隧道洞口可能会造成威胁。本研究可为独库高速公路建设、运营以及雪崩灾害防治工作提供理论支撑和方法参考。

关键词:雪崩; 易发性评价; 支持向量机; 多层感知器; ArcGIS

中图分类号: P642.21

文献标志码: A

文章编号: 1003-8035(2024)01-0060-12

Avalanche susceptibility evaluation of the Kezhayi to Gongnaisi section of the Duku expressway

CHENG Qiulian^{1,2}, LIU Jie^{1,2}, YANG Zhiwei², ZHANG Tianyi^{1,2}, WANG Bin²

(1. School of Transportation and Logistics Engineering, Xinjiang Agricultural University, Urumqi, Xinjiang 830052, China;

2. Xinjiang Transportation Planning Survey and Design Institute Co. Ltd., Technology Research and Development Center, Urumqi, Xinjiang 830006, China)

Abstract: The Kezhayi to Gongnaisi section of the Duku expressway is predominantly characterized by alpine landforms, with steep terrain cutting that provides conducive conditions for avalanche development. The study on the evaluation of snow avalanche susceptibility in this area is a crucial prerequisite for the safety construction and operation of the Duku expressway. The 149 snow avalanche points were collected by employing remote sensing interpretation and field investigations. Through correlation analysis of these factors, 10 evaluation factors were selected, forming the avalanche evaluation factor system. Subsequently, the non-avalanche points and original avalanche points were extracted using the K-means clustering method and

收稿日期: 2023-02-09; 修订日期: 2023-05-31

投稿网址: <https://www.zgdzhyfzxb.com/>

基金项目: 交通运输行业重点科技项目(2022-ZD6-090); 新疆交通运输科技项目(2022-ZD-006); 新疆交投集团 2021 年度“揭榜挂帅”科技项目(ZKXFWCG2022060004); 新疆交通设计院科技研发项目(KY2022021501)

第一作者: 程秋连(1998—), 女, 硕士研究生, 主要从事公路冰雪灾害防治方面的工作。E-mail: cql878583@163.com

通讯作者: 刘 杰(1986—), 男, 博士, 高级工程师, 主要从事公路冰雪灾害防治方面的工作。E-mail: hfutliujie@163.com

random method to create a sample set. Machine learning techniques, including multilayer perceptron (MLP) and support vector machine (SVM) algorithms, were utilized to assess avalanche susceptibility in the study area. The results show that the sample datasets extracted by the random and K-means clustering methods were used for training, the Kappa coefficient of the R-SVM, R-MLP, K-SVM, and K-MLP models were greater than 0.6. These four sets of models exhibited a high degree of consistency between the predicted results and actual values of the validation dataset. The *AUC* (area under curve) value trained by MLP increased from 0.762 to 0.983, while the *AUC* value trained by SVM increased from 0.724 to 0.951. Based on the K-MLP model partition with the highest evaluation accuracy, the snow avalanche development in the research area has a relatively minor impact on the proposed route but may pose a threat to tunnel entrances. This study provides theoretical support and methodological references for the construction, operation and mitigation of snow avalanche disasters for the Duku expressway.

Keywords: avalanche; susceptibility evaluation; support vector machine; multilayer perceptron; ArcGIS

0 引言

雪崩是冰冻圈主要自然灾害之一^[1-2],严重威胁山区基础设施和生命安全。中国天山山区冰雪资源丰富,沟壑纵横,地形起伏大,年降雪期长,降雪量大,为中国雪崩最频发的区域。天山山区雪崩具有潜在、突发、难以预测、破坏力巨大等特点^[3-4]。目前,打通天山区域大通道是新疆交通建设的主战场,怎么避免雪崩灾害对天山山区交通廊道安全的威胁,构建一套科学的雪崩易发性评价体系,是保障独库高速等天山大通道建设的必要支撑^[5]。

雪崩的发生由气候、地形、积雪特征等多种因素决定,其影响因素众多^[6-7]。雪崩易发性评价是公路选线、雪崩防治必不可少的环节。郝建盛等^[8]对 2009—2019 年间亚洲高山区的雪崩灾害数据进行分析,得出在亚洲高山区内强降雪因素最利于雪崩发育。段仕美等^[9]将雪崩形成的影响因素概括为积雪的物理性质、外界自然条件、静态地形因素三类。Troshkina 等^[10]根据积雪深度、降雪次数、降雪最大强度等影响因素对雪崩进行分类研究。武万里等^[11]以宁夏高速公路为例从承灾体的易损性、孕灾环境的敏感性、致灾因子的危险性 3 方面入手,将 13 个评价因子构建积雪灾害评价指标体系。李靖等^[12]根据帕隆藏布流域地形条件、气候条件、其他条件中提取 8 个评价因子构建雪崩危险评价指标体系。雪崩的易发性与影响因素之间存在高度的非线性关系,采用专家打分法、层次分析法、灰色关联法、熵值法等传统的评价方法具有较强的随意性,运算量较大,在雪崩灾害评价的研究中有一定的局限性^[13]。

随着人工智能技术的飞速发展,地理空间信息系统和机器学习应用到雪崩灾害研究领域,文洪等^[14]运用机器学习中的支持向量机、决策树、多层感知器、K 最邻

近法对筛选的 14 个雪崩易发性评价因子进行分析,得出支持向量机精确率最高、泛化能力最强。边瑞^[15]运用证据置信函数、确定性系数与机器学习中的多层感知器、逻辑回归结合展开雪崩易发性研究,经过 ROC 曲线和 Kappa 精度验证得出确定性系数与机器学习结合优于证据置信函数与机器学习结合。Akay 等^[16]基于机器学习中的随机树、随机森林的随机子空间集成模型,实现了雪崩因子的分类。Ballesteros 等^[17]利用支持向量机和多元判别分析 2 种机器学习法预测雪崩风险,结果表明,2 种算法曲线下面积(area under curve, *AUC*)大于 90%。Fromm 等^[18]利用人工神经网络和支持向量机进行雪崩预警服务区域危险等级划分,并得出支持向量机适用于计算目标变量的概率。已有研究表明运用机器学习对雪崩灾害评价具有较高的优越性^[13],但在样本集选取方面缺乏准确性,基于此,利用机器学习中的 K 均值聚类算法(K-means clustering algorithm)选取样本集与支持向量机(support vector machine, SVM)、多层感知器(multilayer perception, MLP)结合对本研究区域开展雪崩易发性评价,K 均值聚类法选取非雪崩点构成的样本集很大程度上解决了随机法准确性较低的缺点^[19]。

通过对研究区域的遥感解译和野外调查^[20],识别独库高速公路克扎依—巩乃斯走廊带内 149 处雪崩,构建雪崩编目数据库,根据雪崩形成的地形地貌、气候气象、积雪特性三大影响因素确定 12 个影响因子并进行综合分析。采用 K 均值聚类法和随机法选取非雪崩点构成样本集,并建立 K-MLP、K-SVM、R-MLP、R-SVM 雪崩易发性评价耦合模型。利用 ArcGIS 软件对天山山区独库高速公路克扎依—巩乃斯段进行雪崩易发性分区,验证 K-MLP 耦合雪崩易发性评价模型在此段雪崩灾害易发性评价的适用性,为独库高速公路建设、运营以及雪崩防治工作提供科学的理论支撑。

1 研究区域概况及雪崩数据

1.1 研究区域概况

独库高速公路选取克扎依—巩乃斯段作为研究区域(图 1),由北到南主要经过:乌苏市、尼勒克县、新源县

县、和静县。该段以高山地貌为主,沟壑纵横、地形起伏较大,地表切割剧烈,斜坡坡度主要在 30°~50°,地面高程 1 873~4 459 m,为雪崩灾害的发生提供了充足的地形条件。

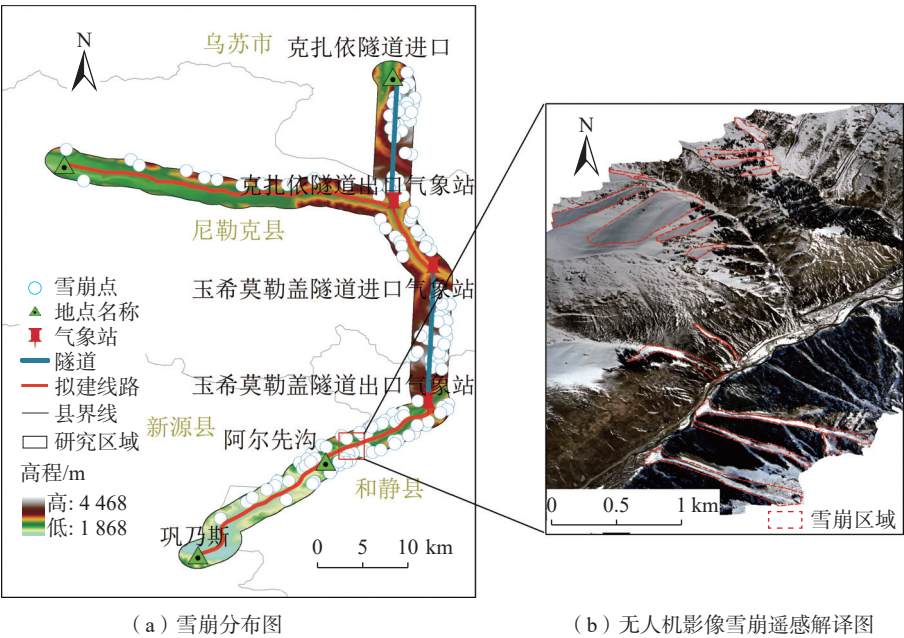


图 1 研究区域雪崩遥感解译与分布图

Fig. 1 Remote sensing interpretation and distribution of snow avalanches in the study area

根据周边气象站统计分析,该区域昼夜温差大,降水少,光照充足,蒸发量大。年平均气温为-2℃、年平均最低气温为-6.8℃、年平均最高气温为 3.3℃、极端最低气温为-36.9℃、极端最高气温为 26.8℃。年降水量为 336.4 mm、日最大降水量为 18.5 mm。冬季因不断受南下的西伯利亚寒流影响,气候寒冷,降雪丰富,积雪期 4—5 个月,每年 9 月份开始降雪,积雪日数多年平均值在 150 d 左右,平均积雪深度为 75 cm(永久性积雪区除外),为雪崩灾害的发生提供了充足的物质条件。

1.2 雪崩数据源

本研究主要利用遥感解译和野外现场调查等手段,共获得 149 个雪崩点样本数据分布于独库高速公路克扎依—巩乃斯段沿线 3 km 范围之内。通过地理空间数据云系统 30 m 分辨率的 DEM 提取出高程、地形起伏度、高程变异系数、地表切割度、地面粗糙度、坡度、坡向初始状态因子^[21],根据研究区域周边克扎依隧道出口、玉希莫勒盖隧道进口、玉希莫勒盖隧道出口 3 个气象站统计出的气象数据,采用空间插值法获取本次研究区的气候条件、积雪条件数据^[22-24],评价因子数据源见

表 1。评价因子均在统一坐标系下处理,并重采样为 30 m×30 m 的评价单元,共计 311 077 个栅格。

表 1 评价因子数据源		
Table 1 Data sources for evaluates factors		
分类	评价因子	数据源
地形条件	高程、坡度、坡向、地表粗糙度、地表起伏度、高程变异系数	地理空间数据云DEM
气候条件	1月平均温度、最大风速、年平均降雨量	研究区及周边各站点的气象数据
积雪条件	年平均降雪量、最大积雪厚度	研究区及周边各站点的气象数据

2 模型的建立

2.1 频率比值法

频率比值法(frequency ratio)是建立在地质灾害影因子各级别数目和对应的地质灾害数目的相关计算^[25-26],由该方法可以推算出雪崩发生的概率与评价因子之间的关系,定量的表示出地形因子、气候因子、积雪因子二级属性区间对雪崩发生的影响程度,本次研究选用频率比值法可以对评价因子进行定性分析,提高评价因子

的可靠性。频率比值法标准化处理后的评价因子数据与机器学习结合可以提高模型的精确度和稳定性^[19]。因此,将雪崩点数据与评价因子二级属性进行相关计算,频率比值见式(1),标准化见式(2)。

$$X_{ij} = \frac{N_{ij}/S_{ij}}{N/S} \quad (1)$$

式中: X_{ij} ——第 i 评价因子在二级属性 j 下的频率比值,
 $i=1, 2, 3, \dots; j=1, 2, 3, \dots;$

N_{ij} ——第 i 评价因子在二级属性 j 下的频率比值;

S_{ij} ——研究区域内第 i 评价因子在二级属性 j 下的栅格个数;

N ——研究区域雪崩总个数;

S ——研究区栅格总个数。

$$C_{ij} = \frac{X_{ij} - X_{\min}}{X_{\max} - X_{\min}} \quad (2)$$

式中: C_{ij} ——第 i 评价因子在二级属性 j 下的标准化值;

$X_{\min}$ ——第 i 评价因子在二级属性 j 下的最小频率比值;

$X_{\max}$ ——第 i 评价因子在二级属性 j 下的最大频率比值。

2.2 机器学习

2.2.1 K 均值聚类算法

K 均值聚类算法是一种动态聚类算法,需要不断进行反复迭代求解的过程^[27]。首先对样本数据分为 K 组,再对 K 组样本数据随机选取 K 个初始聚类中心,计算出样本数据到初始聚类中心的距离,将所有数据样本归为距离最近的聚类中心,一个聚类包含分配给它的样本数据和聚类中心。每当分配一个样本数据时,聚类中心会根据当前的样本数据进行重新分析,这个流程是反复迭代的,直至聚类不再发生变动或者达到目标函数,表示聚类完成,具体流程如图 2 所示。本研究采用频率比值法标准化处理后的评价因子数据作为 K 均值聚类的输入数据,反复迭代得出聚类结果。

2.2.2 SVM

支持向量机是一种监督学习算法,对样本信息进行学习、分类和预测的过程,并且可分为线性可分、线性不可分、非线性三类^[28]。该模型的原理是在训练样本集中将初始的样本空间映射到一个更高维的特征空间,并在该空间内划分超平面,该超平面可以使正样本和负样本在特征空间中线性可分,具体映射关联见式(3)。在此阶段核函数的选择是决定支持向量机性能的关键,常见的核函数有径向基函数、拉普拉斯函数以及多项式函数,针对本次研究影响因子较多的雪崩易发性非线

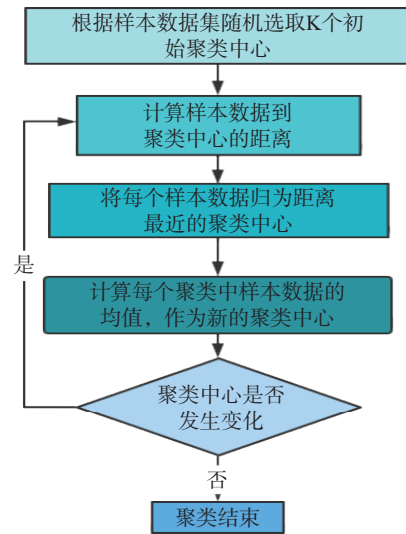


图 2 K 均值聚类算法流程图

Fig. 2 Flowchart of the k-means clustering algorithm

性问题选用径向基函数见式(4):

$$f(x) = [\omega \cdot \phi(x)] + b \quad (3)$$

式中: $f(x)$ ——径向基函数;

ω ——高维空间超平面的特征向量;

$\phi(x)$ —— x 映射到高维空间后的新向量;

b ——阈值。

$$k(x_i, x_j) = \exp\left(-\frac{\|x_i - x_j\|^2}{2\sigma^2}\right) \quad (4)$$

式中: $k(x_i, x_j)$ ——欧氏距离径向基函数, $i=1, 2, 3, \dots;$

x ——输入向量;

x_i ——第 i 个基函数中心值, 与输入向量同维数;

σ ——径向基函数宽度参数。

2.2.3 MLP

多层感知器是一类多层前馈人工神经网络,是目前研究最基础、应用最广泛的神经网络算法之一^[29],它可以将多个输入向量映射到一个输出向量。MLP 一般包含三层结构:输入层、隐藏层、输出层。多层感知器网络结构示意图如图 3 所示。由于雪崩受多因素影响,一个影响因素作为一个输入向量,因此由多个输入向量组成输入层,首先将雪崩的影响因子在输入层进行正向传播,仅向隐藏节点输送信息,在隐藏层进行计算,其计算方法是激活函数,本次研究采用 Tanh 激活函数,对数据进行非线性变换,传输到输出层,得到的输出结果减去真实值得到误差函数,最后根据误差反向传播输入层,直到输出的样本数据差异非常小,结束学习算法。

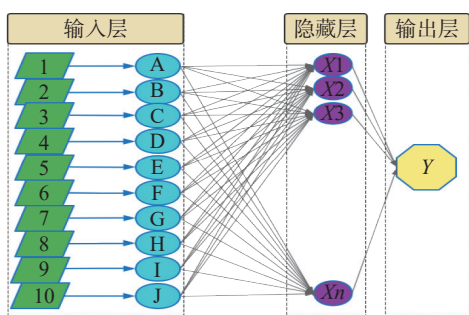


图 3 MLP 结构示意图

Fig. 3 Schematic diagram of the MLP structure

2.3 模型精度检验

2.3.1 ROC 曲线

ROC 曲线 (receiver operating characteristic curve, ROC) 也称为“受试者工作特征曲线”。该曲线反映 X 轴真阳率与 Y 轴假阳率之间的关系,生成的图形可以更加直观地反映出模型的评价精确度, AUC 是 ROC 曲线下方的面积,同时 AUC 值是来表示预测的准确性, AUC 越接近 1,则表明模型的预测准确性越高^[30-31]。

2.3.2 Kappa 系数

Kappa 系数是基于混淆矩阵衡量模型预测结果精度的方法,将验证数据集中的雪崩样本标记为 1,非雪崩样本标记为 0, Kappa 系数的计算见式(5)(6):

$$k = \frac{p_0 - p_e}{1 - p_e} \quad (5)$$

$$p_e = \frac{a_1 \cdot b_1 + a_2 \cdot b_2 + \dots + a_m \cdot b_m}{n \cdot n} \quad (6)$$

式中: p_0 ——总体精度,为模型预测中正确划分的样本数与总样本数之比;

p_e ——偶然一致性误差;

$a_1, a_2, \dots, a_m$ ——假设每一类的真实样本个数;

$b_1, b_2, \dots, b_m$ ——预测的每一类的样本个数;

n ——总样本个数。

2.4 雪崩易发性评价模型

独库高速公路克扎依—巩乃斯段雪崩易发性评价模型建立可分为以下几步:根据雪崩数据源相关性选取评价因子,通过 K 均值聚类法和随机法构造样本集, K 均值聚类法是经过频率比值法标准化处理后的评价因子数据作为输入数据进行迭代。将样本集数据分别输入 MLP 和 SVM 中进行训练,得出 K-MLP、K-SVM、R-MLP、R-SVM 四种模型,基于四种模型分析评价因子的重要性以及检验模型的精确性,具体流程如图 4 所示。

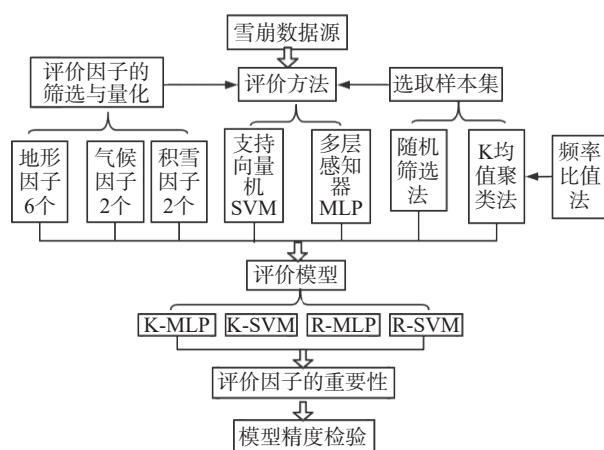


图 4 雪崩易发性评价流程图

Fig. 4 Flowchart of snow avalanche susceptibility evaluation

3 雪崩易发性评价

3.1 评价因子的量化与选取

3.1.1 评价因子的量化

雪崩影响因子评价量化是一个复杂的非线性评价过程,根据现场调研和专家意见^[13, 32-33],确保评价因子的客观性和准确性,选取地形条件、气候条件、积雪条件 3 大类 12 个影响因素如图 5 所示。地形条件:高程坡度、坡向、高程变异系数、地表切割度、地面粗糙度、地形起伏度;气候条件:1 月平均气温、年平均降雨量、最大风速;积雪条件:年平均降雪量、最大积雪深度。利用 ArcGIS 工具箱栅格表面中的坡度工具、坡向工具分析研究区的坡度、坡向,焦点统计工具计算出研究区域的最高海拔点、最低海拔点、平均海拔以及海拔标准差,其次采用栅格计算器计算出地形起伏度见式(7)、地面粗糙度见式(8)、地表切割度见式(9)、高程变异系数见式(10),利用反距离权重法工具对气候条件和积雪条件下的评价因子进行空间插值计算^[22]。对于评价因子的连续数据通过重分类工具中的自然间断点分级法将地形评价因子分为 6 级,气候评价因子和积雪评价因子分为 3 级,再利用频率比值法和标准化法将分级好的数据实现量化,其量化结果见表 2。

$$R = H_{\max} - H_{\min} \quad (7)$$

$$S = \frac{1}{\cos(A \cdot \pi / 180)} \quad (8)$$

$$D = H_{\text{mean}} - H_{\min} \quad (9)$$

$$V = H_{\text{std}} / H_{\text{mean}} \quad (10)$$

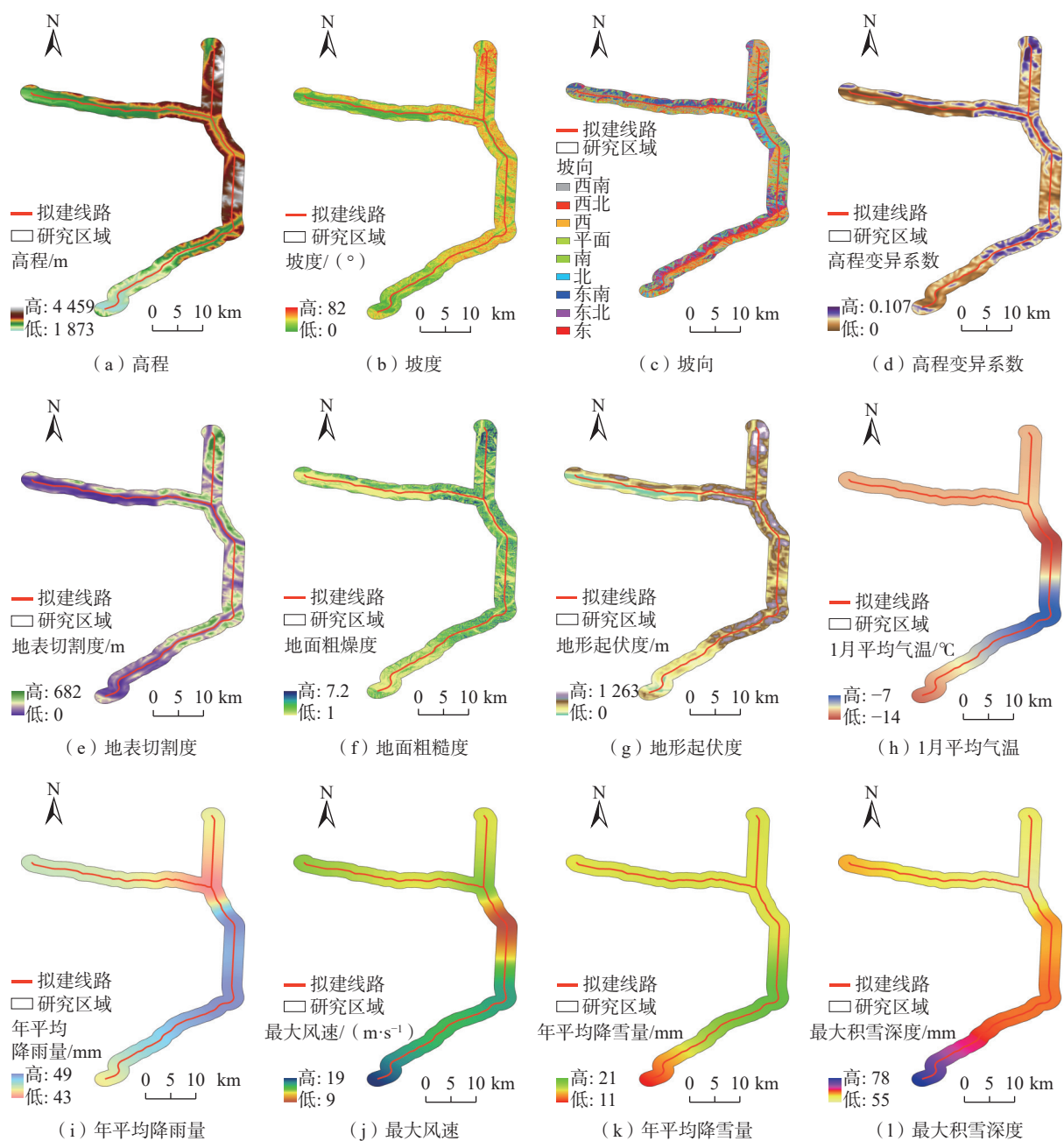


图 5 雪崩评价因子图

Fig. 5 Snow avalanche evaluation factors map

式中: R ——地形起伏度;

$H_{\max}$ ——最高海拔点/m;

$H_{\min}$ ——最低海拔点/m;

S ——地面粗糙度;

H_{mean} ——表示平均海拔点/m;

D ——地表面切割度;

A ——坡度/(°);

V ——高程变异系数;

H_{std} ——海拔标准差/m。

3.1.2 评价因子的选取

雪崩易发性评价因子之间存在相关性会对评价结果产生不利分析, 因此需对评价因子进行相关性检验, 去除相关性较大的评价因子可以提高雪崩易发性评价模型的准确性。利用 ArcGIS 波段集统计工具获取 12 个评价因子的相关系数, 该系数值为 2 图层间像元值的协方差 (COV) 与标准差 (STD) 乘积的比值, 衡量各个图层间独立关系, 其值小于 0.3 时, 评价因子不相关, 其值在 0.3 ~ 0.5, 评价因子相关性较低, 其值在 0.5 ~

表 2 雪崩评价因子分级量化结果

Table 2 Quantitative results of snow avalanche evaluation factor grading

评价因子	二级属性	S_{ij}	N_{ij}	X_{ij}	C_{ij}	评价因子	二级属性	S_{ij}	N_{ij}	X_{ij}	C_{ij}
高程/m	1 873 ~ 2 295	43 244	5	0.241	0.000	地面粗糙度	1 ~ 1.1	149 984	37	0.514	0.228
	>2 295 ~ 2 619	82 136	15	0.381	0.051		>1.1 ~ 1.2	83 112	48	1.206	0.536
	>2 619 ~ 2 927	59 328	30	1.056	0.297		>1.2 ~ 1.4	51 767	38	1.533	0.681
	>2 927 ~ 3 262	51 439	31	1.258	0.370		>1.4 ~ 1.7	19 965	21	2.196	0.976
	>3 262 ~ 3 627	43 467	23	1.105	0.315		>1.7 ~ 2.4	4 640	5	2.250	1.000
	>3 627 ~ 4 459	31 463	45	2.986	1.000		>2.4 ~ 7.2	709	0	0.000	0.000
坡度/(°)	0 ~ 10	62 301	5	0.167	0.000	地形起伏度/m	0 ~ 194	49 218	1	0.042	0.000
	>10 ~ 19	56 267	18	0.668	0.253		>194 ~ 332	55 415	11	0.414	0.213
	>19 ~ 28	59 776	28	0.978	0.410		>332 ~ 457	68 499	31	0.945	0.516
	>28 ~ 37	62 891	40	1.328	0.587		>457 ~ 588	67 127	48	1.493	0.829
	>37 ~ 47	49 479	38	1.603	0.726		>588 ~ 754	53 605	46	1.792	1.000
	>47 ~ 82	19 463	20	2.145	1.000		>754 ~ 1 263	17 213	12	1.455	0.808
坡向	北	67 060	31	0.962	0.373	1月平均气温/°C	-14 ~ -11	39 756	15	0.788	0.045
	东北	23 094	7	0.633	0.000		>-11 ~ -9	201 195	71	0.737	0.000
	东	22 559	15	1.388	0.855		>-9 ~ -7	70 126	63	1.876	1.000
	东南	38 180	21	1.148	0.583	年平均降雨量/mm	43 ~ 45	65 586	27	0.859	0.319
	南	48 476	21	0.904	0.307		>45 ~ 47	127 682	31	0.507	0.000
	西南	43 794	17	0.810	0.201		>47 ~ 49	117 809	91	1.613	1.000
	西	31 664	23	1.517	1.000	最大风速/(m·s ⁻¹)	9 ~ 12	32 130	18	1.170	0.760
	西北	35 250	14	0.829	0.222		>12 ~ 15	169 196	63	0.777	0.000
高程 变异系数	0 ~ 0.016	41 667	4	0.200	0.000		>15 ~ 19	109 751	68	1.294	1.000
	>0.016 ~ 0.028	72 137	27	0.781	0.540	年平均降雪量/mm	11 ~ 15	22 538	7	0.648	0.000
	>0.028 ~ 0.040	80 064	48	1.252	0.977		>15 ~ 18	219 917	77	0.731	0.062
	>0.040 ~ 0.051	63 506	38	1.249	0.974		>18 ~ 21	68 622	65	1.978	1.000
	>0.051 ~ 0.065	45 784	28	1.277	1.000	地表切割度/m	0 ~ 88	74 711	2	0.056	0.000
	>0.065 ~ 0.107	7 919	4	1.055	0.794		>88 ~ 161	70 384	18	0.534	0.210
最大积雪深度/mm	55 ~ 61	121 679	51	0.875	0.628		>161 ~ 232	62 245	23	0.771	0.315
	>61 ~ 68	153 748	95	1.290	1.000		>232 ~ 309	55 587	62	2.329	1.000
	>68 ~ 78	35 650	3	0.176	0.000		>309 ~ 401	39 623	36	1.897	0.810
							>401 ~ 682	8 527	8	1.959	0.837

0.8, 评价因子相关性较高; 其值>0.8, 评价因子高度相关^[34]。如表 3 所示, 地形起伏因子和高程变异系数、地形粗糙度、地表切割度、坡度、高程的相关系数值分别达到了 0.92,0.47,0.93,0.6,0.44, 最大风速与 1 月平均气温、最大积雪深度的相关系数值分别是 0.51,0.64, 因此需将地形起伏度和最大风速 2 个评价因子去除, 其他 10 个评价因子相关系数均小于 0.3, 表示因子之间不存在多重共线性, 可以带入评价模型。

3.2 样本集的选取

评价模型的稳定性与样本集的质量密切相关, 在雪崩样本集的选取上, 149 个雪崩点全部作为样本数据, 通过随机法和 K 均值聚类法提取非雪崩点。随机法是通过 ArcGIS 软件随机获取研究区的 149 个非雪崩点与 149 个雪崩点构成随机样本集。K 均值聚类法将筛选后的 10 个评价因子频率比值法标准化结果作为输入

数据, 分为 5 类, 聚类结果和雪崩点叠加, 分析结果见表 4。选取雪崩所占个数最少且雪崩所占相对比例最低的聚类结果, 分析结果为 2 的符合要求, 因此, 在该类中选取 149 个非雪崩点与 149 个雪崩点构成 K 均值聚类样本集。随机选取 70% 作为训练样本集, 30% 作为测试样本集。

3.3 雪崩易发性评价结果

通过 K 均值聚类法和随机法与 ArcGIS 软件结合选取出样本集。采用随机法提取出的样本集通过 SVM 训练其模型为 R-SVM, 采用随机法提取出的样本集通过 MLP 训练其模型为 R-MLP, 采用 K 均值聚类法提取出的样本集通过 SVM 训练其模型为 K-SVM, 采用 K 均值聚类法提取出的样本集通过 MLP 训练其模型为 K-MLP, 将两个样本集分别导入 SVM、MLP 算法中进行训练, 10 个评价因子作为自变量输入模型中, 得到各

表 3 雪崩评价因子相关性矩阵

Table 3 Correlation matrix of snow avalanche evaluation factors

	高程	坡度	坡向	高程 变异系数	地表 切割度	地面 粗糙度	地形 起伏度	1月平均 气温	年平均 降雨量	最大 风速	年平均 降雪量	最大 积雪深度
高程	1											
坡度	0.12	1										
坡向	0.03	0.01	1									
高程变异系数	0.17	0.28	0.03	1								
地表切割度	0.21	0.11	0.05	0.11	1							
地面粗糙度	0.34	0.26	0.01	0.25	0.28	1						
地形起伏度	0.44	0.6	0.05	0.92	0.93	0.47	1					
1月平均气温	0.03	0.11	0.02	0.15	0.13	0.06	0.12	1				
年平均降雨量	0.01	0.07	0	0.04	0.06	-0.01	0.04	0.16	1			
最大风速	0.51	0.01	-0.01	-0.02	-0.13	-0.11	-0.17	0.61	0.07	1		
年平均降雪量	0.28	0.22	0.02	0.19	0.24	0.14	0.25	0.23	0.23	0.08	1	
最大积雪深度	-0.54	-0.19	-0.02	-0.13	-0.22	-0.19	-0.27	0.14	0.18	0.64	0.18	1

表 4 K 均值聚类法分析结果

Table 4 Results of K-means clustering algorithm method

聚类结果	栅格数量/个	雪崩个数/个	相对雪崩比
1	13 484	46	7.122
2	85 561	5	0.122
3	64 712	47	1.516
4	33 041	7	0.442
5	114 280	44	0.804

个评价因子的重要性,运用 ArcGIS 软件中的加权总和工具将各个图层进行叠加得到 4 个模型评价的独库高速公路克扎依—巩乃斯区段的雪崩易发性指数图,如图 6 所示,易发性指数[0,1]作为评价该区域雪崩易发性的重要指标,当易发性指数越接近 1 表明该区域发生雪崩的概率越高,当易发性指数为 0 时则判定该区域雪崩几乎不发生。

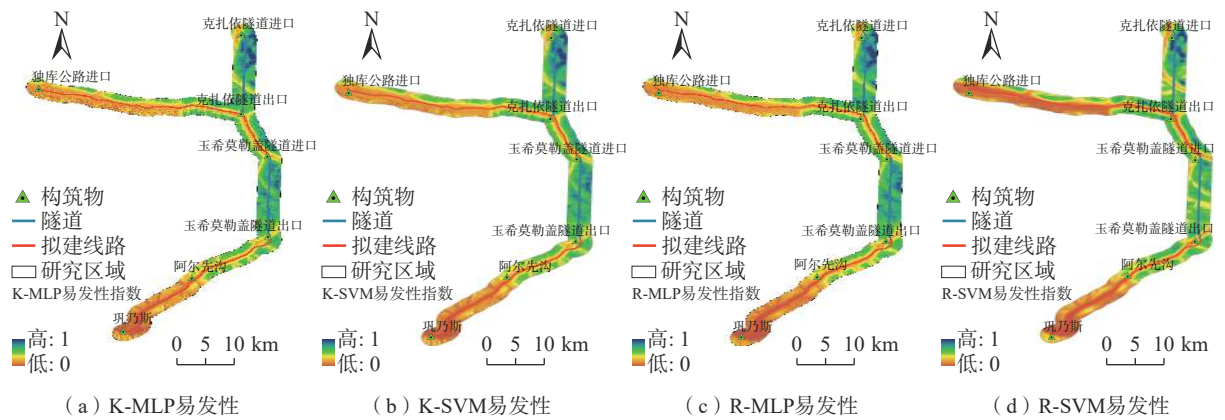


图 6 雪崩易发性指数图

Fig. 6 Snow avalanche susceptibility index map

3.4 雪崩评价因子重要性分析

雪崩评价因子的重要性通过机器学习对样本集训练获得,统计结果如图 7 所示。由于样本集的选取方式和 SVM、MLP 的训练原理不同,导致评价因子的权重值不同。地表切割度的权重值在 4 个模型中均超过平均值,并且在 R-SVM、R-MLP、K-SVM、K-MLP 四个模型中权重值最大,可以体现出地表切割度因子在本研究区域雪崩易发性评价的重要性,高程、高程变异系数较其他评价因子相对重要,为雪崩发育提供了良好的地形

条件。气候条件中,1 月平均气温权重值大于年平均降雨量在 4 个模型中均适用,一月平均气温代表了雪崩发育的环境条件,同样也是雪崩易发性评价的重要影响因素。不同影响因子对雪崩发育的影响程度有所差别,分清影响因子的重要性对研究区雪崩灾害易发性评估有重要的参考价值。

3.5 评价模型精度检验与对比分析

基于 SVM、MLP 和 K 均值聚类法、随机法提取出样本集构成四种模型对独库高速公路克扎依—巩乃斯

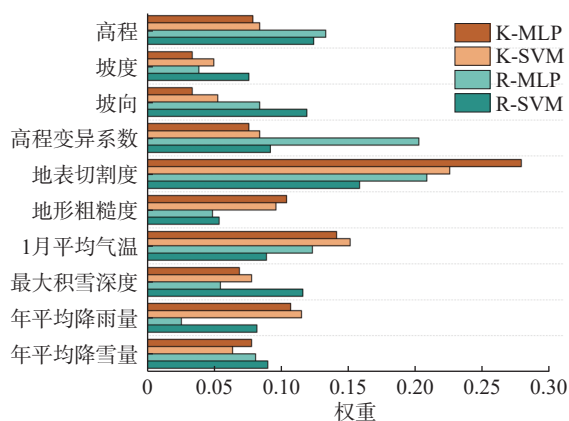


图 7 评价因子重要性统计图

Fig. 7 Importance statistics of evaluation factors

段进行雪崩易发性评价。R-SVM, R-MLP, K-SVM, K-MLP 四种模型的 Kappa 系数分别为 0.622, 0.646, 0.715, 0.736, 其 Kappa 系数均大于 0.6, 表明 4 组模型对验证数据集的预测结果与实际值存在高度的一致性。四种模型分别对应 4 组 ROC 曲线检验模型的准确性, 检验结果如图 8 所示, 4 种评价模型的 AUC 值分别为 0.724 (R-SVM), 0.762 (R-MLP), 0.951 (K-SVM), 0.983 (K-MLP)。结果表明, 由随机法提取出的非雪崩点构成的样本集, SVM 和 MLP 的 AUC 为 0.724 和 0.762, 表明这两种评价模型精度一般, 但也可以体现出雪崩的易发性指数。由 K 均值聚类法提取出的非雪崩点构成的样本集, SVM 和 MLP 的 AUC 为 0.951 和 0.983, 较随机提取出的样本集模型精度提高约为 20%。由此得出, K 均值聚类法和 SVM、MLP 两种方法结合, 可以更好的反映出雪崩的易发性指数, K-MLP 比 K-SVM 模型训练效果更佳。因此, 最终选用预测精度最高的 K-MLP 作为独

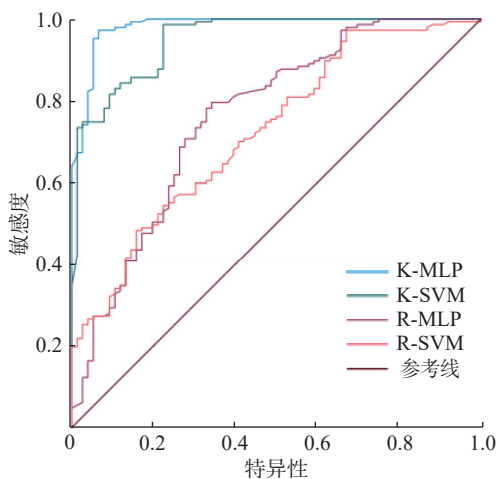


图 8 ROC 曲线

Fig. 8 ROC curves

库高速公路克扎依—巩乃斯段雪崩易发性评价的基础模型。

4 雪崩易发性分区

选取在本研究预测性能最佳的 K-MLP 模型作为克扎依—巩乃斯区段的雪崩易发性评价模型进行分析, 采用自然间断点法将本研究区段划分为低易发区、中易发区、高易发区、极高易发区 4 个区域^[35](图 9)。根据栅格数量、雪崩点计算出该模型的雪崩比、雪崩密度(表 5), 此研究区域低易发区、中易发区、高易发区、极高易发区占总面积的 25.59%、27.74%、26.87%、19.90%, 随着雪崩易发性等级的增加, 对应的雪崩比和雪崩密度呈递增的趋势。

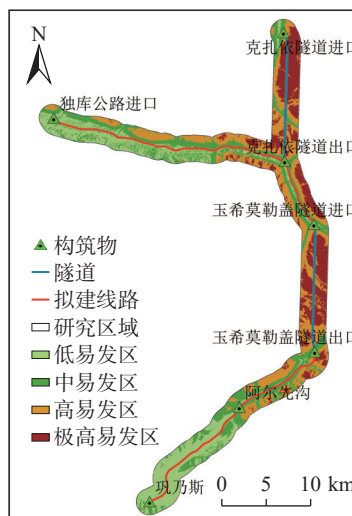


图 9 基于 K-MLP 模型雪崩易发性分区图

Fig. 9 Snow avalanche susceptibility partition map based on K-MLP model

表 5 基于 K-MLP 模型雪崩易发性分区结果统计

Table 5 Statistical results of snow avalanche susceptibility partition based on K-MLP model

易发性等级	栅格数量/个	面积/km ²	雪崩数/个	分区比例/%	雪崩比	雪崩密度/(个·km ⁻²)
低易发区	79 284	71.35	9	25.59	0.06	0.12
中易发区	86 287	77.66	24	27.74	0.16	0.31
高易发区	83 594	75.23	51	26.87	0.34	0.68
极高易发区	61 912	55.72	64	19.90	0.44	1.17

从图 9 中可以看出雪崩较高易发区主要分布在克扎依—玉希莫勒盖段、阿尔先沟附近, 克扎依—玉希莫勒盖段地形起伏大, 山势陡峭, 斜坡坡度一般 45°~60°, 局部以悬崖峭壁形式产出, 本线路在雪崩极高易发区范围内主要以隧道形式穿过, 但需注意隧道洞口雪崩的发生。较高的区域主要分布在玉希莫勒盖出口至阿尔先

沟,此段沟谷两侧山体地形起伏较大,山势陡峭,斜坡坡度一般 $40^{\circ} \sim 60^{\circ}$,冬季积雪深厚,且持续时间长,个别迎风坡积雪深度较大为雪崩发育提供了良好的地形条件和物质条件,该段路线位于河谷中部,距离雪崩影响区较远,对路线影响较小。克扎依隧道出口至独库公路进口,此线路地势较为平坦,地形起伏较小,该段内积雪深度相对较小,在路线北方可能会发生雪崩,但河谷较宽阔,侵蚀微弱,对线路影响较小。

5 结论

以独库高速公路克扎依—巩乃斯段为研究对象,通过现场调查和遥感解译等手段获取 149 个雪崩点,运用 MLP、SVM 等机器学习法对本研究区域开展雪崩易发性评价。得出以下结论:

(1)运用 K 均值聚类法筛选非雪崩点构成的样本集和随机筛选非雪崩点构成的样本集,通过 MLP、SVM 训练得出 K-MLP、K-SVM、R-MLP、R-SVM 模型的 Kappa 系数分别为 0.622、0.646、0.715、0.736,表明 4 组模型对验证数据集的预测结果与实际值存在高度的一致性。*AUC* 值分别为 0.983、0.951、0.762、0.724,由 K 均值聚类法提取出的样本集,较随机提取出的样本集模型精度提高约为 20%。其中,K-MLP 模型 *AUC* 值最大,其在本研究中预测性能最佳。

(2)经过模型训练得出地表切割度在本研究区域雪崩易发性评价中较为重要性,高程、高程变异系数较其他评价因子相对重要,1 月平均气温重要性大于年平均降雨量重要性在 4 个模型中均适用。

(3)基于精确度最高的 K-MLP 模型制作本研究区域易发性分区图,其中低易发区、中易发区、高易发区、极高易发区占总面积的 25.59%、27.74%、26.87%、19.90%。极高易发区主要分布在克扎依隧道、玉希莫勒盖隧道,高易发区主要分布在玉希莫勒盖至阿尔先沟段,极高易发区由隧道通过,高易发区位于河谷中部,路线位置距离雪崩影响区较远,对拟建线路影响较小,但隧道洞口可能会遭受雪崩的威胁。

参考文献(References):

- [1] 王世金,效存德.全球冰冻圈灾害高风险区:影响与态势[J].科学通报,2019,64(9):890-900.[WANG Shijin, XIAO Cunde. Global cryospheric disaster at high risk areas: Impacts and trend [J]. Chinese Science Bulletin, 2019, 64(9): 890-900. (in Chinese with English abstract)]
- [2] SCHWEIZER J, BRUCE JAMIESON J, SCHNEEBELI M.

- Snow avalanche formation [J]. Reviews of Geophysics, 2003, 41(4): 1016.
- [3] 杨金明,张旭,毛炜峰,等.中国天山雪崩灾害调查分析[J].自然灾害学报,2022,31(1):188-197.[YANG Jinming, ZHANG Xu, MAO Weiyi, et al. Investigation and analysis of snow avalanche disaster in Tianshan Mountains of China [J]. Journal of Natural Disasters, 2022, 31(1): 188-197. (in Chinese with English abstract)]
- [4] 史志文,徐俊荣,陈忠升,等.天山西部寒区山地生态系统近 40 年来气候变化特征——以中国科学院天山积雪雪崩研究站为例[J].山地学报,2009,27(1):41-48.[SHI Zhiwen, XU Junrong, CHEN Zhongsheng, et al. Analysis on climatic changes under global climatic change: A case study of Tianshan snow and avalanche research station [J]. Journal of Mountain Science, 2009, 27(1): 41-48. (in Chinese with English abstract)]
- [5] 郝建盛,李兰海.雪崩灾害防治研究进展及展望[J].冰川冻土,2022,44(3):762-770.[HAO Jiansheng, LI Lanhai. Research progress and prospect of snow avalanche disaster prevention and control [J]. Journal of Glaciology and Geocryology, 2022, 44(3): 762-770. (in Chinese with English abstract)]
- [6] JACKSON M. Snow and ice-related hazards, risks, and disasters. 2nd edition. edited by wilfried haeberli and colin whiteman [J]. Mountain Research and Development, 2022, 42(2): 1-5.
- [7] FAVIER P, ECKERT N, FAUG T, et al. A framework to account for structural damage, functional efficiency and reparation costs within the optimal design of countermeasures: Application to snow avalanche risk mitigation [J]. Cold Regions Science and Technology, 2022, 199: 103559.
- [8] 郝建盛,黄法融,冯挺,等.亚洲高山区雪崩灾害时空分布特点及其诱发因素分析[J].山地学报,2021,39(2):304-312.[HAO Jiansheng, HUANG Farong, FENG Ting, et al. Analysis of spatio-temporal distribution characteristics of snow avalanche disaster and its triggering factors in the high mountain Asia [J]. Mountain Research, 2021, 39(2): 304-312. (in Chinese with English abstract)]
- [9] 段仕美,刘时银,朱钰,等.梅里雪山 1991 年和 2019 年雪崩事件重建及影响因素分析[J].冰川冻土,2022,44(3):771-783.[DUAN Shimei, LIU Shiyin, ZHU Yu, et al. Reconstructing and analyzing avalanche events of 1991 and 2019 in Meili Snow Mountain [J]. Journal of Glaciology and Geocryology, 2022, 44(3): 771-783. (in Chinese with English abstract)]
- [10] TROSHKINA E, GLAZOVSKAYA T, KONDAKOVA N, et al. Zoning of snowiness and avalanching in the mountains of western

- Transcaucasia [J]. *Annals of Glaciology*, 2001, 32: 311 – 313.
- [11] 武万里, 缙晓辉, 刘垚. 基于 GIS 的路面积雪灾害风险分析与区划研究 [J]. 防灾科技学院学报, 2021, 23(1): 87 – 93. [WU Wanli, GOU Xiaohui, LIU Yao. Snow cover risk analysis and zoning of expressway in Ningxia based on GIS [J]. *Journal of Institute of Disaster Prevention*, 2021, 23(1): 87 – 93. (in Chinese with English abstract)]
- [12] 李靖, 邓桃, 潘前, 等. 基于 GIS 和层次分析法的雪崩灾害危险性评估及线路工程减灾对策研究——以帕隆藏布流域为例 [J]. 四川建筑, 2019, 39(2): 59 – 61. [LI Jing, DENG Tao, PAN Qian, et al. Risk assessment of avalanche disaster based on GIS and analytic hierarchy process and research on disaster reduction countermeasures of line engineering: A case study of palong Zangbo Basin [J]. *Sichuan Architecture*, 2019, 39(2): 59 – 61. (in Chinese)]
- [13] RAHMATI O, GHORBANZADEH O, TEIMURIAN T, et al. Spatial modeling of snow avalanche using machine learning models and geo-environmental factors: comparison of effectiveness in two mountain regions [J]. *Remote Sensing*, 2019, 11(24): 2995.
- [14] 文洪, 巫锡勇, 赵思远, 等. 基于机器学习法的青藏高原沙鲁里山系中段雪崩易发性评价研究 [J]. 冰川冻土, 2022, 44(6): 1694 – 1706. [WEN Hong, WU Xiyong, ZHAO Siyuan, et al. Snow avalanche susceptibility evaluation in the central Shaluli Mountains of Tibetan Plateau based on machine learning method [J]. *Journal of Glaciology and Geocryology*, 2022, 44(6): 1694 – 1706. (in Chinese with English abstract)]
- [15] 边瑞. 基于集成机器学习模型的沙鲁里山系中段雪崩易发性评价研究 [D]. 成都: 西南交通大学, 2021. [BIAN Rui. Avalanche susceptibility evaluation in the middle part of Shaluli Mountain system based on integrated machine learning model [D]. Chengdu: Southwest Jiaotong University, 2021. (in Chinese with English abstract)]
- [16] AKAY H. Spatial modeling of snow avalanche susceptibility using hybrid and ensemble machine learning techniques [J]. *CATENA*, 2021, 206: 105524.
- [17] BALLESTEROS-CÁNOVAS J A, TRAPPMANN D, MADRIGAL-GONZÁLEZ J, et al. Climate warming enhances snow avalanche risk in the Western Himalayas [J]. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 2018, 115(13): 3410 – 3415.
- [18] FROMM R, SCHÖNBERGER C. Estimating the danger of snow avalanches with a machine learning approach using a comprehensive snow cover model [J]. *Machine Learning With Applications*, 2022, 10: 100405.
- [19] 刘福臻, 王灵, 肖东升. 机器学习模型在滑坡易发性评价中的应用 [J]. 中国地质灾害与防治学报, 2021, 32(6): 98 – 106. [LIU Fuzhen, WANG Ling, XIAO Dongsheng. Application of machine learning model in landslide susceptibility evaluation [J]. *The Chinese Journal of Geological Hazard and Control*, 2021, 32(6): 98 – 106. (in Chinese with English abstract)]
- [20] LEE S. Current and future status of GIS-based landslide susceptibility mapping: A literature review [J]. *Journal of Remote Sensing*, 2019, 35: 179 – 193.
- [21] 李倩楠. 基于不同算法的 DEM 地面曲率提取的比较分析 [J]. 首都师范大学学报(自然科学版), 2016, 37(5): 82 – 85. [LI Qiannan. Based on the difference of the digital elevation model(DEM) algorithm analysis and comparison of the ground curvature extraction [J]. *Journal of Capital Normal University (Natural Science Edition)*, 2016, 37(5): 82 – 85. (in Chinese with English abstract)]
- [22] 李艳, 朱军, 胡亚, 等. 不同插值方法模拟四川省逐月降水量的对比分析 [J]. 水土保持研究, 2017, 24(1): 151 – 154. [LI Yan, ZHU Jun, HU Ya, et al. Comparison analysis on different spatial interpolation methods to simulate monthly precipitation in Sichuan Province [J]. *Research of Soil and Water Conservation*, 2017, 24(1): 151 – 154. (in Chinese with English abstract)]
- [23] 王新宇, 黄鹏程. 基于 GIS 的气象要素插值方法比较研究 [J]. 测绘与空间地理信息, 2020, 43(5): 167 – 170. [WANG Xinyu, HUANG Pengcheng. Comparative study on interpolation methods of meteorological elements based on GIS [J]. *Geomatics & Spatial Information Technology*, 2020, 43(5): 167 – 170. (in Chinese)]
- [24] JARVIS C H, STUART N. A comparison among strategies for interpolating maximum and minimum daily air temperatures. part II: the interaction between number of guiding variables and the type of interpolation method [J]. *Journal of Applied Meteorology*, 2001, 40(6): 1075 – 1084.
- [25] 李文彦, 王喜乐. 频率比与信息量模型在黄土沟壑区滑坡易发性评价中的应用与比较 [J]. 自然灾害学报, 2020, 29(4): 213 – 220. [LI Wenyan, WANG Xile. Application and comparison of frequency ratio and information value model for evaluating landslide susceptibility of loess gully region [J]. *Journal of Natural Disasters*, 2020, 29(4): 213 – 220. (in Chinese with English abstract)]
- [26] 杜国梁, 杨志华, 袁颖, 等. 基于逻辑回归-信息量的川藏交通廊道滑坡易发性评价 [J]. 水文地质工程地质, 2021, 48(5): 102 – 111. [DU Guoliang, YANG Zhihua, YUAN Ying, et al. Landslide susceptibility mapping in the Sichuan-Tibet traffic corridor using logistic regression-information value

- method [J] . *Hydrogeology & Engineering Geology*, 2021, 48(5): 102 – 111. (in Chinese with English abstract)]
- [27] 王森,刘琛,邢帅杰. K-means 聚类算法研究综述 [J] . 华东交通大学学报, 2022, 39(5): 119 – 126. [WANG Sen, LIU Chen, XING Shuaijie. Review on K-means clustering algorithm [J] . *Journal of East China Jiaotong University*, 2022, 39(5): 119 – 126. (in Chinese with English abstract)]
- [28] 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. (in Chinese with English abstract)]
- [29] 张驰,郭媛,黎明. 人工神经网络模型发展及应用综述 [J] . 计算机工程与应用, 2021, 57(11): 57 – 69. [ZHANG Chi, GUO Yuan, LI Ming. Review of development and application of artificial neural network models [J] . *Computer Engineering and Applications*, 2021, 57(11): 57 – 69. (in Chinese with English abstract)]
- [30] 周萍,邓辉,张文江,等. 基于信息量模型和机器学习方法的滑坡易发性评价研究——以四川理县为例 [J] . 地理科学, 2022, 42(9): 1665 – 1675. [ZHOU Ping, DENG Hui, ZHANG Wenjiang, et al. Landslide susceptibility evaluation based on information value model and machine learning method: A case study of Lixian County, Sichuan Province [J] . *Scientia Geographica Sinica*, 2022, 42(9): 1665 – 1675. (in Chinese with English abstract)]
- [31] 熊小辉,汪长林,白永健,等. 基于不同耦合模型的县域滑坡易发性评价对比分析——以四川普格县为例 [J] . 中国地质灾害与防治学报, 2022, 33(4): 114 – 124. [XIONG Xiaohui, WANG Changlin, BAI Yongjian, et al. Comparison of landslide susceptibility assessment based on multiple hybrid models at County level: A case study for Puge County, Sichuan Province [J] . *The Chinese Journal of Geological Hazard and Control*, 2022, 33(4): 114 – 124. (in Chinese with English abstract)]
- [32] MAGGIONI M, GRUBER U. The influence of topographic parameters on avalanche release dimension and frequency [J] . *Cold Regions Science and Technology*, 2003, 37(3): 407 – 419.
- [33] 王世金,任贾文. 国内外雪崩灾害研究综述 [J] . 地理科学进展, 2012, 31(11): 1529 – 1536. [WANG Shijin, REN Jiawen. A review of the progresses of avalanche hazards research [J] . *Progress in Geography*, 2012, 31(11): 1529 – 1536. (in Chinese with English abstract)]
- [34] 张钟远,邓明国,徐世光,等. 镇康县滑坡易发性评价模型对比研究 [J] . 岩石力学与工程学报, 2022, 41(1): 157 – 171. [ZHANG Zhongyuan, DENG Mingguo, XU Shiguang, et al. Comparison of landslide susceptibility assessment models in Zhenkang County, Yunnan Province, China [J] . *Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering*, 2022, 41(1): 157 – 171. (in Chinese with English abstract)]
- [35] 孙长明,马润勇,尚合欣,等. 基于滑坡分类的西宁市滑坡易发性评价 [J] . 水文地质工程地质, 2020, 47(3): 173 – 181. [SUN Changming, MA Runyong, SHANG Hexin, et al. Landslide susceptibility assessment in Xining based on landslide classification [J] . *Hydrogeology & Engineering Geology*, 2020, 47(3): 173 – 181. (in Chinese with English abstract)]