

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2517802

京张铁路沿线强降雨灾害的风险评估与区划<sup>\*</sup>施林龙<sup>1</sup> 行鸿彦<sup>1,2</sup> 赵晖<sup>3,4</sup>

(1.南京信息工程大学电子与信息工程学院 南京 210044;2.南通理工学院电气与能源工程学院 南通 226001;3.中国铁道科学研究院集团有限公司电子计算技术研究所 北京 100081;4.北京经纬信息技术有限公司 北京 100081)

**摘要:**针对京张铁路沿线频繁遭受强降雨灾害的问题,本文使用了层次分析法与随机森林相结合的组合权重分析法来对其进行风险评估与区划,以方便设立灾害预警。基于铁路沿线雨量传感器网获得的数据集,对包括致灾因子危险性、孕灾环境敏感性和承灾易损性三类指标进行权重的分配来建立铁路沿线受强降雨灾害的风险模型。结合雨量和地质数据计算出风险性大小,结果通过 ArcGIS 软件绘图示意,实验结果表明风险最高的地区分布于八达岭至南口段,青龙桥段等地,基本符合受灾实况。相比单一的层次分析法拥有更高的准度,为更好的建立灾害预警与完善救援系统提供了一定的参考作用。

**关键词:**强降雨灾害;铁路沿线;ArcGIS;组合权重分析法;风险区划

**中图分类号:** P426.6; TN929.5 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 170.15

Risk assessment and zoning of heavy rainfall disasters along  
Beijing-Zhangjiakou RailwayShi Linlong<sup>1</sup> Xing Hongyan<sup>1,2</sup> Zhao Hui<sup>3,4</sup>(1. School of Electronics and Information Engineering, Nanjing University of Information Science & Technology, Nanjing 210044, China;  
2. School of Electrical and Energy Engineering, Nantong Institute of Technology, Nantong 226001, China; 3. Institute of Computing Technologies, China Academy of Railway Sciences Co., Ltd., Beijing 100081, China; 4. Beijing Jingwei Information Technologies Co., Ltd., Beijing 100081, China)

**Abstract:** To address the frequent severe rainfall disasters along the Beijing-Zhangjiakou Railway, this study employs a combined weighting analysis method integrating the Analytic Hierarchy Process and Random Forest algorithm for risk assessment and zoning to facilitate disaster warning. Utilizing data from rainfall sensor networks along the railway line, a risk model was established by assigning weights to three categories of indicators: hazard factor risk, sensitivity of disaster-pregnant environments, and vulnerability of disaster-bearing bodies. Risk levels were calculated by integrating rainfall and geological data, with visualization achieved through ArcGIS software. Experimental results identified the highest-risk areas in the Badaling-Nankou section and Qinglongqiao segment, consistent with historical disaster records. Compared with single-method AHP approaches, this hybrid method demonstrates enhanced accuracy, providing valuable references for optimizing disaster warning systems and improving emergency response mechanisms.

**Keywords:** heavy rainfall disasters; railway corridor; ArcGIS; combined weighting analysis method; risk zoning

## 0 引言

中国铁路发展迅猛,然而高铁时速的提升必然面临更为严重的铁路灾害入侵<sup>[1]</sup>。气象方面,强降雨、强风、暴雪、雷电都对列车的正常运行有着极大的危害。

近年来,国内极端天气频发,京张铁路受到的部分强降雨灾害事件有:2019年7月,暴雨导致部分路段出现泥石流,

路面受阻,影响了铁路的正常运行;2020年8月,连续降雨引发了水位上涨,部分铁路区段出现积水情况,交通一度停滞,难以恢复;2022年6月,严重降雨造成铁路线路积水和滑坡,影响了列车的安全运营,对当地设施和经济造成了破坏。因此,研究京张铁路沿线强降雨灾害特征及其风险评估与区划,探究其线周遭自然灾害演化规律极其必要,能够使人们有效预警和规避灾害,确保旅客的生命安全。

收稿日期:2025-01-03

\* 基金项目:国家自然科学基金(62171228)、国家自然科学基金高铁联合基金(U2268217)项目资助

京张铁路指京包线的起始段,全长 200 余公里,是中国第一条智能铁路,始于西直门,途经沙河、南口、居庸关、八达岭、怀来、鸡鸣驿、宣化至张家口,尤其是居庸关、八达岭一段多为崇山峻岭。如今,京张铁路共设有 10 个站点,该线沿线部分地区地形复杂,每逢 6、7 月的汛期,极易受到洪涝、泥石流等自然灾害的影响。

强降雨往往拥有短时性、频率高、诱引灾害复杂等特点,拥有极强的破坏力。在国内,已有大量研究针对强降雨灾害展开,特别是在风险区划和灾害预警方面,例如,崔新强等<sup>[2]</sup>基于地理信息系统(geographic information system, GIS)对沪汉蓉高铁线路暴雨灾害风险区域进行了划分,王洁等<sup>[3]</sup>则通过层次分析法(analytic hierarchy process, AHP)对朔黄铁路的暴雨灾害进行了风险评估和区划;在预警方面,孔坚等<sup>[4]</sup>结合测雨雷达与山间气象站分析了灾害预警的时效性,马小平等<sup>[5]</sup>通过情景推演对铁路降雨灾害进行了预测。然而,这些方法仍然依赖主观的专家评分和层次结构建模,忽略了数据中的复杂关系和隐藏模式,导致风险评估的客观性和精度不足。

在风险评估领域,机器学习方法的引入能够从大量数据中自动挖掘潜在的非线性关系和关键特征,显著提高评估的准确性<sup>[6]</sup>。其具有自动化特征选择和处理大规模复杂数据的优势,能够在没有明确假设的情况下发现隐藏的规律,更加基于数据并捕捉其中细微的变化模式。与传统的基于规则的方法相比<sup>[7-9]</sup>,机器学习可以从数据集中学习并进行自我调整,从而持续提高评估模型的性能和预测能力。在金融领域,Huang 等<sup>[10]</sup>分别使用了随机森林(random forest, RF)、支持向量机(support vector machines, SVM)和 AdaBoost 三种机器学习算法来评估了企业风险;医学领域中,耿读艳等<sup>[11]</sup>则使用机器学习预测了心率变异性的经皮耳迷走神经电刺激疼痛阈值。因此机器学习在铁路灾害风险评估中的应用,也能够帮助更精准地识别高风险区域、预测灾害发生的概率,并为防灾减灾提供科学的决策依据。

当前国内大多数研究并未充分意识到机器学习在灾害风险评估中的独到优势。为弥补这一不足,本文决定结合层次分析法和随机森林,采用组合权重分析法来进行京张高铁沿线强降雨灾害的风险评估与区划。通过引入随机森林模型,能够根据数据自动学习各个特征的权重,消除主观评分的偏差,使得评估过程更加客观、精确。这一创新方法不仅填补了国内在铁路风险评估领域机器学习应用的空白,还为灾害预测点的科学设置提供了更为精确的依据。

## 1 京张铁路灾害风险区划方法

### 1.1 层次分析法

层次分析法是一种系统化、多准则的决策分析方法<sup>[12]</sup>,它通过构建层次结构模型,将问题分解为目标层、准则层和方案层,并通过成对比较矩阵来定量化同一层内各

个元素的相对重要性。通过计算各层的权重向量,层次分析法可以很好的用来分析区划问题。

气象灾害致灾风险性评价主要由灾害易发性和承灾易损性决定,其中自然灾害风险指数法<sup>[13]</sup>指出,灾害易发性包含致灾因子危险性和孕灾环境敏感性,而承灾易损性除了直接承灾易损性,还需考虑到受灾地的防灾减灾能力。因此可建立京张铁路暴雨灾害风险评估模型:

$$R_j = S_j \times V_j \quad (1)$$

式中:  $R_j$  表示第  $j$  个地区的强降雨灾害风险性,  $S_j$  和  $V_j$  则分别表示该地的灾害易发性和承灾易损性,其中:

$$S_j = tP + bE \quad (2)$$

式中:  $P$  表示致灾因子危险性,这里主要是指降雨的频次,  $E$  表示孕灾环境敏感性,  $t$ 、 $b$  分别为对应指标的权重系数。

显然,强降雨灾害的根本原因是暴雨,已知超过 10 mm/24 h 的降雨量,才开始对铁路运行造成影响。令致灾因子表示为:

$$P = \sum_{i=1}^5 T_i t_i \quad (3)$$

式中:  $T_i$  分别表示为 0 mm ≤ 24 h 雨量 ≤ 10 mm 频次, 10 mm ≤ 24 h 雨量 ≤ 25 mm 频次, 25 mm ≤ 24 h 雨量 ≤ 50 mm 频次, 50 mm ≤ 24 h 雨量 ≤ 100 mm 频次以及 24 h 雨量 ≥ 100 mm 频次,  $t_i$  为它们对应的二级权重系数。

京张铁路沿线地形复杂,孕灾环境因子较多。除开起步阶段的站台和隧道路段,该线高铁多建于高架之上,由于沿路山地较多,线路多受灾于强降雨造成的泥石流冲刷<sup>[14]</sup>与洪涝淹没造成的路基受损<sup>[15]</sup>,因此地形因素极为重要:比如高程决定了地势的高低,直接影响降雨后的水流方向和积水情况;坡度则决定了地表水的流速和流向,陡峭的坡度会增加地表径流的速度,导致滑坡和泥石流风险,而平缓的坡度可能导致积水洪涝。此外,土壤类型<sup>[16]</sup>(地表粗糙度)与植被覆盖率也有很大影响。砂质土壤渗透性较强,但稳定性差;黏土渗透性弱,但更稳定。植被覆盖率会影响地表水的拦截和渗透。植被茂密的地区可以增加水分的下渗,从而减少洪涝和滑坡的风险。综上,孕灾环境敏感性可表示为:

$$E = \sum_{i=1}^4 W_i b_i \quad (4)$$

式中:  $W_i$  分别表示线路所在地的高程、坡度、土壤类型和植被覆盖率,  $b_i$  分别为它们的权重系数。

承灾易损性指的是在强降雨以及其诱发的灾害下,高铁路段可能遭受的损失程度情况。往往高铁里程数、行驶速度、载客人数、电力设施及通讯系统都可作为衡量承灾易损性的标准。里程数较大的地区,铁路网络越发达,所受影响的范围也更广。客运量大的铁路在灾害发生时,可能会导致更多的人员伤亡和经济损失,因此也是一个关键指标。同时受灾情况下,一个地区的 GDP 越高,地区的铁路基础

设施可能更完善,但经济损失也会更大。而医疗机构越多、预警系统越完善,受损则相对会较小,所以将其也纳入易损性指标中。此处选取较为关键的高铁里程数、客运量、地区GDP作为正向承灾易损性指标,选取医疗机构数量和预警系统作为负向指标,表达式为:

$$V_j = \sum_{i=1}^5 U_i c_i \tag{5}$$

式中:  $U_i$  分别表示为区域的高铁里程数、客运量、地区GDP指数、医疗机构数量以及与预警系统,  $c_i$  为对应的权重系数。综上,可建立层次结构模型,如图1所示。

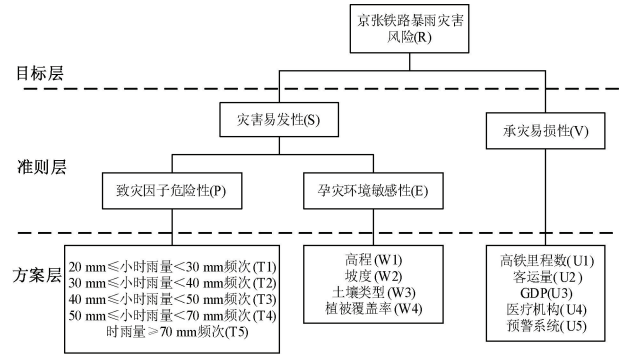


图1 AHP层次结构模型图

Fig.1 AHP hierarchical structure model diagram

随后建立判断矩阵:

$$A = (a_{ij})_{m \times n} = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & \cdots & a_{1n} \\ a_{21} & a_{22} & \cdots & a_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{n1} & a_{n2} & \cdots & a_{nn} \end{bmatrix}$$

判断矩阵通过对不同层级的各个元素进行成对比较,帮助确定这些因素之间的相对重要性。对于准则层和方案层中的元素  $A_1 \sim A_n$ , 根据表1采用1~9标度法进行成对比较,以量化它们之间的相对重要性。

表1 AHP标度对照表  
Table 1 AHP scale table

标度	含义
1	两因子相同重要
3	一个因子略重要于另一个因子
5	一个因子明显重要于另一个因子
7	一个因子强烈重要于另一个因子
9	一个因子绝对重要于另一个因子
2、4、6、8	表示上述相邻判断的中间值
倒数	相应两因素交换次序比较的重要性

1.2 随机森林

随机森林是一种集成学习方法<sup>[17-18]</sup>,基于决策树算法,通过构建多个决策树并进行集成,以提高预测性能和稳定

性。如图2所示,在随机森林中,每棵决策树的训练过程使用的是从原始数据集随机抽取的子集,而每棵树在分裂节点时所使用的特征也来自于随机选择的特征子集。这种随机性增强了模型的多样性,降低了过拟合的风险,从而提高了模型的泛化能力和准确性。

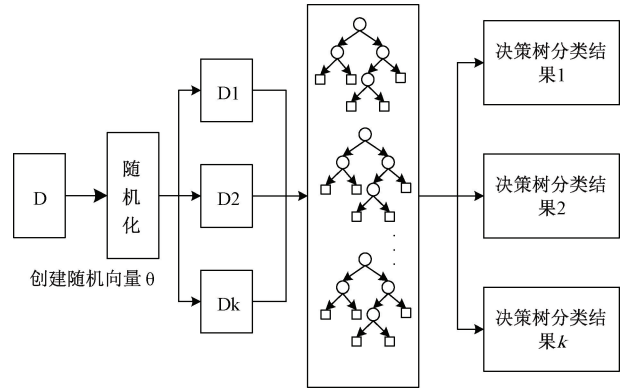


图2 随机森林原理图

Fig.2 Schematic diagram of Random Forest

本研究中,随机森林被用于对京张高铁沿线的强降雨灾害进行风险评估。其中模型的输入特征包括降雨量、坡度、高程、土壤类型、植被覆盖率等影响强降雨灾害发生和严重程度的关键因素。通过对这些特征进行训练,随机森林能够预测不同区域的灾害风险等级。随机森林的构建过程包括以下几个步骤:

1)数据标准化

对收集到的数据进行预处理,包括去除缺失值、进行数据标准化;对类别型特征(如土壤类型)使用了 One-Hot 编码,将其转换为数值型数据,便于模型处理。

2)训练集和测试集划分

将数据集分为训练集和测试集,其中80%用于训练,20%用于测试。训练集用于构建决策树,测试集用于模型评估。

3)模型训练

利用训练集数据,随机森林算法构建多个决策树。每棵决策树在训练时随机选择样本数据和特征子集(通过自助采样和随机特征选择)。这些决策树在不同的训练数据和特征空间上独立训练,并根据每棵树的决策结果进行集成。

4)获取权值

训练完成后,随机森林通过其内置的 feature\_importance 属性计算每个特征的重要性。特征重要性表示该特征在模型预测中的贡献度,即客观权值。

1.3 组合权重分析法

对于京张铁路受强降雨灾害的风险评估中最终权重系数的确定,本文主要采用欧式距离法为主客观两个权重分配系数,最终权重是基于层次分析法和 RF 算法结合而得到的。

主观分析法主要采用层次分析法,其主观性很强,极其依赖于个人的经验素养。而 RF 算法则只进行了数据聚类等数学分析,未考虑指标之间的关联性,因此用 RF 算法获取的权重来中和层次分析法的主观性,使权重更为准确。

设主客观系数  $W_1$  和  $W_2$  两者之间的距离为:

$$d(W_1, W_2) = \left[ \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n (W_1 - W_2)^2 \right]^{\frac{1}{2}} \tag{6}$$

设两者的分配系数分别为  $\alpha, \beta$ 。它们与距离  $d$  之间的关系为:

$$d^2 = (\alpha - \beta)^2$$
$$\alpha + \beta = 1 \tag{7}$$

可得最终权重系数:

$$W = \alpha W_1 + \beta W_2 \tag{8}$$

实施基于组合权重法的铁路沿线受强降雨灾害风险大小的具体步骤可如图 3 所示。

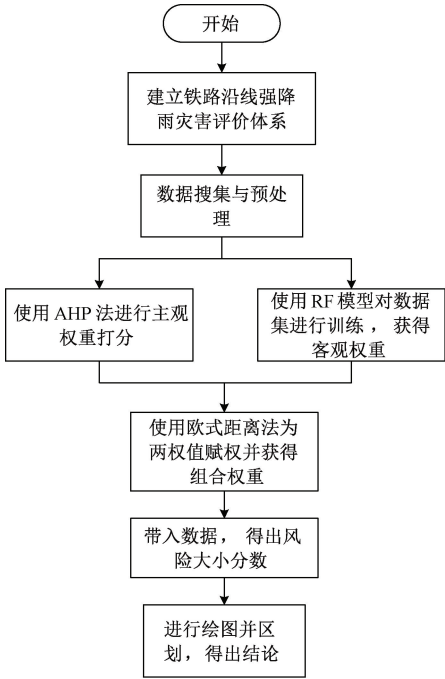


图 3 组合权重法的实施流程图

Fig. 3 Flowchart of the combined weighting method implementation

## 2 京张铁路沿线数据处理

### 2.1 雨量数据预处理

京张铁路沿线雨量数据整合:由北京铁道科学研究院提供了京张铁路(主要为京包客专线,含崇礼线)2023 年始末的降水数据。其中,分布于京张铁路沿线的有效传感器个数为 17 个。代码和编号形式如表 2 所示。

数据包含多项降雨大小:分钟降雨量、小时降雨量、24 小时降雨量等。为方便研究,利用 python 对数据进行切割和整合,获得 csv 数据,每份数据按每隔 60 个数据采取一

行,以传感器编号为分类,依照时间顺序,分别统计不同月份内小时降雨量数据,并输出为新文件。为方便研究,可累加分钟降雨量得到每个传感器在汛期的总降雨量,从而评估整条线路的降雨特性,如图 4 所示。

表 2 传感器代码和编号

Table 2 Rainfall sensor code and number		
id monitor_point_code \		
0	725cb6f6-9f5c-4990-	115055
	9bd8-c65a2993c5d7	
1	5a8b74ed-4258-4f70-91ff-bf7e40f6470c	151291
2	b2aa5cbd-89c3-4203-8ab8-	166621
	b2faf342dd17	
3	9d345df1-34f8-4da5-bd00-	42640
	682655bbf7c3	
⋮	⋮	⋮
619781	631d2b54-e72b-44b6-9f24-	80456
	eea229194de2	
619782	fdaebfd8-93ba-48ea-8343-	68649
	b335cfc5e5f2	
619783	77092237-f15c-47cc-b6e9-	68649
	192074786ee0	

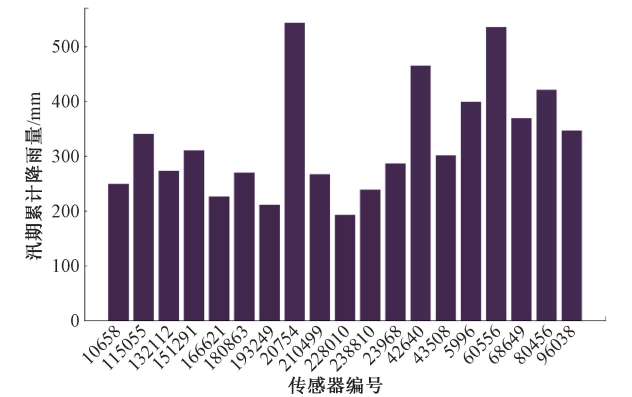


图 4 每个传感器的汛期累计降雨量

Fig. 4 The accumulated rainfall during the flood season for each sensor

京张铁路位于北方,气候较为干旱,一般非雨季时期内降雨量相对于其他地区较少,因此小时雨量数据绝大部分为 0,不具有研究意义。为方便研究,采用表 3 中的 24 h 降雨指标,不仅可以更加直观地反映出一段时间内降雨的总体情况,还能够有效减少因数据过于零散而导致的分析难度。

同时获取编号分别为 5996 号、20754 号和 231180 号传感器于 2023 年 4 月~11 月的 24 h 降雨数据。20754 号传感器位于京张铁路的起始点、5996 号传感器位于铁路中段(崇礼线起始)、231180 则是铁路末端。显然,不同的地势会影响降雨量的大小,但三者的降雨规律大致相同。三者 24 小时降雨量大小如图 5 所示。



表 3 12 小时和 24 小时降雨指标

Table 3 12 hour and 24 hour rainfall indicators

等级	12 小时降雨量	24 小时降雨量
小雨	0.2~0.5	<10
中雨	5~15	10~25
大雨	15~30	25~50
暴雨	30~70	50~100
大暴雨	>70	>100

雨,而低洼地区的传感器则可能记录的较少。因此需要结合上文所述的地质因素和社会因素来进行探究,包括地形、地貌、土壤类型以及植被覆盖等,这些因素都会对降雨的形成和分布产生重要的影响。社会因素则包括人类活动对自然环境的影响,如城市化进程、土地利用方式的改变等,这些因素也可能对降雨模式产生一定的影响。

2.2 地质与社会数据预处理

京张铁路现今共有 10 个站点,起于北京北站,终于张家口站。沿线设有 17 个传感器测量点。现对共 27 个点位的坡度、高程、土壤类型等数据进行采集和预处理。

1)非常规数据赋值

部分因素并不是以常规的数值形式展现,例如“土壤类型”和“预警系统”,可以根据它们对致灾风险性的贡献能力来进行危险性指标的划分与赋值。如表 4 所示,赋值数值越大,致灾能力越强。

表 4 危险性指标划分与赋值表

Table 4 Risk index division and assignment table

土壤类型		预警系统	
分级	赋值	分级	赋值
筒育砂性土	1	完善	1
高活性淋溶土	2	良好	2
石灰性锥形土	2	一般	3
盐化冲积土	3	落后	4
人为堆积土	4	无	5
镇工矿区土壤	5	—	—

京张铁路沿线土壤类型基本可以划分为 6 种:筒育砂性土、高活性淋溶土、石灰性锥形土、盐化冲积土、人为堆积土及镇工矿区土壤。

2)ArcGIS 数据生成

京张铁路沿线的高程、地貌、坡度数据均可从国家地理数据中心获取。具体数据来源如下:

(1)京张铁路沿线降雨数据集分降雨量大小和降雨频次两类,由气象局与中国铁道科学研究院合作提供。

(2)高铁沿线地貌的高程、坡度地貌数据由 ArcGIS 生成而来;土壤类型、植被覆盖率分别取自国家冻土冰川沙漠科学研究中心和自然环境资源科学中心。

(3)GDP 指数等城市社会经济信息皆采用 2020~2023 年京张线沿线县级市和直辖市的资料数据。

(4)高铁段的客运量与里程数均为中国高铁官网获取。

接着由 ArcGIS 软件结合 30 mDEM 数据生成铁路沿线地区的高程和坡度栅格图并划分为 6 个等级,图 6 以 115055 站点沿线地区为例,生成高度坡度数据,将结果以数据集形式存储。

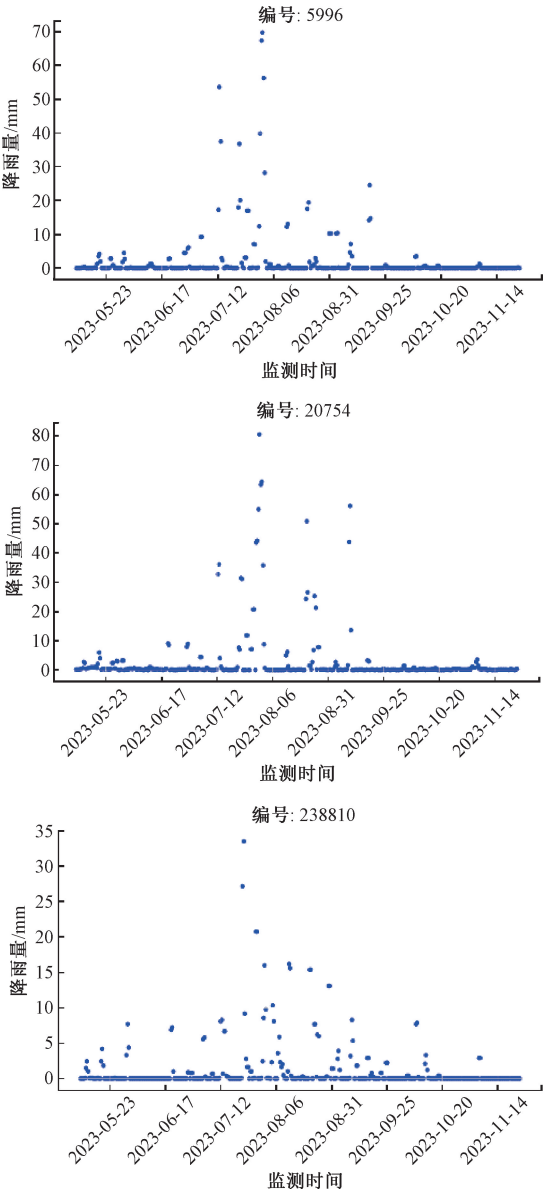


图 5 传感器雨量散点图

Fig. 5 Sensor rainfall scatter plot

整体观察数据,可见降雨虽然多集中于 6~9 月份,但由于地形等因素的影响,降雨演化规律也有明显的区分,例如,由于抬升效应,位于山区的传感器可能记录到更多的降

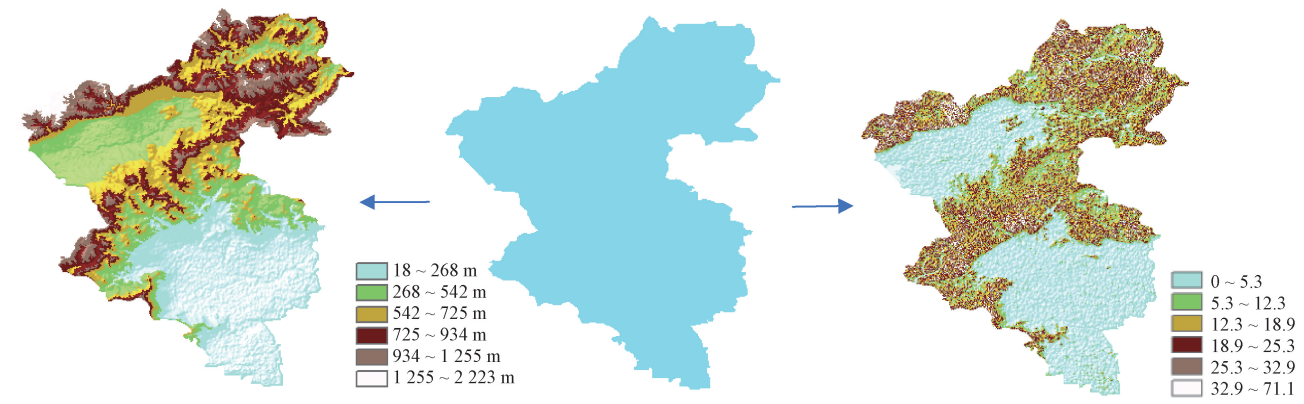


图 6 高程和坡度数据转换示意图  
Fig. 6 Elevation and slope map

3 风险性权值计算

3.1 数据归一化

根据数据集,分别对致灾因子危险性、孕灾环境敏感性和承灾易损性进行权重系数的计算。使用层次分析法时,需要令一致性比率  $CR < 0.1$  来确保矩阵的一致性在合理范围内。

生成权重系数如表 5 所示。表 5 中,致灾因子危险性一栏 CR 值为 0.007 6,运灾环境敏感性一栏 CR 值为 0.035 2,承灾易损性一栏 CR 值为 0.036 4。均通过一致性检测。

表 5 各指标权重系数表

Table 5 Index weight coefficient table

二级 指标	权重 系数	三级 指标	主观权重 系数	RF 权重 系数	组合权重 系数
致灾因子 危险性	0.666 7	0~10 mm/24 小时雨量频次	0.052 9	0.061 6	0.056 8
		10~25 mm/24 小时雨量频次	0.094 1	0.073 8	0.085 0
		25~50 mm/24 小时雨量频次	0.154 7	0.099 2	0.129 8
		50~0 mm/24 小时雨量频次	0.265 9	0.211 1	0.241 3
		100 mm 以上/24 小时雨量频次	0.432 1	0.554 3	0.487 1
		高程	0.172 5	0.173 8	0.173 1
		坡度	0.497 9	0.636 9	0.557 5
		土壤类型	0.249 9	0.103 9	0.187 3
孕灾环境 敏感性	0.333 3	植被覆盖率	0.079 7	0.085 4	0.082 1
		高铁里程数	0.335 5	0.250 1	0.297 9
		客运量	0.253 6	0.230 7	0.243 5
		GDP 指数	0.096 7	0.145 5	0.118 2
承灾 易损性	—	医疗机构数量	0.216 1	0.210 3	0.213 5
		预警系统	0.098 1	0.163 5	0.126 9

对于灾害易发性中的两项指标的权重系数分配,专家建议分别给予 0.666 7 和 0.333 3 的比重。

计算出权值后,需要对指标进行量纲差异的消除后才能进行加权计算,一般对指标进行式(9)的计算来消除差异。

$$D_{ij} = \frac{A_{ij} - i_{\min}}{i_{\max} - i_{\min}} (\text{正向})$$
$$D_{ij} = \frac{i_{\max} - A_{ij}}{i_{\max} - i_{\min}} (\text{负向}) \tag{9}$$

式中:  $D_{ij}$  指第  $i$  个指标的归一值,  $A_{ij}$  指第  $j$  个指标的第  $i$  个值,  $i_{\min}$  指第  $i$  个指标中的最小值,  $i_{\max}$  指第  $i$  个指标中的最大值。

3.2 京张铁路强降雨灾害评估与区划

对京张铁路沿线的 17 个传感器测量点进行了多项风险指标的计算与分析。其中,重点针对灾害易发性( $S_j$ )和强降雨灾害风险性( $R_j$ )两项关键指标进行了指数分级与评估。根据计算结果,灾害易发性的取值范围分布在 0.1~0.7 之间,而强降雨灾害风险性的取值范围则分布在 0~0.4 之间。为了提高数据的区分度和可比性,对上述两项指标的结果进行了归一化处理,使其数值区间统一调整为 0~1。

在完成归一化处理后,依据风险评估标准,将风险等级划分为 3 个级别:低风险、高风险和极高风险,并分别对应白色、灰色和黑色 3 种颜色标识,以直观反映不同区域的风险状况。具体分级标准及对应的颜色标识如表 6 和表 7 所示。

表 6 京张铁路强降雨灾害易发性区划指标

Table 6 Regionalization index of heavy rainfall disaster susceptibility of Beijing-Zhangjiakou Railway

灾害易发性指数	风险等级	对应颜色
0.1~0.3	低风险	白
0.3~0.5	高风险	灰
0.5~0.7	极高风险	黑

表 7 京张铁路强降雨灾害区划指标

Table 7 Index of heavy rainfall disaster regionalization in Beijing-Zhangjiakou Railway

灾害风险性指数	风险等级	对应颜色
0~0.3	低风险	白
0.3~0.5	高风险	灰
0.5~1	极高风险	黑

将风险区段分为张家口-宣化段,鸡鸣驿-宣化段,怀来-鸡鸣驿段,八达岭-怀来段,居庸关-八达岭段,南口-居庸关段,沙河-南口段,西直门-沙河以及崇礼段。如图 7 和 8 所示,京张铁路灾害易发性和受强降雨灾害风险大小都被区划为 3 个部分,分别为低风险区,高风险区和极高风险区。

灾害易发性的主要决定因素和降雨量大小最为相关,其次为坡度等地理因素。高风险区域多集中于八达岭等山区,由于铁路需要穿越高山和峡谷,这些地区的地势陡峭、地形多变,存在滑坡、泥石流等地质灾害的潜在风险。地势陡峭的山区一旦遇到强降雨,雨水难以渗透坚硬的土质,容易在短时间内形成地表径流,导致山体滑坡和泥石流的发生。其次人口越密集的地方,受灾程度越深,风险越高。

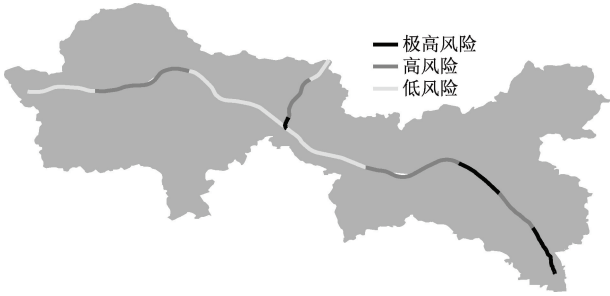


图 7 京张铁路强降雨灾害易发性的区划图

Fig. 7 The zoning map of heavy rainfall disaster susceptibility of Beijing-Zhangjiakou Railway

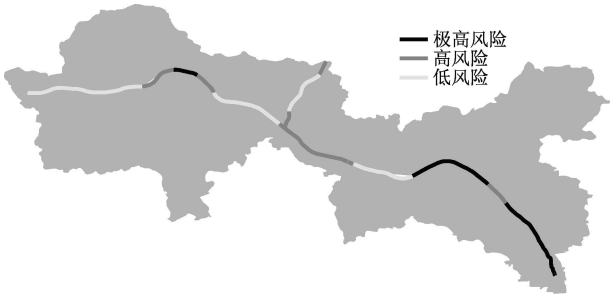


图 8 京张铁路强降雨灾害风险性的区划图

Fig. 8 The zoning map of the risk of heavy rainfall disaster in Beijing-Zhangjiakou Railway

4 结 论

本研究结合层次分析法与随机森林算法,创新性地提出了一种融合主观与客观因素的组合权重分析法,为京张

铁路沿线强降雨灾害的风险评估与区划提供了一种更精准、更科学的解决方案。相比于传统的风险评估方法,该方法不仅融合了专家知识和数据驱动的智能计算,还通过机器学习技术提升了模型对复杂环境变量的适应能力,使风险评估更加精细化、智能化。研究结果表明,八达岭至南口段、青龙桥段等区域属于高风险区,与历史灾害情况高度吻合,证明了该方法在铁路沿线灾害评估中的有效性。与此同时,本研究突破了传统单一评估方法对人为经验的依赖,利用大数据分析手段挖掘潜在风险模式,为铁路沿线灾害防控提供了可靠的技术支持。尽管取得了一定成果,但仍存在一些局限性,由于国内高铁线路的开通时间较晚,铁路沿线雨量数据网建立尚不完整,未能充分考虑到长期气候变化对降雨模式的影响。未来,该方法可进一步推广至其他高铁线路的灾害风险管理,同时结合深度学习、遥感监测等前沿技术,提升模型的动态更新能力和预警响应速度,为高铁运行安全提供更加精准的决策支持。

参考文献

[1] 刘海洋,王录仓,常跟应. 郑州“7·20”特大暴雨灾害对中国铁路运网的冲击过程和机制[J]. 地理学报, 2024,79(3):617-634.

LIU H Y, WANG L C, CHANG G Y. The impact process and mechanism of the superheavy rainfall event in Zhengzhou on July 20, 2021 on the China's railway transport network[J]. Acta Geographica Sinica, 2024, 79(3): 617-634.

[2] 崔新强,付佳,代娟,等. 基于 GIS 的沪汉蓉高铁线路暴雨灾害风险区划[J]. 气象科学, 2018, 38(1): 113-120.

CUI X Q, FU J, DAI J, et al. GIS-based rainstorm disaster risk zoning over shanghai-wuhan-chengdu high-speed railway[J]. Journal of the Meteorological Sciences, 2018, 38(1):113-120.

[3] 王洁,张中杰,曲晓黎,等. 基于层次分析法的朔黄铁路暴雨灾害风险评估[J]. 气象科技, 2022, 50(6): 870-877.

WANG J, ZHANG ZH J, QU X L, et al. Risk zoning of rainfall disaster along shuohuang railway based on meteorological geography method [J]. Meteorological Science and Technology, 2022, 50(6):870-877.

[4] 孔坚,许泽星,舒毅,等. 基于测雨雷达与地面雨量站的山洪模拟及灾害预警时效分析[J]. 中国防汛抗旱, 2024, 34(5):27-31.

KONG J, XU Z X, SHU Y, et al. Flash flood simulation and disaster warning leading time analysis based on data from rainfall radar and ground rain gauges [J]. China Flood & Drought Management, 2024, 34(5):27-31.

- [5] 马小平, 李松, 张瀚青, 等. 基于情景推演的铁路降雨灾害预测性防控方法[J]. 铁道科学与工程学报, 2024, 21(8): 3382-3393.  
MA X P, LI S, ZHANG H Q, et al. Predictive control method for railway rain-related disasters based on scenario deduction[J]. Journal of Railway Science and Engineering, 2024, 21(8): 3382-3393.
- [6] PALTRINIERI N, COMFORT L, RENIERS G. Learning about risk: Machine learning for risk assessment[J]. Safety Science, 2019, 118: 475-486.
- [7] 包云, 高歌, 李亚群, 等. 基于监测数据挖掘的高铁气象灾害风险评估方法研究[J]. 灾害学, 2022, 37(2): 44-48, 53.  
BAO Y, GAO G, LI Y Q, et al. Research on high-speed railway meteorological disaster risk analysis method based on monitoring data mining[J]. Journal of Catastrophology, 2022, 37(2): 44-48, 53.
- [8] 梁延涛, 杨令强, 冯现大. 基于组合赋权的聊城市洪涝灾害风险评估[J]. 济南大学学报. 2024, 38(5): 549-555.  
LIANG Y T, YANG L Q, FENG X D. Flood disaster risk assessment in liaocheng city based on combination weighting[J]. Journal of University of Jinan, 2024, 38(5): 549-555.
- [9] 李永勤, 王鹏, 李琛, 等. 极端强降雨诱发临汾黄土地区公路灾害分布特征和影响因素分析[J]. 公路工程, 2024, 49(1): 112-130.  
LI Y Q, WANG P, LI CH, et al. Analysis on characteristic in influencing factors of highway disasters induced by extreme heavy rainfall in loess area of Linfen[J]. Highway Engineering, 2024, 49(1): 112-130.
- [10] HUANG B N, WEI J K, TANG Y H, et al. Enterprise risk assessment based on machine learning [J]. Computational Intelligence and Neuroscience, 2021, 2021: 6.
- [11] 耿读艳, 张易, 付志刚, 等. 基于机器学习和心率变异性的经皮耳迷走神经电刺激疼痛阈值预测[J]. 电子测量技术, 2022, 45(21): 31-35.  
GENG D Y, ZHANG Y, FU ZH G, et al. Prediction of pain threshold for transcutaneous auricular vagal nerve electrical stimulation based on machine learning and heart rate variability[J]. Electronic Measurement Technology, 2022, 45(21): 31-35.
- [12] 王伟贤, 李钟慎. 改进层次分析法在柱上变压器状态评价的应用[J]. 电子测量技术, 2020, 43(6): 38-42.  
WANG W X, LI ZH SH. Application of improved analytic hierarchy process state on evaluation of pole-type transformer [J]. Electronic Measurement Technology, 2020, 43(6): 38-42.
- [13] 章国材. 自然灾害风险评估与区划原理和方法[M]. 气象出版社, 2013.  
ZHANG G C. Risk assessment and regionalization of meteorological disasters [M]. China Meteorological Press, 2013.
- [14] 李朝安. 山区铁路沿线泥石流检测与预警研究[D]. 成都: 西南交通大学, 2012: 50-103.  
LI CH AN. Study on automatic monitoring and early warning system of debris flow along railway line in mountainous area[D]. Chengdu: Southwest Jiaotong University, 2012: 50-103.
- [15] 李晶, 梁力川, 邵雪婷, 等. 考虑降雨和地震作用下的铁路边坡稳定性分析[J]. 山东农业大学学报, 2024, 54(6): 887-896.  
LI J, LIANG L CH, SHAO X T, et al. Stability analysis of railway slope under rainfall and earthquake[J]. Journal of Shandong Agricultural University, 2024, 54(6): 887-896.
- [16] 吴文强, 李吉跃, 张志明, 等. 北京西山地区人工林土壤水分特性的研究[J]. 北京林业大学学报, 2002(4): 51-55.  
WU W Q, LI J Y, ZHANG ZH M, et al. Soil water characteristics of plantations in west mountain of Beijing[J]. Journal of Beijing Forestry University, 2002(4): 51-55.
- [17] 方匡南, 吴见彬, 朱建平, 等. 随机森林方法研究综述[J]. 统计与信息论坛, 2011, 26(3): 32-38.  
FANG K N, WU J B, ZHU J P, et al. A review of technologies on random forests [J]. Statistics & Information Forum, 2011, 26(3): 32-38.
- [18] 沈胤宏, 郑秀娟, 张畅. 基于融合特征与优化随机森林的眼动模式识别[J]. 电子测量技术, 2023, 46(15): 10-17.  
SHEN Y H, ZHENG X J, ZHANG CH, et al. Eye movement pattern recognition based on fused features and optimized random forest [J]. Electronic Measurement Technology, 2023, 46(15): 10-17.

## 作者简介

**施林龙**, 硕士研究生, 主要研究方向为铁路沿线强降雨灾害风险区划与预警。

E-mail: hmslinlong@163.com

**行鸿彦**(通信作者), 教授, 博士生导师, 主要研究方向微弱信号检测与处理、生物医学信号采集与处理、智能化电子测量技术与仪器。

E-mail: xinghy@nuist.edu.cn

**赵晖**, 工程师, 主要研究方向为铁路客站运营管控。

E-mail: 11glzh@sina.com