

DOI:10.3876/j.issn.1000-1980.2025.04.012

粤港澳大湾区并发复合灾害敏感性评估

徐峥辉¹, 王伟¹, 宋月¹, 黄莉²

(1. 河海大学港口海岸与近海工程学院, 江苏 南京 210098; 2. 河海大学公共管理学院, 江苏 南京 211100)

摘要: 为精确评估粤港澳大湾区并发复合灾害的敏感性, 构建了崩塌-滑坡并发复合灾害敏感性评价指标体系, 同时建立并推导了考虑并发复合灾害空间维度叠加效应的敏感性评估模型。结果表明: 粤港澳大湾区滑坡-崩塌并发复合灾害高敏感区在怀集县、封开县等湾区西北部地区和龙岗区、惠城区等湾区东北部地区集中分布, 低敏感区在三水区、南海区等湾区中部地区和台山市、恩平市等湾区西南部地区集中分布, 较高敏感区、中敏感区、较低敏感区主要作为过渡区零星散布于高、低敏感区之间。

关键词: 并发复合灾害; 敏感性; 滑坡-崩塌; 评估模型; 卷积神经网络; 粤港澳大湾区

中图分类号: X43 **文献标志码:** A **文章编号:** 1000-1980(2025)04-0099-09

Sensitivity assessment of parallel complex disaster in the Guangdong-Hong Kong-Macao Greater Bay Area

XU Zhenghui¹, WANG Wei¹, SONG Yue¹, HUANG Li²

(1. College of Harbour, Coastal and Offshore Engineering, Hohai University, Nanjing 210098, China;

2. School of Public Administration, Hohai University, Nanjing 211100, China)

Abstract: To accurately assess the sensitivity of the parallel complex disaster in the Guangdong-Hong Kong-Macao Greater Bay Area, a sensitivity assessment index system for the parallel complex disaster of landslide and avalanche was constructed. Additionally, a sensitivity assessment model considering the spatial dimension superposition effect of the parallel complex disaster was established and derived. The results show that the parallel complex disaster of landslide and avalanche in the Guangdong-Hong Kong-Macao Greater Bay Area has high sensitivity areas concentrated in the northwestern part of the Bay Area such as Huaiji County and Fengkai County and the northeastern part of the Bay Area such as Longgang District and Huicheng District; low sensitivity areas are concentrated in the central part of the Bay Area such as Sanshui District and Nanhai District and the southwestern part of the Bay Area such as Taishan City and Enping City. Moreover, the higher sensitivity, middle sensitivity, and lower sensitivity areas are scattered sporadically between high and low sensitivity areas as transition areas.

Key words: parallel complex disaster; sensitivity; landslide and avalanche; assessment model; convolutional neural network; the Guangdong-Hong Kong-Macao Greater Bay Area

地质灾害作为一种破坏力大、影响范围广的地质活动, 通常在地震、降雨、人类活动等外在因素的诱发下发生, 会对人类生命财产和生态环境造成严重损害^[1]。中国地域辽阔且地形地貌复杂多样, 山地面积约占国土总面积的 2/3, 近年来受极端气候影响暴雨洪涝灾害发生的频次、强度以及灾损程度日趋增大, 滑坡和崩塌地质灾害出现频率也随之显著增高^[2-3]。由于滑坡和崩塌具有相似的触发因素, 易同时发生形成复合灾害, 进而产生更为严重的损失。据自然资源部统计, 2022 年全国共发生地质灾害 5 659 起, 其中滑坡 3 919 起、崩塌 1 366 起, 造成 90 人死亡、16 人失踪、34 人受伤, 直接经济损失 15 亿元。目前复合灾害的风险研究已成为灾害防治领域的重点工作, 其中敏感性分析作为复合灾害风险评估中至关重要的环节, 是灾害预

基金项目: 国家重点研发计划项目(2021YFC3001002); 国家自然科学基金面上项目(71974052); 国家自然科学基金委员会-联合国环境规划署(NSFC-UNEP)可持续发展国际合作科学计划重点项目(42361144873)

作者简介: 徐峥辉(2002—), 男, 硕士研究生, 主要从事复合灾害应急研究。E-mail: xzh1324698297@126.com

通信作者: 黄莉(1982—), 女, 副教授, 博士, 主要从事复合灾害应急研究。E-mail: lily8214@126.com

引用本文: 徐峥辉, 王伟, 宋月, 等. 粤港澳大湾区并发复合灾害敏感性评估[J]. 河海大学学报(自然科学版), 2025, 53(4): 99-107.

XU Zhenghui, WANG Wei, SONG Yue, et al. Sensitivity assessment of parallel complex disaster in the Guangdong-Hong Kong-Macao Greater Bay Area[J]. Journal of Hohai University(Natural Sciences), 2025, 53(4): 99-107.

警与防范的必要前提。

目前,灾害风险评估一直是防灾减灾领域关注的研究焦点,其通过研究对生命、财产和环境造成损害的致灾因子及承载体的脆弱性,综合评估灾害风险的性质和范围^[4-7]。例如:裴惠娟等^[8]认为灾害风险是客观存在的,其形成与灾害系统密切相关;刘彦花等^[9]认为灾害风险评估实质上是寻求一种灾害风险与控制、影响灾害发生的基本因素和影响因子之间映射关系的过程。

随着现代化进程的加快,自然环境和社会系统中的风险因素不断聚集、耦合,使得单一灾害风险日益呈现复合型特征^[10]。复合型灾害指致灾因子同时发生或结合而成的多重灾害,可能是由一种灾害引发的连锁灾难后果(即灾害链),也可能是多种致灾因子共同作用带来的难以管理的灾害情境。复合链生型灾害指存在于自然灾害中的包含直接灾害、次生灾害、衍生灾害等多种复合型灾害的链条,属于复合灾害的一种^[11]。目前国内外对于复合灾害及灾害链的研究以定性分析为主:冯玉涛等^[12]对崩塌、滑坡、泥石流灾害链的定义进行了界定,并分析了该灾害链的致灾因子及链式机理;刘永志等^[13]梳理了灾害链的内涵与机理,并对主要研究内容与方法进行阐述,提出了洪涝灾害链的断链减灾措施。部分学者针对风险预测展开研究:Zhou 等^[14]基于强降雨与滑坡、泥石流等自然灾害间的内在联系,建立滑坡-泥石流灾害链风险预测模型以提高防灾减灾能力。

复合灾害敏感性评估是风险评估的重要组成部分,对于防灾减灾工作的开展至关重要。目前,复合灾害敏感性评估的方法主要分为 4 类:启发式模型、确定性物理模型、统计模型与机器学习模型^[15-20]。机器学习模型由于计算成本低、速度快,越来越多地应用于自然灾害评估和灾害风险图绘制中,在灾害敏感性分析中对孕灾环境因子间的非线性关系具有很好的处理效果^[21-22]。机器学习模型中,卷积神经网络(convolutional neural networks, CNN)展现出了强大的特征提取和图像识别能力,特别是在处理遥感图像、卫星图像等空间数据方面,可以更加准确地捕捉影响复合灾害的各种因素特征,并进一步对灾害敏感性进行评估。卷积神经网络的高效性和准确性,使其成为单灾种及复合灾害敏感性评估中的重要工具之一^[23-24]。

粤港澳大湾区地形地貌条件错综复杂,易在台风、暴雨的影响下诱发滑坡、崩塌等地质灾害,因此本文通过推导并发复合灾害的敏感性评估模型,构建并发复合灾害敏感性评估体系,对粤港澳大湾区的并发复合灾害的敏感性进行评估,并通过具体案例对评估结果合理性进行验证。

1 研究区概况

粤港澳大湾区地处我国华南地区,区域面积 5.6 万 km²,总人口约 8 600 万人,地区生产总值占全国总量的 11%。粤港澳大湾区地理位置优越,处于珠江三角洲平原之上,濒临南海,拥有漫长的海岸线 and 建设完备的港口群,区位优势突出,是国内外海上贸易的重要枢纽,也是我国经济最发达的地区之一。湾区地形总体呈现北高南低的特点,海拔为-146~1 616 m,广州、深圳等中部地区主要城市以平原地貌为主,台地、丘陵环绕湾区四周。然而由于该区域地处亚热带海洋季风气候区,台风、暴雨等极端天气频发,且湾区地形地貌条件错综复杂,易在台风、暴雨的影响下诱发滑坡、崩塌等地质灾害,造成经济损失和人员伤亡。对该区域进行复合灾害敏感性评估,并依照敏感性程度采取对应的灾害防治措施极为重要。

2 研究方法

2.1 复合灾害敏感性评估模型

综合现有研究中孕灾环境敏感性的内涵及复合灾害相关研究,本文认为复合灾害敏感性与孕灾环境敏感性内涵基本一致,又称为易发性,是指受灾害威胁的地区其产生灾害的综合外部环境对灾害或损害的敏感程度或发生概率^[25-26],其高低决定了灾害发生的可能性和后果的严重性。在相同致灾因子条件下,高敏感地区发生复合灾害的概率更大,且灾害后果更为严重^[27]。本文中复合灾害敏感性评估是对根据区域的地形、地质、水文、植被等客观自然条件分析得到的自然灾害发生概率的一种评估,侧重于研究孕灾环境对灾害发生概率的影响。

假定复合灾害为单纯并发复合灾害 C_n 。 $A_1、A_2、\cdots、A_n$ 为可能几乎在同一时间袭击同一地区的不同类型灾害,各灾种由于挤占应急资源或产生叠加效应往往形成更为严重的复合灾害,且并发复合灾害中各单一灾害的敏感性之间相互独立,互不影响,各灾害之间不存在触发关系,则 C_n 为

$$C_n = \{A_j \mid j = 1, 2, \dots, n\} \tag{1}$$

设 S_{C_n} 为复合灾害 C_n 的敏感性(发生概率), S_{A_j} 为灾害 A_j 的敏感性。假定在 C_n 中,灾害 A_j 的发生是相互独立的, A_j 的敏感性不受复合灾害中其他灾害发生的影响。 C_n 的发生是灾害 A_1 、 A_2 、 $\dots$ 、 A_n 同时发生的结果,因此 C_n 的敏感性可以用灾害 A_1 、 A_2 、 $\dots$ 、 A_n 的敏感性推导得到:

$$S_{C_n} = \prod_{j=1}^n S_{A_j} \tag{2}$$

以滑坡-崩塌并发复合灾害为例,假设滑坡、崩塌灾害几乎同时发生且袭击同一地区,这两类灾害之间不存在触发关系,其在复合灾害中的敏感性不受其他灾害的影响,则滑坡-崩塌并发复合灾害的敏感性 S_{C_p} 为

$$S_{C_p} = S_{A_s} S_{A_a} \tag{3}$$

式中 S_{A_s} 、 S_{A_a} 分别为滑坡和崩塌单灾种的敏感性。

2.2 单灾种灾害敏感性评估模型

根据式(2),首先应选取合适的模型进行滑坡和崩塌单灾种灾害敏感性评估,再基于单灾种评估结果计算并发复合灾害敏感性。基于对现阶段研究成果的梳理与分析,本文选择特征提取精确、图像识别能力较好的 CNN 模型对滑坡、崩塌单灾种灾害敏感性进行评估。

2.2.1 CNN 模型

CNN 是一种通过模拟生物神经网络结构和功能,实现对图像及数据处理的前馈神经网络^[28],是图像识别领域中最具高效且广泛使用的算法之一。与传统的神经网络不同,CNN 的输入数据通常为多维图像数据,其不仅包括二维图像数据,还涵盖了诸如 RGB 颜色通道等多维信息。CNN 优点在于避免了人为的特征设计,可以通过训练网络提取图像特征,大大提高了算法的鲁棒性,可以利用更少的参数更高效地挖掘数据间的潜在关系^[29-30]。

CNN 的核心部分由卷积层、池化层和全连接层共同组成。卷积层的主要作用是提取特征,将卷积核与输入层图像的单个像素值进行逐元相乘相加,以实现减少数据量的目的,并更好地提取图像区域特征。特征提取完成后,输出的数据将在池化层进行下采样,使得图像符合显示区域的大小,且该过程不会损坏识别结果。最后,通过全连接层实现分类,得到图像的分类标签或回归值。

在 CNN 模型训练中,首先需考虑模型参数与超参数的设置,参数是通过训练数据自动学习的,使得模型能够对全新数据进行准确预测,主要参数类型有神经网络中的权重和偏差;超参数是指人为制定的模型外部控制变量,通过调整模型超参数能够对模型性能进行优化,例如学习率、样本批次容量、权重衰减、训练次数等。超参数的取值规则如下:学习率一般初始设置为 0.1,然后逐次相除以改进得到最终值;样本批次容量会影响模型的优化程度和收敛速度,需要具体结合数据集大小进行设置;权重衰减用来在反向传播中更新权重和偏置,一般设置为 0.005;训练次数包括所有训练样本的一个正向传递和一个反向传递,训练至模型收敛即可。训练中损失函数的选取对模型预测效果也具有至关重要的作用,损失函数是用来评估模型输出结果与真实值之间误差大小的函数,可计算损失值,并可通过优化算法最小化损失值,从而不断优化模型参数及性能。常用的损失函数有均方误差(MSE)、交叉熵损失函数(Cross-Entropy Loss)、感知损失函数(Hinge Loss)等。本文构造的 CNN 模型网络架构如图 1 所示。

2.2.2 CNN 模型评估思路

CNN 模型在处理多维数据方面具有卓越的性能,在数字图像处理技术中,图像中的像素点都具有较强的相关性,因此在数据预处理中应充分利用像素点的邻域信息,将原始数据改为二维数组的形式进行输入。首先使用 ArcGIS 软件对选定的滑坡、崩塌灾害敏感性评价指标数据进行重分类处理,通过 ENVI 软件对崩塌和滑坡评价指标图像信息进行图层叠加,生成一幅多波段的二维图像作为输入层原始数据。用于滑坡、崩塌数据学习的栅格图由以灾害点为中心裁剪的 12×12 大小的多波段数据组成。

由于 CNN 模型具有复杂的层级结构,且对于输入矩阵的尺寸有严格要求,因此采用规则的网格单元进行灾害敏感性评估。具体操作为:以评价因子叠加后的图像作为输入图像,叠加后每个网格单元内的数据作为原始数据,采用 ENVI 软件的 layer stacking 功能对评价指标间的图层进行叠加,进而将用于学习的灾害数据以灾害点为中心裁剪成大小为 12×12 多波段栅格图,再将所有栅格图输入到 CNN 模型中进行预测。

在应用 CNN 模型进行灾害敏感性评估时,判断滑坡和崩塌灾害的发生与否属于经典的二分类问题,因

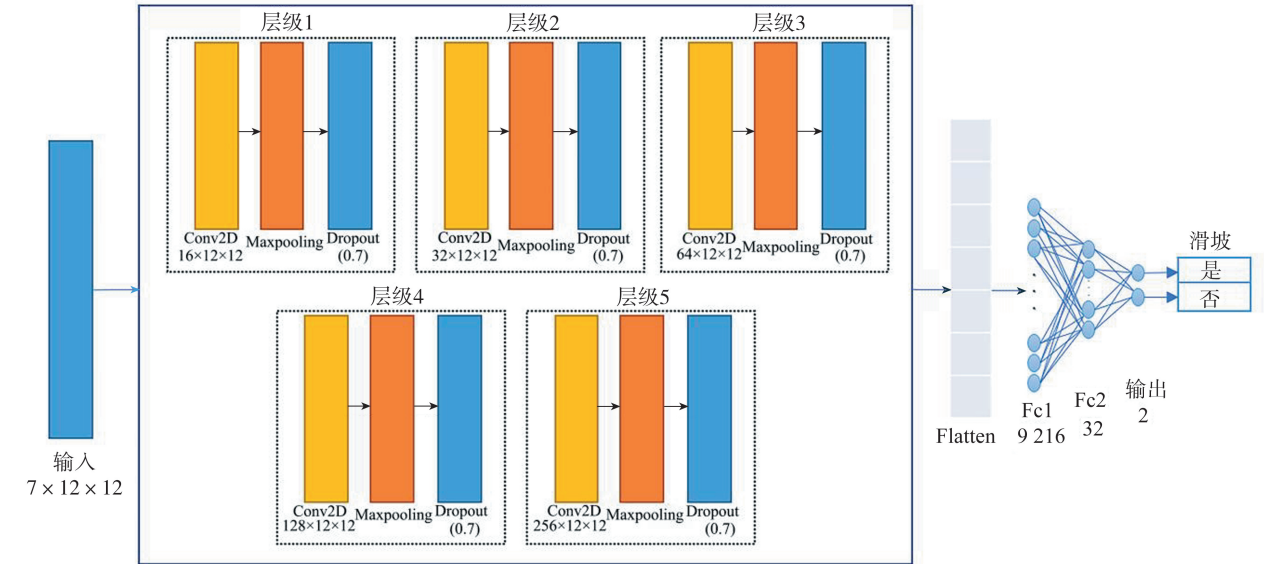


图 1 CNN 模型网络架构

Fig. 1 Network architecture of CNN model

此需设置 2 个神经元在输出层分类器中表示“滑坡”与“非滑坡”或“崩塌”与“非崩塌”,并选用 AlexNet 模型结构进行训练。采用试错法通过多次实验对模型的参数设置进行优化,并最终确定了滑坡和崩塌灾害所对应的卷积神经网络最佳参数组合。

3 滑坡-崩塌并发复合灾害敏感性评估

3.1 评价指标体系构建

敏感性主要和当地自然地理条件密切相关^[31-32],因此本文基于粤港澳大湾区自然地理条件,综合考虑滑坡和崩塌灾害的孕灾环境敏感因子,从地形、地质、水文、人类活动等方面出发,最终确定了 14 项粤港澳大湾区滑坡-崩塌并发复合灾害敏感性评价指标,具体指标见表 1。

表 1 滑坡-崩塌并发复合灾害敏感性评价指标体系

Table 1 Indicator system for sensitivity assessment of parallel complex disaster of landslide and avalanche			
类型	评价指标	涉及灾种	数据来源
地形	高程	滑坡、崩塌	中国科学院资源环境科学数据平台
	坡度	滑坡、崩塌	计算得出
	坡向	滑坡、崩塌	计算得出
	地形起伏度	滑坡、崩塌	计算得出
	地表粗糙度	滑坡	计算得出
	地面曲率	滑坡、崩塌	计算得出
	地貌类型	滑坡、崩塌	地理监测云平台
	地层岩性	滑坡、崩塌	中国地质调查局数字地质图
地质	距断裂距离	滑坡、崩塌	中国科学院资源环境科学数据平台
水文	降水量	滑坡、崩塌	佛山市地质资料局
	河网密度	滑坡、崩塌	中国科学院资源环境科学数据平台
植被	归一化植被指数	滑坡、崩塌	中国科学院资源环境科学数据平台
土地利用	土地利用类型和程度	滑坡	地理监测云平台
人类活动	道路密度	滑坡、崩塌	中国科学院资源环境科学数据平台

3.2 滑坡敏感性评估与分析

本文共收集粤港澳大湾区滑坡灾害点 939 个(累计到 2019 年),并使用 ArcGIS 软件在现有滑坡点 5 km 以外随机生成同等数量的非滑坡点。将滑坡点和非滑坡点随机分为三部分,取其中 60% 的数据作为训练集,20% 的数据作为验证集对 CNN 模型进行训练学习,最后利用剩下的 20% 数据对模型进行测试。在多次测试下,通过试错法对模型参数进行优化,得出 CNN 模型滑坡灾害学习的最佳参数组合(表 2),最终计算

得到滑坡测试集的精确度为 89.1%。

利用表 2 参数组合进行模型训练,并将训练好的模型保存用于预测粤港澳大湾区每个网格的敏感性指数,在进行敏感性预测时,采用窗口滑动算法对各网格进行预测,以提高模型的识别效率并避免数据丢失。完成所有网格的敏感性指数预测后,利用自然断点法对预测所得的粤港澳大湾区敏感性进行分级:0~0.1176 为低敏感区,>0.1176~0.3686 为较低敏感区,>0.3686~0.6431 为中敏感区,>0.6431~0.8784 为较高敏感区,>0.8784~1 为高敏感区。最后,使用 ArcGIS 软件绘制得到粤港澳大湾区的滑坡敏感性分区,如图 2 所示。

高敏感区面积约 17 613.46 km²,约占粤港澳大湾区总面积的 31.82%,所占面积仅次于低敏感性地区,统计得出湾区发育有滑坡灾害点 641 个,灾害点密度为 0.0364 个/km²。高敏感性地区主要分布在怀集县、广宁县、封开县、德庆县等湾区西北部地区,斗门区、香港特别行政区等湾区南部地区以及从化区、龙岗区、坪山区、罗湖区、福山区等湾区东北部地区,并且在台山市、恩平市、龙门县、东莞市、澳门特别行政区有零星分布。这些地区地貌多为山地丘陵,相对高程较高,地形起伏度大,坡度较为陡峭,地面曲率也较大,土地利用类型主要为农、林用地,并且多数地区位于断裂带之上,地层岩性多为古生界沉积岩,地质环境较为恶劣,易于出现地壳运动诱发滑坡灾害。此外,该区域的年降水量普遍在 2 000 mm 以上,恶劣的地质环境,陡峭的山地丘陵,相对较低的植被覆盖,再加上人为影响,例如公路、铁路的修建,致使滑坡灾害处于高敏感水平。

较高敏感区、中敏感区、较低敏感区的面积分别为 3 199.62、2 568.21、2 887.25 km²,灾害点数量分别为 60、43、39 个。该区域作为过渡区,较高敏感区和较低敏感区主要零星散布在高敏感区和低敏感区四周,中敏感区在怀集县北部、高要区、惠东县、龙门县等地分布相对较密,呈现出聚集性分布特征,中敏感性地区处于地层、断裂带的过渡地带,该地区地貌主要为低海拔台地或丘陵,地形起伏度、地表粗糙度、地面曲率较高但明显低于高敏感性地区,年降水量和归一化植被指数处于湾区平均范围,河网密度、道路密度较低,滑坡灾害发生的可能性处于中等水平。

低敏感区面积约 29 079.24 km²,约占粤港澳大湾区总面积的 52.54%,在分区中面积最大,统计得出湾区发育有滑坡灾害点 149 个,灾害点密度为 0.0051 个/km²。低敏感性地区在海珠区、南海区、荔湾区等湾区中部地区呈现集中分布。该地区地貌主要为低海拔平原,高程低,地形起伏度小,坡度缓,因此地面曲率也相对较低,此区域主要集中于市区,土地利用类型多为城乡、居民用地。地层岩性多为新生界基岩,地质环境良好,并且该区域年降水量大多低于 1 900 mm,归一化植被指数相对较高。优越的地质地貌和自然环境,使得该地区滑坡灾害处于低敏感水平。

3.3 崩塌敏感性评估与分析

本文共收集粤港澳大湾区崩塌灾害点 1 330 个(累计到 2019 年),具体模型训练步骤同滑坡单灾种评估。CNN 模型崩塌灾害学习的最佳参数组合见表 2,崩塌测试集的精准度为 86.75%。使用训练好的模型预测粤港澳大湾区各网格敏感性指数,完成各网格敏感性指数预测后,运用自然断点法将崩塌敏感性划分为 5 个等级:低敏感区、较低敏感区、中敏感区、较高敏感区、高敏感区(图 3),各等级区间分别为:0~0.1020,>0.1020~0.3333,>0.3333~0.6157,>0.6157~0.8745,>0.8745~1。

崩塌高敏感区面积约 18 805.83 km²,约占粤港澳大湾区总面积的 33.98%,统计得出湾区共发育有崩塌灾害点 852 个,灾害点密度为 0.0453 个/km²。高敏感区主要分布在怀集县、广宁县、德庆县、封开县、四会

表 2 CNN 模型参数

Table 2 CNN model parameters

参数	参数取值	
	滑坡灾害	崩塌灾害
输入图像	12×12×14	12×12×12
卷积核	3×3	3×3
最大池化	2×2	2×2
损失函数	Cross-entropy	Cross-entropy
激活函数	RELU	RELU
优化器	SGD	SGD
迭代次数	80	65
迭代批次	32	32
学习率	0.01	0.01

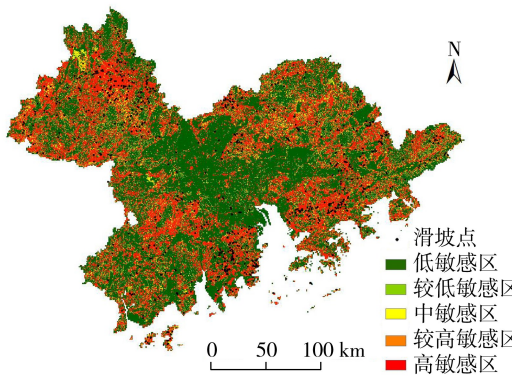


图 2 滑坡单灾种敏感性分布

Fig. 2 Sensitivity distribution of landslide disaster

此外,该区域的年降水量普遍在 2 000 mm 以上,恶劣的地质环境,陡峭的山地丘陵,相对较低的植被覆盖,再加上人为影响,例如公路、铁路的修建,致使滑坡灾害处于高敏感水平。

市等西北部地区,黄埔区、增城区、博罗县、龙华区、惠城区、惠东县等东北部地区,并且在鼎城区、高要区、白云区、天河区、东莞市、中山市等地有零星分布。这些地区的地貌特征以山地和丘陵居多,相对高程、坡度、地形起伏度、地面曲率均高于平均值,且较大部分位于断裂带之上,因此受地壳运动影响的可能性大,地层岩性多为古生代和中生代,地质条件较差,再加上归一化植被指数较低,植被覆盖程度相对较低,且修建了较多的公路、铁路,对环境稳定性造成了一定程度的破坏,较容易发生崩塌灾害。

较高敏感区、中敏感区、较低敏感区的面积分别为1 872. 57、1 714. 96、2 570. 17 km²,作为过渡区,相较于高、低敏感区的集中分布,这些区域分布较为分散,零星分布于高、低敏感区之间,中敏感区在四会市、从化区、增城区的部分区域有较为集中的分布。这些过渡区的地貌类型丰富,高程、坡度、地形起伏度、地面曲率等地形特征差异性较大,但总体略低于高敏感地区,降水量、归一化植被指数、道路密度、河网密度等因素无明显地区性特征,这一系列环境因素也导致了崩塌灾害发生的可能性处于较高或较低水平。

崩塌低敏感区面积约为30 384. 24 km²,约占粤港澳大湾区总面积的54. 90%,湾区共发育有崩塌灾害点319个,灾害点密度为0. 0105个/km²。低敏感区主要分布在三水区、南海区、禅城区等中部地区,开平市、恩平市、台山市等西南部地区。这些地区的地貌特征以低海拔平原为主,南部有少许低海拔台地、丘陵,相对高程较低,坡度平缓,起伏度和地面曲率较小,大部分区县距离断裂带较远,不易受到地壳运动影响,地层岩性主要为新生代和中生代,地质条件良好。此外,该地区植被覆盖程度较高,环境稳定性好,因此发生崩塌灾害的可能性相对较低。

3.4 滑坡-崩塌并发复合灾害敏感性评估与分析

根据式(2),在ArcGIS软件中运用栅格计算器功能将滑坡和崩塌敏感性归一化栅格数据相乘,输出栅格即为滑坡-崩塌并发复合灾害敏感性指数数据,使用自然断点法分级,敏感性等级区间分别为低敏感区(0~0. 1098)、较低敏感区(>0. 1098~0. 3608)、中敏感区(>0. 3608~0. 6353)、较高敏感区(>0. 6353~0. 8745)、高敏感区(>0. 8745~1)5个敏感性等级,如图4所示。

粤港澳大湾区滑坡-崩塌并发复合灾害高敏感区面积约为9 296. 91 km²,约占大湾区总面积的16. 80%。高敏感区主要分布在怀集县、广宁县、封开县、德庆县等西北部地区,惠城区、惠东县、龙岗区、龙华区、福田区等东北部地区,并且在四会市、蓬江区、中山市、东莞市、宝安区等地区也有零星分布。在地形地貌方面,这些地区普遍高程较高,多为丘陵或山地,且坡度较陡,地面曲率等指标处于较高水平,断裂带在该地区也分布得较为密集。同时,归一化植被指数较小,年降水量相对较大,道路密度、河网密度较大。因此,该地区滑坡及崩塌灾害敏感性均较高,同时发生并耦合形成滑坡-崩塌并发复合灾害可能性较大。与单灾种情况相比可知,滑坡-崩塌并发复合灾害高敏感性地区分布情况与滑坡、崩塌高敏感区分布情况大致相似,主要集中于湾区的东北部、西北部,湾区南部存在些许差异;原因是东西部山地丘陵分布密集,高程地势变化较大,因此较容易发生复合灾害。而湾区南部临海,气候和地形地貌较为复杂,由于滑坡和崩塌灾害致灾因子存在差异,因此敏感性不同。

较高敏感区、中敏感区、较低敏感区的面积分别为2 139. 85、1 756. 74、2 151. 54 km²,这些区域分布较为分散,在高敏感区和低敏感区之间呈现零星分布,在广宁县、鹤山市、光明区、增城区、龙门县等地区有小面积聚集。这些地区地貌特征主要是低海拔台地和丘陵,坡度一般不超过20°,地形起伏度、地面曲率等特征略

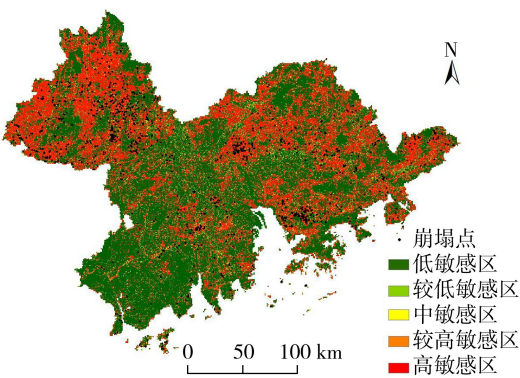


图3 崩塌单灾种敏感性分布
Fig.3 Sensitivity distribution of avalanche disaster

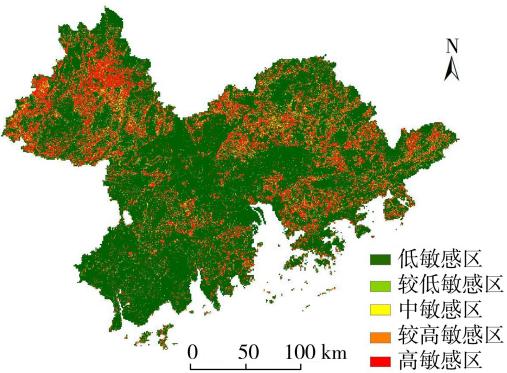


图4 滑坡-崩塌并发复合灾害敏感性分布
Fig.4 Sensitivity distribution of parallel complex disaster of landslide and avalanche

低于高敏感区,同时,道路密度、河网密度适中,归一化植被指数、年降水量处于均值附近。因此,这些地区滑坡敏感性和崩塌敏感性也处于中间水平,属于分散于高低敏感区之间的过渡区。滑坡-崩塌并发复合灾害过渡区分布情况与单灾种分布情况类似,均零星分布于高、低敏感区之间,中敏感区存在小面积聚集情况。

低敏感区面积约为 40 002. 73 km²,约占粤港澳大湾区总面积的 72. 28%,所占面积在分区中最大。低敏感区主要分布在三水区、南海区、禅城区、顺德区等中部地区,台山市、恩平市、开平市等西南部地区。这些地区高程相对较低、坡度较缓、地面曲率较小、地形起伏度较小,主要位于低海拔平原地区,且断裂带分布较少。此外,还存在着归一化植被指数较大,植被覆盖较为密集,河网密度,道路密度较小等特性,中部地区年降水量低于平均水平。因此,这些地区滑坡敏感性和崩塌敏感性都相对较低,不容易发生复合灾害。与单灾种情况相对照可知,并发复合灾害分布情况和滑坡、崩塌灾害分布情况总体较为相似,但在西南部地区存在差异。湾区中部既是崩塌低敏感区,又是滑坡低敏感区,因此也属于复合灾害低敏感区。西南部地区属于崩塌灾害和复合灾害的低敏感区,但并非滑坡灾害低敏感区,由此可见降低单灾种敏感性在一定程度上有助于减少并发复合灾害敏感性。出现该差异的主要原因是西南部地区高程普遍较低,地貌以平原为主且坡度较低,因此崩塌发生的概率较小,但由于受季风和洋流的影响较大,降水量较大,导致滑坡灾害较易发生。

3.5 评估结果验证

2024 年 4 月 5 日晚,据广东省气象部门监测,广东中北部地区出现了暴雨到大暴雨天气,局部累计降水量最大达到 225. 7 mm。5—24 日,持续强降雨对粤港澳大湾区多地造成严重影响,并引发滑坡、崩塌、山洪、泥石流等一系列地质灾害,对生命财产和生态环境造成严重损害。据统计,此次灾害共造成 4 人死亡、10 余人失联,广东省累计转移群众 11 万人、紧急安置 2. 58 万人,国铁广州局多条线路运输秩序受到一定程度影响。本文以此次复合地质灾害为例,对粤港澳大湾区并发复合灾害敏感性评估体系进行实例验证。

由风险预警图(图 5)可知,发布地质灾害风险三级、四级预警的区县主要有:湾区西北部的广宁县、怀集县、封开县、德庆县等地,以及湾区东北部的博罗县、龙门县、惠城区、惠东县等地,在本文的并发复合灾害敏感性评估结果中基本处于高和较高敏感性水平;未发布地质灾害风险预警的区县主要聚集在湾区西南部地区,包括台山市、恩平市、开平市、新会区等地,少量分布在湾区中部,包括海珠区、荔湾区等地,在评估结果中多为中、较低和低敏感性水平,灾害分布情况与滑坡-崩塌并发复合灾害敏感性评估结果基本一致。

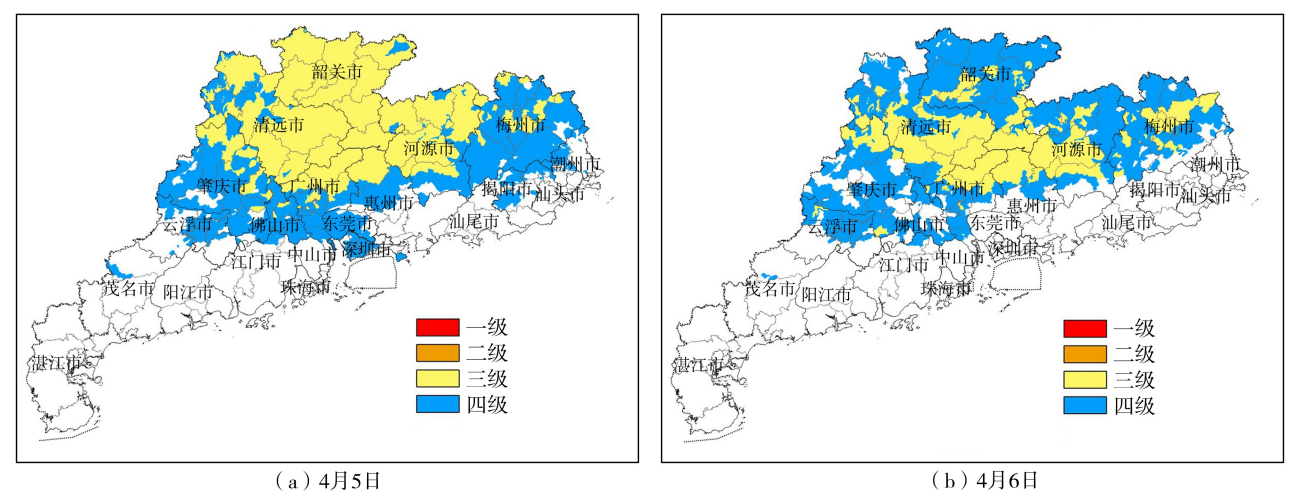


图 5 广东省地质灾害风险预警图

Fig. 5 Geological disaster risk warning map of Guangdong Province

4 结 论

- a. 基于复合灾害理论,从复合灾害敏感性评估角度出发,考虑到并发复合灾害中各灾种之间不存在触发关系的特性,推导并构建出并发复合灾害敏感性评估方法体系。该体系通过 CNN 模型计算单一灾害的敏感性,并通过构建 AlexNet-2 模型对神经网络进行训练,通过 ArcGIS 软件输出滑坡-崩塌并发复合灾害敏感性指数。
- b. 粤港澳大湾区滑坡-崩塌并发复合灾害高敏感区主要分布在湾区西北部和东北部,低敏感区多分布

于大湾区中部及西南部,而较高、中、较低敏感区主要作为过渡区零星散布于高、低敏感区之间。

参考文献:

[1] 丁锐. 昌吉市南部山区崩塌滑坡灾害风险性评价[D]. 长春: 吉林大学, 2023.

[2] 朱辉, 何祺胜, 李金阳, 等. 基于多源遥感数据的蓄洪区洪涝遥感监测与分析[J]. 河海大学学报(自然科学版), 2022, 50(4): 50-57. (ZHU Hui, HE Qisheng, LI Jinyang, et al. Remote sensing monitoring and analysis of flood in flood storage area based on multi-source remote sensing data[J]. Journal of Hohai University (Natural Sciences), 2022, 50(4): 50-57. (in Chinese))

[3] 陈世壮, 徐卫亚, 石安池, 等. 高坝大库滑坡涌浪灾害链研究综述[J]. 水利水电科技进展, 2023, 43(3): 83-93. (CHEN Shizhuang, XU Weiya, SHI Anchi, et al. Review of hazard chain of landslide surge for high dams and large reservoirs[J]. Advances in Science and Technology of Water Resources, 2023, 43(3): 83-93. (in Chinese))

[4] 周姝天, 翟国方, 施益军, 等. 城市自然灾害风险评估研究综述[J]. 灾害学, 2020, 35(4): 180-186. (ZHOU Shutian, ZHAI Guofang, SHI Yijun, et al. A literature review of urban natural disaster risk assessment[J]. Journal of Catastrophology, 2020, 35(4): 180-186. (in Chinese))

[5] 尚志海, 刘希林. 基于 LQI 的泥石流灾害生命风险价值评估[J]. 热带地理, 2010, 30(3): 289-293. (SHANG Zhihai, LIU Xilin. Life risk evaluation of debris flow disaster based on Life Quality Index[J]. Tropical Geography, 2010, 30(3): 289-293. (in Chinese))

[6] 高玉琴, 王慧, 刘钺, 等. 基于空间信息格网的南京市洪水风险评估[J]. 水利水电科技进展, 2024, 44(6): 6-12. (GAO Yuqin, WANG Hui, LIU Yue, et al. Flood disaster risk assessment in Nanjing City based on spatial information grids[J]. Advances in Science and Technology of Water Resources, 2024, 44(6): 6-12. (in Chinese))

[7] 王婷, 仇蕾, 汪志强, 等. 基于改进 DIIM 的洪涝灾害下供应链系统中断关联型损失评估研究[J]. 水利经济, 2023, 41(4): 88-93. (WANG Ting, QIU Lei, WANG Zhiqiang, et al. Research on economic loss assessment of supply chain disruption under flood disaster based on improved DIIM[J]. Journal of Economics of Water Resources, 2023, 41(4): 88-93. (in Chinese))

[8] 裴惠娟, 陈晋, 李雯, 等. 甘肃省地质灾害风险评估[J]. 灾害学, 2017, 32(2): 97-102. (PEI Huijuan, CHEN Jin, LI Wen, et al. Geological disaster risk assessment in Gansu Province[J]. Journal of Catastrophology, 2017, 32(2): 97-102. (in Chinese))

[9] 刘彦花, 叶国华. 基于粗糙集与 GIS 的滑坡地质灾害风险评估: 以广西梧州为例[J]. 灾害学, 2015, 30(2): 108-114. (LIU Yanhua, YE Guohua. Risk assessment of landslides geological disasters based on rough set and GIS: taking Guangxi Wuzhou as an example[J]. Journal of Catastrophology, 2015, 30(2): 108-114. (in Chinese))

[10] 石佳, 郭紫楠, 胡向南. 复合型灾害中公众多重应对行为特征与影响因素研究[J]. 公共行政评论, 2024, 17(2): 26-44. (SHI Jia, GUO Zinan, HU Xiangnan. Characteristics and influencing factors of individuals' coping behaviors in compound disasters[J]. Journal of Public Administration, 2024, 17(2): 26-44. (in Chinese))

[11] 张社荣, 张耀飞, 王超, 等. 基于统一场景的重力坝极端动力灾害链传递混合模拟方法[J]. 水利水电科技进展, 2023, 43(6): 1-9. (ZHANG Sherong, ZHANG Yaofei, WANG Chao, et al. Hybrid simulation method of extreme dynamic disaster chain transfer for gravity dams based on unified scene[J]. Advances in Science and Technology of Water Resources, 2023, 43(6): 1-9. (in Chinese))

[12] 冯玉涛, 肖盛燮. 崩滑流地质灾害链式机理及其优化防治[J]. 灾害学, 2009, 24(3): 22-26. (FENG Yutao, XIAO Shengxie. Chain mechanism and optimized control of collapses, landslides and debris flows[J]. Journal of Catastrophology, 2009, 24(3): 22-26. (in Chinese))

[13] 刘永志, 唐雯雯, 张文婷, 等. 基于灾害链的洪涝灾害风险分析综述[J]. 水资源保护, 2021, 37(1): 20-27. (LIU Yongzhi, TANG Wenwen, ZHANG Wenting, et al. Review of flood disaster risk analysis based on disaster chain[J]. Water Resources Protection, 2021, 37(1): 20-27. (in Chinese))

[14] ZHOU Wenqi, QIU Haijun, WANG Luyao, et al. Combining rainfall-induced shallow landslides and subsequent debris flows for hazard chain prediction[J]. CATENA, 2022, 213: 106199.

[15] MERGHADI A, YUNUS A P, DOU Jie, et al. Machine learning methods for landslide susceptibility studies: a comparative overview of algorithm performance[J]. Earth-Science Reviews, 2020, 207: 103225.

[16] 张沛, 李英冰, 张镇平, 等. 耦合递归特征消除与二维 CNN 的滑坡敏感性评价[J]. 测绘通报, 2023(12): 88-93. (ZHANG Pei, LI Yingbing, ZHANG Zhenping, et al. Combining recursive feature elimination and 2D CNN for landslide susceptibility evaluation[J]. Bulletin of Surveying and Mapping, 2023(12): 88-93. (in Chinese))

[17] EFIONG J, ENI D I, OBIEFUNA N J, et al. Geospatial modelling of landslide susceptibility in Cross River State of Nigeria[J].

Scientific African,2021,14:e01032.

[18] JIN Jiacheng,CHEN Guan,MENG Xingmin,et al. Prediction of river damming susceptibility by landslides based on a logistic regression model and InSAR techniques:a case study of the Bailong River Basin, China[J]. Engineering Geology, 2022, 299: 106562.

[19] YI Yaning,ZHANG Zhijie,ZHANG Wanchang,et al. Landslide susceptibility mapping using multiscale sampling strategy and convolutional neural network:a case study in Jiuzhaigou region[J]. CATENA,2020,195:104851.

[20] ABDO H G,ALMOHAMAD H,DUGHAIRI A A A,et al. Spatial implementation of frequency ratio,statistical index and index of entropy models for landslide susceptibility mapping in Al-Balouta river basin,Tartous Governorate,Syria[J]. Geoscience Letters, 2022,9(1):45.

[21] 段宇英,汤军,刘远刚,等. 基于随机森林的山西省柳林县黄土滑坡空间敏感性评价[J]. 地理科学,2022,42(2):343-351. (DUAN Yuying,TANG Jun,LIU Yuangang,et al. Spatial sensitivity evaluation of loess landslide in Liulin County,Shanxi based on random forest[J]. Scientia Geographica Sinica,2022,42(2):343-351. (in Chinese))

[22] 徐奎,潘昊,宾零陵,等. 基于强化学习的海南岛山洪灾害易发性评估[J]. 水资源保护,2023,39(2):95-100. (XU Kui, PAN Hao,BIN Lingling,et al. Evaluation of mountain torrent disaster vulnerability in Hainan Island based on reinforcement learning[J]. Water Resources Protection,2023,39(2):95-100. (in Chinese))

[23] 尹超,李仲波,张凯,等. 基于 Inter. Iamb-Tabu 算法的区域滑坡敏感性评价[J]. 山地学报,2023,41(4):608-620. (YIN Chao,LI Zhongbo,ZHANG Kai,et al. Regional landslide susceptibility assessment based on Inter. Iamb-Tabu algorithm[J]. Mountain Research,2023,41(4):608-620. (in Chinese))

[24] 赵占骞,王继周,毛曦,等. 多维 CNN 耦合的滑坡易发性评价方法[J]. 武汉大学学报(信息科学版),2024,49(8):1466-1481. (ZHAO Zhanao,WANG Jizhou,MAO Xi,et al. A multi-dimensional CNN Coupled landslide susceptibility assessment method[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University,2024,49(8):1466-1481. (in Chinese))

[25] 黄莉,徐凤凰,张晨钰,等. 粤港澳大湾区复合灾害系统敏感性评估[J]. 水土保持学报,2024,38(1):167-175. (HUANG Li,XU Fenghuang,ZHANG Chenyu,et al. Sensitivity assessment of complex disaster system in Guangdong-Hong Kong-Macao Greater Bay Area[J]. Journal of Soil and Water Conservation,2024,38(1):167-175. (in Chinese))

[26] 莫建飞,陆甲,李艳兰,等. 基于 GIS 的广西洪涝灾害孕灾环境敏感性评估[J]. 灾害学,2010,25(4):33-37. (MO Jianfei, LU Jia,LI Yanlan,et al. GIS-based sensitivity assessment on environment of developing flood hazards in Guangxi Province[J]. Journal of Catastrophology,2010,25(4):33-37. (in Chinese))

[27] 蒋德明,李益敏,鲍华姝. 泸水县滑坡孕灾环境因素敏感性研究[J]. 自然灾害学报,2016,25(4):109-119. (JIANG Deming,LI Yimin,BAO Huashu. Study on sensitivity in disaster-pregnant environmental factors of landslide in Lushui County [J]. Journal of Natural Disasters,2016,25(4):109-119. (in Chinese))

[28] WANG Yi,FANG Zhice,HONG Haoyuan,et al. Flood susceptibility mapping using convolutional neural network frameworks[J]. Journal of Hydrology,2020,582:124482.

[29] ULLAH K,WANG Yi,FANG Zhice,et al. Multi-hazard susceptibility mapping based on Convolutional Neural Networks[J]. Geoscience Frontiers,2022,13(5):101425.

[30] 高林春,王收军,陈松贵,等. 基于 Mask R-CNN 的防波堤复杂护面块体检测和分割方法[J]. 河海大学学报(自然科学版),2022,50(4):121-126. (GAO Linchun,WANG Shoujun,CHEN Songgui,et al. Identification and segmentation technology of complex armour blocks of rubble mound breakwater based on Mask R-CNN[J]. Journal of Hohai University(Natural Sciences), 2022,50(4):121-126. (in Chinese))

[31] 郑德凤,高敏,李钰,等. 基于 GIS 的大连市暴雨洪涝灾害综合风险评估[J]. 河海大学学报(自然科学版),2022,50(3):1-8. (ZHENG Defeng,GAO Min,LI Yu,et al. Comprehensive risk assessment of rainstorm-flood disaster in Dalian City based on GIS[J]. Journal of Hohai University(Natural Sciences),2022,50(3):1-8. (in Chinese))

[32] WANG W,SONG Y,HUANG L,et al. Vulnerability assessment of disaster chains: a case study of rainstorm-landslide disaster chains in the Greater Bay Area[J]. International Journal of Disaster Risk Reduction,2025,119:105272.

(收稿日期:2024 - 08 - 03 编辑:刘晓艳)