

DOI:10.13870/j.cnki.stbxb.2024.01.019

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.

粤港澳大湾区复合灾害系统敏感性评估

黄莉¹, 徐凤凰², 张晨钰², 宋月², 王伟²

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

摘要: [目的] 识别灾害的敏感性是防灾减灾的重要前提,复合灾害系统敏感性评估是复合灾害系统风险评估的重要组成部分。[方法] 首先根据暴雨—滑坡灾害链特征构建复合灾害系统敏感性评估指标体系,进而采用卷积神经网络(CNN)和参数最优地理探测器—层次分析法耦合模型(OPGD—AHP)对粤港澳大湾区的暴雨—滑坡灾害链敏感性进行评估。通过对暴雨和滑坡单灾种的敏感性分析,分别得到粤港澳大湾区暴雨和滑坡的敏感性分级图,并由统计分析得出暴雨诱发滑坡的阈值及其转换概率,以此对暴雨—滑坡灾害链敏感性进行分析,最终得到粤港澳大湾区暴雨—滑坡灾害链敏感性分级图。[结果] (1)粤港澳大湾区暴雨—滑坡灾害链高敏感区域主要分布在广宁县、怀集县等西北部地区和惠阳区、惠东县等东部地区;(2)次高敏感性和中敏感性区域主要分布在封开、德庆、从化、龙门、博罗等区域;(3)低敏感区和次低敏感区主要分布在南海、荔湾、禅城、顺德、南沙、番禺、三水、白云等中部地区。[结论] 研究结果可为粤港澳大湾区的防灾减灾、增强灾害链风险抵抗力和恢复力提供科学依据和技术支持。

关键词: 复合灾害系统; 敏感性评估; CNN; OPGD—AHP; 粤港澳大湾区

中图分类号:X43

文献标识码:A

文章编号:1009-2242-(2024)01-0167-09

Sensitivity Assessment of Complex Disaster System in Guangdong-Hong Kong-Macao Greater Bay Area

HUANG Li¹, XU Fenghuang², ZHANG Chenyu², SONG Yue², WANG Wei²

(1.College of Public Administration, Hohai University, Nanjing 211100, China;

2. College of Harbour, Coastal and Offshore Engineering, Hohai University, Nanjing 210098, China)

Abstract: [Objective] Identifying the sensitivity of disasters is an important prerequisite for disaster prevention and reduction, and sensitivity assessment of complex disaster systems is an important component of risk assessment of composite disaster systems. [Methods] Firstly, the sensitivity assessment index system of the composite disaster system was constructed according to the characteristics of the rainstorm landslide disaster chain, and then the susceptibility of the rainstorm-landslide disaster chain in Guangdong-Hong Kong-Macao Greater Bay Area was evaluated by using Convolutional Neural Network (CNN) and Optimal Parameters-based Geographical Detectors-Analytic Hierarchy Process (OPGD-AHP). Through the sensitivity analysis of rainstorm and landslide, the sensitivity classification maps of rainstorm and landslide in the Greater Bay Area were obtained respectively. And the threshold value and conversion probability of landslide induced by rainstorm were obtained through statistical analysis, so as to analyze the sensitivity of rainstorm landslide disaster chain and finally the sensitivity classification map of the rainstorm-landslide disaster chain in the Greater Bay Area was obtained. [Results] (1) The highly sensitive areas of the rainstorm landslide disaster chain in Guangdong, Hong Kong and Macao were mainly distributed in the northwest of Guangning County and Huaiji County, and in the east of Huiyang District and Huidong County. (2) The sub high sensitivity and medium sensitivity areas were mainly distributed in areas such as Fengkai, Deqing, Conghua,

收稿日期:2023-07-12

修回日期:2023-08-17

录用日期:2023-09-08

网络首发日期(www.cnki.net):2023-11-17

资助项目:国家重点研发计划项目(2021YFC3001002);国家自然科学基金项目(71974052)

第一作者:黄莉(1982—),女,博士,副教授,主要从事水灾害应急管理研究。E-mail:lily8214@126.com

通信作者:王伟(1979—),男,博士,教授,主要从事水灾害应急物流研究。E-mail:13813826667@163.com

<http://stbxb.alljournal.com.cn>

Longmen, Boluo, etc. (3) Low sensitivity areas and sub low sensitivity areas were mainly distributed in central areas such as South China Sea, Liwan, Chancheng, Shunde, Nansha, Panyu, Sanshui, Baiyun, etc. [Conclusion] The research results could provide scientific basis and technical support for disaster prevention and reduction, as well as enhancing the resistance and resilience of the disaster chain in Guangdong-Hong Kong-Macao Greater Bay Area.

Keywords: complex disaster system; sensitivity assessment; CNN; OPGD-AHP; Guangdong-Hong Kong-Macao Greater Bay Area

Received: 2023-07-12

Revised: 2023-08-17

Accepted: 2023-09-08

Online(www.cnki.net): 2023-11-17

随着全球气候变化和人类活动的不断影响,各种自然灾害的发生频率和强度也越来越高,这对人类的生存和发展带来了极大的挑战。复合灾害作为具有多种复杂因素相互耦合的自然灾害,是比单独发生的单个灾害更严重的多重连续灾害事件。复合灾害的种类因灾害链中原生灾害、次生灾害及一系列衍生灾害的不同而不同。对复合灾害的研究已经成为当前防灾减灾领域研究的热点之一。复合灾害系统敏感性评估是复合灾害风险评估的重要组成部分,是防灾减灾的重要前提。目前,国内外学者对于敏感性有着不同的理解,对于脆弱性和敏感性的定义存在混用现象,尚未给敏感性做出统一的定义。因此,本文从灾害风险评估角度出发,梳理了目前学者对灾害系统敏感性内涵的研究。

针对灾害风险评估,使用较多的是联合国国际减灾战略(UNISDR)提出的灾害风险评估模型^[1-2],该模型认为,灾害风险是由灾害危险性、应灾脆弱性和风险暴露度综合作用的结果。以雨洪灾害风险为例,灾害危险性是指受到外部因素影响而可能发生的灾害程度;城市系统的应灾脆弱性则反映了社会经济和物质环境对雨洪灾害的敏感程度;风险暴露度则表明,当系统面临雨洪灾害时,可能会造成的人员伤亡和财产损失的程度。伍仁杰^[3]在进行公路洪灾风险研究时,将公路洪灾风险研究分为公路洪水灾害风险的孕灾环境脆弱性、致灾因子危险性、承灾体易损性以及防洪减灾有效性 4 个方面,公路洪灾是在一定孕灾环境下,通过自然和社会致灾因子(洪水、暴雨、人类工程活动等)作用于承灾体(公路、社会经济等)并受到防洪减灾能力(灾害防治、人力物力资金投入等)影响的产物,是由致灾因子、孕灾环境、承灾体、防洪减灾能力共同组成并相互作用的一个自然系统,而风险则是各个子系统内部相互作用、相互影响的结果。牛全福等^[4]在对黄土区域滑坡灾害的危险性进行评估时指出,灾害是由地表变化过程引起的,是致灾因子、孕灾环境和承灾体综合作用的结果;陈雨菲^[5]在进行台风灾害综合风险评估时,耦合了孕灾环境敏感

性、致灾因子危险性、承灾体脆弱性和防灾减灾能力 4 方面因素,构建了台风灾害与孕灾环境之间关系的评价体系,并结合研究区实际情况分别选取了地形位指数、河网密度、地形起伏度、植被覆盖度、地形指数及距东南海岸距离等 6 个指标对海南岛进行综合风险评估,从而得到不同时期台风灾害各分指数值和综合风险分区。

基于以上梳理,本文认为,灾害风险评估由致灾因子危险性、孕灾环境敏感性、承灾体脆弱性和防灾减灾能力 4 个方面耦合而成。对于孕灾环境敏感性,蒋德明等^[6]认为,地质灾害的发生是由孕灾因子和致灾因子相互作用造成的,与致灾因子相比,孕灾因子的变化较为缓慢,因此研究地质灾害的孕灾环境敏感性是进行相关研究的基础;殷洁等^[7]利用 2 个指标计算了台风灾害登陆不同强度县单元的频率和台风风险评估中县单元经历的路径长度,以反映一定强度的台风可能登陆或影响某些县的情况,并评估了该地区台风灾害的敏感性;何静^[8]在研究日喀则地区的地质灾害孕灾环境时指出,孕灾环境是灾害因素形成和灾情发生的重要地区,地质构造、地形地貌、人类活动和激发条件等因素是影响孕灾环境敏感性的主要因素;而莫建飞等^[9]研究认为,孕灾环境的敏感性可以定义为该地区外部环境对气象灾害威胁对灾害或损害的敏感性。在相同的灾害强度下,敏感性越高,气象灾害发生的风险越大,气象灾害造成的破坏和损失越严重。

复合灾害系统敏感性评估作为复合灾害系统风险评估的重要组成部分,对于减轻、评估和控制灾害至关重要。然而,目前对于敏感性的研究多为单灾种孕灾环境敏感性,针对复合灾害系统的敏感性研究,尚未得到充分的学术关注与深入研究,通常仅仅作为风险评估的一部分^[10-11]。许瀚卿等^[10]以上海市为例,运用 K-S、AIC 和 BIC 检验方法对边际分布函数进行了优化,并利用 Copula 函数定量评价了不同组合重现期降水与风暴潮的复合洪涝灾害风险,量化了极端降水与风暴潮的结构依赖关系,评估了上海市的雨潮复合洪涝灾害风险;林金煌等^[11]分别选取高

程、NDVI、坡度、距主要公路距离和各个格网内的地质灾害点数目等 8 个敏感性指标,然后采用 SPCA、全局 Moran's I 和局部 Moran's I 的方法对闽三角城市群地质灾害进行了敏感性评估。因此,本文综合考虑现有研究中孕灾环境敏感性的内涵,认为复合灾害系统敏感性与孕灾环境敏感性内涵基本一致,其内涵为受复合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,在出现同等致灾因子条件下,复合灾害系统敏感程度越高,复合灾害发生的风险也越大,带来的影响越严重。

敏感性评估方法主要分为 3 类,分别为物理方法、统计方法和机器学习方法。基于物理的方法只适合应用于面积较小的区域,且物理模型一般比较昂贵^[12],所以在灾害敏感性评估中常使用统计方法和机器学习方法。统计方法虽然有一些被应用到各种自然灾害的敏感性评估中,如多准则决策和双变量模型,包括 APH(层次分析模型)^[13-14]、频率比^[15]、证据权重^[16-17]等方法,但这些方法太过于主观,没有考虑灾害发生的机理与过程,有时需要作出大量的假设。而机器学习作为定量评估的方法可以避免主观地评估解释因素的权重,并直接建立解释因素与发生自然灾害的可能性之间的关系。近年来机器学习算法在各种自然灾害评估和灾害风险图绘制中已越来越多地被使用,包括随机森林^[18]、神经模糊推理^[19]、决策树^[20]、人工神经网络^[21]、贝叶斯信仰网络^[22]、分类和回归树^[23]、支持向量机(SVM)^[24]和逻辑回归^[25]等。这些方法常常与 GIS(地理信息系统)和 RS(遥感技术)相结合,应用于自然灾害风险评估。其中,RS 和 GIS 技术可以昼夜不停地快速收集、分析和处理数据,为自然灾害研究提供了高质量、多数据源的数据,提高了灾害敏感性图的编制预测精度,为提高区域防灾减灾能力提供参考。在多种机器学习模型中,卷积神经网络展现出了强大的特征提取和图像识别能力^[26-27]。特别是在处理遥感图像、卫星图像等空间数据方面,卷积神经网络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,使其成为复合灾害系统敏感性评估中的重要工具之一。

综合来看,目前已有的研究多是针对单一灾害进行敏感性评估,也有学者对灾害链展开研究,但针对复合灾害系统敏感性评估的量化研究缺乏,从灾害链角度深入研究复合灾害链之间触发叠加机理基础上的复合灾害系统敏感性评估方法缺失。

因此,本文首先对复合灾害系统敏感性的内涵进行界定,进而推导链式复合灾害系统敏感性评估理论

模型,并以粤港澳大湾区暴雨—滑坡灾害链为例进行实证分析。实证分析中,首先通过参数最优地理探测器—层次分析法耦合模型(OPGD—AHP)和卷积神经网络(CNN)分别对粤港澳大湾区的暴雨和滑坡单一灾害敏感性进行分析,进而对暴雨—滑坡灾害链系统敏感性进行评估,绘制粤港澳大湾区暴雨—滑坡灾害链敏感性等级分布图。

1 研究区概况与评估方法

1.1 研究区概况

粤港澳大湾区位于我国南方地区,总面积约 5.6 万 km²,分布在 21°25′—24°30′N,111°12′—115°35′E,涉及广东省、香港特别行政区和澳门特别行政区,包括深圳、珠海、广州、香港、澳门等城市^[28]。该地区是中国经济最发达的地区之一,城市化程度高,土地利用类型多样,包括居住区、工业园区、旅游景区等。然而,该区域处于沿海地区,经常受到台风、风暴潮、暴雨等天气的影响,且该地质区域地质情况多样,地形情况复杂,土地开发利用程度较高,容易在暴雨、台风等气象灾害发生时引发洪涝、滑坡、泥石流等次生灾害及一系列衍生灾害。对其进行复合灾害系统敏感性评估,划分敏感性区域,有针对性地制定相应的防灾减灾措施十分有必要,因此本文选择粤港澳大湾区作为案例进行敏感性评估。

1.2 复合灾害系统敏感性评估方法

1.2.1 复合灾害系统敏感性评估理论模型推导 假定灾害链为单纯串联式触发灾害链 C_n , 具体为 $D_1 \rightarrow D_2 \rightarrow \dots \rightarrow D_n$ 。其中, D_1 为初生灾种,可能触发 D_2 灾种, D_2 灾种进而可能触发 D_3 灾种, $\dots$, D_{n-1} 灾种可能触发 D_n 灾种,即灾害链 C_n 为 $C_n = \{D_1 \rightarrow D_2 \rightarrow \dots \rightarrow D_n\}$ 。灾害链 C_n 中第 i 个灾种 D_i 至第 j 个灾种 D_j 也构成一个灾害链 iC_n , 这个灾害链 iC_n 为灾害链 C_n 的一个子集,即 ${}^iC_n = \{D_i \rightarrow D_{i+1} \rightarrow \dots \rightarrow D_j\}$, 且 ${}^iC_n \in C_n$ 。

设定灾害链 ${}^{i-1}C_n$ 触发第 j 个灾种 D_j 的阈值矩阵为 $T^j = (t_1^j, t_2^j, \dots, t_m^j)$, 第 $j-1$ 个灾种 D_{j-1} 处于阈值区间 $[t_k^j, t_{k+1}^j)$ 的概率为 p_k^j , 触发第 j 个灾种 D_j 的转移概率为 b_k^j 。

用 $j_1 S_n$ 表示由原生灾害第 1 个 D_1 灾种触发形成的灾害链 1C_n 的敏感性(灾害概率),可以用灾害链 ${}^{i-1}C_n$ 的敏感性 ${}^{i-1} S_n$ 和灾害链 ${}^{i-1}C_n$ 转化为灾害链 jC_n (即第 j 个单一灾种)的概率 $P({}^{i-1}C_n, {}^jC_n)$ 推导得到:

$${}^j S_n = {}^{i-1} S_n \cdot P({}^{i-1}C_n, {}^jC_n) \quad (1)$$

而灾害链 ${}^{i-1}C_n$ 转化为灾害链 jC_n (即第 j 个单一灾种)的概率 $({}^{i-1}C_n, {}^jC_n)$ 主要受到灾害链 C_n 中第 j —

1 个灾种 D_{j-1} 和第 j 个灾种 D_j 之间灾种转化关系,以及区域第 j 个灾种 D_j 孕灾环境敏感性的影响。

假设灾害链 C_n 中第 $j-1$ 个灾种 D_{j-1} 和第 j 个灾种 D_j 之间灾种转化关系,以及区域第 j 个灾种 D_j 孕灾环境敏感性对灾害链 ${}^{i-1}C_n$ 转化为灾害链 jC_n (即第 j 个单一灾种)的概率 $P({}^{i-1}C_n, {}^jC_n)$ 的影响相对独立。则:

$$P({}^{i-1}C_n, {}^jC_n) = P({}^jS_n) \cdot \sum_{k=1}^{m-1} p_k^i b_k^j \quad (2)$$

式中: $\sum_{k=1}^{m-1} p_k^i b_k^j$ 为第 $j-1$ 个灾种 D_{j-1} 和第 j 个灾种 D_j 灾种之间的转换概率; $P({}^jS_n)$ 为区域面对第 j 个灾种 D_j 的孕灾环境敏感性风险概率。

因此,可以用灾害链 ${}^{i-1}C_n$ 的敏感性 ${}^{i-1}S_n$ 、第 j 个单一灾种的敏感性 jS_n 和灾害链 ${}^{i-1}C_n$ 转化为灾害链 jC_n (即第 j 个单一灾种)的概率 $\sum_{k=1}^{m-1} p_k^i b_k^j$ 推导得到:

$${}^jS_n = {}^{i-1}S_n \cdot P({}^jS_n) \cdot \sum_{k=1}^{m-1} p_k^i b_k^j \quad (3)$$

对于 2 个灾害构成灾害链的特例,灾害链 ${}_2C_n$ 的敏感性表示为:

$${}_2S_n = {}_1S_n \cdot P({}_2S_n) \cdot \sum_{k=1}^{m-1} p_k^2 b_k^2 \quad (4)$$

式中: ${}_1S_n$ 、 ${}_2S_n$ 分别为单一灾害 D_1 、 D_2 的敏感性。

考虑到 $P({}_2S_n)$ 与 ${}_2S_n$ 呈现正向相关关系,在这里为了简化计算,可以取 $P({}_2S_n) = \alpha_2 S_n$ 。即:

$${}_2S_n = \alpha_1 S_n \cdot {}_2S_n \cdot \sum_{k=1}^{m-1} p_k^2 b_k^2 \quad (5)$$

以暴雨—滑坡灾害链为例,考虑引起滑坡的主要影响因素坡向、暴雨量,可以拟合出各个栅格由 ${}_1C_n$ (暴雨)转化为 ${}_2C_n$ 滑坡的概率函数 p (坡向、暴雨量)。

考虑到各个栅格的坡向数据相对固定,对于每一个栅格可以得到转化概率函数: p (暴雨量)。

进而将暴雨量分为 m 个等级,统计在各个等级中的出现概率 p_k^i ,则该栅格的暴雨—滑坡灾害链的敏感性为:

$$P({}_1C_n, {}_2C_n) = \alpha_1 S_n \cdot {}_2S'_n \cdot \sum_{k=1}^{m-1} p_k^2 p(\text{暴雨量}) \quad (6)$$

式中: ${}_1S_n$ 为单一灾害 D_1 的敏感性; ${}_2S'_n$ 为单一灾害 D_2 的除了坡向因素之外的敏感性。

1.2.2 评估思路与模型选取 根据复合灾害系统敏感性评估理论模型推导,在进行暴雨—滑坡灾害链敏感性分析前,需要先分别对暴雨和滑坡 2 种单一灾害的敏感性进行评估。基于对已有文献的梳理,结合评估的精度要求,本文选取 OPGD—AHP(参数最优地理探测器—层次分析法耦合模型)和 CNN 模型分别应用于暴雨和滑坡灾害的敏感性分析中。

(1)OPGD—AHP

地理探测器模型由于没有同方差性、正态性等假设,以及克服了处理类别变量的局限性,近年来该模型在与经济、气象、地质等领域相关的地理学研究中得到了广泛应用。然而传统的地理探测器在离散连续变量时需要手动设置参数,这导致主观性和离散效果差。因此,本研究选择最优参数地理探测器模型来避免这些问题。本研究中选择模型中因子探测器进行探测分析,因子探测器用解释力量驱动因子对暴雨洪涝解释程度。其公式为:

$$q = 1 - \frac{\sum_h^L =_1 N_h \sigma_h^2}{N \sigma^2} \quad (7)$$

式中: h 为易涝点空间分布驱动因子; q 为暴雨洪涝空间分布驱动因子解释力; N_h 驱动因子总数; σ_h^2 为驱动因子方差; N 为研究区样本总数; σ 为研究区样本总数的方差。

层次分析法(AHP)是一种多准则决策方法,本研究中采用 AHP 方法建立易涝点空间分布驱动因子的层次结构模型,模型包括因素层、准则层和目标层。传统的 AHP 方法中专家依据经验建立判断矩阵的方式,容易受主观因素影响,因此本文通过地理探测器解释结果进行归一化处理建立判断矩阵,从而使得 AHP 方法可以更加客观地分析各个因素对暴雨洪涝空间分布的影响。

(2)CNN 模型

CNN 是 Le CUN 等^[29]提出的一种用于图像处理和模式识别的神经网络模型,广泛应用于图像识别、计算机视觉和自然语言处理等任务。CNN 的优点在于可以自动从原始数据中学习得到特征,避免了手工提取特征的单调劳动。同时 CNN 模型的层次结构也使得其更容易进行可视化操作和解释。

最基本的 CNN 的结构包括卷积层、池化层、全连接层、输出层等。CNN 中的主要操作是卷积操作,通过在输入数据中移动卷积核,将输入数据的一部分与卷积核相乘并相加,生成输出的特征图,从而减少数据量和参数,并保留图像的特征,以二维卷积输出为 $m \times n$ 二维图像为例,其卷积公式为:

$$C_{mn} = F(\sum_{i=0}^{i-1} \sum_{j=0}^{j-1} w_{ij} \cdot x_{m+i, n+j} + b_j) \quad (8)$$

式中: C_{mn} 为卷积层输出特征图; F 为激活函数; w 为大小为 $j \times i$ 的卷积核; b 为偏置参数。

之后,池化层可以用来进一步减少数据的维度,以提高模型的计算效率和鲁棒性。最后,通过全连接层,将卷积操作得到的特征图映射到最终的输出结果,得到图像的分类标签。

在完成 CNN 模型的训练和测试后,需要对评估结果进行可视化和分析,将训练好的模型用于预测整

个研究区域的每个栅格的敏感性指数,然后利用 Arc-GIS10.8 的自然断点法对敏感性指数分级,以便更好地理解滑坡敏感性的空间分布特征和影响因素。

暴雨—滑坡灾害链敏感性评估需要在对暴雨诱发滑坡的阈值及其转换概率进行计算和分析的基础上进行。

2 粤港澳大湾区暴雨—滑坡灾害链敏感性评估实证分析

2.1 指标体系构建

本文在综合考虑暴雨和滑坡敏感性影响因素的前提下,最终确定 13 个暴雨—滑坡灾害链敏感性评估指标:降雨数据、监测点位移数据、高程、坡向、坡度、地表起伏度、NDVI、河网密度、海岸线距离、土地利用程度、土地利用类型、地表温度和地层岩性等,具体指标情况及其数据来源见表 1。

表 1 粤港澳大湾区降雨—滑坡灾害链敏感性评估指标及数据来源

Table 1 Sensitivity assessment indicators and data sources of rainfall — landslide disaster chain in the Greater Bay Area

类型	评估指标	数据年份	数据来源
水文	河网密度	2005	中国科学院资源环境科学与数据中心(https://www.resdc.cn/)
	降雨数据	2018—2019	佛山市地质资料局南海区里水镇金溪水闸
地质	地表温度	2020	中国科学院资源环境科学与数据中心(https://www.resdc.cn/)
	地层岩性		地质科学数据出版系统
地形	高程	2020	中国科学院资源环境科学与数据中心(https://www.resdc.cn/)
	地形起伏度	2020	计算得出
	坡向	2020	计算得出
	坡度	2020	计算得出
	海岸线距离	2020	计算得出
植被	监测点位移数据	2018—2019	佛山市地质资料局南海区里水镇逢涌村文头岭西丰云装饰材料厂后山滑坡 HS11
	NDVI	2019	中国科学院资源环境科学与数据中心(https://www.resdc.cn/)、
			中国旬 1KM 植被指数(NDVI)空间分布数据集
土地利用	土地利用类型	2018	中国科学院资源环境科学与数据中心(https://www.resdc.cn/)
	土地利用程度	2018	计算得出

注:本文所使用的数据主要为 3 日累积降雨数据和监测点位移数据。

河网密度:采用研究区域总河长与该区域面积的比值来表示。河网密度越大,越靠近河流的地区,其极端灾害发生的概率也越大。

降雨数据:对某个特定区域内降雨情况的监测和统计数据。通过分析研究区的降雨量、降雨强度、降雨时空分布等信息,有助于预测洪涝、滑坡等自然灾害的发生风险。

地表温度:高地表温度代表着地面吸收更多的太阳辐射,地表水分蒸发量增加,土壤变得干燥,从而导致地表径流增加,提高地区的洪水敏感性。

地层岩性:指岩石的软硬程度及成因。在岩浆岩、变质岩等岩石类型的地区,发生地质灾害的可能性较高;而在第四纪松散沉积层和岩石类型地区,地质灾害相对较少。基于地层产生的时代,将地层分为远古生代、古生代、中生代和新生代 4 类进行敏感性赋值。

高程:高程越低,洪涝灾害和一系列衍生灾害发生的风险越大,敏感性越大。

地形起伏度:指某一区域范围内,地面高程最高点与最低点的差值,地表起伏度越大的地区往往越容易孕育洪涝灾害及一系列衍生灾害。

坡向:坡向是地形因子的一个重要参数,不同的坡向受到的气候条件、太阳辐射等因素也有所差异,从而影响其土壤的稳定性和水分含量,进而影响滑坡的形成和演化。

坡度:在滑坡敏感性评估中,坡度是影响滑坡风险的一个重要因素,通常越陡峭的坡面更容易发生滑坡。

海岸线距离:距离海岸线的远近程度指标。距离海岸线越近的区域,受到海洋风暴潮、咸潮等影响较大,因此本文以 10 km 为 1 个等级对研究区域进行分级。

监测点位移数据:通过对研究区的某个特定区域内地面或建筑物等物体进行高精度测量和数据采集,得到其位移量、变形量和变化趋势等相关信息,可用于分析滑坡等地质灾害方面的问题。

NDVI:表示某一区域植被覆盖程度的量,植被覆盖程度的不同可以在一定程度上影响该区域的地表径流和土壤渗透能力,进而影响河道洪水、城市暴雨洪涝及一系列衍生地质灾害的复合灾害敏感性,NDVI 指数越高,敏感性越低。

土地利用类型:土地利用类型通过影响地表的粗糙程度和地表容蓄水量,进而影响洪水行洪的路径和洪泛区水流速度。参照国家海洋局发布的“土地利用现状分类与脆弱性等级范围对应关系”^[30]确定不同土地利用类型下的敏感性指标值。

土地利用程度:根据社会因素的影响,以符合自然平衡状态对土地利用程度进行分级赋分。土地开发利用程度越高,敏感性也越高。

2.2 基于 OPGD—AHP 模型的暴雨敏感性评估与分析

借助耦合模型分析结果所得指标权重,基于

ArcGIS 平台空间加权叠加和自然间断法分级, 绘制暴雨灾害敏感性分布(图 1)。对比年平均暴雨日数分布(图 2), 认为二者具有近似的空间分布。

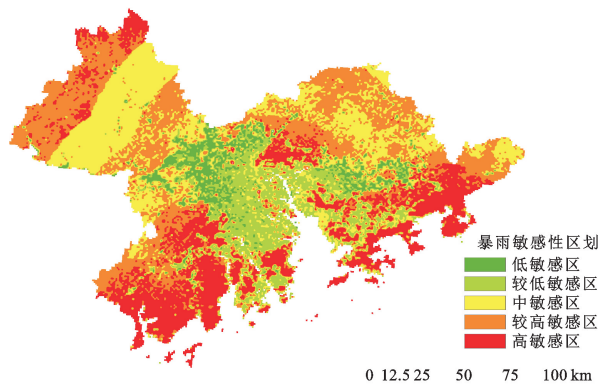


图 1 粤港澳大湾区暴雨敏感性分布

Fig. 1 Rainstorm sensitivity distribution map of the Greater Bay Area

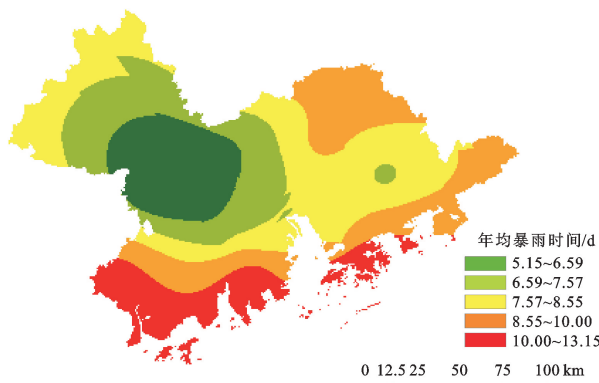


图 2 粤港澳大湾区年平均暴雨日数分布

Fig. 2 Distribution map of annual average rainstorm days in the Greater Bay Area

其中, 江门市、香港特别行政区、澳门特别行政区等地区属于暴雨高敏感性区, 其河网密度相对较高, 地表温度居高不下, 相对高程较低, 多为平原和低山地, 且多数地区靠近海岸线, 易受到来自海洋方向的强降雨影响。此外, 这些地区的坡度大部分位于 $1^{\circ} \sim 20^{\circ}$, NDVI 值相对较低, 土地利用类型以城市建设、工业区、农业种植区和水域为主, 相对容易发生暴雨洪涝等灾害。

暴雨较低敏感区主要分布在广州市番禺区、南沙区、海珠区、佛山市顺德区等区域, 其河网密度相对较高, 地表温度偏高, 相对高程较低, 多为平原和低山地, 但距离海岸线较远。此外, 这些地区的坡度大部分位于 $1^{\circ} \sim 20^{\circ}$, NDVI 值相对较高, 土地利用类型以城市建设、工业区、农业种植区和水域为主, 暴雨敏感性相对于其他地区也是中等水平。

暴雨低敏感区主要分布在佛山市三水区、南海区、禅城区、肇庆市端州区、鼎湖区、四会市等地区, 其河网密度相对较低, 地表温度相对较低, 相对高程较

高, 多为丘陵和山地地形, 且距离海岸线较远。此外, 这些地区的坡度大部分位于 10° 以下, NDVI 值相对较高, 土地利用类型以农业、林业和水域为主, 相对不易发生暴雨洪涝等灾害。

2.3 基于 CNN 模型的滑坡敏感性评估与分析

本文共收集到粤港澳地区已发生的 939 个滑坡灾害点, 数据是积累到 2019 年(数据来源于中国科学院, <https://www.resdc.cn/Default.aspx>), 通过 GIS 技术在粤港澳地区随机生成的 939 个非滑坡灾点, 取其中的 80% 的数据作为训练集学习数据, 20% 的数据作为测试集数据对收集来的 8 个指标数据进行学习。

将滑坡点的非滑坡点的数据在 CNN 模型进行学习后, 将训练好的模型保存用于预测整个粤港澳大湾区的每个网格的敏感性指数, 在预测每个网格的敏感性指数时, 采用窗口滑动法对每个网格进行预测, 这样可以避免人工剪裁网格造成数据丢失。在对所有网格的敏感性指数进行预测后, 利用 ArcGIS 软件中自然断点法对所有指数进行分级, 最后再编制粤港澳大湾区的滑坡敏感性分区图。将粤港澳大湾区分为五种滑坡敏感性程度分区: 高敏感区、次高敏感区、中敏感区、次低敏感区和低敏感区(图 3)。

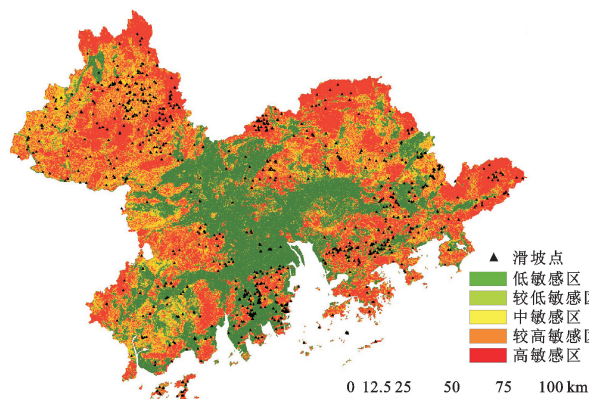


图 3 粤港澳大湾区滑坡灾害敏感性分布

Fig. 3 Sensitivity distribution map of landslide disaster in the Greater Bay Area

由图 3 可知, 粤港澳地区滑坡灾害敏感性较高的地区主要分布在广宁、德庆、封开、怀集县等西北部地区, 龙门、博罗、惠阳、惠东县等东部地区, 这些地区的地层多为砂砾岩、泥岩和灰岩等沉积岩地区, 地形起伏度大, 相对高程较高, 多为北向或东北向坡面, 坡度陡峭。此外, 这些地区 NDVI 值相对较低, 自然环境不如其他地区稳定, 而土地利用类型多为农业和林业区, 相对容易发生滑坡等地质灾害。

次高敏感区、中敏感区、次低敏感区主要分散分布于各个地区, 这些地区的特点主要是在高敏感区和低敏感区之间, 形成区域滑坡敏感性过渡区域。特别是位于西南部的地区如湛江、茂名等也呈现集聚性分

布特征。这些地区的地层、高程、地形起伏度、坡向、坡度、NDVI、土地利用类型和程度等因素各有差异,滑坡敏感性相对于其他地区也是中等水平。

低敏感区主要分布在南海、荔湾、禅城、顺德、南沙、番禺、三水、白云等中部地区,这些地区的地层主要为花岗岩、板岩等基岩地区,相对高程较低,坡度较缓,地表起伏度相对较小,且多为南向或东南向坡面。此外,这些地区 NDVI 值相对较高,自然环境相对稳定,土地利用变化较小,相对不易发生滑坡等地质灾害。

2.4 暴雨—滑坡灾害链敏感性评估与分析

2.4.1 暴雨—滑坡灾害链敏感性评估参数计算

(1) 暴雨—滑坡转化概率计算数据处理

依据降雨监测数据统计出 3 日累积降雨,结合实测资料和专家经验,本文将 3 日累积降雨划分为 5 个等级:0~83.45,83.45~312.6,312.6~333.8,333.8~364.6,>364.6 mm。依据位移量监测数据,选出降雨当日研究区内最大位移并进行样本统计,按从大到小排序并计算出前 1/3 样本阈值,记为 σ 。

(2) 暴雨—滑坡转化概率计算

暴雨—滑坡转化概率计算公式为:

$$P = \sum_{i=1}^n A_i \times B_i \quad (9)$$

式中: A_i 为 3 日累积降雨各等级区段内样本数占总样本的比值; B_i 为 3 日累积降雨统计各等级区段内 $\geq \sigma$ 的样本数占该区段样本总数的比值; n 为降雨等级区间个数,这里 $n=5$ 。由于缺乏整个粤港澳大湾区研究范围数据支撑,在研究中以佛山南海区监测数据为样本进行计算,并将所得结果运用在研究区。

经统计(佛山市地质资料局南海区里水镇逢涌村文头岭西丰云装饰材料厂后山滑坡 HS11)可得监测样本位移量阈值 $\sigma=3.894\ 5$ mm,降雨等级区段 0~83.45 mm 样本数占总样本的比值 $A_1=0.951\ 7$,该区段内 $\geq \sigma$ 的样本数占该区段样本总数的比值 $B_1=0.348\ 1$;降雨等级区段 83.45~312.6 mm 样本数占总样本的比值 $A_2=0.048\ 3$,该区段内 $\geq \sigma$ 的样本数占该区段样本总数的比值 $B_2=0.375\ 0$;由于所统计年限内未出现 3 日累积降雨达 312.6 mm 以上,因此这里 312.6~333.8,333.8~364.6,>364.6 mm 3 个区段内没有样本数,即 A_3 、 A_4 、 A_5 、 B_3 、 B_4 和 B_5 均为 0。结合公式(9)经计算得暴雨—滑坡转化概率 $P=0.349\ 4$,依据所得暴雨、滑坡敏感性分析结果,结合暴雨—滑坡敏感性计算公式(6)可进行暴雨—滑坡灾害链孕灾环境敏感性分析。

2.4.2 暴雨—滑坡灾害链敏感性评估结果分析 由暴雨—滑坡转化概率 $P=0.349\ 4$,结合暴雨—滑坡敏感性计算公式(6)进行粤港澳大湾区暴雨—滑坡灾害

链敏感指数计算,得到粤港澳大湾区暴雨—滑坡灾害链敏感性分布图,并利用 ArcGIS 自然断点法将敏感性图分成高敏感区、次高敏感区、中敏感区、次低敏感区和低敏感区 5 级(图 4)。

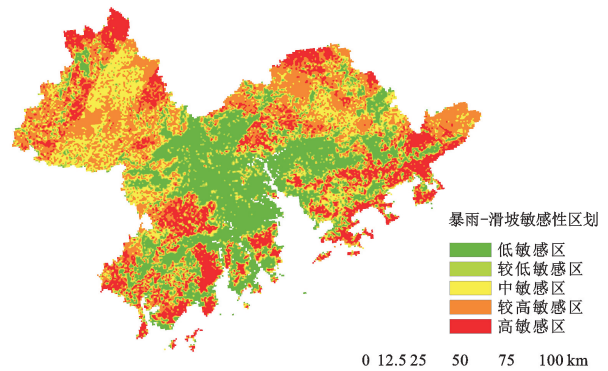


图4 粤港澳大湾区暴雨—滑坡灾害链敏感性分布

Fig. 4 Sensitivity distribution map of rainstorm — landslide disaster chain in the Greater Bay Area

由图 4 可知,粤港澳地区暴雨—滑坡灾害链高敏感区域主要分布在广宁县、怀集县等西北部地区以及和惠阳区、惠东县等东部地区。这些地区具有高程较高、地表起伏度较大、坡度较大等特点。同时,NDVI 相对较低,海岸线距离较远,河网密度较低,土地利用类型以农业和林业为主,土地利用程度相对较低。因此这些地区的暴雨敏感性和滑坡敏感性都相对较高,容易发生暴雨—滑坡灾害链式地质灾害。

次高敏感性和中敏感性区域主要分布在封开、德庆、从化、龙门、博罗等区域。这些地区的坡度大多位于 $15^{\circ}\sim 20^{\circ}$,地表起伏度相对较大,NDVI 相对较低,海岸线距离较远,河网密度适中,土地利用类型以城市建设和农业为主,土地利用程度相对较低。这些区域具有较高的滑坡敏感性和中高的暴雨敏感性,分布较为分散,大多分散在高敏感区和低敏感区之间,形成区域滑坡敏感性过渡区域。

低敏感区和次低敏感区主要分布在南海、荔湾、禅城、顺德、南沙、番禺、三水、白云等中部地区。这些地区的坡度较小,地表起伏度适中,NDVI 相对较高,海岸线距离相对较近,河网密度较高,土地利用类型以城市建设和农业为主,土地利用程度相对较高。这些地区大多具有中高或较低的滑坡敏感性和暴雨敏感性,因此相对不易发生暴雨—滑坡灾害链式地质灾害。

3 结论

(1) 本文所提出的复合灾害系统敏感性评估模型具有实用性。该模型综合考虑了多种灾害风险因素和复杂的空间关系,能够对不同地区的复合灾害系统敏感性进行评估,该模型还可以应用于其他类型的复合灾害系统敏感性评估,并提供可靠的评估结果和决

策支持,有助于指导灾害应对工作和资源调配。

(2)CNN 和 OPGD—AHP 2 种方法在复合灾害系统敏感性评估中具有广泛应用前景。OPGD—AHP 方法能够捕捉地理数据的空间相关性和非线性,同时考虑不确定性因素对评估结果的影响;CNN 方法则可用于对滑坡等自然灾害的预测和监测,具有很好的效果。

(3)在粤港澳大湾区的暴雨—滑坡灾害链评估中,可以得出灾害链敏感性具有空间异质性,暴雨敏感性、滑坡敏感性等对于灾害链敏感性结果均有较大影响,各个区域在不同强度暴雨下的滑坡敏感性存在较大的差异。

此外,在评估复合灾害风险和制定应急管理措施时,也需要考虑不同灾害之间可能存在的时间上的传递效应。采用更加综合的方法来进行分析评估,才能得到更加准确的结论。综上,在实际灾害应对工作中,需要进一步加强复合灾害的监测和预警能力,进而提高防灾减灾能力,尽可能预防和减轻灾害带来的损失和影响。未来可以进一步拓展研究方法的应用范围,结合更多的灾害风险因素和研究对象进行探索,为灾害防治工作提供更精准的依据和技术支持。

参考文献:

- [1] 张振兴,刘艳辉,袁广祥.地质灾害承灾载体脆弱性评价方法综述[J].中国地质灾害与防治学报,2018,29(3):90-100.
ZHANG Z X, LIU Y H, YUAN G X. Reviews on vulnerability assessment methods for geo-hazards[J]. The Chinese Journal of Geological Hazard and Control, 2018, 29(3):90-100.
- [2] 罗紫元,田健,丁锬媛,等.基于熵权 TOPSIS 和神经网络复合方法的厦门市雨洪灾害风险评估[J].灾害学,2022,37(4):184-192.
LUO Z Y, TIAN J, DING S Y, et al. Hybrid EWM-TOPSIS and neural network for flood risk evaluation of Xiamen City[J]. Journal of Catastrophology, 2022, 37(4):184-192.
- [3] 伍仁杰.中国内陆地区公路洪灾风险区划研究[D].重庆:重庆交通大学,2020.
WU R J. Research on risk zoning of highway flood disasters in China's inland areas [D]. Chongqing: Chongqing Jiaotong University, 2020.
- [4] 牛全福,冯尊斌,张映雪,等.基于 GIS 的兰州地区滑坡灾害孕灾环境敏感性评价[J].灾害学,2017,32(3):29-35.
NIU Q F, FENG Z B, ZHANG Y X, et al. Susceptibility assessment of disaster environment for landslide hazard based on GIS in Lanzhou area [J]. Journal of Catastrophology, 2017, 32(3):29-35.
- [5] 陈雨菲.基于 GIS 的海南岛台风灾害风险评估研究[D].重庆:重庆交通大学,2021.
CHEN Y F. Risk assessment of typhoon disaster in Hainan Island based on GIS[J]. Chongqing: Chongqing Jiaotong University, 2021.
- [6] 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 D M, LI Y M, BAO H S. Study on sensitivity in disaster-pregnant environmental factors of landslide in Lushui County[J]. Journal of Natural Disasters, 2016, 25(4):109-119.
- [7] 殷洁,吴绍洪,戴尔阜.基于历史数据的中国台风灾害孕灾环境敏感性分析[J].地理与地理信息科学,2015,31(1):101-105.
YIN J, WU S H, DAI E F. Analysis of typhoon disaster-informative environment sensitivity based on historical data in China[J]. Geography and Geo-Information Science, 2015, 31(1):101-105.
- [8] 何静.日喀则地区滑坡泥石流孕灾环境遥感监测研究[D].南京:南京信息工程大学,2019.
HE J. Remote sensing monitoring of disaster-pregnant environment of landslide and debris flow in Shigatse Area [D]. Nanjing: Nanjing University of Information Science and Technology, 2019.
- [9] 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 J F, LU J, LI Y L, et al. GIS-based sensitivity assessment on environment of developing flood hazards in Guangxi Province[J]. Journal of Catastrophology, 2010, 25(4):33-37.
- [10] 许瀚卿,谭金凯,李梦雅,等.基于 Copula 函数的沿海城市雨潮复合灾害风险研究[J].自然灾害学报,2022,31(1):40-48.
XU H Q, TAN J K, LI M Y, et al. Compound flood risk of rainfall and storm surge in coastal cities as assessed by Copula formal [J]. Journal of Natural Disasters, 2022, 31(1):40-48.
- [11] 林金煌,张岸,邓超,等.闽三角城市群地质灾害敏感性评价[J].地球信息科学学报,2018,20(9):1286-1297.
LIN J H, ZHANG A, DENG C, et al. Sensitivity assessment of geological hazards in urban agglomeration of Fujian delta region[J]. Journal of Geo-Information Science, 2018, 20(9):1286-1297.
- [12] THANH L N, DE SMEDT F. Slope stability analysis using a physically based model: A case study from A Luoi district in Thua Thien-Hue Province, Vietnam[J]. Landslides, 2014, 11(5):897-907.
- [13] EKMEKCIOĞLU Ö, KOC K, ÖZGER M. District based flood risk assessment in Istanbul using fuzzy analytical hierarchy process[J]. Stochastic Environmental Research and

- Risk Assessment, 2021,35(3):617-637.
- [14] FENTAHUN T M, BAGYARAJ M, MELESSE M A, et al. Seismic hazard sensitivity assessment in the Ethiopian Rift, using an integrated approach of AHP and DInSAR methods[J]. The Egyptian Journal of Remote Sensing and Space Science, 2021,24(3):735-744.
- [15] SAHANA M, REHMAN S, SAJJAD H, et al. Exploring effectiveness of frequency ratio and support vector machine models in storm surge flood susceptibility assessment: A study of Sundarban Biosphere Reserve, India[J]. Catena, 2020,189:e104450.
- [16] TEHRANY M S, PRADHAN B, JEBUR M N. Flood susceptibility mapping using a novel ensemble weights-of-evidence and support vector machine models in GIS[J]. Journal of Hydrology, 2014,512:332-343.
- [17] DING Q F, CHEN W, HONG H Y. Application of frequency ratio, weights of evidence and evidential belief function models in landslide susceptibility mapping[J]. Geocarto International, 2016,32(6):619-639.
- [18] ZHU Z J, ZHANG Y. Flood disaster risk assessment based on random forest algorithm[J]. Neural Computing and Applications, 2022,34(5):3443-3455.
- [19] AHMADLOU M, KARIMI M, ALIZADEH S, et al. Flood susceptibility assessment using integration of network-based fuzzy inference system (ANFIS) and biogeography-based optimization (BBO) and BAT algorithms (BA)[J]. Geocarto International, 2019,34(11):1252-1272.
- [20] TEHRANY M S, PRADHAN B, JEBUR M N. Spatial prediction of flood susceptible areas using rule based decision tree (DT) and a novel ensemble bivariate and multivariate statistical models in GIS[J]. Journal of Hydrology, 2013,504:69-79.
- [21] ARNONE E, FRANCIPANE A, SCARBACI A, et al. Effect of raster resolution and polygon-conversion algorithm on landslide susceptibility mapping[J]. Environmental Modelling and Software, 2016,84(C):467-481.
- [22] ABEBE Y, KABIR G, TESFAMARIAM S. Assessing urban areas vulnerability to pluvial flooding using GIS applications and Bayesian Belief Network model[J]. Journal of Cleaner Production, 2018,174:1629-1641.
- [23] VORPAHL P, ELSENBEEER H, MÄRKER M, et al. How can statistical models help to determine driving factors of landslides? [J]. Ecological Modelling, 2012, 239:27-39.
- [24] HONG H Y, PRADHAN B, XU C, et al. Spatial prediction of landslide hazard at the Yihuang Area (China) using two-class kernel logistic regression, alternating decision tree and support vector machines[J]. Catena, 2015,133:266-281.
- [25] CAO Y F, JIA H L, XIONG J N, et al. Flash flood susceptibility assessment based on geodetector, certainty factor, and logistic regression analyses in Fujian Province, China[J]. ISPRS International Journal of Geo-Information, 2020,9(12):e748.
- [26] ZHANG S K, BAI L, LI Y W, et al. Comparing convolutional neural network and machine learning models in landslide susceptibility mapping: A case study in Wenchuan County[J]. Frontiers in Environmental Science, 2022,10:1-12.
- [27] 王毅,方志策,牛瑞卿,等.基于深度学习的滑坡灾害易发性分析[J].地球信息科学学报,2021,23(12):2244-2260.
- WANG Y, FANG Z C, NIU R Q, et al. Landslide susceptibility analysis based on deep learning[J]. Journal of Geo-Information Science, 2021,23(12):2244-2260.
- [28] 罗赵慧,朱璐平,张晓君,等.粤港澳大湾区植被 CUE 变化及与气候变化的关系[J].中国环境科学,2021,41(12):5793-5805.
- LUO Z H, ZHU L P, ZHANG X J, et al. Spatiotemporal variation of CUE and its correlation with climate change in Guangdong-Hong Kong-Macao Greater Bay Area[J]. China Environmental Science, 2021,41(12):5793-5805.
- [29] Le CUN Y, BOSER B, DENKER J S, et al. Backpropagation applied to handwritten zip code recognition[J]. Neural Computation, 1989,1(4):541-551.
- [30] 中华人民共和国自然资源部.海洋灾害风险评估和区划技术导则 第3部分:海啸:HY/T 0273.3—2021[S].北京:中国标准出版社,2021.
- Ministry of Natural Resources of the People's Republic of China. Technical directives for risk assessment zoning of marine disaster-Part 3: Tsunami: HY/T 0273.3—2021[S]. Beijing: Standards Press of China, 2021.