

Flood Hazard Assessment Methods: Research Review

Haiyan Chen¹, Yang Liu², Kairong Lin^{3,4*}, Tian Lan¹, Zhiyong Liu^{3,4}, Wenjing Li⁵

¹School of Geography and Planning, Sun Yat-sen University, Guangzhou Guangdong

²Center for Water Resources and Environment, School of Civil Engineering, Sun Yat-sen University, Guangzhou Guangdong

³Guangdong Key Laboratory of Oceanic Civil Engineering, Sun Yat-sen University, Guangzhou Guangdong

⁴Guangdong Hydropower Planning & Design Institute, Guangzhou Guangdong

⁵South China Institute of Environmental Science, Guangzhou Guangdong

Email: chenhy295@mail2.sysu.edu.cn, *linkr@mail.sysu.edu.cn

Received: Oct. 9th, 2020; accepted: Nov. 20th, 2020; published: Dec. 22nd, 2020

Abstract

Rational analysis and prediction of the flood hazard are critical for the management of flood disasters. This study systematically and widely reviews the relevant studies on flood-hazard assessment (FHA). Four primary methods of FHA, including numerical simulation analysis (NSA), multi-criteria decision analysis (MCA), machine learning (ML), and remote sensing (RS), are summarized and compared. The uncertainty of model structure, parameters, and inputs is also analyzed. Finally, the advice for current research is as follows: the collection of hydrological data and the study of the flooding mechanism are needed to be strengthened. Specifically, more attention should be paid to the simulation of the compound flood, and the multi-directional coupling model should be developed comprehensively. The data-decomposition technology and weight method should be improved, an optimization parameter algorithm with higher efficiency is essential to be established, and the relevant physical process of the flood needs to be elaborated. The decomposition and fusion of multi-source data should be developed in the future, and the identification of abnormal water bodies needs to be explored.

Keywords

Flood Disaster, Hazard, Numerical Simulation Analysis, Multi-Criteria Decision Analysis, Machine Learning, Remote Sensing

洪水灾害危险性评估方法研究综述

陈海燕¹, 柳 杨², 林凯荣^{3,4*}, 兰 甜¹, 刘智勇^{3,4}, 李文静⁵

¹中山大学地理科学与规划学院, 广东 广州

²广东省水利电力勘测设计研究院, 广东 广州

作者简介: 陈海燕(1996-), 女, 安徽合肥人, 硕士研究生, 主要从事水文水资源方面的研究。

*通讯作者。

³中山大学土木工程学院水资源环境中心, 广东 广州

⁴广州海洋土木工程重点实验室, 广东 广州

⁵生态环境部华南环境科学研究所, 广东 广州

Email: chenhy295@mail2.sysu.edu.cn, *linkr@mail.sysu.edu.cn

收稿日期: 2020年10月9日; 录用日期: 2020年11月20日; 发布日期: 2020年12月22日

摘要

对洪水危险性的合理分析与预判是人类管理洪水灾害的重要途径之一。为此, 本研究系统地回顾了世界范围内洪水灾害危险性评估的相关研究, 总结并对比了四种主要评估方法, 即数值模拟分析法、多指标决策分析法、机器学习法、遥感遥测法。从模型的结构、参数及输入三个角度分析了目前洪水危险性评估系统中存在的不确定性。相关研究需要加强水文等相关数据的收集与积累, 深入洪水机理研究。数值模拟分析需关注复合洪水的模拟并开发综合性多向耦合模型; 多指标决策分析应关注数据分解技术和综合权重法的发展; 机器学习需建立一套高效率求解优化参数的算法, 同时加强与洪水形成物理过程的机理性连接; 遥感遥测法则应关注多源数据的融合和分解, 以及对异常水体识别算法的开发与改进。

关键词

洪水灾害, 危险性, 数值模拟分析, 多指标决策分析, 机器学习法, 遥感遥测

Copyright © 2020 by author(s) and Wuhan University.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

洪水是广泛存在于世界各地的一种自然现象。据统计, 在 1998 年至 2017 年期间洪水造成了全世界 11% 的生命损失(142,088 人)和 23% 的经济损失(6560 亿美元) [1], 且其对亚洲和非洲的影响超过世界上其他任何地区 [2]。就中国而言, 我国遭受的洪水灾害次数之多、强度之高、损失之大、影响范围之广均居各类自然灾害的前列 [3]。对洪水灾害执行五种风险管理战略(预防、防御、缓解、准备和恢复)优先考虑预防、准备和保护是降低洪灾损失的重要途径 [4], 其中有关洪水灾害危险性的评估与分析是合理布局洪水风险管理战略的前提。洪水灾害危险性(Hazard)是指洪水灾害系统中包括的孕灾环境和致灾因子的各种自然属性特征, 对其评估多通过不同的定性或定量方法描述洪水的多维特征来开展, 如洪水过程强度或规模、洪水频率、洪水灾害影响区域及影响程度、洪水灾害危害强度等 [5]。这里需指出其与洪水风险(Risk)的概念有别, 洪水风险是洪水危险性与区域易损性(Vulnerability)、恢复力(Resilience)等社会多维属性相互作用的共同体, 是对洪水发生且对人类社会造成影响(灾后评估)的全要素、多过程的整体研究, 较危险性更为复杂 [6] [7] [8]。

早在 20 世纪 60 至 70 年代, 伴随大量集总式概念性模型开发而来的洪水预报业务成为洪水灾害危险性研究的开端 [9]。70 年代以后, 在计算机科学和遥感技术的发展推动下, 洪水灾害危险性评估进展主要体现在三个方面: 一是以 SHE 为代表的分布式水文模型的发展为探究土地利用和气候变化下的洪水灾害危险性提供了可能 [10]; 二是以 MIKE 系列模型为首的多维水动力模型成为揭示水体动态运动规律的重要手段 [11]; 三是遥感技术中水体信息识别算法的开发为大规模洪水实时监测奠定了重要基础 [12]。进入 20 世纪 90 年代后, Mejia-Navarro 和 Wohl 首次利用基于地理信息系统(GIS)的多指标权重算法进行了麦德林市的洪水灾害风险分析 [13], 此后 GIS

不断开发的数据收集、整理、分析等强大功能成为洪水灾害危险性评估技术前进的重要推动力。Thirumalaiah 等人将神经网络算法应用到河流洪水水位预测中，这一成功尝试为洪水灾害的危险性评估提供了另一高效的途径 [14]。四种主要洪水灾害危险性评估方法即数值模拟分析法、多指标决策分析法、机器学习法、遥感遥测法已初具雏形。由上述研究可见，洪水灾害水体的危险性分析涉及到水文学、水动力学、遥感科学、计算机科学等多个学科(图 1)，是一个综合性极强且极具意义的科学问题。

本文在广泛调研、总结多类洪水灾害危险性评估相关研究的基础上，以洪水灾害评估方法为基础，应用为导向，系统回答了以下四个关键问题：①目前主要的洪水灾害危险性评估的方法有哪些？②不同方法的特点和适用性是怎样的？③基于现有理论和方法的洪水灾害危险性评价系统中存在哪些不确定性？④未来研究中应关注和亟需解决的关键科学问题有哪些？对上述问题的深入探讨有望促进洪水等自然灾害危险性评估技术与理论的进一步发展，从而为人类管理洪水等自然灾害提供更为可靠的依据。

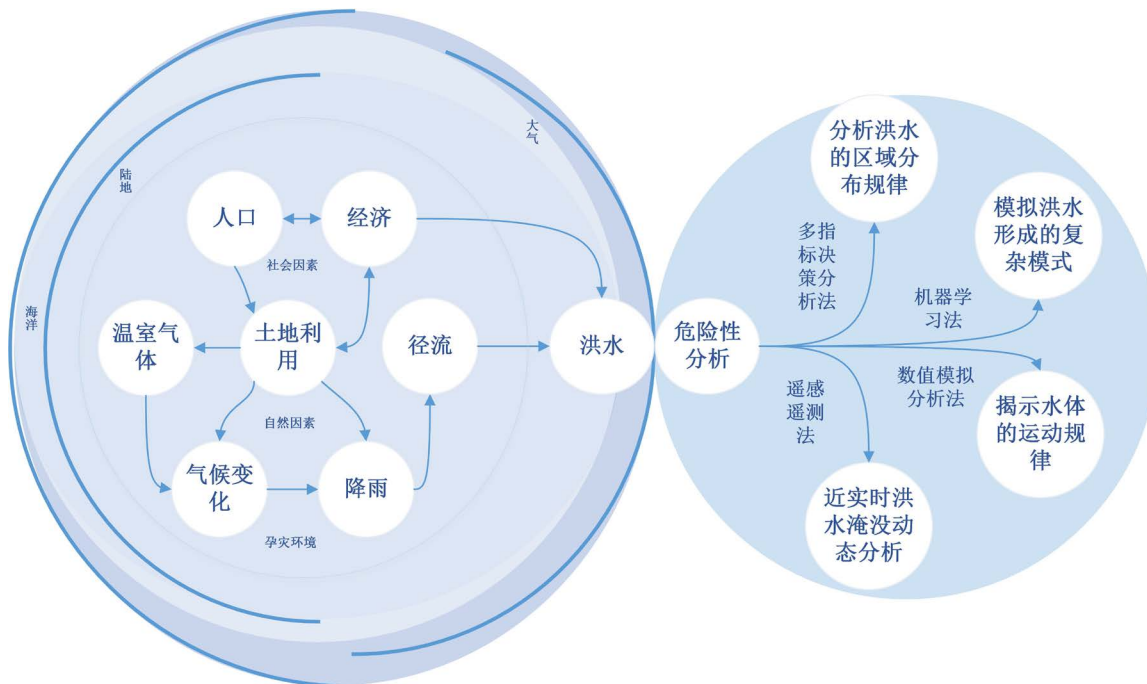


Figure 1. The systems of flood drivers and hazard analysis
图 1. 洪水致灾及危险性分析系统

2. 洪水危险性评估方法

2.1. 数值模拟分析法

数值模拟分析法是指根据不同情景设置，通过流域产、汇流模型及不同维度洪水演进模型的数值计算来推求的相应洪水过程可能淹没范围、深度、历时等洪水强度指标及概率分析曲线的方法 [15]。常用的模型多采用两种方法来模拟洪水流量的水位，第一种方法是考虑一维稳定流和曼宁方程或能量守恒方程来估计最大水深；第二种方法则考虑到水位时变性，通过使用圣维南方程来表示一维或二维水力模型的非恒定流 [7]。对三维水动力模型则通过求解考虑水流垂向变化的斯托克斯方程加以构建，但因其求解的维数高，结构复杂，且在数据的数量、质量和计算成本方面的要求很高而尚未取得较大进展 [16]。近年来大量的水文、水动力和环境发展类模型的耦合(表 1)为进一步探究全球气候变化、海平面上升、城市扩张等变化环境下的洪水特性提供了可靠依据，极大推动了数值模拟法的应用和发展。

Table 1. Classification and comparison of coupling models**表 1.** 耦合模型分类对比表

模型	分类	特点
水文、水动力模型间耦合	水文 - 水动力模型耦合	一种耦合是以水文模型计算的流量作为水动力模型入流边界条件的单向耦合；另一种是指水文和水力模型作为一个整体在计算过程中存在数据相互传导的交互耦合
	不同维水动力模型耦合	对流域整体采用一维非恒定流模拟水流的演进和运动规律，再对下游洪泛区洪水传播采用平面二维非恒定流模拟，而在水流参数垂向结构变化较大时会使用三维模型
水文、水动力模型外耦合	与社会发展模型耦合	以模拟人类影响下土地利用的变化对洪水特征的影响为主：包含单纯数学意义上的数量和面积预测(CLUE-S 模型等)、基于空间信息规则(CA 等)、基于复杂自适应的模型(MAS 模型)以及上述模型的耦合(CA_Markov 模型等)
	与气候模型耦合	利用不同的 GCMs 降尺度数据(温度、降雨等)作为水文水动力模型的建模输入以模拟气候变化影响下的大尺度洪水响应

2.2. 多指标决策分析法

多指标决策分析法(Multi-criteria decision analysis, MCDA)基于与洪水成灾的相关指标，将排序、加权思想与专家知识相结合，在 GIS 的支持下该方法因建模要求低且实现途径简单而得到了广泛的应用[17]。

洪水灾害危险性评估体系的构建包括指标的选择、规范化、权重化和聚合等几个步骤，其中要评价指标的选取及权重的确定是搭建多指标决策体系的关键步骤[18]。在因子的选择上，多从影响洪水灾害的主要诱因出发结合区域洪水特性确定，常见因子包括：降雨(历时、频率、强度)、土壤类型、地形(DEM)、水系分布等。在权重的确定上，可大致分为统计定权法、经验定权法两种，前者主要包括多元线性回归法[19]、主成分分析法[20]、熵权法[21]、证据权重法[22]、频率比法[23]；后者则以层次分析法(Analytical hierarchy process, AHP) [24]为主要代表。总的来说，统计定权法是通过大量稳健的数据来分析区域内特定因子和洪水灾害间的数学联系来实现权重分析，对数据要求和依赖性较大；而经验定权法可利用专家的经验知识较大程度地改善数据数量或质量不足，因而在洪水灾害危险性 MCDA 系统的权重分析中的应用更为广泛。

2.3. 机器学习法

为了模拟洪水物理过程的复杂数学表达式，机器学习法为洪水灾害的预测提供了更好性能和更高成本效益的解决方案[25]，其可细分为普通机器学习、深度机器学习法和耦合机器学习法三种(表 2)。其中人工神经网络(Artificial Neural Networks)算法因其对模拟复杂的洪水过程表现出通用性、有效性、高容错性和精确性而成为洪水预测中最常用的单一预测模型[26]，其应用包括洪水频率、洪峰流量、洪水淹没范围等。除了人工神经网络算法，支持向量机[27]、朴素贝叶斯分类器[28]、随机森林法[29]、多层感知机和集合预报系统[30]等算法均广泛地应用于洪水灾害的危险性分析中。但目前研究中对何种机器学习算法在洪水预测中表现最好尚无定论，Mosavi 等人在研究中指出，以决定系数和均方根误差为衡量指标时：单一预测模型对短期洪水预测(小于 2 h)可以提供相对准确结果，而耦合算法则在长期洪水预报中表现更佳；且无论是何种洪水预报，包含分解技术的机器学习算法在洪水预测中的性能表现比未使用分解时间序列的机器学习法更好[25]。

Table 2. Comparison and summary of the machine learning algorithms**表 2.** 机器学习算法分类对比总结

方法	主要模式	特点	典型应用
普通机器学习法	采用单层感知机，关注于单个任务的学习，适用于线性可分问题	适用于数据量少时构建浅层结构，对复杂函数的表示力有限，且学习效果相对不稳定	大尺度山洪灾害敏感性研究[29] (随机森林法)
深度机器学习法	采用多层感知机，通过对层次结构、低层次特征中提取高层次特征	属于无监督学习，当数据大量增长时学习效果突出，但其可解释性低，对电脑硬件要求高	洪水淹没水深预测(梯度增强决策树[31])
耦合机器学习法	通过耦合模型中额外参数的引入，实现对个体优化和全局优化的折衷	面对不充分训练数据集，可以提高预测的准确性、泛化性、不确定性、超前时间性；提高计算速度和成本	小时洪水预报(小波、自举神经网络[32])

2.4. 遥感遥测法

遥感遥测法是指直接利用遥感图像识别洪水水体来精确分析与预测灾况的方法,其中洪水淹没范围和深度是决定遥感遥测法精度的关键因素。对洪水淹没范围的提取:光学遥感数据常用的方法包括单波段阈值法,多波段谱间关系法和分类器法;主动微波(雷达)遥感数据则使用灰度阈值分割法、滤波法、分类器法和结合辅助信息的提取方法[33]。总的来说,阈值法耗费的计算时间较少且可产生与复杂的分割方法结果可比的精度,也因此得到了广泛应用[34];多波段计算因利用的波段信息增加扩大了水体与其他地物间的差异,提高了提取精度;分类器法则在充分利用水体光谱特性的同时拥有人工参与较少、自动化程度较高、分类精度和效率高的优点。在水深的计算上,对小范围动态洪水淹没常采用种子算法进行邻域搜索比较[35],但由于洪水的水面是流动的曲面,所以在数据计算上存在的误差较大;而对大尺度静态洪水淹没情况的估算则直接利用水面高程和地面高程模型的数据差来计算[36]。对上述两种水深提取方法而言,洪水淹没深度提取精度的关键均在于开发应用 GIS 技术从高分辨率的遥感图像上提取高精度的 DEM [37]。

3. 不同方法的优点

1) 数值模拟法—揭示灾害水体的运动规律。水文、水动力模型是在对水文循环规律长期认识的基础上结合数学、物理公式形成的,它可以多要素、全过程地还原灾害形成过程,尤其是在局部水流的动态模拟中表现出极大的优势,它们与环境发展类模型的耦合研究为模拟气候变化和人类影响下的洪水过程提供了一条最具潜力的有效途径。

2) 多指标决策分析法—识别洪水危险性区域分布的一般规律。多指标决策分析系统的建模思想简单易懂,数据要求相对较低,计算量小,通过 GIS 的处理即可实现模型的运行和结果的可视化。它是宏观把握洪水灾害危险性区域分布规律的重要方法,较为适用于缺乏数据的大区域或流域尺度的洪水灾害危险性分析。在实际的应用中的另一突出优势是可同时考虑经济、人口、生态等表征区域社会发展因子共同作用下的洪水风险性。

3) 机器学习法—自动捕获洪水数据集中的复杂模式。机器学习法充分利用历史数据,且无需考虑洪水形成的物理过程,仅根据历史洪水记录数据集的驱动即可快速训练、验证、测试和评估洪水的危险性,其以较低的计算成本提供了更容易实现的洪水预测途径,与物理模型相比具有较高的性能和相对较少的复杂性[38]。它为区域研究者和管理者,尤其是缺乏相关专业知识和背景的人提供了一种分析区域洪水灾害危险性的高效途径。

4) 遥感遥测法—近实时洪水淹没的动态分析。遥感与 GIS 技术的结合可以准确、及时、全面地跟踪大尺度洪水的汛情及其发展状况,特别是对山洪等爆发性洪水而言,利用遥感遥测法分析高精度即时遥感影像是洪水灾害应急响应和大规模洪水危险性分析的重要技术。更为重要的是,遥感监测技术的推广和应用缓解了因人类难以涉足而缺测的洪泛区中洪水的监测、预测等危险性评估的难题。

4. 洪水灾害危险性评估的不确定性

1) 输入的不确定性

就数值模拟法的而言,它对数据的精度、丰度和完整度的要求是所有方法中最高的,模型的搭建需要大量水文、气象、地形地貌等数据的支持,且不同来源、精度的数据都可能使模型产生不同的运行结果;多指标决策分析法对评价资料的要求相对较低,其输入的不确定性主要体现在自然资料和社会经济数据过大的尺度差异上;机器学习法对资料的需求度介于前两者之间,但其极少考虑洪水形成机制而极大程度依靠历史数据的经验模式使得资料完整度和准确度对其评价结果的影响最大;遥感遥测法在输入端上的不确定性主要来源于不同遥感产品数据本身质量的差异,它要求研究者能针对研究区域面积、空间特征、地域特征等特性选择适合空间分辨率、检测周期、经济成本的遥感图像,此外遥感遥测法在输入上的不确定性还包含为提高遥感图像质量所采用的薄云校正、像元分解、数据融合等算法所造成的差异。

2) 参数的不确定性

数值模拟法中参数的不确定性主要是指对模型参数的选择、初始条件和边界条件的设定等方面。理论上, 这些模型参数可由流域特性、水文资料等直接或间接获得, 但实际工作中有些模型参数只能通过参数优选得到。因此, 参数估计的不确定性则成为数值模拟法中不确定性的一个重要来源[39], 在采用参数优化方法时, 率定资料的选取、优化方法的选择、目标函数的确定等因素都会为模型参数的优选带来不确定性。多指标决策分析法参数的不确定性主要来源于指标选取、指标间关系量化以及全局权重的确定三个方面。其指标的选取易受到研究者的主观影响, 且在权重的确定上, 以定权技术中应用最为广泛的 AHP 为例, 许多学者认为 AHP 的定权结果容易带有一定的主观性[40], 且忽略了因子之间相互关联[41], 这些都会造成 MCDA 中参数的不确定性。对遥感遥测法来说, 水体信息提取的基本原理相似, 均是基于绿光、近红外或中红外波段信息对遥感图像进行分割来获取水体信息, 因而对最优分割阈值的确定则成为决定洪水水体提取精度的重要参数。最后, 对机器学习法而言, 其不同算法对应的超参数少则几十多则几百, 且各个参数对模型的意义又并非独立, 如何采用优化算法(表 3)确定超参数对降低机器学习参数不确定性至关重要。

Table 3. Optimization algorithm of the super parameter

表 3. 超参数优化算法

优化方法	特点	缺点
手动调参	根据经验手动调参, 往往需要结合一些启发式规则	在面对大量的参数优选时, 对研究者的专业要求很高
网络搜索	对每一个参数设置一个范围和步长进行穷举	在超参数较多的情况下, 计算量巨大
随机搜索	以典型算法贝叶斯优化为例, 他们通常将超参数的选择建立一个优化模型进行求解	涉及大量数据, 学习规模大, 对深度学习的并行计算、分布式计算的求解效率低

3) 模型结构的不确定性

在数值模拟法中, 模型结构的不确定性一方面源于利用数学、物理公式概化真实的水文过程中, 这种概化往往取决于研究者对于水体运动机理的有限认识; 另一方面, 水文系统本身复杂多变, 与环境变化、人类社会产生交互影响, 而一系列耦合模型的引入会进一步增加模型结构的不确定性。多指标决策分析法搭建的概念性模型结构存在较大的主观性, 模型很难准确地处理洪水过程及其各因素之间潜在的相互作用; 同时, 概化模型对低质量数据的简单同化也是模型结构不确定性的主要来源[42]。遥感遥测法在应用时结构的不确定性主要取决于所使用的水体提取算法, 目前水体的提取方法发展已较为成熟, Bijeesh 和 Narasimhamurthy 对目前研究中常用的水体提取算法进行了系统而详细的总结[43], 在不同研究需求中选取合适的水体提取算法可减小因算法结构的不确定性给评估结果带来的影响。

5. 未来研究趋势及技术难点

对数值模拟法而言, 相关部门应加强对长时间序列、高质量的降水、径流等基础水文数据、灾情数据的收集与积累, 尤其需要关注对极端水文灾害的高时空分辨率数据的获取与积累。其次, 对不同类型洪水的形成、发展及相互作用等机理进行深入研究是改进、扩展相关模型结构的基础。在未来, 一方面需要深入多种洪水形成及相互作用的机理研究, 这对复合洪水作用下的沿海城市尤为重要; 另一方面则应关注如何由水文、水动力、环境、大气环流等模型间的单向耦合向双向、多向耦合方向发展, 这其中可能涉及到模型间匹配与适用性、不同尺度网格的相互转换、对高精度数据的运行处理等主要挑战[44]。

对多指标决策分析法而言, 在数据输入端对指标的选取需平衡并量化因子选择的全面性和因子间的独立性; 同时, 需要发展数据分解技术, 细化灾害评估系统的基本单元, 提高水文等自然数据与社会经济数据的匹配精度。在参数的确定上, 需要同时发展综合性的全局定权法和指标间相关性的定量算法, 这些是减少多指标决策

分析系统中参数不确定性的主要方向。

对机器学习法而言，一则需要关注对洪水发生位置的空间预测研究；二则需要加强机器学习法与洪水形成的物理过程间的紧密连接，目前相关研究尚停留在将机器学习的结果作为水文水动力建模的输入条件的单项输入[45]，对涉及相关机理的算法开发较少；此外，对不同的算法建立一套高效率求解最优超参数的系统也是未来研究中亟需解决的难题之一。

对遥感遥测法来说，一方面需要积极发挥公民科学(Citizen Science)在洪涝灾害水体信息收集中的作用[6]；另一方面应关注对多源、多尺度遥感图像的融合算法及混合像元分解算法的开发。在研究内容方面，水体识别算法应进一步关注某些物理特征被改变的水体，如在城市内涝洪水危害性研究中对黑臭水体的识别。最后，为存储和共享大尺度水体变化连续监测中所产生的海量数据，需要开展有关水体提取算法、多源遥感数据、云计算平台以及云共享四者相结合的研究。

基金项目

国家优秀青年科学基金项目(51822908) [Excellent Young Scientist Foundation of NSFC(51822908)]、国家自然科学基金面上项目(No. 51779279) [The National Natural Science Foundation of China (No. 51779279)]、国家重点研发计划(2017YFC0405900) [The National Key R&D Program of China (2017YFC0405900)]、和广东省特支计划百千万工程青年拔尖人才计划(42150001) [(The Baiqianwan project's young talents plan of special support program in Guangdong Province (42150001))]资助。

参考文献

- [1] WALLEMACQ, P., BELOW, R. and MCLEAN, D. Economic losses, Poverty and Disasters 1998-2017. Google Scholar, 2017.
- [2] UNISDR-CRED. The human cost of weather related disaster 1995-2015. Paris: United Nations Office for Disaster Risk Reduction (UNISDR) and Centre for Research on the Epidemiology Disaster (CRED), 2015: 30.
- [3] 邱海军, 曹明明, 胡胜, 等. 近 60a 来中国洪涝灾情变化趋势持续性和周期性研究[J]. 地球与环境, 2014, 42(1): 17-24.
QIU Haijun, CAO Mingming, HU Sheng, et al. Susceptibility and periodicity of flood disasters since the 1950s in China. Earth and Environment, 2014, 42(1): 17-24. (in Chinese)
- [4] DIEPERINK, C., HEGGER, D. L. T., BAKKER, M. H. N., et al. Recurrent governance challenges in the implementation and alignment of flood risk management strategies: A review. Water Resources Management, 2016, 30(13): 4467-4481.
<https://doi.org/10.1007/s11269-016-1491-7>
- [5] 魏一鸣, 范英, 金菊良. 洪水灾害风险分析的系统理论[J]. 管理科学学报, 2001, 4(2): 7-11.
WEI Yiming, FAN Ying and JIN Juliang. System theory for risk analysis of flood disaster. Journal of Management Sciences in China, 2001, 4(2): 7-11. (in Chinese)
- [6] WARD, P. J., et al. Review article: Natural hazard risk assessments at the global scale. Natural Hazards and Earth System Sciences, 2020, 20(4): 1069-1096. <https://doi.org/10.5194/nhess-20-1069-2020>
- [7] SALMAN, A. M., LI, Y. Flood risk assessment, future trend modeling, and risk communication: A review of ongoing research. Natural Hazards Review, 2018, 19(3): 04018011. [https://doi.org/10.1061/\(ASCE\)NH.1527-6996.0000294](https://doi.org/10.1061/(ASCE)NH.1527-6996.0000294)
- [8] HAQUE, D. M. E., MIMI, A., MAZUMDER, R. K. and SALMAN, A. M. Evaluation of natural hazard risk for coastal districts of Bangladesh using the INFORM approach. International Journal of Disaster Risk Reduction, 2020, 48: 101569.
<https://doi.org/10.1016/j.ijdr.2020.101569>
- [9] 许崇育, 陈华, 郭生练. 变化环境下水文模拟的几个关键问题和挑战[J]. 水资源研究, 2013, 2(2): 85-95.
XU Chongyu, CHEN Hua and GUO Shenglian. Hydrological modeling in a changing environment: Issues and challenges. Journal of Water Resources Research, 2013, 2(2): 85-95. (in Chinese)
- [10] 徐宗学, 程磊. 分布式水文模型研究与应用进展[J]. 水利学报, 2010, 39(9): 1009-1017.
XU Zongxue, CHENG Lei. Progress on studies and applications of the Distributed Hydrological Models. Journal of Hydraulic Engineering, 2010, 39(9): 1009-1017. (in Chinese)
- [11] TENG, J., JAKEMAN, A. J., VAZE, J., et al. Flood inundation modelling: A review of methods, recent advances and uncertainty analysis. Environmental Modelling & Software, 2017, 90: 201-216. <https://doi.org/10.1016/j.envsoft.2017.01.006>
- [12] DEUTSCH, M., RUGGLES, F. Optical data processing and projected applications of the ERTS-1 imagery covering the 1973

- Mississippi River Valley floods. *Water Resources Bulletin*, 1974, 10(5): 1023-1039.
<https://doi.org/10.1111/j.1752-1688.1974.tb00622.x>
- [13] MEJIA-NAVARRO, M., WOHL, E. E. Geological hazard and risk evaluation using GIS: Methodology and model applied to Medellin, Colombia. *Environmental & Engineering Geoece*, 1994, 31(4): 459-481.
<https://doi.org/10.2113/gseegeosci.xxxi.4.459>
- [14] THIRUMALAI AH, K., DEO, M. River stage forecasting using artificial neural networks. *Hydrologic Engineering*, 1998, 3: 26-32. [https://doi.org/10.1061/\(ASCE\)1084-0699\(1998\)3:1\(26\)](https://doi.org/10.1061/(ASCE)1084-0699(1998)3:1(26))
- [15] 陈亚丹. 区域洪涝灾害风险评价方法研究[C]//第31届中国气象学会年会. 北京, 2014.
CHEN Yadan. Study on risk assessment method of regional flood disaster. In: The 31st annual meeting of China Meteorological Society. Beijing, 2014. (in Chinese)
- [16] HUNTER, N. M., BATES, P. D., HORRITT, M. S., et al. Simple spatially-distributed models for predicting flood inundation: A review. *Geomorphology*, 2007, 90(3-4): 208-225. <https://doi.org/10.1016/j.geomorph.2006.10.021>
- [17] CHEN, Y., YU, J. and KHAN, S. Spatial sensitivity analysis of multi-criteria weights in GIS-based land suitability evaluation. *Environmental Modelling & Software*, 2010, 25(12): 1582-1591. <https://doi.org/10.1016/j.envsoft.2010.06.001>
- [18] XU, H., MA, C., LIAN, J., et al. Urban flooding risk assessment based on an integrated k-means cluster algorithm and improved entropy weight method in the region of Haikou, China. *Journal of Hydrology*, 2018, 563: 975-986.
<https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2018.06.060>
- [19] EMANUEL, K., SUNDARARAJAN, R. and WILLIAMS, J. Hurricanes and global warming: Results from downscaling IPCC AR4 simulations. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 2008, 89(3): 347-367.
<https://doi.org/10.1175/BAMS-89-3-347>
- [20] ZENG, F., LAI, C. and WANG, Z. Flood risk assessment based on principal component analysis for Dongjiang River basin. In: International conference on remote sensing. Nanjing: IEEE, Piscataway, NJ, 2012.
<https://doi.org/10.1109/RSETE.2012.6260577>
- [21] 王兆礼, 赖成光, 陈晓宏. 基于熵权的洪灾风险空间模糊综合评价模型[J]. 水力发电学报, 2012, 31(5): 35-40.
WANG Zhaoli, LAI Chengguang and CHEN Xiaohong. Spatially fuzzy comprehensive assessment model for flood hazard risk based on entropy weight. *Journal of Hydroelectric Engineering*, 2012, 31(5): 35-40. (in Chinese)
- [22] RAHMATI, O., POURGHASEMI, H. R. and ZEINIVAND, H. Flood susceptibility mapping using frequency ratio and weights-of-evidence models in the Golastan Province, Iran. *Geocarto International*, 2016, 31(1): 42-70.
<https://doi.org/10.1080/10106049.2015.1041559>
- [23] SHAFAPOUR, T. M., LALIT, K. The application of a Dempster-Shafer-based evidential belief function in flood susceptibility mapping and comparison with frequency ratio and logistic regression methods. *Environmental Earth Sciences*, 2018, 77(13): 490.
- [24] DANUMAH, J. H., ODAI, S. N., SALEY, B. M., et al. Flood risk assessment and mapping in Abidjan district using multi-criteria analysis (AHP) model and geo-information techniques, (Cote d'Ivoire). *Geoenvironmental Disasters*, 2016, 3(1): 10.
<https://doi.org/10.1186/s40677-016-0044-y>
- [25] MOSAVI, A., OZTURK, P. and CHAU, K. Flood prediction using machine learning models: Literature review. *Water*, 2018, 10(11): 1536. <https://doi.org/10.3390/w10111536>
- [26] ABBOT, J., MAROHASY, J. Input selection and optimisation for monthly rainfall forecasting in Queensland, Australia, using artificial neural networks. *Atmospheric Research*, 2014, 138: 166-178. <https://doi.org/10.1016/j.atmosres.2013.11.002>
- [27] JAJARMIZADEH, M., KAKAEILAFDANI, E., HARUN, S., et al. Application of SVM and SWAT models for monthly streamflow prediction, a case study in South of Iran. *Ksce Journal of Civil Engineering*, 2015, 19(1): 345-357.
<https://doi.org/10.1007/s12205-014-0060-y>
- [28] KHOSRAVI, K., et al. A comparative assessment of decision trees algorithms for flashflood susceptibility modeling at Haraz watershed, northern Iran. *Science of the Total Environment*, 2018, 627: 744. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2018.01.266>
- [29] ZHAO, G., PANG, B., XU, Z. Y., et al. Mapping flood susceptibility in mountainous areas on a national scale in China. *Science of the Total Environment*, 2018, 615: 1133-1142. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2017.10.037>
- [30] DOYCHEVA, K., HORN, G., KOCH, C., et al. Assessment and weighting of meteorological ensemble forecast members based on supervised machine learning with application to runoff simulations and flood warning. *Advanced Engineering Informatics*, 2017, 33: 427-439. <https://doi.org/10.1016/j.aei.2016.11.001>
- [31] WU, Z. N., ZHOU, Y. H., WANG, H. L., et al. Depth prediction of urban flood under different rainfall return periods based on deep learning and data warehouse. *Science of the Total Environment*, 2020, 716: 137077.
<https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2020.137077>
- [32] TIWARI, M. K., CHATTERJEE, C. Development of an accurate and reliable hourly flood forecasting model using wavelet-bootstrap-ANN (WBANN) hybrid approach. *Journal of Hydrology*, 2010, 394(3-4): 458-470.

<https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2010.10.001>

- [33] 宋文龙, 路京选, 杨昆, 等. 地表水体遥感监测研究进展[J]. 卫星应用, 2019(11): 41-47.
SONG Wenlong, LU Jingxuan, YANG Kun, et al. Advances in remote sensing monitoring of surface water. *Satellite Application*, 2019(11): 41-47. (in Chinese)
- [34] GSTAIGER, V., HUTH, J., GEBHARDT, S., et al. Multi-sensoral and automated derivation of inundated areas using Terra-sar-X and ENVISAT ASAR data. *International Journal of Remote Sensing*, 2012, 33(22): 7291-7304.
<https://doi.org/10.1080/01431161.2012.700421>
- [35] 丁志雄, 李纪人, 李琳. 基于 GIS 格网模型的洪水淹没分析方法[J]. 水利学报, 2004(6): 1-6.
DING Zhixiong, LI Jiren and LI lin. Method for flood submergence analysis based on GIS grid model. *Journal of Hydraulic Engineering*, 2004(6): 1-6. (in Chinese)
- [36] 易永红, 陈秀万, 吴欢. 基于遥感信息的淹没水深算法研究[J]. 地理与地理信息科学, 2005, 21(3): 26-29.
YI Yonghong, CHEN Xiuwan and WU Huan. An algorithm for inundated depth calculation of flood based on remotely sensed data. *Geography and Geo-Information Science*, 2005, 21(3): 26-29. (in Chinese)
- [37] 李加林, 曹罗丹, 浦瑞良. 洪涝灾害遥感监测评估研究综述[J]. 水利学报, 2014, 45(3): 253-260.
LI Jialin, CAO Luodan, PU Ruiliang, et al. Progresses on monitoring and assessment of flood disaster in remote sensing. *Journal of Hydraulic Engineering*, 2014, 45(3): 253-260. (in Chinese)
- [38] MEKANIK, F., IMTEAZ, M. A., GATO-TRINIDAD, S., et al. Multiple regression and artificial neural network for long-term rainfall forecasting using large scale climate modes. *Journal of Hydrology*, 2013, 503: 11-21.
<https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2013.08.035>
- [39] 王浩, 李扬, 任立良, 等. 水文模型不确定性及集合模拟总体框架[J]. 水利水电技术, 2015, 46(6): 21-26.
WANG Hao, LI Yang, REN Liliang, et al. Uncertainty of hydrologic model and general framework of ensemble simulation. *Water Resources and Hydropower Engineering*, 2015, 46(6): 21-26. (in Chinese)
- [40] LIN, K. R., CHEN, H. Y., XU, C. Y., et al. Assessment of flash flood risk based on improved analytic hierarchy process method and integrated maximum likelihood clustering algorithm. *Journal of Hydrology*, 2020, 584: 124696.
<https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2020.124696>
- [41] LI, F., LI, Z. K. and YANG, C. B. Risk assessment of levee engineering based on Triangular Fuzzy Number and analytic network process and its application. In: *Modeling risk management in sustainable construction, computational risk management*. Berlin: Springer, 2011: 415-426. https://doi.org/10.1007/978-3-642-15243-6_48
- [42] CHEN, H. L., ITO, Y., SAWAMUKAI, M., et al. Flood hazard assessment in the Kujukuri Plain of Chiba Prefecture, Japan, based on GIS and multicriteria decision analysis. *Natural Hazards*, 2015, 78(1): 105-120.
<https://doi.org/10.1007/s11069-015-1699-5>
- [43] BIJEESH, T. V., NARASIMHAMURTHY, K. N. Surface water detection and delineation using remote sensing images: A review of methods and algorithms. *Sustainable Water Resources Management*, 2020, 6: 68.
<https://doi.org/10.1007/s40899-020-00425-4>
- [44] 占车生, 宁理科, 邹靖, 等. 陆面水文-气候耦合模拟研究进展[J]. 地理学报, 2018, 73(5): 893-905.
ZHAN Chesheng, NING Like, ZOU Jing, et al. A review on the fully coupled atmosphere-hydrology simulations. *Acta Geographica Sinica*, 2018, 73(5): 893-905. (in Chinese)
- [45] FRENCH, J., MAWDSLEY, R., FUJIYAMA, T., et al. Combining machine learning with computational hydrodynamics for prediction of tidal surge inundation at estuarine ports. *Procedia IUTAM*, 2017, 25: 28-35.
<https://doi.org/10.1016/j.piutam.2017.09.005>