

李强, 赵铜铁钢. 基于大语言模型的洪涝灾害统计调查[J]. 水利水电技术(中英文), 2025, 56(9): 60-75. DOI: 10.13928/j.cnki.wrahe.2025.09.005

LI Qiang, ZHAO Tongtiegang. Statistical survey on flood disasters based on large language model[J]. Water Resources and Hydropower Engineering, 2025, 56(9): 60-75. DOI: 10.13928/j.cnki.wrahe.2025.09.005

基于大语言模型的洪涝灾害统计调查

李 强, 赵铜铁钢

(中山大学 水资源与环境研究中心, 广东 广州 510275)

摘要:【目的】洪涝灾害统计调查是变化环境下区域防灾减灾和洪涝风险管理的重要依据。大语言模型在水利工程领域展现出强大应用潜力, 为充分利用其语义理解和信息抽取能力, 提出基于大语言模型的洪涝灾害统计调查方法, 全过程实现大语言模型自主的互联网数据统计调查。【方法】面向北京“7·21”“23·7”和珠江流域“22·6”、南方地区“24·4”暴雨洪涝灾害, 采用大语言模型统计调查危险程度和损失情况。【结果】结果表明, 统计调查准确率随大语言模型温度参数升高而降低, 当温度参数为0时准确率最高。北京“7·21”暴雨洪涝灾害的房屋倒塌数量、受灾人口和直接经济损失准确率超过90%, 农作物受灾面积和洪峰流量的空检率超过40%; “23·7”暴雨洪涝灾害准确率更高, 房屋倒塌数量、死亡失踪人口、受灾人口、农作物受灾面积和洪峰流量的准确率均超过90%。珠江流域“22·6”暴雨洪涝灾害的石角站洪峰流量和飞来峡最大入库流量准确率超过90%, 北江流域最大小时降雨量和平均降雨量的准确率分别为83%和61%; 南方地区“24·4”暴雨洪涝灾害石角站洪峰流量的准确率为89%, 飞来峡最大入库流量、北江流域最大小时降雨量和平均降雨量的空检率超过70%。【结论】大语言模型适用于洪涝灾害数据统计调查, 可以为水旱灾害防御工作提供数据支撑。

关键词: 洪涝灾害; 统计调查; 大语言模型; 互联网数据; 信息抽取; 气候变化; 风险评估; 降雨

DOI: 10.13928/j.cnki.wrahe.2025.09.005

开放科学(资源服务)标志码(OSID):

中图分类号: TV122

文献标志码: A

文章编号: 1000-0860(2025)09-0060-16



Statistical survey on flood disasters based on large language model

LI Qiang, ZHAO Tongtiegang

(Center of Water Resources and Environment, Sun Yat-sen University, Guangzhou 510275, Guangdong, China)

Abstract: [Objective] The statistical survey on flood disasters is an important basis for regional disaster prevention, reduction and flood risk management under changing environmental conditions. The large language model (LLM) has shown potential in the field of hydraulic engineering. In order to utilize the capabilities of LLMs on semantic understanding and information extraction, the LLM-based method of statistical survey on flood disasters is proposed. All procedures of the statistical survey based on Internet data are completed by the LLM. [Methods] For the flood disasters on 21 July 2012 in Beijing (“7·21”), July

收稿日期: 2024-10-22; 修回日期: 2024-11-09; 录用日期: 2024-11-12; 网络出版日期: 2025-01-13

基金项目: 国家重点研发计划项目(2023YFF0804900); 国家自然科学基金项目(52379033)

作者简介: 李 强(1998—), 男, 博士研究生, 主要从事水文预报研究。E-mail: liqiang65@mail2.sysu.edu.cn

通信作者: 赵铜铁钢(1986—), 男, 教授, 博士, 主要从事水文水资源研究。E-mail: zhaottg@mail.sysu.edu.cn

©Editorial Department of Water Resources and Hydropower Engineering. This is an open access article under the CC BY-NC-ND license.

2023 in Beijing (“23·7”), on June 2022 in Pearl River Basin (“22·6”) and April 2024 in Southern China (“24·4”), the proposed LLM-based method is used to investigate the risk and loss. [Results]The accuracy of the statistical survey is the highest when the temperature of the LLM is 0 and decreases as the temperature increases. For the “7·21” flood disaster, the accuracy of the number of collapsed dwellings, the affected population and the direct economic losses is more than 90%. The proportion of no retrieved result of affected cropland area and peak discharge is more than 40%. For the “23·7” flood disaster, the accuracy is generally higher. The accuracy of the number of collapsed dwellings, the number of deaths and missing persons, the affected population, the affected cropland area and the peak discharge is more than 90%. For the “24·6” flood disaster in the Beijiang river basin, the accuracy of the maximum hourly precipitation, the average precipitation and the peak discharge is 83%, 61% and more than 90%. For the “22·4” flood disaster, the accuracy of the peak discharge at Shijiao station is 89%. the proportion of no retrieved result of the peak discharge at Feilaixia reservoir, the maximum hourly precipitation and the average precipitation exceeds 70%. [Conclusion]The LLM is suitable for the statistical survey of flood disasters and can provide data support for the management of flood and drought disasters.

Keywords: flood disaster; statistical survey; large language model; Internet data; information extraction; climate change; risk assessment; rainfall

0 引言

洪涝灾害是我国频繁发生且影响巨大的自然灾害之一^[1-2]。1990—2023年,中国年均因洪涝灾害死亡或失踪人口1 919人,年均直接经济损失1 604亿元^[3]。受全球变化和人类活动双重影响,极端洪涝灾害的频率和强度增加^[4-6]。2012年7月和2023年7月底8月初,北京地区两次发生特大暴雨洪涝灾害^[7];2022年6月和2024年4月,相隔不到两年,珠江水系北江流域两次发生百年一遇特大洪水^[8]。受全球变化和人类活动双重影响,极端洪涝灾害的频率和强度增加^[4-6]。此外,经济发展和人口增加导致承灾体的暴露性增加,洪涝灾害风险加剧^[6-9]。考虑未来水文情势的非一致性,极端暴雨及其导致的洪涝灾害已成为全球关注的紧迫问题和面临的重大挑战之一^[7]。

洪涝灾害统计调查是变化环境下区域防灾减灾和洪涝风险管理的重要依据^[10-12]。传统的基于各级行政主管部门统计上报资料的方法,消耗大量的人力、物力和时间,无法满足灾后应急响应的需求^[13]。基于统计资料的经验损失率关系曲线和基于数学或理论推导的损失函数是提高洪涝灾害损失评估时效性的常用方法^[1-14],但由于考虑的因素有限,且不同承灾体的损失率各不相同,损失率模型方法存在实用性和通用性的问题^[15]。随着信息技术的发展,社交媒体迅速普及,互联网数据呈现体量大、更新快、模态多等特点,为水旱灾情统计调查提供海量信息来源^[16-19]。但由于互联网数据真伪难辨、多模态数据难以处理、机器学习等数据挖掘方法无法有效理解自然语言中的语义信息,互联网数据分析结果精度受限^[20]。

大语言模型(Large Language Model, LLM)在自然语言理解与生成方面展现巨大优势,是人工智能领域前沿热点^[21-23]。通过海量文本数据进行训练,大语言模型能够学习自然语言背后的模式与规则,提炼出知识信息^[24-25]。在LangChain等大语言模型应用开发框架的支持下,大语言模型能够调用文件读取、搜索引擎等应用组件。目前,GPT(Generative Pre-trained Transformer)、LLaMA和Gemma等大语言模型得到了开发者的广泛研究和应用;并且,GLM(General Language Model)、文心一言和通义千问等大模型针对中文理解和生成进行了优化^[24]。通过信息抽取、问答系统和机器翻译等业务应用,产生了ChatGPT聊天机器人、科技写作辅助和New Bing智能搜索引擎等。大语言模型正逐渐成为众多行业提升智能业务水平的核心手段,教育、医疗、金融、电力和水利等行业相继研发了行业大语言模型^[23-27]。

大语言模型在水利工程领域展现出强大的应用潜力^[26-29]。通过学习标准规范、公报年鉴和项目报告等多源训练数据,大语言模型能够根据提示指令提取资料数据,生成对应的提问答案、文字描述乃至程序代码等信息^[29-30]。利用其文本分类和信息抽取能力,可以对洪涝灾害事件中的社交媒体数据进行情感分析^[18-31],还可以从海量的文献资料中提取流域等水利实体对象的特征信息^[32-33]。与此同时,基于大语言模型可以构建水利智能公共服务体系和问答系统^[29-34]、水工程调度知识图谱^[26]、数字孪生流域知识平台^[27]和水利大模型^[35]。整体上,大语言模型能够全面服务于水利知识传播、防灾减灾、水资源规划管理和政策制定^[36-37],但在基于互联网数据的洪涝

灾害统计调查方面尚未发现比较成熟的应用案例。

对于传统的基于互联网数据的统计调查, 调查人员需要开展检索、检查、筛选和提取等系列工作, 工作量大、效率有待提高^[37-38]。大语言模型或许可以为洪涝灾害统计调查提供更准确、更高效的方法。对此, 本文提出基于大语言模型的洪涝灾害统计调查方法: 一方面, 利用其语言理解和分析能力, 快速、有效地理解互联网数据和调查需求, 实现深维度的信息提取; 另一方面, 基于大语言模型深入分析文本内容, 生成高质量语言表达和调查结果。整体上, 采用大语言模型进行互联网数据统计调查, 既可以丰富信息来源, 又能高效处理非结构化数据, 有助于提高洪涝灾害统计调查的准确性和时效性。

1 洪涝灾害统计调查方法

1.1 互联网数据统计调查

大语言模型变革了信息获取的技术和方法, 产生新的信息检索技术范式^[38-40]。常用搜索引擎通常只返回相关网页链接, 以原始文档形式为用户提供数据, 对于检索结果不做分析。因此, 传统基于互联网数据的统计调查需要用户对检索结果进行筛选和分析才能获取目标信息, 基于搜索引擎检索的互联网统计调查过程如图 1 上侧所示^[38]。相比而言, 大语言模型可以高效、准确地理解复杂语义问题, 完成自然语言理解和生成任务。因此, 在基于大语言模型的互联网数据统计调查过程中, 用户仅需阐述调查需求, 向模型下达一系列指令, 也被称为提示工程 (Prompt Engineering)。由大语言模型承担设计检索词、调用搜索引擎、阅读网页内容、筛选提取信息、总结分析

数据和生成调查结果的任务, 自动自主地进行统计调查, 能显著提升信息获取效率, 基于大语言模型方法的互联网数据统计调查如图 1 下侧所示^[37-38]。

GLM 是开源开放的中英文双语双向稠密大模型, 面向千亿级文本标识符进行模型预训练, 在中文理解与生成、感知推理、自定义工具调用等多方面多模态评测中表现出色。LangChain 是一个开源的大语言模型应用开发框架, 支持连接外部知识数据和调用外部工具, 提供文本向量化和文本输出格式化等功能, 简化了大语言模型的应用程序开发过程。基于 LangChain 框架集成 GLM 大语言模型和百度搜索引擎接口, 实现大语言模型与百度搜索引擎的交互: 一方面, 通过百度搜索引擎接口发送大语言模型生成的检索词, 返回相关搜索建议列表, 进而获取网页数据; 另一方面, 选用开源的 GLM4-9B-Chat 版本, 实现检索词生成、网页浏览和信息提取等功能。

1.2 基于大语言模型的洪涝灾害统计调查

采用 LangChain 框架集成 GLM 大语言模型、外部知识库、百度搜索引擎交互模块和输出后处理模块, 形成洪涝灾害统计调查方法。由在外部知识库中检索到的知识增强大语言模型的生成, 引导大语言模型生成更准确和更专业的结果^[38]。通过系统提示词指定大语言模型扮演的角色为“洪涝灾害统计调查专家”, 要求“数据需要源于官方公布信息, 不得编造数据”, 以此设定大语言模型在生成和交互时采取的行为方式。图 2 展示了基于大语言模型的洪涝灾害统计调查过程, 分以下为 4 个部分。

(1) 外部知识库构建。收集洪涝灾害相关的非结

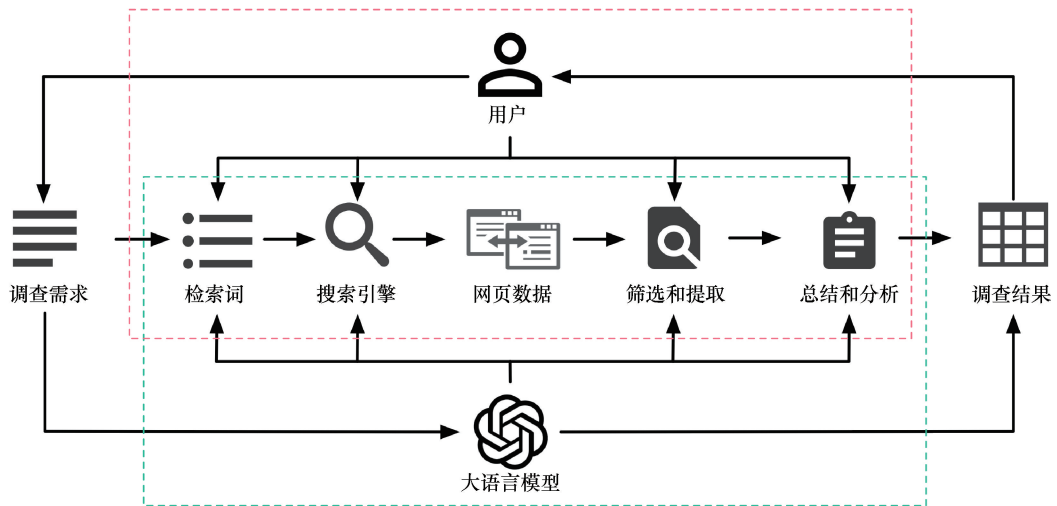


图 1 基于互联网数据的统计调查过程: 搜索引擎检索(上侧)和大语言模型方法(下侧)

Fig. 1 The process of statistical survey based on the Internet data; the search engine retrieval (upper) and the LLM-based method (lower)

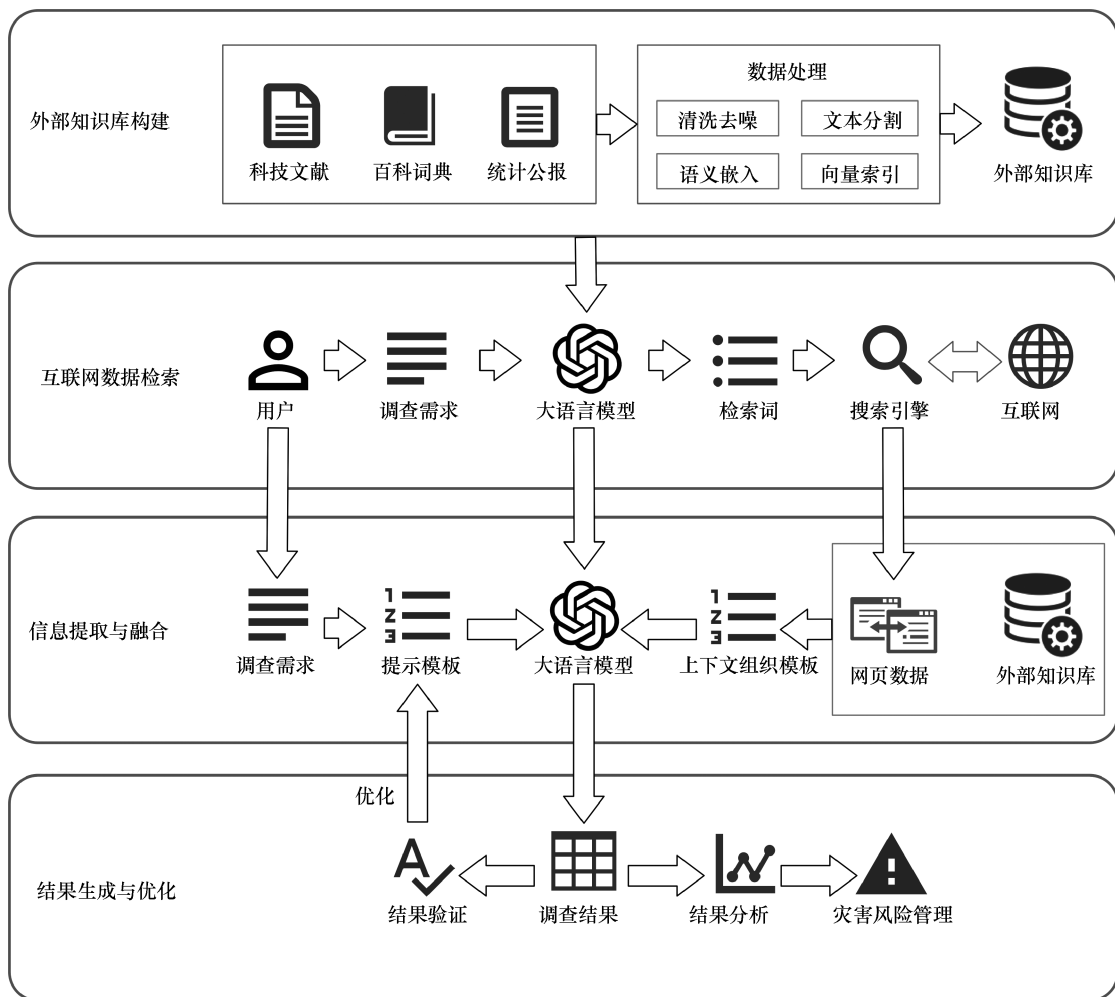


图2 基于大语言模型的洪涝灾害统计调查过程

Fig. 2 The process of the LLM-based statistical survey on flood disasters

构化文本,包括科技文献、百科词典和统计公报等,本文收集了《自然灾害情况统计调查制度》和《特别重大自然灾害损失统计调查制度》;使用LangChain框架工具对这些文本进行清洗去噪、文本分割、语义嵌入、向量索引等一系列处理,得到外部知识库,增强大语言模型洪涝灾害相关专业知识。

(2)互联网数据检索。根据洪涝灾害统计调查需求设计大语言模型的提示模板,当用户指定洪涝灾害事件时,统计调查模型自动根据提示模板设计提示词,提示词被依次输入到GLM大语言模型中,GLM大语言模型根据提示词和历史交互记录生成检索词;GLM大语言模型调用搜索引擎的接口进行检索,获取到检索结果,得到互联网中相关的网页数据。

(3)信息提取与融合。设计提示模板和上下文组织模板,规定上下文组织方式等;根据这些模板自动组织调查需求、网页数据和外部知识库,得到提示词;GLM大语言模型根据提示词筛选和提取网页数

据,总结和分析相关信息;通过提示词规定模型输出JSON格式的调查结果,并使用LangChain框架的JSON格式解析器保证输出数据格式稳定。

(4)结果生成与优化。在设计和优化阶段,测试和验证调查结果,据此优化外部知识库、提示模板和上下文组织模板,微调大语言模型;在应用阶段,对调查结果进行深入分析,服务于洪涝灾害应急响应和风险管理。

2 洪涝灾害统计调查案例

2.1 洪涝灾害案例

北京市人口高度密集、政治经济活动频繁,洪涝灾害防御面临巨大挑战^[41-42]。近年来,北京市发生了多次极端暴雨洪涝灾害^[7]。2012年7月,北京市遭遇了1949年以来最大的一次降雨过程,局部降雨量接近500 a一遇,导致严重城市内涝,造成大量人员伤亡和财产损失,以下简称北京“7·21”暴雨洪

涝灾害。2023年7月底8月初,北京市遭遇更大量级的暴雨,降雨量为当地有仪器测量记录140年来最大值,导致严重的洪涝灾害,以下简称北京“23·7”暴雨洪涝灾害。

珠江流域是台风、暴雨和强对流等灾害性天气的多发区和脆弱区,受洪涝灾害影响显著^[43-44]。2022年6月,珠江流域遭遇流域性较大洪水,给广东、广西带来巨大损失,以下简称珠江“22·6”暴雨洪涝灾害。紧接着,2024年4月,南方地区发生多次大范围暴雨天气,降雨强度大,造成江西、广东等17省(区、市)发生洪涝和地质灾害,以下简称南方“24·4”暴雨洪涝灾害。

根据《中国水旱灾害防御公报》、新闻报道和政府公告常用洪涝灾情指标,选取平均降雨量、最大小时降雨量和洪峰流量作为灾害危险程度的统计调查指标;选取受灾人口、死亡失踪人口、农作物受灾面积、房屋倒塌数量和直接经济损失作为灾害损失情况的统计调查指标。应用传统搜索引擎检索方法,设计检索词,使用搜索引擎进行检索,阅读获取的网页并筛选、提取出目标信息,进行总结和分析,得到北京“7·21”“23·7”和珠江“22·6”、南方“24·4”暴雨洪涝灾害的危险程度和损失情况,将其作为基准数据,如表1所列。

在珠江“22·6”暴雨期间,北江流域发生自1915年以来最大洪水;在南方“24·4”暴雨期间,北江流域再次发生超100a一遇特大洪水。北江流域在这两场暴雨洪涝灾害中极具代表性,因此以北江流域暴雨历时、平均降水量、最大小时降水量和洪峰流量作为这两场暴雨洪涝灾害危险程度的基准数据。

2.2 洪涝灾害统计调查实验设计

以上四场典型洪涝灾害事件作为案例,构建基于大语言模型的洪涝灾害统计调查模型,对暴雨洪涝灾害的危险程度和损失情况进行统计调查,测试和分析调查结果。每个事件重复统计调查100次,以减少大语言模型的随机性对统计调查准确率的影响。以北京“23·7”暴雨洪涝灾害为例,GLM进行洪涝灾害统计调查的过程如图3所示。将大语言模型统计调查结果与基准数据进行比对,结果分为“统计调查正确”“未统计调查到”和“统计调查错误”三类,计算各类结果在100次重复统计调查中的比例,分别为准确率、空检率和错误率。分析各项统计调查指标的效果,对比暴雨洪涝灾害的危险程度和损失情况。

温度是控制大语言模型生成内容的随机性和创造性的参数^[52]。通过设定温度值来调整大模型输出文本的概率分布:温度值越高,大语言模型预测词的概率分布越均匀,候选词范围越大,生成内容随机性越高、创造性越好、多样性越大;温度值越低,大语言模型预测词的概率分布越集中,候选词范围越小,生成内容越保守、随机性越低,确定性、可预测性和可重复性越强。为优化模型效果,探究温度变化对统计调查准确率的影响程度,设置0.00,0.25,0.50,0.75,1.00共5种不同温度的情景,分别统计调查北京“7·21”、北京“23·7”和珠江“22·6”、南方“24·4”暴雨洪涝灾害的危险程度和损失情况。在每种温度情景中,重复统计调查每个事件100次。计算和比较不同温度下洪涝灾害统计调查准确率,分析模型温度对各项指标统计调查效果的影响。

表1 洪涝灾害案例的危险程度和损失情况
Table 1 Risk and loss of the four flood disaster cases

洪涝灾害事件	北京“7·21”暴雨	北京“23·7”暴雨	珠江“22·6”暴雨	南方“24·4”暴雨
暴雨历时/h	20 ^[45]	83 ^[45]	~168 ^[8]	~192 ^[8]
平均降水量/mm	170 ^[45]	331 ^[45-46]	294 ^[47]	272.7 ^[43]
最大小时降水量/mm	100.3 ^[46]	126.6	108 ^[8]	126.5 ^[8]
张坊站洪峰流量/m ³ ·s ⁻¹	2 800 ^[45]	7 330 ^[45]	—	—
漫水桥站洪峰流量/m ³ ·s ⁻¹	1 090 ^[45]	5 300 ^[45]	—	—
石角站洪峰流量/m ³ ·s ⁻¹	—	—	18 500 ^[8]	18 100 ^[8]
飞来峡最大入库流量/m ³ ·s ⁻¹	—	—	19 900 ^[48]	17 600 ^[8]
受灾人口/万人	190 ^[49]	129 ^[7,46]	648.9 ^[50]	159.8 ^[51]
死亡失踪人口/人	79 ^[49]	51 ^[46]	37 ^[50]	24 ^[51]
农作物受灾面积/km ²	575 ^[49]	150 ^[46]	2 884 ^[50]	1 403 ^[51]
房屋倒塌数量/万间	1.06 ^[49]	5.95 ^[7,46]	0.92 ^[50]	0.08 ^[51]
直接经济损失/亿元	160 ^[49]	637.39 ^[3]	278.2 ^[50]	119.8 ^[51]

注:珠江“22·6”暴雨和南方“24·4”暴雨的暴雨历时、平均降雨量、最大小时降雨量和洪峰流量以代表性的北江流域数据作为基准数据。

“7·21”暴雨洪涝灾害,随着温度升高,平均降雨量、最大小时降雨量和农作物受灾面积的准确率显示明显下降趋势,受灾人口、房屋倒塌数量等指标的准确率变化较小。洪峰流量的准确率不超过20%,且受温度影响很小,这可能与北京“7·21”发生时间较久远有关,搜索引擎的检索结果中北京“23·7”相关信息更多,误导模型得到错误的调查结果。对于北京“23·7”暴雨洪涝灾害,统计调查准确率总体更高。即使温度值高于0.50,房屋倒塌数量、死亡失踪人口、农作物受灾面积、受灾人口、洪峰流量等指标准确率也超过90%,这可能与互联网数据更为丰富有关。最大小时降雨量统计调查准确率低于10%;直接经济损失准确率为0,空检率超过95%。

对珠江“22·6”和南方“24·4”洪涝灾害,不同温度下大语言模型统计调查准确率变化如图5所示。当模型温度为0.00时,这两场洪涝灾害统计调查准确率总体最高;随着温度值的升高,准确率总体呈现下降趋势,空检率总体呈现上升趋势。对于

珠江“22·6”暴雨洪涝灾害,随着温度升高,北江流域平均降雨量、最大小时降雨量的准确率显示明显下降趋势。当温度值从0.8增加到1.0时,珠江流域受灾人口、房屋倒塌数量和直接经济损失的准确率从87%减少到52%。石角站洪峰流量的准确率超过90%,且受温度影响很小,这可能与搜索引擎的检索结果中相关互联网信息较丰富有关。对于南方“24·4”暴雨洪涝灾害,统计调查准确率相比珠江“22·6”暴雨洪涝灾害的更低。北江流域平均降雨量、最大小时降雨量和飞来峡最大入库流量的准确率接近于0,空检率超过80%,这可能与珠江“24·4”暴雨洪涝期间,北江流域共有5场强降雨过程相关^[43],大语言模型未能有效辨析不同场次的降雨量和入库流量而输出空值。南方地区受灾人口、死亡失踪人口、房屋倒塌数量、农作物受灾面积和直接经济损失的准确率均超过90%,这与南方“24·4”暴雨洪涝灾害发生在最近有关,相关信息更丰富且在搜索引擎的检索结果中排序更前。

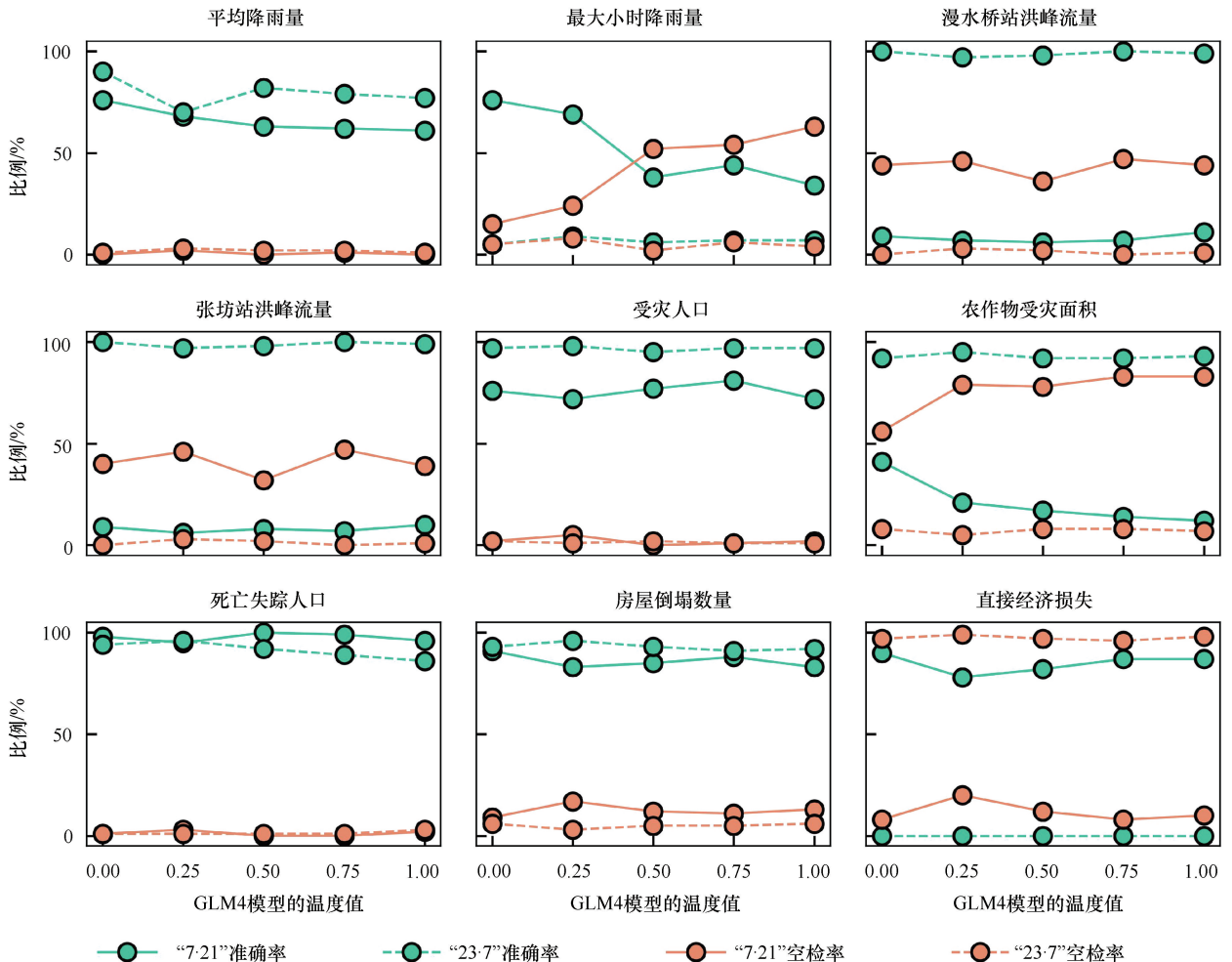


图4 不同温度值下基于大语言模型的北京洪涝灾害统计调查的准确率和空检率

Fig. 4 The accuracy of LLM-based statistical survey on the flood disasters in Beijing under different temperature values

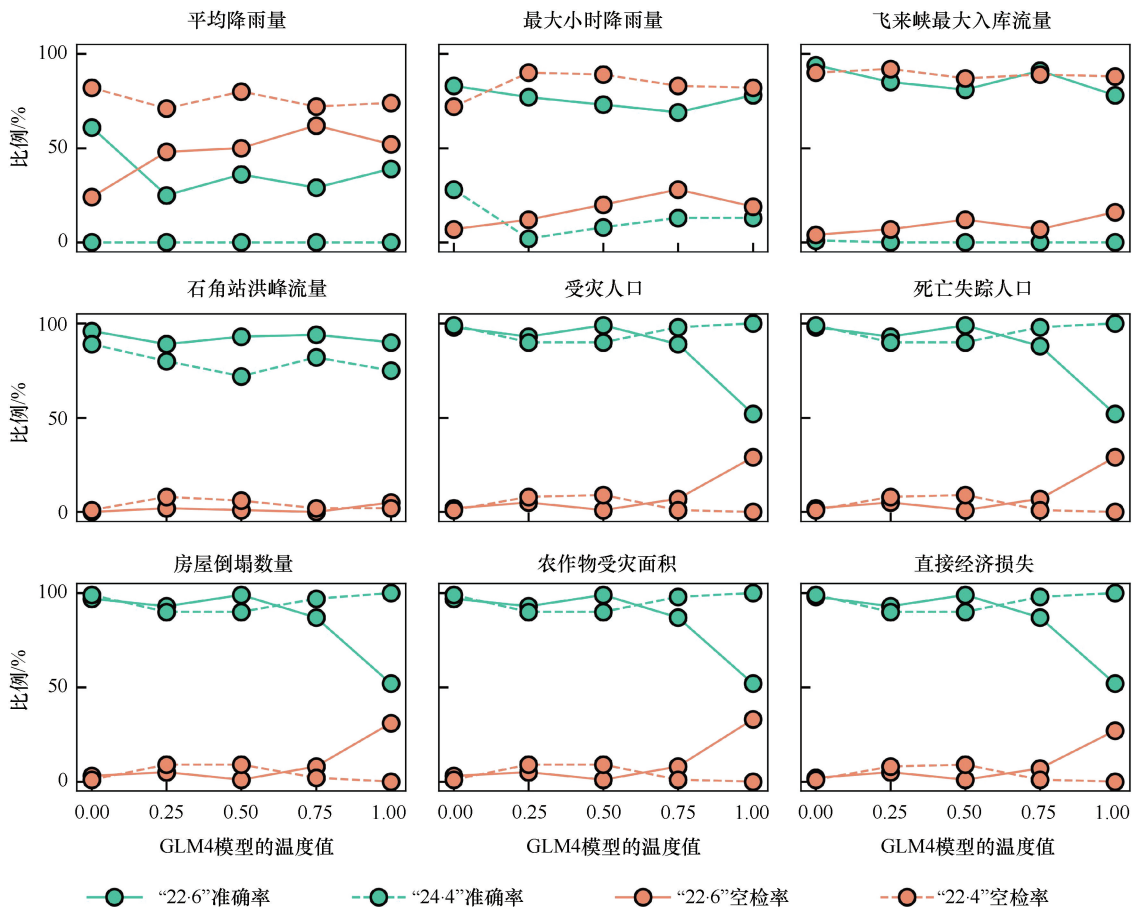


图 5 不同温度值下基于大语言模型的珠江流域和南方地区洪涝灾害统计调查的准确率和空检率

Fig. 5 The accuracy of LLM-based statistical survey on the flood disasters in Pearl River Basin and Southern China under different temperature values

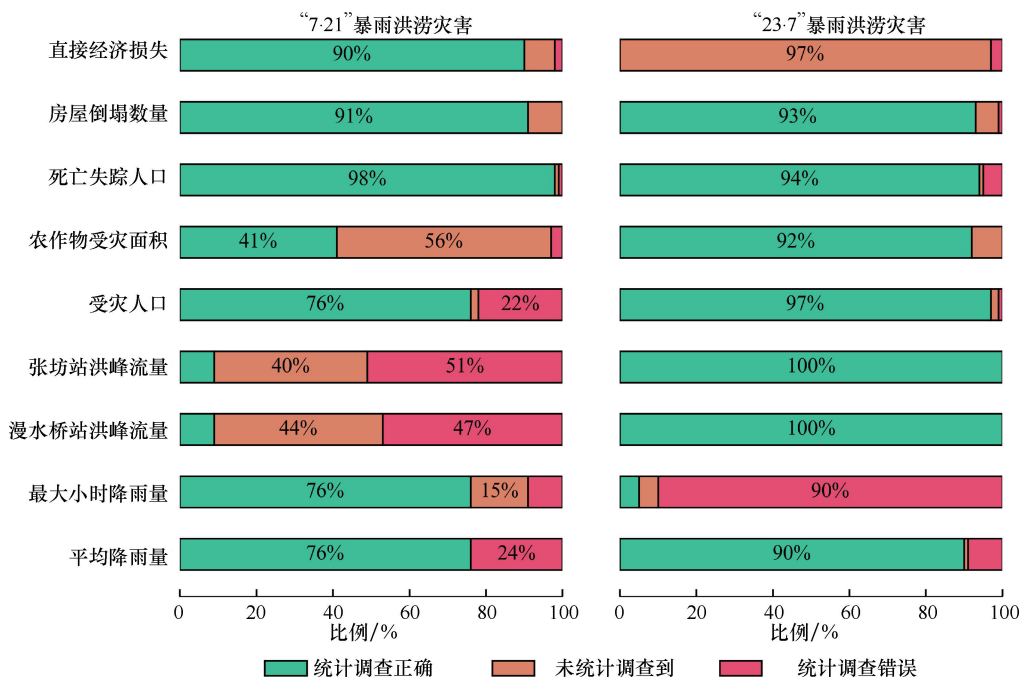


图 6 北京“7·21”“23·7”暴雨洪涝灾害统计调查的验证结果

Fig. 6 Validation results of the LLM-based statistical survey on the “7·21” and “23·7” flood disasters in Beijing

3.2 洪涝灾害统计调查效果分析

当模型温度为 0.00 时, 北京“7·21”和“23·7”暴雨洪涝灾害的 100 次统计调查验证结果如图 6 所示。总体而言, 这两场灾害的统计调查准确率是相当理想的。对“7·21”暴雨洪涝灾害, 直接经济损失、房屋倒塌数量、死亡失踪人口的统计调查准确率不低于 90%; 受灾人口、最大小时降雨量、平均降雨量的统计调查准确率为 76%; 另一方面, 由于缺乏相关新闻报道, 农作物受灾面积、张坊站洪峰流量、漫水桥站洪峰流量的空检率超过了 40%。相比之下, 北京“23·7”暴雨洪涝灾害统计调查总体效果更好, 房屋倒塌数量、死亡失踪人口、农作物受灾面积、受灾人口、洪峰流量、平均降雨量等指标的准确率均超过 90%, 甚至达到 100%。最大小时降雨量准确率为 5%, 错误率达到 90%, 进一步分析结果发现 88% 的比例为 111.8 mm, 这是大部分新闻报道的数据, 而基准数据采用了科技文献中的 126.6 mm^[46], 导致了较高的错误率。直接经济损失准确率为 0, 空检率为 97%。经过核验, 截至 2024 年 8 月, 并没有新闻报道或统计公告提供了北京“23·7”暴雨洪涝灾害的直接经济损失, 因此直接经济损失空检率较高是符合认识的。

当模型温度为 00.00 时, 珠江“22·6”和南方“24·4”暴雨洪涝灾害的 100 次统计调查验证结果如图 7 所示。除南方“24·4”暴雨洪涝灾害的危险

程度外, 大语言模型对这两场洪涝灾害的统计调查准确率是相当理想的。对珠江“22·6”暴雨洪涝灾害, 直接经济损失等损失情况指标的准确率均超过 95%, 石角站洪峰流量和飞来峡最大入库流量的准确率超过 90%, 北江流域最大小时降雨量和平均降雨量的准确率分别为 83% 和 61%。相比之下, 南方“22·4”暴雨洪涝灾害的损失情况统计调查效果更好, 准确率均为 99%, 但危险程度的统计调查效果更差。石角站洪峰流量的准确率为 89%, 飞来峡最大入库流量、北江流域最大小时降雨量和平均降雨量的空检率较高, 分别为 90%、72% 和 82%, 这与搜索引擎的检索结果中有效信息密度低有关。

3.3 洪涝灾害统计调查结果对比

北京“7·21”和“23·7”暴雨洪涝灾害危险程度和损失情况分别如图 8 左侧与右侧所示。“23·7”暴雨具有降水历时长、累计降水量大和降水强度大等极端特征^[53-54], 最大小时降雨量和全市平均降雨量分别达到 126.6 mm 和 331 mm, 远超“7·21”暴雨的 100.3 mm 和 170 mm。极端降水诱发特大洪水, 漫水桥站洪峰流量达到 5 300 m³/s, 是有实测资料以来的最大值^[45]; 张坊站洪峰流量达到 7 330 m³/s, 是有实测资料以来历史第二位, 分别为“7·21”暴雨洪涝灾害的 4.86 倍和 2.62 倍。在房屋倒塌数量和直接经济损失方面, “23·7”暴雨洪涝灾害远超“7·21”暴雨洪涝灾害。“23·7”房屋倒

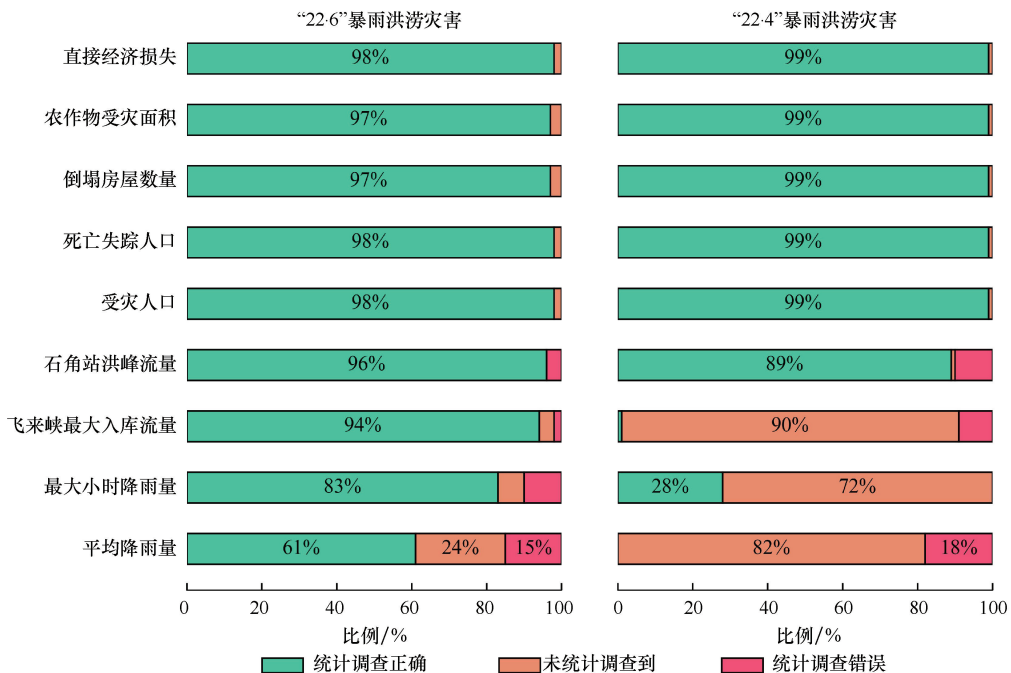


图 7 珠江流域“22·6”和南方地区“24·4”暴雨洪涝灾害统计调查的验证结果

Fig. 7 Validation results of the LLM-based statistical survey on the “22·6” flood disasters in Pearl River Basin and “24·4” in Southern China

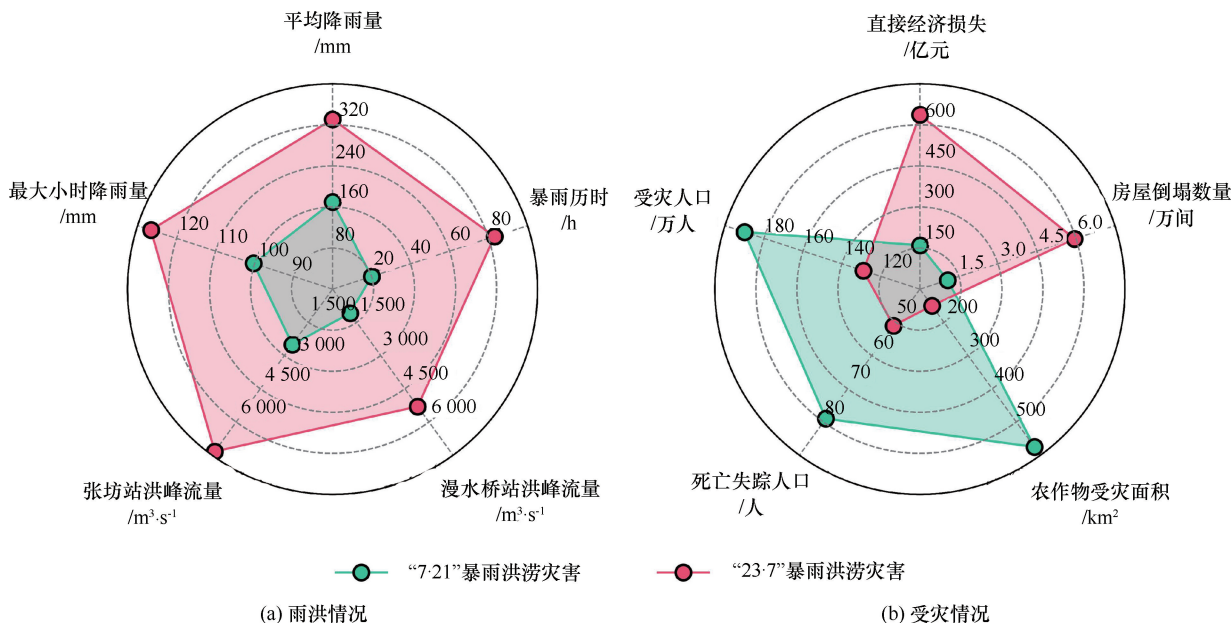


图 8 北京“7·21”“23·7”暴雨洪涝灾害对比

Fig. 8 Comparison of the “7·21” and “23·7” flood disasters in Beijing

塌数量和直接经济损失分别为 5.95 万间和 637.39 亿元,“7·21”则分别为 1.07 万间和 160 亿元。在受灾人口、死亡失踪人口和农作物受灾面积方面,“23·7”暴雨洪涝灾害远少于“7·21”暴雨洪涝灾害。“23·7”受灾人口、死亡失踪人口和农作物受灾面积分别为 129 万人、51 人和 1.50 万 hm^2 ,“7·21”则分别为 190 万人、79 人和 5.75 万 hm^2 。

珠江“22·6”和南方“24·4”暴雨洪涝灾害危险程度和相应区域的损失情况,如图 9 所示。“22·6”和“24·4”暴雨灾害期间,北江流域具有降

雨场次多、持续时间长、短时强度大、累计雨量大的特点,分别经历 3 轮和 5 轮强降雨,最大小时降雨量分别为 108 mm 和 126.5 mm,流域平均降雨量分别为 294 mm 和 272.7 mm。连续强降雨诱发特大洪水,“22·6”暴雨洪涝灾害期间,石角站实测洪峰流量为 18 500 m^3/s ,为 1924 年建站以来最大流量,飞来峡水库最大入库流量为 19 900 m^3/s ,为 1915 年后最大入库流量。“24·4”暴雨洪涝灾害期间,石角站洪峰流量为 18 100 m^3/s ,为有记录以来第二大流量,飞来峡水库最大入库流量为 17 600 m^3/s 。

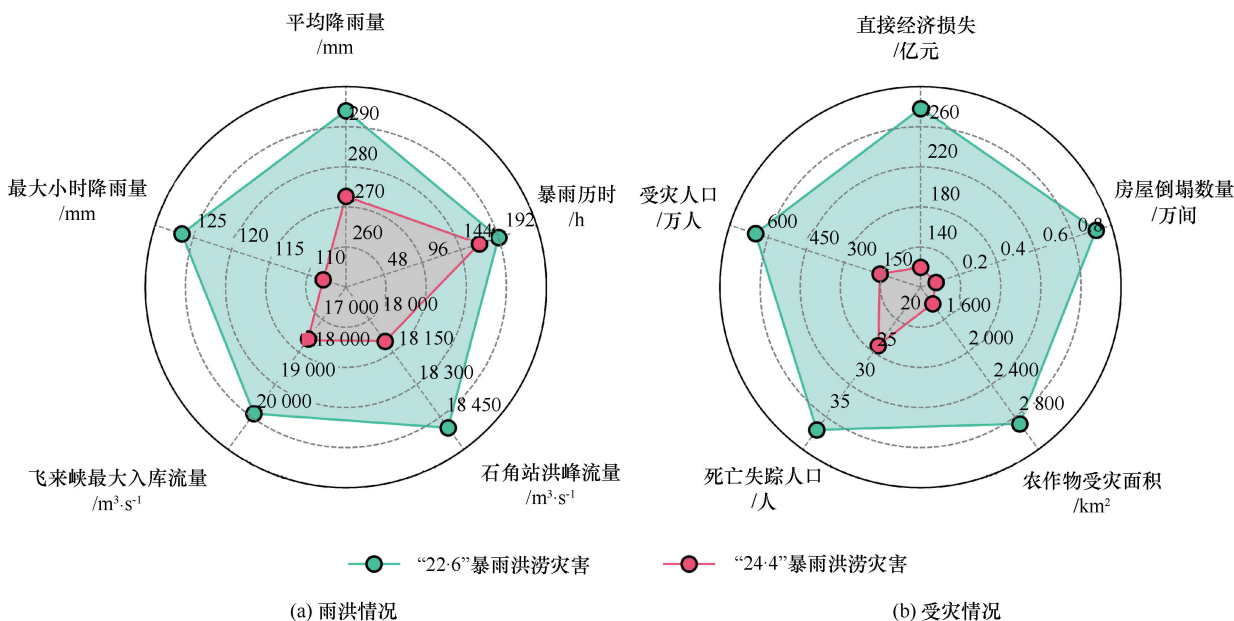


图 9 珠江“22·6”和南方“24·4”暴雨洪涝灾害对比

Fig. 9 Comparison of the “22·6” flood disasters in Pearl River Basin and “24·4” in Southern China

4 结果讨论

4.1 统计调查错误原因分析

大语言模型统计调查准确率取决于互联网有效信息的密度、互联网数据检索系统的质量和基于大语言模型基于信息来源生成真实答案的能力^[38]。统计调查过程中的偏差都会累积到大语言模型的生成中,导致异常结果^[55]。面向北京“7·21”暴雨洪涝灾害死亡失踪人口,对统计调查错误案例进行具体分析,如图10所示。生成统计调查结果过程中,大语言模型出现了四种类型的错误,分别是混淆不同事件、混淆过时数据、信息提取错误和信息总结错误。例如,互联网尚未普及时期的事件缺乏相应数据,搜索引擎只能检索到相近事件的数据,导致大语言模型误用北京“23·7”暴雨洪涝灾害的数据;受搜索引擎排序算法的影响,百科词条等特定网页更容易被检索到,误导大语言模型使用非官方发布的数据,影响统计调查结果的准确性和可靠性;未限定事件的发生时间时,大语言模型误用了2021年7月23日的阶段性新闻数据,统计时段不完整,导致低估死亡失踪人口;此外,鉴于大语言模型固有的随机性,可能出现指令理

解错误的现象,大语言模型未将“失踪人口的数量”考虑在内,或者在将数据标准化为JSON格式时出现异常,这都将导致空检或统计调查错误。

受限于自身信息提取能力和互联网数据的准确性,大语言模型从网页获取信息的准确性有待进一步甄别,应用于水资源规划管理的可靠性有待进一步评估。通过多次重复统计调查、改进提示词模板、扩增外部知识库和采用更高性能大语言模型及搜索引擎,有望提高统计调查准确率和可靠性。具体地,将模型温度参数设置为0,并进行多次重复统计调查,能减少大语言模型固有随机性带来的不确定性。通过提示词明确和分解统计调查任务、明确数据来源为官方信息等注意事项,可以提高模型的输出质量和统计调查的准确性。增加洪涝灾害统计调查相关的科技文献、百科词典和统计公报等作为外部知识库的信息来源,可以进一步增加大语言模型的专业知识。此外,使用多种搜索引擎的检索结果作为信息来源、考虑多种大语言模型的输出结果,也能进一步提高统计调查结果的可靠性。

4.2 大语言模型统计调查应用

相比传统人工检索方法,大语言模型对互联网数



图10 基于大语言模型的洪涝灾害统计调查错误示例

Fig. 10 Examples of errors in LLM-based statistical survey on flood disasters

据统计调查效率的提升是可预见的。用户仅需阐述调查需求, 由大语言模型承担设计检索词、调用搜索引擎、阅读网页内容、筛选提取信息、总结分析数据和生成调查结果的任务, 全过程实现自动自主的互联网数据统计调查, 显著提升了信息获取效率。进一步地, 并行部署大语言模型能大大提高统计调查效率, 快速、高效地对大量历史洪涝灾害事件进行统计调查。在业务化运用时, 使用大语言模型进行初步调查, 取多次重复统计调查结果的众数作为最终调查结果, 可以减少不确定性; 对调查结果进行抽样, 基于传统搜索引擎检索方法得到样本的基准数据, 对大语言模型的统计调查结果进行核验, 评估结果的可靠性。此外, 大语言模型能够快速识别和筛选出相关网页, 能够帮助统计调查人员缩小调查范围, 提高传统统计调查的效率。

大语言模型可以高效分析历史文献、报告和记录, 构建详尽的历史洪涝灾害案例库, 为洪涝灾害防御工作提供数据支撑。例如, 大语言模型可以帮助分析北京极端暴雨造成巨大损失的原因和洪涝灾害防控措施的有效性。北京两次极端暴雨洪水均远超当时主要防洪工程的设计防洪能力, 例如, “23·7”漫水桥站洪峰流量超过 200 年一遇, 远超大石河 10 年到 20 年一遇的防洪标准^[45]。当局部遭受超过一般设防水平的特大暴雨洪涝灾害时, 一些关键基础设施易被损毁, 进而加重灾情^[56-57]。因此, 即使洪涝灾害风险管理通常可以减少洪水的影响, 在面对破纪录暴雨引发的洪涝灾害时, 防灾减灾仍面临巨大困难^[58]。北京“7·21”暴雨后, 北京采取了雨水管网改造、城区河湖连通、泵站升级改造、蓄水场所建设等洪涝灾害防控措施来加强城市防洪排涝能力^[59]。除北京“23·7”暴雨之外, 北京 2016 年“7·20”暴雨降水总量也超过北京“7·21”暴雨, 但并未发生较大灾情和人员伤亡^[7]。由此可知, 采取洪涝灾害防控措施对减少洪涝灾害损失发挥着重要作用^[1]。

4.3 大语言模型防灾减灾应用

大语言模型为灾害科普教育、灾害应急处置等防灾减灾措施提供了新思路^[26-35]。基于大语言模型的自然语言理解和生成能力并整合自然灾害知识库, 构建智能公共服务体系和问答系统^[29-34]。大语言模型能够整合多种数据和信息源, 如传感器、社交媒体和公共数据库的数据, 以及应急指南和手册等相关文档, 生成易于公众理解的语言和内容, 以提高公众对自然灾害的认识和预防意识, 并且能为受灾人员提供基于实时和多源信息的应急指导。大

语言模型能够实时从社交媒体数据中提取有用信息, 挖掘与分析突发事件的数据, 改善灾害的应急响应和管理。当前主要采用支持向量机和 BERT 微调模型等监督学习方法对洪涝灾害社交媒体数据进行情感分析^[18-19], 但微博等社交媒体数据具有文本短、稀疏、重复度高、口语化的特点, 在构建情感分析模型前需要进行数据预处理、标注训练样本等过程, 并且难以利用多模态数据^[19]。而大语言模型通过海量文本数据的训练, 学习了自然语言背后的模式与规则, 并且能够挖掘文字、语音、视频等多模态信息中的情感语义, 相比传统机器学习方法更准确、更高效。

5 结 论

面向水旱灾害防御业务工作, 本文提出基于大语言模型的洪涝灾害统计调查方法。以海量互联网数据作为信息来源, 由大语言模型根据调查需求设计检索词、调用搜索引擎、筛选处理网页和总结分析数据, 得到统计调查结果。主要结论如下。

(1) 对模型温度的敏感性分析表明, 统计调查准确率随大语言模型温度参数值升高而降低, 当温度参数值为 0 时准确率最高, 适用于严格精确的数据统计调查, 而温度值较高时适用于生成具有创造性的文本内容。

(2) 北京“7·21”暴雨洪涝灾害的直接经济损失、房屋倒塌数量和死亡失踪人口统计调查准确率超过 90%, 但农作物受灾面积和洪峰流量空检率不低于 40%; 北京“23·7”暴雨洪涝灾害统计调查准确率更高, 房屋倒塌数量、死亡失踪人口、农作物受灾面积、受灾人口和洪峰流量的准确率均超过 90%, 但直接经济损失空检率达到 97%。

(3) 珠江“22·6”暴雨洪涝灾害的石角站洪峰流量和飞来峡最大入库流量的准确率超过 90%, 北江流域最大小时降雨量和平均降雨量的准确率分别为 83% 和 61%; 南方“22·4”暴雨洪涝灾害石角站洪峰流量的准确率为 89%, 飞来峡最大入库流量、北江流域最大小时降雨量和平均降雨量的空检率超过 70%, 这与搜索引擎的检索结果中有效信息密度低有关。

(4) 大语言模型在生成统计调查结果过程中出现混淆不同事件、混淆过时数据、信息提取错误和信息总结错误。大语言模型从网页获取信息的准确性有待进一步甄别, 应用于水资源规划管理的可靠性有待进一步评估。

参考文献 (References):

- [1] 王浩, 赵钢铁, 田雨, 等. 考虑时间变化的洪涝灾害损失评估[J]. 水利学报, 2024, 55(2): 127-136.
WANG Hao, ZHAO Tongtiegang, TIAN Yu, et al. Incorporating temporal changes into flood loss assessments[J]. *Journal of Hydraulic Engineering*, 2024, 55(2): 127-136.
- [2] 张建云, 舒章康, 王鸿杰, 等. 郑州“7·20”暴雨洪涝几个水文问题的讨论[J]. 地理学报, 2023, 78(7): 1618-1626.
ZHANG Jianyun, SHU Zhangkang, WANG Hongjie, et al. A discussion on several hydrological issues of “7·20” rainstorm and flood in Zhengzhou[J]. *Acta Geographica Sinica*, 2023, 78(7): 1618-1626.
- [3] 中华人民共和国水利部. 中国水旱灾害防御公报 2023[M]. 北京: 中国水利水电出版社, 2024.
Ministry of Water Resources of the People's Republic of China. *China Flood and Drought Disaster Prevention Bulletin 2023* [M]. Beijing: China Water&Power Press, 2024.
- [4] ZHANG W, VILLARINI G, VECCHI G A, et al. Urbanization exacerbated the rainfall and flooding caused by hurricane Harvey in Houston[J]. *Nature*, 2018, 563(7731): 384-388.
- [5] 夏军, 陈进, 余敦先, 等. 变化环境下中国现代水网建设的机遇与挑战[J]. 地理学报, 2023, 78(7): 1608-1617.
XIA Jun, CHENG Jin, SHE Dunxian, et al. Opportunities and challenges of national water network construction under changing environment[J]. *Acta Geographica Sinica*, 2023, 78(7): 1608-1617.
- [6] RENTSCHLER J, AVNER P, MARCONCINI M, et al. Global evidence of rapid urban growth in flood zones since 1985[J]. *Nature*, 2023, 622(7981): 87-92.
- [7] 孙晓英, 叶冬冬, 张建涛, 等. 北京市“23·7”极端强降雨灾后恢复重建关键问题及对策研究[J]. 水利发展研究, 2024, 24(11): 22-28.
SUN Xiaoying, YE Dongdong, ZHANG Jiantao, et al. Research on key issues and measures of Beijing “23·7” extreme heavy rainfall disaster recovery and reconstruction planning[J]. *Water Resources Development Research*, 2024, 24(11): 22-28.
- [8] 蓝羽栖, 陈学秋, 张文明. 北江“2024.4”与“2022.6”两场特大洪水比较分析[J]. 中国防汛抗旱, 2024, 34(6): 8-12.
LAN Yuxi, CHEN Xueqiu, ZHANG Wenming. A comparative analysis of two catastrophic floods of Beijiang River Basin in April 2024 and June 2022 [J]. *China Flood & Drought Management*, 2024, 34(6): 8-12.
- [9] 康亚静, 刘宇, 解家毕. 超标准暴雨洪水条件下南水北调中线工程沿线各单元风险评估[J]. 南水北调与水利科技(中英文), 2023, 21(2): 342-351.
KANG Y J, LIU Y, XIE J B. Risk assessment of each unit along the middle route of South-to-North Water Transfer Project under over-standard rainstorm flood conditions [J]. *South-to-North Water Transfers and Water Science & Technology*, 2023, 21(2): 342-351.
- [10] 李莹, 赵珊珊. 2001—2020 年中国洪涝灾害损失与致灾危险性研究[J]. 气候变化研究进展, 2022, 18(2): 154-165.
LI Ying, ZHAO Shanshan. Floods losses and hazards in China from 2001 to 2020 [J]. *Climate Change Research*, 2022, 18(2): 154-165.
- [11] 王小杰, 夏军强, 李启杰, 等. 长江中下游地区洪灾损失率函数构建及洪涝灾害损失评估[J]. 水资源保护, 2023, 39(5): 88-98.
WANG Xiaojie, XIA Junqiang, LI Qijie, et al. Progress on disaster mechanism and risk assessment of urban flood/waterlogging disasters in China [J]. *Water Resources Protection*, 2023, 39(5): 88-98.
- [12] LAZZARIN T, VIERO D P, MOLINARI D, et al. A new framework for flood damage assessment considering the within-event time evolution of hazard, exposure, and vulnerability [J]. *Journal of Hydrology*, 2022, 615: 128687.
- [13] 褚明华, 杜晓鹤, 何秉顺. 我国水旱灾害防御应对[J]. 水利发展研究, 2024, 24(8): 1-8.
CHUMinghua, DUXiaohe, HEBingshun. China's prevention and response to flood and drought disasters [J]. *Water Resources Development Research*, 2024, 24(8): 1-8.
- [14] LAZZARIN T, VIERO D P, MOLINARI D, et al. Flood damage functions based on a single physics-and data-based impact parameter that jointly accounts for water depth and velocity [J]. *Journal of Hydrology*, 2022, 607: 127485.
- [15] 米胤瑜, 孔锋. 气候变化背景下城市洪水风险管理体系国际比较与启示: 以伦敦、纽约、郑州为例[J]. 水利水电技术(中英文), 2023, 54(3): 21-34.
MI Yinyu, KONG Feng. International comparison and enlightenment of urban flood risk management system under background of climate change: Taking London, New York and Zhengzhou as study cases [J]. *Water Resources and Hydropower Engineering*, 2023, 54(3): 21-34.
- [16] SHOYAMA K, CUI Q, HANASHIMA M, et al. Emergency flood detection using multiple information sources: Integrated analysis of natural hazard monitoring and social media data[J]. *Science of The Total Environment*, 2021, 767: 144371.
- [17] KRYVASHEYEU Y, CHEN H, OBRADOVICH N, et al. Rapid assessment of disaster damage using social media activity[J]. *Science Advances*, 2016, 2(3): e1500779.
- [18] 张谱, 张豪, 孔锋, 等. 基于微博数据的暴雨洪涝灾害舆情特征研究: 以 2021 年中国三场暴雨洪涝为例[J]. 水利水电技术(中英文), 2023, 54(2): 47-59.
ZHANG Pu, ZHANG Hao, KONG Feng, et al. A study on public

- opinion characteristics of rainstorm flooding disasters based on Sina Weibo data; Take the three rainstorm flooding disasters in China in 2021 as an example [J]. *Water Resources and Hydropower Engineering*, 2023, 54(2): 47-59.
- [19] 王艳东, 李昊, 王腾, 等. 基于社交媒体的突发事件应急信息挖掘与分析[J]. *武汉大学学报(信息科学版)*, 2016, 41(3): 290-297.
- WANG Yandong, LI Hao, WANG Teng, et al. A study on user querying behavior in generative artificial intelligence environment[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2016, 41(3): 290-297.
- [20] 郭柯杰, 吴吉东, 叶梦琪. 社交媒体数据在自然灾害应急管理中的应用研究综述[J]. *地理科学进展*, 2020, 39(8): 1412-1422.
- WU Kejie, WU Jidong, YE Mengqi. A review on the application of social media data in natural disaster emergency management [J]. *Progress in Geography*, 2020, 39(8): 1412-1422.
- [21] 车万翔, 窦志成, 冯岩松, 等. 大模型时代的自然语言处理: 挑战、机遇与发展[J]. *中国科学: 信息科学*, 2023, 53(9): 1645-1687.
- CHE Wanxiang, DOU Zhicheng, FENG Yansong, et al. Towards a comprehensive understanding of the impact of large language models on natural language processing: Challenges, opportunities and future directions[J]. *Bulletin of National Natural Science Foundation of China*, 2023, 53(9): 1645-1687.
- [22] NOY S, ZHANG W. Experimental evidence on the productivity effects of generative artificial intelligence[J]. *Science*, 2023, 381(6654): 187-192.
- [23] SPITALE G, BILLER-ANDORNO N, GERMANI F, et al. Large language models encode clinical knowledge[J]. *Nature*, 2023, 620(7972): 172-180.
- [24] 王耀祖, 李擎, 戴张杰, 等. 大语言模型研究现状与趋势[J]. *工程科学学报*, 2024, 46(8): 1411-1425.
- WANG Yaozu, LI Qing, DAI Zhangjie, et al. Current status and trends in large language modeling research [J]. *Chinese Journal of Engineering*, 2024, 46(8): 1411-1425.
- [25] LIN Z, CHEN A, WANG X, et al. Large language models reveal big disparities in current wildfire research[J]. *Communications Earth & Environment*, 2024, 5(1): 1-6.
- [26] 冯钧, 畅阳红, 陆佳民, 等. 基于大语言模型的水工程调度知识图谱的构建与应用[J]. *计算机科学与探索*, 2024, 18(6): 1637-1647.
- FENG Jun, CHANG Yanghong, LU Jiamin, et al. Construction and application of knowledge graph for water engineering scheduling based on large language model[J]. *Journal of Frontiers of Computer Science and Technology*, 2024, 18(6): 1637-1647.
- [27] 孙维亚, 郭俊杰, 茹兴康, 等. 数字孪生在南水北调中线高质量发展中的应用实践[J]. *水利发展研究*, 2024, 24(9): 85-89.
- SUN Weiya, WU Junjie, RU Xingkang, et al. Application and practice of digital twins in high quality development of the middle route of the South-to-North Water Diversion Project [J]. *Water Resources Development Research*, 2024, 24(9): 85-89.
- [28] FOROUMANDI E, MORADKHANI H, SANCHEZ-VILA X, et al. ChatGPT in hydrology and earth sciences: Opportunities, prospects, and concerns [J]. *Water Resources Research*, 2023, 59(10): e2023WR036288.
- [29] HALLORAN L J S, MHANNA S, BRUNNER P. AI tools such as ChatGPT will disrupt hydrology, too [J]. *Hydrological Processes*, 2023, 37(3): e14843.
- [30] IRVINE D J, HALLORAN L J S, BRUNNER P. Opportunities and limitations of the ChatGPT Advanced Data Analysis plugin for hydrological analyses[J]. *Hydrological Processes*, 2023, 37(10): e15015.
- [31] 张谱, 张豪, 孔锋, 等. 基于微博数据的暴雨洪涝灾害舆情特征研究: 以 2021 年中国三场暴雨洪涝为例[J]. *水利水电技术(中英文)*, 2023, 54(2): 47-59.
- ZHANG Pu, ZHANG Hao, KONG Feng, et al. A study on public opinion characteristics of rainstorm flooding disasters based on Sina Weibo data; take the three rainstorm flooding disasters in China in 2021 as an example [J]. *Water Resources and Hydropower Engineering*, 2023, 54(2): 47-59.
- [32] MIAO C, HU J, MORADKHANI H, et al. Hydrological research evolution: A large language model-based analysis of 310, 000 studies published globally between 1980 and 2023 [J]. *Water Resources Research*, 2024, 60(6): e2024WR038077.
- [33] 龚世诚, 艾萍, 熊传圣, 等. 基于 ChatGPT 的网络空间中水文文本信息抽取技术[J]. *水力发电*, 2024, 50(10): 28-32.
- GONG Shicheng, AI Ping, XIONG Chuansheng, et al. Hydrological object information extraction technology in cyberspace based on ChatGPT[J]. *Water Power*, 2024, 50(10): 28-32.
- [34] 杨柳, 姚葳, 马辉, 等. LLM 在水利政府网站公共服务中的应用研究[J]. *水利信息化*, 2024(2): 58-62.
- YANG Liu, YAOwei, MA Hui, et al. Research on the application of LLM in public services on water conservancy government websites [J]. *Water Resources Informatization*, 2024(2): 58-62.
- [35] 钱峰, 成建国, 夏润亮, 等. 水利大模型的建设思路、构建框架与应用场景初探[J]. *中国水利*, 2024(9): 9-19.
- QIAN Feng, CHENG Jianguo, XIA Runliang, et al. A preliminary exploration of the construction ideas, framework, and application scenarios of water conservancy large models [J]. *China Water Resources*, 2024(9): 9-19.
- [36] RAY P P. Leveraging deep learning and language models in revolutionizing water resource management, research, and policy making: A case for ChatGPT[J]. *ACS ES&T Water*, 2023, 3(8): 1984-1986.

- [37] XUE Z, XU C, XU X. Application of ChatGPT in natural disaster prevention and reduction [J]. *Natural Hazards Research*, 2023, 3(3): 556-562.
- [38] 赵鑫, 窦志成, 文继荣. 大语言模型时代下的信息检索研究发展趋势[J]. *中国科学基金*, 2023, 37(5): 786-792.
ZHAO Xin, DOU Zhicheng, WEN Jirong. The development of information retrieval in the era of large language model [J]. *Bulletin of National Natural Science Foundation of China*, 2023, 37(5): 786-792.
- [39] 王若佳, 范科鸣, 刘智锋, 等. 生成式人工智能环境下用户信息检索式行为研究[J]. *数据分析与知识发现*, 2024, 8(z1): 20-30.
WANG Ruojia, FAN Keming, LIU Zhifeng, et al. A study on user querying behavior in generative artificial intelligence environment [J]. *Data Analysis and Knowledge Discovery*, 2024, 8(z1): 20-30.
- [40] 孙晓华, 车天琪, 伊珺瑶, 等. 人工智能大模型、范式冲击与科技创新变革[J/OL]. *大连理工大学学报(社会科学版)*, 2024: 1-13.
SUN Xiaohua, CHE Tianqi, YI Junyao, et al. Large generative artificial intelligence models, paradigm shift and science and innovation revolution [J/OL]. *Journal of Dalian University of Technology (Social Sciences)*, 2024: 1-13.
- [41] 宋晓猛, 徐楠涛, 董子然. 变化环境下城市洪涝风险评估与调控策略[J]. *水利发展研究*, 2025, 25(1): 56-64, 85.
SONG Xiaomeng, XU Nantao, DONG Ziran. Risk assessment and control strategies of urban flooding under changing environments [J]. *Water Resources Development Research*, 2025, 25(1): 56-64, 85.
- [42] 张建云, 王银莹, 贺瑞敏, 等. 中国城市洪涝问题及成因分析[J]. *水科学进展*, 2016, 27(4): 485-491.
ZHANG Jianyun, WANG Yinting, HE Ruimin, et al. Discussion on the urban flood and waterlogging and causes analysis in China [J]. *Advances in Water Science*, 2016, 27(4): 485-491.
- [43] 刘培, 黄鹏飞, 许劫靖, 等. 西、北江三角洲洪水位对洪水归槽与河床下切的响应[J]. *南水北调与水利科技(中英文)*, 2023, 21(3): 501-511.
LIU P, HUANG P F, XU J J, et al. Response of flood level to flood returning to main channel and channel deepening in the West and North River Delta [J]. *South-to-North Water Transfers and Water Science & Technology*, 2023, 21(3): 501-511.
- [44] 江帆, 王东海, 曾智琳. 近 20 年季风爆发前后珠江三角洲前汛期短时强降水的时空演变特征与成因[J]. *大气科学*, 2024, 48(2): 715-734.
JIANG Fan, WANG Donghai, ZENG Zhilin. Spatiotemporal evolution characteristics and causes of short-duration heavy rainfall in the presummer rainy season over the Pearl River Delta Region before and after the South China sea summer monsoon onset in the past 20 Years [J]. *Chinese Journal of Atmospheric Sciences*, 2024, 48(2): 715-734.
- [45] 张启义. 北京房山区“23·7”特大暴雨灾害的成因及启示[J]. *中国防汛抗旱*, 2023, 33(10): 43-47.
ZHANG Qiyi. The cause and enlightenment of the “23.7” extremely rainstorm disaster in Fangshan District of Beijing City [J]. *China Flood & Drought Management*, 2023, 33(10): 43-47.
- [46] 荆浩, 亢妍妍, 吴宏议, 等. 北京“23·7”极端强降雨特征和成因分析[J]. *气象*, 2024, 50(5): 616-629.
JIN Hao, KANG Yanyan, WU Hongyi, et al. Characteristics and causes of the July 2023 extremely torrential rain in Beijing [J]. *Meteorological Monthly*, 2024, 50(5): 616-629.
- [47] 王京晶, 聂红海, 蔡斯龙. “22·6”北江流域特大洪水分析[J]. *水文*, 2024, 45(1): 106-112.
WANG Jingjing, NIE Honghai, CAI Silong. Investigation and analysis of “22·6” Beijiing River Basin extreme flood [J]. *Journal of China Hydrology*, 2024, 45(1): 106-112.
- [48] 卢康明, 陈学秋. 珠江流域北江“2022.6”特大洪水预报分析[J]. *中国防汛抗旱*, 2023, 33(9): 56-61.
LU Kangming, CHEN Xueqiu. Analysis the catastrophic flood forecast of Beijiing River of Pearl River Basin in June 2022 [J]. *China Flood & Drought Management*, 2023, 33(9): 56-61.
- [49] 孔锋. 2012 年北京“7·21”特大暴雨洪涝灾害应对及启示[J]. *中国减灾*, 2022(9): 42-45.
KONG Feng. Response to and enlightenment from the “7·21” catastrophic rainstorm and flood disaster in Beijing, 2012 [J]. *Disaster Reduction in China*, 2022(9): 42-45.
- [50] 中华人民共和国应急管理部. 应急管理部发布 2022 年全国十大自然灾害 [EB/OL]. (2023-01-12) [2024-11-03]. https://www.mem.gov.cn/xw/yjglbgzdt/202301/t20230112_440396.shtml.
Ministry of Emergency Management of the People's Republic of China. The Ministry of Emergency Management has released the top 10 natural disasters in 2022 [EB/OL]. (2023-01-12) [2024-11-03]. https://www.mem.gov.cn/xw/yjglbgzdt/202301/t20230112_440396.shtml.
- [51] 国家防灾减灾救灾委员会办公室, 中华人民共和国应急管理部. 国家防灾减灾救灾委员会办公室 应急管理部发布 2024 年 4 月全国自然灾害情况 [EB/OL]. (2024-05-17) [2024-11-03]. https://www.mem.gov.cn/xw/yjglbgzdt/202405/t20240517_488741.shtml.
National Disaster Prevention and Reduction Commission Office, Ministry of Emergency Management of the People's Republic of China. National Disaster Prevention and Reduction Commission Office, Ministry of Emergency Management of the People's Republic of China released the national natural disaster situation for April 2024 [EB/OL]. (2024-05-17) [2024-11-03]. https://www.mem.gov.cn/xw/yjglbgzdt/202405/t20240517_488741.shtml.
- [52] 赵滨, 曹树金. 国内外生成式 AI 大模型执行情报领域典型任务的测试分析[J]. *情报资料工作*, 2023, 44(5): 6-17.

- ZHAO Bang, CAO Shujin. Test analysis of typical tasks in the information field performed by generative AI large models at home and abroad[J]. *Data Analysis and Knowledge Discovery*, 2023, 44(5): 6-17.
- [53] 唐永兰, 徐桂荣, 唐国瑛, 等. “23·7”华北特大暴雨过程小时强降水时空分布特征[J]. *大气科学学报*, 2024, 47(5): 778-788.
- TANG Yonglan, XU Guirong, TANG Guoying, et al. Temporal and spatial distribution characteristics of hourly heavy rainfall of the “23·7” heavy rainstorm event in North China [J]. *Transactions of Atmospheric Sciences*, 2024, 47(5): 778-788.
- [54] 符娇兰, 权婉晴, 麦子, 等. “23·7”华北特大暴雨过程雨强精细化特征及动力和热力条件初探[J]. *气象*, 2023, 49(12): 1435-1450.
- FU Jiaolan, QUAN Wanqing, MAI Zi, et al. Preliminary study on the refined characteristics of rainfall intensity and dynamic and thermodynamic conditions in the July 2023 severe torrential rain in North China [J]. *Meteorological Monthly*, 2023, 49(12): 1435-1450.
- [55] HUANG Y, HUANG J X. Exploring ChatGPT for next-generation information retrieval: Opportunities and challenges [J]. *Web Intelligence*, 2024, 22(1): 31-44.
- [56] 徐宗学, 陈浩, 任梅芳, 等. 中国城市洪涝致灾机理与风险评估研究进展[J]. *水科学进展*, 2020, 31(5): 713-724.
- XUE Zongxue, CHEN Hao, REN Meifang, et al. Progress on disaster mechanism and risk assessment of urban flood/waterlogging disasters in China[J]. *Advances in Water Science*, 2020, 31(5): 713-724.
- [57] 马俊学, 高会然, 许冲. 北京市昌平区韩台村“23·7”暴雨山洪泥石流灾害特征分析[J]. *水利水电技术(中英文)*, 2024, 55(7): 1-18.
- MA Junxue, GAO Huiran, XU Chong. Characteristics of flash flood-debris flow disaster induced by the ‘23·7’ rainstorm in Hantai Village, Changping District, Beijing [J]. *Water Resources and Hydropower Engineering*, 2024, 55(7): 1-18.
- [58] KREIBICH H, VAN LOON A F, SCHRÖTER K, et al. The challenge of unprecedented floods and droughts in risk management [J]. *Nature*, 2022, 608(7921): 80-86.
- [59] 李永坤, 胡小红, 张焜, 等. 全球极端暴雨常态下的超大型城市洪涝应对策略研究: 以北京市为例[J]. *中国水利*, 2023(12): 31-36.
- LI Yongkun, HU Xiaohong, ZHANG Kun, et al. Flood response strategies for megacities in the context of global extreme rainstorms patterns: taking Beijing as an example[J]. *China Water Resources*, 2023(12): 31-36.

(责任编辑 王海锋)