引文格式:王勇,韩遥遥,刘纪平,等.应急救援地理空间情报:概念特征、生成技术及应用实践[J].武汉大学学报(信息科学版),2025,50(6):1110-1125.DOI:10.13203/j.whugis20240485

Citation: WANG Yong, HAN Yaoyao, LIU Jiping, et al. Emergency Rescue Geospatial Intelligence: Conceptual Characteristics, Generation Technologies, and Application Practices[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2025, 50(6): 1110-1125.DOI:10.13203/j.whugis20240485

应急救援地理空间情报:概念特征、生成技术及应用实践

王 勇[1] 韩遥遥[1,2] 刘纪平[1] 曹元晖[1,3] 陈虹宇[1,4]
亢孟军[3] 朱 军[4]

1 中国测绘科学研究院,北京,100830
2 安徽理工大学空间信息与测绘工程学院,安徽 淮南,232001
3 武汉大学资源与环境科学学院,湖北 武汉,430079
4 西南交通大学地球科学与工程学院,四川 成都,611756

摘 要:自然灾害和事故灾难频繁发生,对应急救援行动的效率和效果提出了更高要求。应急救援情报作为支撑救援行动的先导,其空间化、精准化、即时化的需求愈发迫切。针对目前应急救援情报分类体系欠缺、地理位置信息匮乏、数据来源单一以及融合利用不足等关键问题,提出应急救援地理空间情报(emergency rescue geospatial intelligence,ER-GeoINT)的概念内涵、分类体系和质量评价指标。在此基础上,构建了以全源感知汇集、智能提取分析、多源融合验证为核心的ER-GeoINT智能生成技术框架,并系统分析了相关技术与方法的研究进展。面向典型自然灾害应急救援需求,开发了地理空间情报搜集分析与服务系统,显著提高了应急救援的响应速度和决策准确性。

关键词:应急救援;地理空间情报;应急测绘;智能情报生成;时空数据挖掘

中图分类号:P237 **文献标识码**:A **收稿日期**:2024-12-25

DOI:10.13203/j.whugis20240485 **文章编号**:1671-8860(2025)06-1110-16

Emergency Rescue Geospatial Intelligence: Conceptual Characteristics, Generation Technologies, and Application Practices

WANG Yong[1] *HAN Yaoyao*[1,2] *LIU Jiping*[1] *CAO Yuanhui*[1,3] *CHEN Hongyu*[1,4]
KANG Mengjun[3] *ZHU Jun*[4]

1 Chinese Academy of Surveying and Mapping, Beijing 100830, China
2 School of Geomatics, Anhui University of Science and Technology, Huainan 232001, China
3 School of Resource and Environment Sciences, Wuhan University, Wuhan 430079, China
4 Faculty of Geosciences and Engineering, Southwest Jiaotong University, Chengdu 611756, China

Abstract: **Objectives**: Frequent, large-scale natural disasters inflict substantial harm on modern society, posing serious challenges to emergency decision-making, response, and assessment. During the emergency response processes, geospatial disaster data rapidly expands across physical, social, and information spaces. Despite extensive research on disaster geospatial big data, studies have yet to integrate into a unified intelligence system. As a result, fragmented disaster geospatial data fails to reflect its inherent information value. Converting complex disaster geospatial big data into emergency rescue geospatial intelligence (ER-GeoINT) is an emerging trend in modern emergency rescue. **Methods**: First, in response to the current challenges such as the difficulty in emergency rescue data integration, the ambiguous application system of emergency intelligence, and the low efficiency of emergency rescue decision-making, we build on

基金项目:国家重点研发计划(2022YFC3005705)。

第一作者:王勇,博士,研究员,研究方向为应急地理信息服务、地理空间大数据汇聚融合与分析挖掘。wangyong@casm.ac.cn

通信作者:韩遥遥,硕士生。hanyaoyao322@163.com

existing geospatial data integration processing and analysis methods. By examining the structure and characteristics of current disaster spatiotemporal big data, this paper proposes the concept, features, architecture, sources, and quality metrics for ER-GeoINT. This clarifies the information sources and classification system of ER-GeoINT. Then, a system framework for ER-GeoINT generation technology that supports multiple disaster scenarios is developed to address technical challenges in mining and analyzing disaster geospatial big data. This framework elaborately presents the current research on data perception aggregation, intelligent extraction and analysis of intelligence information, and the integrated intelligence generation technology of spatial intelligence. **Results:** Focusing on emergency rescue scenarios for typical natural disasters such as forest and grassland fires, earthquakes, and geological hazards, a multi-hazard supported intelligence collection and analysis service system (ICASS) is developed. ICASS integrates geospatial intelligence mining technologies and methods for disaster online monitoring and early warning, multimodal emergency intelligence information extraction, rapid disaster loss assessment, and on-site situation simulation and deduction. Through these integrations, an all-source intelligence database, intelligence collection and analysis service system, and an application demonstration pattern for emergency rescue intelligence demand services are established. **Conclusions:** The sources and types of global disaster emergency data are increasingly expanding, while the demands for emergency rescue intelligence are shifting towards more intelligent, spatial, granular, and personalized approaches. Current challenges and opportunities for ER-GeoINT include developing a credible and precise intelligence quality evaluation system, strengthening the human-in-the-loop intelligent rescue intelligence generation technology system, enhancing the fine-grained element spatial perception, grid-based intelligence collaborative management, deepening the exploration of value-added spatial intelligence through three-dimensional emergency mapping services and improving the integration with disaster emergency response plans.

Key words: emergency rescue; geospatial intelligence; emergency mapping; intelligent intelligence generation; spatiotemporal data mining

地震、洪涝、滑坡和林火等灾害与突发事故愈发频繁,对社会发展和人民生命财产构成严重威胁,更为灾损风险精准评估和快速应急指挥决策带来严峻挑战。《“十四五”国家应急体系规划》和《“十四五”国家综合防灾减灾规划》明确提出智慧应急目标,为应急救援保障工作指明了方向和任务。空间化、精准化、实时化情报直接服务指挥救援等应急处置业务,其需求日益凸显,已成为智慧应急能力的重要组成部分[1-2]。

在应急情报领域,国内外学者主要围绕以下3个方面开展研究:(1)应急情报理论框架,重点关注应急情报体系及其协同机制,如情报概念内涵、内容价值、组成要素和响应模式等,以提高应急活动及组织间的情报交互能力[3-4]。(2)应急情报提取技术,综合利用机器学习、深度学习、知识图谱等技术建立面向多源信息的应急情报提取方法,提升情报分析、挖掘和预测的效果[5-7]。(3)应急情报赋能应用,针对不同灾种、人员和应用场景需求进行情报信息建模,为救援处置和应急管理提供灾情评估、监测预警、方案规划等服务[8-9]。然而,这些研究普遍缺乏对灾害要素和应急处置所涉及空间位置信息的关注,导致目前应急救援情报的空间定位粒度粗、发现慢、属性少,对应急救援指挥决策的精准性、一体化支撑能力不足。

近年来,应急测绘在国家突发应急处置中作用日益凸显,遥感监测、位移与形变监测、物联监测和众源社会感知等方式产生的地理空间数据成为应急管理大数据的重要来源[10],也初步形成了灾害监测预警、应急位置服务、应急快速制图等典型应用[11-12]。但由于未能从灾害学与应急救援业务角度进行系统性分析和治理,传统地理信息在支撑应急救援管理时往往存在定位精准但情报价值不高、数据量大但聚焦服务效果不理想等现象[13-15]。因此,融合最新时空大数据分析挖掘技术和应急救援需求,拓展应急情报理论方法与生成技术,对提升应急救援决策活动的智能、精准和快速响应能力具有重要意义。

本文聚焦典型自然灾害救援需求,提出并系统分析应急救援地理空间情报(emergency rescue geospatial intelligence,ER-GeoINT)的概念与特征、分类体系和质量评价方法;在此基础上,提

出以地理空间情报技术为核心的ER-GeoINT智能生成技术框架,并回顾总结相关领域重要技术研究进展;面向典型自然灾害应急救援场景,介绍所开发的情报搜集与分析服务系统(intelligence collection and analysis service system, ICASS)及其实践应用;提出ER-GeoINT未来重点研究方向与建议。

1 ER-GeoINT的理论内涵

1.1 概念及特征

情报起源于军事领域,在汉语中同时具有信息(information)和智慧(intelligence)的含义。随着应用领域拓展,逐步衍生出应急情报、地理空间情报等概念。应急情报是指在紧急情况下,为快速响应和有效处理突发事件而收集、分析和传递的信息,通常通过人力搜集、专业人员分析产生[7];地理空间情报则通常源于对影像与地理空间数据的分析解读,主要描述、评估与可视化地球上自然要素以及与地理位置有关的活动[16]。从广义角度,应急救援和管理过程中被广泛采用的区域风险地图、灾损区域评估、应急指挥态势地图等时效性强的地理空间数据或地图,都属于地理空间情报。

为此,本文提出应急救援地理空间情报(ER-GeoINT)的概念并认为其是:融合多种感知方式对灾害应急现场的人事物进行时空观测、精准洞察和定量表达,快速准确且受控地服务于应急救援行动的地理空间信息。ER-GeoINT是对传统应急情报和地理空间情报的拓展深化,是高效协同应急救援"人-机-数"并支撑应急救援快速响应的基础信息,具有如下典型特征:

(1)多元泛在生产。随着传感器、人工智能、"互联网+"等技术的快速发展,应急情报的产生主体已远远超出以专业队伍和专业设备为主的范畴,应急队伍、遥感平台、监测设备、救援装备、智能手机、社交平台等均可成为情报的提供者,情报信息生产呈现出"主体多元、供给泛在"的典型特征。

(2)全息多维刻画。ER-GeoINT涵盖的内容主题极其丰富,通过图文声像、地理位置、三维模型等方式,既可持续描述对孕灾环境、致灾因子和承灾体的位置、状态、关联、成因及趋势,又可对重点防护目标、应急救援资源、救援方案行动的实时状态、反馈策略等进行刻画跟踪,从而为宏观规划分析、微观救援行动等应急救援全过程提供多要素、全场景、长时序的精准空间情报支持。

(3)多模定位服务。应急情报服务根据应急救援处置的不同环境、对象、过程和活动进行自适应空间定位,以提供国家、区域、城市、社区甚至室内外等不同尺度和场景下的持续跟踪。通过整合全球卫星导航系统(global navigation satellite system, GNSS)、蓝牙、超宽带(ultra wide band, UWB)、无线通信(Wi-Fi)等多种技术以提供高精度实时位置信息,并结合完整准确的地名地址数据及其匹配技术,实现对灾害事件和救援对象等位置进行准确标定。

(4)按需可控共享。场景适用性和传递可控性是情报相比于信息的核心特征[2,10]。应急救援地理空间情报描述对象多样、主题各有不同,既涉及描述环境变化、灾情发展、受灾损失,也与应急资源和处置行动紧密相关。由于灾种不同且灾情发展变化,后方指挥和前方救援涉及人员角色不同、任务分工各异、救援处置行动协调复杂,因此ER-GeoINT需具备按需可控共享的能力,即在急需的时机、向特定的用户、提供合适的情报内容、满足特定的任务需求。

1.2 分类体系

信息分类是实现ER-GeoINT内容提取、信息表达、精准服务的基础。灾害复杂多变的特性不仅增加了应急救援处置难度,也带来了应急救援情报内容的多样性挑战。信息供给的多来源、多尺度、多模态语义造成ER-GeoINT的内容具有典型的多维特征,精准快速应用需求使得ER-GeoINT需要灵活适配不同类型的灾害处置场景和用户主体。当前,应急情报多关注汇集管理及响应机制、内容侧重从宏观角度反映灾害现状和应急响应过程[17-19],缺乏聚焦应急救援微观场景的情报分类体系以及对空间位置属性的全面刻画,因此难以基于统一时空基础对复杂灾害应急救援所涉及的各类对象和过程进行动态管理和快速响应。本文在综合区域灾害理论[15]和实际应急救援需求的基础上,从组成要素、空间形态、灾情刻画、管理层级和应用场景等视角构建了ER-GeoINT分类体系。分类框架如表1所示,采用可扩展的标签体系进行管理和描述。

1.3 数据来源

随着感知技术与装备的发展,极大地拓展了地理空间情报的信息来源。本文将ER-GeoINT数据来源分为遥感测绘、物联监测、人力采集、专

业系统等4类。遥感测绘类是指卫星遥感、航空摄影、现场测绘和其他遥测技术收集的地理空间情报数据,多用于监测灾害、突发事件的环境变化;物联监测类是指各种网络连接的传感器终端监测实时收集和传输的数据,多用于监测微观场景中的环境要素如气温、湿度、压力、化学物质浓度等状态;人力采集类是指由应急力量或社会大众通过人工方式观察并记录的信息,如在现场观察到并经专门渠道或社交网络等方式汇集形成的图文声像信息;专业系统类是指应急指挥决策业务相关的各类信息系统和专业分析工具产生的高价值情报数据,直接服务灾情监测、态势分析、指挥决策等应急处置业务。具体详情可见表2。

表 1　ER-GeoINT分类及其概念描述

Table 1　ER-GeoINT Classification and Conceptual Description

分类维度	分类标签	概念描述
内容要素	致灾因子	灾害(如地震、滑坡、泥石流、火灾、水旱灾害)及其关联衍生关系
	孕灾环境	孕育或产生灾害的区域地理环境(如平原、斜坡、水体及相关环境信息)
	承灾体	受灾对象(如建构筑物、基础设施、人口、社会经济系统等)
	应急资源	应急救援处置所需资源(如力量、装备、物资等)等对象
	处置行动	应急响应各阶段的救援处置活动,如力量部署、救援路径、行动进展等
空间形态	点状	情报对象的点位信息,如建筑火灾点位、交通事故点、积水点等
	线状	情报对象的走向或线路上信息,如交通路网、河流、管线等
	面状	情报对象的轮廓、覆盖等空间信息,可以面状多边形或栅格形态描述
	流、场	情报对象及其内部连续覆盖要素的流动、连接及位置变化信息,如风场、温度场、火灾蔓延路径、救援行径路径等
	语义定位	以自然语言(如地名地址及其距离方向等)描述的情报对象空间位置、形态信息
灾情刻画	描述型	描述灾害应急过程中各要素的状态、数量和分布等状态信息
	诊断型	对灾害及响应效果的影响因素、形成机制、过程机理等解构分析的相关信息
	预测型	通过分析模拟形成的有关灾害及响应的发展趋势、风险预警等信息
管理层级	国家级	描述国家尺度灾害监测、预警和响应信息,用于涉及多个省区应急指挥响应
	区域级	描述区域尺度灾害监测、预警和响应信息,用于省区内跨城市应急指挥响应
	城市级	描述城市范围内灾害监测、预警和响应信息,用于城市范围内应急指挥响应
	区县级	描述区县范围内灾害监测、预警和响应信息,用于区县级应急指挥响应
	乡镇社区级	最细的情报区域单元,描述精细化感知内容,服务于情报网格化管理和响应
应用场景	战术场景	服务前方指挥调度和救援处置等微观场景,多涉及贴近现场的细粒度高时效信息
	战略场景	服务后方指挥决策等宏观场景,多涉及空间范围大、涉及要素多的综合性信息

表 2　ER-GeoINT信息来源及数据特征

Table 2　ER-GeoINT Information Sources and Data Characteristics

数据来源类型	来源主体	数据形态	数据特征	典型数据
遥感测绘	遥感卫星、无人机、GNSS定位终端等	影像、栅格、矢量、轨迹等	内容丰富、精度高、覆盖范围广	遥感影像、地形地貌、兴趣点、交通路网等
物联监测	高点监测摄像头、环境传感器、专业救援装备等	视频、图像、信息流等	内容单一、精度较高、监测范围较小	监控视频、环境温度、形变监测等
人力采集	社交网络平台、情报采集源、新闻媒体等	图、文、声、像等	内容丰富、精度低、空间表征多样	应急资源需求、基础设施损毁、应急响应进展等
专业系统	灾情监测、推演分析、应急指挥等业务系统	分析图表、数据表单、事件日志等	内容丰富、精度高、空间粒度细且准确性高	应急救援行动、区域气象预警、伤亡人数统计等

1.4　情报质量

情报质量直接影响应急决策和救援处置效果。在实际工作中,数据来源不同导致要素主题、覆盖范围、信息形态、属性精度和时空粒度各异,不同获取、处理和表达方式带来的数据模糊性、不确定性甚至有偏性,导致部分情报不能完整准确地表达灾害、灾损、应急资源及救援行动的时空特征,从而造成灾情和态势的信息传递偏差、救援响应决策效率低下甚至决策失误[20]。

为此,本文将ER-GeoINT质量分为数据信源、内容价值、情报效用3个维度,依此建立情报质量指标,如图1所示。其中,数据信源维度侧重

情报提供主体与对象,包括真实性、权威性、及时性、可溯源性等;内容价值维度着重情报内容的位置精度、时间尺度、可靠性、完整性、相关性、重要性、准确性和可解释性等;情报效用维度侧重情报对于应急指挥应用场景的时效性、可用性、可控性和可操作性等。

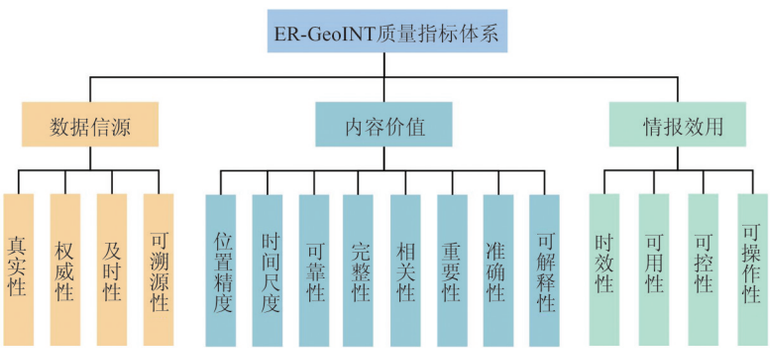


图1 ER-GeoINT情报质量指标体系

Fig. 1 ER-GeoINT Quality Indicator System

2 ER-GeoINT智能生成技术

2.1 技术框架

应急情报生成是以高价值应急信息为核心,通过信息发现、选取、转换、增值和应用,实现数据-信息-知识-情报的转换处理过程[19]。ER-GeoINT智能生成是综合利用大数据、人工智能等技术,对海量多模态数据进行时空特征分析和情报内容增值的过程,技术框架如图2所示。本文提出以全源数据感知汇集、应急救援地理空间情报信息提取与分析、多源情报融合与验证为核心的ER-GeoINT智能生成技术框架,以支撑从分散、模糊、隐藏和非结构化的多模态数据线索中提取结构化、可定位、高时效且富含应急业务属性的应急情报。

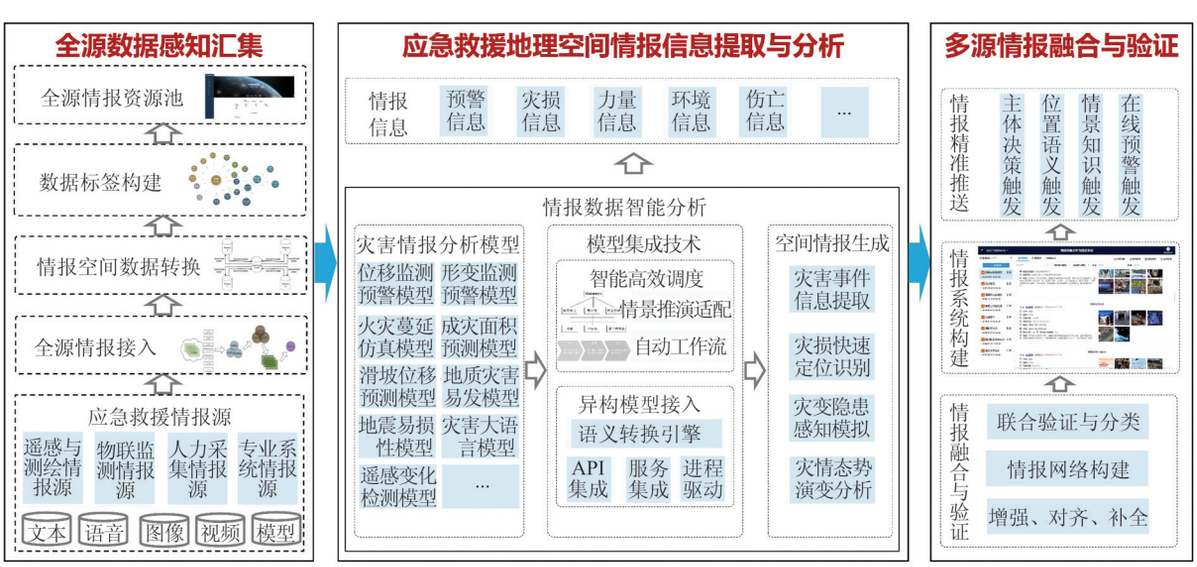


图2 ER-GeoINT生成技术框架

Fig. 2 ER-GeoINT Generation Technology Framework

2.2 全源数据感知汇集

在灾害应急场景下,数据需求主体的多样性与作用情景的广泛性共同构成复杂的数据生态体系。传统应急情报依赖现场采集与单一协议报送模式,存在传输效率低、存储扩展性差等局限。从多维数据源采集信息,实现全时段覆盖,并扩展到灾情的全空间维度,构建全源-全程-全域的数据汇集流程显得尤为关键。

在数据接入层面,通过整合网络爬虫、应用程序编程接口(application programming interface,API)网关、物联网边缘计算与分布式消息队列技术,可形成多模态主动式数据捕获机制。基于语

义解析算法的网络爬虫系统可实时抓取社交媒体灾害舆情,API网关融合接入策略可实现跨部门专网数据的标准化采集。基于Kafka构建的分布式消息队列系统,通过发布-订阅模式实现异步通信架构,可支撑多并发数据流的高效接入。在数据传输层面,采用分层协议架构,利用消息队列遥测传输(message queuing telemetry transport,MQTT)、超文本传输协议(hypertext transfer protocol,HTTP)/3等传输协议,同时结合多路复用与流式压缩技术优化高带宽数据的传输效率,有效解决窄带环境下视频流等非结构化数据的实时传输瓶颈。在数据存储层面,可构建基于分布式对象存储与云数据库的混合架构,融合元数据智能标注、时空基准映射与流批融合处理等多种数据预处理机制,确保多模态数据的统一管理与高效检索,从而提高应急数据分析、模式识别和灾害场景构建的效率。

2.3　情报信息提取与分析

灾害数据环境变迁创造了新的应急情报需求,在实际应急救援中,发生了什么、是什么、怎么样和如何变等核心需求却鲜有涉及,导致情报信息提取与分析在数据供给侧与需求侧之间产生了不对等、不平衡的矛盾。因此,情报信息提取与分析应以解决灾害现象、灾害事件活动、灾害风险格局以及灾害级联演变中定位、定性、定量和定向的基本问题为目标,利用多模异构模型接入策略,对灾情要素的时间和空间属性进行精细化建模,从而实现灾害监测预警、事件识别、灾损评估和仿真推演等情报任务[21-22]。图3为情报信息提取与分析技术框架,本文以典型灾害数据为例讨论了相关技术进展。

2.3.1　传感器数据支持的灾害监测预警

地球空间中广泛分布的异构传感器组成的地理空间传感网络,实现了多类型传感器与实体之间连接和通信,提供了物理环境、基础设施和人群状态的实时信息[23],如形变位移、风力风向、温度气压和交通流量等。通过集成分析这些异构数据的变化特征可以生成预测情报,为群众安全和应急救援提供重要保障[24-26]。

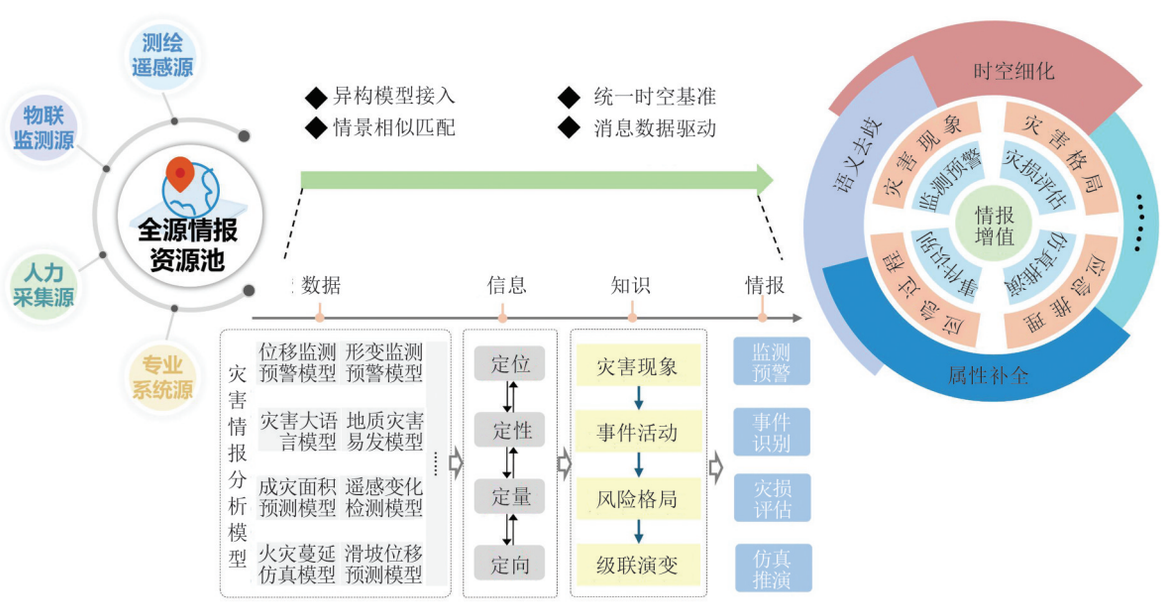


图3　情报信息提取与分析技术框架

Fig. 3　Framework of Intelligence Information Extraction and Analysis Technology

在洪涝、地震、滑坡等灾害的早期监测中,布设在易发区的固定传感器系统发挥了关键作用。如文献[27]基于物联网技术,收集并分析了大坝监测所需要的温度、水位、降雨量和水流量等实时数据实现大坝不同的预警级别监测,不仅确保了监测的准确性,还降低了大量大坝监测的复杂性。文献[28]在山体滑坡高危的局部区域部署了多个地质传感器和无线传感器节点,通过数据聚合方法组成了分布式三级滑坡预警系统,为灾害区域内的社区居民提供了及时预警。但在某些特殊灾害场景下,固定传感器易受到损坏而失效,可移动嵌入式应急传感器装备因其便携性和可扩展性而受到关注,如智能头盔、无人机、背包雷达等设备。文献[29]将可穿戴生物信号监测和分析传感器集成到搜索和救援任务中,实现了对佩戴人员生物信号的实时远程监测,以保障救

援人员的安全性。文献[30]提出了一种利用遥感激光雷达点云数据来定量地评估地震中建筑物损坏程度的方法,通过将建筑物残余位移转换为漂移测量,进而对不同程度的损坏进行分类,实现区域尺度下建筑物不同程度损坏的识别。文献[31]将地面激光扫描与无人机摄影测量方法相结合,利用激光扫描技术增加无人机地面控制点的数量和范围,并通过假设控制点计算不可见区域的滑坡位移。

将高动态传感器数据纳入ER-GeoINT体系,有助于提升灾害监测与预警的准确性和效率。然而,无缝集成异构传感器数据,并建立国家、省市、区域联动的灾害监测预警情报机制仍面临多重挑战:(1)行业间数据标准割裂。如地质灾害监测领域存在位移、裂缝、含水率等十余种异构传感器,缺乏统一的元数据编码规范与质量控制标准,跨系统数据互操作性不足;(2)实时数据流协同处理能力薄弱,省级灾害监测平台平均数据延迟达2~3 h,难以满足滑坡、溃坝等突发灾害分钟级响应需求;(3)跨层级情报共享机制尚未贯通。尽管中国的国家综合地球观测数据共享平台已接入多家国内机构数据,但多数基层监测站点仍采用独立封闭系统,数据孤岛现象明显。因此,亟需建立涵盖数据采集、传输和存储的全链条标准化框架,探索并构建国家统筹-省级枢纽-市县节点的多级情报传感网络,以及消息任务驱动型数据的汇交机制,以提升传感器协同响应效能。

2.3.2 自然语言理解的事件信息提取

灾难发生时,公众作为人类传感器可感知外部环境,并在Facebook、Twitter、新浪微博等社交媒体平台上发布所经历的实况现象,这些内容通常涉及道路被淹、桥梁倒塌、寻找避难所或政府援助状态等灾情描述信息。众包人力信息成为灾害情报的重要来源,补充了传统应急情报的细节[32-34]。

目前,从自然语言形态数据中提取事件信息的研究集中在事件识别与分类、致灾强度信息提取、语义位置识别、灾损伤亡检测和时空演变分析等领域。灾害事件的识别与分类是信息提取的基础,通常采用监督式的机器学习方法和大量标记数据,自动过滤灾害无关的信息,并为灾害描述、救援求助、灾害损失等类型赋予标签,从而缓解应急系统中的信息过载问题。文献[35]从分类、提取和聚类3个阶段出发,提出基于社交媒体的相似性事件检测框架,实现真实突发事件中文本分类、属性信息提取和消息聚类。文献[36]利用深度学习技术和正则表达式匹配技术,提出了一个基于社交媒体的洪水信息提取和分析框架,通过对洪水关键时间点、核心受灾区域和救援请求信息的主题建模,评估了山东省寿光市洪涝救援请求和措施的相关性与充分性。

此外,一些研究聚焦从非结构化的自然语言内容中提取高价值的致灾强度信息、语义位置信息和灾损伤亡信息,以实现灾害的态势感知和推演,辅助应急指挥决策。文献[37]利用马尔可夫转移概率矩阵和位置熵对社交媒体数据中的空间、时间和内容维度进行整合,实现了多时间视角的灾害地理态势感知,使灾害管理人员更清晰地了解灾害响应的地理过程。文献[33]从自然语言提供者的视角分析了不同提供用户对标准的救援求助知识的认知,并基于BERT(bidirectional encoder representations from transformers)语言模型验证了从自然语言中识别救援请求消息的可行性。文献[38]结合社交媒体和灾情数据,提出一种融合自然语言处理、层次分析法、熵权法与灰色关联TOPSIS(technique for order preference by similarity to an ideal solution)的灾害救援需求评估方法,通过构建应急支援、救援、生活保障和公共设施等指标体系,用于分析和识别受灾区域救灾需求的紧急程度。然而,与灾害相关的自然语言文本时空分布稀疏,空间位置表征不足,难以直接提取事件详细的地理位置信息。为此,文献[39]通过优先级排序识别灾害文本中的求助信息,并针对缺少地理标记信息的问题,构建了马尔可夫链,根据用户的历史地理标记推文推断其位置。文献[40]利用手机信令的时空连续性和广泛数据覆盖等特点,融合信令数据与社交媒体数据进行灾害影响评估,并在2018年九寨沟地震案例中准确识别出灾害类型、影响程度和受灾人群位置。

近期,基于大量无标注数据集训练的生成式大语言模型(large language model,LLM)展现出了强大的语义理解能力和零样本学习能力,为中文灾害地理空间情报挖掘与分析提供了全新的解决模式。文献[41]探讨了开源LLM在两起灾难事件的社交媒体数据中的应用,监控灾害社交媒体中关键基础设施状态的变化,并探索了LLM零样本条件下在自然灾害领域的潜能,指出了其推理方面的局限性。文献[42]通过构建大模型

指令问答提示,利用LLM从多个灾难事件推文中提取出关键事件的摘要信息,在定性和定量评价中均取得了较好的性能。将LLM融入情报生成工作任务是未来可深入探究的重点,尤其是LLM情报生成中的幻觉效应以及潜在ER-GeoINT的可发现性。

2.3.3　图像智能分析的灾损快速评估

随着计算机视觉和深度学习的快速发展,基于图像智能的灾损快速识别在应急响应工作中展现出了巨大的潜力[43-44]。受灾区域的影像情报数据具有不同视角和时间的视觉信息,可直观反映灾害严重程度,为灾损识别任务提供了多尺度的情报支持[45]。

无人机和遥感卫星因其低成本、高效率和广覆盖等优势,能够快速获取灾后区域的实况图像。基于高空图像的灾损识别技术经历了目视检测、图像检测算法和智能算法驱动3个发展阶段。文献[46]通过提供多样性的建筑物损伤数据集,推动了图像智能识别技术的发展;文献[47-49]借鉴孪生神经网络思想,利用灾害前后的高分辨率遥感影像,实现不同灾害条件下建筑物和基础设施的语义分割与损失分类;文献[50-52]为了克服光学传感器在环境和天气变化中的成像精度问题,采用全天候、高分辨率的SAR图像实现地震后的快速损害评估。与俯视卫星视角不同,地面监测设备多以近景视频的形式捕捉监控区域动态变化。文献[53]结合地震监控视频、计算机视觉和时频分析技术,评估建筑结构损伤的可行性;文献[54]通过深度学习神经网络,实现对水库库岸滑坡位移的非接触式定量监测。这些技术在灾害响应中为精确评估灾情、优化资源调度和制定救援决策提供了重要支持。

随着志愿地理信息(volunteered geographic information,VGI)和社交媒体平台的发展,实时灾害相关的图像数据迅速传播,视觉内容更直观地呈现灾害现场信息。文献[55]构建了用于灾种检测、信息分类和损害评估的社交媒体图像数据集,提供了灾害图像分类的基准;文献[56]提出了一种混合深度迁移学习框架,解决了不同灾害事件图像特征差异的问题,能够在无目标样本条件下进行灾损识别。此外,地理位置信息的识别在灾害事件的追踪与响应中同样重要。文献[57]利用地理标记的火灾图像及其时空元数据,成功实现了灾害事件的识别与定位;文献[58]开发了自动社交媒体解释系统,通过分析极端事件期间的视觉信息,实现事件类别与地理坐标的匹配。然而,由于用户习惯、隐私和平台限制,灾害图像中缺乏显性地理位置信息。针对这一问题,学者们通过融合视觉图像与描述文本[32]、手机信令[40]、遥感影像[59]等多模态数据,利用数据模态的互补特性提升灾害分析能力,并为应急救援提供更多有价值的信息。

灾害图像智能分析技术是灾后评估中的关键技术手段,能够快速有效地从遥感图像、实景照片和众源视频中提取灾损情报信息。然而,如何高效、精准地进行灾损情报的提取仍是一个亟待深入探讨的问题。在技术层面,随着灾害图像信息的增多,图像传输面临着高带宽占用的问题,这对实时性要求较高的灾害评估造成了挑战。因此,智能分析算法在感知设备端进行边缘化和轻量化部署的重要性日益突出;在数据层面,单一的图像数据往往存在视角和信息内容的局限性,难以全面反映灾害的全貌。因此,多模态数据融合显得尤为重要。融合现有的建筑足迹、土地利用、人口分布、实景三维等基础应急地理信息的技术方法亟需完善。

2.3.4　孕灾机理驱动的态势仿真推演

孕灾机理通过解析灾害过程中级联效应引发的情景要素关联状态变化与转化,进而推演不确定性灾害链的时空演变过程。其主要目的是增强对级联灾害态势的认知和推演能力,辅助指挥决策者实现应急力量快速部署、自组网设备高效布设及应急资源科学规划。相关研究通常包括灾害链态势认知与态势推演。

灾害链态势认知旨在分析灾害演化各阶段信息,构建如地震灾害链、地质灾害链等本体模型,定性或定量地分析灾害事件中要素演变规律或概率。文献[60]提出了面向复杂灾害链时空演化过程的多层次描述框架,在时空语义约束下,定性解析了采矿沉降灾害链中现象层、变化元素层、抽象语义关联层和资源层的演化机制。文献[61]构建了基于贝叶斯网络的灾害评估模型,通过量化计算地震事件中的灾害链发生概率与灾害强度,生成灾害区域风险地图。尽管灾害链态势认知能够揭示次生致灾因子的因果关系,但其难以实现灾害链所致地理要素微观变化的动态推演。

灾害态势推演主要从情景-应对维度开展研究,以灾害链各阶段态势认知为支撑,重点探索网络化风险传播中的最大风险路径与事件触发

因子,综合考量应急资源调度、处置行为等干预措施的效应,最大程度规避并控制灾害要素向致灾因子的转化,最终达成断链减灾的救援目标。文献[62]提出了面向暴雨级联灾害的态势转化推演方法,融合了概率分析工具与多源空间数据,实现了地理网格级别小粒度承灾体的情景态势转化动态推演。应急资源的可用性、部署时机以及处置行为的及时性都会直接影响灾害态势的演变和最终的灾后恢复过程。文献[63]从时间动态学视角,定义了应急响应四阶段中目标与属性,分析了2022年泸定地震案例中应急响应网络和组织资源双模式网络的动态演变特征。应急资源的合理配置和动态调度策略能在灾害态势推演中提高资源使用效率,优化决策过程。该过程通过实时分析灾害链中的资源需求,确保资源部署的及时性与精确性,从而最大化减灾效果。

此外,一些研究借助虚拟现实技术和实景三维城市数字模型成果,增强了真实场景下灾害态势的视觉效果。文献[64]基于增强的真实操作、虚拟模拟、构造模拟的动态交互技术,提出重大综合灾害耦合情景推演方法,开发了多维度、多尺度、虚实一体化的情景推演与综合分析平台。文献[65]提出并开发了一种三维森林火势蔓延模拟系统,通过建立火灾环境因子与森林火灾蔓延趋势之间的关系,准确预测火势蔓延。结合应急资源的调度与动态调整,这些模型可以引入更精细的灾后资源管理和响应优化。应急资源和应急处置行为等的融入,不仅提高了灾害态势推演的精确度,还增强了决策者应对灾害的灵活性和应变能力。在灾害推演的过程中,通过对应急资源调度的实时反馈,优化资源的配置和调度路径,能够有效提升应急响应的效率和灾害处置的成功率。

孕灾机理揭示了灾害的成因和演变过程,但相关研究大多停留在定性描述阶段,未能充分发挥应急地理空间大数据的真正优势。建立应急处置行为与灾害演化过程的双向耦合模型亟待突破,既要量化救援力量部署对灾害链的阻断效应,也需要考虑资源调度时延、处置措施失效概率等现实约束条件对态势推演结果的反向修正。耦合人地关系、地球观测数据、机理模型、机器学习等交叉学科的前沿方法进行定量和定制的灾害演变推理仍需要长期的实践与探索。

2.4 多源情报融合与验证

多源应急救援情报融合通过挖掘情报之间的相关性和互补性,将来自不同方法的相关信息进行整合,以支持应急响应决策制定[66]。多源情报融合可分为数据融合和模型融合:数据融合是通过关联多源数据生成更准确、统一的信息;模型融合是通过整合多个已有模型,使其能够协同处理多源异构数据,提取代表性特征并进行联合判断,通常用于辅助决策。

在数据融合方面,现有研究多采用知识图谱技术,以解决情报线索多源异构、语义多变的问题。文献[67]提出了基于知识图谱的灾害场景信息融合技术,通过实体匹配和模式对齐两个步骤实现知识融合。其中,实体匹配是对具有不同标识但指向同一对象的实体进行语义消歧,并将其标识为全局唯一实体;模式对齐则主要通过同义词扩展、近义词映射及属性关联实体类型分析等方法,实现实体属性及其属性值的融合。文献[68]提出了面向网络安全领域的威胁情报提取与融合框架,从结构化和非结构化数据中抽取实体关系三元组,通过关联分析实现信息统一,特别采用改进的Levenshtein距离计算方法,有效关联不同数据源中的相同实体,最终构建初步的网络安全知识图谱。

在模型融合方面,研究主要采用、不确定性推理或深度神经网络方法,赋予模型多源异构信息融合能力。文献[69]提出基于加权平均证据冲突概率的融合算法,应用于隧道突水灾害的风险预测。文献[70]构建了集成互信息理论、改进粒子群优化算法和长短期记忆神经网络的多源异构数据融合模型,通过融合多种环境因子实现滑坡累计位移量的预测。

多源情报融合是对多个信息源所提供的不完整信息加以综合,以形成相对完整、一致的感知描述,从而实现更加准确地识别和判断功能的过程。现阶段,多源情报融合结果量化的研究主要聚焦于不确定性度量和信息贡献权重分配方面。文献[71]从专家和公共主体的角度出发,提出一种融合公众与专家智慧的多主体加权信息融合方法,验证了公众与专家协同辅助下应急响应决策可行性。文献[72]通过引入了多层次、多维的环境-事件模型,融合地形地貌、社会经济等静态数据和降雨量、社会舆情等动态数据,定量揭示了郑州“7·20”洪涝灾害期间的时空演变模式。然而,这些研究侧重于算法和模型的设计,

缺乏明确的量化框架来评估不同融合方法对最终决策结果可靠性的影响。针对不同情报实现辅助决策的实质性贡献评估,需要建立融合质量动态评估框架,集成信息熵、证据冲突度等多维度指标,探索跨域情报贡献度的自适应量化方法及其可靠性,还需进行更深入的研究。

3　ER-GeoINT 应用实践

面向典型自然灾害的现场应急救援需求,本文构建了融合遥感监测、物联监测、互联网社会感知及应急指挥专网的情报搜集分析服务系统(ICASS),以验证本文理论方法和技术的有效性。

3.1　系统集成

基于B/S架构建立面向典型自然灾害的一库、一系统、*N*服务的ER-GeoINT应用。一库指全源情报数据库,负责存储和管理来自遥感测绘、物联监测、人力采集和专业系统的数据,形成多模态灾害现场信息资源池;一系统指ICASS,实现应急救援地理空间情报从线索汇聚、属性抽取、位置匹配到验证融合的一体化处理,确保各个渠道、各类主题应急救援情报的及时发现、精准上图、鲜活可用和按需服务,ICASS架构如图4所示;*N*服务指以高动态地理空间情报为触发和驱动,为应急救援典型应急处置场景及相关用户提供主动服务,直接支撑前后方指挥人员和救援力量开展风险隐患共享、灾损态势分析、救援方案制定、救援行动跟踪、处置过程复盘等关键业务。在通信网络方面,平台采用融合公网、卫星和自组网的应急融合通信技术,建立可适应应急现场断网、断电、断路等极端环境的融合通信网关,支撑灾害现场人机物采集的图文声像等信息的实时汇聚。在计算模式方面,平台基于虚拟化技术实现指挥中心-指挥所-指挥终端的多级快速按需部署和云边端协同计算,云侧(指挥中心)依托强大的算力资源和数据资源池实现复杂情报信息提取和融合,边侧(指挥所)提供靠近前方的应急情报快速生成,端(指挥终端)则兼具现场信息采集和情报接收等功能。



图 4　ICASS架构

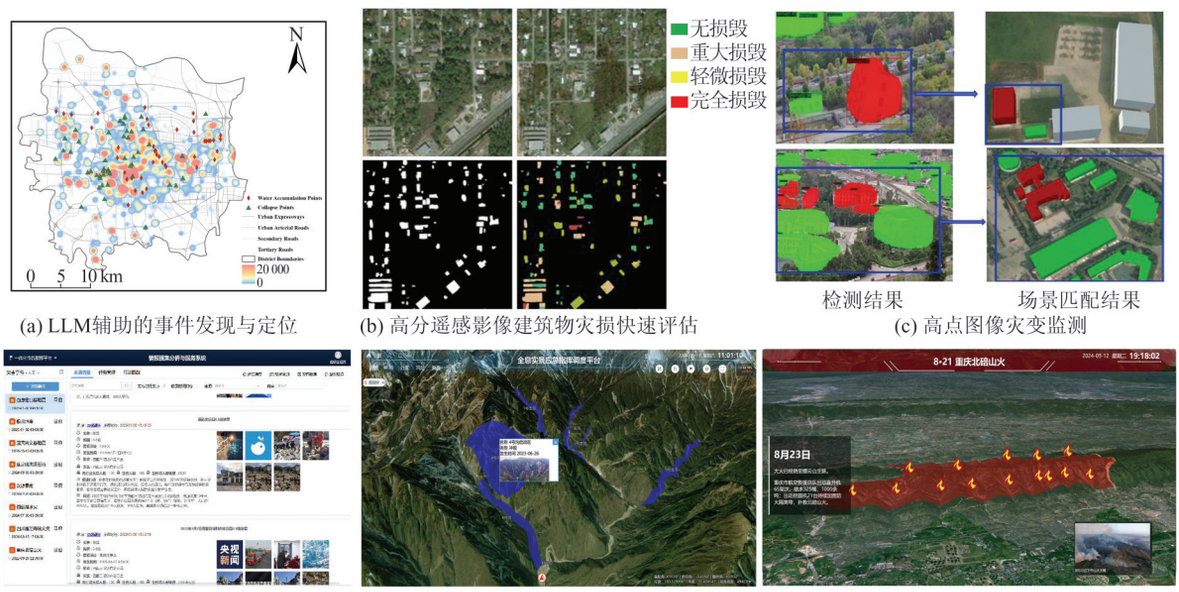
Fig. 4　Architecture of Intelligence Collection and Analysis Service System

3.2　系统应用

在功能方面,ICASS系统集成了多种情报分析模型,可以从卫星及无人机影像、高点监测视频、位移监测数据、现场图文声像、社交媒体信息等多个渠道的信息中提取有关环境突变、灾害发展、灾损情况等时空信息;同时,通过整

合多个专业系统的实时数据和专业分析能力,实现救援力量与物资的动态与风险、救援处置行动的态势及成效等作战情报的自动生成和服务。

在处理效率方面,基于流式处理技术构建了ICASS情报总线,使数据汇入到情报生成的时延缩短至约10 min,并初步实现了多来源、多主题时空情报的统一管理和按需服务。图5展示了情报总线支持下的典型应急处置应用。在算法处理方面,本文从自然语言灾情提取、遥感影像建筑灾损评估、高点图像智能灾变监测3个方面进行了优化,关键技术指标对比见表3。由表3可以看出,本文方法的精度均取得最优分数,其中,自然语言灾情提取的$F1$分数比最佳基准模型Bert-CRF提升约6.4%,遥感影像建筑灾损评估的综合$F1$分数比最佳基准模型BDANet提升约5.5%,高点图像智能灾变监测的回归框平均精度bbox_mAP和像素平均精度seg_mAP分别比最佳基准模型Mask2Former和Swin-Mask RCNN提升约5.9%和19.0%。



(a) LLM辅助的事件发现与定位 (b) 高分遥感影像建筑物灾损快速评估 (c) 高点图像灾变监测

(d) 灾变风险在线推送 (e) 灾害演变过程模拟 (f) 情报驱动的救援过程复盘

图5 ICASS应用功能

Fig. 5 ICASS Application Features

表3 关键技术指标对比

Table 3 Comparison of Key Technical Indicators

关键技术	方法	精确率	召回率	$F1$分数
自然语言灾情提取	ERNIE	0.801 2	0.686 1	0.739 2
	BERt-Base	0.743 1	0.792 5	0.767 0
	Bert-CRF	0.803 5	0.753 4	0.777 6
	本文方法	0.840 3	0.814 2	0.827 0
		定位$F1$分数	识别$F1$分数	综合$F1$分数
遥感影像建筑灾损评估	ChangeOS	0.856 9	0.711 4	0.755 0
	Rescue Net	0.840 1	0.734 8	0.766 4
	BDANet	0.854 4	0.730 4	0.767 6
	本文方法	0.866 4	0.783 0	0.809 8
		边界框平均精度		像素平均精度	
		bbox_mAp	bbox_mAp50	seg_mAP	seg_mAP50
高点图像智能灾变监测	Mask RCNN	0.405 1	0.726 6	0.358 2	0.685 6
	Swin-Mask RCNN	0.438 7	0.769 2	0.392 3	0.740 1
	Mask2Former	0.475 2	0.758 8	0.382 7	0.720 5
	本文方法	0.503 3	0.831 0	0.466 9	0.819 1

4　结　语

针对应急指挥救援中对地理空间信息的需求,多源多模态时空信息融合难度高,情报产品体系化不足的现状,本文提出并系统研究了ER-GeoINT的概念、特征和分类框架,同时开发了面向典型自然灾害应急场景的ICASS系统,有效验证了本文方法的可行性与实用性。以应急地理信息服务为核心目标的ER-GeoINT将成为应急救援的重要保障,在灾害响应中可发挥不可或缺的战略作用,其理论完善与技术突破对推动应急情报的精准化、智能化发展具有重要意义。未来ER-GeoINT的研究可聚焦以下关键方向:

1)时空精化与质量优化。随着灾害大数据来源的多样化与更新频率的加快,现有方法在多模态数据的精细化提取与处理上仍存在要素属性粒度粗、空间定位精度低和时序跨度大的问题,难以满足复杂场景下的精细化建模与动态救援需求。未来应进一步探索高并发条件下的时空精化处理技术,优化多源数据融合与验证流程,同时构建多源联合证模型和情报可靠性检测算法,提升时空情报的精准性、一致性和可信度。

2)人机协同智能生成。面对灾害情报生成过程中的实时性、不确定性和多样性挑战,需深化人机协同智能生成技术研究。建立人在回路模式,将人类专家知识与智能算法深度融合,增强情报推理过程的精准性和可控性。同时,通过强化人-机-数的协同交互机制,实现情报生成的透明化和解释性,进一步提升数据隐性价值向显性空间表达的转化效率。

3)知识化管理与按需服务。随着多源情报知识的快速积累,传统知识管理手段难以应对复杂的知识网络结构与冗余问题。未来应重点研究情报知识的统一管理方法,构建灵活适配不同救援阶段需求的智能推送与按需表达技术,尤其是针对三维环境的灾害要素表达和应急预案的智能化衔接,为用户提供精准高效的情报服务。

参　考　文　献

[1] 宁慧涵, 眭海刚, 王金地, 等. 顾及时空关系的事故灾难事理图谱构建方法研究[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2024, 49(5): 831-843.
NING Huihan, SUI Haigang, WANG Jindi, et al. Construction of Disaster Event Evolutionary Graph Based on Spatiotemporal Relationship [J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2024, 49(5): 831-843.

[2] 郭长青, 侯勇光. 面向战略的情报感知刻画研究[J]. 情报杂志, 2023, 42(6): 104-109.
GUO Changqing, HOU Yongguang. Analysis of the Role of Intelligence Awareness Characterization Toward to Strategy [J]. *Journal of Intelligence*, 2023, 42(6): 104-109.

[3] 林森, 刘蓓蓓, 李建文, 等. 基于BERT迁移学习模型的地震灾害社交媒体信息分类研究[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2024, 49(9): 1661-1671.
LIN Sen, LIU Beibei, LI Jianwen, et al. Social Media Information Classification of Earthquake Disasters Based on BERT Transfer Learning Model [J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2024, 49(9): 1661-1671.

[4] JIANG S S, QI S B. The Construction of Emergency Intelligence Service System for Think Tanks in the Context of Big Data[J]. *Journal of Computational Methods in Sciences and Engineering*, 21(6): 2107-2123.

[5] 胡剑, 朱鹏, 戚湧. 基于区块链的重大公共卫生事件下应急情报体系构建[J]. 情报理论与实践, 2022, 45(5): 156-164.
HU Jian, ZHU Peng, QI Yong. Construction of Emergency Intelligence System for Major Public Health Events Based on Blockchain[J]. *Information Studies* (*Theory & Application*), 2022, 45(5): 156-164.

[6] 沈伟豪, 钟燕飞, 王俊珏, 等. 多模态数据的洪涝灾害知识图谱构建与应用[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2023, 48(12): 2009-2018.
SHEN Weihao, ZHONG Yanfei, WANG Junjue, et al. Construction and Application of Flood Disaster Knowledge Graph Based on Multi-modal Data[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2023, 48(12): 2009-2018.

[7] 李金泽, 夏一雪, 张鹏, 等. 突发舆情事件的情报感知模型研究[J]. 情报理论与实践, 2021, 44(10): 119-128.
LI Jinze, XIA Yixue, ZHANG Peng, et al. Research on Information Perception Model of Emergent Public Opinion Events [J]. *Information Studies* (*Theory & Application*), 2021, 44(10): 119-128.

[8] 张成龙, 李振洪, 张双成, 等. 综合遥感解译2022年Mw 6.7青海门源地震地表破裂带[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2022, 47(8): 1257-1270.
ZHANG Chenglong, LI Zhenhong, ZHANG Shuangcheng, et al. Surface Ruptures of the 2022 Mw 6.7 Menyuan Earthquake Revealed by Inte-

grated Remote Sensing[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2022, 47(8): 1257-1270.

[9] YANG Y X, GUO Z X. RETRACTED ARTICLE: Research on the Evaluation of Public Emergency Management Intelligence Capability in Probabilistic Language Environment[J]. *Annals of Operations Research*, 2021, 326: 55.

[10] 刘纪平, 王琢璐, 徐胜华, 等. 人工智能时代下的应急测绘[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2024, DOI: 10.13203/j.whugis20240300.
LIU Jiping, WANG Zhuolu, XU Shenghua, et al. Emergency Mapping in the Era of Artificial Intelligence[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2024, DOI: 10.13203/j.whugis20240300.

[11] 冯昊亮, 苏鑫, 朱武, 等. 差分信息引导的三分支洪涝水淹道路检测网络[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2024, 49(8): 1456-1465.
FENG Haoliang, SU Xin, ZHU Wu, et al. Differential Information Guided Triple Branch Network for Flooded Road Detection[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2024, 49(8): 1456-1465.

[12] 董传凯, 余法承, 张卫星, 等. 改进的GNSS-PWV三因子阈值降雨预报方法研究[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2023: 1-14.
DONG Chuankai, YU Facheng, ZHANG Weixing, et al. Research on Improved GNSS-PWV Three-Factor Threshold Rainfall Forecasting Method[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2023: 1-14.

[13] AEDO I, DÍAZ P, CARROLL J M, et al. End-User Oriented Strategies to Facilitate Multi-Organizational Adoption of Emergency Management Information Systems[J]. *Information Processing & Management*, 2010, 46(1): 11-21.

[14] FERTIER A, BARTHE-DELANOË A M, MONTARNAL A, et al. A New Emergency Decision Support System: The Automatic Interpretation and Contextualisation of Events to Model a Crisis Situation in Real-Time[J]. *Decision Support Systems*, 2020, 133: 113260.

[15] 史培军. 三论灾害研究的理论与实践[J]. 自然灾害学报, 2002, 11(3): 1-9.
SHI Peijun. Theory on Disaster Science and Disaster Dynamics[J]. *Journal of Natural Disasters*, 2002, 11(3): 1-9.

[16] 李晴晴, 张慧, 寇静行. 基于PDCA循环的地理空间情报流程研究[J]. 情报杂志, 2024, 43(2): 68-73.
LI Qingqing, ZHANG Hui, KOU Jingxing. Research on Geospatial Intelligence Process Based on PDCA Cycle[J]. *Journal of Intelligence*, 2024, 43(2): 68-73.

[17] 朱光, 颜燚, 张琳娜. 大数据情境下面向突发气象灾害应急决策的情报响应体系研究[J]. 情报工程, 2022, 8(1): 3-11.
ZHU Guang, YAN Yi, ZHANG Linna. Research on Emergency Decision-Making and Intelligence Response System for Meteorological Disasters in Big Data[J]. *Technology Intelligence Engineering*, 2022, 8(1): 3-11.

[18] 于峰, 樊博. "情景—结构—要素"视角下复杂灾害治理的情报协同体重构[J]. 情报理论与实践, 2024, 47(6): 154-165.
YU Feng, FAN Bo. Intelligence Collaboration System Reconstruction for Complex Disaster Governance Under the Perspective of "Scenario-Structure-Element"[J]. *Information Studies (Theory & Application)*, 2024, 47(6): 154-165.

[19] 彭知辉. 情报流程研究: 述评与反思[J]. 情报学报, 2016, 35(10): 1110-1120.
PENG Zhihui. Research on the Intelligence Process: Review and Reflection[J]. *Journal of the China Society for Scientific and Technical Information*, 2016, 35(10): 1110-1120.

[20] AL-YADUMI S, XION T E, WEI S G W, et al. Review on Integrating Geospatial Big Datasets and Open Research Issues[J]. *IEEE Access*, 2021, 9: 10604-10620.

[21] 许强, 徐繁树, 蒲川豪, 等. 2024年4月广东韶关江湾镇极端降雨诱发群发性滑坡初步分析[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2024, 49(8): 1264-1274.
XU Qiang, XU Fanshu, PU Chuanhao, et al. Preliminary Analysis of Extreme Rainfall-Induced Cluster Landslides in Jiangwan Township, Shaoguan, Guangdong, April 2024[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2024, 49(8): 1264-1274.

[22] 朱军, 付林, 李维炼, 等. 知识引导的滑坡灾害场景动态表达方法[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2020, 45(8): 1255-1262.
ZHU Jun, FU Lin, LI Weilian, et al. Knowledge-Guided Dynamic Representation Method of Landslide Disaster Scene[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2020, 45(8): 1255-1262.

[23] 黎杰. 地理空间传感网时空观测能力对象场及计算

服务研究[D]. 武汉:中国地质大学, 2023.
LI Jie. Research on Spatiotemporal Observation Capability Object Field and Computing Service under the Geospatial Sensor Web Environment[D]. Wuhan: China University of Geosciences, 2023.

[24] ADEEL A, GOGATE M, FAROOQ S, et al. A Survey on the Role of Wireless Sensor Networks and IoT in Disaster Management[EB/OL]. (2019-09-23). https://arxiv.org/abs/1909.10353v1.

[25] AL QUNDUS J, DABBOUR K, GUPTA S, et al. Wireless Sensor Network for AI-Based Flood Disaster Detection [J]. *Annals of Operations Research*, 2022, 319(1): 697-719.

[26] CHEN J D, CHO Y K. CrackEmbed: Point Feature Embedding for Crack Segmentation from Disaster Site Point Clouds with Anomaly Detection[J]. *Advanced Engineering Informatics*, 2022, 52: 101550.

[27] DHINAKARAN D, UDHAYA SANKAR S M, LATHA B C, et al. Dam Management and Disaster Monitoring System Using IoT[C]//2023 International Conference on Sustainable Computing and Data Communication Systems (ICSCDS), Erode, India, 2023.

[28] RAMESH M V. Design, Development, and Deployment of a Wireless Sensor Network for Detection of Landslides[J]. *Ad Hoc Networks*, 2014, 13: 2-18.

[29] VERA-ORTEGA P, VÁZQUEZ-MARTÍN R, FERNANDEZ-LOZANO J J, et al. Enabling Remote Responder Bio-Signal Monitoring in a Cooperative Human - Robot Architecture for Search and Rescue[J]. *Sensors*, 2023, 23(1): 49.

[30] FOROUGHNIA F, MACCHIARULO V, BERG L, et al. Quantitative Assessment of Earthquake-Induced Building Damage at Regional Scale Using LiDAR Data [J]. *International Journal of Disaster Risk Reduction*, 2024, 106: 104403.

[31] JIANG N, LI H B, LI C J, et al. A Fusion Method Using Terrestrial Laser Scanning and Unmanned Aerial Vehicle Photogrammetry for Landslide Deformation Monitoring Under Complex Terrain Conditions[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2022, 60: 4707214.

[32] HAO H Y, WANG Y. Leveraging Multimodal Social Media Data for Rapid Disaster Damage Assessment[J]. *International Journal of Disaster Risk Reduction*, 2020, 51: 101760.

[33] ZHOU B, ZOU L, MOSTAFAVI A, et al. VictimFinder: Harvesting Rescue Requests in Disaster Response from Social Media with BERT[J]. *Computers, Environment and Urban Systems*, 2022, 95: 101824.

[34] YIN K, LIU C K, MOSTAFAVI A, et al. CrisisSense-LLM: Instruction Fine-Tuned Large Language Model for Multi-label Social Media Text Classification in Disaster Informatics[EB/OL]. (2024-02-07). https://arxiv.org/abs/2406.15477v2.

[35] HUANG L D, SHI P P, ZHU H C, et al. Early Detection of Emergency Events from Social Media: A New Text Clustering Approach [J]. *Natural Hazards*, 2022, 111(1): 851-875.

[36] HOU H W, SHEN L, JIA J N, et al. An Integrated Framework for Flood Disaster Information Extraction and Analysis Leveraging Social Media Data: A Case Study of the Shouguang Flood in China [J]. *Science of the Total Environment*, 2024, 949: 174948.

[37] WANG Z Y, YE X Y. Space, Time, and Situational Awareness in Natural Hazards: A Case Study of Hurricane Sandy with Social Media Data[J]. *Cartography and Geographic Information Science*, 2019, 46(4): 334-346.

[38] HUANG L D, SHI P P, ZHU H C. An Integrated Urgency Evaluation Approach of Relief Demands for Disasters Based on Social Media Data[J]. *International Journal of Disaster Risk Reduction*, 2022, 80: 103208.

[39] SINGH J P, DWIVEDI Y K, RANA N P, et al. Event Classification and Location Prediction from Tweets During Disasters[J]. *Annals of Operations Research*, 2019, 283(1): 737-757.

[40] XING Z Y, ZHANG X D, ZAN X L, et al. Crowdsourced Social Media and Mobile Phone Signaling Data for Disaster Impact Assessment: A Case Study of the 8.8 Jiuzhaigou Earthquake[J]. *International Journal of Disaster Risk Reduction*, 2021, 58: 102200.

[41] ZIAULLAH A W, OFLI F, IMRAN M. Monitoring Critical Infrastructure Facilities During Disasters Using Large Language Models[EB/OL]. (2024-04-12). https://arxiv.org/abs/2404.14432v1.

[42] SEEBERGER P, RIEDHAMMER K. Multi-Query Focused Disaster Summarization via Instruction-Based Prompting [EB/OL]. (2024-09-08). https://arxiv.org/abs/2402.09008v1.

[43] MADICHETTY S, M S. Classifying Informative and Non-Informative Tweets from the Twitter by Adapting Image Features During Disaster[J]. *Multimedia Tools and Applications*, 2020, 79(39):

28901-28923.

[44] ZHAI W, PENG Z R. Damage Assessment Using Google Street View: Evidence from Hurricane Michael in Mexico Beach, Florida[J]. *Applied Geography*, 2020, 123: 102252.

[45] PI Y L, NATH N D, BEHZADAN A H. Detection and Semantic Segmentation of Disaster Damage in UAV Footage[J]. *Journal of Computing in Civil Engineering*, 2021, 35(2): 04020063.

[46] GUPTA R, GOODMAN B, PATEL N, et al. Creating XBD: A Dataset for Assessing Building Damage from Satellite Imagery[C]//CVPR Workshops, Paris, France, 2016

[47] BAI Y B, HU J J, SU J H, et al. Pyramid Pooling Module-Based Semi-Siamese Network: A Benchmark Model for Assessing Building Damage from xBD Satellite Imagery Datasets[J]. *Remote Sensing*, 2020, 12(24): 4055.

[48] ZHENG Z, ZHONG Y F, WANG J J, et al. Building Damage Assessment for Rapid Disaster Response with a Deep Object-Based Semantic Change Detection Framework: From Natural Disasters to Man-Made Disasters[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2021, 265: 112636.

[49] SHEN Y, ZHU S J, YANG T, et al. BDANet: Multiscale Convolutional Neural Network with Cross-Directional Attention for Building Damage Assessment from Satellite Images[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2021, 60: 5402114.

[50] GE P L, GOKON H, MEGURO K. A Review on Synthetic Aperture Radar-Based Building Damage Assessment in Disasters[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2020, 240: 111693.

[51] 李聪妤, 刘家奇, 刘欣鑫, 等. 适应复杂区域的时序SAR影像洪水监测与分析[J]. 遥感学报, 2024, 28(2): 346-358.
LI Congyu, LIU Jiaqi, LIU Xinxin, et al. Flood Monitoring and Analysis Based on Time-Series SAR Image for Complex Area[J]. *National Remote Sensing Bulletin*, 2024, 28(2): 346-358.

[52] RAO A, JUNG J, SILVA V, et al. Earthquake Building Damage Detection Based on Synthetic-Aperture-Radar Imagery and Machine Learning[J]. *Natural Hazards and Earth System Sciences*, 2023, 23(2): 789-807.

[53] ZHOU J, HUO L S, HUANG C, et al. Feasibility Study of Earthquake-Induced Damage Assessment for Structures by Utilizing Images from Surveillance Cameras[J]. *Structural Control and Health Monitoring*, 2024, 2024(1): 4993972.

[54] LI Y, LI J, PEI J R, et al. Application of Non-Contact Video Quantitative Measurement Method in Reservoir Bank Landslide Monitoring[J]. *Frontiers in Earth Science*, 2024, 12: 1378046.

[55] ALAM F, OFLI F, IMRAN M, et al. Deep Learning Benchmarks and Datasets for Social Media Image Classification for Disaster Response[C]//IEEE/ACM International Conference on Advances in Social Networks Analysis and Mining (ASONAM), Hague, Netherlands, 2020.

[56] ZHANG Y, ZONG R H, WANG D. A Hybrid Transfer Learning Approach to Migratable Disaster Assessment in Social Media Sensing[C]//IEEE/ACM International Conference on Advances in Social Networks Analysis and Mining (ASONAM), Hague, Netherlands, 2020.

[57] Daly S, Thom J A. Mining and Classifying Image Posts on Social Media to Analyse Fires[C]//ISCRAM, Frankfurt, Germany, 2016.

[58] VERNIER M, FARINOSI M, FORESTI A, et al. Automatic Identification and Geo-Validation of Event-Related Images for Emergency Management[J]. *Information*, 2023, 14(2): 78.

[59] AHMAD K, POGORELOV K, RIEGLER M, et al. Social Media and Satellites[J]. *Multimedia Tools and Applications*, 2019, 78(3): 2837-2875.

[60] CHEN Y J, ZHANG J, ZHOU A C, et al. A Modeling Method for a Disaster Chain - Taking the Coal Mining Subsidence Chain as an Example[J]. *Human and Ecological Risk Assessment: an International Journal*, 2018, 24(5): 1388-1408.

[61] HAN L N, ZHANG J Q, ZHANG Y C, et al. Hazard Assessment of Earthquake Disaster Chains Based on a Bayesian Network Model and ArcGIS[J]. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 2019, 8(5): 210.

[62] 刘昭阁, 李向阳, 朱晓寒. 融合多源空间数据的城市暴雨级联灾害情景态势转化推演方法[J]. 地球信息科学学报, 2023, 25(12): 2329-2339.
LIU Zhaoge, LI Xiangyang, ZHU Xiaohan. A Method for Urban Rainstorm Cascading Disaster Scenario Converting Deduction by Integrating Multi-source Spatial Data[J]. *Journal of Geo-Information Science*, 2023, 25(12): 2329-2339.

[63] SUN F, LI H B, CAI J M, et al. Examining Organizational Collaboration and Resource Flows of Disaster Response System Based on a Time-Dynamic Perspective[J]. *International Journal of Disaster Risk Reduction*, 2024, 108: 104565.

[64] 邓青, 施成浩, 王辰阳, 等. 基于E-LVC技术的重大综合灾害耦合情景推演方法[J]. 清华大学学报(自然科学版), 2021, 61(6): 487-493.
DENG Qing, SHI Chenghao, WANG Chenyang, et al. Coupled Disaster Scenario Evaluation and Response Method Based on the E-LVC Technology [J]. *Journal of Tsinghua University* (*Science and Technology*), 2021, 61(6): 487-493.

[65] LI J W, LI X W, CHEN C C, et al. Three-Dimensional Dynamic Simulation System for Forest Surface Fire Spreading Prediction [J]. *International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, 2018, 32(8): 1850026.

[66] 刘纪平, 王勇, 胡燕祝, 等. 互联网泛在地理信息感知融合技术综述[J]. 测绘学报, 2022, 51(7): 1618-1628.
LIU Jiping, WANG Yong, HU Yanzhu, et al. A Review of Web-Based Ubiquitous Geospatial Information Discovery and Integration Technology [J]. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 2022, 51(7): 1618-1628.

[67] 李泽荃, 徐淑华, 李碧霄, 等. 基于知识图谱的灾害场景信息融合技术[J]. 华北科技学院学报, 2019, 16(2): 1-5.
LI Zequan, XU Shuhua, LI Bixiao, et al. Information Fusion Technology of Disaster Scenario Based on Knowledge Graph[J]. *Journal of North China Institute of Science and Technology*, 2019, 16(2): 1-5.

[68] GUO Y Y, LIU Z Y, HUANG C, et al. A Framework for Threat Intelligence Extraction and Fusion [J]. *Computers & Security*, 2023, 132: 103371.

[69] LI S C, LIU C, ZHOU Z Q, et al. Multi-Sources Information Fusion Analysis of Water Inrush Disaster in Tunnels Based on Improved Theory of Evidence [J]. *Tunnelling and Underground Space Technology*, 2021, 113: 103948.

[70] 王利, 许豪, 舒宝, 等. 利用互信息和IPSO-LSTM进行滑坡监测多源数据融合[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2021, 46(10): 1478-1488.
WANG Li, XU Hao, SHU Bao, et al. A Multi-source Heterogeneous Data Fusion Method for Landslide Monitoring with Mutual Information and IPSO-LSTM Neural Network[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2021, 46(10): 1478-1488.

[71] CAI K, XU W H. An Efficient Multi-source Information Fusion Approach for Dynamic Interval-Valued Data *via* Fuzzy Approximate Conditional Entropy [J]. *International Journal of Machine Learning and Cybernetics*, 2024, 15(9): 3619-3645.

[72] WANG S L, LI R, WU H Y. Integrated Expression and Analysis of Urban Flood Disaster Events from the Perspective of Multi-spatial Semantic Fusion[J]. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2024, 132: 104032.