

新时代自然灾害态势感知的实践与方法探索

程昌秀^{1,2}, 裴 韬³, 刘 瑜⁴, 杜云艳³, 沈 石¹, 江净超⁵

(1. 北京师范大学环境演变与自然灾害教育部重点实验室, 北京 100875; 2. 北京师范大学地表过程与生态环境国家重点实验室, 北京 100875; 3. 中国科学院地理科学与资源研究所资源与环境信息系统国家重点实验室, 北京 100101; 4. 北京大学遥感与地理信息系统研究所, 北京 100871; 5. 杭州电子科技大学自动化学院, 杭州 310018)

摘要: 随着人类世的到来,“常态化”的极端天气与自然灾害成为人类生存面临的首要问题。大数据智能化的技术驱动、大科学(计划)的学科基础、全球化治理与应对的需求牵引,共同构成了新时代自然灾害研究的主旋律。论文提出自然灾害态势感知的概念,并结合新时代背景提出洞悉“态”、预测“势”两个不同层次的感知。在洞悉“态”方面,论文辨析了传统灾害观测与大数据态势感知的区别和联系;并以社交媒体、手机信令、视频监控等为例,梳理了大数据在台风、洪涝、地震、极端高温等灾害态势理解中的研究与实践。在预测“势”方面,论文总结了系列大数据观测—机器学习—机理模型整合的方法,并以城市洪涝事件演进模拟为例进行说明;在区域或全球尺度,提出应在大科学(计划)统一定义的未来情境下开展跨领域综合态势的感知与预测,并服务于区域的可持续发展;特别是利用人地耦合模型,感知灾害对社会经济的级联影响和远程效应,用以消除和解决非传统安全的威胁。最后,建议国家成立相关研究机构推进灾害大数据的共享和应用,开展灾害灾情标准知识库、训练库的建设;建议进一步推进机理模型、大数据、机器学习的整合与应用,推进自然灾害人地系统的耦合,提升中国自然灾害的社会治理与决策支持能力。

关键词: 自然灾害;态势感知;大数据;机器学习;人地系统耦合

DOI: 10.11821/dlxb202303003

1 新时代背景特征

自18世纪晚期英国工业革命以来,人类活动对地球环境的影响达到空前程度。人类已逐步走出万年尺度的全新世,进入“人类世”这一特殊的新纪元——人类活动成为影响环境演化的重要力量^[1]。近百年,人类不加节制地使用化石燃料,致使地球大气环境发生明显变化,由此引起的极端天气/气候事件和自然灾害的强度增大、频率加快,削弱了地球生态系统的服务功能,极大威胁着人类生存根基的稳定。严峻的自然灾害形势,使传统自然灾害研究面临巨大挑战,同时也给相关研究带来机遇。

随着现代科技的突飞猛进以及科学数据的快速膨胀,地理研究逐渐步入以新技术、新秩序、新数据、新方法为特征的新时代^[2-3]。新时代背景下自然灾害研究呈现如下特点:

(1) 大数据智能化的技术驱动。大数据为人们提供了丰富的信息产品和便捷的生活服务,增强了人们对地表的洞察发现能力及社会治理的决策支持能力,也为新时代自然

收稿日期: 2022-09-28; 修订日期: 2023-02-24

基金项目: 国家重点研发计划(2019YFA0606901)[Foundation: National Key R&D Program of China, No.2019YFA0606901]

作者简介: 程昌秀(1973-),女,新疆乌鲁木齐人,博士,教授,博士生导师,主要从事地理时空数据管理/分析/模拟、自然灾害损失评估与风险分析等研究。E-mail: chengcx@bnu.edu.cn

灾害态势的感知、社会体系的治理带来机遇。同时，从GIS革命发展到人工智能革命也是地理研究的新趋势。近年，信息地理学^[4-5]以及地理三元世界^[6]等理论都重新审视了地理学和信息科学的交叉地带，新时代需要重构以信息为研究对象和手段的地理科学门类^[5]。

(2) 大科学(计划)的学科基础。为应对全球环境变化带来的挑战，全球各学科领域沟通与合作不断加强，逐步形成系列与自然灾害研究相关的大科学(计划)，如世界气候研究计划(WCRP)、“未来地球”计划(2014—2023)^[7]、政府间气候变化专门委员会(IPCC)、欧盟的“目标地球(Destination Earth)”计划(2021—2031)^[8-9]等。相关大科学(计划)的研究工作和成果为新时代自然灾害态势感知奠定了科学基础。

(3) 全球化治理与应对的需求牵引。在经济全球化背景下，高速的人流、物流、信息流使自然灾害的影响不再局限于当地，对周边国家乃至全球政治、经济和社会都会带来或大或小的冲击。例如，农业大国发生干旱或洪水导致粮食歉收，可能直接引发国际粮食市场价格波动；“卡特里娜”和“丽塔”飓风造成世界原油价格急剧上升，迫使布什政府不得不动用本国的石油战略储备；此外，跨国界的灾害还易引发灾民流散、疾病传播、社会动荡。自然灾害全球化治理与应对已成为新时代消除和解决非传统安全威胁的一项重要任务。

自然灾害作为人地系统相互作用的典型对象，其研究应抓住大数据、机器学习、全球化的时代机遇，推进信息地理学相关理论与方法的革新。这对提升自然灾害的全球应对水平和能力、乃至推进地理学变革性研究有重要意义。

2 新时代的自然灾害态势感知

所谓自然灾害态势感知是在特定时空下，对灾害系统动态环境中各种元素或对象的认知、理解以及对未来状态的预测。态势感知可分为两个层次：①洞悉“态”：精准理解灾害的状态；主要包括灾害的识别与确认、毁损强度、灾害行为、造成当前状态的原因及方式等；例如，损害评估、行为分析、因果分析(包括溯源分析和取证分析)。②预测“势”：精准预估灾害状态的发展趋势，主要包括态势演化、态势跟踪、影响评估、情境推演等(图1)。

在传统灾害观测系统基础上，以大数据智能化为技术驱动、以大科学(计划)为学科基础、以全球大治理与应对为需求牵引，亟待发展实时、精准的自然灾害态势感知方法，实现从“观测”到“感知”的升级。

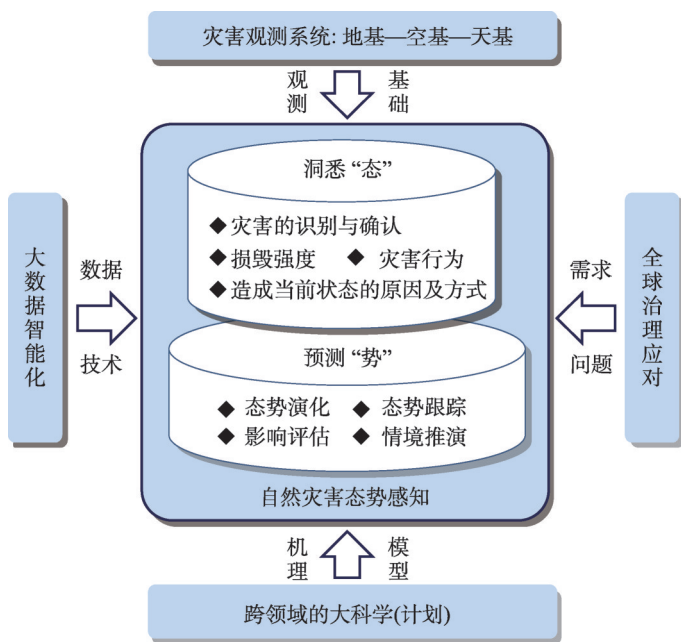


图1 新时代自然灾害态势感知的层次及范围

Fig. 1 Hierarchy and scope of natural disaster situational awareness in the new era

2.1 大数据智能化洞悉灾害的态

地基—空基—天基观测系统是度量自然灾害状态的传统手段。地基以地面观测站为主，具有准确性高等优势，但建站成本高，布点有限，难以进行大面积推广。空基是依托气球、飞机等载体进行观测，具有分辨率高、实时性强等优势，但受空域管制、极端天气条件、续航能力等限制，难以进行大面积观测。天基是以卫星为主的观测；虽可实现大面积观测，但易受云和植被覆盖的影响，空间分辨率相对较低、重访周期长。三者有机组合、优势互补构成了综合的自然灾害观测系统。地基—空基—天基能有效测量致灾因子、孕灾环境、承灾体“物”的状态，但对承灾体“人”的状态及其损失情况往往感知不足。为了弥补对承灾体“人”及相关损失的感知，通常会在灾后数周内由专业人员通过实地勘察、走访问讯等方式获得；但该方法耗时长、响应速度慢、成本高。

目前，移动互联网、智能终端、新型传感器已渗透到地球的每个角落，灾民或设备作为灾害的直接“感知器”，可以在第一时间通过网络（社交）媒体、手机信令、视频监控等方式，提供传统观测缺失的承灾体“人”及其灾损等信息^[10-11]，助力自然灾害态势的理解。与传统灾害观测技术相比，大数据灾害感知具有表1所示的系列特点。

表1 传统灾害观测与大数据灾害感知
Tab. 1 Traditional disaster observation and big data-based disaster situational awareness

	传统灾害观测	大数据灾害感知
目标	强调精准测量；强调对灾害现象进行观察或测定	强调感官认知；强调对灾害状态的理解
对象	灾害中损毁地物的面积、强度	灾损的严重程度；承灾体人的需求、情感、社会结构变化等，甚至包括灾区社会经济以及人地关系的感知
技术	专业人员通过地基—空基—天基设备进行量测	基于公众或非专业化设备提供的大数据，采用智能化技术进行推理
优势	多种观测手段，优势互补，科学性更强，强调要素性	公众观测有效补充了对承灾体人以及对社会经济的感知，强调综合性
劣势	缺少对承灾体“人”的观测	数据的来源和科学性受限，需要对数据进行清洗和可靠性评价，需要与科学小数据进行融合

2.2 大科学(计划)预测灾害的势

目前，各领域虽已研发出各类自然灾害预测模型，但多数难满足应用的实际需求。其原因在于：受还原论影响，传统模型通常在其学科边界内、基于封闭系统的假设进行建模，难以直接应用于开放复杂地表环境下自然灾害态势的预测。

随着全球各大科学（计划）的推进，逐步形成系列跨自然科学、社会科学、人文科学和工程领域的合作平台和研究成果，为灾害态势的预测注入新活力。在上述成果基础上，应进一步打破领域知识壁垒、重塑知识结构，在协同创新中产生“整体大于部分之和”的效应，助力新时代自然灾害态势的预测，催生和促进更多能够满足实际需求的研

3 大数据智能化洞悉 态 的实践与方法

大数据智能化联合洞悉灾害“态”的方法通常如下：首先，利用自然语言处理、图像理解、语义分析或专家系统等智能化技术，对上述数据进行清洗、智能解译，提取与灾害事件相关的主题；然后，利用时空编码技术，对解译后的主题信息进行时空定位；最后，利用采点外推技术^[12]，绘制灾区灾害灾情的时空分布和演化过程，实现信息孤岛

中灾情和救助需求的较高精度的快速评估^[12-13]。大数据快速感知到的灾情可以辅助应急救援队执行相关任务,特别是在救援的“黄金72小时”或国际救援中,大数据灾害感知尤为重要。

3.1 网络(社交)媒体大数据

网络(社交)媒体大数据在灾害状态感知中的研究相对较多,主要是结合地震^[14]、热带气旋^[15-16]、暴雨洪涝^[17]、极端高温等典型灾害探讨网络(社交)媒体数据在灾害状态感知中的有效性。

鉴于网络(社交)媒体数据具有实时性强、社会感知力强等优势,常用于灾损快速评估^[14-15]以及灾民情感变化分析的研究^[13, 16],可为灾害应急管理与救援救助提供支撑。近年,也逐步拓展到多源数据融合、城市韧性研究等方面。例如,Albuquerque等提出了一种将科学小数据(如观测数据、水文数据和数字高程数据)与社交媒体大数据融合的方法,并以2013年德国易北河洪水事件为例,验证了融合后数据在识别洪水时空模式方面的有效性^[17]。

3.2 手机信令大数据

受隐私保护影响,手机信令大数据在灾害状态感知中的研究相对较少,主要用于灾后人群流动分析,可为应急救援指挥、救援物资发放提供支撑。例如,Acosta等利用手机信令数据,感知到“玛丽亚”飓风后波多黎各岛受灾人群从乡村到城市的转移特征,为灾后医疗服务配置、赈灾物资分配提供支持^[18]。

此外,手机信令在家庭社会关系、城市韧性等方面的感知也有优势。例如,Jia等基于2013年雅安地震后手机用户的通话数据,感知了灾后家庭网络、社会网络的动态演变过程^[19];Yabe等利用手机信令数据,构建了“玛丽亚”飓风灾后城市恢复韧性的感知框架,定量刻画了自然—社会系统的恢复过程^[20]。

3.3 视频监控大数据

随着“平安城市”和“雪亮工程”的推进,摄像头已经覆盖了中国绝大多数的公共区域,为城市管理、司法办案、各行各业监管提供有力依据,同时也为城市灾害态势感知提供数据基础。

随着极端降雨强度和频率的不断加强,城市内涝的危害性越来越强。城市内涝积水深度的大范围、高精度感知,是开展内涝处置与响应的重要决策依据,也是内涝模拟预报的重要基础。尽管有些城市在主要积水点和立交桥下都布设了各类传感器(图2a)监测积水,但是由于积水深度的时空异质性强、监测站点有限,限制了城市内涝积水深度

a. 电子标尺



b. 视频监控



图2 观测城市内涝积水的电子标尺和视频监控器

Fig. 2 Electronic scales and video monitors for observing urban water logo

的识别和大范围推断。通过视频监控理解城市内涝积水态势的研究相对较少,目前 Jiang 等基于视频监控(图 2b)观测的影像流,利用深度学习等智能化技术,从监控视频中自动提取泛在参照物(图 2b 红色方框内的实体),并实时估算积水深度;该方法具有成本低、精度高、实时性强等优点^[21]。若将其广泛应用于城市区域内的所有摄像头,则可在无需增加额外设备的情况下,实现大范围、高精确度、高时空分辨率的内涝积水深度监测,由此绘制的城市积水深度及出行风险的空间分布图,可以为内涝期间居民出行和政府应急管理提供服务。

4 大科学(计划)预测 势 的实践与方法

4.1 集成“大数据观测—机器学习—机理模型”助力灾害事件演进过程的模拟

以城市内涝为例,内涝事件是降雨、地表环境、城市排水管网等复杂开放的多子系统相互作用的结果,其演进过程的预测一直以来都是难题。对于模型驱动的预测方法,例如,SWMM 或 Infowork ICM 等水文/水动力模型,虽然可以刻画内涝机理,但受学科边界以及封闭系统假设的限制,其预测结果往往与实际相差较远。对于大数据驱动的预测方法,例如,基于 3.3 节视频监控的积水深度大数据联合机器学习进行预测,虽然预测结果更接近内涝实情,但缺少机理,制约了方法在时间、空间上的可推广性。

事实证明,单纯采用机理模型或大数据机器学习,都不能全面预测灾害态势的演进过程。下面从系统建模的不同层次,提出大数据观测、机器学习、机理模型集成的 4 类方法,为自然灾害态势预测提供新思路与新实践。

(1) 大数据观测与机理模型的集成。仍以城市内涝为例,可充分利用历史的内涝积水观测大数据,率定内涝机理模型的参数,提高模型预报精度;也可充分利用视频监控实时输出的积水观测大数据,采用卡尔曼滤波等方法实现机理模型状态变量和参数的同化,提高模型预报精度^[22-23]。

(2) 以机理模型为主、机器学习为辅的集成。在梳理 Reichstein 等^[24]、Bruen 等^[25]成果的基础上,总结了用机器学习改进机理模型的方法(图 3a),主要包括:用机器学习改进机理模型参数,用机器学习替换机理模型中运行效率低的子模块,用机器学习替换半经验或机理不清的子模块,用机器学习作为后处理分析技术可以提高物理模型的精度^[25]。

(3) 以机器学习为主、机理模型为辅的集成。在梳理 Jiang 等^[26]、Raissi 等^[27]成果的基础上,总结了用机理模型改进机器学习的方法(图 3b),包括:用机理模型的输入输出

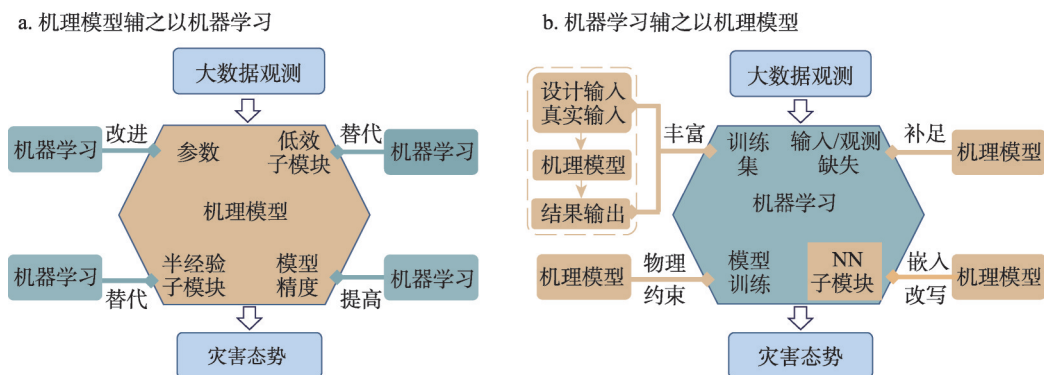


图 3 灾害态势预测中机理模型与机器学习的整合

Fig. 3 Integrating mechanistic models and machine learning in disaster situational prediction

丰富训练样本,辅助机器学习模型习得灾害机理的相关知识^[28];在观测与输入部分缺失情况下,利用机理模型的相关模拟结果进行补足;将物理机制作为约束项添加到神经网络的损失函数中,用以指导神经网络的训练过程;以神经网络形式表达机理模型,并将其嵌入至机器学习模型的框架中。

(4) 基于集成学习的多模型整合。不同模型的预报结果间往往存在一定的时空互补性。集成学习方法(例如Boosting、Bagging、Stacking、贝叶斯模型加权平均等)可以将不同模型得到的预报结果进行整合,从而获得比单个模型更高的预报精度^[29]。将集成学习引入到城市内涝模拟预报的研究中,有望进一步提高城市内涝的预报精度。

4.2 跨学科、跨领域合作助力区域或全球尺度灾害态势的综合预测

在WCRP、IPCC、未来地球等科学计划的推动下,逐步形成了跨领域的合作网络,共同定义了典型浓度路径(RCP)、共享社会经济路径(SSP)等未来情景,为不同领域、不同学科知识的整合提供统一的框架。近年,在统一的未来情景框架下,自然资源、气候气象、经济社会等各学科都对其所关注的要素进行了预测,形成系列预测数据集。例如,在致灾因子方面,形成了系列CMIP6预测数据集^[30];在承灾体方面,形成了未来土地利用/覆被^[31]、人口和经济^[32-33]、作物分布^[34]等各类预测数据集。这些数据集为区域或全球灾害态势的综合预测奠定了基础。

在上述数据集基础上,依托不同情景,可以预测未来自然灾害与土地利用、人口经济的相互作用关系及发展态势。目前常见的方法是:根据自然灾害的影响范围和强度,结合承灾体的暴露,预测自然灾害对当地社会经济的直接影响。例如,戴开璇等整合未来情景下社会经济情况,预测了2015—2050年期间不同气候变化和城市扩张情景下拉萨城市洪涝缓解能力的空间分异,为拉萨未来的城市建设与规划提供参考^[35];Wim等基于CMIP6预测数据集,预测极端热浪事件将极大威胁到2020年以后出生人口的健康^[36]。

近年,预测自然灾害可能引发的非传统安全威胁,也逐步成为学界研究热点,例如,耦合人地关系、预判未来气候变化对全球社会经济的级联影响和远程效应。目前常见的方法是:根据自然灾害对当地社会经济的直接影响,将其量化为经济冲击、并输入到社会经济仿真模型中,预测灾害对全球社会经济系统的级联影响,以寻找最优配置路径,服务灾害的全球化防御、治理和应对。例如,Willner等整合全球气候模式、洪水模型和经济损失传播模型发现,2012年的贸易模式与2002年贸易模式相比,中国和欧洲都能有效缓解未来情景下洪水引发的级联影响,而对美国的缓解作用不显著^[37];Zhang等整合全球环流模型、小麦生长模型和一般均衡经济模型发现,在未来2℃增温下,当全球小麦产量处于低谷时,位于低纬度且人口众多的小麦进口国的销售价格增幅将普遍超过高纬度小麦出口国^[38]。

5 灾害态势感知研究的建议

5.1 关于大数据洞悉灾害“态”方面的建议

大数据能有效感知承灾体人及相关损失情况,是对传统自然灾害观测体系的有益补充。尽管国内外科研工作者在大数据态势感知上做了有效的探索和实践,但离实际应用还有一定距离。为切实加快自然灾害态势感知的研究与应用,切实推动新一代自然灾害社会治理体系与结构的形成,提高灾害治理的精准性、高效性和预见性,需要国家相关部门的大力支持和参与。

首先,受个人隐私、局部利益的影响,大数据共享是目前面临的首要问题;建议国

家成立相关研究中心,推进灾害大数据的共享和应用,提升大数据的科学价值。其次,深度学习是大数据感知灾害态势的重要方法和手段;其中,知识库、训练库则是支持深度学习的重要核心和基础。而知识库、训练库的标记与建设又是项长期、基础的工作,短期难以见效益;建议国家相关部门或组织主持开展灾害灾情标准知识库、训练库的建设,服务国家灾害大数据态势感知的研究与应用。

在上述基础问题解决后,如何建立新一代国家自然灾害社会治理体系、治理结构与组织机制,如何将灾害网格化管理员和灾害态势专家研判机制纳入新的自然灾害应急管理体系等,都有待深入研究。

5.2 关于预测灾害“势”方面的建议

建议重视跨领域合作、重视全球治理的需求牵引。跨领域整合面临诸多限制条件,需要长期的实践与探索。相关研究可尝试从以下两方面推进。

(1) 大数据观测—机理模型—机器学习的集成。4.1 节提出了系列大数据观测、机理模型、机器学习集成的方法,为后续灾害态势预测研究和应用提供新思路。但相关的整合思路和方法还有很多,仍有待继续探索与实践。

(2) 灾害相关的自然与社会经济模型的耦合。针对此类典型的人地关系问题,后续可以尝试采取如下技术路径推动相关研究:① 参数耦合。将自然模型输出的灾害影响结果作为参数输入到社会经济模型(如4.2 节第3 段的案例),或将社会经济模型的输出作为参数输入到自然模型;其中常见的相对单一的自然或社会经济的模型,例如,图4 中浅蓝色圆点标记的模型。② 单向耦合。在参数耦合基础上,对自然与社会经济模型进行封装,形成新的人地关系模型,但模型内人地关系的传输和流动依然是单向的;例如,图4 中红色圆点标记的模型。③ 双向耦合:在模型中切实建立自然与社会经济要素间的双向流动和反馈关系^[39-40],如图4 中绿色圆点标记的模型。

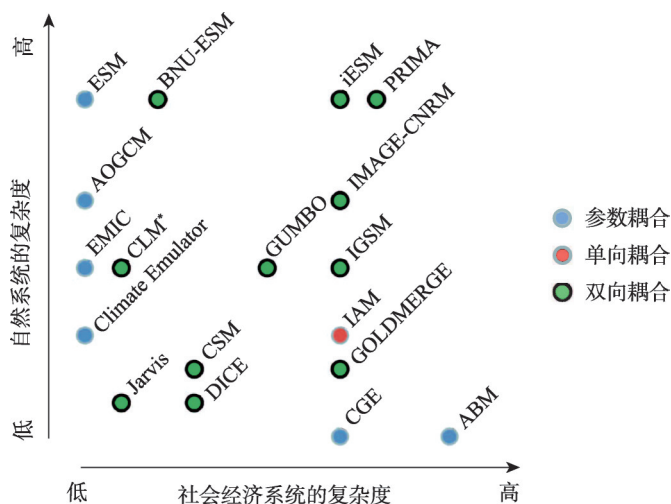


图4 模型对自然与社会经济系统复杂度的表达能力^[40]

Fig. 4 The ability of models to express the complexity of natural and human systems^[40]

6 展望

新时代对自然灾害态势感知的深入探索,有望提高国家治理自然灾害的精准性、高效性和预见性,推动灾害管理和社会治理体系与结构的升级,最终推进地理科学的变

革。20 世纪计量革命与地理信息科学推动了地理研究的发展。近年, 随着相关学科的快速发展及交叉融合, 自然地理的要素化、人文地理的社科化、地理信息的技术化、地理智能的计算机化正逐步削弱着地理研究的特色, 影响了地理学科的发展。自然灾害态势感知作为典型的自然—社会经济系统相互作用的科学问题, 其研究应结合新时代全球气候变化的背景, 在大数据智能化、大科学(计划)、全球化治理与应对的驱动下, 发展自然灾害态势感知的新方法新实践。这不仅有助于提升国家自然灾害的全球应对水平和能力, 还有望成为信息地理学的突破点, 最终推动地理学领域的整体变革。

参考文献(References)

- [1] Shi Peijun, Song Changqing, Cheng Changxiu. Geographical synergetics: From understanding human-environment relationship to designing human-environment synergy. *Acta Geographica Sinica*, 2019, 74(1): 3-15. [史培军, 宋长青, 程昌秀. 地理协同论: 从理解“人—地关系”到设计“人—地协同”. *地理学报*, 2019, 74(1): 3-15.]
- [2] Song Changqing, Cheng Changxiu, Shi Peijun. Geography complexity: New connotations of geography in the new era. *Acta Geographica Sinica*, 2018, 73(7): 1204-1213. [宋长青, 程昌秀, 史培军. 新时代地理复杂性的内涵. *地理学报*, 2018, 73(7): 1204-1213.]
- [3] Fu Bojie. Thoughts on the recent development of physical geography. *Progress in Geography*, 2018, 37(1): 1-7. [傅伯杰. 新时代自然地理学发展的思考. *地理科学进展*, 2018, 37(1): 1-7.]
- [4] Chen Fahu, Li Xin, Wu Shaohong, et al. Disciplinary structure of geographic science in China. *Acta Geographica Sinica*, 2021, 76(9): 2069-2073. [陈发虎, 李新, 吴绍洪, 等. 中国地理科学学科体系浅析. *地理学报*, 2021, 76(9): 2069-2073.]
- [5] Li Xin, Zheng Donghai, Feng Min, et al. Information geography: The information revolution reshapes geography. *Scientia Sinica: Terrae*, 2022, 52(2): 370-373. [李新, 郑东海, 冯敏, 等. 信息地理学: 信息革命重塑地理学. *中国科学: 地球科学*, 2022, 52(2): 370-373.]
- [6] Lü Guonian, Yuan Linwang, Yu Zhaoyuan, et al. Information geography: A new fulcrum of geographic ternary world. *Science China: Terrae*, 2022, 52(2): 374-376. [闫国年, 袁林旺, 俞肇元, 等. 信息地理学: 地理三元世界的新支点. *中国科学: 地球科学*, 2022, 52(2): 374-376.]
- [7] The Transition Team for Future Earth. Qu Jiangsheng, Zeng Jingjing, Wang Liwei, et al., trans. *Future Earth Initial Design*. Beijing: Science Press, 2015. [未来地球计划过渡小组. 曲建升, 曾静静, 王立伟, 等, 译. 未来地球计划初步设计. 北京: 科学出版社, 2015.]
- [8] Anonymous. The European Commission launches the "Destination Earth" (DestinE) Plan. *Standardization of Surveying and Mapping*, 2021, 37(4): 79. [佚名. 欧盟委员会启动“目标地球”(DestinE)计划. *测绘标准化*, 2021, 37(4): 79.]
- [9] European Union. Destination Earth. <https://digital-strategy.ec.europa.eu/en/policies/destination-earth>, 2020-08-20.
- [10] Cheng Changxiu, Shi Peijun, Song Changqing, et al. Geographic big-data: A new opportunity for geography complexity study. *Acta Geographica Sinica*, 2018, 73(8): 1397-1406. [程昌秀, 史培军, 宋长青, 等. 地理大数据为地理复杂性研究提供新机遇. *地理学报*, 2018, 73(8): 1397-1406.]
- [11] Liu Y, Liu X, Gao S, et al. Social Sensing: A new approach to understanding our socioeconomic environments. *Annals of the Association of American Geographers*, 2015, 105(3): 512-530.
- [12] Huang Chongfu, Tian Wen, Wang Rundong. Geospatial information diffusion model for inferring the demand intensity of assistance in information islands based on the Internet of intelligences for disaster mitigation. *Journal of Natural Disasters*, 2021, 30(2): 1-13. [黄崇福, 田雯, 王润东. 在救灾物联网中推测信息孤岛救助需求强度的空间信息扩散模型. *自然灾害学报*, 2021, 30(2): 1-13.]
- [13] Zhang T, Shen S, Cheng C X, et al. A topic model based framework for identifying the distribution of demand for relief supplies using social media data. *International Journal of Geographical Information Science*, 2021, 35(11): 2216-2237.
- [14] Yates D, Paquette S. Emergency knowledge management and social media technologies: A case study of the 2010 Haitian earthquake. *International Journal of Information Management*, 2011, 31(1): 6-13.
- [15] Kryvasheyeu Y, Chen H H, Obradovich N, et al. Rapid assessment of disaster damage using social media activity. *Science Advances*, 2016, 2(3): e1500779. DOI:10.1126/sciadv.1500779.
- [16] Su Kai, Cheng Changxiu, Murzintcev N, et al. Application and comparison of topic model in identifying latent topics from disaster-related tweets. *Journal of Geo-Information Science*, 2019, 21(8): 1152-1160. [苏凯, 程昌秀, Murzintcev N, 等. 主题模型在基于社交媒体的灾害分类中的应用及比较. *地球信息科学学报*, 2019, 21(8): 1152-1160.]
- [17] de Albuquerque J P, Herfort B, Brenning A, et al. A geographic approach for combining social media and authoritative

- data towards identifying useful information for disaster management. *International Journal of Geographical Information Science*, 2015, 29(4): 667-689.
- [18] Acosta R J, Kishore N, Irizarry R A, et al. Quantifying the dynamics of migration after Hurricane Maria in Puerto Rico. *PNAS*, 2020, 117(51): 202001671. DOI: 10.1073/pnas.2001671117.
- [19] Jia J S, Li Y W, Lu X, et al. Triadic embeddedness structure in family networks predicts mobile communication response to a sudden natural disaster. *Nature Communications*, 2021, 12(1): 4286. DOI: 10.1038/s41467-021-24606-7.
- [20] Yabe T, Rao P S C, Ukkusuri S V, et al. Toward data-driven, dynamical complex systems approaches to disaster resilience. *PNAS*, 2022, 119(8): e2111997119. DOI: 10.1073/pnas.2111997119.
- [21] Jiang J C, Liu J Z, Cheng C X, et al. Automatic estimation of urban waterlogging depths from video images based on ubiquitous reference objects. *Remote Sensing*, 2019, 11(5): 587. DOI: 10.3390/rs11050587.
- [22] Wang Wen, Liu Yongwei, Kou Xiaohua, et al. EnKF and HYDRUS-1D based data assimilation experiments for improving soil moisture profile prediction. *Journal of Hydraulic Engineering*, 2012, 43(11): 1302-1311. [王文, 刘永伟, 寇小华, 等. 基于集合卡尔曼滤波和HYDRUS-1D模型的土壤剖面含水量同化试验. *水利学报*, 2012, 43(11): 1302-1311.]
- [23] Li Manman, Shi Peng, Shang Yanli, et al. Real-time updating method for the state variables of Xinanjiang model based on ensemble Kalman filter. *Journal of Hohai University (Natural Sciences)*, 2019, 47(3): 209-214. [李漫漫, 石朋, 尚艳丽, 等. 基于集合卡尔曼滤波的新安江模型状态变量实时修正方法. *河海大学学报(自然科学版)*, 2019, 47(3): 209-214.]
- [24] Reichstein M, Camps-Valls G, Stevens B, et al. Deep learning and process understanding for data-driven earth system science. *Nature*, 2019, 566(7743): 159-204.
- [25] Bruen M, Yang J Q. Combined hydraulic and black-box models for flood forecasting in urban drainage systems. *Journal of Hydrologic Engineering*, 2006, 11(6): 589-596.
- [26] Jiang S J, Zheng Y, Solomatine D. Improving AI system awareness of geoscience knowledge: Symbiotic integration of physical approaches and deep learning. *Geophysical Research Letters*, 2020, 47(13): e2020GL088229. DOI: 10.1029/2020GL088229.
- [27] Raissi M, Perdikaris P, Karniadakis G E. Physics-informed neural networks: A deep learning framework for solving forward and inverse problems involving nonlinear partial differential equations. *Journal of Computational Physics*, 2019, 378: 686-707.
- [28] Yan J, Jin J M, Chen F R, et al. Urban flash flood forecast using support vector machine and numerical simulation. *Journal of Hydroinformatics*, 2018, 20(1): 221-231.
- [29] Dong Leihua, Xiong Lihua, Wan Min. Uncertainty analysis of hydrological modeling using the Bayesian Model Averaging Method. *Journal of Hydraulic Engineering*, 2011, 42(9): 1065-1074. [董磊华, 熊立华, 万民. 基于贝叶斯模型加权平均方法的水文模型不确定性分析. *水利学报*, 2011, 42(9): 1065-1074.]
- [30] Eyring V, Bony S, Meehl G A, et al. Overview of the coupled model intercomparison project phase 6 (CMIP6) experimental design and organization. *Geoscientific Model Development*, 2016, 9(5): 1937-1958.
- [31] Hurtt G C, Chini L, Sahajpal R, et al. Harmonization of global land-use change and management for the period 850-2100 (LUH2) for CMIP6. *Climate and Earth System Modeling*, 2020, 13: 5425-5464.
- [32] Samir K C, Wolfgang L. The human core of the shared socioeconomic pathways: Population scenarios by age, sex and level of education for all countries to 2100. *Global Environmental Change*, 2017, 42: 181-192.
- [33] Cuaresma J C. Income projections for climate change research: A framework based on human capital dynamics. *Global Environmental Change*, 2017, 42: 226-236.
- [34] Cao B, Yu L, Li X C, et al. A 1 km global cropland dataset from 10000 BCE to 2100 CE. *Earth System Science Data*, 2021, 13(11): 5403-5421.
- [35] Dai Kaixuan, Shen Shi, Cheng Changxiu, et al. Assessment of urban flood mitigation capacity on the Qinghai-Tibet Plateau: The case of Lhasa city. *Journal of Beijing Normal University (Natural Science)*, 2022, 58(2): 318-327. [戴开璇, 沈石, 程昌秀, 等. 青藏高原城市洪涝缓解能力评估: 以拉萨市为例. *北京师范大学学报(自然科学版)*, 2022, 58(2): 318-327.]
- [36] Thierry W, Lange S, Rogelj J, et al. Intergenerational inequities in exposure to climate extremes. *Science*, 2021, *Science*, 374(6564): 158-160.
- [37] Willner S N, Otto C, Levermann A. Global economic response to river floods. *Nature Climate Change*, 2018, 8(7): 594-598.
- [38] Zhang T Y, van der Wiel K, Wei T Y, et al. Increased wheat price spikes and larger economic inequality with 2 °C global warming. *One Earth*, 2022, 5(8): 907-916.

- [39] Yang Shili, Dong Wenjie, Chou Jieming, et al. Research progress for the bidirectional coupling of the Earth system model and integrated assessment model. *Climate Change Research*, 2019, 15(4): 335-342. [杨世莉, 董文杰, 丑清明, 等. 对地球系统模式与综合评估模型双向耦合问题的探讨. *气候变化研究进展*, 2019, 15(4): 335-342.]
- [40] Calvin K, Bond-Lamberty B. Integrated human-earth system modeling: State of the science and future directions. *Environmental Research Letters*, 2018, 13(6): 063006. DOI: 10.1088/1748-9326/aac642.

The practice and method of natural disasters situational awareness in the new era

CHENG Changxiu^{1,2}, PEI Tao³, LIU Yu⁴, DU Yunyan³, SHEN Shi¹, JIANG Jinchao⁵

(1. Key Laboratory of Environmental Change and Natural Disaster, Beijing Normal University, Beijing 100875, China; 2. State Key Laboratory of Earth Surface Processes and Resource Ecology, Beijing Normal University, Beijing 100875, China; 3. State Key Laboratory of Resources and Environment Information System, Institute of Geographic Sciences and Natural Resources Research, CAS, Beijing 100101, China; 4. Institute of Remote Sensing and Geographic Information System, Peking University, Beijing 100871, China; 5. School of Automation, Hangzhou Dianzi University, Hangzhou 310018, China)

Abstract: Natural disasters and normalized extreme weather have emerged as the main threats to human life with the onset of the Anthropocene. The technological drive of big data and intelligence, the disciplinary basis of big science (planning) and the demand pull of globalized governance and response together constitute the main theme of natural disaster research in the new era. The paper puts forward the concept of natural disaster situational awareness and its two levels: situation understanding and situation predicting. In situation understanding, the paper identifies the differences and connections between traditional disaster observation and big data situational awareness; and systematically compares the research and practice of big data in disaster situational understanding of typhoons, floods, earthquakes, and extreme heat, using social media, cell phone signaling, and video surveillance as examples. In situation predicting, the paper summarizes a series of big data observation, machine learning and mechanical model integration methods and validates them with the evolution simulation of urban flooding events as an example. At the regional or global scale, it proposes that cross-domain integrated situational awareness and prediction should be carried out for some future scenarios defined by the big science (program) and serve the sustainable development of the region; especially, to use the human-earth coupling model to sense the cascading impact and remote effect of disasters on socio-economy, which can be used to eliminate and address non-traditional security threats. Finally, it is recommended that the state should establish relevant research institutions to promote the sharing and application of disaster big data, and carry out the construction of disaster standard knowledge base and training library. It is recommended to further promote the integration and application of mechanism models, big data and machine learning, and promote the coupling of natural disaster human-terrestrial systems to enhance the social governance and decision support capability of natural disasters in China.

Keywords: natural disasters; situational awareness; big data; machine learning; coupling of nature and human system