

地理学领域的人工智能应用与思考*

丁建丽^{1,2,3}, 葛翔宇^{1,2,3}, 王瑾杰^{1,2,3}, 赵爽^{1,2,3}, 丁玥^{1,2,3}, 秦少峰^{1,2,3},
朱传梅^{1,2,3}, 马雯^{1,2,3}

(1. 新疆大学 地理与遥感科学学院, 新疆 乌鲁木齐 830017; 2. 新疆大学 新疆绿洲生态自治区重点实验室, 新疆 乌鲁木齐 830017;
3. 新疆大学 智慧城市与环境建模自治区普通高校重点实验室, 新疆 乌鲁木齐 830017)

摘要: 人工智能技术在地理学中的应用具有广阔的前景, 广泛参与地理过程的观测、分析、模拟和预测. 面向地理学领域的人工智能应用, 以“智能感知-智慧表达”为脉络, 梳理了人工智能在地理学中的表现形式和地理学各领域的应用. 在此基础上归纳总结了目前应用在地理大数据智能处理、尺度效应、模型的不确定性等方面的问题, 并提出未来在多源数据协调与协同、模型的集成、人工智能的可解释性和地理大模型的构建等方面的建议. 强调针对人工智能地理学应用将逐步通过地理大数据的协同挖掘、学习大量地理要素数据、增强模型的集成与解释、训练大模型具备理解地理学三定律的能力.

关键词: 人工智能; 地理大数据; 遥感; 尺度效应; 多源数据协调与协同

DOI: 10.13568/j.cnki.651094.651316.2023.06.14.0001

中图分类号: TP7; TP18 **文献标识码:** A **文章编号:** 2096-7675(2023)04-0385-013

引文格式: 丁建丽, 葛翔宇, 王瑾杰, 赵爽, 丁玥, 秦少峰, 朱传梅, 马雯. 地理学领域的人工智能应用与思考[J]. 新疆大学学报(自然科学版)(中英文), 2023, 40(4): 385-397.

英文引文格式: DING Jianli, GE Xiangyu, WANG Jinjie, ZHAO Shuang, DING Yue, QIN Shaofeng, ZHU Chuanmei, MA Wen. Applications and reflections on artificial intelligence in geography[J]. Journal of Xinjiang University(Natural Science Edition in Chinese and English), 2023, 40(4): 385-397.

Applications and Reflections on Artificial Intelligence in Geography

DING Jianli^{1,2,3}, GE Xiangyu^{1,2,3}, WANG Jinjie^{1,2,3}, ZHAO Shuang^{1,2,3}, DING Yue^{1,2,3},
QIN Shaofeng^{1,2,3}, ZHU Chuanmei^{1,2,3}, MA Wen^{1,2,3}

(1. School of Geography and Remote Sensing Sciences, Xinjiang University, Urumqi Xinjiang 800017, China; 2. Xinjiang Key Laboratory of Oasis Ecology, Xinjiang University, Urumqi Xinjiang 830017, China; 3. Key Laboratory of Smart City and Environment Modelling of Higher Education Institute, Xinjiang University, Urumqi Xinjiang 830017, China)

Abstract: The application of artificial intelligence (AI) technology in geography is promising and widely involved in the observation, analysis, simulation and prediction of geographic processes. We take “intelligent sensing-smart expression” as a channel to sort out the manifestation of AI in geography and the current application status in various fields of geography. On this basis, the challenges of current applications in terms of intelligent processing of geographic big data, scale effects, and uncertainty of models are summarized, and future development in terms of coordination and collaboration of multi-source data, integration of models, interpretability of AI, and construction of geographic big models are proposed. It is emphasized that for AI geography applications will gradually learn a large amount of geographic element data through collaborative mining of geographic big data, enhance the integration and interpretation of models, and train big models with the ability to understand the three laws of geography.

Key words: artificial intelligence; geographic big data; remote sensing; scale effects; coordination and collaboration of multi-source data

0 引言

随着地理大数据在地理学中广泛应用, 地理大数据逐渐成为观测、分析和模拟地表过程的基础性数据, 这

* 收稿日期: 2023-06-14

基金项目: 天山创新团队“干旱区水资源高效利用创新团队”(2022TSYCTD0001); 国家自然科学基金面上项目“跨流域调水对新疆艾比湖流域生态水文效应影响研究”(42171269); 国家自然科学基金“基于生态地理分区的新疆区域土壤盐渍化遥感建模”(41961059); 新疆维吾尔自治区自然科学基金重点项目“新疆绿洲区域次生盐渍化发生机理、监测与修复研究”(2021D01D06)。

作者简介: 丁建丽(1974-), 男, 博士, 教授, 主要从事干旱区遥感科学与技术的研究, E-mail: dingjl@xju.edu.cn.

对人类认识地球系统、理解系统机制发挥着重要的作用。然而地理大数据具有“5V”和“5度”的特征,挖掘和应用并非易事,在这方面人工智能技术是应对地理大数据高效利用的重要手段^[1]。人工智能技术是通过计算机系统模拟、延伸和扩展人的智能的技术,其本质是让计算机系统模拟人类智能过程^[2]。而人工智能在地理学中的应用是增强人类对地球空间信息处理的感知认知能力,它不仅局限于数据处理与挖掘,而是在智能感知到智慧表达的全过程中扮演重要的角色。然而,地理学中的人工智能应用面临多重难题,核心难点在于样本与真实地表间的不确定性、地理数据的小样本问题和人工智能对地理学三个定量理解不充分。

通常,智能感知包括通过各种传感器获取外部信息的能力^[3],也包括通过记忆、学习、判断、推理等过程^[4],达到认知环境和对象类别与属性的能力^[5]。而地理学智能感知是指利用人工智能技术和地理学知识,对地理学数据进行处理和分析,以提高对地理学现象的理解和预测能力^[6]。在地理学智能感知中,地理空间数据集是支撑智能感知工作的重要数据来源^[7],它们不仅为智能感知提供基础数据和场景调查^[8],还为决策者提供有效支撑和实时监测,使公众更好地认识和理解地球系统的变化过程^[9]。随着遥感技术的发展,已经建立了空天地遥感数据获取体系,可以提供多传感器(红外、多光谱、高光谱、激光雷达等)、多层次(遥感对地多尺度观测)、多角度、多维度和多时相的多源遥感观测数据^[10-16]。然而大量的数据和信息的感知不能划等号,特别是多维度、精细的信息感知。在许多人工智能模型中,数据不再仅仅是计算工具挖掘的资源,而正在成为工具的一部分^[17-19]。尤其是深度神经网络,需要大量标记良好的训练数据^[20]。目前,地理学领域已拥有许多高质量共享数据集,例如美国地质调查局的国家土地覆盖数据集(NLCD)^[21]、全球数字高程模型(Digital Elevation Model, DEM)^[22]。随着数据文化的改变,越来越多的公司也在共享他们的地理空间数据,例如兴趣点(POI)数据(<https://www.yelp.com/dataset>)以及Uber和滴滴的车辆轨迹数据^[6]。这些和其它共享的地理空间数据集可以成为开发地理智能模型的有用资源。

地理过程是指地理事物或地理现象在时空上进行物质转移、能量交换和信息传输的演变过程,具有多维度、多尺度、非线性和自相似等复杂特征^[23]。地理过程模型是揭示和模拟不同地理景观、格局和演变机制的重要表达方式^[24-26]。传统的统计模型无法表明地理现象的内在机理,难以定量归因和趋势模拟^[27-28]。而人工智能的主要目的是模拟人类的方式执行某些任务,如知识库、推理、学习、规划、解决问题等^[29-34]。机器学习技术是人工智能的子集,机器学习技术主要特点是“从经验中学习”来解决各类型的问题^[35-37]。机器学习主要可以分为4种类型^[38-39]:监督学习、半监督学习、非监督学习和强化学习。而深度学习作为机器学习算法的高级版本^[12,40],在人工智能的应用领域广受欢迎。这些技术允许算法在具有多个抽象级别的数据集中学习数据特征并进行智慧表达。

人工智能技术是应对全球变化、可持续发展和人地博弈的重要工具,不仅帮助人类厘清复杂过程,阐明发生、发展和演化机理,预测未来不同情景下地理要素发展规律,通过一系列科学数据辅助决策,指导人地关系协调、高质量发展。本文将概述人工智能技术在地理学中的主要表现形式、在关键领域的应用、当前人工智能应用在地理学研究中面临的挑战以及未来展望。

1 人工智能在地理学中表现形式

1.1 群体智能算法

群体智能算法是模拟群体间的信息交流与协作,利用共识主动性实现优化。在地理学中群体智能算法由于其参数少、应对复杂场景的优势而被应用,例如基于蒙特卡洛模拟、优化算法等方法来识别复杂空间现象的模式和相关性^[41-42],预测或寻优地理过程的关键参数,模拟土地利用变化和优化气候模式等^[43]。通常,群体智能算法用于寻优,例如粒子群优化已用于优化路线^[44],蚁群优化已用于空间数据中的聚类^[45],布谷鸟搜索和萤火虫算法已被用于遥感和土地覆被制图中的图像分割^[46],遗传算法和差分进化算法可以挖掘城市土地利用和智慧管理模式^[47-48],模拟退火算法可以对特征进行尺度转换^[49],这些群体智能算法能改善地理决策过程。然而,需要进一步的研究来探索群体智能算法在地理学中的全部潜力。总体而言,群体智能算法的使用是地理过程中目标优化较合适的方案,然而该算法普遍需要大量的参数设置和调优,容易出现偏离最优解的问题。

1.2 机器学习

机器学习一般指驱动计算机系统自主学习并迭代优化性能的一种方法^[50]。其本质是让机器能在数据中学

习规律,并根据习得规律开展识别、模拟、优化和预测.机器学习建立了数据同认识间的直接映射,发现由于知识束缚影响下人类认知难以捕捉到的规律.机器学习包括监督学习^[51-52]、半监督学习^[52]、非监督学习^[53-54]、强化学习^[55]4种主要的方法,目前已成为分析地理空间数据的主流工具之一^[56].机器学习可以综合考量研究目标对于相关变量的响应,因此地理学中常被用于回归分析^[57]、分类^[58]或预测^[12]等.以支持向量机、随机森林、朴素贝叶斯为代表的监督学习,是指通过经验数据来开发训练模型,并基于先验知识对后验知识作出精准的分类,可用于土地利用分类、植被制图、影像分类和环境变量预测等^[59-60].聚类是非监督学习中最典型的算法,顾名思义,聚类分析不假设地表的各类信息,仅依据不同地物在光谱波段的相似性和差异性对感兴趣区域进行分类,即聚类是依据物体间不同的属性进行辨认并将具有相似属性的物体聚为一类^[61-62].然而,监督、半监督与非监督分类仅考虑到物体本身对于光谱的响应,并未考虑由于环境影响或其它复杂情境下物体的瞬时变化,强化机器学习可以从自身经验中学习并调整其工作策略,是未来目标监测的重要研究方向^[63-64].

1.3 深度学习

深度学习是机器学习的一个子集,通过构建多隐层的机器学习和海量训练数据来学习隐含特征从而解决复杂问题,其本质是利用多层神经网络模拟人脑行为^[65].深度学习因其学习能力强、数据驱动和上限高等特点在研究地理现象方面具有很大的潜力,目前已被用于处理和分析大量的地理空间数据,如卫星图像、航空图像和激光雷达数据,以提取有关土地利用、土地覆盖和建筑环境有价值的信息^[12,61,66-67].人工智能的突破是使用卷积神经网络从卫星图像和其它地理空间数据中提取特征,通过这种方式可用于对土地利用进行分类、检测对象和估计各种地理空间参数^[68].循环神经网络(Recurrent Neural Network, RNN)是一种可以处理可变长度的输入序列的人工神经网络,用于从遥感影像获得的时间序列数据,对土地利用和土地覆盖类型进行分类,根据同一地点的历史数据预测不同地点的降水,根据相同地区的历史数据预测城市地区的未来增长^[38,69-70].长短期记忆递归神经网络(Long Short Term Memory, LSTM)模型可以增强RNN动态捕捉某事件不同时间长度的能力,用于时间序列预测.例如,卫星图像的时间序列可以作为LSTM的输入,该模型预测未来土地利用和土地覆盖将如何变化;还可以预测与时空模式相关的不同现象,如洪水、干旱、城市增长、空气污染水平和疾病传播等^[71-73].Transformer模型是将深度学习模型用于地理学中的自然语言处理任务^[74].一项综述研究总结了140篇研究发现,深度学习在城市地理学75%以上的研究中表现更好,特别是面临复杂和跨学科的城市问题,深度学习可根据经验来学习、适应和改进人工智能模型,本质上比传统方法能更好地处理非线性复杂数据^[75].随着更多的研究人员继续探索深度学习在遥感领域的潜力,可能会继续出现新的应用和见解,进一步提高分析和理解复杂地理空间数据的能力.

2 地理学不同领域的人工智能应用

2.1 土壤

水土资源是农业最重要的组成部分,是最佳作物产量的决定因素.为了提高作物产量并保持土壤特性,需要了解土壤资源,对水资源稀缺的干旱区和半干旱区尤其重要.因此,应妥善谨慎地管理水土资源,确保作物的潜在产量.在这方面,人工智能技术已经显示出解决土壤这个关键要素相关问题的潜在能力.例如基于回归模型、支持向量机(或回归器)、人工神经网络和随机森林算法等一系列机器学习模型^[76-77].也有研究人员使用遥感数据和机器学习技术来确定土壤健康参数^[78-79].

Besalatpour^[80]、Aitkenhead^[81]和Ge^[82]等使用了不同的机器学习技术,如多元线性回归(MLR)、支持向量回归(SVR)、随机森林回归(RFR)来预测土壤的物理和化学性质. Rivera和Bonilla^[83]使用传统的机器学习技术以及来自公开可用的土壤特性数据集的深度学习技术,对土壤的团聚体稳定性进行了估计和分类.还有一些学者利用深度学习技术和数字土壤制图,刻画了土壤属性的空间分布图^[84-85].

2.2 水文

水文涉及地球表面各类水体性质、形态特征、变化和时程分配以及地域分异规律^[86].近年来,随着物联网等数据收集技术的发展,大量的水文数据对传统的建模工具带来了挑战,例如变化环境下如何选择描述水文过程的有效特征、如何优化水文过程模型中的参数、如何量化水文过程模型中的不确定性及如何识别水文变量之间的联系等^[87].

人工智能在水文的多个方面展现出巨大的潜力。机器学习作为人工智能研究领域之一,通过监督学习和非监督学习的方法为水文领域研究提供一种新的补充建模范式。调整、交叉验证和测试阶段是监督学习的三个步骤,线性回归和人工神经网络是代表性的监督学习方法。非监督学习方法中计算机自主的识别数据中隐含的模式,主成分分析是典型的例子。深度学习是具有深层非线性网络结构的机器学习方法,可以从低级到高级实现复杂数据的自动特征抽象,更好地表示陆表水循环变量与各种气象-地理因素之间的非线性关系,可以解决水资源管理的许多固有挑战 and 环境保护问题。这些应用涵盖了水文数据处理(清洗、插值、降尺度等)、水资源管理(水体识别、水体边界提取、水资源量估算等)、洪水预测(整合气象、水文数据)、水质健康监测等重要领域^[88-90]。人工智能算法的应用尺度包含评估点、区域和全球区域的土壤湿度^[91-92]、蒸散发^[93-94]、雪水当量^[95]、降水^[96]、径流^[97]、地下水位^[98]等水文要素。

人工智能技术辅助的水文过程模型模拟,试图结合面向过程和面向数据的建模方法的优点,利用面向过程的建模保持能量和水量平衡,目前数据驱动的方法以一种简单的方式降低了模型不确定性,以提高水文要素的预测精度。然而,仍存在4个限制要素阻碍机器学习/深度学习模型成为传统模型的有效补充工具^[99]。第一个因素在于模型可解释性,即使在简单的回归和分类研究中通过解析式可以增加解释性,但水文过程的物理机制和数学表达间存在知识差距;第二个因素是基于数据驱动的水文机器学习模型可以提供较高的模拟精度,但模型的泛化能力较差;第三个因素是模型可能无法收敛;第四个因素是模型不能随建模系统的改变而自动扩展。因此,需要考虑机器/深度学习模型的物理一致性、可信度和可解释能力,构建物理感知的机器学习模型^[100]。不断发展先进的深度学习技术,具有良好的模式自动提取、信息检索、分类和预测能力,会更适合“大数据水文”,集成深度学习与水文模型促进对复杂陆地水循环过程的理解。

2.3 植被

人工智能已成为植被领域的一项革命性技术,为解决植被领域的传统问题提供了一种先进而有效的方法。人工智能可用于识别植物物种,在农业、林业和生态学等各个领域都有应用。例如PlantNet的人工智能应用程序可以根据用户拍摄的照片识别植物^[101]。基于识别到的植被,利用物种分布模型,结合人工智能算法对植被的生境进行模拟,可以预测植被的未来分布并实现植被保护^[102]。人工智能还可以应用于精准农业^[103],用于监测土壤温度、湿度和养分水平^[104-106],并优化特定作物水肥需求,监测作物健康状况、检测疾病和预测产量,识别杂草,保障粮食安全^[107-108]。人工智能在植被中的应用有助于监测不同类型植被生态系统健康,以及根据环境胁迫状况制定适宜的生态环境管理策略^[109-110]。人工智能为量化生态文明建设和粮食安全赋能,更有利于实现更高效和可持续的实践。

2.4 大气

人工智能在大气学中有广泛的应用,包括气象预测、空气质量监测、气候变化研究等方面。在气象预测和模拟方面,人工智能可以被用来提高气象预测的准确性和效率。通过对历史气象数据进行分析和学习,机器学习算法可以识别出天气变化的模式^[111-112],并预测未来的天气情况^[113]。此外,人工智能还可用于气象模型的开发和优化^[114]。在空气质量监测方面,人工智能可用来监测环境中的污染物,例如PM_{2.5}、臭氧等^[115]。例如,基于环境协变量的机器学习算法可以反演高分辨率的PM_{2.5}质量浓度^[116]。在气候变化研究方面,人工智能技术可以帮助科学家更好地理解气候变化的规律和趋势,并提出相应的应对措施^[117-118]。此外,人工智能还被用来提供气象灾害预警,例如台风、龙卷风、雷暴等^[114,119]。通过对气象数据的实时分析和预测,人工智能可以帮助人们及时做好防护措施。有研究人员开发了一组深度学习模型,将低分辨率的热带气旋降雨量生成到与灾害相关的高分辨率空间尺度。这些只是大气学中应用人工智能的一些案例。随着技术的进步,人工智能在大气科学领域中将会扮演越来越重要的角色。

2.5 土地利用

随着全球范围内对地观测卫星数量的快速增长以及无人机航空观测的普及应用,越来越多的卫星遥感和航空遥感观测数据为土地资源、植被覆盖、城市扩张以及土地利用的调查和动态监测提供了丰富的数据来源^[120-123]。同时,遥感大数据多来源、多时相、多波段、多分辨率的特点也给实际应用带来了一定挑战。现有研究探索机器学习结合多源遥感数据提取高精度、高质量时空特征信息的方法,增强了对地观测大数据的应用能力,实现了对地球复杂系统相互作用过程的动态感知和深入理解。Zhang等^[124]总结了当前利用高分辨率影

像进行土地覆被分类和目标检测方法,并通过在像素级别和对象级别两个案例的研究,展示了最先进的深度学习模型在高空间分辨率遥感数据中的应用,结果表明:深度学习方法在土地覆被分类中通过使用空间和光谱信息可以提供端到端解决方案,并显示出更好的性能. Ienco等^[125]提出了一种深度学习架构TWINNS,以利用土地覆盖制图任务背景下的雷达和光学卫星图像时间序列的信息,相对于利用单一类型传感器的类似模型,有助于更好地区分土地覆被类别. Li等^[126]提出了一种新的基于深度卷积神经网络的方法,用于使用多源遥感图像(即Landsat图像、数字高程模型数据和高分辨率Google Earth图像)改进中国30米分辨率土地覆盖制图.

3 人工智能在地理学中应用面临的挑战

3.1 地理大数据智能处理的局限性

地理数据的处理经历了数字信号时代的统计模型、定量遥感时代的物理模型以及如今地理大数据时代的数据模型. 这种方法依赖于大规模地理数据样本,通过机器学习等智能方法来自动学习地物对象的遥感化本征参数特征,从而实现对信息的智能化提取和知识挖掘^[4]. 然而,随着数据量和复杂性的增加,地理大数据智能处理面临着一系列的挑战和局限性^[127].

3.1.1 地理大数据的复杂性和异构性

地理大数据的基本特征之一是以异构和多维度为代表的海量数据^[128]. 这些数据大致可分为以记录地表要素分布及变化为主的遥感数据,以及对地观测台网数据和以记录人的行为模式为主的社交与行为大数据,这些数据属性差异极大,需要进行恰当的筛选和有效的融合,才能从中提取出有价值的模式特征.

3.1.2 缺乏高质量训练样本

监督学习仍然是当前解决地理空间智能问题最常用的手段. 然而,监督学习离不开大量的、多样化的训练样本. 一般来说,训练样本的质量越高、类别越全面,所训练出的模型泛化能力就越强^[129]. 然而,人工数据标注效率低下且成本高昂. 对于基于有限训练样本的深度学习方法而言,很难获得高精度的模型. 因此,如何在小样本情况下获得稳健的模型是一个具有挑战性的问题.

3.1.3 缺乏符合遥感数据特点的专用模型和算法

尽管人工智能算法和深度学习模型在通用图像处理和计算机视觉领域发展迅猛,但它们主要应用于真彩色自然图像,并且大多数模型和算法不支持多谱段的遥感数据. 这使得它们难以充分发挥多谱段遥感数据在图像增强、特征提取等方面的优势^[130]. 因此,在地理大数据的处理中,研究和开发能够融合地学特性并满足遥感数据特点的专用深度学习模型和人工智能算法至关重要.

3.2 尺度效应的限制

尺度通常是指地理空间尺度,在地学中尺度通常包括研究时空范围的地理尺度,地理学现象发生的运行尺度,以及地理空间数据中最小的可分辨的测量尺度. 地理异质性是地理学最基本的定律,不同的空间尺度下,地理现象或地理实体表现出不同的特征,这种由空间尺度造成的特征变化称为尺度效应,尺度效应是地理学中普遍存在的现象. 随着信息时代的发展,地理信息呈现数据量大、信息源和载体丰富的特点^[27],不同时空尺度的地理信息不断提供多种地表特征信息. 人工智能为人地耦合系统的理解、模拟、优化提供有效的方法,但人工智能的应用仍受限于地理学固有的规律和效应^[131]. 一方面,大量且多尺度的地理信息仍然未得到有效的利用. 地理大数据环境下,不同观测方式、格式和时空分辨率的对地观测数据以及各种模拟数据显著增加,这些数据具有强烈的时空异质性、噪声和缺失数据引起的数据质量差、不确定性水平各异等问题^[132];另一方面,实际应用所需的有效地理信息十分匮乏. 由于陆表要素的诸多变量(如地下水位)存在非平稳变化、稀疏观测或无法直接观测等情况,这些因素限制了人工提取地表特征的能力^[133],使得传统浅层机器学习方法在陆表要素的提取中存在一定的局限性. 一个重要的原因在于对地理应用中的基本理论问题缺乏深刻的研究,导致研究人员对地学规律的认识与理解仍不充分.

尺度效应的存在使得不同尺度获得的地理信息具有特征差异,不同尺度的方法模型不能混用. 多源的地理信息可弥补单一形式地理数据的不足,同时意味着通过人工智能提高地理信息的应用效率,将面临不同数据源、层次地理数据之间“尺度转换”的挑战^[134]. 人工智能方法应用于地理学还面临着人工智能学习不能确定泛化边界的挑战,这要求尽可能提供有效的地理学先验知识作为补充信息,以得到特定条件下的最优结果. 地理

学规律是一般性的普适规律,这对人工智能中的泛化能力、可解释性具有较高要求^[135-136]。因而提高不同尺度地理信息的知识归纳能力,进化出灵活自主学习的能力,减少模型参数等是提高人工智能模型的迁移能力将面临的挑战。

3.3 人工智能在地理学中应用的不确定性

地理学要素在定量化过程中往往面临时空不稳定性的挑战,人工智能算法预测模拟虽然有优势,但对于地理过程的复杂性仍然存在误差。这种模拟预测仅是对真实地球系统的抽象模拟,并不能完全反映地表真实过程^[8,136]。尽管人工智能算法具有高精度的特点,但其结果往往存在不确定性。不确定性的来源主要来自数据、环境变量和模型三个方面^[77,137]。地理大数据本身的差异导致了数据间的不协调,这种误差伴随模型向结果传递。不同传感器获取的地理空间数据也呈现不同结构,表征三维空间的方式不相同^[138]。在数据方面存在多源数据融合,标注工作困难,训练样本较少以及样本数不均衡等问题。在地理空间智能系统中如何对多源数据进行恰当的筛选和有效的融合,从中提取出有价值的模式特征,具有一定的挑战性。环境变量的生产通常基于物理机制或统计的方法进行模拟,例如光谱指数和空间插值。这样的数据虽然可以生产出时空数据,但精度仍是一个关键问题,这种误差仍被当作真实情况被人工智能算法学习并传递给结果^[139]。而模型的不确定性一方面来源于上述两种误差的传递,另一方面在于人工智能算法的近似解机理。此外,在模型方面泛化性能具有不确定性,模型设计缺乏解释共享的挑战。在计算效率方面,模型参数多,硬件性能有限,迫使研究人员需要权衡参数、精度和效率。因此,在地理学定量化的结果上,应对结果的不确定性开展定量化的评估,以此评价模拟预测过程的合理性。

4 展望

4.1 地理大数据协调与协同

地理大数据是由天(卫星遥感数据)、空(航空遥感数据)、近(近端感应数据)、地(地表台网数据)和网(互/物联网数据)等多源数据共同构成的。如何从复杂多样的大数据中挖掘出有效信息一直是研究人员需要解决的问题。在未来的研究中,“天-空-近-地-网”多源数据的协同与人工智能的结合将发挥重要作用,为多源数据的数据挖掘提供巨大机会和潜力^[140]。首先,数据的融合和集成是数据挖掘的基础。人工智能技术可以用于数据融合和集成,将不同来源的数据进行整合,消除数据之间的不一致性和冲突,以获得更全面和一致的信息^[141]。同时,人工智能还可以应用于数据质量评估和校正,通过模型训练和算法优化,自动检测和修复数据中的错误,提高数据的准确性和可信度^[20]。其次,数据挖掘需要考虑地理大数据“5V”和“5度”的特征。传统的数据挖掘方法难以满足地理大数据的特点,而以人工智能为代表的数据挖掘方法,可以通过大数据样本的训练,解决复杂地理问题;同时地理大数据挖掘仍需要开发效率更高、更加稳健的模型和算法^[142]。由于人工智能的数据挖掘和模型训练依赖于数据质量,因此建立“天-空-近-地-网”多源地理大数据标准的样本库同样迫在眉睫。

4.2 模型集成

地理问题的多样性和研究对象的关联性,必然要通过集成系统和模型的途径^[143],实现对区域内多要素、多过程的关联表达,以描述复杂的地理过程。地理建模是将经典的数学物理理论与地学理论相结合,建立一系列统计模型、物理模型和半经验模型^[144]。统计模型的优点是简单易行,模型参数较少,但缺乏机理解释,参数间缺少逻辑关联,导致模型的泛化能力弱^[145]。物理模型具有明确的物理意义,但此类模型具有一定前提或假设,模型输入参数多,复杂的方程等因素限制着模型的实用性。半经验模型集成了统计模型和物理模型的优势,模型的参数有经验参数,且具有一定的物理意义,模型表达较简洁,实用性强,提高了地学模型的描述能力。

人工智能为传统的地学研究提供了灵活的方法,数据驱动的人工智能算法可实现对大规模数据的自动化分析和预测,可发现地理学中隐含的模式和规律。但依赖于大量的地学数据,存在模型外延性不强的问题。因此,物理学和机器学习融合是探索地理科学发现和地理模型推理的新思路,可以从数据中学习地理现象的模式和规律^[146-147]。这类物理模型和机器学习的集成是将物理融合到机器学习模型设计和训练过程中,更好地集成两者的优点,如利用物理模型设计损失函数、辅助机器学习模型初始化、设计机器学习模型结构和混合建模等。

理想的集成模型具有灵活的分析能力和广泛的应用潜力,但也可能存在冗余、复杂、累计误差^[4]。为了更好地提高模型集成的理论基础和性能,首先要提高物理模型的预测精度;其次需要从认知机制发现、规律建模、

方法修正三个层次进行研究,对地理过程的模拟进行模块化,发现并建立模块间的耦合机理;最后通过跨学科的合作,可以融合不同方法和技术,建立更全面和综合的地理模型,从而开发面向不同地理问题的地理空间人工智能算法.通过研究与开发机器的空间智能提升对于地理现象和地学过程的动态感知、智能推理和知识发现能力,并寻求解决人地耦合问题中的重大科学和工程问题^[148].

4.3 人工智能的可解释性

人工智能算法本质上没有在地学过程的先验知识上构建,只是通过数据传递进行表达^[149].一直以来地理学家试图缩小人工智能算法与专家知识的差距,然而人工智能算法的黑箱或灰箱问题造成了解释性较差,基于数据传递的表达过程难以揭示输入变量和目标变量的关系以及可能的机理.人工智能算法在模拟预测过程中对于人们关心的几个问题均没有很好的解释,例如:地理过程的驱动因素是什么?人工智能算法预测精准的学习模式是怎样的?因此,人工智能算法的可解释性对于增进人们对地理过程预测的理解大有裨益.

可解释性是将人工智能算法的抽象过程转化为可理解过程的关键,未来对于人工智能算法的可解释性可从两方面入手,一是如现阶段的算法类似对人工智能算法结果和专家知识进行“事后”对比,即先构建地理过程模型再通过统计差异判断预测模拟过程的合理性^[150].另一种策略是通过模型的集成,“事先”在人工智能算法中融入物理机制模型,通过确定驱动因素间的因果关系开展推断^[27].因此在未来的地理学中不能一味地应用人工智能算法,而是加强对算法及其结果的解释研究,加强人工智能算法地理学方面的解释性,从数据中发现新过程,提供新视角,提出新方案.

4.4 地理大模型的构建

地理大数据已成为趋势,地理大数据成为内生因素驱动地理学家们构建地理大模型.当前在云计算平台的赋能下实现了数据利用的便捷性,而地理大模型方兴未艾.随着模型集成和模型解释性提升,人工智能技术应对复杂地理过程问题可能催生新的途径.人工智能的优势在于当模型输入地理大数据集时,模型的性能会被提高,即模型具备较好的泛化性.即使地理过程受到时空异质性的约束,但在这过程中应注重人工智能对地理学三定律的学习^[151],通过“天-空-近-地-网”多源地理大数据的标准样本的训练,使模型具备对空间自相关性、空间异质性和地理相似性的理解.未来方案是地理大模型会不断学习新的地理数据及其对应的地理过程,逐步形成知识驱动的地理大模型,形成标准化的人工智能工作框架.从过去多源地理数据和多种模型形成多套产品的模式转变为多源地理数据和一个模型形成多套产品的新模式.

5 总结

本文系统总结了人工智能技术在地理学应用的现状、问题和未来发展方向.重点梳理人工智能在水文、土壤、植被、大气和土地利用等领域的应用,归纳总结当前面临的地理大数据智能处理、人工智能面临尺度效应的挑战、以及人工智能算法的不确定性问题.明确了多源数据的协调与协同、模型的集成、人工智能的可解释性和地理大模型的构建.未来随着地理大数据不断被人工智能挖掘、分析和应用,人工智能和地理过程紧密结合,具有较高的解释性和泛化性,随着“天-空-近-地-网”多源地理大数据的标准样本建立,地理大模型逐步优化完善,地理学与人工智能会进入地理人工智能阶段,可通过大量地理数据发现新的过程.为解决当前紧张的人地博弈问题,探索新的高质量发展之路提供科学精准的方案和决策.

参考文献:

- [1] 裴韬,黄强,王席,等.地理大数据聚合的内涵、分类与框架[J].遥感学报,2021,25(11):2153-2162.
- [2] XU Y J, LIU X, CAO X, et al. Artificial intelligence: a powerful paradigm for scientific research[J]. The Innovation, 2021, 2(4): 100179.
- [3] 龚健雅.人工智能时代测绘遥感技术的发展机遇与挑战[J].武汉大学学报(信息科学版),2018,43(12):1788-1796.
- [4] 张兵,杨晓梅,高连如,等.遥感大数据智能解译的地理学认知模型与方法[J].测绘学报,2022,51(7):1398-1415.
- [5] JANOWICZ K, GAO S, MCKENZIE G, et al. GeoAI: spatially explicit artificial intelligence techniques for geographic knowledge discovery and beyond[J]. International Journal of Geographical Information Science, 2020, 34(4): 625-636.
- [6] 高松.地理空间人工智能的近期研究总结与思考[J].武汉大学学报(信息科学版),2020,45(12):1865-1874.
- [7] 刘瑜,詹朝晖,朱递,等.集成多源地理大数据感知城市空间分异格局[J].武汉大学学报(信息科学版),2018,43(3):327-335.

- [8] PEI T, XU J, LIU Y, et al. GIScience and remote sensing in natural resource and environmental research: status quo and future perspectives[J]. *Geography and Sustainability*, 2021, 2(3): 207-215.
- [9] LI W Y, CHEN K Y, CHEN H, et al. Geographical knowledge-driven representation learning for remote sensing images[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2021, 60: 1-16.
- [10] TURKOGLU M O, D'ARONCO S, PERICH G, et al. Crop mapping from image time series: deep learning with multi-scale label hierarchies[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2021, 264: 112603.
- [11] WEISS M, JACOB F, DUVEILLER G. Remote sensing for agricultural applications: a meta-review[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2020, 236: 111402.
- [12] YUAN Q Q, SHEN H F, LI T W, et al. Deep learning in environmental remote sensing: achievements and challenges[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2020, 241: 111716.
- [13] PRADO O L, JOSÉ M J, PAULA M R N, et al. A review on deep learning in UAV remote sensing[J]. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2021, 102: 102456.
- [14] ALVAREZ V E, CORPETTI T, HOUET T. UAV & satellite synergies for optical remote sensing applications: a literature review[J]. *Science of Remote Sensing*, 2021, 3: 100019.
- [15] AMANI M, GHORBANIAN A, AHMADI S A, et al. Google earth engine cloud computing platform for remote sensing big data applications: a comprehensive review[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2020, 13: 5326-5350.
- [16] 杜培军, 夏俊士, 薛朝辉, 等. 高光谱遥感影像分类研究进展[J]. *遥感学报*, 2016, 20(2): 236-256.
- [17] JUNG J H, MAEDA M, CHANG A J, et al. The potential of remote sensing and artificial intelligence as tools to improve the resilience of agriculture production systems[J]. *Current Opinion in Biotechnology*, 2021, 70: 15-22.
- [18] ZHANG Z P, DING J L, ZHU C M, et al. Bivariate empirical mode decomposition of the spatial variation in the soil organic matter content: a case study from NW China[J]. *Catena*, 2021, 206: 105572.
- [19] LYU G N, BATTY M, STROBL J, et al. Reflections and speculations on the progress in geographic information systems (GIS): a geographic perspective[J]. *International Journal of Geographical Information Science*, 2019, 33(2): 346-367.
- [20] SINGLETON A, ARRIBAS B D. Geographic data science[J]. *Geographical Analysis*, 2021, 53(1): 61-75.
- [21] HOMER C, DEWITZ J, JIN S M, et al. Conterminous United States land cover change patterns 2001—2016 from the 2016 national land cover database[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2020, 162: 184-199.
- [22] FRANKLIN S E. Interpretation and use of geomorphometry in remote sensing: a guide and review of integrated applications[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2020, 41(19): 7700-7733.
- [23] 薛冰, 赵冰玉, 李京忠. 地理学视角下城市复杂性研究综述——基于近20年文献回顾[J]. *地理科学进展*, 2022, 41(1): 157-172.
- [24] 效存德, 史培军, 李小雁, 等. 地表过程与可持续发展研究进展与展望[J]. *北京师范大学学报(自然科学版)*, 2022, 58(3): 476-490.
- [25] XU Z C, CHAU S N, CHEN X Z, et al. Assessing progress towards sustainable development over space and time[J]. *Nature*, 2020, 577(7788): 74-78.
- [26] GE X Y, DING J L, TENG D X, et al. Updated soil salinity with fine spatial resolution and high accuracy: the synergy of Sentinel-2 MSI, environmental covariates and hybrid machine learning approaches[J]. *Catena*, 2022, 212: 106054.
- [27] 刘瑜, 郭浩, 李海峰, 等. 从地理规律到地理空间人工智能[J]. *测绘学报*, 2022, 51(6): 1062-1069.
- [28] WU S S, WANG Z Y, DU Z H, et al. Geographically and temporally neural network weighted regression for modeling spatiotemporal non-stationary relationships[J]. *International Journal of Geographical Information Science*, 2021, 35(3): 582-608.
- [29] SHEYKHOUSA M, MAHDIANPARI M, GHANBARI H, et al. Support vector machine versus random forest for remote sensing image classification: a meta-analysis and systematic review[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2020, 13: 6308-6325.
- [30] HONG D F, GAO L R, YOKOYA N, et al. More diverse means better: multimodal deep learning meets remote-sensing imagery classification[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2020, 59(5): 4340-4354.
- [31] MAJUMDAR S, SMITH R, BUTLER J J, et al. Groundwater withdrawal prediction using integrated multitemporal remote sensing data sets and machine learning[J]. *Water Resources Research*, 2020, 56(11): 1-25.
- [32] CAO R, TU W, YANG C X, et al. Deep learning-based remote and social sensing data fusion for urban region function recognition[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2020, 163: 82-97.
- [33] ZHONG L H, HU L N, ZHOU H. Deep learning based multi-temporal crop classification[J]. *Remote Sensing of Environment*,

- 2019, 221: 430-443.
- [34] SONG J, GAO S H, ZHU Y Q, et al. A survey of remote sensing image classification based on CNNs[J]. *Big Earth Data*, 2019, 3(3): 232-254.
- [35] TAHMASEBI P, KAMRAVA S, BAI T, et al. Machine learning in geo- and environmental sciences: from small to large scale[J]. *Advances in Water Resources*, 2020, 142: 103619.
- [36] VARGAS M J E, SRIVASTAVA S, TUIA D, et al. OpenStreetMap: challenges and opportunities in machine learning and remote sensing[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Magazine*, 2020, 9(1): 184-199.
- [37] 高阳, 熊巨华, 吴浩, 等. 2021年度自然科学基金申请书关键词透视地理科学研究前沿热点与发展方向[J]. *地理科学*, 2022, 42(1): 15-30.
- [38] MA L, LIU Y, ZHANG X L, et al. Deep learning in remote sensing applications: a meta-analysis and review[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2019, 152: 166-177.
- [39] CARTER C, LIANG S L. Evaluation of ten machine learning methods for estimating terrestrial evapotranspiration from remote sensing[J]. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2019, 78: 86-92.
- [40] ZHANG E Z, LIU L, HUANG L C, et al. An automated, generalized, deep-learning-based method for delineating the calving fronts of Greenland glaciers from multi-sensor remote sensing imagery[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2021, 254: 112265.
- [41] SU H J, DU Q, CHEN G S, et al. Optimized hyperspectral band selection using particle swarm optimization[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2014, 7(6): 2659-2670.
- [42] CHEN Y P, WANG S D, HAN W H, et al. A new air pollution source identification method based on remotely sensed aerosol and improved glowworm swarm optimization[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2017, 10(8): 3454-3464.
- [43] LIAO J F, TANG L N, SHAO G F, et al. A neighbor decay cellular automata approach for simulating urban expansion based on particle swarm intelligence[J]. *International Journal of Geographical Information Science*, 2014, 28(4): 720-738.
- [44] 刘殿锋, 刘耀林, 刘艳芳, 等. 多目标微粒群算法用于土地利用空间优化配置[J]. *武汉大学学报(信息科学版)*, 2013, 38(6): 751-755.
- [45] 王海鹰, 秦奋, 张新长, 等. 基于蚁群优化算法的城市生态用地空间规划模型[J]. *地理科学*, 2017, 37(3): 426-436.
- [46] WANG J J, DING J L, GE X Y, et al. Assessment of ecological quality in Northwest China (2000—2020) using the google earth engine platform: climate factors and land use/land cover contribute to ecological quality[J]. *Journal of Arid Land*, 2022, 14: 1196-1211.
- [47] XU K, MA X G, LIU G, et al. Geological hazards susceptibility evaluation based on GA-BPNN: a case study of Xingye County[J]. *Earth and Space Science*, 2022, 9(12): e2019EA000929.
- [48] JAMALI A. Improving land use land cover mapping of a neural network with three optimizers of multi-verse optimizer, genetic algorithm, and derivative-free function[J]. *The Egyptian Journal of Remote Sensing and Space Science*, 2021, 24(3): 373-390.
- [49] LI J Z, AI T H, LIU P C, et al. Continuous scale transformations of linear features using simulated annealing-based morphing[J]. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 2017, 6(8): 242.
- [50] LAVALLIN A, DOWNS J A. Machine learning in geography—past, present, and future[J]. *Geography Compass*, 2021, 15(5): e12563.
- [51] LI H F, LI Y, ZHANG G, et al. Global and local contrastive self-supervised learning for semantic segmentation of HR remote sensing images[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2022, 60: 1-14.
- [52] WU T J, LUO J C, DONG W, et al. Geo-object-based soil organic matter mapping using machine learning algorithms with multi-source geo-spatial data[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2019, 12(4): 1091-1106.
- [53] CHANG Z L, DU Z, ZHANG F, et al. Landslide susceptibility prediction based on remote sensing images and GIS: comparisons of supervised and unsupervised machine learning models[J]. *Remote Sensing*, 2020, 12(3): 502.
- [54] STEVENSON M, MUES C, BRAVO C. Deep residential representations: using unsupervised learning to unlock elevation data for geo-demographic prediction[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2022, 187: 378-392.
- [55] YAN B, JANOWICZ K, MAI G C, et al. A spatially explicit reinforcement learning model for geographic knowledge graph summarization[J]. *Transactions in GIS*, 2019, 23(3): 620-640.
- [56] 李新, 袁林旺, 裴韬, 等. 信息地理学学科体系与发展战略要点[J]. *地理学报*, 2021, 76(9): 2094-2103.

- [57] RAHMATI O, CHOUBIN B, FATHABADI A, et al. Predicting uncertainty of machine learning models for modelling nitrate pollution of groundwater using quantile regression and UNEEC methods[J]. *Science of the Total Environment*, 2019, 688: 855-866.
- [58] MAXWELL A E, WARNER T A, FANG F. Implementation of machine-learning classification in remote sensing: an applied review[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2018, 39(9): 2784-2817.
- [59] LI Y S, LI X W, ZHANG Y J, et al. Cost-efficient information extraction from massive remote sensing data: when weakly supervised deep learning meets remote sensing big data[J]. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2023, 120: 103345.
- [60] TUIA D, VOLPI M, COPA L, et al. A survey of active learning algorithms for supervised remote sensing image classification[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing*, 2011, 5(3): 606-617.
- [61] ZHANG L P, ZHANG L F, DU B. Deep learning for remote sensing data: a technical tutorial on the state of the art[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Magazine*, 2016, 4(2): 22-40.
- [62] WANG R M, DING J L, GE X Y, et al. Impacts of climate change on the wetlands in the arid region of Northwestern China over the past 2 decades[J]. *Ecological Indicators*, 2023, 149: 110168.
- [63] NIAN R, LIU J F, HUANG B. A review on reinforcement learning: introduction and applications in industrial process control[J]. *Computers & Chemical Engineering*, 2020, 139: 106886.
- [64] FENG J, LI D, GU J, et al. Deep reinforcement learning for semisupervised hyperspectral band selection[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2021, 60: 1-19.
- [65] ZHANG C, SARGENT I, PAN X, et al. Joint deep learning for land cover and land use classification[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2019, 221: 173-187.
- [66] ZHU X X, TUIA D, MOU L C, et al. Deep learning in remote sensing: a comprehensive review and list of resources[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Magazine*, 2017, 5(4): 8-36.
- [67] KUSSUL N, LAVRENIUK M, SKAKUN S, et al. Deep learning classification of land cover and crop types using remote sensing data[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2017, 14(5): 778-782.
- [68] KATTENBORN T, LEITLOFF J, SCHIEFER F, et al. Review on convolutional neural networks (CNN) in vegetation remote sensing[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2021, 173: 24-49.
- [69] MA Z F, ZHANG H, LIU J. MM-RNN: a multimodal RNN for precipitation nowcasting[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2023, 61: 4101914.
- [70] LYU H, LU H, MOU L C, et al. Long-term annual mapping of four cities on different continents by applying a deep information learning method to landsat data[J]. *Remote Sensing*, 2018, 10(3): 471.
- [71] TIAN H R, WANG P X, TANSEY K, et al. An LSTM neural network for improving wheat yield estimates by integrating remote sensing data and meteorological data in the Guanzhong Plain, PR China[J]. *Agricultural and Forest Meteorology*, 2021, 310: 108629.
- [72] PARK S, IM J, HAN D, et al. Short-term forecasting of satellite-based drought indices using their temporal patterns and numerical model output[J]. *Remote Sensing*, 2020, 12(21): 3499.
- [73] 胡红萍, 乔世昌, 孔慧华, 等. 基于加权平均海鞘群算法和BP神经网络的COVID-19预测[J]. *新疆大学学报(自然科学版)(中英文)*, 2022, 39(1): 19-25.
- [74] DENG P F, XU K J, HUANG H. When CNNs meet vision transformer: a joint framework for remote sensing scene classification[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2021, 19: 1-5.
- [75] GREKOUSIS G. Artificial neural networks and deep learning in urban geography: a systematic review and meta-analysis[J]. *Computers, Environment and Urban Systems*, 2019, 74: 244-256.
- [76] PADARIAN J, MINASNY B, MCBRATNEY A B. Machine learning and soil sciences: a review aided by machine learning tools[J]. *Soil*, 2020, 6(1): 35-52.
- [77] WADOUX A M J C, MINASNY B, MCBRATNEY A B. Machine learning for digital soil mapping: applications, challenges and suggested solutions[J]. *Earth-Science Reviews*, 2020, 210: 103359.
- [78] GAUTAM K, SHARMA P, DWIVEDI S, et al. A review on control and abatement of soil pollution by heavy metals: emphasis on artificial intelligence in recovery of contaminated soil[J]. *Environmental Research*, 2023, 225: 115592.
- [79] 丁建丽, 王飞. 干旱区大尺度土壤盐度信息环境建模: 以新疆天山南北中低海拔冲积平原为例[J]. *地理学报*, 2017, 72(1): 64-78.
- [80] BESALATPOUR A, HAJABBASI M A, AYOUBI A, et al. Prediction of soil physical properties by optimized support vector

- machines[J]. *International Agrophysics*, 2012, 26(2): 109-115.
- [81] AITKENHEAD M J, COULL M C, TOWERS W, et al. Predicting soil chemical composition and other soil parameters from field observations using a neural network[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2012, 82: 108-116.
- [82] GE X Y, DING J L, JIN X L, et al. Estimating agricultural soil moisture content through UAV-based hyperspectral images in the arid region[J]. *Remote Sensing*, 2021, 13(8): 1562.
- [83] RIVERA J I, BONILLA C A. Predicting soil aggregate stability using readily available soil properties and machine learning techniques[J]. *Catena*, 2020, 187: 104408.
- [84] AZIZI A, GILANDEH Y A, MESRI G T, et al. Classification of soil aggregates: a novel approach based on deep learning[J]. *Soil and Tillage Research*, 2020, 199: 104586.
- [85] PADARIAN J, MINASNY B, MCBRATNEY A B. Using deep learning for digital soil mapping[J]. *Soil*, 2019, 5(1): 79-89.
- [86] 刘昌明, 刘璇, 杨亚锋, 等. 水文地理研究发展若干问题商榷[J]. *地理学报*, 2022, 77(1): 3-15.
- [87] 杨胜天, 于心怡, 丁建丽, 等. 中亚地区水问题研究综述[J]. *地理学报*, 2017, 72(1): 79-93.
- [88] CHEW A W Z, HE R F, ZHANG L M. Multiscale homogenized predictive modelling of flooding surface in urban cities using physics-induced deep AI with UPC[J]. *Journal of Cleaner Production*, 2022, 363: 132455.
- [89] FOTOVATIKHAH F, HERRERA M, SHAMSHIRBAND S, et al. Survey of computational intelligence as basis to big flood management: challenges, research directions and future work[J]. *Engineering Applications of Computational Fluid Mechanics*, 2018, 12(1): 411-437.
- [90] MOSAVI A, OZTURK P, CHAU K W. Flood prediction using machine learning models: literature review[J]. *Water*, 2018, 10(11): 1536.
- [91] ZHANG Y, HAN W T, ZHANG H H, et al. Evaluating soil moisture content under maize coverage using UAV multimodal data by machine learning algorithms[J]. *Journal of Hydrology*, 2023, 617: 129086.
- [92] 葛翔宇, 丁建丽, 王敬哲, 等. 基于竞争适应重加权采样算法耦合机器学习的土壤含水量估算[J]. *光学学报*, 2018, 38(10): 393-400.
- [93] NOURANI V, ELKIRAN G, ABDULLAHI J. Multi-station artificial intelligence based ensemble modeling of reference evapotranspiration using pan evaporation measurements[J]. *Journal of Hydrology*, 2019, 577: 123958.
- [94] 尼格娜热·阿曼太, 丁建丽, 葛翔宇, 等. 1960—2017年艾比湖流域实际蒸散量与气象要素的变化特征[J]. *地理学报*, 2021, 76(5): 1177-1192.
- [95] KHOSRAVI K, GOLKARIAN A, OMIDVAR E, et al. Snow water equivalent prediction in a mountainous area using hybrid bagging machine learning approaches[J]. *Acta Geophysica*, 2023, 71(2): 1015-1031.
- [96] DONAT M G, ANGÉLIL O, UKKOLA A M. Intensification of precipitation extremes in the world's humid and water-limited regions[J]. *Environmental Research Letters*, 2019, 14(6): 065003.
- [97] NOURANI V, KISI Ö, KOMASI M. Two hybrid artificial intelligence approaches for modeling rainfall-runoff process[J]. *Journal of Hydrology*, 2011, 402(1/2): 41-59.
- [98] POURSAEID M, POURSAEID A H, SHABANLOU S. A comparative study of artificial intelligence models and a statistical method for groundwater level prediction[J]. *Water Resources Management*, 2022, 36(5): 1499-1519.
- [99] 王旭, 王钊越, 潘艺蓉, 等. 人工智能在21世纪水与环境领域应用的问题及对策[J]. *中国科学院院刊*, 2020, 35(9): 1163-1176.
- [100] 王昊, 严加永, 付光明, 等. 深度学习在地球物理中的应用现状与前景[J]. *地球物理学进展*, 2020, 35(2): 642-655.
- [101] LI D W, SHI G L, LI J S, et al. PlantNet: a dual-function point cloud segmentation network for multiple plant species[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2022, 184: 243-263.
- [102] RYO M, ANGELOV B, MAMMOLA S, et al. Explainable artificial intelligence enhances the ecological interpretability of black-box species distribution models[J]. *Ecography*, 2021, 44(2): 199-205.
- [103] ZHANG P, GUO Z L, ULLAH S, et al. Nanotechnology and artificial intelligence to enable sustainable and precision agriculture[J]. *Nature Plants*, 2021, 7(7): 864-876.
- [104] SHAIKH T A, RASOOL T, LONE F R. Towards leveraging the role of machine learning and artificial intelligence in precision agriculture and smart farming[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2022, 198: 107119.
- [105] SHARMA A, JAIN A, GUPTA P, et al. Machine learning applications for precision agriculture: a comprehensive review[J]. *IEEE Access*, 2020, 9: 4843-4873.
- [106] 葛翔宇, 丁建丽, 王敬哲, 等. 一种基于无人机高光谱影像的土壤墒情检测新方法[J]. *光谱学与光谱分析*, 2020, 40(22): 602-609.

- [107] ORCHI H, SADIK M, KHALDOUN M. On using artificial intelligence and the internet of things for crop disease detection: a contemporary survey[J]. *Agriculture-Basel*, 2022, 12(1): 9.
- [108] MURUGANANTHAM P, WIBOWO S, GRANDHI S, et al. A systematic literature review on crop yield prediction with deep learning and remote sensing[J]. *Remote Sensing*, 2022, 14(9): 1990.
- [109] 沈仁芳, 王超, 孙波. “藏粮于地、藏粮于技”战略实施中的土壤科学与技术问题[J]. *中国科学院院刊*, 2018, 33(2): 135-144.
- [110] 杨天荣, 匡文慧, 刘卫东, 等. 基于生态安全格局的关中城市群生态空间结构优化布局[J]. *地理研究*, 2017, 36(3): 441-452.
- [111] HUNTINGFORD C, JEFFERS E S, BONSALE M B, et al. Machine learning and artificial intelligence to aid climate change research and preparedness[J]. *Environmental Research Letters*, 2019, 14(12): 124007.
- [112] DEWITTE S, CORNELIS J P, MÜLLER R, et al. Artificial intelligence revolutionises weather forecast, climate monitoring and decadal prediction[J]. *Remote Sensing*, 2021, 13(16): 3209.
- [113] MEYDANI A, DEGHANIPOUR A, SCHOUPS G, et al. Daily reservoir inflow forecasting using weather forecast downscaling and rainfall-runoff modeling: application to Urmia Lake Basin, Iran[J]. *Journal of Hydrology-Regional Studies*, 2022, 44: 101228.
- [114] ZHANG R, CHEN Z Y, XU L J, et al. Meteorological drought forecasting based on a statistical model with machine learning techniques in Shaanxi province, China[J]. *Science of the Total Environment*, 2019, 665: 338-346.
- [115] AMUTHADEVI C, VIJAYAN D S, RAMACHANDRAN V. Development of air quality monitoring (AQM) models using different machine learning approaches[J]. *Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing*, 2021, 13(1): 1-13.
- [116] JIN X Y, DING J L, GE X Y, et al. Machine learning driven by environmental covariates to estimate high-resolution PM_{2.5} in data-poor regions[J]. *PeerJ*, 2022, 10: e13203.
- [117] ZHANG G Q, YAO T D, XIE H J, et al. Response of Tibetan Plateau lakes to climate change: trends, patterns, and mechanisms[J]. *Earth-Science Reviews*, 2020, 208: 103269.
- [118] DEGROOT D, ANCHUKAITIS K, BAUCH M, et al. Towards a rigorous understanding of societal responses to climate change[J]. *Nature*, 2021, 591(7851): 539-550.
- [119] ALI M Z, CHU H J, CHEN Y C, et al. Machine learning in earthquake- and typhoon-triggered landslide susceptibility mapping and critical factor identification[J]. *Environmental Earth Sciences*, 2021, 80(6): 1-21.
- [120] YU D L, FANG C L. Urban remote sensing with spatial big data: a review and renewed perspective of urban studies in recent decades[J]. *Remote Sensing*, 2023, 15(5): 1307.
- [121] DEY N N, AL R A, KAFY A A, et al. Geospatial modelling of changes in land use/land cover dynamics using multi-layer perceptron Markov chain model in Rajshahi City, Bangladesh[J]. *Environmental Challenges*, 2021, 4: 100148.
- [122] YANG L P, DRISCOL J S, SARIGAI S, et al. Google earth engine and artificial intelligence (AI): a comprehensive review[J]. *Remote Sensing*, 2022, 14(14): 3253.
- [123] SHI W Z, ZHANG M, ZHANG R, et al. Change detection based on artificial intelligence: state-of-the-art and challenges[J]. *Remote Sensing*, 2020, 12(10): 1688.
- [124] ZHANG X, HAN L X, HAN L H, et al. How well do deep learning-based methods for land cover classification and object detection perform on high resolution remote sensing imagery?[J]. *Remote Sensing*, 2020, 12(3): 417.
- [125] IENCO D, INTERDONATO R, GAETANO R, et al. Combining sentinel-1 and sentinel-2 satellite image time series for land cover mapping via a multi-source deep learning architecture[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2019, 158: 11-22.
- [126] LI W J, DONG R M, FU H H, et al. Integrating google earth imagery with landsat data to improve 30-m resolution land cover mapping[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2020, 237: 111563.
- [127] 张永生, 张振超, 童晓冲, 等. 地理空间智能研究进展和面临的若干挑战[J]. *测绘学报*, 2021, 50(9): 1137-1146.
- [128] 陆锋, 诸云强, 张雪英. 时空知识图谱研究进展与展望[J]. *地球信息科学学报*, 2023, 25(6): 1091-1105.
- [129] LI Y, YANG J C. Few-shot cotton pest recognition and terminal realization[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2020, 169: 105240.
- [130] 苏红军. 高光谱遥感影像降维: 进展、挑战与展望[J]. *遥感学报*, 2022, 26(8): 1504-1529.
- [131] GAO C D, GUO Q Q, JIANG D, et al. Theoretical basis and technical methods of cyberspace geography[J]. *Journal of Geographical Sciences*, 2019, 29(12): 1949-1964.
- [132] 黄春林, 侯金亮, 李维德, 等. 深度学习融合遥感大数据的陆地水文数据同化: 进展与关键科学问题[J]. *地球科学进展*, 2023, 38(5): 441-452.

- [133] 万昌君, 吴小丹, 林兴稳. 遥感数据时空尺度对地理要素时空变化分析的影响[J]. 遥感学报, 2019, 23(6): 1064-1077.
- [134] 朱阿兴, 闫国年, 周成虎, 等. 地理相似性: 地理学的第三定律?[J]. 地球信息科学学报, 2020, 22(4): 673-679.
- [135] 周成虎, 孙九林, 苏奋振, 等. 地理信息科学发展与技术应用[J]. 地理学报, 2020, 75(12): 2593-2609.
- [136] QIN C Z, AN Y M, LIANG P, et al. Soil property mapping by combining spatial distance information into the soil land inference model (SoLIM)[J]. *Pedosphere*, 2021, 31(4): 638-644.
- [137] GE X Y, DING J L, TENG D X, et al. Exploring the capability of Gaofen-5 hyperspectral data for assessing soil salinity risks[J]. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2022, 112: 10296.
- [138] MENDES W D S, NETO L G M, DEMATTÊ J A M, et al. Is it possible to map subsurface soil attributes by satellite spectral transfer models?[J]. *Geoderma*, 2019, 343: 269-279.
- [139] KHALEDIAN Y, MILLER B A. Selecting appropriate machine learning methods for digital soil mapping[J]. *Applied Mathematical Modelling*, 2020, 81: 401-418.
- [140] KWAN M P. Algorithmic geographies: big data, algorithmic uncertainty, and the production of geographic knowledge[J]. *Annals of the American Association of Geographers*, 2016, 106(2): 274-282.
- [141] CRAMPTON J W, GRAHAM M, POORTHUIS A, et al. Beyond the geotag: situating 'big data' and leveraging the potential of the geoweb[J]. *Cartography and Geographic Information Science*, 2013, 40(2): 130-139.
- [142] LIU X T, CHEN M, CLARAMUNT C, et al. Geographic information science in the era of geospatial big data: a cyberspace perspective[J]. *The Innovation*, 2022, 3(5): 100279.
- [143] 张鹏, 胡守庚, 杨剩富, 等. 基于多源数据和集成学习的城市住宅地价分布模拟——以武汉市为例[J]. 地理科学进展, 2021, 40(10): 1664-1677.
- [144] REICHSTEIN M, CAMPS V G, STEVENS B, et al. Deep learning and process understanding for data-driven earth system science[J]. *Nature*, 2019, 566(7743): 195-204.
- [145] 张振华, 丁建丽, 王敬哲, 等. 集成土壤-环境关系与机器学习的干旱区土壤属性数字制图[J]. 中国农业科学, 2020, 53(3): 563-573.
- [146] JIANG S J, ZHENG Y, SOLOMATINE D. Improving AI system awareness of geoscience knowledge: symbiotic integration of physical approaches and deep learning[J]. *Geophysical Research Letters*, 2020, 47(13): e2020GL088229.
- [147] AVAND M, MOHAMMADI M, MIRCHOOI F, et al. A new approach for smart soil erosion modeling: integration of empirical and machine-learning models[J]. *Environmental Modeling & Assessment*, 2023, 28(1): 145-160.
- [148] LIU P Y, BILJECKI F. A review of spatially-explicit GeoAI applications in urban geography[J]. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2022, 112: 102936.
- [149] 骆剑承, 吴田军, 夏列钢. 遥感图谱认知理论与计算[J]. 地球信息科学学报, 2016, 18(5): 578-589.
- [150] 张雪英, 张春菊, 吴明光, 等. 顾及时空特征的地理知识图谱构建方法[J]. 中国科学: 信息科学, 2020, 50(7): 1019-1032.
- [151] LI W W, HSU C Y, HU M S. Tobler's first law in GeoAI: a spatially explicit deep learning model for terrain feature detection under weak supervision[J]. *Annals of the American Association of Geographers*, 2021, 111(7): 1887-1905.

责任编辑: 赵新科