doi:10.3969/j.issn.1001-4616.2026.04.007

人工智能赋能考古研究综述与展望

张松文[1],杨　林[1,2],李　辉[1],高圣章[1]

(1.南京师范大学地理科学学院,江苏 南京 210023)
(2.南京师范大学环境考古研究院,江苏 南京 210023)

[**摘要**]　论文结合具体案例,围绕人工智能辅助考古多源异构数据整合与知识图谱构建、考古多源文物信息智能识别、考古遗址预测与智能探测和不同尺度考古遗存的数字化重建四个考古研究领域,对其关联关系、人工智能的具体技术方法和应用场景展开论述. 从基础研究、方法创新、应用拓展三个层面,分析总结了人工智能革新传统考古研究方法的特征及存在的局限性和挑战,并对人工智能用于考古研究的未来进行了展望. 论文对人工智能赋能考古过程感知-认知-决策的多维度研究现状分析为推动考古学与人工智能的深度交叉融合提供了一定的借鉴,助力考古学研究从物质遗存发现向文明演进规律阐释的范式转型.

[**关键词**]　考古,人工智能,研究综述,研究展望
[**中图分类号**]K854/TP18　[**文献标志码**]A　[**文章编号**]1001-4616(2026)04-0076-10

A Review and Outlook on Artificial Intelligence in Archaeological Research

Zhang Songwen[1],Yang Lin[1,2],Li Hui[1],Gao Shengzhang[1]

(1.School of Geography,Nanjing Normal University,Nanjing 210023,China)
(2.Institute of Environmental Archaeology,Nanjing Normal University,Nanjing 210023,China)

Abstract:Drawing on specific case studies,this paper focuses on four areas of AI-assisted archaeological research:the integration of heterogeneous archaeological date from multiple sources and the construction of knowledge graphs;the intelligent identification of cultural relic information from multiple sources;archaeological site prediction and intelligent detection;and the digital reconstruction of archaeological remains at different scales. This paper discusses the relationships among these areas,the specific AI techniques involved,and their application scenarios:across the three levels of basic research,methodological innovation,and application expansion,the paper analyzes the ways in which AI transforms traditional archaeological research methods.The paper also summarizes the existing limitations and challenges,and outlines future directions for the application of AI in archaeological research. By analyzing the current state of multidimensional research on AI-enabled archaeological perception,cognition,and decision-making,this paper offers insights that can help advance the deep integration of archaeology and AI,and also supports the paradigm shift in archaeological research from the discovery of material remains toward an understanding of the patterns of civilizational evolution.

Key words:archaeology,artificial Intelligence,research review,research outlook

考古学是根据古代人类活动所遗留下来的物质遗存研究当时人们的生活及其社会的状况,进而解析人类文化与社会发展的历史过程、探索其发展变化的背景原因和规律的一门社会科学[1],具有典型的时空特性. 随着考古学科体系的逐步完善和研究方法的不断优化,现代考古学正由传统社会科学范式向多学科交叉与综合研究模式转变,自然科学方法的引入推动了考古学的精细化与专门化发展,但各分支仍须根植于整体理论体系,以保持学科的系统性与完整性[2]. 同时,传统考古学研究作为各分支学科发展的基石地位不容动摇. 因此,当代考古学研究在注重传承和发扬传统考古学方法的同时,要不断拓展研究视野

收稿日期:2026-01-04.
基金项目:国家自然科学基金资助项目(42571504)、江苏省自然科学基金资助项目(BK20231283).
通讯作者:杨林,博士,教授,研究方向:数字考古、空间考古. E-mail:yanglin@njnu.edu.cn

与领域边界,积极吸纳先进的科学技术手段,从而推动考古学的持续发展与突破.

20 世纪中叶,计算机技术的兴起奠定了人工智能(artificial intelligence,AI)发展的基础,并推动其不断演进. 作为智能科学的重要分支,AI 是新一轮科技革命和产业变革的关键驱动力,旨在探究智能的本质并构建能够以人类智能方式进行认知与决策的智能系统,其核心在于研究与开发用于模拟、拓展和增强人类智能的理论、方法、技术及应用系统[3,4]. AI 涵盖机器人技术、语音识别、图像识别、自然语言处理、专家系统、机器学习和计算机视觉等领域,为多学科研究提供新方法[5]. 考古学作为一门通过系统发掘、整理和研究古代人类遗存,进而揭示古代社会文化面貌与物质生活特征的综合性学科[6],其研究过程充分体现了现代信息科学的核心特征:在数据采集层面呈现信息化特征、在分析处理阶段展现智能化趋势、在研究成果整合方面则具有显著的跨学科综合化特点. 随着考古学科的深入发展,AI 技术的引入为考古数据分析、模式识别及文化遗产保护提供了创新性方法,推动了学科的数字化与智能化进程,基于 AI 的考古研究不仅具有科学合理性,也展现出较高的可行性.

1 AI 助力考古研究

考古学作为一门依赖碎片化信息重建人类文明历史的学科,长期面临数据分散、关联性弱、经验依赖性强等挑战. 本文构建以“考古多源异构数据整合与知识图谱构建”为核心,贯穿并驱动考古多源文物信息智能识别、考古遗址预测与智能探测、不同尺度考古遗存的数字化重建等三个 AI+考古研究方向的关系图(图 1),通过系统性整合与智能化关联,四者形成“数据驱动—知识赋能—遗址预测—重建传播”的体系,实现从“数据孤岛”到“知识网络”的跨越,推动考古研究向精准化、科学化与可解释性方向发展.

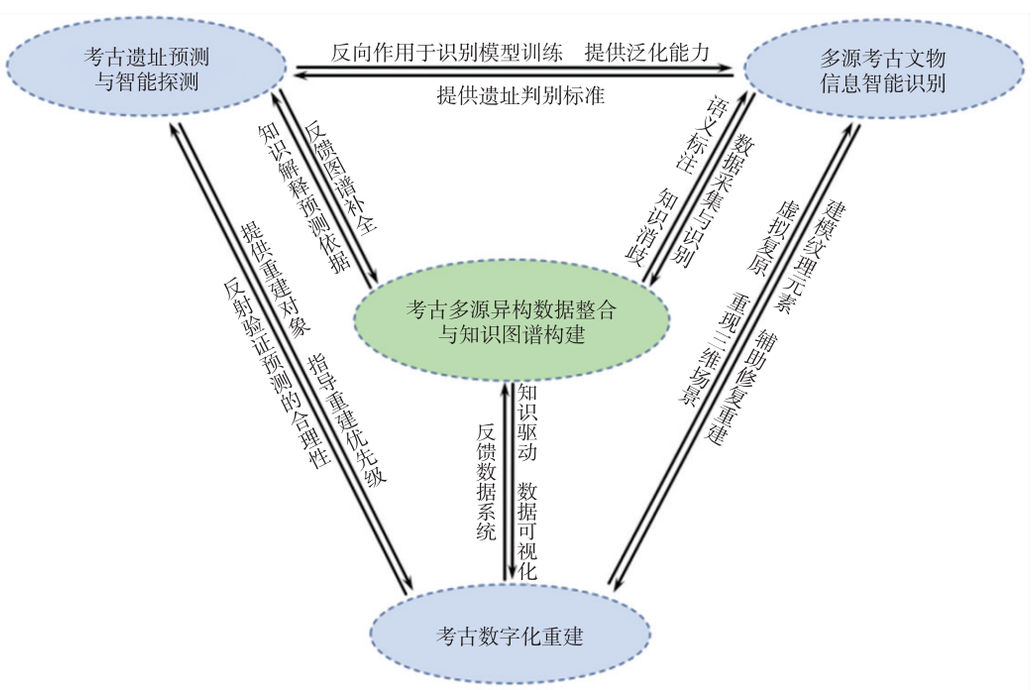


图 1　AI+考古的研究领域关系图

Fig. 1　The relationship diagram of the research fields of AI and archaeology

本文围绕上述四个 AI+考古研究领域,从其涉及到的 AI 具体技术方法和应用场景展开论述,总体框架如图 2. 以下通过细分并梳理 AI 在考古研究的应用领域,并结合相关案例进行全面阐述. 由于传统的自动化算法主要依赖人类专家预设的数学规则与逻辑指令运行,其本质是规则驱动的几何或统计计算,缺乏自我学习与优化的能力. 相比之下,AI 技术以数据驱动为核心特征. 通过构建复杂的神经网络,能够从海量多模态数据中自主提取深层隐式特征,进行复杂的模式识别与规律发现[7]. 传统算法为 AI 技术提供了具备可解释性的基础框架;而 AI 技术则在复杂场景理解、高维特征建模与泛化推理等方面弥补了传统方法的不足,有效拓展了计算机视觉与图形学的应用深度与广度,推动领域从计算执行向认知理解升级[8-9]. 因此,本文所表述的 AI 赋能指利用具备数据学习、特征自提取与模型泛化能力的深度计算手段.

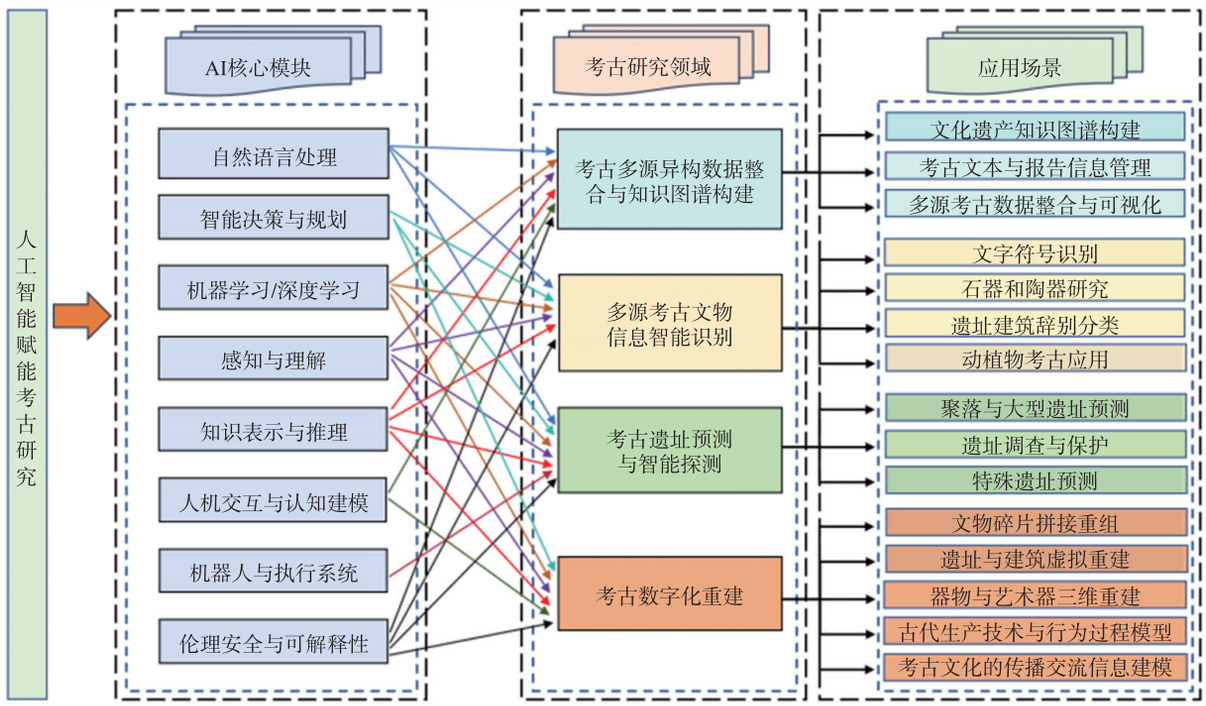


图 2　AI 赋能考古研究的总体框架

Fig. 2　The overall framework of AI empowering archaeological research

1.1　考古多源异构数据整合与知识图谱构建

考古学研究积累了海量异构数据,包括发掘报告、文物图像、文献记载、三维扫描数据、地理信息等,这些数据往往分散存储、标准不一、关联性弱,导致检索效率低下、知识挖掘困难. 传统考古多源数据管理依赖人工分类和手工检索,效率低且容易出错,而且数据的多样性和复杂性使得传统检索方式难以精准满足研究需求. 因此考古数据管理与智能检索系统的开发变得尤为重要. 利用 AI 的自动化处理和记录功能,可以快速、准确地分析和整理海量的考古数据,并将其高效地存储到数据库中. 构建考古数据库将考古遗址、文物、历史事件等实体以及它们之间的复杂关系进行精细建模和表达,形成一个庞大而精密的语义网络,从而建立用于存储和管理考古领域实体及其关系信息的结构化数据库[10]. 当前单一遗址或区域考古数据库在体量和生成速度上不完全具备大数据的海量、高速、多样及价值密度低的 4V 特征,但考古学数据具有多源异构性、时空关联复杂性以及多模态特征. 考古数据的碎片化和复杂性,使得利用 AI 进行自然语言处理和知识图谱构建为打破信息孤岛的关键路径,也是未来构建考古大数据模型的重要基础. AI 也可以基于考古数据库构建功能强大的智能问答系统,实现考古知识的快速查询和解答. 用户可以在考古数据库中高效检索相关信息,问答系统以自然语言的形式给出准确且详尽的回答.

具体来看,(1)在文化遗产知识图谱构建方面,程香丽[11]从文物数据中抽取其知识三元组,构建文物知识图谱,并进行问答系统的研究. Mohamed 等[12]提出了一种结合地理和知识关系的文化遗产知识图谱构建方法,提高了文化实体之间相对距离的估计精度,弥补了文化遗产知识图谱的地理信息缺失的问题. 李琳等[13]针对在文物资源管理中面临的信息分散、异构等问题,提出基于知识图谱的优化方法,以知识图谱的方式呈现文物知识的表达模型并将文物数据存储在数据库中,提升了数据管理与检索效率. 张云中等[14]基于三星堆古城祭祀体系本体开展祭祀数字资源实体和关系的抽取,构建了三星堆古城祭祀图谱,借助 Neo4j 图数据库完成知识图谱的存储和可视化,有力地支撑观点呈现、知识发现和数据众包等数字人文研究应用,赋能三星堆古城祭祀相关的人文研究. 西藏大学的群诺等[15]将知识图谱技术和 TB-CRM 数据模型进行创新整合,开发了一个西藏考古的知识搜索系统,以应对西藏考古领域的数据管理和研究需求. 宋振英等[16]提出了一种从考古报告中提取图像,并与知识图谱实体进行对齐的算法,并通过信息提取、实体链接等方法对河姆渡遗址群考古报告数据进行处理,设计一种河姆渡文化多模态知识图谱的本体知识体系,精准匹配多模态文化资源与实体节点,实现了河姆渡文化遗产资源的数据管理和检索.

(2)在考古文本与报告信息管理方面,Brandsen 等[17]利用机器学习方法,从荷兰考古发掘报告中抽取信息,创建数据集,并且进行多标签分类,为后续研究人员的数据查找提供便利. 高劲松等[18]基于文物间的共存关系提出一种可实现考古发掘资料数据化转换和语义关联的方法,构建考古发掘资料图数据库及其语义关联,为考古发掘资料的数据化转换提供了新的方法和思路. (3)在多源考古数据整合与可视化方面,李永卉等[19]以丹阳陵墓石刻作为研究实例完成知识获取与知识融合,借助 Neo4j 图数据库完成知识图谱构建,通过知识可视化展示与知识发现,完成了石刻信息资源的有效整合,为南朝陵墓石刻信息资源开发和利用提供了新思路,也为石刻资源的传承与保护提供了新的视角. 朱威等[20]将地理空间数据与考古管理有机融合,构建了以塘北遗址为试点的遗址考古数字化场景和应用平台,初步实现了遗址考古全流程信息化管理. 为其他类似考古研究工作数字化转型提供新的思路.

综上,当前考古数据管理与智能检索研究在技术应用与系统开发方面取得显著进展,主要体现在多源异构数据的标准化整合、AI 驱动的自动化处理以及跨学科技术融合等方面,初步实现了考古数据从分散存储到结构化语义网络的转变,提升了检索效率与知识挖掘能力. 研究趋势呈现出技术集成化、服务智能化和场景多元化的特点,尤其注重知识图谱技术在时空关联与文化脉络重构中的应用. 然而,现存不足也比较突出:跨机构数据标准仍未统一,制约了大范围数据共享;动态数据更新与知识图谱的自适应扩展机制尚不完善;多模态数据的深度融合与跨模态检索技术有待突破;且现有系统多局限于个案研究,缺乏普适性框架,在复杂考古推理与跨文化对比分析方面的功能仍有待加强.

考古多源异构数据整合与知识图谱构建作为本文所讨论的 AI 赋能考古研究领域的核心,实现了多源异构文物信息的整合与语义化表达. 通过对结构化与非结构化数据的系统采集、整合与语义化处理,构建覆盖时间跨度大、空间分布广、维度多元的考古数据库,利用大数据技术和算法,能够快速筛选、比对大量数据,识别模式和趋势,提高数据的关联性与可操作性;通过本体建模、关联数据组织与智能推理机制,知识图谱有效驱动了文物信息的自动识别、考古遗址的空间预测以及从微观器物到宏观聚落等不同尺度遗存的数字化重建. 这一知识体系在服务学术研究、文化遗产保护与公众传播等应用领域的同时,也能通过多模态反馈机制持续优化考古多源异构数据整合与知识图谱构建的结构与内容,形成动态演化、协同共建的知识生产与更新模式,推动考古学向智能化、系统化与可持续发展方向迈进.

1.2 多源考古文物信息智能识别

考古文物研究涉及器物图像、材质光谱、铭文拓片、历史文献、三维扫描数据等多模态数据,这些数据具有异构性、碎片化、语义关联复杂等特点. 随着数字化技术的普及,考古机构已积累海量文物数据,但如何从中实现自动化特征提取、跨模态关联分析与智能归类仍面临技术瓶颈. 传统的文物识别方法依赖考古专家的经验与知识,然而这种方法存在效率低、主观性强、处理速度慢等问题. 因此,如何提升文物识别的效率与准确性,成为当前亟待解决的问题. 已有考古学者借助 AI 技术,特别是计算机视觉和机器学习方法,依赖深度学习模型自动提取文物信息特征,在大量训练数据中学习复杂的模式和特征,实现对文物的高效、精准识别与分类[21].

具体来看,(1)在文字符号识别方面,李文英[22]提出一种青铜铭文的智能提取方法,基于两阶段特征映射的神经网络模型来提取每个铭文文字的形体特征,通过对比当前相关文字研究成果,以及定性和定量的实验分析,表明该方法可达到较高的识别精度,辅助考古学者快速锁定可能的文字候选,减少人工推测时间,提高了青铜铭文识别的效率和准确性. 刘芳等[23]针对甲骨文拓片的图像特点创建数据集,通过优化掩膜循环卷积神经网络(Mask R-CNN)算法,提高了甲骨文字分类的准确性. Horn 等[24]通过基于区域卷积神经网络(Faster-RCNN)的方法生成的数据来定位和分类岩画图像,再基于标注了不同参数生成的边界框输入图像训练的多个模型,改善了 3D 岩画内容的可视化效果. (2)在石器和陶器研究方面,张静[25]提出一种基于多视觉特征融合的古陶瓷断代方法,利用古陶瓷图像数据,建立起视觉特征量与古陶瓷断代鉴定的映射关系. Grilli 等[26]开发了基于陶瓷碎片形状、装饰特征两种互补的机器学习应用系统来识别考古陶器,提出陶器图像识别方法,采用新颖的神经网络架构处理陶片轮廓,并结合标准图像识别方法分析纹饰特征,有效优化了传统依赖人工的耗时流程. Anglisano 等[27]利用黏土、陶器、陶砖的化学成分,结合机器学习监督分类方法,对其他信息(形状、纹饰、材质)未知的陶片进行分类,辅助考古学家进行分类和归档. 黄希等[28]通过机器学习的数据挖掘和模式识别功能,使用经 X 射线荧光能谱仪(P-XRF)检测的安阳

殷墟花园庄 M54 青铜器成分数据进行关联规则挖掘、聚类、预测处理,快速识别出可解释的规律、模式和信息,促进机器学习在考古学研究中的推广与应用. Emmitt 等[29]利用机器学习模型对考古遗址中存在的大量石器碎屑进行快速、客观地分类,并确定它们的行为意义,该方法对于系统评估由多种加工方式形成的大型考古器物组合提供了新的技术选择. (3)在遗址建筑识别分类方面,Eleonora 等[30]提出了一种基于纹理和三维几何特征的自动化分类方法,对考古和建筑遗产的数据(如点云或多边形网格模型)采用监督或无监督的机器学习策略进行自动分割和分类,可精确提供待修复损伤区域的量化数据,有效服务于文物修复与记录工作. Altaweel[31]利用深度学习开发了一种对光学无人机图像进行自动考古特征检测的应用程序,经过训练的数据能够辅助识别及分类废墟结构,如墓葬、暴露的建筑遗址和其他处于某种退化状态的遗存表面特征. (4)在动植物考古应用方面,易智星[32]提出利用深度学习方法对人猿牙齿进行属种判别和智能分类,该方法结合新定义的指标——釉质与齿质的厚度比,对人猿的牙齿的二维 EDJ 卡片数据进行卷积神经网络(CNN)模型训练,判断待测人猿牙齿样本的属种并进行分类,进而探索人猿超科成员的起源、演化与扩散. Berganzo-Besga 等[33]提出了一种自动检测和分类多细胞植硅体的算法,通过多种图像增强技术和 CNN 模型对植硅体样本进行处理,实现高精度自动分类.

综上,AI 技术在文物识别领域取得了显著进展,针对文物图像、文本、三维模型等各种数据类型,面向考古古文字、陶器、古建筑、考古标本等研究对象,通过计算机视觉和机器学习方法,实现了对文物的高效识别与分类,提升文物识别效率. 然而,该技术仍面临模型泛化性不足、对残缺文物识别效果较差等挑战,且深度学习模型的“黑箱”特性限制了考古学者的信任度. 未来需加强跨学科协作,构建高质量标注数据集,优化小样本学习能力,并开发可解释性强、适应田野环境的人机协同系统,以实现技术与考古实践的深度融合.

1.3 考古遗址预测与智能探测

考古遗址预测与智能探测有助于揭示人类活动的时空分布规律,为理解古代社会、经济和文化发展提供关键线索. 同时通过预测潜在的遗址位置,可以更高效地规划考古调查和发掘工作,避免因盲目开发或工程建设造成的不可逆破坏,从而保护珍贵的历史文化遗产. 随着遥感、地理信息系统(GIS)和空间大数据的发展,考古学界积累了海量环境与人文地理数据,但如何从中提取有效特征并构建高精度的预测模型仍面临挑战. 传统的遗址预测及探测方法依赖专家的经验和直觉,缺乏系统性的数据分析,且难以处理复杂的地理、历史和环境数据. 此外,遗址的空间分布规律和历史演变轨迹较为复杂,传统的预测方法无法充分揭示其潜在规律,导致遗址位置的预测精度较低. 目前 AI 通过先进的机器学习算法对大量的考古数据进行深入分析,通过揭示不同时期遗址分布的模式以及遗址与环境因子之间的关系实现对未发现遗址位置的精确预测,并通过多维度数据分析揭示遗址间的空间分布规律和历史演变轨迹. AI 在考古遗址预测及探测领域的应用,已成为国内外考古学研究中的一项重要进展.

考古遗址的发现手段正经历从人工调查向智能感知的范式转型. 根据技术路径的不同,可分为基于地理统计的遗址预测与基于计算机视觉的遗址探测. 遗址预测建模的核心在于利用机器学习挖掘遗址分布与环境背景的深层关联. 遗址自动识别与探测的研究重点转向利用深度学习对传感器获取的物理特征进行自动提取. 具体来看,(1)在聚落与大型遗址预测方面,Stott 等[34]利用机器学习的方法,结合遗址特征的几何特性和机载 LiDAR 数据,成功预测了丹麦维京时代圆形堡垒遗址,该方法适用于全球各地有数字地形模型的地区,可用于搜索文化遗产地、地貌特征和陨石坑. Hansen 等[35]利用随机森林机器学习方法建立预测概率模型,在格伦峡谷国家休闲区成功发现了新的遗址点. 张海等[36]利用第三次全国文物普查数据、DEM 数据和多光谱遥感数据,构建考古遗址预测模型,对陇东黄土高原地区的遗址进行预测,取得了较好的应用效果. Castiello 等[37]提出基于决策树的随机森林集成学习方法为瑞士苏黎世州进行考古预测建模,制作罗马遗址预测的概率图,评估并排序各类地理环境因素对罗马遗址预测的影响权重,不仅凸显了运用量化方法解决紧迫问题的必要性,也为评估研究偏差和区位选择的影响提供了新依据. DS Davis 等[38]基于激光雷达(LiDAR)、合成孔径雷达(SAR)、多光谱等数据,利用深度学习算法与随机森林分析模型在南卡罗来纳州检测了贝壳环沉积物并确定其地理范围,同时在美国东南部发现了多处距今 3 000~5 000 年前的美洲原住民生存遗迹,这些遗迹的发现有助于进一步了解美国原住民的社会经济结构. 李林芝等[39]将随机森林预测模型与襄阳地区新石器时代遗址位置的空间分布特征相匹配,构建了考

古遗址预测模型,对考古遗址变量(海拔、坡度和微地貌等)的重要性进行排序,得到的考古遗址预测随机森林模型具有较好的稳定性和预测能力,为考古遗址预测提供了新的研究方法. (2)在遗址调查与保护方面,杨树[40]借助深度学习算法解读位于河西走廊的汉长城敦煌段的遥感影像,获得系统、完整的识别结果,为汉长城的遗址调查提供新的技术方法与思路. 殷运童等[41]引入自适应惯性权重和非对称学习因子改进传统粒子群算法,构建一种面向土遗址锚固力智能化预测的新型粒子群优化 BP 神经网络模型,获得了锚固力最大化和钻孔体积最小化的最优设计方案,为土遗址加固保护的智能化发展提供技术支撑和理论参考. (3)在特殊遗址智能探测方面,Nayak 等[42]提出能自动识别潜在考古遗址位置的算法,利用自主水下航行器获取的侧扫声呐数据以及 CNN 技术,在马耳他海峡成功识别出部分考古遗址,为水下考古遗址的智能搜索提供了新的思路和方法. Bonhage 等[43]基于激光雷达数据生成的数字高程模型(DEM)、地形图,引入改进的 Mask R-CNN、自适应梯度法和动态学习率界限优化等技术,用于在北德低地区域自动预测炭炉考古遗址以及其他感兴趣的遗址.

总体而言,AI 在考古遗址预测与智能探测领域的研究已取得显著进展,主要是基于机器学习和深度学习的多源数据融合分析,实现了遗址空间分布模式识别、环境因子关联建模及潜在遗址概率预测,显著提升了考古调查的效率和精度. 当前研究呈现多算法优化、跨尺度应用及自动化检测的发展趋势. 然而,仍存在数据依赖性高、模型泛化能力不足、复杂环境预测精度有限及考古学解释与算法输出脱节等关键问题. 未来需加强轻量化模型开发、跨区域验证及人机协同解释机制研究,以推动该领域的理论创新和方法突破.

1.4 考古数字化重建

考古数字化重建是对不同尺度考古遗存的虚拟再现,通过对零散考古数据的融合、残缺数据的数字修复、三维建模、可视化等,实现考古遗存的数字化记录和保护,有助于突破传统考古的时空限制,为学术研究提供可量化分析的数据支撑,同时通过虚拟复原和动态模拟再现遗址原貌,辅助保护决策、预演修复方案. 目前大量文物碎片难以实现精准匹配,遗址的原始形态推演缺乏系统性数据支撑,制约了考古研究的客观性与可重复性. 传统的修复方法通常依赖手工操作,且存在主观性强、效率低下、物理干预风险高的问题. 此外,遗址和文物的修复过程中常常面临信息缺失或损毁,传统方法难以处理大规模、多维度的数据,影响了修复工作的效率与精度,因此对于复杂的遗址与文物,如何精准还原其历史形态,既保证其历史真实性又避免人为修复带来的偏差,成为当代考古学中的重大挑战. 目前 AI 技术通过深度学习算法、虚拟现实、增强现实、图像处理与数字孪生技术相结合能够对考古遗址的残存结构、遗物分布以及历史文献中的信息进行深入分析,进而构建出高度精确的三维虚拟模型[44-45].

具体来看,(1)在文物碎片拼接重组方面,刘晓宁等[46]提出了一种基于改进加速稳健特征(SURF)描述符和杰卡德距离(Jaccard Distance)的文物碎片拼接方法,通过提取多尺度边缘特征构建低冗余的 SURF 描述符,利用杰卡德距离提升特征匹配效率,通过迭代最近点(ICP)算法实现高精度拼接,有效缓解了因碎片缺失导致的拼接错位问题. 耿国华等[47]提出一种基于断裂面几何特征的破损文物碎片自动拼接算法,通过曲率特征点优化和特征描述符构建实现文物碎片高效匹配,结合随机抽样一致性(RANSAC)剔除误匹配,最后采用奇异值分解(SVD)和改进 ICP 完成精确对齐,与传统的拼接算法相比特征点选取少,特征描述符简单,鲁棒性强,有效提高了碎片拼接的准确性和效率. (2)在遗址与建筑虚拟重建方面,Bennoui-Ladraa 等[48]利用在 Tipasa 遗址发现的大理石雕像碎片和赫拉克勒斯雕像进行比较研究,创建了碎片的 3D 模型并推断出原始雕像高度,推测并还原了神庙壁龛的相关参数,构建一个中型、科林斯式、四柱式的意大利式神庙的复原模型. Nogales 等[49]利用生成对抗神经网络(GANs)及考古遗迹的关键特征数据,对希腊神庙遗址的人工景观图像进行虚拟修复. 王识衡[50]利用高分辨率的水下图像,结合多视图立体视觉算法中的集成多视图立体匹配与稀疏点云重建(CMVS-PMVS)算法完成水下考古目标的三维模型重建,为研究人员提供直观的观察方式. Haibt[51]利用 3D 摄影测量技术与游戏引擎中的 Nanite 渲染和流式虚拟纹理技术开发了乌鲁克-瓦尔卡遗址数字孪生平台,是将数字孪生范式应用于考古遗址的典例. de Kleijn 等[52]利用 3D 建模和数字孪生技术构建一个实体和虚拟的在线博物馆展览,以艺术视角,结合互动博物馆故事讲述,实现文化遗产的可视化和考古景观变化的体验. (3)在器物与艺术品三维重建方面,刘建国团队[53]利用多视角影像三维建模技术,重建了彩绘陶篮盖高质量三维模型及数字正射影像图

(DOM)、DEM、数字线划图(DLG)等数字成果,用于数字存档和绘图所需. 王莎等[54]利用三维 CNN,在保留绘画和书法的原始纹理和颜色的同时,完全去除了霉菌信息,成功修复书画类文物. (4)在古代生产技术与行为过程模拟方面,于鹏[55]基于考古遗址数据与行为规则,利用 Unity3D 和空间分析方法实现了古人行为的动态模拟与时空分析,为虚拟考古场景重建提供了技术框架,验证了遗存特征与行为映射模型的可行性. Sánchez-Martínez 等[56]结合摄影测量、三维建模和 Blender 动画软件,对史前石器工具制作过程进行虚拟重建并可视化,取得了较好的应用效果. (5)在考古文化的传播交流信息建模方面,随着现代数字考古及相关技术的发展,数字化重建的对象从物质实体延伸至抽象的社会关系. 孙慧琴[57]提出了以节点和链接为底层架构的考古学网络分析方法,用于古代人群交流、技术传播、等级分化等重大考古学议题研究. Yang 等[58]构建了以不同时期的遗址为节点,以遗址间最小成本路径为链接的复杂网络模型,探讨了环太湖地区新石器时期考古文化的特征和演化规律. 这些基于定量的空间分析方法,实质上是对古代社会组织结构的信息形态重建,为理解遗址分布背后的深层动力提供了数字化支撑.

诸如 SURF、ICP、RANSAC 以及 CMVS-PMVS 等经典技术是实现遗址与文物数字化的重要基石. 然而,它们属于基于几何模型或统计学的传统计算机图形学算法,通过严密的数学推理进行几何配准与点云生成,本身并不具备数据驱动的特征,也不涉及机器学习机制. 随着 AI 技术的引入,数字化重建才实现了从几何计算向智能生成的跨越. 总体而言,当前 AI 技术在考古修复与遗址还原领域取得显著进展,通过三维建模、数字孪生等数字化技术,实现了文物碎片的智能匹配、遗址结构的高精度重建及历史场景的动态可视化,显著提升了修复效率和客观性. 考古数字化重建不仅是研究成果的视觉呈现,也可通过合成数据驱动反向赋能于智能识别模型. 由于考古实物样本往往稀缺且获取成本高,导致深度学习模型易出现过拟合. 通过高精度的三维重建技术,研究者可以构建文物的数字孪生体,并利用计算机图形学技术在虚拟空间中模拟不同的光照、纹理变化、遮挡角度及人为损坏程度,从而生成海量的合成训练样本. 例如,利用完整陶器的 3D 模型,在虚拟环境中进行无数次的虚拟破碎和视角渲染,生成海量合成数据以满足深度神经网络的训练需求,有效克服了真实田野残片样本稀缺的问题[59]. 针对甲骨文这种极易受到拓片质量和风化影响的早期符号,利用空间几何变换生成包含 12.8 万张样本的合成数据集用于模型训练,大幅提升了模型对复杂多变字形的识别精度[60]. 未来,随着算力提升和数据积累,智能考古修复将成为文化遗产保护的核心手段之一;正在兴起的网络分析方法为重建多维度、不同层级的古代社会关系、发现湮没的历史信息等提供了新的研究方向和突破点. 研究趋势呈现多技术融合和跨学科协作,注重数据驱动的系统性还原与沉浸式体验. 然而,技术仍需与考古学理论结合,避免“过度数字化”导致历史真实性的偏差.

2 讨论

AI 技术正推动考古学与文化遗产研究迈向智能化新阶段,其技术融合呈现出系统性革新特征:在基础研究层面,构建了从微观文物特征识别到宏观遗址分布预测的完整认知体系,通过机器学习对多源异构考古数据的深度挖掘,实现了物质文化遗产从个体到空间格局的多尺度解析;在方法创新层面,形成了“数据采集—智能处理—知识发现—虚拟再现”的全链条技术体系,显著提升了考古研究的精确性与解释力;在应用拓展层面,通过数字孪生、智能检索等技术的集成应用,不仅重构了文化遗产的数字化生存形态,更搭建起连接古今的智能化研究平台. 这种技术融合贯穿考古过程的信息感知、分析认知和研究决策,使传统依赖于经验判断的研究方式逐步转向数据驱动、模型支持的定量化研究路径,为文化遗产的认知、保护与传播提供了全新的技术范式.

然而,AI 在逐步革新传统考古研究方法的同时也存在一定局限性. (1)考古数据碎片化以及样本量不足导致了 AI 模型泛化能力受限,进而可能会导致文化符号的深层语义信息未被完整解读,影响考古学研究的系统性和准确性. (2)多模态考古数据在类型、信息维度、格式、语义表征方式等方面的差异导致数据预处理工作量的增加,也影响了 AI 模型的通用性与可移植性. (3)面向多模态考古数据整合的跨平台、跨遗址分析系统不仅降低了多模态数据的协同分析效率,更可能造成关键文化信息的关联缺失,进而影响对考古现象的系统性认知和 AI 模型的训练效果. (4)当前考古数据的公开与共享受到严格限制,导致大量数据无法用于 AI 模型的训练,限制了数据的利用率,进而影响了考古多源异构数据整合与知识图谱构建的完备性和可靠性. (5)AI 预测技术处理高精度地理数据和训练复杂 AI 模型需要大量计算资源,可能

限制其在考古工作中的应用效果. (6)AI 缺乏对考古工作特定文化背景的深入理解或者存在过度解读的情况,导致考古特征识别、遗址预测或者数据库检索结果与实际情况不符,仍需人工复核以降低误判风险. (7)AI 赋能考古需强化伦理治理与算法安全,针对语义解析局限与黑箱困境,应发展可解释人工智能(XAI)以增强学术互信;针对数据偏差导致的文化偏见,须建立溯源与实证机制;针对考古资源属性,应构建分级授权与脱敏体系,确保文化主权与数据安全.

3 展望

基于以上的讨论,本文认为随着 AI 技术的加速演进及其与考古学的深度结合,AI 将在考古研究中展现更为广泛而深刻的赋能潜力,但是 AI 技术应用于考古研究依旧任重道远. 例如,整合考古多源数据资源与构建文化遗产知识图谱在方便考古工作者管理数据与检索的同时,其动态更新与自适应扩展机制具有一定的局限,未来需要高质量标注数据集以及 AI 技术与研究对象深度结合. 未来随着技术普及与跨区域整合,通过 AI 驱动的语义关联与知识图谱构建,实现碎片信息的系统化、隐性知识的显性化,构建具备 4V 特性的考古大数据,形成可计算、可演化、可共享的考古智能数据基座. 甲骨文、青铜铭文等识别及分类研究在文字残缺严重或漫漶等情境下,识别算法或 AI 模型的性能有待提升;植物微体化石(如多细胞植硅体)分类目前已实现自动分类,但是仍旧存在数据量不足的问题,未来应持续完善植物遗存属种数据库并纳入其形态类型的训练数据集,将使研究者摆脱基础鉴定工作,聚焦考古学意义的问题阐释与深度数据分析;当前遗存数字化重建工作,依赖考古遗迹的关键特征数据、遥感影像进行重建仍存在元素缺失问题,未来将分割图像添加到训练数据集可以获得更好的结果;随着考古大数据和知识图谱的不断完善,网络分析方法将在多层级古代社会的互动关系研究中发挥更大的作用.

未来结合机器学习、自然语言处理等 AI 技术对多源异构考古数据进行深度挖掘,不仅能够显著提升文物识别效率与遗址预测精度,还将进一步推动考古大数据与知识图谱的精细化构建,实现文化遗产的数字化生存形态重构. AI 在考古研究领域的应用正逐步呈现出智能感知与实地考古工作的深度协同、生成式 AI 在文化重构中的广泛应用、跨文化考古知识图谱的系统构建、考古伦理与算法治理的协同推进等重要发展趋势. AI 也正由传统意义上的分析工具,发展为具备自主发现与认知能力的研究助手,在保障历史真实性、文化敏感性、模型的可解释性、文化语义的深层解读能力以及数据伦理与算法治理问题的前提下,推动构建可解释、可信赖、可复核的智能考古体系,将成为实现考古学数字化、全球化与认知化转型的关键路径. 同时,未来考古学在 AI 赋能的研究过程中可进一步延伸至冶金考古、美术考古及音乐考古等专门化研究领域,并在特定研究场景中展现出更为显著的应用效能.

4 结论

本文系统探讨了 AI 技术赋能考古学研究的核心领域、关键技术、应用成效、现存挑战及未来方向. 目前 AI 正深刻推动考古学从经验驱动向数据驱动与知识赋能的范式转型,在考古多源异构数据整合、多源文物智能识别、遗址预测与数字化重建等方面展现出强大的技术潜力. AI 不仅提高了考古研究的精准性、科学性与可解释性,也为文化遗产的保护、阐释与传播提供了全新的技术支撑. 然而,其在数据质量、模型泛化能力、文化语义理解及伦理治理等方面仍面临现实挑战. 未来,随着高质量数据集的完善、算法可解释性的提升以及考古理论与 AI 技术的深度融合,AI 将不再仅仅是辅助分析工具,而将成为考古研究生态中具有认知协同能力的重要组成部分. 考古也将有望实现更深层次的数字化、全球化与认知化转型,构建起一个数据互通、知识互联、智能协同的智能考古体系.

[参考文献]

[1] 韩建业. 中国特色考古学的主要内容[J]. 考古,2021(4):3-8,2.

[2] 陈胜前. 建设新时代中国考古学理论体系[J]. 社会科学文摘,2021(12):49-51.

[3] Haenlein M,Kaplan A. A brief history of artificial intelligence:On the past,present,and future of artificial intelligence[J]. California Management Review,2019,61(4):5-14.

[4] 李晓理,张博,王康,等. 人工智能的发展及应用[J]. 北京工业大学学报,2020,46(6):583-590.
[5] 张熙,杨小汕,徐常胜. Chat GPT 及生成式人工智能现状及未来发展方向[J]. 中国科学基金,2023,37(5):743-750.
[6] 李鹏. 梁思永与中国田野考古学[J]. 天津大学学报(社会科学版),2023,25(3):270-276.
[7] Goodfellow I,Bengio Y,Courville A,et al. Deep learning[M]. Cambridge:MIT Press,2016.
[8] Reichstein M,Camps-Valls G,Stevens B,et al. Deep learning and process understanding for data-driven Earth system science[J]. Nature,2019,566(7743):195-204.
[9] Bickler S H. Machine learning arrives in archaeology[J]. Advances in Archaeological Practice,2021,9(2):186-191.
[10] 田玲,张谨川,张晋豪,等. 知识图谱综述:表示、构建、推理与知识超图理论[J]. 计算机应用,2021,41(8):2161-2186.
[11] 程香丽. 基于知识图谱的文物问答系统研究[D]. 太原:中北大学,2021.
[12] Mohamed H A,Vascon S,Hibraj F,et al. Geolocation of cultural heritage using multi-view knowledge graph embedding[C]// International Conference on Pattern Recognition. Cham:Springer Nature Switzerland,2022:142-154.
[13] 李琳. 基于知识图谱的文物数字化系统构建研究[D]. 北京:北京交通大学,2022.
[14] 张云中. 面向数字人文研究的三星堆古城祭祀图谱构建与场景应用[J]. 图书馆杂志,2024,43(2):73-83.
[15] 西藏大学,西藏民族大学. 一种西藏考古知识图谱的构建方法及系统:CN202410123937.1[P]. 2024-06-04.
[16] 宋振英,卢焕达,李天杰,等. 基于多模态知识图谱的河姆渡文化资源库系统设计与实现[J]. 现代电子技术,2025,48(2):143-147.
[17] Brandsen A,Koole M. Labelling the past:data set creation and multi-label classification of Dutch archaeological excavation reports[J]. Language Resources and Evaluation,2022,56(2):543-572.
[18] 高劲松,韩牧哲. 考古发掘资料图数据库的语义关联构建研究[J]. 图书情报工作,2021,65(9):105-116.
[19] 李永卉,刘沁芃,卢章平. 基于知识图谱的南朝陵墓石刻信息资源开发研究[J]. 图书馆杂志,2023,42(9):86-93,129-135.
[20] 朱威,张蒙,吕志才,等. 遗址考古全流程信息化管理与平台构建研究与应用[J]. 城市勘测,2025(1):124-128.
[21] Mnasri Z,D'Andrea A. Automatic inventory of archaeological artifacts based on object detection and classification using deep and transfer learning[J]. Digital Applications in Archaeology and Cultural Heritage,2025:e00458.
[22] 李文英,曹斌,曹春水,等. 一种基于深度学习的青铜器铭文识别方法[J]. 自动化学报,2018,44(11):2023-2030.
[23] 刘芳,李华飙,马晋,等. 基于 Mask R-CNN 的甲骨文拓片的自动检测与识别研究[J]. 数据分析与知识发现,2021,5(12):88-97.
[24] Horn C,Ivarsson O,Lindhé C,et al. Artificial intelligence,3D documentation,and rock art—approaching and reflecting on the automation of identification and classification of rock art images[J]. Journal of Archaeological Method and Theory,2022,29(1):188-213.
[25] 张静. 基于多视觉特征融合的古陶瓷断代方法研究及系统实现[D]. 西安:陕西科技大学,2021.
[26] Gualandi M L,Gattiglia G,Anichini F. An open system for collection and automatic recognition of pottery through neural network algorithms[J]. Heritage,2021,4(1):140-159.
[27] Anglisano A,Gasas L,Queralt I,et al. Supervised Machine Learning Algorithms to Predict Provenance of Archaeological Pottery Fragments[J]. Sustainability,2022,14(18):11214.
[28] 黄希,杨清越,何毓灵. 基于机器学习的殷墟花园庄 M54 青铜器 p-XRF 成分数据再思考[J]. 殷都学刊,2023,44(3):76-84.
[29] Emmitt J,Masoud-Ansari s,Phillipps R,et al. Machine learning for stone artifact identification:Distinguishing worked stone artifacts from natural clasts using deep neural networks[J]. PLoS One,2022,17(8):e0271582-e0271582.
[30] Grilli E,Remondino F. Classification of 3D digital heritage[J]. Remote sensing,2019,11(7):847.
[31] Altaweel M,Khelifi A,Li Z,et al. Automated archaeological feature detection using deep learning on optical UAV imagery:Preliminary results[J]. Remote Sensing,2022,14(3):553-553.
[32] 易智星. 人猿超科牙齿的分类方法研究[D]. 北京:中国地质大学,2021.
[33] Iban B,H O A,Felipe L,et al. Automated detection and classification of multi-cell Phytoliths using Deep Learning-Based Algorithms[J]. Journal of Archaeological Science,2022,148.
[34] Stott D,Kristiansen S M,Sindbæk S M. Searching for Viking Age fortresses with automatic landscape classification and feature detection[J]. Remote Sensing,2019,11(16):1881.
[35] Hansen J,Nebel M. Prioritizing archaeological inventory and protection with predictive probability models at glen canyon national recreation area,USA[J]. Kiva,2020,86(1):1-23.

[36] 张海,徐艺菁,周静. 陇东先秦遗址多光谱遥感与遗址预测模型研究[J]. 遥感学报,2021,25(12):2396-2408.
[37] Castiello M E,Tonini M. An explorative application of random forest algorithm for archaeological predictive modeling. A swiss case study[J]. Journal of Computer Applications in Archaeology,2021,4(1):110-125.
[38] Davis D S,Caspari G,Lipo C P,et al. Deep learning reveals extent of Archaic Native American shell-ring building practices [J]. Journal of Archaeological Science,2021,132:105433.
[39] Li L Z,Chen X Y,Sun D L,et al. A prediction model for Xiangyang Neolithic sites based on a random forest algorithm[J]. Open Geosciences,2023,15(1):20220467.
[40] 杨树. 汉长城遗址遥感信息智能提取方法研究:以敦煌段为例[D]. 北京:中国科学院大学,2023.
[41] 殷运童,马剑,白镇滔,等. 基于改进 PSO-BP 神经网络的土遗址锚固力智能化预测研究[J/OL]. 力学学报,1-17 [2025-03-06].
[42] Nayak N,Nara M,Gambin T,et al. Machine learning techniques for AUV side-scan sonar data feature extraction as applied to intelligent search for underwater archaeological sites[C]//Field and Service Robotics:Results of the 12th International Conference. Singapore:Springer Singapore,2021:219-233.
[43] Bonhage A,Eltaher M,Raab T,et al. A modified Mask region-based convolutional neural network approach for the automated detection of archaeological sites on high-resolution light detection and ranging-derived digital elevation models in the North German Lowland[J]. Archaeological Prospection,2021,28(2):177-186.
[44] 杨锁荣,杨洪朝,申富饶,等. 面向深度学习的图像数据增强综述[J/OL]. 软件学报,2025(3):1390-1412[2025-03-03].
[45] Wang L K,Wang Z,Kendall P,et al. Digital-twin deep dynamic camera position optimisation for the V-STARS photogrammetry system based on 3D reconstruction[J]. International Journal of Production Research,2024,62(11):3932-3951.
[46] 刘晓宁,狄宏璋,杨稳,等. 基于 SURF 特征描述符和杰卡德距离的文物碎片拼接[J]. 光学精密工程,2020,28(4):963-972.
[47] 耿国华,张鹏飞,刘雨萌,等. 基于断裂面邻域特征的文物碎片拼接[J]. 光学精密工程,2021,29(5):1169-1179.
[48] Bennoui-Ladraa B,Chennaoui Y,Ainouche H. The virtual archaeology and interpretative process:Case study of the virtual reconstitution of a Hercules marble statue from the nameless temple of Tipasa[J]. Digital Applications in Archaeology and Cultural Heritage,2020,19:e00163.
[49] Nogales A,Delgado-Martos E,Melchor A,et al. ARQGAN:An evaluation of generative adversarial network approaches for automatic virtual inpainting restoration of Greek temples[J]. Expert Systems with Applications,2021,180:115092.
[50] 王识衡. 基于立体视觉的水下考古目标三维重建[D]. 哈尔滨:哈尔滨工程大学,2023.
[51] Haibt M. End-to-end digital twin creation of the archaeological landscape in Uruk-Warka(Iraq)[J]. International Journal of Digital Earth,2024,17(1):2324964.
[52] de Kleijn M,Clevis K,González J G,et al. Art and archaeology in an interactive time-traveling online and museum experience. A case study on the Via Appia Antica[J]. Digital Applications in Archaeology and Cultural Heritage,2024,33:e00342.
[53] 刘建国. 可移动文物的多视角影像三维重建[J]. 考古,2016(12):97-103.
[54] Wang S,Cen Y,Qu L,et al. Virtual restoration of ancient mold-damaged painting based on 3D convolutional neural network for hyperspectral image[J]. Remote Sensing,2024,16(16):2882.
[55] 于鹏. 面向考古遗址场景重建的遗存地理特征-古人行为映射方法研究[D]. 南京:南京师范大学,2021.
[56] Martínez S J,Calmet K,Moreno M J,et al. Virtual reconstruction of stone tool refittings by using 3D modelling and the Blender Engine:The application of the "ReViBE" protocol to the archaeological record. [J]. PLoS One,2024,19(8):e0309611.
[57] 孙慧琴. 度量关系的新方法:考古学中的网络分析[J]. 东南文化,2021(1):44-54.
[58] Yang L,Li H,Zhang S W,et al. Cultural evolution of Neolithic archaeology in the Taihu Lake region of China based on complex network model[J]. NPJ Heritage Science,2025,13(1):117-117.
[59] Pinho M F C,Mota G L A,Da Costa G A O P. A deep learning approach to assist in pottery reconstruction from its sherds[J]. Heritage,2025,8(5):167.
[60] Fu X,Yang Z,Zeng Z,et al. Improvement of oracle bone inscription recognition accuracy:A deep learning perspective[J]. ISPRS International Journal of Geo-Information,2022,11(1):45.

[责任编辑:陆炳新]