

# 人工智能在遥感考古遗址勘查中的应用

姓名：苏宇欣 专业：生态学 学号：24210700099

**摘要：**本文综述了人工智能技术在遥感考古遗址勘查中的应用及其潜力。文章首先回顾了遥感考古的发展历程，介绍了光谱传感器、光波技术和雷达波技术等主流遥感技术在考古遗址勘查中的应用。随后，探讨了人工智能如何通过聚类分析和卷积神经网络等方法自动提取遗址，赋能遥感考古。文章指出了当前人工智能和遥感考古结合面临的挑战，包括遗址检测准确率问题和伦理问题，并对未来发展方向进行了展望。最后，文章结合中国遗址现状，讨论了人工智能和遥感技术在土遗址勘查中的应用前景。本文强调，人工智能与遥感技术的结合将极大提升考古遗址勘查的效率，为全球文化遗产的发现、保护提供新动能。

**关键词：**遗址勘查，遥感考古，人工智能

## 引言

考古学是一门与历史相关的科学，考古学家通过探索自然环境，研究艺术纪念品或是钱币、器皿、工具等人类劳动产品以及挖掘包括土墩、墓穴在内的各类遗迹探究历史时期人类的活动<sup>[1]</sup>。徒步考古调查是最常见的考古遗址探测方法之一。大部分情况下，考古学家翻阅历史地图，研习历史文献判断考古遗址所在区域并通过步行调查进一步验证。但也有不少考古遗址的发掘具有偶然性，例如，2023 年度全国十大考古新发现之一的山东沂水跋山遗址群，其遗址便是因为水库泄洪冲刷河道得以重见天日<sup>[2]</sup>。

然而，传统的考古遗址勘查方法有诸多弊端。传统外业观测手段勘探成本高，效率低，需要消耗大量人力物力，且调查周期较长。其次，部分考古遗址具有地域特殊性，国内如丝绸之路的重要遗产点，玉门关-阳关两关地区，大部分遗址位于河西走廊戈壁、沙漠、沼泽密布的区域；国外如玛雅古迹，隐匿于美洲大陆的热带雨林中，这类考古遗址景观可见性低，实地勘测难度大。此外，在全球变化的时代大背景下，海平面上升、沙漠化加剧等气候变化导致考古景观加速消失，旅游开发、城镇化发展也都不同程度地对古遗址本体及周边环境构成威胁。为了采取更加高效的方式，勘测位于不同地形地貌的考古遗址，研究人员将遥感技术引入考古学研究，其作用已经逐渐得到认可。随着科技的不断发展，人工智能技术已逐步深入到各行各业，这一新兴技术又将和考古学这一古老学科碰撞出怎样的火花？

本文将首先回顾遥感考古的发展历史，并简要介绍当前遥感考古主流技术；而后探讨人工智能技术如何进一步赋能遥感考古；最后，本文将指出当前人工智能和遥感考古结合面临的挑战并初步展望领域的未来发展，并结合中国遗址情况做进一步思考。

## 一、 遥感技术在遗址勘查中的应用

遥感考古技术是指利用地面植被的生长与分布规律、土壤类型、微地貌特征等物理属性及其与电磁波波谱特征、遥感影像特征之间的相互关系，运用摄影机、传感器、雷达等设备，从不同遥感平台上获取有关考古遗址的电磁波数据或图像等信息，从而确定考古遗址的位置、形状、分布、构成等属性<sup>[3]</sup>。1891 年，英国上尉 C.F.Close 利用气球上搭载的相机拍摄了印度阿格拉附近的古代废墟，这是遥感考古历史上的第一次尝试。一战、二战期间航空遥感快速发展，拍摄的大量航空影像成为了考古学家绘制全球各地考古遗迹、解译考古景观的珍贵资料<sup>[4][5]</sup>。1972 年，Landsat 1 卫星成功发射，遥感卫星领域进入地球观测卫星时代，海量的遥感数据广泛应用于遗址探测、景观变迁等考古学的多个领域<sup>[6]</sup>，遥感考古逐渐成为考古学研究的主要技术手段之一。

目前，研究人员主要利用遥感技术中的光谱传感器技术、光波技术和雷达波技术获取地面信息，展开遗址勘查工作。以 Landsat 为代表的系列卫星上搭载了多/高光谱传感器，传感器从平台发射和接收电磁波辐射，捕捉地表物体在不同波段的反射特性，得到区域的光谱数据集。因为数据覆盖范围广且光谱范围大，光谱类数据广泛应用于大尺度、大范围的遗址勘查工作。FOWLER 分别运用了三种不同分辨率的卫星遥感图像产品对英国威尔特郡 Figsbury Ring 展开研究，最终在 KVR-1000 图像中发现了之前未被记录的堤岸和沟渠<sup>[7]</sup>。在我国第三次文物普查时，考古研究人员将高分辨率遥感图像和野外考察结合，在新疆维吾尔自治区发现了数百座古墓葬。然而，光谱类数据往往存在精度不够的问题。

光探测与测距（Light Detection and Ranging, LiDAR）是目前主流的光波技术之一。其工作原理是从无人机等空中平台发射激光脉冲，通过小空间和间隙穿透森林冠层，测量目标与传感器之间的距离，生成高精度三维点云数据集，精度可达厘米级别。Arlen 等人利用 LiDAR 数据勘查了密林覆盖的 Caracol 区域，还原了玛雅城市中市场、道路、居住区和农田的分布格局<sup>[8]</sup>。近期，研究人员利用

LiDAR 在乌兹别克斯坦境内发现了两处位于超过两千米海拔山地的古城遗址，研究发表于 *Nature*<sup>[9]</sup>。尽管 LiDAR 数据精度高，且能在一定程度上突破遗迹景观可见性带来的调查困难，但面对掩埋于地下的考古遗迹，LiDAR 技术仍有欠缺。而合成孔径雷达技术（Synthetic Aperture Radar, SAR）通过发射微波脉冲，可以生成高分辨率的三维图像，不仅能够监测地表的微小变化，还可以揭示地下的考古特征。McCauley, Schaber 等人利用机载 SAR 数据发现了东撒哈拉沙漠沙下古河道<sup>[10]</sup>；Lu Xinqiao、Guo Huadong 等人利用机载 SIR-C 数据，成功探测到沙下明隋长城<sup>[11]</sup>；近年，我国研究人员基于遗址强散射、高相干的属性开展烽燧遗址预测，在两关遗址区新发现了三处汉代烽燧<sup>[12]</sup>。

## 二、 人工智能如何赋能遥感考古遗址勘查

遥感技术改变了传统考古研究中遗址勘查的模式，大大提升了考古工作的效率，但仍有其局限性。人工智能具有强大的数据处理能力，它的加入为遥感考古增添新动力。目前，人工智能在遥感考古研究中的应用仍处于起步阶段<sup>[3]</sup>，研究人员主要依据考古遗迹的光谱和形态特征，通过聚类分析和卷积神经网络（Convolutional Neural Network, CNN）等技术手段，从遥感图像中自动提取目标遗址。根据光谱原理，反射介质的物理性质和水分差异共同决定了反射率，研究人员可以通过反射率异常值，获取研究区域的地质变化、植被特征以及考古特征。Riccardo 等人以伊拉克 Navkur 平原（历史上位于美索不达米亚北部）为研究区域，通过无监督分类方法分类兴趣点的红光、近红外和短波红外波段数据，发现了 17 个新考古遗址区域<sup>[13]</sup>。

近年来，深度学习技术高速发展，卷积神经网络在图像分类<sup>[14]</sup>、语义分割<sup>[15]</sup>等方面均表现不俗。和其他技术相比，卷积神经网络准确率高、泛化能力强且模型训练完成后，具有更快的计算速度。不少考古研究人员开始尝试将卷积神经网络技术和具体的遗址勘查工作相结合。Chen 等人以高分二号多光谱图像为遥感数据，以阿尔泰山脉已发现墓葬为训练数据训练卷积神经网络。研究结果表明，尽管模型在检测小型墓葬方面仍有欠缺，但能够准确反映当地墓葬的空间分布，且研究发现了大量新石冢，推动了中亚地区游牧民族的考古研究<sup>[16]</sup>。和上述研究类似，Dylan 等人训练卷积神经网络模型识别美国东南部沿海地区的贝丘遗址，发现了大量没有资料记载的贝丘遗址，且新发现的遗址普遍面积较小，推动了学

界对于古代美洲原住民建造活动及其目的的认知<sup>[17]</sup>。玛雅地区<sup>[18]</sup>、加利西亚地区<sup>[19]</sup>的研究人员也将卷积神经网络技术应用到当地的考古研究中。以卷积神经网络为主要技术方法的研究一般遵循下列步骤：（1）获取研究区域的遥感数据和考古遗址数据并进行预处理；（2）增强遥感及考古遗址数据；（3）模型训练及验证；（4）交叉验证；（5）应用于实际的遗址勘查工作。具体步骤参见图 1。

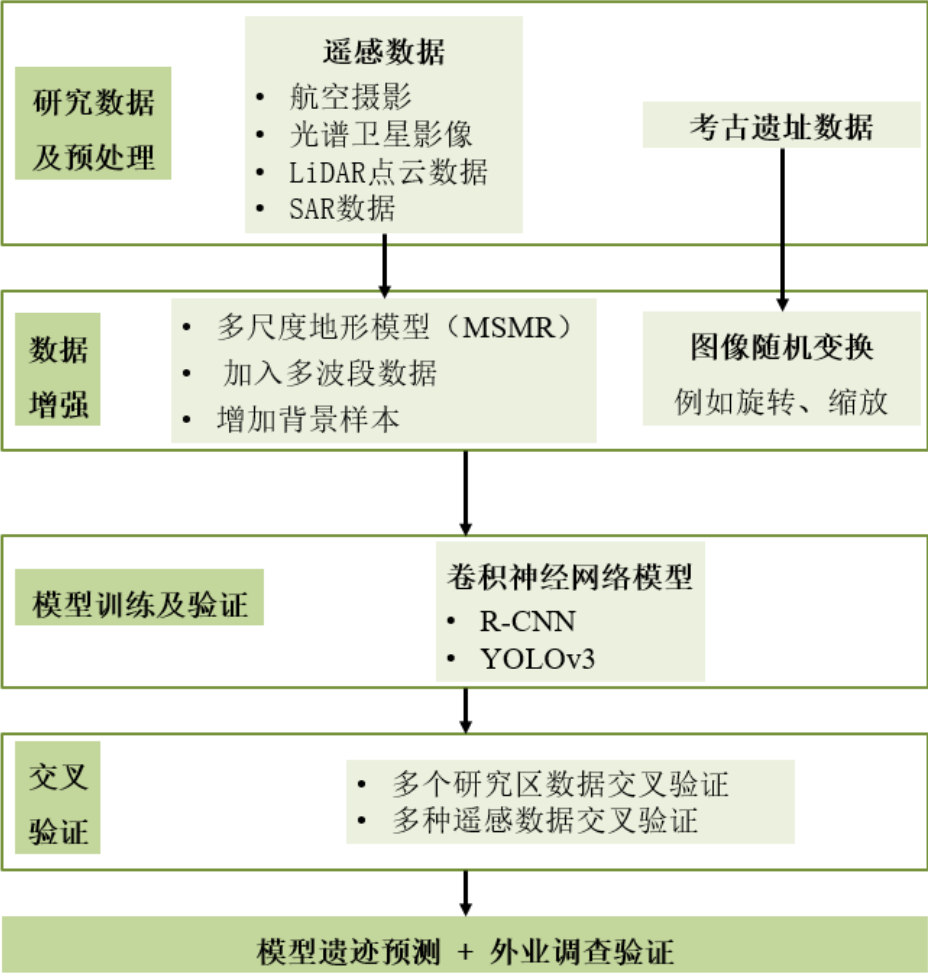


图 1 基于卷积神经网络的遥感考古遗址勘查流程图

### 三、 人工智能+遥感考古：挑战与展望

尽管人工智能技术已经在遥感考古中得到了初步应用，但仍有不少问题亟待解决。首当其冲的便是遗址检测准确率的问题。作为模型的训练数据集，考古遗迹常存在样本量不足的情况；由于考古遗迹建造时往往采用就地取材的方法，如我国两关大遗址研究区内的废弃屯田、烽燧、长城等，遗迹还存在难以和周边环境区分的现象。这些都加大了模型检测的难度。已发表研究中的模型检测准确率大多在 70%左右甚至更低，且存在一定的假阴性问题。现行模型只能大致反应区

域的遗址情况，离精准检测尚有不小差距。未来的研究应当进一步挖掘考古遗址特征，优化算法，充分发挥人工智能技术在遥感考古遗址勘查中的作用。

其次，我们还应关注人工智能和遥感技术可能引发的伦理问题。因为拥有者大多已故，伦理学中惯常讨论的隐私问题和安全问题在考古学中并不适用。但我们仍需警惕高科技手段对地理数据和文化遗址数据隐私及安全的潜在威胁。我们或许可以通过道德化技术的方式，如阿赫特豪斯所强调的“将我们一方的道德分配给技术”来解决这一困境。此外，人工智能和遥感等技术的加入业已开始，未来也将进一步重构考古人员的研究行为。传统的考古研究以文献档案为起点，依赖脚步丈量每一寸土地。而未来的研究则可能始于遥感数据的广阔视野，以人工智能为看不见的手，为我们揭示历史的面貌。技术的突破固然值得庆贺，但我们应当铭记，方法的演进并非为了技术本身，而是为了更精准地捕捉和理解历史时期人类的生活与行为，是为了更好地回答考古学问题，服务于考古学发展。

最后，回到引言部分中提及的全球变化影响这一话题。气候变化和人类活动对考古遗迹的威胁日益加剧，为让遗址勘查工作更有的放矢，我们应明确遗址勘查的优先级，换句话说，我们应明确哪些地区的遗迹更容易受到全球变化影响。人工智能和遥感技术的结合将帮助我们更好地回答这一问题。我们可以参考联合国教科文组织的建议，综合考虑海拔、坡度等地形因素和遗迹本身特征进行评判<sup>[20]</sup>。更进一步地，我们还可以借鉴生态学在探讨生物多样性保护时的做法，通过人工智能技术模拟不同发展情景下土地利用等变化，仿照世界自然保护联盟（IUCN）为濒危物种制定的《红色名录》为全球遗迹划分濒危等级，以更统一的标准，更科学的方法确定遗址勘查的优先级顺序，有效地守护和传承人类文明的宝贵遗产。

#### **四、 人工智能+遥感考古：土遗址勘查**

土遗址是指人类历史上以土为主要材料而建造的具有历史、艺术和科学价值的文化遗产<sup>[21]</sup>。我国是世界上土遗址类型最丰富、分布最广泛的国家之一，东有良渚古城，依长江之畔；南有三星堆遗址，傍蜀水之滨；西有古城、烽燧，立茫茫荒漠；北有长城，雄踞北疆。在公布的第八批全国重点文物保护单位名录中，土遗址有 800 余处，将近占总数（5292）的六分之一。然而，受自然因素和人为干扰的长期影响，土遗址正面临着诸如风化、污染、生物损害等威胁，因此，我

们需要加快土遗址的勘查进程，防患于未然。人工智能和遥感考古的加入或许能为土遗址的勘查工作带来新的动力。

第二节中已经提到，当前的遗址勘查主要应用光谱传感器技术、光波技术和雷达波技术这三类遥感技术。以土为主要建筑材料的土遗址，其自身材质与周围环境高度相似，基于光谱特征的识别和提取工作面临较大挑战。然而，土遗址普遍表现出强烈的散射特性和高相干性，这为土遗址的遥感识别提供了新的视角。因此，结合土遗址的形态特征和信号特征进行识别，成为土遗址勘查的有效途径。光谱传感器技术和光波技术在恢复区域面貌方面具有重要作用，而雷达波技术则能够提供更为全面的信息。除去形态信息，雷达波技术还能生成研究区域像元信号的振幅与强度图。为识别裸露于地表的土遗址，可以构建土遗址形态数据库和土遗址所在区域背景数据库。进一步地，为了勘查那些被沙土覆盖的土遗址，我们还需建立土遗址信号数据库。在后续的土遗址勘查中，研究人员可以根据实际情况，灵活运用 Landsat、LiDAR、SAR 影像或综合运用多模态遥感数据，通过调用数据库中记录的数据，基于土遗址的形态和信号特征，构建卷积神经网络模型或应用分类算法，识别潜在的土遗址。

## 五、 总结

本文从传统考古方法的局限性起笔，从原理、案例两方面入手阐述了光谱传感器技术、光波技术和雷达波技术这三类遥感技术如何突破局限，提高遗址勘查的效率和准确性。进一步地，本文着眼于人工智能技术和遥感考古结合手段在遗址勘查工作中的应用，并初步概括了一般步骤。技术的突破拓展了遗址勘查的方法，却也涌现出遗址检测准确率、伦理问题等一系列新问题。本文最后落脚于土遗址的勘查工作，更为具体地分析了人工智能和遥感考古能够如何应用于实际的遗址勘查工作。人工智能、遥感技术、考古学三个领域的融合不仅是技术的突破，更是对考古学传统研究方法的革新和重构，是一场思维上的变革。希望新技术、新方法的加入能够帮助我们更深刻地理解人类历史，更有效地保护我们共同的文化遗产。

## 参考文献

- [1] Orengo, H.A.; Garcia-Molsosa, A. A brave new world for archaeological survey: Automated machine learning-based potsherd detection using high-resolution drone imagery[J]. *Journal of Archaeological Science*, 2019, 112, 105013.
- [2] 李罡,尹纪亮,刘禄,等.山东沂水跋山遗址发掘记[J].*大众考古*, 2022, 11:19-28.
- [3] Argyrou, Argyro & Agapiou, Athos. A Review of Artificial Intelligence and Remote Sensing for Archaeological[J]. *Remote Sensing*, 2022, 14. 6000. 10.3390/rs14236000.
- [4] Lindbergh C A. The discovery of ruined Maya cities[J]. *Science*, 1929, 70(1817):xii.
- [5] Goodchild R. Roman Tripolitania: reconnaissance in the desert frontier zone[J]. *The geographical journal*, 1950, 115(4/6): 161-171.
- [6] Rost S, Wright D K, Woodson M K. Application of remote sensing technologies in detecting prehistoric canals of the Hohokam Period (a.d. 450–1450) in the Middle Gila River Valley, Arizona[J]. *Archaeological & Anthropological Sciences*, 2015, 1-21.
- [7] Fowler, M.J.F. Satellite remote sensing and archaeology: a comparative study of satellite imagery of the environs of Figsbury Ring, Wiltshire[J]. *Archaeological Prospection*, 2002, 9: 55-69.
- [8] Frachetti, M.D., Berner, J., Liu, X. et al. Large-scale medieval urbanism traced by UAV–lidar in highland Central Asia[J]. *Nature*, 2024, 634: 1118–1124.
- [9] A.F. Chase, D.Z. Chase, C.T. Fisher, et al. Geospatial revolution and remote sensing LiDAR in Mesoamerican archaeology[J]. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 2012, 109 (32): 12916-12921.
- [10] McCauley, J. F., Schaber, G. G., Breed, C. S., et al. Subsurface valleys and geoarchaeology of Eastern Sahara revealed by Shuttle Radar[J]. *Science*, 1982, 218: 1004-1020.
- [11] Lu Xinqiao, Guo Huadong, Shao Yun. Detection of the Great Wall using SIR-C data in North-Western China[C]. *IGARSS 1997*, 1997, 1:50-52.
- [12] 祝晓坤.星载 SAR 两关大遗址考古与边塞防御重建研究[D].中国科学院大学(中国科学院遥感与数字地球研究所),2019.
- [13] Valente, R., Maset, E., & Iamoni, M. Archaeological site identification from open access multispectral imagery: Cloud computing applications in Northern Kurdistan

(Iraq)[J]. *Archaeological Prospection*, 2022, 29(4), 579–595.

[14] A. Krizhevsky, I. Sutskever, G. Hinton. ImageNet classification with deep convolutional neural networks[C]. 25th International Conference on Neural Information Processing Systems, 2012, 1097-1105.

[15] J. Long, E. Shelhamer, T. Darrell. Fully convolutional networks for semantic segmentation[C]. *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2015, 3431-3440.

[16] Fen Chen, Rui Zhou, Tim Van de Voorde, et al. Automatic detection of burial mounds (kurgans) in the Altai Mountains[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2021, 177: 217-237.

[17] Dylan S. Davis, Gino Caspari, Carl P. Lipo, et al. Deep learning reveals extent of Archaic Native American shell-ring building practices[J]. *Journal of Archaeological Science*, 2021, 132, 105433.

[18] Bundzel M, Jaščur M, Kováč M, et al. Semantic Segmentation of Airborne LiDAR Data in Maya Archaeology[J]. *Remote Sensing*, 2020, 12(22):3685.

[19] Berganzo-Besga I, Orengo HA, Lumbreras F, et al. Hybrid MSRM-Based Deep Learning and Multitemporal Sentinel 2-Based Machine Learning Algorithm Detects Near 10k Archaeological Tumuli in North-Western Iberia[J]. *Remote Sensing*, 2021, 13(20):4181.

[20] Bourgeois, J., Gheyle, W., Babin, V., Lukyanenko, V.N., 2007c. The frozen tombs of the Altay Mountains: Strategies and perspectives. UNESCO Workshop. Compilation of the Conference Held in Gorno-Altai, Altai Republic, Russian Federation, 28-31 March 2006, UNESCO / Flanders Funds-in-Trust. Gorno-Altai: Gorno-Altai State University.

[21] 王旭东. 中国干旱环境中土遗址保护关键技术研究新进展[J]. *敦煌研究*, 2008(6):6-12.