

迈向人机协同的生态学知识生产新范式：青藏高原草地植被群系图绘制跨学科方法论透视

顾盼¹, 崔骁勇^{2,3}, 胡容海^{3,4}, 王大洲^{5*}

1. 中国科学院大学, 北京 101408;
2. 中国科学院大学 生命科学学院, 北京 101408;
3. 北京燕山地球关键带国家野外科学研究所, 北京 101408;
4. 中国科学院大学 资源与环境学院, 北京 101408;
5. 中国科学院大学 人文学院, 北京 101408

摘要: 以《青藏高原草地植被群系图 (1:500000)》绘制为案例, 探讨人工智能参与生态学研究背景下知识生产机制的变化。该成果并非单纯的植被制图实践, 而是生态学、遥感科学与人工智能围绕复杂科学问题展开跨学科协同的典型范例。研究团队基于长期野外调查资料、多源遥感数据和环境变量, 借助人工智能模型, 实现了从样点尺度到区域尺度的植被群系识别, 揭示了近40年来青藏高原草地植被结构的变化。基于跨学科研究理论、Mode 2知识生产理论和第四范式理论的分析表明, 该案例体现了知识生产从学科导向向问题导向、从理论验证向数据驱动发现转变的特征。其核心机制在于知识的模型内融合: 生态学知识不仅在问题界定和结果解释阶段发挥作用, 还通过样本标注、变量选择等环节持续融入人工智能分析流程; 人工智能并非替代研究者, 而是作为连接生态学理论与遥感观测数据的中介, 从而推动形成“数据发现问题-理论解释机制”的双环知识生产路径。其运行逻辑呈现为“理论-数据-智能分析-模式发现-理论反馈”的循环过程。同时, 本文也指出, 该模式依赖成熟的理论体系、高质量的数据基础和研究者的持续解释, 具有明确的适用边界。

关键词: 青藏高原; 草地植被群系图; 深度学习; 人机协同; 第四研究范式; 知识生产模式2

中图分类号: G301; Q948

文献标识码: A

文章编号: 1674-4969(2026)04-0511-12

引言

是生态学研究的重要基础数据^[1-3]。无论是生态系统监测、全球变化研究、生物多样性保护, 还是生态系统管理与保护工作, 均需以准确的植被空间信息为依据。植被图是描述植被空间分布格局的重要工具, 也

收稿日期: 2026-06-16; **修回日期:** 2026-07-07

基金项目: 教育部哲学社会科学研究重大课题攻关项目 (23JZD006)

作者简介: 顾盼 (1988—), 女, 博士, 研究方向为生态学史。E-mail: gupan@ucas.ac.cn

崔骁勇 (1970—), 男, 博士, 教授, 研究方向为植物-土壤微生物相互作用。E-mail: cuixy@ucas.ac.cn

胡容海 (1990—), 男, 博士, 副教授, 研究方向为生态环境遥感。E-mail: huronghai@ucas.ac.cn

*王大洲 (1967—), 男, 博士, 教授, 研究方向为工程哲学、工程史与创新政策研究。E-mail: dzwang@ucas.ac.cn (通讯作者)

引用格式: 顾盼, 崔骁勇, 胡容海, 等. 迈向人机协同的生态学知识生产新范式: 青藏高原草地植被群系图绘制跨学科方法论透视[J]. 工程研究——跨学科视野中的工程, 2026, 18(4): 511-522. DOI: 10.3724/j.issn.1674-4969.20260097. CSTR: 32282.14.JES.20260097

GU P, CUI X Y, HU R H, et al. Toward a New Paradigm of Human-AI Collaborative Ecological Knowledge Production: An Interdisciplinary Methodological Perspective on Mapping Grassland Vegetation Formations on the Qinghai-Tibetan Plateau[J]. Journal of Engineering Studies, 2026, 18(4): 511-522. DOI: 10.3724/j.issn.1674-4969.20260097. CSTR: 32282.14.JES.20260097

据。因此, 长期以来, 如何实现大尺度、高精度的植被制图, 一直是植被生态学和植被地理学研究的重要任务。然而, 随着研究尺度不断扩大, 传统植被制图方法逐渐面临新的挑战。过去, 植被制图主要依赖野外调查与专家判读相结合的方式, 其精度和可靠性建立在大量实地调查的基础之上。但对于面积广阔、环境复杂且调查条件受限的区域, 仅依靠传统方法往往难以获取及时、完整且高精度的植被信息。遥感技术的发展提升了区域尺度植被制图的能力, 但如何利用遥感信息准确识别生态学意义上的植物群系, 仍是植被制图领域面临的重要问题。

青藏高原是这一问题最具代表性的研究场景之一。青藏高原作为全球海拔最高、面积最大的高原生态系统, 其高寒草地覆盖面积约 141.58 万 km^2 , 对区域生态安全、亚洲水资源供给以及全球环境变化具有重要影响^[4-6]。与此同时, 复杂地形、广阔空间尺度以及显著生态异质性, 也使其成为植被制图领域公认的挑战性区域。如何在青藏高原实现高精度植被制图, 不仅关系到区域生态研究, 也构成了检验新一代植被制图方法的重要实践场景。

2025 年, 中国科学院大学研究团队发布《青藏高原草地植被群系图 (1: 500000)》^[7], 实现了 65 种草地植被群系及群系组的精细制图, 并揭示了近 40 年来青藏高原草地植被结构的重要变化^[4,8]。该成果整合长期野外调查资料、多源遥感数据以及人工智能分析方法, 为认识青藏高原植被格局及其变化提供了新的基础数据, 也被认为是近年来高原植被制图领域的重要进展^[4,8]。

围绕这一成果, 现有讨论主要聚焦于两个方面。一方面, 相关研究者关注它在植被地理学、全球变化生态学以及生态保护实践中的应用价值; 另一方面, 也有一些讨论聚焦于它在遥感制图和人工智能应用方面的技术创新^[9-11]。然而, 相较于成果本身所揭示的生态学发现和技术突破, 其形成过程背后跨学科知识生产机制尚缺乏系统分析。事实上, 这一成果的实现不仅涉及生态学理论、遥感观测技术和人工智能方法的协同运用, 更体现了不同知识体系围绕复杂科学问题组织与整合的过程。从这个意义上说, 该案例不仅是一次植被制图实践, 也为观察人工智能时代科学知

识生产方式的变化提供了一个重要窗口。

基于此, 本文以青藏高原草地植被群系图绘制为例, 着重关注三个问题: 其一, 该成果怎样实现从野外调查到区域尺度智能制图的转变; 其二, 这一过程展现出怎样的跨学科知识整合机制; 其三, 在新的知识生产体系里, 人工智能发挥了何种作用。本文通过案例分析与理论探讨相结合的方式, 尝试从跨学科知识生产的角度, 理解人工智能时代生态学研究方式的转型。

1 案例描述: 青藏高原草地植被群系图的绘制过程

1.1 制图工作的启动: 传统植被图的局限与更新需求

青藏高原植被制图并非一项全新的研究工作。自 20 世纪以来, 中国植被学界持续开展区域植被调查与植被图编制工作, 先后形成《中华人民共和国植被图 (1: 4000000)》、《中国植被图集 (1: 1000000)》以及《中华人民共和国植被图 (1: 1000000) 说明书》等重要成果^[1-3]。这些成果系统记录了中国植被类型及其空间分布格局, 为生态学研究 and 资源管理提供了重要基础资料, 也构成了后续植被制图工作的基础。

然而, 随着研究尺度扩大以及生态环境变化加剧, 传统植被制图方法逐渐面临新的挑战。长期以来, 植被图编制主要依赖野外调查与专家判读相结合的方法。研究人员通过样地调查记录植物群落的物种组成、盖度、高度等信息, 再依据植被分类体系对样地进行类型判定, 并结合地形图、航空照片和植被地理知识勾绘植被边界。这一技术路线在区域尺度植被调查和植被图编制中发挥了重要作用, 但在青藏高原这样面积广阔、自然条件复杂的区域, 其局限性十分突出。首先是调查覆盖范围受限。青藏高原平均海拔超 4000 m, 大范围区域交通不便, 部分高寒山区和无人区难以开展常规野外调查。受调查条件影响, 传统样地调查往往侧重于交通可达区域, 像阿里地区等广阔高寒腹地, 极其缺乏持续有效的实地观测数据。其次是调查效率与数据时效性的问题。区域尺度植被

调查通常耗时较长, 而植被处于持续变化中。当调查范围扩大到整个青藏高原时, 从第一批样点调查结束到最后一批数据获取, 往往间隔较长时间, 难以完整呈现同一时期的植被状况。

随着遥感技术的发展, 利用卫星观测开展植被制图成为重要方向, 可实现区域尺度连续观测, 有效解决传统植被制图中的上述两个突出问题, 但也存在区域尺度植被识别能力不足的局限性。遥感影像记录的是地表光谱和环境信息, 而植被图所表达的是生态学意义上的植物群系。如何将遥感观测结果准确转换为植被分类信息, 始终是区域植被制图面临的重要问题。传统遥感分类方法虽能基于光谱特征识别土地覆盖类型, 但在区分更精细的植物群系时面临根本性瓶颈: 许多植物在生态学分类上差异显著, 但由于其叶片均由叶绿素、水分及纤维素等基本物质构成, 在光谱特征上往往表现出高度的相似性, 其分类精度受到严重限制。

与此同时, 青藏高原生态系统正在经历显著变化。已有植被图大多建立在 20 世纪调查资料基础之上, 其数据来源、调查时间和技术条件与当前研究需求之间存在一定差距^[1-3]。在生态环境持续变化和观测技术快速发展的背景下, 更新区域植被信息、提高制图精度以及建立新的制图方法体系逐渐成为研究需求。在这一背景下, 依托国家重点研发计划和第二次青藏高原综合科学考察等科研项目, 研究团队启动了新一代青藏高原草地植被群系图绘制工作。该工作在继承既有植被调查成果基础上, 综合利用长期野外调查资料、多源遥感观测数据以及人工智能分析方法, 尝试建立新的区域尺度植被制图技术路线。

1.2 从生态调查到智能制图

植被群系图绘制首先依赖于野外调查数据和植被分类体系。在中国植被分类体系中, 群系(Formation)是重要的植被分类单元, 其划分依据包括建群种或共建种组成、群落结构特征以及生境条件等因素^[1-2]。群系分类长期建立在植被生态学研究 and 野外调查基础之上, 是认识植被空间分布格局的重要框架。为开展青藏高原草地植被群系制图, 研究团队整合了长期积累的野外调查资料, 共获得 3.7 万余个

调查样点^[4]。样点覆盖青藏高原主要草地类型, 并记录了其植物物种组成以及地理坐标等信息。依据植被分类标准, 每个样点进一步被赋予相应的群系类别。这些调查样点构成了识别植被群系的重要基础。一方面, 样点记录了不同群系的实际分布状况; 另一方面, 样点也为后续的遥感识别与模型训练提供了标准化参考数据。除样地调查外, 研究团队还参考了《中国植被图》《中国植被图集》等已有成果, 统一整理并校核了植被分类体系, 以确保不同数据来源具有一致性与可比性。

在野外调查基础上, 研究团队进一步构建了覆盖整个青藏高原的多源遥感与环境特征数据库。研究团队整合了多源、多时相遥感数据, 并结合地形和气候数据构建综合数据集。遥感数据主要包括多波段反射率及叶面积指数(LAI)、净初级生产力(NPP)等植物结构和功能参数^[4]。并通过多时相观测, 记录植被在生长季不同阶段的变化特征, 从而反映不同群系之间的物候差异。除遥感数据外, 研究团队还整合了多种环境变量, 包括海拔、坡度和坡向等地形因子及温度和降水等气候因子。这些环境因子与植被分布密切相关。通过统一的数据处理和空间配准, 不同来源的数据被组织到同一空间框架下。最终形成覆盖整个青藏高原区域的多维特征数据集。

在完成野外调查数据整理和多源遥感数据库构建之后, 研究团队构建了用于植被群系识别的训练数据集, 即将样地调查结果作为监督学习标签, 并与对应位置的遥感与环境变量进行匹配。在模型构建方面, 研究基于 TensorFlow 框架构建深度神经网络(deep neural network, DNN)用于植被群系分类^[4,12]。考虑到植被群系特征复杂、输入变量维度较高, 网络采用多层全连接结构, 由 8 个隐藏层组成, 各层节点数逐级递减(4096、2048、1024、512、256、128、64、32 个), 以逐层提取多尺度特征表示。模型激活函数采用线性整流函数(ReLU), 以提高非线性表达能力并增强对噪声数据的鲁棒性。同时, 在网络结构中引入 Dropout 层与批归一化(batch normalization, BN)机制, 以降低过拟合风险并提升模型泛化能力。在损失函数设计方面, 采用 focal loss 替代传统交叉熵损失函数, 以增强模型对小样本类别的识别能力。在优化

策略上,使用ADAM优化器,并设置学习率随训练过程逐步衰减,以提高模型收敛速度并提升训练稳定性。

在模型验证方面,研究采用样本随机划分策略,将全部样地数据中的80%作为训练数据用于模型学习,剩余20%作为独立验证数据用于模型精度评估,以避免训练过程中的数据泄漏问题^[4]。同时,研究团队建立了众源数据采集与更新机制,通过不断引入新的地面样本数据,对模型进行迭代优化,持续提升植被群系识别精度与模型泛化能力(图1)。

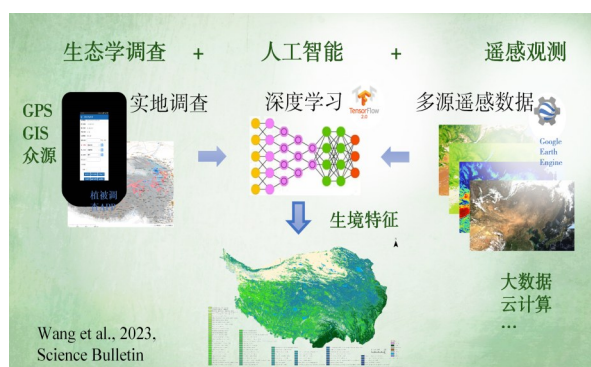


图1 青藏高原草地植物群系识别与制图

Figure 1 Identification and mapping of grassland vegetation formations on the Qinghai-Tibetan Plateau

1.3 制图成果与主要发现

基于样地调查、多源遥感数据以及人工智能分类结果,研究团队完成了青藏高原草地植被群系的空间制图,构建了覆盖整个研究区域的植被群系数据库,并编制了《青藏高原草地植被群系图(1:500000)》^[7]。该成果以1:500000的比例尺呈现了青藏高原草地植被的空间格局,共识别出65种植被群系或群系组,是目前青藏高原草地植被制图中分类精度较高、空间覆盖范围较全的成果之一^[4,8]。与已有的植被图相比,新图在群系识别精度和空间表达能力上均有提升。除了展示植被类型面积变化外,新植被图还提供了更精细的空间分布信息,有助于研究者在区域尺度上识别不同植被群系的分布格局及其变化特征。这些成果为后续开展全球变化生态学研究、生物多样性研究以及生态保护规划提供了新的基础资料。

以最新的植被图为基础,研究团队进一步探究了40年来青藏高原草地植被的演变历史及驱动机制。

以历史植被图为参考点,先统一了两期植被图的分类体系,再运用空间对比的方法,发现青藏高原草地植被的分布格局在过去数十年间发生了显著变化。其中,高寒草甸在草地中的占比从约50%提升至69%,成为变化最为显著的植被类型之一^[4]。与此同时,不同草地群系的空间分布范围也发生了不同程度的改变,这反映出区域植被结构持续变化的趋势。

制图工作完成之后,研究并未止步于空间格局描述。研究团队进一步结合已有生态研究成果,对植被变化进行解释和分析。研究团队注意到,高寒草甸扩张与近年来青藏高原暖湿化的环境变化趋势具有一致性,因此将其视为区域生态系统响应环境变化的重要表现之一^[4-6,13]。植被图所揭示的空间变化格局,为理解气候变化背景下高寒生态系统的结构调整提供了新的证据。

与此同时,不同植被类型的变化表现出明显差异。已有研究表明,气候变化和人类活动是影响青藏高原高寒草地生态系统变化的重要因素,但不同区域和不同生态系统类型的主导驱动机制并不相同^[5-6,13]。基于新植被图所呈现的变化格局,研究团队进一步讨论了不同草地类型变化的可能原因。例如,部分草原类型的变化可能主要受到气候因素影响,而部分高寒草甸变化则可能同时受到放牧等人类活动影响。

为了进一步理解这些变化过程,研究团队还结合长期定位观测、增温实验以及相关生态过程研究成果,对制图结果进行交叉验证。已有研究显示,青藏高原生态系统对气候变化和放牧干扰具有复杂响应机制,而植被空间格局变化与土壤微生物过程、水热条件变化以及生态系统功能调整之间存在密切联系^[13-15]。通过将植被图结果与这些研究成果进行对照分析,研究团队进一步丰富了对高寒草地变化机制的认识。

因此,在本案例中,植被图不仅是一项空间制图成果,更是连接区域尺度植被格局与生态过程研究的重要基础数据。研究过程从植被空间分布识别出发,进一步延伸到植被变化分析和生态学解释,从而形成了从区域观测到生态认知的完整研究链条。至此,研究团队完成了从野外调查、植被分类、多源遥感数据构建到区域尺度植被制图的全过程,并形成了新一代青藏高原草地植被群系图成果。该案例不仅展示了一

种新的植被制图技术路线, 也为后续分析其背后的知识生产机制提供了完整案例基础。

2 人机协同生态学知识生产机制分析

本节将从三个递进层面剖析人机协同的生态学知识生产机制: 跨学科知识如何整合、这种整合为何在当下变得普遍, 以及人机协同的具体运作机制。三者按照从宏观到微观、从背景到机制的顺序依次展开。

2.1 复杂问题驱动的知识整合

青藏高原草地植被群系图的绘制, 首先呈现出的并非单纯是一个技术问题, 而是一个典型的复杂科学问题。所谓复杂科学问题, 并非仅指研究对象规模庞大或技术难度大, 更重要的是, 其解决过程需同时运用多种类型的知识资源, 超出了单一学科的能力范围。

从表面上看, 植被图绘制属于生态学研究范畴。然而, 当研究尺度扩展到面积超过 250 万 km² 的青藏高原时, 传统生态学研究方法的局限性便凸显无遗。生态学能够提供植被分类体系和群落认知框架, 却难以提供完成区域尺度全面调查的有效手段; 遥感技术能够实现大范围同步观测, 却无法直接识别生态学意义上的植物群系; 人工智能具备处理海量数据和复杂关系的能力, 但缺乏独立构建生态学分类体系和解释生态过程的能力。换言之, 高精度植被制图这一任务同时涉及植被认知、区域观测和智能计算三个层面, 没有任何单一学科能够独立完成。

这一特征意味着, 青藏高原植被图绘制的核心挑战并非来自某一学科内部知识的不足, 而来自不同知识体系之间的方法协同需求。研究者面对的问题不再是“如何改进某一种方法”, 而是“如何组织不同类型知识共同解决同一个问题”。正是在这一意义上, 该案例体现出典型的复杂问题导向特征。Klein^[16]指出, 跨学科研究的产生往往源于复杂现实问题对传统学科边界的突破需求。从这一视角来看, 青藏高原草地植被群系图绘制并不是生态学、遥感科学和人工智能三门学科偶然相遇的结果, 而是复杂科学问题驱动下知识重组的产物。研究的起点并非生态学理论本身

的发展需求, 也并非人工智能技术寻找应用场景, 而是“如何获得高精度区域植被分布信息”这一现实科学问题。正是这一问题推动不同学科之间形成持续互动, 并促使原本分属于不同知识领域的方法、数据和理论被组织到同一研究框架之中。

然而, 仅仅存在多个学科参与, 并不意味着实现了真正意义上的跨学科研究。Klein 等^[16-17]特别区分了多学科研究与跨学科研究两种不同形式。前者强调不同学科围绕同一问题开展工作, 但彼此保持相对独立; 后者则强调不同学科之间发生知识整合与认知重构。在多学科模式下, 各学科更像并列存在的知识模块; 而在跨学科模式下, 学科边界开始被打破, 不同知识体系之间形成持续互动。青藏高原植被图绘制过程更接近后者。生态学知识并未停留在野外调查阶段, 而是进入样本标注、变量选择和模型训练过程——植被分类体系不是外在于 AI 流程的参照标准, 而是通过训练标签的形式被“注入”模型内部, 成为模型学习的目标函数; 遥感数据也并非简单提供观测结果, 其组织方式和特征提取受到生态学问题导向的影响——多时相数据的选取正是因为生态学家认识到物候差异对区分群系的重要性; 人工智能模型则必须在生态学分类体系约束下完成学习和推断, 其输出结果需要回到生态学理论框架中加以解释和验证。研究对象、数据组织方式、分析工具和结果解释框架均受到多个学科共同塑造。因此, 不同学科之间并非简单分工, 而是形成了持续的知识交换与共同演化过程。

美国国家科学院在《促进跨学科研究》报告中进一步指出, 跨学科研究的本质是不同学科理论、数据和技术等知识资源的整合过程^[18]。按照这一框架分析, 本案例中的知识生产恰恰建立在三类资源的协同基础之上: 生态学提供理论框架, 遥感与 GIS 提供数据基础, 人工智能提供复杂关系识别与信息融合能力。三者并非简单叠加, 而是在统一问题框架下形成互动网络。理论决定数据组织方式, 数据为理论检验提供证据, 而技术则促进理论与数据之间的连接。

因此, 从跨学科研究视角看, 青藏高原草地植被群系图绘制的意义并不在于同时使用了生态学、遥感和人工智能三类方法, 而在于围绕复杂科学问题实现了不同知识资源之间的深度耦合与协同。更重要的

是, 这种耦合并非发生在研究流程的“两端”(即问题界定和结果解释), 而是发生在模型内部——生态学分类知识通过训练标签约束了模型的学习目标, 遥感数据提供了模型学习的输入空间, 而神经网络则在二者之间建立了高维非线性映射。正是在模型内部进行知识融合的基础上, 生态学知识得以突破局部调查尺度, 并为人机协同知识生产创造条件。

2.2 Mode 2 及第四研究范式: 科学研究组织与科学发现方式的变化

跨学科知识整合虽然解释了不同知识资源为何需要协同, 但仍未回答另一个更深层的问题: 为什么这种以问题为中心、跨学科协同的研究方式会在当代生态学研究中越来越普遍? 从科学研究组织与科学发现方式的变化来看, 这一现象可以置于更广泛的科学研究结构转型背景之中加以理解。

20 世纪 90 年代, Gibbons 等^[19]在《知识的新生产》中提出, 随着社会问题和科学问题复杂性的不断提高, 科学知识呈现出从传统学科内部组织向更为多样化组织形态发展的趋势。在这一框架下, Mode 1 通常用来描述以学科共同体内部为主要组织单元的知识组织模式, 其研究问题通常来源于学科自身的发展逻辑, 研究活动围绕既有学科范式展开, 成果评价主要依赖同行评议机制, 其根本目标是推动学科知识体系的发展和完善^[19]。以传统生态学研究为例, 研究者往往首先基于既有理论提出科学假设, 例如“增温是否会导致高寒草地物种多样性下降”或“放牧强度如何影响草地群落结构”, 然后通过实验、观测或模型分析验证这些假设。这类研究的起点和终点都位于学科内部, 其知识生产遵循的是“学科提出问题—学科解决问题”的逻辑。相比之下, Mode 2 模式被用来描述一种在应用情境中发展的知识组织模式^[19]。在这一过程中, 研究问题往往不来源于单一学科内部, 而是在具体应用情境中围绕现实问题组织知识, 其核心特征包括应用导向、跨学科协同和多主体参与。其问题结构也由相对封闭的学科内部结构, 转向更加开放的应用导向结构。知识组织逻辑从“学科-问题”转变为“问题-学科”, 即首先出现需要解决的问题, 再围绕问题重新组织不同学科资源。

从这一视角观察, 青藏高原草地植被群系图绘制显然更接近 Mode 2 所描述的研究组织方式。其研究起点并非某个生态学理论命题, 而是一个现实而具体的问题: 如何在超大尺度区域实现高精度植被制图。这个问题本身既涉及生态学中的植被分类和群落认知问题, 也涉及遥感观测能力、地理空间分析能力以及人工智能的数据处理能力, 因此天然超出了单一学科边界。研究团队并非围绕某一学科组织, 而是围绕问题本身组织; 生态学家、遥感专家和人工智能研究者被纳入同一个研究框架, 共同参与知识生产过程。更重要的是, 该成果从一开始便具有明确的应用情境。高精度植被图不仅是生态学研究的重要基础数据, 同时也服务于生态保护、国家公园建设、生态工程评估以及全球变化研究等现实需求。这正是 Gibbons 等^[19]所强调的“知识在应用情境中被生产”的典型体现。因此, 青藏高原草地植被群系图的绘制体现了生态学研究从学科内部组织向问题导向的转变。

与此同时, 科学发现方式的转型可以借助 Jim Gray 提出的“第四范式”加以理解。按照 Jim Gray 对科学研究范式演进的划分, 科学研究的发展大致经历了实验科学、理论科学和计算科学三个阶段: 实验科学依赖观察和实验获取经验事实; 理论科学通过数学模型和理论推演解释自然规律; 计算科学则利用计算机模拟复杂系统运行过程^[20]。在此基础上, 第四范式被用来描述一种基于大规模数据与计算能力的科学研究形态, 其核心特征在于通过数据密集型分析识别新的模式与科学问题^[20]。青藏高原草地植被群系图绘制具有鲜明的第四范式特征。研究团队通过引入人工智能技术, 整合了 3.7 万个野外调查样点、大量多源遥感数据以及复杂环境变量信息, 其数据规模和维度已经超出了传统人工分析能力范围^[4]。通过对这些数据进行系统分析, 研究者得以在区域尺度上识别植被群系空间格局及其历史变化趋势。例如, 高寒草甸占比变化、不同植被群系空间格局调整等重要发现, 都首先来自大规模数据分析, 而非研究开始之前已经提出的理论假设^[4]。

这一点与传统生态学研究形成了鲜明对比。在许多经典生态学研究中, 研究者往往先提出理论假设, 再设计实验加以验证。而在本案例中, 部分重要科学

发现首先来自数据分析过程本身: 人工智能帮助研究者发现植被格局发生了哪些变化, 进而引发新的科学问题——为什么会发生这些变化? 这些变化究竟由气候变化驱动, 还是由人类活动驱动? 不同植被群系为何呈现出不同响应方式? 随后, 生态学理论、长期观测和实验研究对这些问题进行进一步的解释和验证。因此, 该案例所体现的并非“理论提出问题-数据验证理论”的传统路径, 而是一种“数据发现问题-理论解释机制”的新型路径。第四范式并没有取代理论解释, 而是改变了理论与经验数据之间的互动关系。数据驱动发现与理论驱动解释共同构成科学发现过程的两个环节。

综合来看, 青藏高原草地植被群系图绘制所反映的不仅是一项具体技术成果, 更体现出知识组织方式和发现方式的变化: 一方面, 其研究组织方式呈现出 Mode 2 所描述的问题导向和跨学科协同特征; 另一方面, 其科学发现过程又体现出第四范式所强调的数据密集型科学特征。需要指出的是, Mode 2 和第四范式虽然分别揭示了研究组织方式和科学发现方式的转型, 但两者均未细致刻画这两种转型如何在同一个研究过程中具体衔接。本案例恰好提供了观察这种衔接的窗口: Mode 2 的问题导向为跨学科协同提供了组织前提, 第四范式的数据驱动为发现新格局提供了技术路径, 而两者的交汇点, 正是下文将要分析的人机协同知识生产新模式。

2.3 人机协同知识生产模式的形成

在前述背景下, 一个值得进一步讨论的问题是: 人工智能究竟在知识生产中扮演什么角色? 或者说, 科学知识是如何在生态学家、遥感观测系统和人工智能之间共同生成的?

传统科学研究中, 技术工具主要承担辅助功能。显微镜扩展了人类观察微观世界的能力, 望远镜拓展了观测宇宙的尺度, 计算机提升了数据处理效率。在这些情况下, 工具虽然提高了研究效率, 但知识生产的主体依然是科学家, 工具只是能力延伸。

然而, 在青藏高原草地植被群系图绘制案例中, 人工智能所承担的功能已经超出传统工具范畴。生态学家掌握的是关于植物群系的理论知识和分类体系,

而遥感系统获取的是海量光谱信息、地形信息和环境变量。两者之间并不存在天然对应关系。遥感数据本身并不等于生态学知识, 而生态学知识也无法自动推广到区域尺度。人工智能的重要作用正在于建立二者之间的联系。通过学习样地调查数据与遥感特征之间的对应关系, 人工智能将生态学家的局部知识推广到整个青藏高原区域, 使群系分类体系能够在区域尺度上获得表达^[4]。因此, 人工智能在知识生产过程中承担了一种“知识中介”角色: 它并不只是处理数据, 也不具备独立的科学问题定义和理论建构能力, 而是使生态学理论能够与遥感观测数据建立可计算的联系, 将局域的分类学知识转化为区域尺度的认知能力。学界关于 AI 在科学研究中角色的讨论往往陷入“工具论”与“替代论”的二分, 本案例提供了一种超越这一二分法的理解框架。

人工智能并不是知识生产链条的终点。模型输出的空间格局和变化特征并不能直接构成科学结论^[4]。研究团队在获得制图结果之后, 仍然需要结合已有生态学研究成果、长期观测资料以及实验研究证据, 对这些变化进行解释和验证。这表明, 人工智能能够帮助研究者发现模式和提出问题, 但对于“为什么发生”以及“意味着什么”等问题, 仍然需要借助理论框架和研究共同体的持续参与加以回答。

更重要的是, 人工智能改变了知识生产的运行路径。在传统生态学研究, 知识生产通常遵循“理论提出问题—形成假设—开展观测或实验—验证假设”的路径。理论不仅决定研究对象, 也决定数据采集和实验设计, 数据主要承担验证理论的功能。而在本案例中, 知识生产过程呈现出不同特征: 生态学理论首先提供研究对象和分类框架, 遥感系统持续生成区域尺度观测数据, 人工智能进一步从这些数据中识别空间模式和异常现象, 并由此产生新的科学问题。随后, 生态学研究再对这些问题进行解释和验证, 并将新的认识反馈至原有理论体系之中。其运行逻辑不再表现为单向的“理论-数据”关系, 而呈现出“理论-数据-人工智能-模式发现-理论反馈”的循环过程。

从知识生产过程来看, 该案例形成了一种具有明显人机协同特征的知识生产模式。由此形成的并非简单的人机分工, 而是一种基于不同认知能力协同运作

的知识生产体系：人工智能负责处理复杂数据关系和识别潜在模式，研究者则负责问题界定、理论建构以及结果解释。二者共同参与知识生成过程，并在持续互动中推动科学认识的发展。

因此，青藏高原草地植被群系图绘制案例所展示的，并不是人工智能对生态研究的替代，而是一种以复杂问题为导向、以跨学科知识整合为基础、以知识的模型内融合为核心机制、以数据驱动发现为重要特征、以人机协同为运行方式的新型知识生产模式。在这一模式中，科学研究不再表现为单一学科内部的线性活动，而表现为理论知识、观测数据与智能系统持续互动、循环反馈的协同过程。

3 讨论：人机协同知识生产模式的边界与局限

青藏高原草地植被群系图绘制案例展示了人工智能参与生态学知识生产的一种新形式，体现出人工智能时代生态学研究在知识组织方式上的重要变化。值得注意的是，青藏高原草地植被群系图绘制并非人工智能参与生态学知识生产的孤立案例。近年来，人工智能参与生态研究的模式逐渐出现在数字土壤制图^[21]、生态过程模拟^[22]、生物多样性监测^[23]以及微生物生态学^[24]等多个研究领域。然而，这一模式并不意味着人工智能可以无条件地进入所有科学研究场景，也不意味着复杂生态问题可以完全依靠智能算法加以解决。相反，该模式的有效运行具有特定前提，其推广也存在一定边界。因此，有必要在肯定其知识生产意义的同时，进一步分析其局限性和适用条件。

(1) 人机协同知识生产模式高度依赖高质量数据基础。与部分关于人工智能“自主学习”的想象不同，本案例中的人工智能并非从零开始发现植被分类体系，而是建立在长期生态调查积累的基础之上。3.7万个样点调查数据不仅提供了训练样本，也提供了植被分类的基本参照框架^[4]。换言之，人工智能能够发挥作用的重要前提，是生态学家已经完成了大量长期、持续且标准化的调查工作。如果缺乏高质量样本数据和长期观测积累，人工智能模型将难以获得可靠训练基础。因此，人机协同知识生产模式并未削弱传统调查的重要性，反而使基础数据积累成为更加关

键的环节。

(2) 该模式的有效性受到样本代表性的限制。尽管研究团队已经积累了大规模调查样本，但青藏高原面积广阔、生态系统复杂，不同区域之间仍然存在显著差异。样点分布是否均衡、特殊区域是否存在调查盲区、不同植被类型是否得到充分覆盖，都会影响模型训练结果。换言之，模型获得的规律并不天然等同于客观规律，而是在一定数据条件下形成的近似表达。

(3) 人工智能模型本身具有不确定性。当前生态学研究中存在多种人工智能方法，不同模型在特征选择、参数设置和训练策略上的差异，可能导致不同结果^[9-11]。即使在相同数据条件下，不同算法也可能对植被类型边界和空间格局作出不同判断。因此，人工智能分析结果并非唯一答案，而是一种基于特定模型和数据条件形成的近似表达。与此同时，模型输出结果往往带有不同程度的不确定性。无论是植被分类还是变化识别，本质上都属于概率性推断，而非绝对确定的科学事实^[9-11]。因此，人工智能结果仍然需要通过独立数据、长期观测以及实验研究进行检验和修正。对于生态学研究而言，如何量化和表达这种不确定性，并将其纳入科学解释过程，仍然是未来研究需要面对的重要问题。

结合上述分析可以看出，人机协同知识生产模式虽然具有重要价值，但其成功运行依赖于若干基本条件：①研究领域需要具有较为成熟的理论体系和分类框架，使人工智能分析能够围绕明确的研究对象展开；②需要拥有长期积累的大规模观测数据，为模型训练和结果校验提供基础；③研究对象需要能够被较为有效地数字化和数据化表达，使理论概念、观测数据和智能分析之间能够建立关联。只有在这些条件具备的情况下，人工智能才能真正参与知识生产过程，而不只是停留在一般意义上的数据处理层面。因此，人机协同知识生产模式的推广具有一定边界。在生态学领域，生态系统监测、植被制图、生物多样性评估以及区域环境变化研究等领域，通常具有较明确的研究对象、持续积累的观测数据以及较强的数据化表达能力，因而较容易采用类似模式开展研究。相反，对于理论框架尚不稳定、数据积累不足或者研究对象难

以数字化表达的领域而言, 人工智能虽然仍可作为辅助工具使用, 但未必能够形成类似本案例所展示的人机协同知识生产机制。

由此可见, 本案例的意义并不在于证明人工智能可以普遍替代科学研究过程, 而在于揭示了在特定条件下, 理论、数据与智能系统如何形成新的协作关系。未来的重要问题或许不再是简单讨论人工智能能否取代科学家, 而是如何在不同学科背景下建立更加有效的人机协同机制, 并在科学发现能力与科学解释能力之间建立更加有效的平衡。

4 结论

本文以青藏高原草地植被群系图绘制为案例, 从跨学科知识生产视角系统分析了人工智能参与下生态学研究方式的转型。主要结论如下。

(1) 该案例揭示了“知识的模型内融合”这个跨学科协同深层机制。已有跨学科研究理论多强调学科间的组织协作, 对知识交互的微观机制关注不足。本案例表明, 生态学知识并非仅在问题界定和结果解释两端发挥作用, 而是通过样本标注、变量选择、模型结构设计等环节, 持续嵌入人工智能分析流程之中。不同学科的知识不再是并列的独立模块, 而是在模型内部实现了持续互动与共同演化。这一发现为理解跨学科知识整合提供了具体的微观案例, 也是对 Klein “跨学科性是连接不同学科并重构知识的桥梁”这一命题的经验性延展。

(2) 人工智能在科学知识生产中的角色, 既非工具, 亦非主体, 而是连接异质性知识资源的知识中介。学界关于 AI 角色的讨论常陷入“工具论”与“替代论”的二分。本案例提供了超越这一二分法的理解框架: 人工智能的实际作用, 是在生态学家的局域知识与遥感系统的全域观测数据之间建立可计算的联系, 使原本无法直接对话的两类知识资源得以整合。它既不具备独立的科学问题定义能力, 也不只是被动执行指令的辅助工具。将人工智能界定为“知识中介”, 有助于更准确地把握人机协同知识生产的运行逻辑。

(3) 本案例呈现了从“假设驱动”到“双重驱

动”的知识生产路径转型。传统生态学研究以理论驱动为核心, 遵循“假设-观测-验证”的路径。Mode 2 理论虽已揭示研究组织从学科导向转向问题导向, 第四范式也指出了数据密集型发现的新趋势, 但两者均未细致刻画数据驱动发现与理论驱动解释如何在同一研究过程中衔接。本案例提供了这一衔接的具体形式: 人工智能从数据中发现格局与趋势, 生态学理论随后进行机理阐释与因果归因。这种“数据发现问题—理论解释机制”的双环结构, 为理解数据密集型科学时代的生态学认知路径提供了新的分析框架。

(4) 人机协同知识生产模式的运行具有明确的适用条件。本文在讨论部分梳理了三项基本前提: 成熟的理论体系与分类框架、长期积累的大规模观测数据、研究对象可被有效数字化的特性。这些条件的提出, 既是对“AI 可普遍替代科学研究”的审慎回应, 也为该模式在其他领域的适用性评估提供了可操作的参照框架。

综合来看, 青藏高原草地植被群系图绘制案例所展示的, 并非人工智能对生态学研究的替代, 而是一种以复杂问题为导向、以知识的模型内融合为核心机制、以“数据发现问题-理论解释机制”为路径、以人机协同为运行方式的新型知识生产模式。其核心机制, 尤其是人工智能作为知识中介的定位和双重驱动的研究路径, 对于理解人工智能时代生态学研究方式的转型具有普遍参照意义。

本研究也存在一定局限。单案例方法虽有助于深入揭示知识生产的内在机制, 但该模式在其他生态学领域的适用情况尚需多案例比较加以检验。此外, 本文侧重从知识生产过程视角展开分析, 对人工智能介入所引发的认识论问题——如模型输出不确定性如何影响科学判断、数据驱动发现如何与生态学理论建立更紧密的逻辑关联——仅做了初步讨论。未来研究可从以下方向推进: 一是开展多案例比较, 考察该模式在不同领域的适用条件与变异形态; 二是结合科学哲学和认识论资源, 系统探讨人工智能参与知识生产所引发的深层认知变革; 三是逐步建立人机协同生态学知识生产的方法论规范, 为人工智能时代生态学研究的转型提供更为系统的学理支撑。

参考文献

- [1] 张新时. 中国植被及其地理格局: 中华人民共和国植被图(1:1000000)说明书[M]. 北京: 地质出版社, 2007.
Zhang X S. Vegetation and Its Geographical Pattern in China: Description of People'S Republic of China (PRC) Vegetation Map (1:1000000)[M]. Beijing: Geological Publishing House, 2007.
- [2] 中国科学院中国植被图编辑委员会. 中国植被图集(1:1000000)[M]. 北京: 科学出版社, 2001.
Editorial Committee of Vegetation Map of China, Chinese Academy of Sciences. Vegetation atlas of China (1:1000000)[M]. Beijing: Science Press, 2001.
- [3] 侯学煜. 中华人民共和国植被图[M]. 2版. 北京: 地图出版社, 1982.
Hou X Y. Vegetation Map of People'S Republic of China (PRC)[M]. 2nd ed. Beijing: SinoMaps Press, 1982.
- [4] Wang Y F, Xue K, Hu R H, et al. Vegetation structural shift tells environmental changes on the Tibetan Plateau over 40 years[J]. Science Bulletin, 2023, 68(17): 1928-1937.
- [5] Piao S L, Ciais P, Huang Y, et al. The impacts of climate change on water resources and agriculture in China[J]. Nature, 2010, 467(7311): 43-51.
- [6] Chen H, Zhu Q A, Peng C H, et al. The impacts of climate change and human activities on biogeochemical cycles on the Qinghai-Tibetan Plateau[J]. Global Change Biology, 2013, 19(10): 2940-2955.
- [7] 王艳芬, 于贵瑞, 傅伯杰. 青藏高原草地植被群系图(1:500000)说明书[M]. 北京: 科学出版社, 2025.
Wang Y F, Yu G R, Fu B J. Map of Grassland Vegetation Formations on the Qinghai-Tibetan Plateau (1:500000). Description[M]. Beijing: Science Press, 2025.
- [8] De Maeyer P. A cartographic milestone: the release of the first 1:500000 grassland vegetation map of the Qinghai-Tibetan Plateau[J]. Journal of Plant Ecology, 2025, 18(5): rtaf102.
- [9] 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.
- [10] 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.
- [11] 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.
- [12] Abadi M, Barham P, Chen J M, et al. TensorFlow: A system for large-scale machine learning[C]//USENIX Symposium on Operating Systems Design and Implementation, 2016
- [13] 陈槐, 鞠佩君, 张江, 等. 青藏高原高寒草地生态系统变化的归因分析[J]. 科学通报, 2020, 65(22): 2406-2418.
Chen H, Ju P J, Zhang J, et al. Attribution analyses of changes in Alpine grasslands on the Qinghai-Tibetan Plateau[J]. Chinese Science Bulletin, 2020, 65(22): 2406-2418.
- [14] 薛凯, 张彪, 周姝彤, 等. 青藏高原高寒草地土壤微生物群落及影响因子[J]. 科学通报, 2019, 64(27): 2915-2927.
Xue K, Zhang B, Zhou S T, et al. Soil microbial communities in Alpine grasslands on the Tibetan Plateau and their influencing factors[J]. Chinese Science Bulletin, 2019, 64(27): 2915-2927.
- [15] Klein J A, Harte J, Zhao X Q. Experimental warming causes large and rapid species loss, dampened by simulated grazing, on the Tibetan Plateau[J]. Ecology Letters, 2004, 7(12): 1170-1179.
- [16] Klein J T. Interdisciplinarity: History, Theory, and Practice[M]. Detroit: Wayne State University Press, 1990.
- [17] Editor-in-Chief R F. The Oxford Handbook of Interdisciplinarity[M]. Oxford: Oxford University Press, 2010.
- [18] National Academy of Sciences. Facilitating Interdisciplinary Research[R]. Washington, DC: The National Academies Press, 2005.
- [19] Gibbons M. The New Production of Knowledge: The Dynamics of Science and Research in Contemporary Societies[M]. London: Sage Pub., 1994.
- [20] Stewart T, Kristin T. The Fourth Paradigm: Data-Intensive Scientific Discovery[M]. Tony H, edited. Redmond: Microsoft Research, 2009.
- [21] 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.
- [22] Spillias S, Trebilco R, Adams M P, et al. The future of artificial intelligence in ecosystem modeling[J]. BioScience, 2026, 76(1): 57-70.
- [23] Pollock L J, Kitzes J, Beery S, et al. Harnessing artificial intelligence to fill global shortfalls in biodiversity knowledge[J]. Nature Reviews

Biodiversity, 2025, 1(3): 166-182.

[24] Hernández Medina R, Kutuzova S, Nielsen K N, et al. Machine learning and deep learning applications in microbiome research[J]. ISME Communications, 2022, 2: 98.

Toward a New Paradigm of Human-AI Collaborative Ecological Knowledge Production: An Interdisciplinary Methodological Perspective on Mapping Grassland Vegetation Formations on the Qinghai-Tibetan Plateau

GU Pan¹, CUI Xiaoyong^{2,3}, HU Ronghai^{3,4}, WANG Dazhou^{5*}

1. University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 101408, China;

2. College of Life Sciences, University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 101408, China;

3. National Field Observation and Research Station (Beijing Yanshan) for Earth Critical Zone, Beijing 101408, China;

4. College of Resource and Environment Sciences, University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 101408, China;

5. School of Humanities, University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 101408, China

Highlights

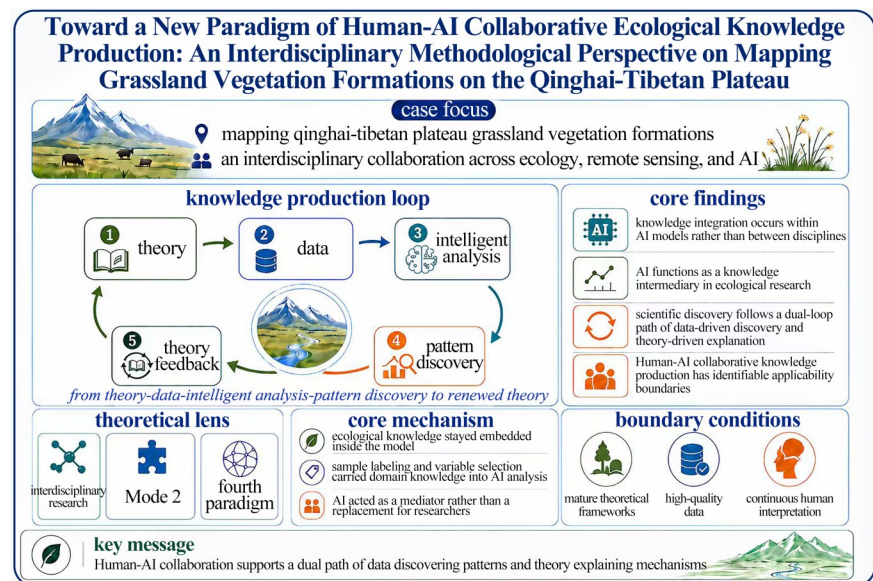
Knowledge integration occurs within AI models rather than between disciplines.

Artificial intelligence functions as a knowledge intermediary in ecological research.

Scientific discovery follows a dual-loop path of data-driven discovery and theory-driven explanation.

Human-AI collaborative knowledge production has identifiable applicability boundaries.

Graphical Abstract



Abstract: Artificial intelligence (AI) is increasingly transforming ecological research by enabling large-scale environmental observation, complex data analysis, and automated pattern recognition. Although numerous studies have demonstrated the technical advantages of AI in vegetation mapping, biodiversity monitoring, and ecological modeling, considerably less attention has been paid to how AI reshapes the organization and generation of scientific knowledge. Existing discussions primarily focus on algorithmic performance or ecological applications, while the underlying knowledge production process remains insufficiently understood. Using the development of the 1 : 500000 Vegetation Formation Map of Grasslands on the Qinghai-Tibetan Plateau as a representative case, this study investigates how ecological theory, remote sensing observations, and AI are integrated throughout the research process. Rather than evaluating AI as merely a computational tool, this paper aims to explain its role in

interdisciplinary ecological research and to clarify how human researchers and intelligent systems jointly contribute to scientific knowledge generation.

This study adopts a qualitative case study approach combining technical process analysis with science and technology studies. The complete workflow of vegetation mapping was reconstructed, including field investigation, vegetation classification, remote sensing data acquisition, deep learning-based classification, vegetation map production, ecological interpretation, and scientific validation. The analysis focuses on how ecological knowledge is embedded into AI-assisted mapping through vegetation classification systems, sample labeling, variable selection, and model construction. Theoretical interpretation draws upon interdisciplinary research theory, Mode 2 knowledge organization, and the Fourth Paradigm of data-intensive scientific discovery. Rather than treating these theories as alternative explanations, they are employed to analyze different dimensions of the research process, namely interdisciplinary capability integration, changes in research organization, data-driven scientific discovery, and the emergence of Human-AI collaborative knowledge production.

The case demonstrates that the production of the Qinghai-Tibetan Plateau vegetation formation map represents more than a technological achievement in ecological mapping. First, the mapping task exceeded the capability of any individual discipline because it simultaneously required ecological classification knowledge, regional-scale remote sensing observations, and AI-based high-dimensional data analysis. These heterogeneous capabilities were integrated into a unified research framework to accomplish regional vegetation mapping. Second, the study reveals a distinctive mechanism of in-model knowledge integration. Ecological knowledge was not only involved in defining research questions and interpreting final results, but was continuously embedded into the AI workflow through vegetation classification systems, sample labeling, feature selection, and model constraints. Consequently, ecological expertise became part of the computational learning process rather than remaining external to it. This finding provides a concrete explanation of how interdisciplinary knowledge integration can occur within AI-supported scientific research. Third, AI functioned neither as a simple analytical tool nor as an autonomous scientific agent. Instead, it served as a knowledge intermediary connecting ecological theory with remotely sensed observations. By learning the correspondence between field survey data and multi-source environmental variables, the AI model extended localized ecological knowledge to regional spatial scales, enabling the identification of vegetation formations across the entire Qinghai-Tibetan Plateau. However, AI-generated spatial patterns did not automatically become scientific conclusions. They required subsequent ecological interpretation, comparison with historical vegetation maps, long-term observations, warming experiments, and ecological process studies before meaningful scientific explanations could be established. Finally, the case exhibits a dual-loop pathway of scientific discovery. Unlike the conventional hypothesis-driven paradigm, in which theories generate hypotheses subsequently verified by observations, important scientific findings in this study first emerged from AI-assisted analysis of massive ecological datasets. Newly identified vegetation changes subsequently stimulated ecological explanation and causal investigation. Data-driven pattern discovery generated new scientific questions, whereas theory-driven interpretation established ecological mechanisms, together forming a dual-loop pathway of scientific discovery.

This study argues that AI is reshaping ecological research not by replacing scientists but by reorganizing the relationships among theory, observations, and computation. The Qinghai-Tibetan Plateau vegetation mapping project illustrates a new mode of Human-AI collaborative knowledge production characterized by interdisciplinary capability integration, in-model knowledge integration, AI functioning as a knowledge intermediary, and a dual-loop pathway linking data-driven discovery with theory-driven explanation. At the same time, this collaborative mode depends upon several essential conditions, including mature theoretical frameworks, high-quality observational datasets, and continuous human interpretation. Its significance therefore lies not in demonstrating that AI can replace scientific reasoning, but in revealing how intelligent systems can become integral participants in scientific knowledge generation while maintaining the indispensable role of human expertise. These findings contribute to a deeper understanding of methodological transformation in ecological research and provide a conceptual framework for analyzing AI-enabled scientific knowledge production in other data-intensive disciplines.

Keywords: Qinghai-Tibetan Plateau; grassland vegetation formation map; deep learning; Human-AI collaboration; Fourth Research Paradigm; Mode 2 knowledge production