

面向土地空间参数大规模计算的遥感大模型研究

吴田军¹, 骆剑承^{2,3*}, 李子琪^{2,3}, 胡晓东⁴, 王玲玉⁵, 方之杨^{2,3}, 李曼嘉^{2,3}, 陆炫之^{2,3}, 张静^{2,3}, 赵馨⁶, 左进⁷

1. 长安大学 土地工程学院, 西安, 710064;
2. 中国科学院空天信息创新研究院 遥感与数字地球重点实验室(中国科学院), 北京, 100101;
3. 中国科学院大学 资源与环境学院, 北京, 100049;
4. 浙江科技大学 信息与电子工程学院, 杭州, 310023;
5. 贵州轻工职业技术学院 信息工程系, 贵阳, 550025;
6. 贵州师范大学 地理与环境科学学院/喀斯特研究院, 贵阳, 550001;
7. 天津大学 建筑学院, 天津, 300072

摘要: 大模型作为人工智能发展的新浪潮, 对于科研范式、生产方式、产业模式的革命性影响不可低估, 投入大模型研究已是必然选择。在地理空间智能领域, 大模型的科学设计与应用实践还相去甚远。本文秉承“解构复杂地表系统, 求解精准土地参数”宗旨, 提出在多源多模态观测数据支撑下开展土地空间对象化建模。在此基础上, 梳理了土地利用、土地覆盖变化、土壤、土地资源、土地类型/应用等五“土”合一的土地空间参数体系, 并针对参数的大规模求解设计了集“符号系统-感知系统-控制系统”三个核心系统于一体的遥感大模型。以农业生产空间的土地利用参数求解为应用案例开展初步实验, 实践表明所提框架思路在提升土地空间大规模参数精准解算方面具有较大潜力, 有助于服务精细化土地信息产品的智能定制, 深化对土地空间的认知。最后, 从模型的适应性/稳健性、结果的可解释性/可信度等方面对土地空间参数计算的大模型研究进行了展望。

关键词: 大模型, 地理空间智能, 土地空间对象化建模, 土地参数求解, 注意力机制, 深度学习网络, 农业生产空间

中图分类号: TP753;/P2

引用格式: 吴田军, 骆剑承, 李子琪, 胡晓东, 王玲玉, 方之杨, 李曼嘉, 陆炫之, 张静, 赵馨, 左进. XXXX. 面向土地空间参数大规模计算的遥感大模型研究. 遥感学报, XX(XX): 1-21

WU Tianjun, LUO Jiancheng, LI Ziqi, HU Xiaodong, WANG Lingyu, FANG Zhiyang, LI Manjia, LU Xuanzhi, ZHANG Jing, ZHAO Xin, MIN Fan. XXXX. Research on the remote sensing large model for large-scale calculation of land spatial parameters. National Remote Sensing Bulletin, DOI: 10.11834/jrs.202541115

1 引言

近年来, 随着高质量发展成为我国社会经济发展的新目标和新要求, 数据要素的价值挖掘逐渐受到重视, 数字经济、数字生活、数字治理的深层次高水平应用需求日渐增多(王钦敏, 2022)。地理时空作为承载社会经济事件发生的天然基座, 是数字化场景基准表达的必然支撑。因此, 地理信息逐渐成为现实空间与数字空间互联互通的保障, 支撑着“生态-生产-生活”空间

(即“三生”空间)的特征画像与决策参考(陈军等, 2023)。以农业生产空间为例, 伴随粮食安全和乡村振兴战略实施, 能否及时掌握农情信息是解决乡村土地用途管制、种植结构优化、农产品价值提升等问题的关键。非农非粮的监测监管、高标准农田的规划设计、农保贷款的财务精算、灾害事件的预警预防等业务需求的出现, 对地理时空信息的精准性提出了更高要求, 亟需精细的空间场景表达和准确的参数计算。伴随地理信息、遥感、大数据与人工智能(Artificial

收稿日期: 2024-03-28; 预印本: XXXX-XX-XX

基金项目: 国家自然科学基金项目(编号: 42071316, 42471394), 国家重点研发计划项目(编号: 2021YFB3900905)

第一作者简介: 吴田军, 研究方向为遥感智能计算与地理空间智能。E-mail: tjwu@chd.edu.cn

通信作者简介: 骆剑承, 研究方向为遥感智能计算与地理空间智能。E-mail: luojc@aircas.ac.cn

Intelligence, AI) 等新技术在土地行业领域的广泛应用, 智能化获取“三生”空间信息, 已成为数字化提升国家治理能力的必然选择和创新趋势。

在此背景下, 近年来作者团队提出了构建地理时空数字化底座的设想, 在分析理解其中关键科学问题基础上开展了初步的实践探索, 取得了一定成效(骆剑承等, 2023; 吴田军等, 2024)。通过初探认识到, 面对空间场景异构(非规则)、时间变化不律(非平稳/非同步)、属性关系纠缠(非线性)的复杂地表系统, 上述构想面临着地表空间精细场景解构、准确内容解析、知识产品服务挑战, 特别是在大规模参数解算环节上存在着技术瓶颈。例如, 在农业生产空间中, 不同区域农用地的空间形态、尺寸、利用方式差异显著, 地表附着物演进过程常是非周期动态变化, 水土光温热等自然环境以及交通、人口等社会经济条件又对土地利用、覆被变化产生着重要影响, 这些复杂性导致高质量的农情时空信息尚难以被多、快、好、省地生产应用。其中的难点在于, 陆表广域空间的土地上覆盖着海量地块单元, 每一地块蕴含了几十种不同的参数, 如此大规模的土地参数求解必然要求算力、数据、技术的统筹优化, 而目前尚难以实现空间全覆盖、精确到每一对象的参数精准计算任务。2022年以来, 得益于深度学习算法和大数据共同作用, 生成式人工智能大模型得到迅速发展, 在应对复杂任务和领域挑战时表现出强大的机器智能和适应能力(Zhao等, 2023; 罗锦钊等, 2023)。然而, 目前通用大模型在土地参数解算场景中的纵深应用不足, 发展垂直化和专业化的遥感大模型可以更好地满足领域需求, 提高时空信息的服务质量与效率。因此, 面向土地空间的规模化参数解算问题, 如何找准切入点, 发展与需求、业务流程紧密融合的专业化、轻量化、低成本大模型, 是助力加快形成土地行业新质生产力的重要抓手。

鉴于此, 本文聚焦陆地表层系统的固态空间——土地作为研究对象, 协同多源多模态观测数据, 发展土地空间对象化建模方法, 厘清土地空间参数(以下简称土地参数)体系及相互关系, 并综合复杂系统理论、地理分析方法、遥感物理机理、智能计算技术设计遥感大模型计算框架, 以期实现对土地参数的大规模求解, 进而服务土地的精准化应用需求。研究的出发点与基本逻辑

如图1所示, 面临的挑战正是如何跨越“复杂陆表土地系统”和“精准土地空间参数”两者之间的巨大鸿沟, 试图以农业生产空间为例, 阐释对象化建模的解构思路, 并设计遥感大模型用于求算大规模参数集, 以实现“认清每一块土地功能”的愿景。

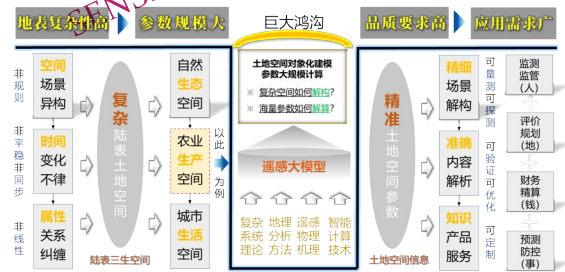


图1 本文研究遥感大模型的出发点与基本逻辑

Fig.1 The starting point and basic logic of this paper's research on remote sensing large models

2 大模型与地表空间建模研究综述

2.1 深度学习与大模型

AI是一门研究如何使计算机能够模拟人类智能行为的科学技术, 旨在发展具备感知、理解、学习、推理、决策和解决问题能力的智能机器。早期阶段, 作为AI的核心, 机器学习(Machine Learning, ML)方法依赖于广泛的手工特征设计与统计方法, 准确率低、泛化能力差(罗锦钊等, 2023)。随着大数据时代的到来以及机器计算能力的提升, 深度学习(Deep Learning, DL)被广泛应用于多种ML任务, 典型的模型有卷积神经网络(Convolutional Neural Network, CNN)(Kalchbrenner等, 2014)、循环神经网络(Recurrent Neural Network, RNN)(Rumelhart等, 1986)、生成对抗网络(Generative Adversarial Network, GAN)(Goodfellow等, 2014)和图神经网络(Graph Neural Network, GNN)(Scarselli等, 2008)等, 对应了人不同功能的综合智能。其中, CNN是一类包含卷积计算且具有深度结构的前馈神经网络, 在图像分类、物体识别、图像处理等多个计算机视觉任务中应用广泛。RNN是一类在序列演进方向进行递归而且所有节点通过链式连接的神经网络, 相较CNN, RNN有机结合了历史信息与当前信息, 在众多自然语言处理与时序分析任务中取得了良好的效果。GAN包含一个生成

模型和一个判别模型，二者相互对抗训练实现更好的学习效果，被广泛应用于图像分割、视频预测、风格迁移等场景。GNN使用神经网络学习图结构数据，提取和挖掘非结构数据中的特征和模式，在自然语言处理、图像处理、轨迹预测等领域获得优异表现。尽管深度学习模型发展迅猛，但是其仍存在过度依赖标记样本、训练速度慢、可解释性差、参数量大等问题，难以泛化到不同领域的应用场景。

为了降低不同应用场景数据集构建的工作量、提高模型的泛化能力，研究者提出了一种利用大规模无标注数据预训练 (Pretraining) 以学习数据特征和规则，指令微调 (Instruction Tuning)、校准微调 (Alignment Tuning) 后可在多种应用场景中表现出强大泛化能力的模型，称为大规模预训练模型，简称大模型 (Large Model, LM) (罗锦钊等, 2023)。Transformer (Vaswani等, 2017) 是一种基于自注意力 (Self-attention) 机制的深度学习算法，在大规模数据和Transformer基础算法的支撑下涌现了一系列语言大模型 (Large Language Model, LLM)、视觉大模型 (Large Visual Model, LVM)、多模态大模型，如图2所示。

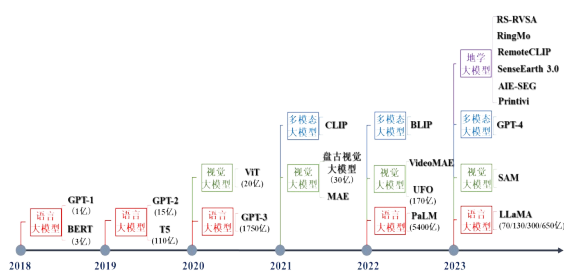


图2 经典大模型发展进程

Fig.2 Development of classical large models

语言大模型是基于Transformer架构快速发展而来的。2018年，OpenAI提出了基于自回归模型进行预训练的GPT-1 (Radford等, 2018)。同年，谷歌提出了通过自编码方式进行预训练的BERT (Devlin等, 2018)，在多个自然语言处理任务中取得较大提升。GPT-1和BERT模型的出现引领了语言大模型的研究热潮，相继出现了GPT-2 (Radford等, 2019)、T5 (Raffel等, 2020)等模型。2020年，OpenAI提出了参数量突破千亿的GPT-3，引入了上下文学习能力，初步具备了简单

推理能力 (Brown等, 2020)。谷歌后续推出了参数量5400亿的PaLM模型 (Chowdhery等, 2023)，展现出了零样本学习能力以及面向复杂任务的语言理解能力。2023年，Meta AI发布的LLaMA模型引发了各界广泛关注，是迄今为止最流行的开源语言大模型 (Touvron等, 2023)。越来越多的模型在自然语言理解与生成中取得了优异的效果，推进了新一轮的大模型应用进程 (车万翔等, 2023)。

视觉大模型是指利用深度学习和计算机视觉技术构建大规模复杂模型，进而理解和推理图像、视频等视觉信息。Vision Transformer (ViT) 将图片构造成patch序列，首次将Transformer应用到计算机视觉领域 (Dosovitskiy等, 2020)。在BERT模型的启发下，He等 (2022) 2022年提出了视觉掩码自编码 (Masked Autoencoders, MAE) 模型，在此基础上，南京大学联合腾讯提出了视频掩码自编码器 (Video MAE) (Tong等, 2022)，预训练大模型扩展到视频领域。2023年，Meta AI发布了通用图像分割模型 Segment Anything (SAM) (Kirillov等, 2023)，基于大规模预训练和提示工程学习分割对象的一般特征表示，进而泛化到任何图像或视频中，开创了复杂图像处理的新趋势。与此同时，华为、百度等公司相继提出了盘古视觉大模型、视觉多任务模型 Unified Feature Optimization (UFO)。

多模态大模型是将文本、图像、视频、音频等多模态信息联合起来进行训练的模型，扩展了信息输入模态，提高了信息交互效率，进一步拓宽了应用场景。2021年，OpenAI提出了CLIP模型 (Radford等, 2021)，采用两个独立的编码网络对图像和文本进行特征抽取，并通过对比学习对齐图像和文本之间的关联性，在此基础上相继提出了ActionCLIP (Wang等, 2021)、Clip4clip (Luo等, 2022)方法，为多模态技术的发展带来了重大突破。2022年，Salesforce提出BLIP模型 (Li等, 2022)，引入了多模态混合编码器-解码器结构，联合训练视觉和语言模型提升多模态任务的性能。2023年3月，GPT-4正式发布，可以识别、提取图像信息，并给出文字反馈，其解决复杂任务的能力显著提高，在许多学术和专业测试中表现出类人智能。现有多模态大模型研究主要聚焦于视觉-语言双模态，未来仍需探索更多模态数据

的加入, 发展高效轻量化的多模态大模型。

2.2 遥感大模型的发展

随着对地观测的发展, 遥感技术进入了大数据时代, 形成了信息量大、时效性强、覆盖范围广的海量地学数据, 因此亟须提升遥感大数据处理与分析能力。随着AI技术的发展, 通用大模型已经具备了在复杂应用场景下的高水平的交互、生成和分析能力(杨必胜等, 2023)。在通用大模型的基础上, 利用多源地学数据作为提示进行大规模预训练, 结合领域先验知识进行有监督微调, 通过人机交互进行强化学习, 更好地处理复杂场景下地学认知与遥感大数据的智能处理问题。

目前, 已有研究学者与机构提出了多种遥感大模型, 根据数据输入类型可以分为单模态与多模态两类。其中, 单模态遥感大模型是指在大规模单一数据模态(如可见光数据、雷达数据或三维基础空间数据等)上进行预训练, 以提取遥感数据的通用特征表示。自监督学习是许多单模态遥感大模型的核心方法, 利用地学数据本身的结构特征进行训练获得特征表征, 然后利用这些表征解决其它目标任务。Wang等(2022)提出了全球首个面向遥感任务的亿级视觉Transformer基础模型RS-RVSA, 采用掩码图像建模算法进行无监督预训练, 同时针对遥感图像中的复杂地物设计了一种旋转多尺度窗口注意力(rotated varied-size attention, RVSA)以降低计算成本, 并在变化检测、语义分割、场景分类等多个遥感经典应用场景中取得了较好的效果。中国科学院空天信息创新研究院发布了遥感领域首个面向复杂场景的生成式自监督预训练大模型RingMo(Sun等, 2022), 利用大量具备遥感特色的样本数据自动提取地物的通用特征表示, 可灵活迁移到目标细粒度分类、小目标检测识别、复杂地物提取等多个下游任务中。单模态模型主要关注遥感视觉解译任务, 而忽略了地物对象间的语义关系, 多模态遥感模型将多种模态地学数据联合起来进行预训练, 更适用于现实复杂地表系统。在地学领域, 与遥感图像、空间数据相对应的文本描述往往难以获取, 基于此, RemoteCLIP模型构建了一个大规模图像文本对预训练数据集, 然后利用CLIP框架进行图像文本对比学习, 在少样本分类、图像-文本检索以及遥感图像目标计数任务中均有显著提升(Liu

等, 2023)。工业界, 商汤科技和阿里达摩院也相继推出了SenseEarth 3.0智能遥感云平台与AIE-SEG, 支持多模态人机交互, 为灾害应急、自然资源管理、农业估产等提供决策依据, IBM联合NASA开源了全球最大的地理空间大模型—Prithvi, 可适用于温室气体检测、洪水监测、森林砍伐追踪、作物精细分类等任务, 有效应对全球气候变化。遥感基础模型主要侧重于单一的模态, 没有进行时间和地理上下文建模, 限制了其在各种任务中的能力。因此, 学者提出了十亿级规模的多模态遥感大模型—SkySense, 可以灵活组合或单独使用以适应各种任务, 在广泛的评估中展现了显著的泛化能力(Guo, et al., 2023)。另外, 为解决现有模型信息提取与分析的局限性、提高挖掘多模态遥感大数据的能力、信息深度挖掘不足与应用同质化的问题, Hong et al.(2024)系统利用不同观测平台, 获取多模态遥感大数据, 以多模态AI大模型为核心, 研发了高精度、全链路的多模态遥感大数据智能解译系统, 适配于各种地学应用, 并实现了一个可循环的全链路反馈机制。这些模型能够有效利用多模态遥感大数据的丰富性、多样性, 为解决对地观测应用提供了较好的参考框架。

结合对不同类型的大模型调研, 笔者认为“靠谱”的高性能大模型应当具备以下四大基本特征: ①基本定位必是面对复杂系统的大规模求解问题; ②针对复杂系统, 首先需要搭建可解释的大模型框架, 在局部环节部署各类生成式的智能计算模块, 进而闭合为一套可持续优化的系统; ③计算过程必然包括三个模块, 即预训练(Pretraining)的符号系统“粗”计算模块(为求解参数预先设定搜索空间)、指令微调(Instruction Tuning)的感知系统“细”计算模块(在有限的搜索空间内进一步挑选与逼近)、检校微调(Alignment Tuning)的控制系统“精”计算模块(在不确定性分析控制下有序补充增量信息, 持续弥补不确定干扰); ④感知系统、符号系统、控制(行为)系统等模块, 均运用基于强大算力与注意力机制的深度学习网络来解决大数据计算问题, 以打通大模型局部对于高维非线性特征之间映射、转换与生成的关键环节。

尽管研究人员在遥感大模型方面已经取得了重要研究进展, 但对照以上四大特征而言, 显然

更多集中在面向三个模块的计算过程模拟和大规模算力应用上（即满足第③个和第④个特征），而对另外两项特征的顾及明显不足，具体是：一方面，应用场景单一化，对于简单常规场景问题，传统小模型已有较好解决方案，而对于一些复杂场景下的任务，小模型或无法提供足够的准确性和泛化能力，此时的遥感解析任务值得大模型进行实践；另一方面，当前遥感大模型研究目前仍属于工程化，与科学化相去甚远，缺失可解译的、可调控的框架，整体结构和部件网络的设计以及对其泛化能力理解的缺失是遥感大模型普遍存在的限制，地学先验知识约束缺乏（张良培等，2023）、多模态数据泛化性较弱、数据更新成本较大等问题，导致其性能不佳。遥感影像分析任务归根结底是对地观测的时空问题，遥感大模型的构建必须从时与空的角度加强对复杂地表系统的理解，从综合智能的角度加强对整体计算框架的设计，才能服务于数字地球的构建与精准地理信息的应用。全空间建模理论的提出和发展为这一目标的实现提供了一定基础和可行路径。

2.3 全空间建模理论

随着人类对空间探索的深化，在地理信息系统领域，周成虎院士（2015）前瞻性提出了全空间地理信息系统和全息地图理论，发展大数据空间解析的理论和方法，建立了全空间对象化建模与泛在信息感知于一体的时空图谱认知体系，构想了地理空间智能大模型。鉴于传统的基于地图的矢量、栅格、表面等数据模型对地理实体的抽象表达存在一定的局限性，很难表达空间实体的多维动态变化以及实体之间的复杂关系，华一新（2016）指出全空间建模的关键技术问题是如何进行多粒度时空数据模型、数据管理、空间分析、可视化和实际应用等。在数据模型的构建上，进一步提出了一种多粒度时空对象的建模方法作为全空间建模的数据模型（华一新，2016），即全空间建模可以理解为各种尺度、各种类型、各种形态的多粒度时空对象建模构成的集合，由此将全空间信息系统的概念具体化为以多粒度时空对象构建的信息空间来描述从微观到宏观的现实世界。多粒度时空对象的建模过程可以描述为在复杂地表空间中抽取时空对象，采集和获取时空对象的信息，从时空参照（陈达等，2019）、空间位置

（于天星等，2017）、空间形态、组成结构（李锐等，2021）、关联关系（王健健等，2017）、认知能力、行为能力（曾梦熊等，2021）和属性特征八方面对多粒度时空对象进行描述（华一新和周成虎，2017），具体方法根据数据来源不同有所区别（张江水等，2018）。在数据管理上，设计了一种基于规则的多粒度时空对象入库方法（李松和陈荣国，2019），定义了时空域的概念（华一新等，2021），将对全空间的数据管理分解为对时空域的管理以及对时空域内部时空对象的管理来应对传统分层分幅模式在全空间建模中造成的跨图幅和跨图层问题。在可视化方面，现已有对多粒度时空对象离散/连续变化特征动态表达的可视化设计（曹一冰等，2021）。在应用层面，全空间建模理论已在军事作战（谢雨芮等，2021）、高铁网络（刘慧等，2021）、智能设施（钟怡然等，2022）、人际关系（张永树等，2021）等方面的建模中开展应用。

全空间建模理论研究，为地表空间建模搭建了基本框架，且已有一些成功应用的实例。然而，现有研究更多聚焦于如何对空间实体进行数据表达，对进一步的空间分析和关系挖掘尚显不够，导致全空间建模实例的实际应用价值低于理论意义。2020年，周成虎院士指出全空间智能时代正在到来，在一切都可数据化、一切数据都可业务化的数字时代，地理空间智能驱动地理信息高质量服务。因此，如何结合智能技术发展全空间建模方法，是值得研究的前沿问题。正是沿着该方向，笔者团队近年来在思索如何针对陆地三生空间将带有层次、分支、网络结构的复杂地表系统进行层次分解和结构化数据建模，提出了地理时空数字化底座的理论框架（骆剑承等，2023；吴田军等，2024），试图将多源、多尺度、多维度、多时态、多模态时空数据整合起来，充分挖掘空间实体、多期序列、多维属性之间的复杂关系。围绕该框架，本文重点聚焦农业生产空间，以对象化建模为切入，尝试构建面向大规模参数求解的遥感大模型，以期通过逻辑化的有序智能计算解构复杂场景，厘清空间、时间、属性之间复杂的纠缠关联关系，形成农业生产空间的精准应用信息产品。

3 土地空间对象化建模与参数求解

3.1 土地空间对象化建模

土地是一个综合的自然地理概念,是指地表包含地面以上和以下垂直的生物圈中一切比较稳定或周期循环的要素,如大气、土壤、水文、动植物和人类过去和现在活动结果的一个特定地区(FAO, 1976)。土地空间是综合地质地貌、气候水文(水光热)、土壤植被、社会经济人文等各种要素于一体的地表空间。本文重点关注地表空间中相对稳定的陆地区域,由生态本底、农业生产和城市生活的三生空间组成,其中包括土地利用(Land Use, LU)、土地覆盖变化(Land Cover Change, LCC)、土壤(Land Soil, LS)与土地资源(Land Resource, LR)、土地类型/应用(Land Type/Application, LT/LA)等四个方面的五个“土”。然而,由于学科分批和研究对象的细化,土壤、土地资源和土地类型的研究以地面实测和实地调查为主,而土地利用和土地覆盖则以遥感技术作为数据获取的重要手段之一。在对观测精细程度不足和时序信息有限的条件下,这种分学科研究有效促进了人类对地表单一功能的认知水平。但同时也一定程度上阻碍了人类对土地表象、过程和格局的综合认知,存在五“土”信息精度/粒度/尺度不一、相互割裂脱节的现象,亟需一个更加精细、合理的空间单元来串接五“土”要素。随着高分对地观测技术和传感监测手段的发展,面向地理对象的土地信息获取成为可能,五“土”信息获取尺度上的差异也在逐渐缩小,具备了集成表达的数据基础。小数据时代专家知识化的土地定性制图应当顺大数据时代之势向定量、定制的精量化产品转变,这是土地研究从定性转向定量、从宏观走向微观的必经之路。

鉴于此,为适应土地研究视角的发展,本文沿着“地学信息图谱”和“全空间信息系统”指引方向,在复杂系统理论和粒计算思维引导下,尝试发展土地空间对象化建模理论,以期构筑多粒度对象结构体系实现土地参数从客观世界到数字世界的准确映射与精细呈现。建模过程简述如下(图3): (1)首先是“分解-粒化”,基于区域性和综合性特征,将复杂地表空间分解为多粒度对象“图”,形成广域空间(行政分区)、区域空

间(自然分区,即农业生产空间中的种植区)、局部空间(功能分区,即农业生产空间中农用地所在的耕作区)、对象空间(内外条件和动力影响具有均质性的同质单元,是对象化建模中的关键要素,农业生产空间中即为农田地块)、信号空间(多源多模态的观测数据)等从稳定到不稳定嵌套的五层空间结构,构建大对象嵌套小对象的土地空间结构表达体系,实现广域空间可解构的目标;特别说明的是,同一个行政分区内的社会经济条件和土地政策相对具有一致性,反映了行政干预力量对区域土地利用的影响;自然分区是因地形地貌、气候气象、路网水系等因素产生的自然条件相对具有一致性的区域,反映水土光热等自然条件对于区域土地覆盖的统一作用;功能分区是自然分区内三生空间中土地利用具有一致性的局部区域,如农业的种植分区,按照土地利用一级类别所进一步划分的区域,比如耕地、园地等耕作区;在一个功能分区内,进一步细分地类进行分层处理,比如耕地,进一步划分为水田、旱地、园地等不同的土地利用类型,此为对象空间的“地块”(地理对象),如水田、水浇地、旱地、果园、茶园、经济园地等。因此,上述不同层次的空间划分具备可区分性,设置的缘由正是为了反映土地政策、土地资源、土地利用、土地覆盖等方面的不同时空分异;(2)其次是“约束-重组”,基于五层空间划分,以对象为节点构建知识“图”,在带有层次、分支、网络结构的土地空间中嵌入“区域限定局部”、“空间约束时间”、“条件互为影响”等约束关系,由纵向的多层级对象之间、横向的同一级对象之间以及对象内部属性之间的关联关系确定边的强度;同时,遵循时空唯一性重组数据信号,实现局部空间可解析的目标;(3)最后是“传递-关联”,在对象赋予地理知识“图”和遥感特征“谱”基础上,综合“星-地-人”协同的观测信号,构建模型求解对象蕴含各级土地参数,遵循地理相关性、异质性、相似性规律以及土地要素间的相互联系,实现空间之间可传递的目标。通过以上三个对象化建模步骤,搭建形成“广域-区域-局部-对象-信号”多层次表达空间场景的数字化底座,可承载大规模参数内容。

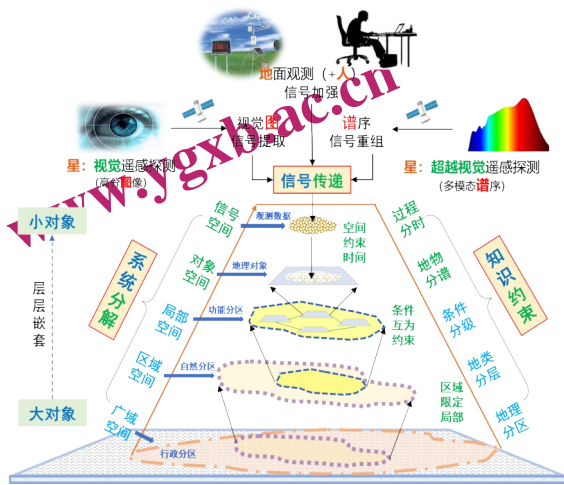


图3 土地空间对象化建模示意图

Fig.3 Schematic diagram of the land spatial object modeling

3.2 土地参数体系及求解

3.2.1 土地参数定义

通过以上建模，陆地表层的土地利用（空间）、土地覆盖变化（时间）、土壤与土地资源（属性）以及土地应用（产品）等四个方面的五“土”要素能够在对象及其结构上得到融合统一（即五“土”合一）。本研究结合农业生产空间定义土地参数集，将其归纳为四个方面的五“土”参数（表1）：（1）刻画空间功能结构的土地利用

参数，包括位置/形态、拓扑结构、土地利用（农用地）类型等；（2）反映时间演化规律的土地覆盖变化参数，包括作物（植被）类型/品种、作物（植被）生物量/产量（正常生长/胁迫（灾害）参数（异常生长）、土壤水分/盐渍化等指标；（3）表征本底条件属性的土壤与土地资源参数，包括土壤类型、土壤理化性状、微生物参数以及地形地貌、水光热气等自然禀赋条件、权属/交通/区位等社会经济条件参数；（4）面向产品定制需求的土地类型应用专题参数，包括监测监管（人）、设计规划（地）、财务精算（钱）、预测防控（事）等四大类专题应用产品的定制参数。

图3所示的土地空间层次分解与对象化表达契合了五“土”参数的融合呈现，多维度的五“土”参数承载于多粒度的五层嵌套空间结构，多元化的土地产品定制需求又指向土地空间不同的粒层：①广域空间（行政区）反映了该区域总体的土地政策和规划利用概况，产生了特色化的土地应用需求；②区域空间（自然区）对应了土壤与土地资源参数；③局部空间（功能区）映射了土地利用参数；④对象空间（同质单元）映射了土地覆盖变化参数；⑤信号空间承载了获取各类土地参数所需的多尺度观测数据源。

表1 土地空间承载的五“土”参数定义（以农业生产空间为例）

Table.1 Definition of five-land-parameters carried in the land space (taking agricultural production space as an example)

		静态 → 动态	表层 → 内部	单体(位置+形态) → 结构
基础参数		(1)土地利用参数(空间)	(2)土地覆盖变化参数(时间)	(3)土壤与土地资源参数(属性)
		土壤参数	其他土地资源属性参数	
		自然禀赋条件	社会经济条件	
定性 ↓ 定量 指标	类型	耕地(水田、旱地)、园地…	作物类型(水稻、玉米…)	紫色土、水稻土… 地貌类型、气候类型… 权属、产业…
	指标	耕地保有量、园地面积	作物生长指标(LAI、产量…)	酸碱度、有机碳、全氮/磷/钾… 高程、坡度、坡向;降水量、日照时长、温度… 人口数、GDP、交通区位测度、市场个数…
定制参数		(4)土地(类型)应用产品专题参数		
		监测监管(人)	规划设计(地)	财务精算(钱)
		预测防控(事)		
	非农非粮监测、违法占耕监测…	耕地质量评价、高标准农田建设选址…	承保费率/赔付比例核算、补贴计算…	病虫害传播路径模拟、台风/洪水受灾损毁预测…
定性 → 定量 单一 → 综合 显性 → 隐性 单体(位置+形态) → 结构				

3.2.2 土地参数求解

由表1可知,广域空间之上蕴含着超大规模的土地参数亟待求解,如何对其进行精准计算是重点亦是难点。对此,先梳理以下三点基本认识。

(1) 土地参数计算过程: 各级土地参数之间存在着紧密联系,解算的过程需沿着“土地利用(空间)-土地覆盖变化(时间)-土壤与土地资源(属性)-土地(类型)应用产品定制”的路线有序逐级展开: 先感知土地利用空间,再分析土地覆盖时序变化,关联土壤与土地资源属性,最后通过知识引导对场景应用需求定制各类土地信息产品,从而使五“土”参数在对象化场景表达之下既能明确区分又能递进交融(即五“土”合一)。该过程是在对象形态表达之上,聚合多源多模态的数据,形成静态、动态特征后,挖掘关联、映射、转换关系,有序求解土地利用空间、土地覆盖变化、土壤与土地资源、土地类型/应用产品参数,形成空间(可量测)-时变(可探测)-属性(可验证与可优化)-产品(可定制)的五“可”新常态。

需要说明的是,此节提出参数解算过程与图3所示的层次化建模顺序有所差异。图3展示的是空间分解过程,旨在实现宏观层面的地理分区与整体结构搭建,体现了自顶向下的视角;而本节的土地参数计算过程面向对象空间展开,是以对象为载体和中心出发点,按照空间-时间-属性-专题应用的路径演进,体现了自底向上的视角。两者的出发点不同,路线顺序互逆,但在对象空间层相互汇拢碰合;而两者必须结合,即全局设计是在自顶而下系统规划所建立的框架内进行约束,而对框架的核心部分,则采用逐步求精的设计方法来完善。

(2) 土地参数计算模式: 通常包括以下两类典型: ① 针对某一目标参数进行物理空间域上的推测,即已知部分对象(地面观测样本)的参数值,挖掘目标属性(绝对量参数)与辅助数据(相对量特征)之间的映射关系、时空相关关系,补全其它对象的该参数缺失值,解决局部离散点到全域面的插值问题; ② 针对某一目标参数进行特征空间域上的推测,即由若干已知(旧)属性衍生得到未知(新)属性,解决(旧)属性经过依存关系、约束关系组合转换得到目标(新)属

性的参数转化问题。对象层级的参数得到解算之后,将有助于挖掘聚合关系构建空间对象之间的结构(从单体到结构),也有益于挖掘传递关系解析空间对象之间的要素流转(从静态到动态),指导土地空间开展知识逻辑递推的宏微观相结合决策。

(3) 土地参数计算模型: 将土地空间参数解算按照“空间-时间-属性”进行梳理,若将“时间”看成是动态属性的一种呈现,则进一步可简化为“空间-属性”的二元体系,前者寻求对象的精细表达,后者企望参数的准确计算,从而将五“土”参数的解算都一体化归结于对象属性的计算问题,而这亟需在传统计算模式基础上,结合土地空间对象化建模,构建组合擅长不同功能深度学习算法的大模型框架。结合数据准备、模型机理、算法构建、算力配备等方面的基础,笔者认为构建面向土地空间大规模参数求解的遥感大模型适当其时,在复杂系统理论指导下设计问题驱动的大模型框架具有可行性,而以下几个方面的考量不可或缺: ① 理清多源多模态异构大数据综合集成与相互转换的计算需求,在内核及各个环节上部署并有序调度高算力支撑下各类深度学习算法; ② 结合空间原则和地理数据特征来监督智能学习过程,深入设计深度学习和时空知识之间的强大协同作用,结合地理基本定律将“时空”表征成变量嵌入学习过程,增强对地理环境的理解和模型解释力; ③ 构建一个开放的生成式智能体运行环境,即基础数据、探测信号与系统知识能在大模型迭代计算过程中不断补充,保障参数的求解能在可靠、可信与可控的运行环境中不断优化。

4 遥感大模型架构与核心系统设计

4.1 大模型总体架构设计

针对土地空间对象化建模和参数大规模计算问题,设计如图4所示的遥感大模型总体架构,在其中设计了符号系统(类比大脑)、感知系统(类比视觉与听觉)、控制系统(类比触觉与行为动作反馈)三个部分,分别实现如下三个目标: (1) 广域空间可解构,即解决土地空间的可靠表达问题,表述为复杂地表系统的多重表达与知识关联的科学问题,拟设计符号系统进行空间分解和知

识约束构造，实现多粒度空间结构的搭建，重点是进行从广域空间到区域空间、局部空间的地理分区，同时衔接感知系统而来的对象空间和信号空间，进而以地理推测方式实现土地参数从宏观大空间对象到微观小空间对象的粗计算，对应地理语言预训练过程，运用“关键词”的多头注意力机制，设计面向土地参数推测“粗”计算的GNN/Transformer模型；(2) 对象空间可解析，即解决对象（地块）特征与参数的可信分析问题，表述为空间形态约束谱序特征重建的不确定性分析的科学问题，拟设计感知系统对遥感探测信号进行细计算，对应图谱两方面信号调制模型：①在“图”部分，设计运用视觉注意力机制的CNN模型，分层从高分影像中有序提取土地利用空间对象的形态特征，从强到弱不断通过增补外部信息进行对象化建模；②在“谱”部分，构建在地

块形态约束下土地覆盖变化主要物质成份的谱序机理特征和自相关关系，设计运用循环注意力机制的RNN/LSTM模型，在粗计算基础上进一步开展土地覆盖参数在有限的搜索空间内的窄幅微调（细计算），并通过图谱耦合的不确定性分析同步输出对象空间参数求解的相应置信度；(3) 空间之间可传递，即解决土地参数优化的可控计算问题，表述为“星-地-人”协同的信号传递与优化控制的科学问题，拟设计控制系统进行高质量的地面观测及其在对象之间相互传递的精计算，运用置信度控制的局部注意力机制，按照地理时空分布的“距离相关/特征相像/条件相似”原则构建联合递推的GNN网络模型，进一步将离散的地面观测绝对量有序地增补到局部空间内的各个对象上，不断降低不确定性，实现星地人协同的优化控制。

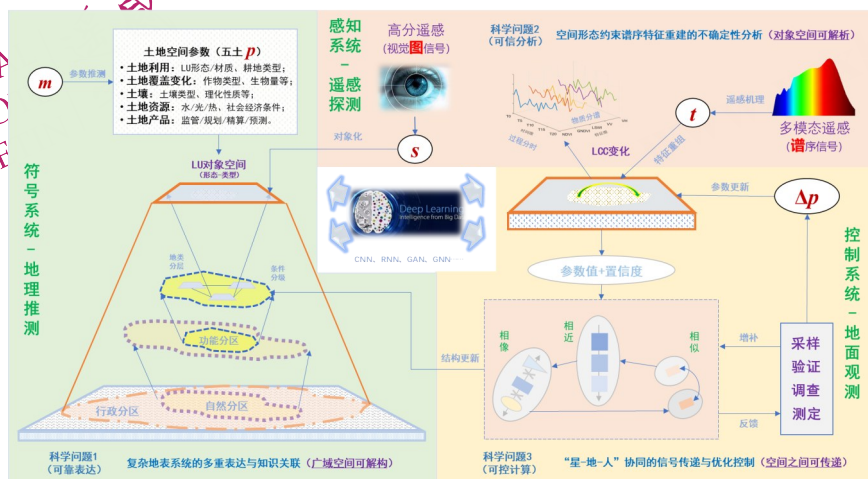


图4 面向土地空间参数大规模计算的遥感大模型架构

Fig.4 Remote sensing large model architecture for large-scale calculation of land spatial parameters

在上述闭环框架中，符号系统、感知系统、控制系统三大子系统开展“数据-信息-知识”三者的相互流转助力。首先，在符号系统中，将土地空间对象化结构及其参数体系通过一套记忆系统来表达和存储，再结合多粒度对象的语义关系开展对各参数的推测，得到每个对象的参数取值集合或区间，这个系统完成了框架中的预训练环节；(2) 进而，在感知系统中，分别利用高分遥感的视觉图信号精确提取土地利用对象和利用多模态遥感谱序信号确认土地覆盖变化参数并生成置信度，这个系统完成了框架中的指令微调环节；(3) 最后，在控制系统中，通过置信度控

制的采样、验证、调查、测定等手段对局部对象的参数进行核准，并在对象相近、相似、相像等关系的传递中完成系统的优化更新，这个系统完成了框架中的检校微调环节。

针对三个系统，分别部署四类采用不同注意力机制的深度学习模型，加入相适应的注意力机制抽取视觉、语义、谱序、关系等显/隐信号中的关键特征，使五“土”参数（ p ）求解从易到难不断趋优：(1) 在符号系统中，采用上下文关键词注意力机制提炼语义特征（ m ），构建基于GNN/Transformer模型的土地参数粗计算模块；(2) 在感知系统中，一方面是采用“分区-分层-分级”

的高分影像视觉注意机制抽取空间特征 (s)，构建基于CNN模型的地块对象提取模块；另一方面是结合成像机理和地表变化机制设计注意力引导下的时序变化特征解析方法 (t)，构建基于RNN/LSTM模型的土地参数细计算模块；(3) 在控制系统中，置信度引导注意力关注对象，捕获对象传递关系中的增量信息 (Δp)，构建基于GNN模型的土地参数优化精计算模块。

所设计的遥感大模型的三个分系统紧密相扣、相互衔接，协同解决土地空间对象化建模和大规模参数求解问题，其中图3所示的土地空间对象化建模过程，体现了系统分解思维，正是面向广域空间可解构目标，依赖于符号系统完成；而土地参数计算过程则是面向对象空间可解析、空间之间可传递的目标，依赖于感知系统和控制系统完成；而在广域空间的解构、对象空间的解析的中间层，区域空间和局部空间在其中起到了承上启下的衔接作用，保障了多粒度空间之间上下传递及宏观对局部的约束。关于三大核心系统的具体设计说明如下。

4.2 大模型核心系统设计

4.2.1 符号系统:地理语言预训练的粗计算

针对土地空间的复杂性特点，首先构建以专业化的符号表达为牵引、以知识自主学习为核心的地理语言预训练模块，设计如图5所示的符号系统，旨在整合领域知识和通用模型实现对求解参数的粗计算，主要包括以下过程：(1) 利用基础地理数据生成多尺度、多粒度的土地空间五层结构及对象之间的高层次关系，把空间表达中的对象单元抽象成节点、对象间的联系抽象成边，基于多粒层的土地空间对象图(Graph)结构描述空间场景，引导土地参数相关的知识图谱(Knowledge Graph, KG)表达与空间推理；(2) 与历史资料数据共同构成全要素、多维度综合认知的语料，以附加组件显式嵌入大语言模型(LLM)，实现GNN和Transformer耦合的高效训练，利用其强大的语义理解和生成能力对土地参数初步推理，并借助提示词促进推理答案的交互更新，最终确定土地参数取值的集合或区间，再将预设初值联合对象图结构一并传导至后续的感知和控制系统，同时接收来自它们对目标区的结构修正

和参数真值约束，提高符号系统自身语义推断的领域适应性和可靠性。

4.2.2 感知系统:遥感图谱信号调制的细计算

感知系统通过模拟人的视觉与听觉感知，从多源遥感数据中抽取图谱信号对符号系统输出的参数初值进行调制，实现参数的细计算。根据处理遥感影像类型及任务需求分为图与谱两大信号调制模块：(1) 图信号调制模块如图6所示，从高空分辨率影像中识别土地空间实体并抽象为符号系统的基本对象(即图结构中的节点)，提取过程融合了视觉特征强度引导的层次注意力机制(Hierarchical Attention, HA)，针对不同地物的视觉特征及可辨识性强弱组合调用CNN类深度网络模型，分层提取土地利用空间对象，从而解决提取对象间特征差异大、单一模型提取效果差的问题；(2) 谱信号调制模块如图7所示，首先将输入高时间分辨率的遥感影像序列，在空间对象形态约束下进行数据统计分析得到多通道时序特征序列，再通过RNN深度学习模型中融合循环注意力(Recurrent Attention, RA)、时间模式注意力(Temporal Pattern Attention, TPA)、交叉注意力(Cross-Attention, CA)多种注意力机制，重点关注时序关键节点/时段、变化模式及谱间相关关系，完成高维非线性特征向目标土地参数的映射，将符号系统推断的参数取值范围予以细化收窄进而逼近真值，从而实现参数取值的适配微调。

4.2.3 控制系统:星地人协同检校微调的精计算

由于时空观测数据缺失、对象内部异质、不稳定交互关系、环境状态转移等因素，静态、单向的参数解算过程必然伴随显著的不确定性，因此需在细计算结果基础上，进一步关注高不确定性的对象集，针对性地补充并传递增量信息，以提高参数计算的精确性。为此，设计如图8所示的控制系统，由相关图(Graph)构建、增量补充、状态更新三个子模块构成：(1) 相关图构建模块接收来自感知系统的推测结果(即细计算参数值)，以及迁移自符号系统的地理对象(节点Node)信息，基于其空间、环境、谱序特征分别评价对象间空间相近、环境一致、谱序相似关系，综合表征为对象间相关强度(边Edge)信息，最终将目标对象集合及集合元素关系抽象为图结构；

(2) 增量补充模块基于细计算结果的置信度评价及上述相关图结构, 将优化注意力聚焦于高不确定性对象集, 在全局不确定性降低的激励下, 确定价值最大化的数据补充策略, 向系统外部主动寻求“星地人”多渠道获取的增量信息; (3) 状态更新模块基于对象间的关联机制, 借助GNN的

深度学习方法, 依次融合各级邻域对象特征, 引导增量信息沿相关图逐层扩散, 从而实现参数计算结果的检校微调, 推动整体向更优状态递进。上述增量补充与状态更新模块迭代运行, 直至达到精计算预设要求, 最后将更新结果反馈至存于符号系统。

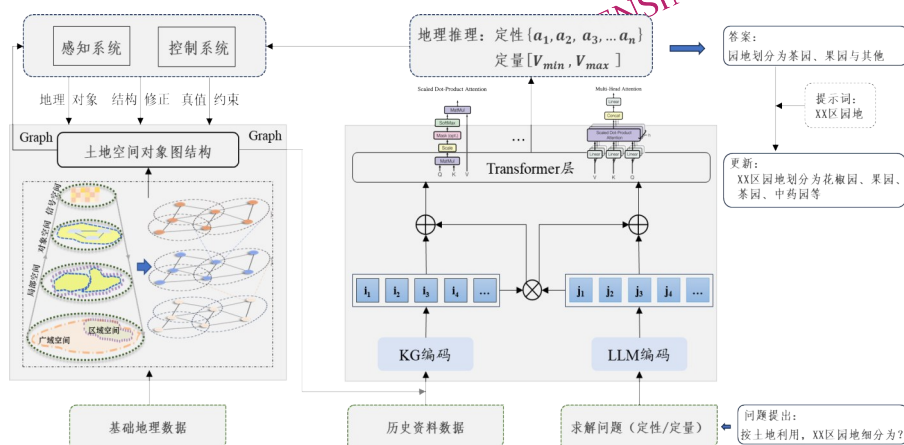


图5 基于地理语言预训练的符号系统

Fig.5 Symbol system based on geography language pre-training

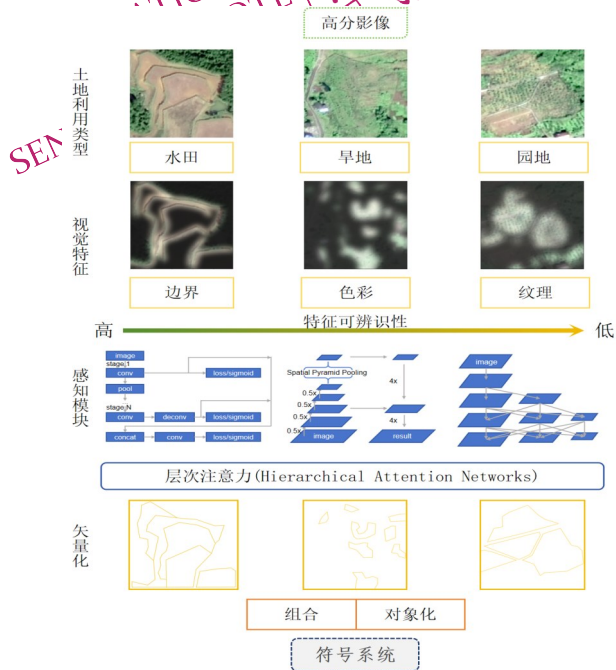


图6 基于遥感图信号调制的感知系统

Fig.6 Perception system based on spatial signal modulation via remote sensing images

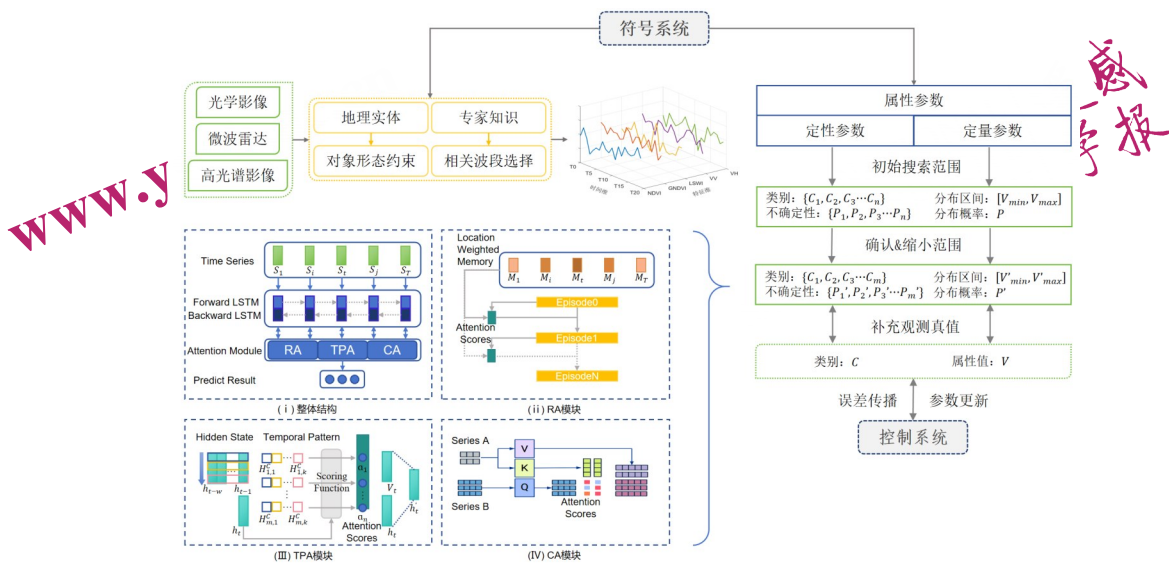


图7 基于遥感谱信号调制的感知系统

Fig.7 Perception system based on spectrum signal modulation via remote sensing images

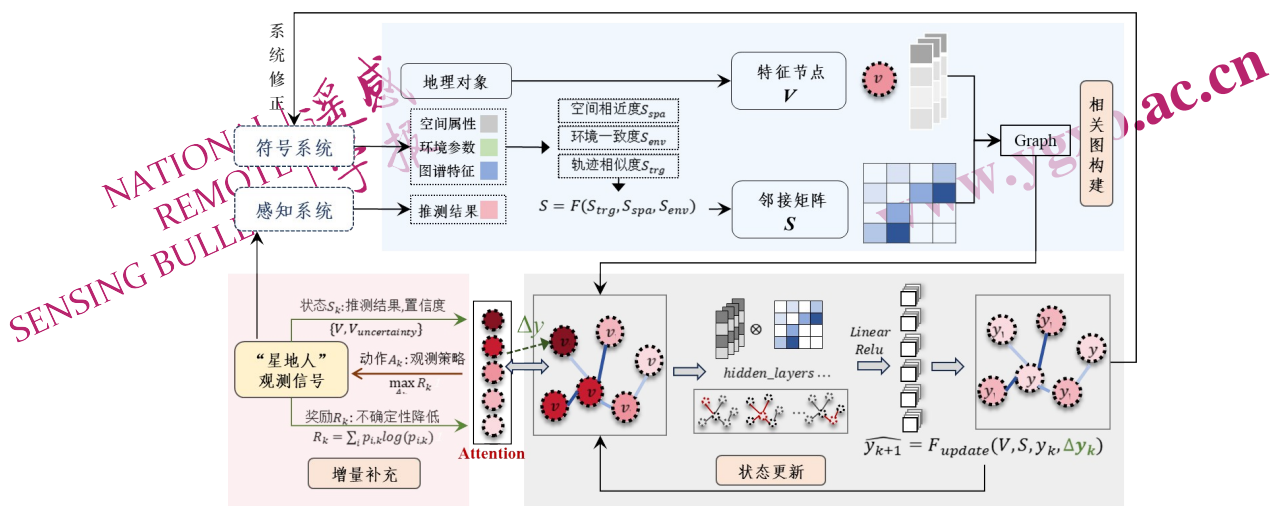


图8 基于星地人协同校微调的控制系统

Fig.8 Control system based on alignment turning with the collaborative mechanism of satellites, ground, and humans

5 农业生产空间参数计算应用初探

5.1 土地利用参数求解实验

为说明本研究设计遥感大模型的应用潜力和价值，选取代表我国西南复杂山地特点的重庆市江津区作实验区，立足其农业生产空间，以土地利用（空间）参数为例，展示遥感大模型的执行流程及效果，旨在生成研究区农用地空间位置、地块边界形态、利用类型等信息，助力其农业生产监测和规划调控等应用。

5.1.1 土地利用参数粗计算

利用符号系统的地理语言预训练将研究区地

表系统从大空间到小空间进行层层解构，通过对对象化建模形成“广域空间（行政区）-区域空间（种植区）-局部空间（耕作区）-对象空间（地块）-信号空间（星地人观测）”等级结构，如图9左侧所示：①首先，“广域空间”覆盖整个研究区行政区划范围—重庆江津区；②鉴于土地利用参数受自然条件、人为因素的影响，根据基础地理数据引导的海拔、坡度、行政规划差异将其划分为72个分区，并归类为山地区、坡地区、平原区等自然分区，形成不同种植区的“区域空间”；③在种植区内，进一步定位作物种植范围，利用历史调查资料从中分离出水田、旱地、园地所在的耕作区，构成“局部空间”；④在耕作区

内，再结合历史调查数据筛出农业生产空间的基本单元——地块，组建“对象空间（江津区地块数量可达百万级，而每一地块常见的土地参数有数十种之多，可见土地空间承载参数的规模之巨）；⑤最后，将外部的多源多模态“星地人”观测数据作为最上层的“信号空间”输入到承接对

象，刻画地块时空谱特征。在该计算过程中，基础地理数据、历史资料数据、多模态观测数据是进行地理语言预训练的关键语料，将其灌入符号系统后可以推测得到土地利用参数的预设初值，如图9右侧示意。

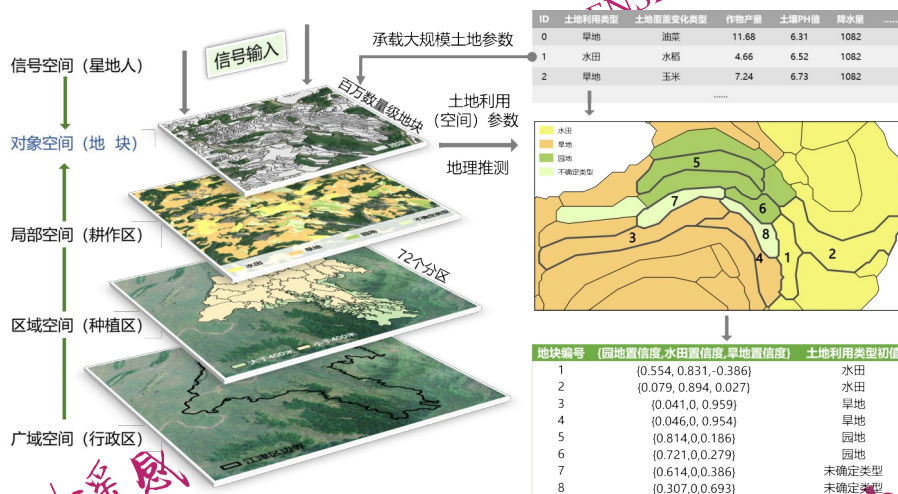


图9 重庆江津区农业生产空间对象化建模及土地利用参数粗计算结果
Fig.9 Object-oriented modeling of agricultural production space and rough calculation of land use parameters in Jiangjin District, Chongqing

5.1.2 土地利用参数细计算

基于符号系统的地理语言预训练实现了土地空间的分区和知识关联，初步推测了农业生产空间的土地利用参数值。进一步加入遥感观测数据，运用感知系统构建视觉注意力机制驱动的深度学习算法族，在每个耕作区内，按照视觉特征的显著程度和注意力强弱，分层从高分影像中提取不同农业利用方式（水田、旱地、园地等）的地块对象，得到土地利用参数细化计算的专题图及其不确定性空间分布。在该计算过程中，通过遥感信号对预训练输出的参数值进行调制：一方面对地块的空间形态进行微调，尽可能贴合影像视觉上各类地块边界，另一方面对地块的土地利用类型进行微调，将遥感信号确认的农用地类型与地块单元关联。图10展示了重庆江津区农业生产空间提取到的耕地地块分布及土地利用类型，其中的子图（a）、（b）、（c）分别展示了地势较为平坦的平坝区、地势有所起伏的坡地区、以及地势起伏较大的山地区这三种不同地貌区耕地的分布特征、形态特征以及土地利用类型特征：（a）平坝

区耕地资源丰富，分布相对集中，在宽阔平坦区形态呈近似方形，土地利用类型多为旱地、园地；（b）坡地区耕地形态受山体起伏控制，主要分布在坡面，呈狭长状，土地利用类型主要为旱地；（c）山地区耕地主要分布在冲沟之间，形态类似于平坝区近方形，但由于山地地形起伏大，耕地资源稀少且分布零散，耕地细碎，土地利用类型以旱地为主。图11输出了相应的参数计算不确定性（以置信度量化的）。本研究在输出土地利用参数同时，对该参数的不确定性进行定量输出，最后综合行政政策、自然环境、社会经济等要素，综合评判土地利用类型的置信度，为后续校验订正提供参考依据。图12进一步呈现了本文方法提取的土地利用耕地地块与传统面向对象分析方法以及AI Earth模型提取结果的对比，通过对比可表明使用本文所提出大模型得到的土地利用解译结果在空间形态的精细度、完整度上比一般方法有显著提升。

5.1.3 土地利用参数精计算

在感知系统输出参数值及其置信度基础上，

执行控制系统进行协同检校微调,对不确定性高(置信度低)的地块对象给予高注意力,针对性地补充反馈星地人观测的高信息量数据,以此引导模型的强化学习,实现土地利用参数进一步优化的精计算。在该计算过程中,地理位置(相近性)、图谱特征(相像性)、地理环境(相似性)三者度量有序精化参数取值,降低其不确定性:①结合江津区地形地貌和作物种植特点,地理位置选取空间距离、对象邻接性、交互作用与近邻性作为学习因子,遵循地理学第一定律,置信度低的对象参数向临近的高置信度对象偏移;②图谱特征选取光学、雷达影像的波谱特征及其组合衍生的指数作为学习因子,低置信度对象参数向具有相像谱序曲线的高置信度对象偏移;③地理环境选取坡度坡向、高程降水、温/湿度等作为学

习因子,在同种生长环境下,低置信度对象参数向环境同质区内的高置信度对象偏移。图13展示了研究区在不确定性(置信度)引导下检校微调生成的土地利用参数精计算结果,子图中展示了A、B两子区域的参数精计算细节图,从两个细节图的m1行可看出,不确定性主要存在于边界形状不规则的耕地中,对于细长弯曲状的耕地边界,需要进行多次微调学习,随着精计算迭代次数的增加,可实现推测结果的不确定降低;m2行中的n1列代表原始土地利用计算结果参考值,n2与n3分别代表不确定性逐步降低后的土地利用类型值,可见随着不确定性的降低,可对原始土地利用参数进行空间解混,使最终结果逼近地表的真实土地利用类型现势状况。

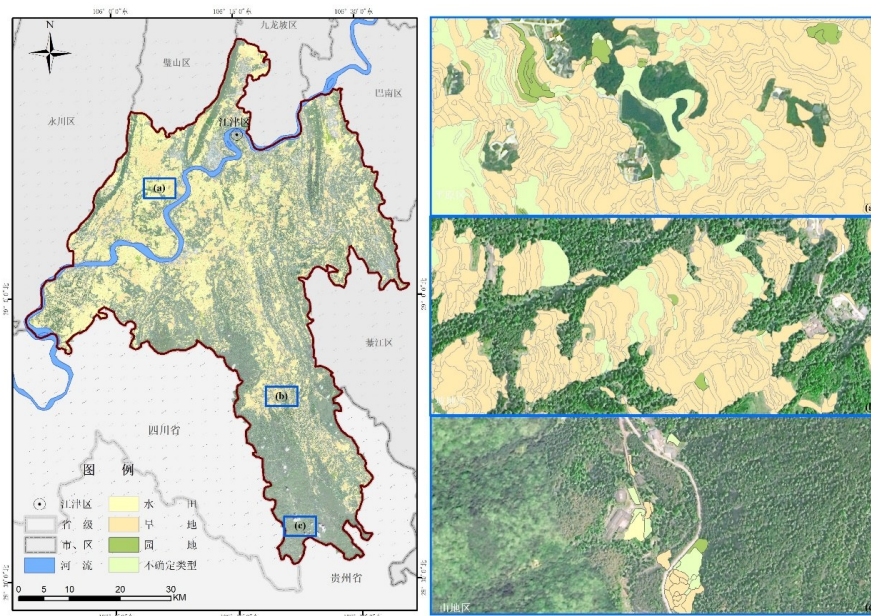


图10 重庆江津区农业生产空间土地利用参数细计算结果

Fig.10 Detailed calculation results of land use parameters for agricultural production space in Jiangjin District, Chongqing

5.2 土地参数求解拓展构想

针对农业生产空间,表1对土地参数从“空间-时间-属性”维度进行了梳理。在大模型框架下,5.1节以其中的土地利用(空间)参数为例说明了大模型计算流程和实施效果。为进一步明晰各级土地参数之间的相互约束和求解过程中引导关系,结合表1和图14对农业生产空间五“土”参数的求解给出拓展构想如下。

(1) 土地利用(空间)参数。通过高分遥感

感知区域内农业生产利用的土地对象(农田地块),获取空间位置和边界形态,其内部物质构成、表面覆盖、外部自然条件与人类活动影响具有均质性,将其作为土地空间划分与研究的最小单元(即对象化建模中对象空间粒层的同质单元);在此基础上识别其利用类型参数(农用地包括耕地、园地、养殖地等一级类,其中耕地再细分为水田、旱地等二级类),这是开展土地利用结构分析、非农化监测监管、农业产业结构调整、

高标准农田设计规划等应用的基础参数，主要是通过地面调查与高分遥感测绘结合获取。5.1 节初

步验证了所提大模型对该类参数求解的可行性和有效性。

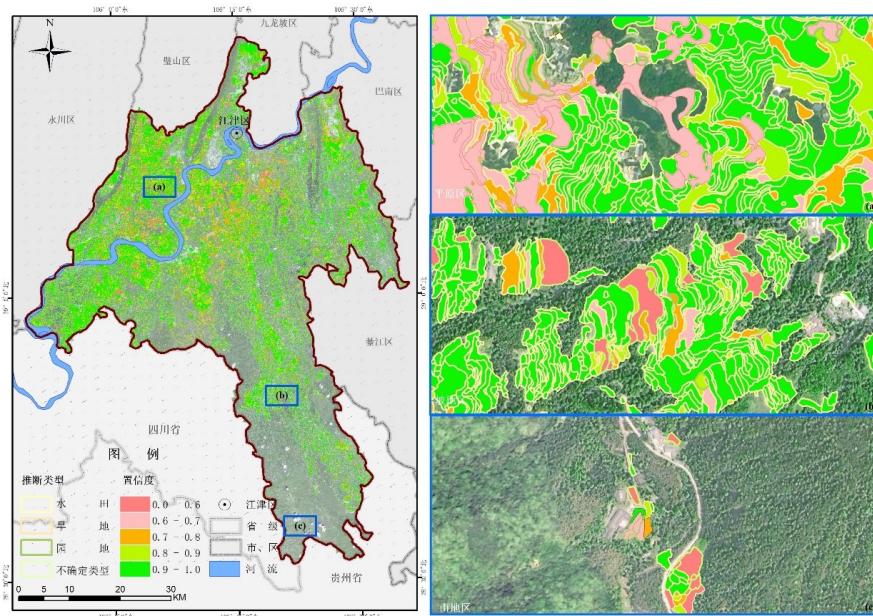


图 11 重庆江津区农业生产空间土地利用参数计算结果的置信度
Fig.11 Confidence of the calculation results of land use parameters for agricultural production space in Jiangjin District, Chongqing

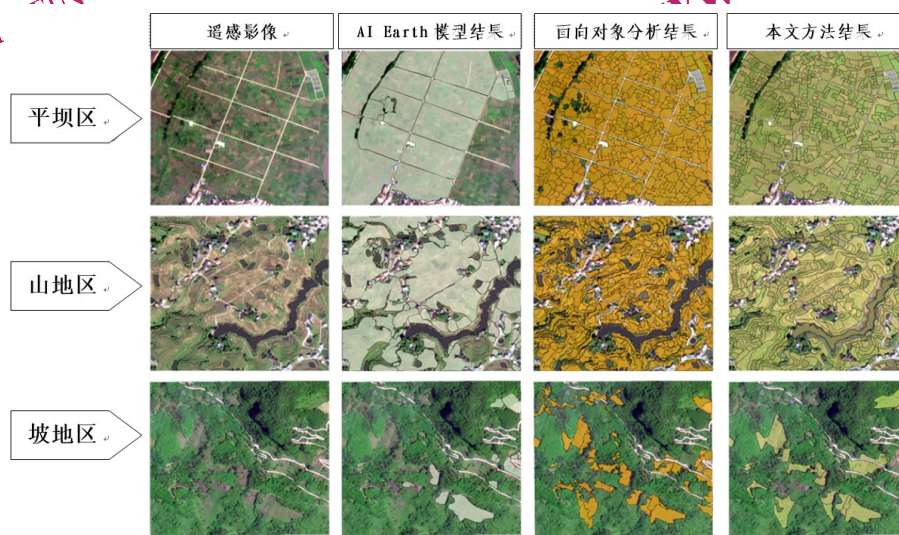


图 12 土地利用(耕地地块)空间形态提取结果对比
Fig.12 Comparison of spatial shape extraction results for land use (cultivated land parcels)

2) 土地覆盖变化(时间)参数。在相对静态的土地利用空间之上,通过谱序遥感和地面观测等手段感知土地覆盖的动态变化,识别包括从定性的作物类型到定量的生长指标、作物产量等参数,这是开展种植作物分布结构现状分析、非粮化监测监管、产量预估、灾害发生预测防控等应用的基础参数,主要是通过地面采样、验证、调查、测定后与遥感时序分析相结合获取。笔者

团队基于地块对象对该类参数求解曾做了一些初步尝试(吴志峰等,2020;杨颖频等,2021;Wu等,2021;Yang等,2022;Wu等,2022),其中的技术方案后续将参照本文大模型框架进行调整。

(3) 土壤与土地资源(属性)参数。土壤作为地理对象(农田地块)最重要的土地资源内部条件,包括土壤类型和理化性质参数,体现了从

表面到内部的土地材质与理化结构特征。此外，还有体现对象外部条件的土地资源参数，包括水光热等自然禀赋以及交通区位等社会经济条件参数，这是开展耕地质量评价、高标准农田建设选址、事件预测防控、土地空间优化等应用的基础参数，通常在较小时空范围内具有均质性和平稳性，因此需从（对象空间）单体（位置+形态）到

（局部空间/区域空间）结构的粒层变化之后，通过地面站点量测与空间插值或遥感反馈结合获取。以地块对象为基本单元，笔者团队前期对土壤（Dong等，2019；Wu等，2019）、人口（Wu等，2020）等土地资源参数尝试了解，其技术方案也可在本文大模型框架下进行优化。

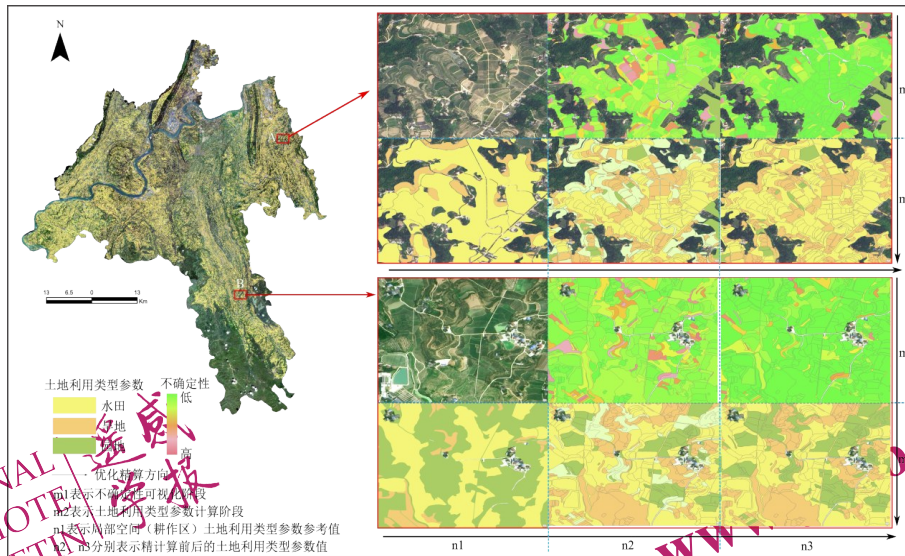


图13 不确定性(置信度)引导下检校微调生成的土地利用参数精计算结果

Fig.13 Accurate calculation results of land use parameters generated by calibration and fine-tuning with uncertainty (confidence)

(4) 土地（类型）应用产品专题参数。从传统的土地定性类型产品向更加量化的精准化土地信息产品革变，面对新时期“人（现状的监测监管）”、“地（未来的设计规划）”、“钱（现状的金融精算）”、“事（未来的预测防控）”等不同类型应用需求，从上述三个方面的基础参数中挑选或利用专家知识和专业模型进一步组合衍生得到专题参数，定制形成精准化的土地应用产品。针对土地应用需求的多样性，专题参数的定制往往需要在土地利用空间基准上，以土地利用和土地覆盖变化参数为基础，关联各种自然禀赋（如气候、土壤、地形、水文、植被等）和社会人文（如城镇建设、农业种植、道路交通等）等土地资源参数进行综合分析，从单一到综合、从显性到隐性、从单体到结构进行场景跨越与内容提升，一般是在遥感机理、水土动力、循环过程等专家知识引导下，通过关联、映射、转换，构建环境依赖关系、相互作用关系、时空耦合关系、属性关联关系等专业模型获取。对于该类参数，笔者团队基于地块对象开展了种植适宜性评价（Wu

等，2019）、撂荒地监测（Yang等，2023）研究，其中的技术方案同样将在本文大模型基础上重构。

本研究实践环节重点聚焦在了农业生产空间的第一个“土”，即土地利用LU参数。为拓展大模型在土地空间应用实践的广度与深度，未来将对后端四个“土”的参数，按照上述设定的逻辑秩序逐步展开计算。例如，以地块为土地利用空间对象，基于感知系统计算地块种植作物类型和产量（土地覆盖变化LCC参数），借助反馈强化的控制系统将之逐步优化，实现从静态LU参数到动态LCC参数的衔接；对于土壤与土地资源参数（如土壤类型、养分指标、酸碱度、盐碱度、厚度，降水量、地表温度、坡度等）、土地应用产品参数（如农险保费费率、耕地生产潜力、耕地产能等），后续同样将在大模型框架下沿着从静态到动态、从定性到定量、从表面到内部、从单体到结构的深化方向进行求解论证，充分挖掘精准合一五“土”参数之于土地空间高质量发展的重要价值和潜力。

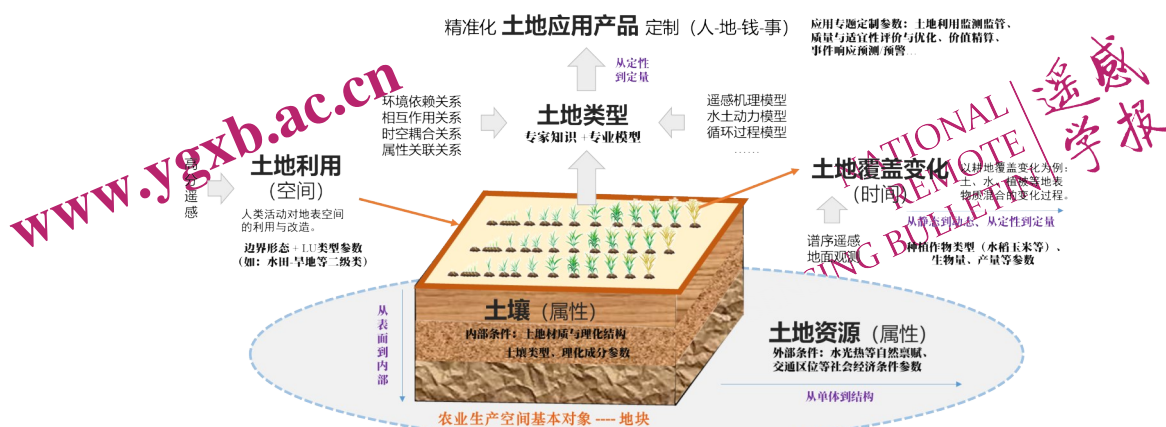


图 14 农业生产空间的五“土”参数合一

Fig.14 Integration of five-land-parameters in the agricultural production space

6 总结与展望

随着社会经济的快速发展，数字化、信息化、智能化成为推动国家建设的重要趋势。而在如今大数据时代，各行各业数智应用的本质，就是在各自空间内关联泛在信息、求解所需参数。对于自然资源依附的陆表三生空间，如何在其复杂地表之上智能解析大规模空间参数，成为新时代数字化驱动高质量发展的一个重要命题。当前，以大模型生成技术为核心的新一轮人工智能技术正在成为数字化发展的关键驱动力，为深化理解土地空间带来了全新的思路。在此背景下，本文面向陆表土地空间提出对象化建模思路，将基础地理数据整合搭建对象化底座，并将遥感数据打碎协同人的知识一并以信号方式传递载入，从而有序解析复杂土地空间，最终将土地利用、土地覆盖变化、土壤与土地资源以及土地应用产品蕴含的五“土”要素进行了一体化融合，形成五“土”合一的新架构。在此基础上，重点以农业生产空间为例，遵循“空间-时间-属性”顺序梳理了五“土”参数体系，梳理了各级参数在对象化建模框架下的相互联系。针对各级参数的大规模求解问题，进一步提出了一套遥感大模型框架，对其中符号、感知、控制3大核心系统进行了设计，通过部署异构的深度学习算法打通关键节点上映射、转换、传递关系构建的堵点。值得强调的是，在深度学习算法中，引入注意力和外部增量信息，解决了复杂问题的有序分解和逐级简化，从而实现土地参数的大规模精准快速解算。初步实验显示出本文构建的遥感大模型具有较好的效果，揭

示了该研究模式生成的土地空间信息具备可量测、可探测、可验证、可优化、可定制的五“可”优势，在“人-地-钱-事”的综合服务中具有较广阔的应用潜力。

本研究在笔者团队既有研究基础上成文，展现了我们近年来从遥感回归到地理、从大数据上升到大模型研究的螺旋式演进脉络，是理论发展和应用实践的又一次里程碑跨越。特别注意的是，本文所建大模型框架更多是一种面对复杂地理系统的土地参数大规模求解问题而提出的智能计算策略，在具体的实现环节上尚有优化调整的余地。例如，进一步考虑模型的适应性、稳健性以及结果的可解释性和可信度，更好地捕捉数据中的复杂模式和关联关系，提高模型的性能和泛化能力；再如，引入并改进前沿的深度神经网络，以契合土地空间的地理时空场景，为解决参数求解问题提供更有力的算法工具。此外，土地空间对象化建模作为当前时空数字化领域的前沿探索，相关的科学思考也值得深入探讨，以求抓住核心科学目标，有效进行学科交叉融合。现阶段本文尽可能把学术思想和初步实验进行总结梳理，以便科研领域共同体选题立项，沿着本研究框架的路径针对不同参数逐步深化，协同推进此项研究。后续，笔者会根据体系化框架的完善和实验的阶段性质进展不断总结，从数据、算力、模型、场景等方面持续优化改进，实现大模型在土地空间上的落地生花。

参考文献 (References)

- Brown T B, Mann B, Ryder N, Subbiah M, Kaplan J, Dhariwal P, Neelakantan A, Shyam P, Sastry G, Askell A, Agarwal S, Herbert-Voss A, Krueger G, Henighan T, Child R, Ramesh A, Ziegler D, Wu J, Winter C, Hesse C, Chen M, Sigler E, Litwin M, Gray S, Chess B, Clark J, Berner C, McCandlish S, Radford A, Sutskever I, Amodei D. 2020. Language models are few-shot learners. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 33: 1877-1901 [DOI: 10.48550/arXiv.2005.14165]
- Cao Y B, Zhang J S, Hua Y X and Chen Y H. 2021. Design and implementation of the visualization tool for spatio-temporal objects in pan-spatial information system. *Journal of Geomatics Science and Technology*, 38(02): 173-180 (曹一冰, 张江水, 华一新, 陈云海. 2021. 全空间时空对象可视化工具的设计与实现. *测绘科学技术学报*, 38(02): 173-180 [DOI: 10.3969/j.issn.1673-6338.2021.02.011])
- Che W X, Dou Z C, Feng Y S, Gui T, Han X P, Hu B T, Huang M L, Huang X J, Liu K, Liu T, Liu Z Y, Qin B, Qiu X P, Wan X J, Wang Y X, Wen J R, Yan R, Zhang J J, Zhang M, Zhang Q, Zhao J, Zhao X and Zhao Y Y. 2023. Towards a comprehensive understanding of the impact of large language models on natural language processing: challenges, opportunities and future directions (in Chinese). *Scientia Sinica (Informationis)*, 53:1645-1687 (车万翔, 窦志斌, 冯岩松, 桂韬, 韩先培, 户保田, 黄民烈, 黄萱菁, 刘康, 刘挺, 刘知远, 秦兵, 邱锡鹏, 万小军, 王宇轩, 文继荣, 严睿, 张家俊, 张民, 张奇, 赵军, 赵鑫, 赵妍妍. 2023. 大模型时代的自然语言处理:挑战、机遇与发展. *中国科学:信息科学*, 53(09): 1645-1687 [DOI: 10.1360/SSI-2023-0113])
- Chen D, Su Y L and Cui H P. 2019. Temporal and spatial connotation and characteristics of entities in pan-spatial information system. 2019. *Geomatics & Spatial Information Technology*, 42(01): 52-55 (陈达, 苏亚龙, 崔和平. 2019. 全空间信息系统中对象的时空内涵与特征. *测绘与空间地理信息*, 42(01): 52-55 [DOI: CNKI: SUN:DBCH.0.2019-01-015])
- Chen J, Wang Y H, Wu H and Liu W Z. 2023. Basic issues and development directions of high-quality development empowered by spatio-temporal information. *Journal of Spatio-temporal Information*, 2023,30(01): 1-11 (陈军, 王艳慧, 武昊, 刘万增. 2023. 时空信息赋能高质量发展的基本问题与发展方向. *时空信息学报*, 30(01): 1-11 [DOI: 10.201117/j.jsti.202301001].)
- Chowdhury A, Narang S, Devlin J, Bosma M, Mishra G, Roberts A, Barham P, Chung H W, Sutton C, Gehrmann S, Schuh P, Shi K, Tsvyashchenko S, Maynez J, Rao A, Barnes P, Tay Y, Shazeer N, Prabhakaran V, Reif E, Du N, Hutchinson B, Pope R, Bradbury J, Austin J, Isard M, Gur-Ari G, Yin P C, Duke T, Levskaya A, Ghemawat S, Dev S, Michalewski H, Garcia X, Misra V, Robinson K, Fedus L, Zhou D, Ippolito D, Luan D, Lim H, Zoph B, Spiridonov A, Sepassi R, Dohan D, Agrawal S, Omernick M, Dai A M, Pillai S T, Pellat M, Lewkowycz A, Moreira E, Child R, Polozov O, Lee K, Zhou Z W, Wang X Z, Saeta B, Diaz M, Firat O, Catas-ta M, Wei J, Meier-Hellstern K, Eck D, Dean J, Petrov S and Fiedel N. 2023. Palm: Scaling language modeling with pathways. *Journal of Machine Learning Research*, 24(240): 1-113 [DOI: 10.48550/arXiv.2204.02311]
- Devlin J, Chang M-W, Lee K and Toutanova K. 2018. Bert: Pre-training of deep bidirectional transformers for language understanding. arXiv preprint arXiv:1810.04805 [DOI: 10.48550/arXiv.1810.04805]
- Dong W, Wu F J, Luo J C, Sun Y W and Xia L G. 2019. Land parcel-based digital soil mapping of soil nutrient properties in an alluvial-diluvia plain agricultural area in China. *Geoderma*, 340: 234-248 [DOI: 10.1016/j.geoderma.2019.01.018].
- Dosovitskiy A, Beyer L, Kolesnikov A, Weissenborn D, Zhai X H, Unterthiner T, Dehghani M, Minderer M, Heigold G, Gelly S, Uszkoreit J and Housley N. 2020. An image is worth 16x16 words: Transformers for image recognition at scale. arXiv preprint arXiv:2010.11929 [DOI: 10.48550/arXiv.2010.11929]
- FAO. 1976. A framework for land evaluation. *Soils Bulletin* NO. 32, Rome.
- Guo X, Lao J W, Dang B, Zhang Y Y, Yu L, Ru L X, Zhong L X, Huang Z Y, Wu K, Hu D X, He H M, Wang J, Chen J D, Yang M, Zhang Y J, Li Y S. 2024. SkySense: A multi-modal remote sensing foundation model towards universal interpretation for earth observation imagery//Proceedings of the 2024 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Seattle : IEEE: 1-29, arXiv preprint arXiv:2312.10115v2 [DOI: 10.48550/arXiv.2312.10115]
- Goodfellow I, Pouget-Abadie J, Mirza M, Xu B, Warde-Farley D, Ozair S, Courville A and Bengio Y. 2014. Generative adversarial nets. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 27 [DOI:10.3156/JSOFT.29.5_177_2]
- He K M, Chen X L, Xie S N, Li Y H, Dollár P and Girshick R. 2022. Masked autoencoders are scalable vision learners//Proceedings of the 2022 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. New Orleans: IEEE: 16000-16009 [DOI: 10.1109/cvpr52688.2022.01553]
- Hua Y X. 2016. The core problems and key technologies of pan-spatial information system. *Journal of Geomatics Science and Technology*, 33(04): 331-335 (华一新. 2016. 全空间信息系统的核心问题和关键技术. *测绘科学技术学报*, 33(04): 331-335 [DOI: 10.3969/j.issn.1673-6338.2016.04.001])
- Hua Y X, Zhang J S and Cao Y B. Research on organization and management of spatio-temporal objects in pan-spatial digital world based on spatio-temporal domain. 2021. *Journal of Geo-information Science*, 33(01): 76-83 (华一新, 张江水, 曹一冰. 2021. 基于时空域的全空间数字世界时空对象组织与管理研究. *地球信息科学学报*, 23(01): 76-83 [DOI: 10.12082/dqxxkx.2021.200417])
- Hong D F, Li C Y, Zhang B, Yokoya N, Benediktsson J A, Chanussot J. 2024. Multimodal artificial intelligence foundation models: Unleashing the power of remote sensing big data in earth observation. *The Innovation Geoscience*, 2(01), 100055 [DOI: 10.59717/j.xinn-geo.2024.100055]

- Hua Y X and Zhou C H. 2017. Description frame of data model of multi-granularity spatio-temporal object for pan-spatial information system. *Journal of Geo-information Science*, 19(09): 1142-1149 (华一新, 周成虎. 2017. 面向全空间信息系统的多粒度时空对象数据模型描述框架. *地球信息科学学报*, 19(09): 1142-1149 [DOI: 10.3724/SP.J.1047.2017.01142])
- Katharopoulos N, Grefenstette E, and Blunsom P. 2014. A convolutional neural network for modelling sentences. arXiv preprint arXiv: 1404.2188 [DOI: 10.48550/arXiv.1404.2188]
- Kirillov A, Mintun E, Ravi N, Mao H, Rolland C, Gustafson L, Xiao T, Whitehead S, Berg A C, Lo W-Y, Dollár P and Girshick R. 2023. Segment anything//Proceedings of the 2023 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision. 4015-4026 [DOI: 10.1109/ICCV51070.2023.00371.]
- Li J N, Li D X, Xiong C M, and Hoi S. 2022. Blip: Bootstrapping language-image pre-training for unified vision-language understanding and generation//Proceedings of the 39th International Conference on Machine Learning. PMLR 162: 12888-12900 [DOI: 0.48550/arXiv.2201.12086]
- Li R, Shi J H, Dong G S and Liu Z H. 2021. Research on expression of multi-granularity spatio-temporal object composition structure. *Journal of Geo-information Science*, 2021, 23(01): 113-123 (李锐, 石佳豪, 董广胜, 刘朝辉. 2021. 多粒度时空对象组成结构表达研究. *地球信息科学学报*, 23(01): 113-123 [DOI: 10.12082/dqxxkx.2021.200423])
- Li S and Chen R G. 2019. Study on data loading method for multi-granularity spatio-temporal object. *Journal of Geomatics Science and Technology*, 36(03): 304-310+317 (李松, 陈荣国. 2019. 多粒度时空对象数据入库方法初探. *测绘科学技术学报*, 36(03): 304-310+317 [DOI: 10.3969/j.issn.1673-6338.2019.03.015])
- Liu F, Chen D L, Guan Z Q Y, Zhou X C, Zhu J L, Ye Q L, Fu L Y and Zhou J. 2023. Remoteclip: A vision language foundation model for remote sensing. arXiv preprint arXiv: 2306.11029 [DOI: 10.48550/arXiv.2306.11029]
- Liu H, Cui H P, Wei Y Y, Wang M M and Zeng M X. 2021. High-speed network modeling method based on spatio-temporal objects [J]. *Journal of Geomatics Science and Technology*, 38(01): 104-110 (刘慧, 崔虎平, 韦原原, 王明明, 曾梦熊. 2021. 基于时空对象的高铁网络建模方法. *测绘科学技术学报*, 38(01): 104-110 [DOI: 10.3969/j.issn.1673-6338.2021.01.017])
- Luo H S, Ji L, Zhong M, Chen Y, Lei W, Duan N and Li T R. 2022. Clip4clip: An empirical study of clip for end to end video clip retrieval and captioning. *Neurocomputing*, 508: 293-304 [DOI: 10.1016/j.neucom.2022.07.028]
- Luo J C, Wu T J, Hu X D, Li M J, Zhao X, Lu X Z and Wu X B. 2023. Research on the theory and application mode of geographic spatiotemporal intelligent computing for digital economy. *Journal of Sichuan Normal University (Natural Science)*, 44(6): 711-718+708 (骆剑承, 吴田军, 胡晓东, 李曼嘉, 赵馨, 陆炫之, 吴小波. 2023. 面向数字经济的地理时空智能计算理论与应用模式. *四川师范大学学报(自然科学版)*, 46(6): 711-718+708 [DOI: 10.3969/j.issn.1001-8395.2023.06.001])
- Luo J Z, Sun Y L, Qian Z Z, Zhou L and Wang J Q. 2023. Overview and prospect of artificial intelligence large models[J]. *Radio Engineering*, 53(11): 2461-2472 (罗锦钊, 孙玉龙, 钱增志, 周鲁, 王金桥. 2023. 人工智能大模型综述及展望. *无线电工程*, 53(11): 2461-2472 [DOI: 10.3969/j.issn.1003-3106.2023.11.001])
- Radford A, Kim J W, Hallacy C, Ramesh A, Goh G, Agarwal S, Sastry G, Askell A, Mishkin P, Clark J, Krueger G and Sutskever I. 2021. Learning Transferable Visual Models From Natural Language Supervision//Proceedings of the 38th International Conference on Machine Learning. PMLR 139: 8748-8763 [DOI: 10.48550/arXiv.2103.00020]
- Radford A, Narasimhan K, Salimans T and Sutskever I. 2018. Improving language understanding by generative pre-training
- Radford A, Wu J, Child R, Luan D, Amodei D and Sutskever I. 2019. Language models are unsupervised multitask learners. *OpenAI blog*, 1(8): 9
- Raffel C, Shazeer N, Roberts A, Lee K, Narang S, Matena M, Zhou Y Q, Li W and Liu P J. 2020. Exploring the limits of transfer learning with a unified text-to-text transformer. *Journal of Machine Learning Research*, 21(140): 1-67 [DOI: 10.48550/arXiv.1910.10683]
- Rumelhart D E, Hinton G E and Williams R J. 1986. Learning representations by back-propagating errors. *Nature*, 323(6088): 533-536 [DOI: 10.1038/323533a0]
- Scarselli F, Gori M, Toscani A C, Hagenbuchner M and Monfardini G. 2008. The graph neural network model. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 20(1): 61-80 [DOI: 10.1109/TNN.2008.2005605]
- Sun X, Wang P J, Lu W X, Zhu Z C, Lu X N, He Q B, Li J X, Rong X E, Yang Z J, Chang H, He Q L, Yang G, Wang R P, Lu J W and Fu K. 2023. RingMo: a remote sensing foundation model with masked image modeling. *IEEE Transactions on Geoscience Remote Sensing*, 61: 1-22 [DOI: 10.1109/TGRS.2022.3194732]
- Tong Z, Song Y B, Wang J and Wang L M. 2022. VideoMAE: Masked autoencoders are data-efficient learners for self-supervised video pre-training. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 35: 10078-10093 [DOI: 10.48550/arXiv.2203.12602]
- Touvron H, Lavril T, Izacard G, Martinet X, Lachaux M-A, Lacroix T, Rozière B, Goyal N, Hambro E, Azhar F, Rodriguez A, Joulin A, Grave E and Lample G. 2023. LLaMA: Open and efficient foundation language models. arXiv preprint arXiv: 2302.13971 [DOI: 10.48550/arXiv.2302.13971]
- Vaswani A, Shazeer N, Parmar N, Uszkoreit J, Jones L, Gomez A N, Kaiser Ł, and I Polosukhin. 2017. Attention is all you need. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 30 [DOI: 10.48550/arXiv.1706.03762]
- Wang D, Zhang J, Du B, Xia G S and Tao D C. 2022. An empirical study of remote sensing pretraining. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 61: 1-20 [DOI: 10.1109/TGRS.2022.3176603]
- Wang J J, Wang Y N, Zhou L C and Lin B X. 2017. The classification system and expression model of the relationship of spatio-tempo-

- ral object of multi-granularity. *Journal of Geo-information Science*, 19(09): 1164-1170 (王健健, 王艳楠, 周良辰, 林冰仙). 2017. 多粒度时空对象关联关系的分类体系与表达模型. *地球信息科学学报*, 19(09): 1164-1170 [DOI: 10.3724/SP.J.1047.2017.01164]
- Wang M M, Xing J Z and Liu Y. 2021. ActionCLIP: A New Paradigm for Video Action Recognition. arXiv:2109.08472 [DOI: 10.48550/arXiv.2109.08472]
- Wang Q M. 2022. Comprehensively build a digital government and coordinate the promotion of digital development[J]. *Administration Reform*, 149(01): 4-7 (王钦敏. 2022. 全面建设数字政府统筹推进数字化发展. *行政管理改革*, 149(01): 4-7 [DOI: 10.14150/j.cnki.1674-7453.2022.01.002])
- Wu T J, Dong W, Luo J C, Sun Y W, Huang Q T, Wu W Z and Hu X D. 2019. Geo-parcel-based geographical thematic mapping using C5.0 decision tree: A case study of evaluating sugarcane planting suitability. *Earth Science Informatics*, 12: 57-70 [DOI: 10.1007/s12145-018-0360-8]
- Wu T J, Luo J C, Dong W, Gao L J, Hu X D, Wu Z F, Sun Y W and Liu J S. 2020. Disaggregating county-level census data for population mapping using residential geo-objects with multisource geo-spatial data. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 13: 1189-1205 [DOI: 10.1109/JSTARS.2020.2974896]
- Wu T J, Luo J C, Dong W, Sun Y W, Xia L G and Zhang X J. 2019. Geo-object-based soil organic matter mapping using machine learning algorithms with multi-source geo-spatial data. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 12(4): 1091-1106 [DOI: 10.1109/JSTARS.2019.2902375]
- Wu T J, Luo J C, Gao L J, Sun Y W, Yang Y P, Zhou Y N, Dong W and Zhang X. 2021. Geoparcels-based spatial prediction method for grassland fractional vegetation cover mapping. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 14: 9241-9253 [DOI: 10.1109/JSTARS.2021.3110896]
- Wu T J, Luo J C, Li M J, Zhang J, Zhao X, Hu X D, Zuo J, Min F, Wang L Y and Huang Q T. 2024. Theoretical framework construction and application practice of the geographic spatiotemporal digital base. *Journal of Geo-information Science*, 26(4): 1-32 (吴田军, 骆剑承, 李曼嘉, 张静, 赵馨, 胡晓东, 左进, 闵帆, 王玲玉, 黄启厅. 2024. 地理时空数字化底座理论框架构建与应用实践. *地球信息科学学报*, 26(4): 1-32 [DOI: 10.12082/dqxxkx.2024.230747])
- Wu T J, Yang C F, Luo J C, Dong W, Zhou Y N, Yang Y P, Zhao W, Xi J B and Wang C P. 2022. Land Geoparcels-Based Spatial Downscaling for the Microwave Remotely Sensed Soil Moisture Product. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 19: 1-5 [DOI: 10.1109/LGRS.2022.3223532]
- Wu Z F, Luo J C, Sun Y W, Wu T J, Cao Z, Liu W, Yang Y P and Wang L Y. 2020. Research on precision agriculture based on the spatial-temporal remote sensing collaboration. *Journal of Geo-information Science*, 22(04): 731-742 (吴志峰, 骆剑承, 孙营伟, 吴田军, 曹峥, 刘巍, 杨颖频, 王玲玉. 2020. 时空协同的精准农业遥感研究. *地球信息科学学报*, 22(04): 731-742 [DOI: 10.12082/dqxxkx.2020.190726])
- Xie Y R, Jiang N, Zhao W S and Hao R. 2021. Object modeling of combat entities based on multi-granularity spatio-temporal objects. *Journal of Geo-information Science*, 23(01): 84-92 (谢雨芮, 江南, 赵文双, 郝睿. 2021. 基于多粒度时空对象的作战实体对象化建模研究. *地球信息科学学报*, 23(01): 84-92 [DOI: 10.12082/dqxxkx.2021.200418])
- Yang B S, Chen Y P and Zou Q. 2023. Opportunities and challenges of spatiotemporal information intelligent processing of surveying and mapping in the era of large models. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 48(11): 1756-1768 (杨必胜, 陈一平, 邹勤. 2023. 从大模型看测绘时空信息智能处理的机遇和挑战. *武汉大学学报(信息科学版)*, 48(11): 1756-1768 [DOI: 10.13203/j.whugis.20230378])
- Yang Y P, Huang Q T, Wu Z F, Wu T J, Luo J C, Dong W, Sun Y W, Zhang X and Zhang D Y. 2022. Mapping crop leaf area index at the parcel level via inverting a radiative transfer model under spatiotemporal constraints: A case study on sugarcane. *Computers and Electronics in Agriculture*, 198: 107003 [DOI: 10.1016/j.compag.2022.107003]
- Yang Y P, Wu Z F, Luo J C, Huang Q T, Zhang D Y, Wu T J, Sun Y W, Cao Z, Dong W and Liu W. 2021. Parcel-based crop distribution extraction using the spatiotemporal collaboration of remote sensing data. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 37(07): 166-174 (杨颖频, 吴志峰, 骆剑承, 黄启厅, 张冬韵, 吴田军, 孙营伟, 曹峥, 董文, 刘巍. 2021. 时空协同的地块尺度作物分布遥感提取. *农业工程学报*, 37(07): 166-174 [DOI: 10.11975/j.issn.1002-6819.2021.07.020])
- Yang Y P, Wu Z F, Xiao W J, Zhou Y N, Huang Q T, Wu T J, Luo J C and Wang H Y. 2023. Abandoned land mapping based on spatiotemporal features from polsar data via deep learning methods. *Remote Sensing*, 15(16): 3942 [DOI: 10.3390/rs15163942]
- Yu T X, Li R and Wu H Y. 2017. An object-oriented representation method for multi-granularity for spatio-temporal position of geographical entities. *Journal of Geo-information Science*, 2017, 19(09): 1208-1216 (于天星, 李锐, 吴华意. 2017. 面向对象的地理实体时空位置多粒度表达. *地球信息科学学报*, 19(09): 1208-1216 [DOI: 10.3724/SP.J.1047.2017.01208])
- Zeng M X, Hua Y X, Zhang J S, Cao Y B and Zhang Z. 2021. Research on dynamic behavior expression model and method of multi-granularity spatio-temporal objects. *Journal of Geo-information Science*, 23(01): 104-112 (曾梦熊, 华一新, 张江水, 曹一冰, 张政. 2021. 多粒度时空对象动态行为表达模型与方法研究. *地球信息科学学报*, 23(01): 104-112 [DOI: 10.12082/dqxxkx.2021.200420])
- Zhang J S, Hua Y X and Li X. 2018. The basic content and methods of multi-granularity spatio-temporal object modeling. *Journal of Spatio-temporal Information*, 25(02): 12-16 (张江水, 华一新, 李翔. 2018. 多粒度时空对象建模的基本内容与方法. *地理信息世界*, 25(02): 12-16 [DOI: 10.3969/j.issn.1672-1586.2018.02.003])

- Zhang L P, Zhang L F and Yuan Q Q. 2023. Large remote sensing model: Progress and prospects. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 48(10): 1574-1580 (张良培, 张乐飞, 袁强强. 2023. 遥感大模型: 进展与前瞻. *武汉大学学报(信息科学版)*, 48(10): 1574-1580 [DOI: 10.13203/j.whugis20230341])
- Zhang Y S, Hua Y X, Zhang Y, Cao Y B and Chen Y H. 2021. Research on object-oriented spatio-temporal modeling of interpersonal relationship network. *Geomatics & Spatial Information Technology*, 44(06): 41-45+53 (张永树, 华一新, 张毅, 曹一冰, 陈云海. 2021. 人际关系网络对象化时空建模方法研究. *测绘与空间地理信息*, 44(06): 41-45+53 [DOI: 10.3969/j.issn.1672-5867.2021.06.012])
- Zhao W X, Zhou K, Li J Y, Tang T Y, Wang X L, Hou Y P, Min Y Q, Zhang B C, Zhang J J, Dong Z C, Du Y F, Yang C, Chen Y S, Chen Z P, Jiang J H, Ren R Y, Li Y F, Tang X Y, Liu Z K, Liu P Y, Nie J-Y and Wen J-R. 2023. A survey of large language models. arXiv preprint arXiv: 2303.18223 [DOI: 10.48550/arXiv.2303.18223]
- Zhong Y R, Hu D, Yu Z Y, Wen Y L and Chang G F. 2022. Modeling of intelligent expressway monitoring system based on multi-granularity spatio-temporal object data model. *Geography and Geo-Information Science*, 38(01): 110-115 (钟怡然, 胡迪, 俞肇元, 温亚娟, 常高枫. 2022. 基于多粒度时空对象数据模型的高速公路智能监控系统建模. *地理与地理信息科学*, 38(01): 110-115 [DOI: 10.3969/j.issn.1672-0504.2022.01.016])
- Zhou C H. 2015. Prospects on pan-spatial information system. *Progress in Geography*, 34(02): 129-131 (周成虎. 2015. 全空间地理信息系统展望. *地理科学进展*, 34(02): 129-131 [DOI: 10.11820/dlkxjz.2015.02.001])

Research on the remote sensing large model for large-scale calculation of land spatial parameters

WU Tianjun¹, LUO Hancheng^{2,3*}, LI Ziqi^{2,3}, HU Xiaodong⁴, WANG Lingyu⁵, FANG Zhiyang^{2,3}, LI Manjia^{2,3}, LU Xuanzhi^{2,3}, ZHANG Jing^{2,3}, ZHAO Xin⁶, MIN Fan⁷

1. School of Land Engineering, Chang'an University, Xi'an 710064, China;

2. Key Laboratory of Remote Sensing and Digital Earth, Aerospace Information Research Institute, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100101, China;

3. College of Resources and Environment, University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, Beijing;

4. School of Information and Electronic Engineering, Zhejiang University of Science and Technology, Hangzhou, 310023, China;

5. Department of Information Engineering, GuiZhou Light Industry Technical College, Guiyang 550025, China;

6. School of Geography and Environmental Science/Institute of Karst Science, Guizhou Normal University, Guiyang 550001, China;

7. School of Architecture, Tianjin University, Tianjin 300072, China

Abstract: As a new trend in the development of artificial intelligence (AI), the revolutionary impact of large models (LMs) on scientific research paradigms, production methods, and industrial models cannot be underestimated. Investing in LM research is an inevitable choice. In the field of geographic artificial intelligence (GeoAI), there is still a long way to go between the scientific design and practical application of LMs. This article adheres to the principle of deconstructing complex land surface systems and solving precise land parameters. It proposes to carry out land spatial object-oriented modeling supported by multi-source and multimodal observation data. On this basis, we outline the land spatial parameter system and the solution framework via the integration of five-land-parameters from land use, land cover change, land soil, land resource, land type application. Furthermore, an intelligent computing remote sensing LM is designed for large-scale parameter solving via integrating three core systems, namely symbol system, perception system, and control system. A preliminary experiment is conducted using the solution of land use parameters in agricultural production spaces as an application case. The practice showed that the proposed framework has great potential in improving the accuracy of large-scale parameter calculation in land space. The proposed model helps to serve the intelligent customization of refined land information products and deepen the understanding of land space. Finally, prospects for LM research on land spatial parameter calculation are presented from the perspectives of model adaptability/robustness, and interpretability/credibility of results.

Key words: large model, geospatial artificial intelligence (GeoAI), land spatial object-oriented modeling, land parameter solving, attention mechanism, deep learning network, agricultural production space

Supported by Supported by National Natural Science Foundation of China (Nos. 42071316, 42471394) and National Key Research and Development Program (No.2021YFB3900905)