北京林业大学学报
JOURNAL OF BEIJING FORESTRY UNIVERSITY

顾及时空特征的亚热带地区典型树种遥感知识图谱构建

李晖 陈达杰 黄韩冰 陈超 袁莹 黄宗财

Construction of remote sensing knowledge graph for typical tree species in subtropical region considering spatiotemporal features

Li Hui, Chen Dajie, Huang Hanbing, Chen Chao, Yuan Ying, Huang Zongcai

引用本文:
李晖, 陈达杰, 黄韩冰, 陈超, 袁莹, 黄宗财. 顾及时空特征的亚热带地区典型树种遥感知识图谱构建[J]. 北京林业大学学报, 2025, 47(7):102–116. doi: 10.12171/j.1000–1522.20250124
Li Hui, Chen Dajie, Huang Hanbing, Chen Chao, Yuan Ying, Huang Zongcai. Construction of remote sensing knowledge graph for typical tree species in subtropical region considering spatiotemporal features[J]. Journal of Beijing Forestry University, 2025, 47(7):102–116. doi: 10.12171/j.1000–1522.20250124

在线阅读 View online: https://doi.org/10.12171/j.1000–1522.20250124

您可能感兴趣的其他文章
Articles you may be interested in

基于本体的造林树种知识图谱构建与应用
Construction and application of ontology based knowledge graph for afforestation tree species
北京林业大学学报, 2023, 45(8): 109–122. https://doi.org/10.12171/j.1000–1522.20210386

基于特征选择和机器学习的森林蓄积量估算
Estimating forest stock volume based on feature selection and machine learning
北京林业大学学报, 2025, 47(4): 155–167. https://doi.org/10.12171/j.1000–1522.20240328

南亚热带典型人工林土壤饱和导水率特征及其影响因素研究
Characteristics of soil saturated hydraulic conductivity and its influencing factors of typical plantations in South Subtropical Zone
北京林业大学学报, 2021, 43(4): 100–107. https://doi.org/10.12171/j.1000–1522.20200124

北方5种常见乔木根土摩擦锚固性能研究
Tribological properties between roots and soil of five common tree species in North China
北京林业大学学报, 2020, 42(9): 80–91. https://doi.org/10.12171/j.1000–1522.20190432

基于多源遥感数据的福建省海岸带县域森林生态质量评价
Evaluation of forest ecological quality in coastal zone counties of Fujian Province, eastern China based on multi–source remote sensing data
北京林业大学学报, 2024, 46(5): 12–25. https://doi.org/10.12171/j.1000–1522.20230200

文山典型亚热带森林土壤氮组分的海拔分布及其影响因子
Distribution of soil nitrogen components of Wenshan typical subtropical forests along an altitude gradient and its influencing factors in Yunnan Province of southwestern China
北京林业大学学报, 2020, 42(12): 63–73. https://doi.org/10.12171/j.1000–1522.20200252

DOI:10.12171/j.1000−1522.20250124

顾及时空特征的亚热带地区典型树种遥感知识图谱构建

李 晖 陈达杰 黄韩冰 陈 超 袁 莹 黄宗财
（厦门理工学院计算机与信息工程学院，福建省空间信息工程研究中心厦门分中心，福建 厦门 361024）

摘要:【目的】海量多源遥感数据为亚热带地区典型树种的高精度遥感服务需求提供了重要的数据和知识资源。然而，亚热带地区树种类型丰富，且受多云、多雨、多山等复杂环境影响，导致多源遥感特征复杂，树种基本特征和复合特征（状态和过程）的时空知识表达存在诸多困难。针对这些问题，本研究在地理知识图谱的启发下，综合树种基本知识、地学规律知识及多源遥感特征知识，提出顾及时空特征的面向亚热带地区典型树种遥感知识图谱的构建框架，并融合 DeepSeek 技术构建智能问答系统，旨在为亚热带地区树种遥感知识提供更为有效的知识组织和表达方式。**【方法】**为实现上述目标，本研究首先从数据性知识、概念性知识及规律性知识 3 个层次梳理并整合树种的基本概念、地理规律知识以及遥感解译信息等要素，形成亚热带树种的空间分布、时间变化和地理信息等方面的综合知识体系。接着，以树种林班为解译单元，通过本体建模形成单一时间状态的树种本体知识和遥感本体知识，并根据树种生长状态的演进，通过时间和空间关联构建时空序列树种本体模型，完成亚热带地区典型树种的遥感知识核心要素的知识关系提取。此外，融合森林清查数据、百度百科数据、遥感预解译结果等，进行树种本体知识、遥感预解译信息、属性信息的抽取，丰富数据层。最终，利用 Neo4j 图数据库存储树种实体关系，构建具有时空特性的亚热带地区典型树种遥感知识图谱，并采用 DeepSeek 大模型部署树种相关的本地知识库，实现知识图谱驱动的交互式问答服务。**【结果】**本研究成功构建了顾及时空特征的亚热带地区典型树种遥感知识图谱，并基于知识图谱与 DeepSeek 的深度融合，开发了支持自然语言交互的智能问答系统，实现了不同状态的树种知识、地学知识、遥感知识的关联查询及地图可视化。**【结论】**这一成果不仅实现了亚热带地区树种“数据—知识”的转换，还通过 DeepSeek 与知识图谱的协同计算，提供了灵活便捷的遥感知识查询与知识服务能力，能够为知识引导的亚热带地区典型树种遥感智能解译提供数据支撑，也为其他领域的遥感知识图谱提供了应用示范。未来研究需进一步扩充典型树种知识图谱的知识规模，以满足高精度林业遥感监测对高质量知识服务的需求。

关键词：树种；亚热带；多源遥感数据；知识图谱；时空特征；知识服务
中图分类号：P283.8；Q949-64 **文献标志码：**A **文章编号：**1000−1522(2025)07−0102−15
引文格式：李晖，陈达杰，黄韩冰，等. 顾及时空特征的亚热带地区典型树种遥感知识图谱构建［J］. 北京林业大学学报，2025，47(7)：102−116. Li Hui, Chen Dajie, Huang Hanbing, et al. Construction of remote sensing knowledge graph for typical tree species in subtropical region considering spatiotemporal features[J]. Journal of Beijing Forestry University, 2025, 47(7): 102−116.

Construction of remote sensing knowledge graph for typical tree species in subtropical region considering spatiotemporal features

Li Hui Chen Dajie Huang Hanbing Chen Chao Yuan Ying Huang Zongcai
(College of Computer and Information Engineering, Xiamen University of Technology, Xiamen Sub-center, Fujian Provincial Research Center for Spatial Information Engineering, Xiamen 361024, Fujian, China)

Abstract: [**Objective**] Massive multi-source remote-sensing data are a critical resource for delivering high-precision services for typical tree species in subtropical regions. Yet the great diversity of species and the

收稿日期: 2025−04−14 **修回日期:** 2025−07−03
基金项目: 福建省自然科学基金项目（2023J011425），国家自然科学基金项目（42401562）。
作者简介: 李晖，副教授，主要研究方向：遥感知识图谱、林业遥感。Email: lih666@163.com 地址：361024 福建省厦门市集美区理工路 600 号厦门理工学院。
本刊网址: http://j.bjfu.edu.cn; http://journal.bjfu.edu.cn

cloudy, rainy, mountainous environment characteristics of these regions complicate multi-source remote-sensing features, hindering clear spatio-temporal expression of both basic and composite (state and process) tree-species characteristics. Inspired by geographic knowledge mapping, this study integrated tree-species fundamentals, geomorphological patterns, and multi-source remote-sensing feature knowledge. It proposes a framework for constructing a spatio-temporal remote-sensing knowledge graph for typical subtropical tree species, and by incorporating the DeepSeek large language model (LLM), develops an intelligent Q&A system organizing and expressing tree-species remote-sensing knowledge more effectively. [**Method**] To achieve the above objectives, the study first organized and integrated the basic concepts of tree species, geographic-law knowledge, and remote-sensing interpretation information at three levels: data knowledge, conceptual knowledge, and rule knowledge to build a comprehensive system describing the spatial distribution, temporal dynamics, and geographic context of subtropical tree species. Taking forest class as the interpretation unit, ontology modelling was used to build tree-species ontology knowledge and remote-sensing ontology knowledge for individual temporal states. Temporal and spatial correlations reflecting tree-growth evolution were then introduced to form a spatio-temporal sequence ontology model and to extract relationships among core elements of remote-sensing knowledge for typical subtropical tree species. In addition, forest-inventory data, Baidu Encyclopaedia entries, and remote-sensing pre-interpretation results were fused to enrich the data layer with ontology and attribute information. Finally, entity relationships were stored in a Neo4j graph database to construct the spatio-temporal remote-sensing knowledge graph, while the DeepSeek LLM deployed a local knowledge base to enable knowledge-graph-driven interactive Q&A services. [**Result**] The study successfully constructed a spatio-temporal remote-sensing knowledge graph for typical subtropical tree species, and through deep integration with DeepSeek, developed an intelligent Q&A system supporting natural-language interaction. The system enables associated queries and map-based visualisation of tree-species knowledge, geomorphological knowledge, and remote-sensing knowledge across different states. [**Conclusion**] The proposed approach realises the transformation from "data to knowledge" for subtropical tree species and through the synergistic computing of DeepSeek and the knowledge graph, offers flexible, convenient remote-sensing knowledge queries and services. It supplies data support for knowledge-guided, intelligent remote-sensing interpretation of typical subtropical tree species and provides a demonstrative application for remote-sensing knowledge mapping in other domains. Future work will expand the scale of the knowledge graph to meet the demand for high-quality knowledge services in high-precision forestry remote-sensing monitoring.

Key words: tree species; subtropical area; multi-source remote sensing data; knowledge graph; spatio-temporal characteristics; knowledge service

准确的树种分布有利于林业资源管理和监测、碳储量估算，是模拟各种生态过程的关键参数[1]。中国南方亚热带地区拥有面积全球独一无二大的常绿阔叶林，其生态系统净生产力约占全球森林生态系统的 8%[2]，树种类型复杂，品种繁多[3]。遥感技术推动了多层次、多角度、全方位、全天候的对地观测，在森林制图、林木生物量估算等方面得到了极大的发展和应用。面向亚热带地区典型树种高精度遥感服务的需求，海量多源遥感数据提供了重要的数据和知识资源；但热带与亚热带地区特殊的自然地理条件，如多云、多雨、山脉众多、水系复杂等地理特征，给传统的遥感技术带来了巨大的挑战[4]。

光学遥感可以获取森林水平分布的详细信息[5]，当森林比较茂密或生物量较高时，易出现信号饱和现象，光学遥感信号丧失其对生物量等参数的指示作用[6]。受多云、多雨、多山的影响，亚热带遥感存在有效光学遥感数据较少，植被常绿导致光学遥感数据易饱和，以及地形复杂和地表辐射复杂等问题[4]，限制了光学遥感数据在亚热带地区植被监测[7]和高精度制图[8]等方面的应用。合成孔径雷达（synthetic aperture radar，SAR）具有全天时，全天候，克服云雨遮挡的观测能力[9]，对积雪、植被冠层、土壤等具有一定的穿透能力，使得提取森林结构信息进行树种分类成为可能[10]，诸如利用 SAR 的极化特征进行森林树种分类[11]。联合 SAR 和光学遥感数据进行森林地区制图[12]、树种分类[13]是亚热带地区树种监测的

必要趋势。

知识图谱技术以结构化图的形式呈现现实世界中的事实，帮助机器理解海量数据[14]，在语义网络的描述与推理中发挥着重要作用。面向特定应用领域的专业知识图谱，实体通常属性复杂，重点在于如何更精确地识别、提取和关联特定领域的实体[15]。刘明鹏等[16]针对林业知识繁杂、多源异构、知识获取困难等问题，基于本体的造林树种知识图谱的构建方法与应用场景，为造林领域提供一种有效的知识组织和表达方式。

近年来，地学知识图谱的定义、内涵、表达、应用，以及实体及本体论、框架关系抽取、语义网对齐[17]、多源异构数据[18]、时空数据的知识转化[19]等关键问题得到了越来越多学者的关注。遥感认知是人–机–地环境下融合了遥感和地学特殊性的图像认知，其思维本质是地学知识[20]。受地学信息图谱启发，结合人对遥感图像的视觉认知，骆剑承等[20]系统地提出了遥感图谱认知理论与计算方法论。为了克服遥感信息图谱的局限性，王志华等[21]以地学知识为核心提出面向遥感大数据的地学知识图谱构想，希望用地学知识补全遥感信息的不足。欧阳松[22]在遥感领域引入规范的地理知识，辅助决策遥感图像分析利用知识的分层次和图模型结构的统一化表达，有利于促进遥感大数据背景下的地学知识精准化，提升地学实用性。

同时，遥感影像成像过程复杂，蕴含显著的物理辐射特性，建立遥感领域知识图谱，有利于辅助挖掘遥感大数据的有用信息，并形成知识服务能力[22]，遥感科学的未来应该得到类似本体（ontology）论的知识表示技术的支持[23]。Gu 等[24]基于本体论对高分辨率卫星图像进行面向对象的语义分类，展示出本体论在特定领域或特定区域的潜力。针对遥感数据应用门槛高，专业知识储备要求严格，应用领域知识缺乏系统化、结构化表示的问题，李峰等[14]基于 BERT 模型，从文献资料中提取遥感领域知识图谱。Wang 等[25]设计了一种新颖的遥感指数知识图谱，展示了其分析指数知识的直观性和实用性。针对遥感影像智能解译，张继贤等[26]提出面向地理场景的“地理知识图谱构建—深度学习模型构建—地理知识图谱与深度学习模型协同的遥感影像语义分类”遥感影像智能解译总体框架，推动“数据—信息—知识—智能”的深度转化。

与此同时，智能问答系统作为自然语言处理领域的重要研究方向，方便用户以自然语言提出需求，并获得精准答案，为面向不同人群的知识服务提供了技术支持。深度学习和大语言模型（如 GPT、BERT 等）的出现，基于预训练大模型的问答系统显著提升了自然语言理解与生成能力，通过融合检索增强生成、提示学习和知识图谱等技术，在外部知识整合与上下文捕捉方面取得了突破性进展[27]。DeepSeek 系列模型（如 DeepSeek V3、DeepSeek R1）通过引入多头潜在注意力、细粒度专家混合和多令牌预测等关键技术，实现了内存消耗和训练效率的显著提升，在推理性能、分类准确性及运行成本上展现出极大的优势[28]。

以上研究为海量遥感信息服务于亚热带地区树种监测提供了新的思路和有效手段[29]。然而，亚热带地区树种繁多，且受多云、多雨、多山地形等因素影响，导致遥感影像特征差异显著，植被物候特性辨识度低。尽管现有地学知识图谱能够描述静态空间实体，但在亚热带复杂环境下，仍难以对树种物候的时间区间、多时相遥感影像的离散时间特征及地理空间特征进行统一建模。张永军等[30]指出，海量多源遥感数据正陷于“信息孤岛”，亟须通过知识建模以释放服务价值；陈军等[31]亦强调，结构化与关联化是实现从海量地理信息向知识服务转化的关键。因此，针对亚热带地区典型树种遥感精细知识服务的需求，以及该区域多源遥感特征复杂、树种基本特征与复合特征（状态与过程）的时空知识表达困难等问题，亟需构建一种框架，该框架能够对亚热带树种的“基本特征—遥感特征—规律特征”涉及的多源时空异构数据进行结构化与关联化表达，并支持树种知识的智能推理与服务，助力亚热带生态安全屏障建设。

综上，本研究拟以森林管理单位林班为基本空间对象和遥感解译基本场景，依托本体论，融合星载 SAR、光学遥感时序数据、森林清查数据和百度百科等大数据，充分考虑亚热带地区树种在空间分布和时序变化方面的特征，系统抽取其地学知识与遥感预解译知识，构建顾及时空特征的亚热带典型树种多源遥感知识图谱。在此基础上，结合 DeepSeek 大模型，整合树种知识图谱，实现数据与知识的深度融合，搭建具备智能化、交互式和可视化等特性的知识问答系统。该系统旨在为从事相关领域的用户提供精准高效的树种知识解答和可视化展示，也为同类领域知识图谱构建与应用提供参考。

1 亚热带地区树种遥感知识图谱构建流程

1.1 树种知识分类

本研究构建顾及时空特征的亚热带典型树种遥感知识图谱，形成涵盖亚热带树种的空间分布、时间变化和地理信息等多方面的综合知识体系。其中涉

及到的树种知识分类，不仅包括某一树种时序特征，还包括不同树种之间的空间关系、影响机制。根据地理实体的基本特征和复合特征(状态和过程)[19]，从知识的 3 个层次出发，细分为概念性知识(树种基本知识)、数据性知识(遥感预解译知识、状态特征)及规律性知识(时序演化知识、过程特征)。其中，树种基本知识包括树种名称、属性信息、分布位置及其相关地理知识；遥感预解译知识是基于 SAR 和光学遥感数据，在不同的解译方法下获得的解译结果，包含卫星遥感传感器、传感器类型、传感器属性，解译方法及其对应的解译结果。在此基础上，依据树种乃至植物的生长演化，通过时间和空间关联，将单一时间节点的树种知识和遥感知识进行综合，形成时序演化知识。细分的知识体系有利于时空维度的树种知识扩展更新，为树种遥感知识获取、融合、推理与应用奠定基础。

1.2　知识图谱构建流程

地学本体是地学知识图谱的骨架，地物目标作为本体的实例化对象组成了地学知识图谱的基本单元。作为林业管理的基本单元，林班具有明确的空间范围框架和时间属性，涵盖了丰富的森林资源属性信息，能够确保知识图谱中数据基础的一致性和可靠性，支持遥感场景挖掘与多粒度知识图谱构建，进而实现时空关系描述与推理。因此，研究采用本体技术进行模式层设计，以林班为树种对象单元，将之作为实例化对象，构建树种知识的概念模型，实现对亚热带典型树种知识概念体系及其属性、关系和规则等规范化描述和形式化表达；在模式层约束下，从多源数据获取树种实体、关系和属性等大量具体实例，充实知识图谱的数据层。图 1 为具体的构建流程。

首先，自顶向下系统地梳理亚热带典型树种的关键特性，构建本体模型。明确树种的概念定义、实体界定，及其关键属性，如物候特征、地理分布等，形成单一时间状态的树种本体模型和遥感本体模型；基于时序发展，形成时间序列本体模型。在概念层次结构的基础上，围绕树种实体构建包含空间分布、生长演化及生态特性的语义模型，涵盖了生长特性等属性以及时空演变等语义关系；然后，基于自底向上、迭代补充的思路，充实数据层。整合多源异构数据，对树种信息进行提取和整合。联合大模型技术，人机协同，丰富树种实例层，为知识图谱提供数据基础。同时，利用大量树种实例，细化、补充并完善知识图谱的本体模型；最后，采用图数据库 Neo4j，完成树种知识三元组(即实体间的关系或实体与属性间的关联)信息的存储；同时，利用 DeepSeek R1

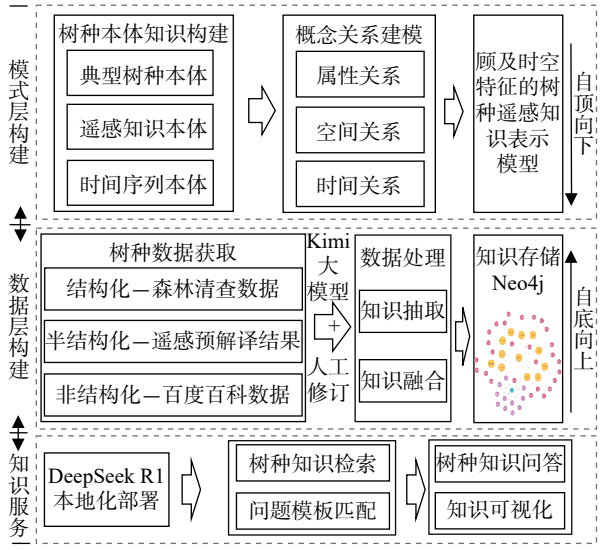


图 1　亚热带地区树种遥感知识图谱的研究框架

Fig. 1　Research framework of remote sensing knowledge graph for subtropical tree species

大模型，部署搭建本地知识库，完成知识查询应用系统，实现基于树种知识图谱的知识问答、统计查询、可视化展示等功能，实现从大数据到树种知识(如植被特征、生长规律)的转化，提供知识服务。

2　模式层构建

针对亚热带典型树种遥感领域的核心要素，包括树种类型、属性、时空分布等，利用 OWL 语言(web ontology language)精确描述亚热带典型树种的本体[32]，借助 Protégé工具实现树种本体的构建[23]，主要包括单一状态的本体库和时空序列的本体库。首先，建立单一时间状态的树种本体库，树种知识需要对林班形态特征、空间位置、空间分布、空间关联、时空特征等地学基本信息进行概况和凝练；遥感特征本体知识从遥感解译的角度出发，构建数据层、方法层和特征层，以方便获取树种的遥感预解译特征知识，以及后续遥感解译方法的扩展。然后，构建时空特征的本体库，基于时间序列整理并关联时间及空间对应关系的森林树种对象状态及其遥感解译结果的序列表达，完成空间对象单一、特定状态的影像特征及其反演获得真实特征表现的知识链路，提取本体库所携带的时空特征。最后，建立知识图谱中影像解译标志和地理规律表现等语义信息与遥感影像所具有的光谱、指数、几何、极化等特征的关系，补全通过遥感影像所无法直接得到的间接特征层，从而使得遥感影像解译在知识图谱的语义辅助下能够得到更为准确或者细粒度的结果。

2.1　树种本体构建

树种本体模型主要描述典型树种的概念、实体、属性、关系及其规则，形成树种知识的概念模型和逻

辑框架。以亚热带地区厦门市为例，根据该地区典型树种的调查数据和专业文献资料，构建亚热带典型树种知识图谱的本体层，表示为

$$\boldsymbol{C}_{\text{subtrop-tree}} = \left\{\boldsymbol{C}_{\text{concept}}, \boldsymbol{C}_{\text{property}}, \boldsymbol{C}_{\text{relation}}, \boldsymbol{C}_{\text{instance}}\right\} \quad (1)$$

式中：$\boldsymbol{C}_{\text{concept}}$ 表示所有典型树种概念的集合，包括每种典型树种的定义以及概念层次分类，针叶植被和阔叶植被作为亚热带地区典型树种类型，为高级概念类，下位词包括马尾松（*Pinus massoniana*）、相思树（*Acacia* spp.）等具体的典型亚热带树种概念类；$\boldsymbol{C}_{\text{property}}$ 表示典型树种本身属性的定义，如树种的名称、生长环境、特征描述、遥感预解译特征等；$\boldsymbol{C}_{\text{relation}}$ 表示树种之间的空间关系、拓扑关系的定义，如典型树种林班的邻接关系等；$\boldsymbol{C}_{\text{instance}}$ 表示亚热带典型树种的具体实例，如同安林区马尾松等典型亚热带树种实例。

树种类型复杂，品种繁多，据《中国树木志》[3]记载，我国树木国产树种和引种栽培树种有 179 科近 8 000 种（含亚种、变种、变型、栽培种）。亚热带是热带和温带之间的过渡带，我国为湿润亚热带森林气候，涉及 16 个省市（包含台湾省）。其中，常绿阔叶林分布面积最大，发育最为典型。在此基础上，本研究根据多源遥感特征（地物光谱特征、几何特征、纹理特征、极化散射特征、时序特征等）及智能解译的需求，将亚热带地区典型树种本体建模分为树种类型、形态特征、物候特征、地理信息特征等 4 个大类，包含了树种的概念和属性集合，初步设计了 19 个子类（图 2），可以根据需要进行拓展。

2.2 遥感解译知识本体构建

在遥感领域知识图谱构建中，张永军等[30]指出图谱节点中嵌入图像知识，准确建立实体间空间与时间关系，实现可靠推理等是需要解决的重要内容，需要结合图像处理领域的机器学习方法进行遥感知识的抽取、融合以及挖掘。因此，本研究中，遥感领域本体设计以林班为解译场景，将遥感图像知识转化为语义内容，组织树种对象相关的语义信息与时空信息，提供关键的遥感数据性知识。通过识别遥感领域的关键概念，包括空间对象、影像特征、观测机理和地理规律等[25]，组织概念的语义信息和时空信息。

面向树种遥感解译知识体系，设计预解译框架，把本体划分为数据层、方法层、特征层 3 层，将遥感图像信息转化为结构化知识，确保知识的合理组织及易于解译、关系推理的需求（图 3）。该模式以单一时空特征作为空间对象状态的基础划分单元，针对某一林班对象，与相同位置和时间信息的遥感特征结果、地理信息特征进行关联，精确表达林班对象在遥感领域知识的存在与演化，有利于遥感本体的迭代和扩展。

值得指出的是，遥感解译结果内容多且丰富，存在解译结果相关性高，数据冗余等问题，增加了知识图谱的数据复杂性。可以在方法层补充相关性分析、主成分分析等特征分析方法，为后续亚热带地区典型树种的遥感特征提取和知识推理提供更精确的参考。

2.3 时空序列本体构建

在遥感领域，时间序列本体的构建是理解和应用遥感影像的关键环节。时空知识图谱被认为是动态知识图谱的一种应用。图 4 为通过形式化的时间序列，用时序号代表时间点和时间段，拟合、建立遥感影像的特征空间到林班对象的地学认知空间的映射关系[21]，描述树种的遥感特征、物候特征和地理知识。结合树种的生长状态的逐步演进，对单一状态的树种特征及遥感特征进行再组织，根据遥感影像按照时间序列的形式进行组织的特点，在单一状态表示结构的基础上，将时间序列中的单景影像整理出林班对象在该时间节点的状态，在属性描述中加入时间戳[18]；随后，根据时间和空间对应的原则，获得树种林班对象基本特征和遥感解译特征随时间演进的状态序列，利用语义网络的关系表示形式[19]描

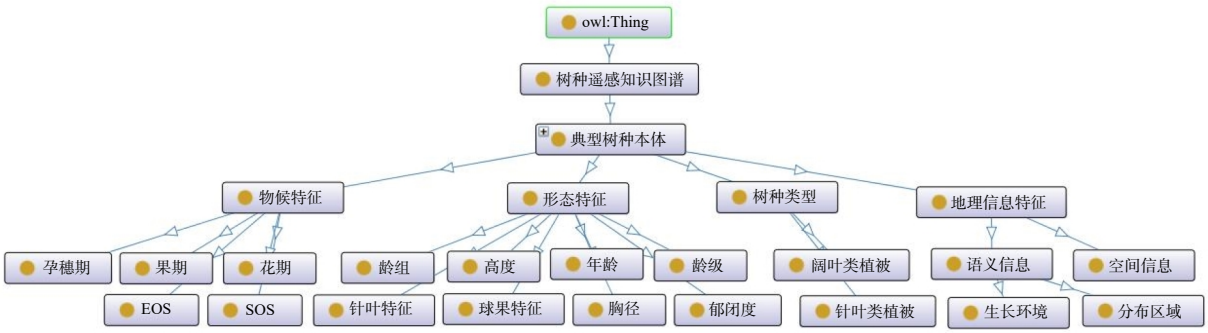


图 2 树种基本知识本体

Fig. 2 Ontology of fundamental knowledge of tree species

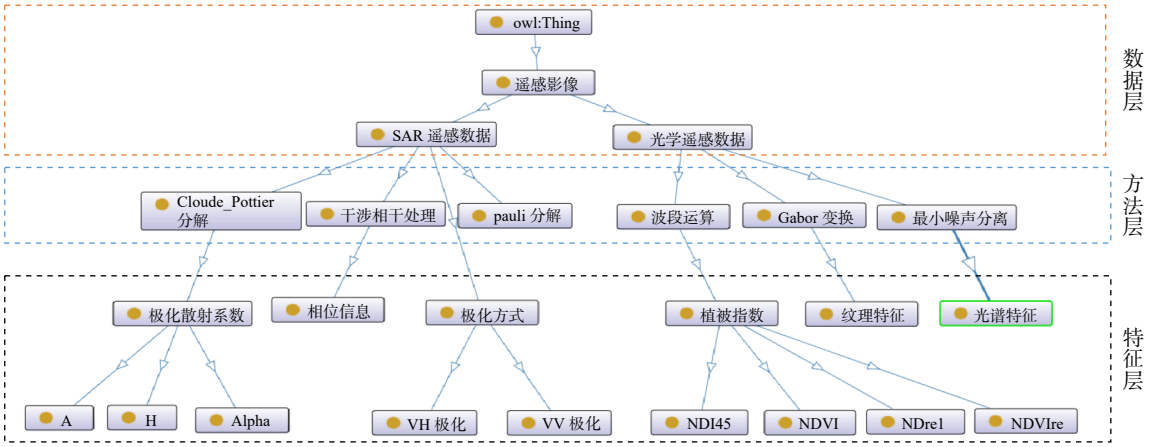


图 3　遥感解译知识本体

Fig. 3　Ontology of remote sensing interpretation knowledge

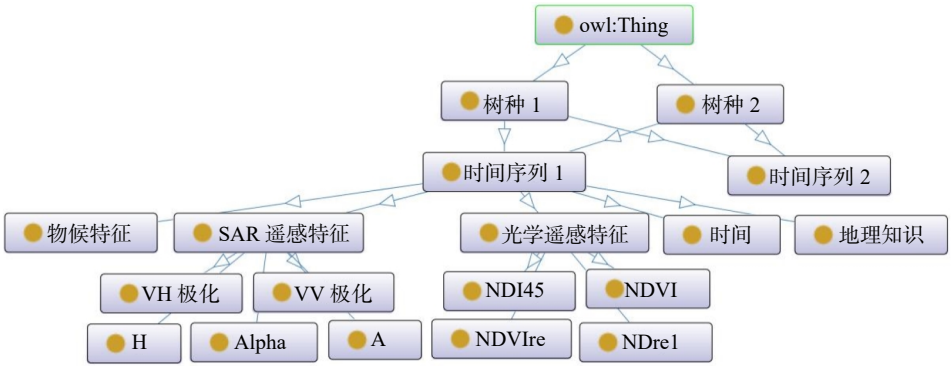


图 4　时间序列本体

Fig. 4　Ontology of time series

述林班对象的遥感知识和地学特征随着时间演进过程(图 5)。

树种的典型物候阶段，花期、孕穗期等基本属性，多为时间区间，而多时相遥感预解译特征为对应的时间点。具体地，利用时间区间代数，表达时间段和单一时间点之间的逻辑关系，确定时间区间内地理知识和固定时间戳下树种对应的影像特征的关联，大部分时间关联关系为 1∶n。例如：花期时间段为 4—9 月，对应的遥感知识时间戳在此时间段内。同时，对于精细树种的识别，尤其是亚热带地区，不同空间位置的同类林班特征也存在差异，需要将林班特征和遥感影像的空间属性和时间信息同时进行挂接，最终展现亚热带地区林班对象的地理学特征随着时间演进变化的过程。

2.4　概念关系提取

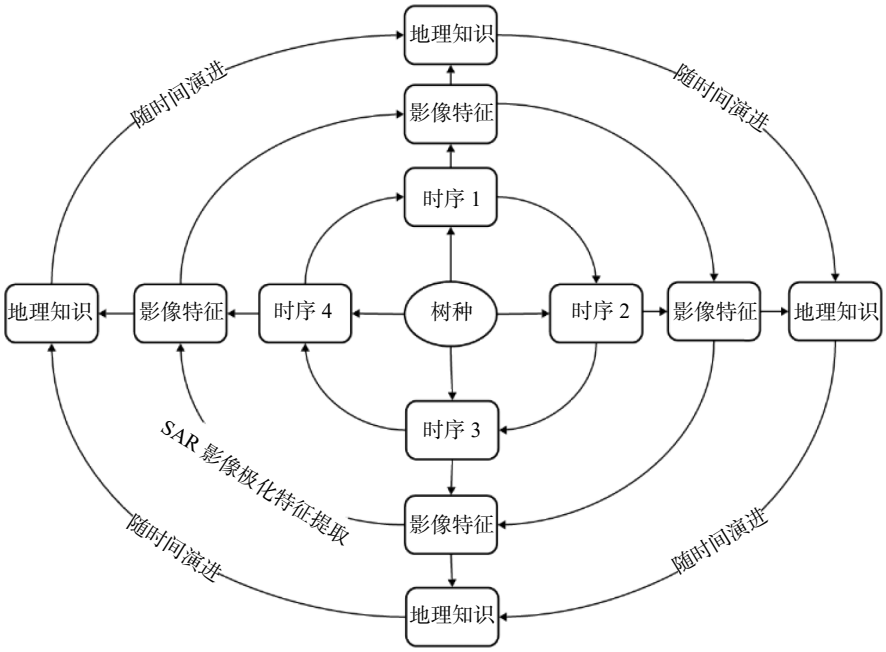
对亚热带地区典型树种的遥感知识图谱的核心要素进行关系提取，包括属性关系、空间关系、时间关系。

2.4.1　属性关系

对象属性承载着语义的表述功能，精确地描绘概念、属性之间的内在联系和关联性。通过本体工程技术，对亚热带地区的典型树种知识定义了一套丰富的语义关系(表 1)，包括但不限于层级关系、等同关系和属性关系，构成了实体间相互作用的语义网络。层级关系描绘概念之间的层次结构，以及它们在层级结构中所处的上下级关系。如：针叶植被和阔叶植被等类别被抽象为高级本体概念，马尾松、湿地松(*Pinus elliottii*)、木麻黄(*Casuarina equisetifolia*)等具体树种也抽象为本体，存在层级关系，即“亚热带针叶树”包括“马尾松”；“地理信息特征”的下位词包括“空间信息”和“语义信息”。

2.4.2　空间关系

空间关系是时空知识图谱中的关键概念，涉及不同地理实体的相互影响及其在空间形成的联系。空间关系进一步描绘了树种林班斑块间的地理联系，通过 3 种基本的空间关系(拓扑关系、方位关系和距离关系[33])来描述。拓扑关系揭示地理实体之间的邻近性与相互连接的紧密程度，方位关系聚焦于地理实体在三维空间中的相对位置关系，而距离关系则精确量化了实体之间的空间间隔。3 种关系共同构成了地理空间分析的基础框架，为树种遥感知识图谱提供场景知识(表 2)。



以 SAR 影像特征为例，此处仅描述了 4 个时间序列的变化。

图 5 时间序列状态遥感本体结构

Fig. 5 Ontology structure of remote sensing time-series states

表 1 亚热带典型树种知识所含语义关系

Tab. 1 Semantic relations embedded in the knowledge base of representative subtropical tree species

关系名称	关系实例
层级关系	<地理信息特征，子类，空间信息> <亚热带针叶树种，子类，马尾松>
等同关系	<相思树，别名，台湾相思>
属性关系	<红树林，果期，7—9月>
实例关系	<亚热带典型树种，实例，巨尾桉> <红树林，实例，下潭尾红树林公园>

表 2 地理空间关系分类

Tab. 2 Classification of geospatial relations

空间关系	关系包含
拓扑关系	相交、相离、包含、在之内、邻接、覆盖、被覆盖……
方位关系	东、南、西、北、东南、西北、东北、西南……
距离关系	近、远、较近、很远……

2.4.3 时间关系

时间关系是指地理实体在产生、发展、消亡的整个变化过程中，能够反映地理实体的状态和演变过程的关系。对时间关系的形式化描述，本研究主要分为树种基本知识和遥感特征两类：①树种的规律性知识，来源通常为非结构化的文本描述信息，描述为时间区间，例如花期在 4—5 月；②树种的遥感解译知识，描述了具体时间和空间位置下的树种遥感解译知识，对树种的位置属性值（如林班中心经纬度坐标）描述加入时间戳，捕捉树种生长周期在时间维度的遥感解译知识。

利用本体语言或时间本体模型形式化表示时间关系，定义时间推理规则，推导树种生长周期内不同阶段之间的关系，及其与其他生态事件的联系。例如：“马尾松的孕穗期通常为 9 月至 10 月”，时间标签作为属性存在 <马尾松，孕穗期，9 月至 10 月> 三元组中。根据 Sentinel 系列卫星在不同时间点获取的遥感影像数据，在预解译阶段，尝试识别其关键时间特征，如植被生长周期的开始、结束、花期和孕穗期等。通过时间序列分析技术，建立树种生长的物候模型，揭示其周期性模式，将关键时间特征，如 SOS（start of season，生长季始期）、EOS（end of season，生长季末期）等物候参数，作为属性与时间节点关联；随后，将时间序列数据与树种基本信息进行匹配，确保时间属性的一致性。在特定的时间条件下，结合典型树种的状态和遥感特征，形成了树种实体的不同时序状态，用于推导树种的规律性知识，解决树种基本特征和复合特征（状态和过程）时空知识表达困难的问题。

3 数据层构建

基于林班数据、百度百科和遥感预解译的树种知识，将抽取的概念知识存入模式层，自底向上充实数据层，包括知识获取和知识融合。

3.1 数据源

3.1.1 树种知识获取

树种知识来源于森林资源清查数据以及百度百科可检索到的树种基本信息。其中，森林资源清查

数据提供了厦门市林班的空间信息和属性知识，属于结构化数据，涵盖斑块编号、要素类型、地类、典型树种、树种组成、树种组成名称、平均胸径、郁闭度、龄组、龄级、年龄、林班内树种混合比例这 12 个属性，详尽地描绘了厦门市主要树种的分布区域，包括纯种林区、混交林区及其树种组成比例。百度百科提供了丰富的树种相关的地学概念性知识，包括生态特征、生长环境等属性描述，为树种实体识别和分类提供了关键信息，是非结构化数据。本研究选用 Kimi 大语言模型对百度百科数据进行知识抽取，其核心优势在于 Kimi 引入的 MoBA 稀疏注意力机制。该机制首先将长文本按固定块划分，在保持全局信息连贯性的同时，通过动态扩展注意力范围，使每个查询 Token 自动聚焦于最相关的文本块。在高达 75% 的稀疏度下，MoBA 注意力仍能与传统全注意力机制相当的性能表现，显著降低了计算时间与内存开销，保证树种知识三元组抽取的准确率与效率[34]。图 6 为红树林的百度百科数据经过 Kimi 抽取后，存储于 Neo4j 图数据库。此外，百度百科中的标准术语用于解决不同知识来源导致的同近义实体树种知识的歧义，确保树种知识的一致性和准确性。

基于林班数据和百度百科信息，掌握了厦门地区典型的亚热带树种类型，获取了典型树种的空间分布特征以及物候特征信息，包括其生长的季节性变化、花期以及孕穗期等关键时期(表 3)。

3.1.2　遥感预解译信息

针对不同类型的遥感数据及解译目的，遥感解译涉及多种方法，对应的解译结果也有所不同[35]。为解决亚热带地区多云、多雨、多山、多林导致获取时序光学遥感数据提取树种信息的不足，本研究数据层包括光学遥感数据和 SAR 遥感数据；方法层结合光学和 SAR 数据的预处理及解译方法进行梳理；特征层则根据解译对象，提取对应的信息。本研究对象主要为树种，因此，选择与树种及植被密切相关



a 红树林百度百科信息　　b 根据百度百科信息构建的红树林知识图谱

图 6　基于百度百科数据的红树林知识图谱构建

Fig. 6　Construction of a mangrove knowledge graph based on Baidu Wikipedia

表 3　亚热带地区典型树种空间分布特征和物候特征

Tab. 3　Spatial distribution patterns and phenological characteristics of representative tree species in subtropical regions

类型	树种	空间分布特征	物候信息	
			花期、孕穗期	树形特征
针叶类	马尾松 *Pinus massoniana*	所占面积为398 300 m^2，是研究区域的主要树种，主要分布在厦门海沧区	花期4—5月，开出黄色的雄花和红色的雌花，孕穗期通常在9—10月	高度在20 ~ 35 m，皮厚而粗糙，灰褐色或暗红褐色，叶子为针形叶片，果实为球形
	湿地松 *Pinus elliottii*	所占面积200 900 m^2，主要分布在厦门海沧区中南部	花期3—5月，开出淡黄色的雄花和深红色的雌花，孕穗期通常在9—11月	高度在20 ~ 30 m，树皮粗糙，深灰色或暗褐色，叶子为针形叶片，果实为球形松球，直径为3 ~ 7 cm
阔叶类	相思树 *Acacia* spp.	所占面积230 800 m^2，主要分布在厦门海沧区中部，厦门岛内有一小部分	花期2—4月，开出大量的球形黄色花穗，孕穗期通常在4—6月	高10 ~ 20 m；树皮灰褐色，叶子为复叶，长椭圆形或倒卵形，果实为小型的扁平荚
	巨尾桉 *Eucalyptus grandis* × *E. urophylla*	所占面积25 300 m^2，在厦门海沧区中部有部分分布	花期10—11月，开出白色或淡黄色花朵，孕穗期通常在11月到次年1月之间	高20 ~ 60 m，树皮为灰色或褐色，叶子为长而窄的卵形叶子，果实为圆形或椭圆木质穗
木本植物	红树林	生长于海岸潮间带，主要分布在厦门翔安区，同安区有一小部分	花期一般在春夏季，果期在7—10月	高度不一，最高达30 m，根系发达

的遥感特征进行提取，填补数据层。后续可根据实际情况，将数据层、方法层扩展，补充 Lidar(激光探测与测量)等其他数据源。

在遥感预解译中，选用 Sentinel-2 光学时序和 Sentinel-1A SAR 数据集进行树种特征提取。对 Sentinel-2 影像进行辐射定标、大气校正、重采样等预处理，结合传感器特点，选择经典的植被指数特征进行信息提取，如 NDVI(归一化植被指数)、NDI45(红边−红光归一化差分指数)、NDVIRE(红边归一化植被指数)、NDre1(红边归一化差值指数)等；对 Sentinel-1A SAR 数据预处理，包括轨道校正、辐射定标等，优化图像质量和地理定位的精确性，提取后向散射系数和极化分解特征，如基于 Cloude-Pottier 极化分解，得到的极化散射熵 H、平均散射角$\bar{\alpha}$和各向异性度 A[36]。在两类数据处理结果的基础上，根据空间一致性，获取树种林班的遥感预解译结果。

为了提高时序特征的数据质量，利用 Hants 滤波对时间序列数据进行重建[37]，分析不同树种的植被指数和极化散射特征的时间序列，减少噪声，并更准确地反映植被的生长周期。图 7 为部分树种光学遥感和 SAR 影像的部分遥感特征解译结果在不同时间序列的平均值。从 NDVI 的 Hants 滤波前后的时序结果可以看出，红树林(福建省厦门市翔安区)在 1 月份滤波前的 NDVI 值表现为负值，可能与涨潮有关，经过 Hants 滤波后，其 NDVI 值得到了一定的修正。

3.2 知识获取和融合

以上数据源是构建亚热带典型树种遥感知识图谱数据层的基础，具有多源异构等特性，存在形态包括高度规范化的林班数据、未结构化的百度百科文本信息、具有一定结构特征的遥感解译信息表格。本研究采取以专家知识为主，自动化工具辅助的综合知识抽取策略，同时顾及时空维的知识的连接，将 3 类数据转化为结构化数据。首先，将 3 类数据源转化为可解析的文本信息；然后，依据亚热带树种遥感本体模型定义的描述框架，抽取出树种基本知识、遥感特征信息和时序遥感特征等实体，及其关系和属性；最后，利用 RDF(resource description framework)数据模型的语义网络结构，对抽取的知识单元以三元组的形式标准化表示，例如，<树种名称，分布区域，地理位置> <树种名称，生长特征，季节性变化>。

同时，由于地域差异、术语表述的多样性以及专家认知不同，同一实体可能存在多种称呼，需要进行知识融合，消除三元组可能存在的知识的冗余和歧义，例如，“相思树”“台湾相思”“相思木”均为相思树。本研究首先利用 Kimi 大模型进行命名实体识别，从不同数据源中提取树种名称、地理位置和生态特征等实体信息。其次，以百度百科知识为基准，采用实体对齐技术，对不同表述的同一实体进行语义消歧，确保实体信息的准确性和一致性。然后，针对语义冗余或重复的实体，利用大模型提供的上下文感知词向量，计算实体名称之间的相似度，并选择最具代表性的名称作为融合结果。最后，将百度百科中的树种名称与遥感数据和林班数据中的实体进行链接，填充属性信息，如生长习性、分布范围等。

4 亚热带树种知识图谱的存储及应用

4.1 知识图谱的存储及表达

4.1.1 知识图谱的存储

在处理复杂的关系网络时，图数据库 Neo4j 能够将结构化数据存储在网络上，且支持索引，具有高效、灵活、操作简便等特性。本研究选择 Neo4j 进行知识图谱的存储，节点列表详细记录了各节点的 ID、名称及其属性集合，关系列表记录关系的起始点、终止点、类型和属性信息。以上树种知识图谱构建流程，将不同结构的树种相关数据转化为结构化的知识三元组，以 Neo4j“节点−关系”的模型，完成知识图谱实体和关系的存储。表 4 和表 5 分别展示了部



图 7 典型树种的部分遥感预解译结果

Fig. 7 Partial preliminary remote sensing interpretation results for typical tree species

分本体及关系统计信息。

4.1.2　空间特征表达

本研究通过在 Neo4j 中创建节点和边来映射空间关系。林班数据以 shapefile 格式组织，包含林班的空间和属性信息，为了将这些空间数据映射到图模型中，本研究利用了 Neo4j Spatial 插件。本研究重点关注林班对象及其属性信息，为简化图数据库的复杂性，仅提取每个林班的中心经纬度坐标及其对应的属性信息作为节点。利用 ArcGIS 的面邻域分析工具，本研究量化了林班的空间邻接关系，计算了相邻林班树种的边界接触长度和重叠区域等空间属性。在 Neo4j 图数据库中，每个林班树种作为一个节点，空间关系作为边的属性被存储(图 8)。树种节点通过带有数值属性的边相互连接，数值反映了空间邻接的强度或特征。通过空间查询，可以获取每个树种林班节点的空间信息、属性信息及其关联的林班信息。

4.1.3　时序特征表达

时间序列本体中定义的时间概念，如生命周期阶段、季节变化等，被映射为知识图谱中的节点和关系，表示树种在不同时间序列的状态或事件。利用遥感影像的空间坐标和时间信息，与林班树种的地理信息、物候特性、季节性变化等特征相结合，实现时序特征表达。在 Neo4j 中，为树种节点添加时间属性，基本信息通常为时间段，如: 花期 2—4 月; 遥感预解译数据为时间点，具体为卫星过境时间; 通过时间重叠，关联树种节点和遥感数据节点，完成时序特征表达。图 9a 为马尾松的基本特征以及遥感特征的时序特征表达结果。从图中可以看出，马尾松基本信息显示孕穗期为 9—10 月，其对应的遥感预解译结果的时间点包括 9—10 月内的 47 个遥感预解译信息，包括 6 个时间节点(2021−09−10、2017−09−16、2019−09−26、2020−10−10、2019−10−16、2018−10−21)的光学解译信息，以及 8 个时间节点(2022−

表 4　典型树种遥感知识图谱实体统计

Tab. 4　Entity statistics of remote sensing knowledge graph for typical tree species

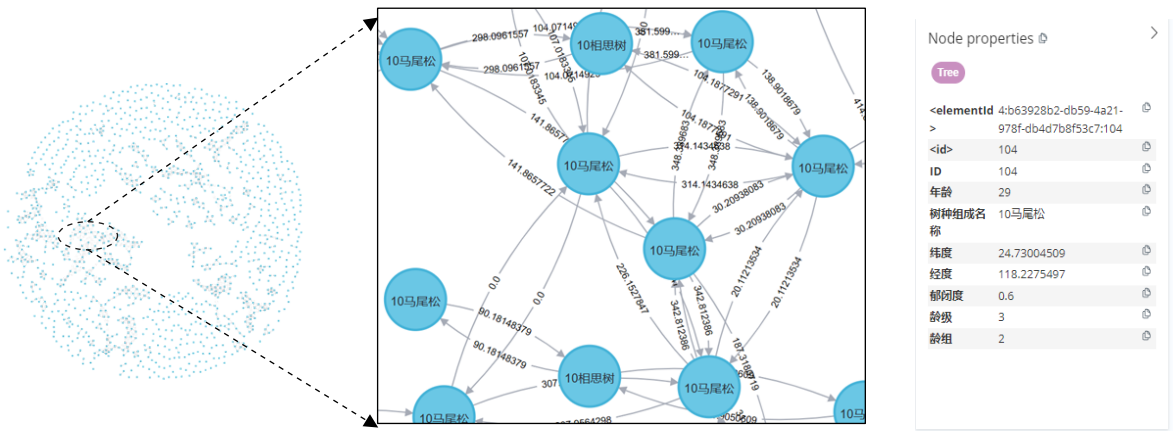
实体类型	名称	数量/个	占比/%	实体类型	名称	数量/个	占比/%
模式层节点	典型树种本体	23	38.98	数据层节点	典型树种实体	1 066	36.15
	遥感知识本体	23	38.98		遥感知识实体	1 089	36.93
	时间序列本体	13	22.04		时间序列实体	794	26.92
	合计	59	100		合计	2 949	100

表 5　典型树种遥感知识图谱数据层关系统计

Tab. 5　Data-layer relationship statistics in remote sensing knowledge graph for typical tree species

关系类型	排序	关系名称	数量	排序	关系名称	数量	排序	关系名称	数量
树种关系	1	邻接长度	1 867	10	生长于	3	19	组成	2
	2	占地面积	6	11	果实特征	3	20	果期	2
	3	花期	4	12	植被类型	2	21	分布于	2
	4	孕穗期	4	13	花色	2	22	树种数量	2
	5	树皮颜色	4	14	生长环境	2	23	别名	1
	6	分布区域	4	15	生态效益	2	24	树冠形状	1
	7	针叶特征	4	16	位于	2	25	花	1
	8	高度	3	17	外文名	2			
	9	提取得到	3	18	突出特征	2			
遥感关系	1	NDVI	208	5	*A*	179	9	提取得到	3
	2	NDI45	204	6	*α*	179	10	处理方法	2
	3	NDVIRE	185	7	*H*	179	11	得到	2
	4	NDre1	184	8	包含	31			
时间关系	1	时序1	529	2	时序2	529		……	
其他	1	属于	989						

注: 数量合计为3 506。NDVI为归一化植被指数，NDI45为红边−红光归一化差分指数，NDVIRE为红边归一化植被指数，NDre1为红边归一化差值指数，*A*为各向异性度，*α*为散射角，*H*为极化散射熵。



a 林班空间关系　　b 林班空间关系（放大）　　c 林班属性信息

10 马尾松代表该林班为纯林班，树种为马尾松。

图 8　林班空间关系及属性

Fig. 8　Spatial relationships and attributes of forest canopy

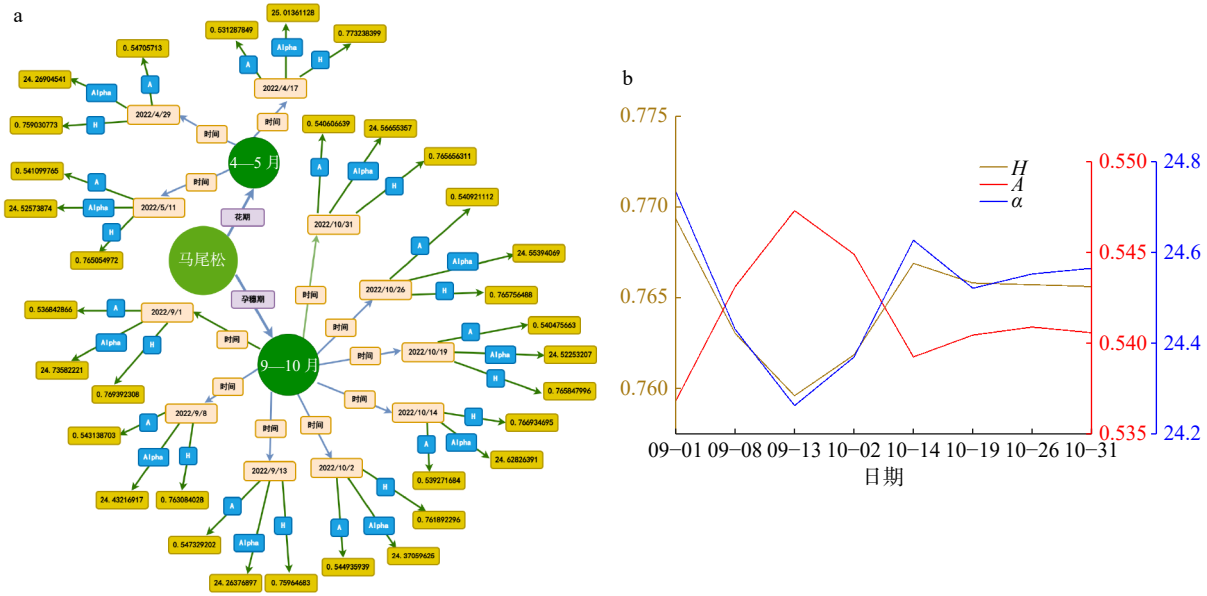


图 9　马尾松时间序列特征知识图谱(a)和孕穗期 SAR 极化特性变化(b)

Fig. 9　Time-series feature knowledge graph of Masson pine (a) and SAR polarization variations during the panicle initiation stage (b)

09−01、2022−09−08、2022−09−13、2022−10−02、2022−10−14、2022−10−19、2022−10−26、2022−10−31)的 SAR 解译信息。以极化分解特征为例，图 9b 展示了孕穗期内马尾松的 SAR 极化分解 *H*-*A*-*α* 特征时序变化，*H* 和 *α* 的变化趋势一致，呈现先下降后升高趋势，*A* 与之相反。

4.2　基于知识图谱的知识问答与实现

DeepSeek R1 模型凭借其内存消耗优化、训练效率提升及卓越的语义解析能力，在自然语言处理领域展现出广泛适用性和强大的语言理解能力，有力地支持高质量查询构建以及问答系统的设计[38]。针对亚热带树种遥感领域知识高准确性的需求，研究基于 DeepSeek R1-14B 模型对树种知识图谱进行本地化部署，构建了基于知识图谱的提示工程框架（图 10），以结构化模板为核心，对大模型输出进行定向约束，实现知识图谱与大语言模型在智能问答系统中的深度融合，提升遥感大数据树种知识服务的整体性能[39]。

首先，依据知识图谱模式层构建问题模板，其类型覆盖度与场景适配性，对知识问答效果具有关键作用。研究基于亚热带典型树种的本体模型，针对树种复杂及遥感时空特征表达等需求，设计了涵盖物候特性、形态结构、分类归属判定、地理空间定位、遥感知识、遥感应用这 6 种核心知识的 18 类问题（表 6），重点支持以下查询场景：物候特性查询（如“马尾松在几月份开花？”）、形态结构描述（如“红树林的树皮是什么颜色的？”）、分类归属判定（如“红树林的植被类型”）、地理空间定位（如“马尾

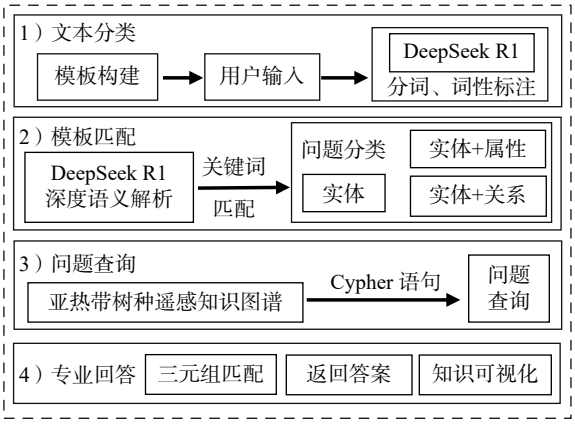


图 10　问答系统实现的流程框架

Fig. 10　Process framework for implementing the question-answering system

松一般分布在哪里?”)、遥感知识(如“卫星地图上怎么找到红树林保护区?”)、遥感应用(如马尾松在孕穗期的极化特征呈现什么趋势)。当前问答功能聚焦单实体单属性的简单问题解析,通过限定问题模板的语义深度与关系复杂度,确保非专业用户能够以零门槛自然语言获取精准知识服务,为后续扩展多条件组合推理提供可扩展框架。然后,对用户问题进行分词及词性标注,旨在精准识别问句中的实体、属性及关系。借助 DeepSeek R1 模型的语义分词及标注功能,利用其语义分析技术直接对用户输入进行处理,准确提取问句中的关键信息。其次,将提取的关键信息与问题模板进行匹配。调用 DeepSeek R1 模型增强匹配的准确性和效率,该模型利用语义分析模型,对用户问题进行深度语义解析,自动识别问题中的名词、动词以及特征词,与预设问题模板中的关键词进行语义比对,通过计算用户问题与各问题模板之间的相似度,精准提取问题的主要实体及关系,完成问题分类。最后,根据问题分类结果和问题模板类型,构建对应的 Cypher 查询语句,将用户问题转化为对造林树种知识图谱的查询,生成答案并返回用户,确保查询语句能够准确反映用户问题的语义,提高问答系统的整体性能和用户体验。

5　基于亚热带树种遥感知识图谱的问答系统的测试与评价

为验证基于知识图谱问答系统的优越性与可靠性,研究选取一定数量的问题进行测试,判定其回答结果的准确性,进而分析问答系统的可行性与实用性。测试内容涵盖:(1)亚热带树种遥感知识图谱中是否包含用户关注的知识,测试准确率达 96%;(2)用户提出的问题是否在构建的问题模板中,测试准确率达 90%;(3)用户提出的问题是否可以被准确理解

表 6　部分问题模板

Tab. 6　Partial question templates for Q&A systems

标签	知识类型	序号	问题模板	问题举例
I	物候特性	I-1	花期时间查询	马尾松在几月份开花?
		I-2	快速生长期	马尾松在哪个季节长得最快?
II	形态结构	II-1	树种高度	马尾松一般能长多高?
		II-2	树皮特征	红树林的树皮是什么颜色的?
		II-3	树叶形状	马尾松的叶子是什么样的?
		II-4	花果形态描述	马尾松的果实是什么形状的?
III	分类归属判定	III-1	植被分类归属	红树林的植被类型是什么?
		III-2	别名查询	马尾松的别名是什么?
IV	地理空间定位	IV-1	占地面积	红树林面积大概有多大?
		IV-2	空间分布范围	马尾松一般分布在哪里?
V	遥感知识	V-1	数据用途	怎么用卫星影像找红树林?
		V-2	特征参数	卫星影像能提取红树林的哪些特征?
		VI-1	识别特征	如何利用多时相光学影像NDVI阈值精确定位红树林保护区?
VI	遥感应用	VI-2	时序对比	如何利用NDVI时序曲线自动识别马尾松孕穗期?
		VI-3	物种区分	如何结合NDVI区分常绿阔叶与落叶阔叶?
		VI-4	极化特征分析	马尾松孕穗期的极化特征呈现出什么样的趋势?
		VI-5	多源融合	如何利用NDVI和极化特征分辨出马尾松?
		VI-6	极化特征对比	同期马尾松与常绿阔叶(樟树)在孕穗期的极化特征有什么区别?

并返回答案，测试准确率达 94%；(4)能否理解用户提出的复杂问题，测试准确率为 60%。在测试过程中，例如：用户提出“马尾松的别名?”系统回复为“枞松、山松、青松”(图 11)。对于“马尾松的分布情况?”，系统返回知识图谱中马尾松在厦门的分布情况，并以热力图的形式展现(图 12)。

综上，本研究设计并实现的基于亚热带树种遥感知识图谱的问答系统，其问题模板基本满足问答需求，对问题理解及答案返回准确率较高，能够满足领域知识的准确性要求。然而，系统在处理复杂问题时存在不足，主要源于问题模板构建不够全面，以及复杂逻辑计算等因素的限制。后续研究可借助 DeepSeek 模型的自然语言处理能力，通过扩展知识图谱规模，设计并构建丰富合理的问题模板，实现复杂问题的准确解析与回答，进一步提升应用问答的性能。

6 结　　论

本研究以亚热带地区树种遥感精细知识服务的实际需求为出发点，针对亚热带地区树种类型丰富、遥感特征复杂、时序知识表达困难等问题，设计了亚热带地区树种概念性、数据性及规律性知识的表示框架，基于知识图谱的结构化表达能力，打通了多源异构数据向树种复合性知识的表达和转化通道。首先定义了树种知识领域的实体、关系及属性，提出亚热带地区典型树种遥感知识图谱的构建方法，完成了树种遥感知识图谱模式层的设计。随后，基于模式层提出构建树种遥感知识图谱数据层的方法，完成了树种遥感知识图谱的构建，实现了树种遥感知识的结构化表达与语义关联，解决了遥感知识数据多源异构、难理解等问题。基于知识图谱设计并实现了树种知识问答，以可交互、智能化、可视化的方式为林业遥感领域相关人员提供了知识获取以及信息推理途径。



图 11　亚热带树种遥感知识图谱问答系统应用示例

Fig. 11　Application example of the subtropical tree-species remote sensing knowledge-graph Q&A system

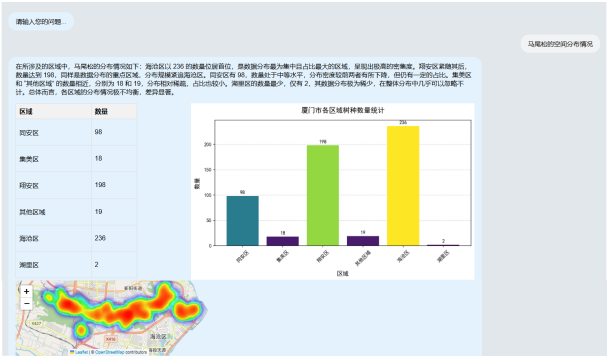


图 12　亚热带树种遥感知识图谱问答系统回答示例

Fig. 12　Sample response generated by the subtropical tree-species remote sensing knowledge-graph question-answering system

亚热带树种遥感知识图谱主要面向林业领域的研究人员与从业人员。基于知识范围与结构，设计并实现了基于知识图谱的知识问答、空间分布分析、数量统计、遥感解译以及时序分析，为研究亚热带地区典型树种提供了高质量的知识服务，旨在满足林业领域专业人员在研究和实践中对亚热带树种信息的需求。后续研究将扩大树种遥感知识图谱的知识覆盖度及深度，通过增加树种数量，丰富遥感数据类型与来源，进一步优化图谱构建方法，提升其通用性与精准度。同时，深入挖掘树种遥感知识图谱在实际工作中的应用场景，如森林资源调查、生态环境监测等，构建更加丰富的树种遥感知识图谱，并依据实际信息与需求不断完善知识图谱规模与应用，助力林业遥感科学解译与产业发展，进而促进地理信息科学、生态学等多领域的发展。

参　考　文　献

[1] Alonzo M, Bookhagen B, Roberts D A. Urban tree species mapping using hyperspectral and Lidar data fusion[J]. Remote Sensing of Environment, 2014, 148: 70−83.

[2] Li X X, Fu Y H, Chen S Z, et al. Increasing importance of precipitation in spring phenology with decreasing latitudes in subtropical forest area in China [J]. Agricultural and Forest Meteorology, 2021, 304−305: 108427.

[3] 郑万钧. 中国树木志 [M]. 北京: 中国林业出版社, 2004.
Zheng W J. Sylva sinica[M]. Beijing: China Forestry Publishing House, 2004.

[4] 林珲, 张鸿生. 热带与亚热带遥感: 需求、挑战与机遇. 遥感学报 [J]. 2021, 25(1): 276–291.
Lin H, Zhang H S. Tropical and subtropical remote sensing: needs, challenges, and opportunities[J]. National Remote Sensing Bulletin, 2021, 25(1): 276–291.

[5] Zhang J, Li H, Wang J, et al. Exploring the differences in tree species classification between typical forest regions in northern and southern China[J]. Forests, 2024, 15(6): 929.

[6] Piao S, Liu Q, Chen A P, et al. Plant phenology and global climate change: current progresses and challenges[J]. Global Change Biology, 2019, 25(6): 1922−1940.

[7] 李晖, 韦钦桦, 李万凯, 等. 基于 SAR 与光学遥感时序数据的树种分类方法、装置和设备: ZL201811277090.3[P]. 2019−03−15.
Li H, Wei Q H, Li W K, et al. Tree species classification method, apparatus, and device based on SAR and optical remote sensing time-series data: ZL201811277090.3 [P]. 2019−03−15.

[8] Gao S, Zhong R, Yan K, et al. Evaluating the saturation effect of vegetation indices in forests using 3D radiative transfer simulations and satellite observations[J]. Remote Sensing of Environment, 2023, 295: 113665.

[9] Lopez-Sanchez J M, Vicente-Guijalba F, Erten E, et al. Retrieval of vegetation height in rice fields using polarimetric SAR interferometry with TanDEM-X data[J]. Remote Sensing of Environment, 2017, 192: 30−44.

[10] Huang Y, Zhang Q P, Ferro-Famil L. Forest height estimation using a single-pass airborne L-band polarimetric and interferometric SAR system and tomographic techniques[J]. Remote Sensing, 2021, 13(3): 487.

[11] van der Woude S, Reiche J, Sterck F, et al. Sensitivity of sentinel-1 backscatter to management-related disturbances in temperate forests[J]. Remote Sensing, 2024, 16(9): 1553.

[12] Lehmann E A, Peter A, Zhou Z S, et al. Joint processing of landsat and ALOS-PALSAR data for forest mapping and monitoring[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2012, 50(1): 55−67.

[13] Cook M, Chapman T, Hart S, et al. Mapping quaking aspen using seasonal sentinel-1 and sentinel-2 composite imagery across the Southern Rockies, USA[J]. Remote Sensing, 2024, 16(9): 1619.

[14] 李峰, 王琼洁, 韦二龙, 等, 基于 BERT 的遥感应用领域知识图谱自动构建技术 [J]. 中国电子科学研究院学报, 2021, 16(7): 645–653.
Li F, Wang Q J, Wei E L, et al. Automatic construction technology of remote sensing application domain knowledge graph based on BERT[J]. Journal of China Academy of Electronics and Information Technology, 2021, 16(7): 645–653.

[15] 孙显, 孟瑜, 刁文辉, 等. 智能遥感: AI 赋能遥感技术 [J]. 中国图象图形学报, 2022, 27(6): 1799−1822.
Sun X, Meng Y, Diao W H, et al. The review of AI-based intelligent remote sensing capabilities[J]. Journal of Image and Graphics, 2022, 27(6): 1799−1822.

[16] 刘明鹏, 王忠明, 马文君. 基于本体的造林树种知识图谱构建与应用 [J]. 北京林业大学学报, 2023, 45(8): 109−122.
Liu M P, Wang Z M, Ma W J. Construction and application of ontology based knowledge graph for afforestation tree species[J]. Journal of Beijing Forestry University, 2023, 45(8): 109−122.

[17] 陆锋, 余丽, 仇培元. 论地理知识图谱 [J]. 地球信息科学学报, 2017, 19(6): 723−734.
Lu F, Yu L, Qiu P Y. On geographic knowledge graph[J]. Journal of Geo-Information Science, 2017, 19(6): 723−734.

[18] 蒋秉川, 万刚, 许剑,等. 多源异构数据的大规模地理知识图谱构建 [J]. 测绘学报, 2018, 47(8): 1051−1061.
Jiang B C, Wan G, Xu J, et al. Geographic knowledge graph building extracted from multi-sourced heterogeneous data[J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2018, 47(8): 1051−1061.

[19] 张雪英, 张春菊, 吴明光, 等. 顾及时空特征的地理知识图谱构建方法 [J]. 中国科学: 信息科学, 2020, 50(7): 1019−1032.
Zhang X Y, Zhang C J, Wu M G, et al. Spatio-temporal features based geographical knowledge graph construction[J]. SCIENTIA SINICA Informationis, 2020, 50(7): 1019−1032.

[20] 骆剑承, 吴田军, 夏列钢. 遥感图谱认知理论与计算 [J]. 地球信息科学学报, 2016, 18(5): 578−589.
Luo J C, Wu T J, Xia L G. The theory and calculation of spatial-spectral cognition of remote sensing[J]. Journal of Geo-information Science, 2016, 18(5): 578−589.

[21] 王志华, 杨晓梅, 周成虎. 面向遥感大数据的地学知识图谱构想 [J]. 地球信息科学学报, 2021, 23(1): 16−28.
Wang Z H, Yang X M, Zhou C H. Geographic knowledge graph for remote sensing big data[J]. Journal of Geo-information Science, 2021, 23(1): 16−28.

[22] 欧阳松. 地学知识嵌入的遥感影像深度语义分割方法研究 [D]. 武汉: 武汉大学, 2021.
Ouyang S. The methodology research on geographic knowledge-guided deep semantic segmentation of remote sensing imagery [D]. Wuhan: Wuhan University, 2021.

[23] Arvor D, Belgiu M, Falomir Z, et al. Ontologies to interpret remote sensing images: why do we need them?[J] GIScience & Remote Sensing, 2019, 56(6): 911−939.

[24] Gu H Y, Li H T, Yan L, et al. An object-based semantic classification method for high resolution remote sensing imagery using ontology[J]. Remote Sensing, 2017, 9(4): 329−350.

[25] Wang C L, Shi W J, Lv H C. Construction of remote sensing indices knowledge graph (RSIKG) based on semantic hierarchical graph[J]. Remote Sensing, 2024, 16(1): 158−187.

[26] 张继贤, 顾海燕, 杨懿, 等. 高分辨率遥感影像智能解译研究进展与趋势 [J]. 遥感学报, 2021, 25(11): 2198−2210.
Zhang J X, Gu H Y, Yang Y, et al. Research progress and trend of high-resolution remote sensing imagery intelligent interpretation[J]. National Remote Sensing Bulletin, 2021, 25(11): 2198−2210.

[27] Wu X Y, Peng Z Y, Rajanala S K S. Passage-specific prompt tuning for passage reranking in question answering with large language models[J/OL]. arXiv: 2405.20654v2 [cs. CL], 2024 [2025−07−01]. https://arxiv.org/abs/2405.20654v2.

[28] Gao T C, Jin J S, Ke Z T, et al. A comparison of deepseek and other LLMs [J/OL]. arXiv: 2502.03688v2 [cs. CL], 2025 [2025−07−01]. https://arxiv.org/abs/2502.03688v2.

[29] 孟瑜, 陈静波, 张正, 等. 知识与数据驱动的遥感图像智能解译: 进展与展望 [J]. 遥感学报, 2024, 28(11): 2698−2718.
Meng Y, Chen J B, Zhang Z, et al. Knowledge and data driven remote sensing image interpretation: recent developments and prospects[J]. National Remote Sensing Bulletin, 2024, 28(11): 2698−2718.

[30] 张永军, 王飞, 李彦胜, 等, 遥感知识图谱创建及其典型场景应用技术 [J]. 遥感学报, 2023, 27(2): 249-266.
Zhang Y J, Wang F, Li Y S, et al. Remote sensing knowledge

graph construction and its application in typical scenarios [J]. National Remote Sensing Bulletin, 2023, 27(2): 249–266.

[31] 陈军, 刘万增, 武昊, 等. 基础地理知识服务的基本问题与研究方向 [J]. 武汉大学学报 (信息科学版), 2019, 44(1): 38−47.
Chen J, Liu W Z, Wu H, et al. Basic issues and research agenda of geospatial knowledge service[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2019, 44(1): 38−47.

[32] 郭剑毅, 李真, 余正涛, 等. 领域本体概念实例、属性和属性值的抽取及关系预测 [J]. 南京大学学报: 自然科学版, 2012, 48(4): 383−389.
Guo J Y, Li Z, Yu Z T, et al. Extraction and relation prediction of domain ontology concepts instance, attributes, and attribute values[J]. Journal of Nanjing University: Natural Sciences, 2012, 48(4): 383−389.

[33] 杨玉莹, 赵学胜, 刘会园, 等. 基于地表覆盖数据的湿地知识图谱构建 [J]. 地球信息科学学报, 2023, 25(6): 1240−1251.
Yang Y Y, Zhao X S, Liu H Y, et al. Building a knowledge graph for wetlands based on landcover data[J]. Journal of Geo-Information Science, 2023, 25(6): 1240−1251.

[34] Lu E Z, Jiang Z J, Liu J Y, et al. MOBA: mixture of block attention for long-context LLMS[J/OL]. arXiv, 2025 [2025−07−01]. https://arxiv.org/abs/2502.13189v1.

[35] 陶超, 阴紫薇, 朱庆, 等. 遥感影像智能解译: 从监督学习到自监督学习 [J]. 测绘学报, 2021, 50(8): 1122-1134.
Tao C, Yin Z W, Zhu Q, et al. Remote sensing image intelligent interpretation: from supervised learning to self-supervised learning[J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2021, 50(8): 1122–1134.

[36] Cloude S R, Pottier E. An entropy based classification scheme for land applications of polarimetric SAR[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 1997, 35(1): 68−78.

[37] 李晖, 彭韧超, 李万凯, 等. 厦门典型树种的 HJ-1A/B NDVI 时序数据滤波算法及物候特性 [J]. 生态学杂志, 2019, 38(11): 3460−3471.
Li H, Peng R C, Li W K, et al. Filtering algorithms of HJ-1 A /B NDVI time series data and phenology of typical tree species in Xiamen[J]. Chinese Journal of Ecology, 2019, 38(11): 3460−3471.

[38] DeepSeek-AI. DeepSeek-R1: incentivizing reasoning capability in llms via reinforcement learning [J/OL]. arXiv, 2025 [2025−07−01]. https://arxiv.org/abs/2501.12948v1.

[39] Song Z R, Yan B, Liu Y H, et al. Injecting domain-specific knowledge into large language models: a comprehensive survey [J/OL]. arXiv, 2025 [2025−07−01]. https://arxiv.org/abs/2502.10708v1.

（责任编辑 吴 娟
责任编委 黄华国）