

引用格式: 王志华, 杨晓梅, 周成虎. 面向遥感大数据的地理知识图谱构想[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.] DOI: 10.12082/dqxxkx.2021.200632

面向遥感大数据的地理知识图谱构想

王志华^{1,2}, 杨晓梅^{1,2*}, 周成虎^{1,2}

1. 中国科学院地理科学与资源研究所 资源与环境信息系统国家重点实验室, 北京 100101; 2. 中国科学院大学, 北京 100049

Geographic Knowledge Graph for Remote Sensing Big Data

WANG Zhihua^{1,2}, YANG Xiaomei^{1,2*}, ZHOU Chenghu^{1,2}

1. State Key Laboratory of Resources and Environment Information System, Institute of Geographic Sciences and Natural Resources Research, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100101, China; 2. University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China

Abstract: Due to the temporal and spatial heterogeneity of the complex earth's surface, the traditional idea of developing new intelligent interpretation algorithms to solve the remote sensing geoscience cognition based on the features of remote sensing images has hit the bottleneck in terms of accuracy and geographic usage when analyzing remote sensing big data. To overcome the bottleneck, we proposed the Geographic Knowledge Graph (GKG) that based on the geographic knowledge to analyze the remote sensing big data, which is inspired by the recently proposed Knowledge Graph from the geographic perspective. It expands the concept of the geographic knowledge and classifies the geographic knowledge into three levels: Data knowledge, conception knowledge, and regularity knowledge. Then, it represents and connects all geographic knowledge in Graph by nodes and edges and realizes the feedback iteration and update between different levels of the geographic knowledge. This representation enables GKG to perform well at knowledge inquiring, reasoning, calibration, and expanding. How to construct multiscale high-dimension geo-entities and how to connect different levels of the geographic knowledge with heterogeneous features are two key technologies. These functions make GKG promising in refining existing geographic knowledge in the era of remote sensing big data, promoting remote sensing interpretation accuracy and geographic usage, and promoting the development of geoscience.

Key words: remote sensing big data; remote sensing information extraction; remote sensing intelligent interpretation; land use/cover change; geographic knowledge graph; geo-information Tupu; geographic knowledge; knowledge graph

*Corresponding author: YANG Xiaomei, E-mail: yangxm@lreis.ac.cn

摘要: 由于地球表面的时空异质性与复杂性, 传统从遥感影像具有的信息特征出发, 构建智能解译算法解决遥感地学认知的思路在应对面向全球的海量遥感大数据分析时, 其精度和地学实用性已触及瓶颈。为此, 本文从地学知识为核心的角度出发, 结合当前知识图谱理论的发展, 提出一种新的面向遥感大数据分析的地学思维构想——地学知识图谱。本构想将地学知

收稿日期: 2020-10-22; 修回日期: 2020-12-09.

基金项目: 国家自然科学基金项目(41901354, 41671436, 41890854)。 [**Foundation items:** National Natural Science Foundation of China, No.41901354, 41671436, 41890854.]

作者简介: 王志华(1988—), 男, 河南信阳人, 副研究员, 主要从事遥感地学分析研究。E-mail: zhwang@lreis.ac.cn

*通讯作者: 杨晓梅(1970—), 女, 湖北武汉人, 研究员, 主要从事遥感影像地学理解与分析计算研究。E-mail: yangxm@lreis.ac.cn

识的概念进行重构,依次划分为数据性知识、概念性知识和规律性知识3个层次,并分别利用图模型的节点和边进行统一化表达和关联,打通不同层次地质知识间的反馈迭代与更新,在此基础上赋予地质知识图谱分析遥感大数据分析时知识的查询检索、知识推理、动态校正、拓展更新等功能。其中,如何构建具有多尺度、高维度特征的地理实体以及大体量、异质性的知识层级间的关联推理是地质知识图谱构想实现的关键难点。得益于知识的分层次和图模型结构的统一化表达,提出的地质知识图谱构想为促进遥感大数据时代背景下的地质知识精准化,提升遥感大数据解译精度和地质实用性,深化地质规律认知等方面应该具有广阔的前景。

关键词: 遥感大数据; 遥感信息提取; 遥感智能解译; 土地利用/覆盖变化; 地质知识图谱; 地质信息图谱; 地质知识; 知识图谱

1 引言

1.1 遥感大数据需要新的源头创新

卫星遥感革命性地拓展了人类观测地球的手段和能力,为人类高效获取了区域以及全球尺度的海量观测数据,从而极大地便利了地质知识的获取,在地表过程时空动态监测与资源环境信息研究等领域中发挥着越来越重要的作用。这些海量观测数据到地质知识的转化过程,目前是一个关键制约瓶颈,亟需依赖计算机和遥感信息智能提取来挖掘这些海量数据中蕴含的地质信息和知识^[1-2]。遥感信息智能提取一直在吸收人工智能的最新进展成果,并在大区域、长时序地质信息获取方面发挥了重要作用。近年来,计算机信息领域的人工智能技术已从点状突破向面上发展,以计算机视觉、自然语言处理为代表,在有限开放场景的特定应用中取得了重要突破^[3],如人脸识别、棋类游戏、语音字符识别等,在一些特定领域已经达到人类的水平^[4],甚至超越人类的顶级专家^[5-6],为遥感信息智能提取的进一步发展提供了新思路。但追随这些人工智能领域的遥感信息智能化提取始终在精准性以及实用性等方面面临巨大的瓶颈问题,也难以满足地质信息和知识获取的需要^[7]。我们不得不从源头上反思遥感为地球科学服务的本质性,以及地球科学领域信息和知识的独特性,并在此基础上实现源头上的基础理论创新,以摆脱当前遥感智能信息提取研究难以满足实际需求的困局,加速海量遥感数据为地质领域的信息和知识获取服务。

1.2 遥感分析思维的算法思维与地质思维

根据地学知识的处理方式,本文将当前的遥感分析思维分为2大类:①以遥感分类和信息提取算法为主少量融入地质特征的算法思维;②针对特定区域的特定问题,以遥感数据为主,搜集相关地质信息和知识来补充遥感解译算法不足之处的地质思维。

算法思维是基于遥感数据层面的,尽可能利用影像光谱、纹理、形状特征,乃至DEM或空间、时间

高维特征扩展,基于机器学习算法,利用样本学习获取遥感信息的过程^[8-9]。当前广泛关注的深度学习也可以视为一类算法思维。它基于深层卷积神经网络将数据和算法深度结合,直接拟合遥感影像的像元空间与目标对象的映射关系,使得需要人工设计的特征隐藏于自动化拟合的链接参数之中,无需人工显示化设计可解释的特征^[10-11]。它得以高精度实现的一个制约性条件就是样本图片的可视特征为局部相关或局部地物特征不随位置而发生变化^[12]。然而,在异质性的地球表层系统中,同类地物特征会随着区域的不同而发生变化。因此,算法思维导向的方法通常是在因时空邻近地理事物具有相似性的小范围研究区域内效果较好。

随着遥感大数据面向大区域应用时,地物类型,即使是同类地物的模式,也通常会发生变化。算法思维通常在已有的算法模型基础上不停地打“补丁”以补充新知识,这使得算法模型的发展臃肿不堪;或者如深度学习方法那样,使用成本高昂的海量样本训练学习来弥补地表异质性造成的特征差异。目前算法思维已面临很大困境,研究采用各种多源遥感信息的融合,改进各种信息提取、分类与反演算法都面临空间和属性精度的瓶颈,更难于有时空及地理属性的扩展,严重限制了从海量遥感数据中提取有用地质信息与知识的智能方法的研究与发展。

与算法思维不同,地质思维普遍由地质领域的研究人员所提出^[8-9,13-14],这种思维方式充分利用了地质领域的已有知识及相关数据,模拟了地质专家解译的思维方式^[15-16]。早期代表性研究是基于高分辨率遥感影像的专家智能解译系统^[17-18]。之后,空间认知受到了地学界的广泛关注和重视,研究内容主要集中在空间认知普遍规律、结构化地理信息的挖掘与时空推理等几个方面,并在此推动下,开展了一些遥感信息提取与地质知识的衔接研究。例如,使用地形、已有的小比例尺植被图进行基于遥感的高精度山地垂直带谱制图^[19-22]。这些思路得到的结

果能够较好地与地学领域知识需求衔接,但这些地学思维的理论与方法也还在初级阶段,主要存在以下不足:①地学知识的理解较为狭义片面,倾向于地学规律就是地学知识,而忽略大量已有专题数据性知识和概念性知识;②没有对地学知识进行系统化、结构化表达,使其能够进行推理、校正、拓展等功能;③表征地学知识的解译规则过于刚性化,难以利用一些关联关系较弱的知识;④缺乏多尺度的全球性观测数据。以上不足使得这类方法只能由区域性的地学专家零散地应用于某些特定区域的特定专题,难以形成知识体系,从而进行不断地优化更新和知识积累,并用于大区域或者全球化的高精度自动化地学信息和地学知识的获取。

现阶段已进入大数据时代,不仅各种遥感数据获取丰富,借助云存储和云计算平台技术,例如 Google Earth Engine^[23],各种地学数据和知识生产、获取也异常丰富,尤其是各种全球化专题图^[24-26]。曾经难以实现的专家智能解译系统再次透露出广阔的前景。但这些地学知识的数据标准体系、质量精度控制等均存在很大的差异,不同类型的数据也缺乏相应的关联和相互验证,简单地以数据形式进行汇总建库和共享难以形成智能化的专家解译系统。因此,需要构建一种能够处理这些问题,同时可以利用当前大数据、云平台的地理思维理论架构,以实现曾经理想化的专家智能解译系统。

1.3 遥感解译的本质反思——地学知识是关键

已有地学知识是遥感信息综合体中获取新知识的关键。从本质上看,遥感图像显示的是某一区域特定地理环境的信息综合体^[8]。它是地球表层的大气圈、岩石圈、水圈、生物圈以及社会经济环境的综合反映。无论哪一种遥感信息都不是孤立存在的,而是作为区域地理环境的一个有机组成部分表现在图像上。不同专业由于研究对象和研究任务不同,各自从不同的专业角度,运用不同的专业方法和知识,从这一“综合信息”中各取所需,寻找与提取各自相关的专题信息,以解决各自的实际应用问题。例如,遥感影像在人文地理学家眼中是各种不同土地利用的数据源,而在地貌学家眼中是各种不同地貌形态的数据源。缺乏已有专业知识的支撑,很难在遥感综合信息体中获取更新、更广、更深

层次的地学知识。

此外,地学知识还可以补全遥感信息的不足。遥感成像所获取的信息并非是地理环境综合体的全部信息,而仅仅是地理环境综合体里能在有限视角的遥感影像上表现的一部分信息^[27-28]。此外,遥感得到的图像多数情况下都是瞬时的图像。仅仅从有限视角的瞬时影像中所能提取、识别的信息以及所能验证的信息,要满足各个学科的需求是很困难的。所以,运用遥感方法来解决某些专题问题必须经历一个复杂的过程,包括数学处理、光学处理以及地学处理等过程,其中地学处理主要包括2个途径:①依赖原有的有限视角信息以及这些信息间的相关性,来分析推断出更为准确的信息;②把遥感未带回的信息再补充上去,即补充其他地学信息——这些不足之处都需要已有地学知识的引导和补充。

由此可见,遥感解译的本质是从综合的、有缺的遥感信息体中获取新的地学知识。无论是从综合信息体中获取想要的专题地学信息,还是从缺失的遥感信息中恢复想要的地学信息,已有的地学知识均十分关键。

1.4 地学知识图谱新构想

本文从大数据背景下的地学思维角度出发,拟将地学知识以具有空间信息的形式反映在空间化的图模型^①结构上,用以展示地理对象空间特征、类型特征、地学属性特征的空间分布、关系、变化、规律,在此基础上,构建为遥感大数据分析服务的地理知识图谱,使其能够承载不同类型和层次的地学知识,包括针对地理实体的数据性知识、地理实体的概念性知识以及相关的时空变化规律,并分别借助图模型结构方式进行这些知识的表达和关联,使其具有查询检索、知识推理、动态更新、知识拓展等功能,并尝试以此突破当前遥感解译的思维局限,为新时代地学知识驱动下的遥感大数据高精度智能解译服务,并最终实现地学知识的自动化精准和积累。

本文首先通过总结地学知识图谱有关的前期探索研究,介绍地学知识图谱概念的继承与发展;然后,从承载的内容、图模型结构表达方式以及所具备的功能机制3个方面阐述地学知识图谱的构想;接着,探讨了地学知识图谱中的地理实体构建和知识层级间的推理2个关键难点;最后,基于地学

①中文的“图”多是指代“地图”或者“图像”,对应英文中的 map 或 image,这与数学分支“图论”中的“图”含义截然不同,对应英文中的 graph。为表示区别,本文使用“图模型”指代“图论”中的“图”。

知识图谱构想的原理,探讨了地质知识图谱在地质知识精准化、提升遥感大数据解译精度和地质实用性、深化地质规律认知等方面的应用价值。

2 地质知识图谱的相关研究

本文提出的面向遥感大数据的地质知识图谱(Geographic Knowledge Graph)构想,本质上是借助新近发展的知识图谱(Knowledge Graph)理论,将地理或地质知识进行结构化表达,由此赋予其一定的查询、推理、校正、拓展等功能,从而用于遥感大数据的智能解译。无论是地质知识应用于遥感智能解译,还是知识图谱应用于地质知识组织表达,都已有相关的探索研究。但随着理论的发展以及时代的条件和需求的变迁,原有的理论构想也需要进一步融合创新,以解决当前遥感大数据智能分析的问题。为清晰描述本文所提的地质知识图谱构想,以下对相关的理论进行总结,从而描述地质知识图谱构想的继承与发展。

2.1 专家智能解译系统

专家智能解译系统,是模仿遥感解译专家在遥感解译过程中的视觉处理以及大脑决策过程,从而实现遥感影像的计算机自动解译。早期研究中,这种解译系统的主要原理是将专家进行决策判断的知识,采用类似if-then的规则形式进行表达^[29];也有一些将人眼视觉和识别过程中的“由下至上”(bottom-up)和“由上至下”(top-down)机制整合起来,实现遥感影像的解译判断^[30];甚至在这个过程中,将语义网络(Semantic Network)引入其中,通过对视觉特征的组织,实现复杂组合目标的识别提取^[31]。这种思路的过程符合地质专家的认知,曾被认为是最有潜力的方向之一^[20]。

遥感领域近些年出现的知识迁移策略可以视为这种专家智能解译系统的另一种形式上的突破^[32]。这种策略的主要依据就是历史遥感解译结果是地质专家综合大量地质知识和认知,这些历史遥感解译结果本身就是地质知识的体现。挖掘历史影像与历史解译结果的对应关系,并将这种对应关系用于新时期的遥感影像自动解译,就是一种挖掘地质知识并再次利用地质知识的过程,即知识迁移^[33-34]。这与专家智能解译系统中的知识规则化表达和应用在知识利用的原理上是相通的,只不过知识迁移策略中的知识是隐含式的,需

要借助机器学习算法模型进行学习和挖掘,而专家智能解译系统直接将知识表达为解译规则,省略了机器学习这一环。

2.2 地质信息图谱

地质信息图谱是由我国现代地图学、遥感科学和地理信息科学的奠基人——陈述彭先生借鉴其它学科领域的图谱思维而提出的一种地球信息科学理论^[35-36]。该理论认为地球信息科学也存在类似化学中的元素周期表、生物学中的基因图谱那样的一套规律或基本元素,借此可以进行地质规律的深入分析认知,例如地质规律的推理、反演,甚至预测^[37-39]。这其中,比较有代表性的就是河流水系的图形化图谱认知。

骆剑承等^[40]受地质信息图谱启发,结合人对遥感图像的视觉认知,提出一种遥感信息认知模型——遥感信息图谱。其中,遥感信息的“图”是指遥感信息在地物位置、形态、结构、空间分布等属性上的表征,遥感信息的“谱”,是指遥感信息在地物光谱、时间、功能等属性上的表征。并由此提出遥感知“图谱转化”的3个阶段:“由谱聚图”→“图谱协同”→“认图知谱”。通过辨认已有的遥感“知识图”开展知识驱动的地物识别和专题信息提取智能化、精准化。

2.3 地理知识图谱

知识图谱(Knowledge Graph)是由Google公司于2012年提出的面向知识智能搜索的概念^[41]。之后,知识图谱这一概念在学术界和工业界普及开来^[42]。知识图谱是通过有向图的方式表达实体、概念及其相互之间语义关系的数据组织形式,其中节点代表实体或者概念,边代表实体/概念的属性或者彼此之间的关系。从本质上讲,知识图谱是一种语义网络(Semantic Network)。知识图谱的过程主要包括知识抽取、知识融合、知识推理应用3个阶段。通过知识抽取,可获取实体、关系、属性等知识要素;通过知识融合,可消除实体、关系、属性等指称项与实体对象之间的歧义,得到一系列基本的事实表达;通过本体抽取、知识推理和质量评估形成最终的知识图谱库,实现知识的推理检索等应用^[43]。

地质知识作为科学知识的一种,同样也亟需其它科学知识所需要的查询检索与推理等功能。在语义网络或知识图谱出现伊始,就有相关的地理信息研究学者进行跟进研究,并将其称之为“地理知识图谱”。这其中,尤其是将网络的地理信息和知识转化为知识图谱的表达和服务最为热门^[44]。其

研究的主要目的是借助知识图谱的概念和相关理论方法,实现多源异构的大规模地理知识的图谱构建,用于融合语义关系和空间关系的地理智能搜索和地理知识自然语言智能问答,最终为智能虚拟地理环境系统的构建提供理论和技术支撑^[45-46]。

在知识图谱引入地理信息科学领域中,也有不同的理解和认知。许珺等^[47]将知识图谱引入地理信息系统后,也将其称之为“地学知识图谱”,认为它不仅是一种地学知识的表达,还是一种地学专家经分析与思考后获取的、表示某种认知和理解的地理知识的“抽象知识图”,并进一步认为它具有语法和语义特征,因此具有可计算性。相比地学信息图谱,这种地学知识图谱在知识的可计算性方面,具有显著性的优势。

2.4 相关研究的总体分析

现阶段的“专家智能解译系统”,多是静态的应用地学知识,寄希望将现有的地学知识一次性转为可用的影像解译规则集,直接实现遥感影像的自动化解译结果,缺乏地学知识的校验和更新机制。事实上,已有的地学知识也会存在一些不确定性,并且也会随着地理学家的研究和认知而不断深化,甚至重改。当地学知识体量庞大时,缺乏校验和更新机制,必然会导致基于地学知识编制的专家智能解译规则出现冲突的情况。此外,由于地学知识地域性非常强、不确定性因素大,很难具有适用于大区域的固定、通用模式,导致当前阶段的专家智能解译系统的解决思路很难进行推广,多是停留在个别的局部案例研究方面。这些原因综合导致了专家智能解译系统精度有限,并且难以实现知识的积累和更新优化。

“地学信息图谱”面对的是整个地学领域知识的框架组织,并不能直接用于遥感影像解译的实践;“遥感信息图谱”借鉴了“地学信息图谱”的图谱化思维方式,从遥感影像的空间图和波段谱、时序谱中提炼地物目标的特征或者图谱模式,从而构建面向遥感信息的图谱,可直接用于遥感影像的解译实践。但是这种遥感信息图谱构建的数据源和构建的图谱本质上都是来源于遥感数据,而遥感数据所能直接获取的地学信息是有限的,由此限制了已有地学知识在遥感解译过程中的融合。

“地理知识图谱”借鉴当前的知识图谱理论与技术方法,对地理信息科学领域的知识进行组织表

达,实现了知识的检索、推理,甚至是知识的计算。从最终目的来看,“地理知识图谱”与“地学信息图谱”的目的都是为了地学知识或规律的表达与计算,而知识图谱的相关理论引入则为这个目的的实现提供了一种目前看来具有广阔前景的数据组织表达方法。当前这方面的研究主要是地理数据或地理知识的空间位置和语义层级的关联,尤其是网络文本类的地理数据或知识。

总体而言,传统的专家智能解译系统将目标锁定在专家解译的决策过程和规则上,属于一种浅表层的模仿,没有深入到地学专家所拥有的地学知识才是遥感智能解译的关键上来;地学信息图谱则将专家的地学知识进行系统化、抽象表达,进而实现推理、反演甚至预测等功能,是一种地学知识组织和计算的构想;“遥感信息图谱”则从遥感影像可获取特征角度构建了这样一种面向遥感信息提取的“地学信息图谱”;而知识图谱的引入则将面向整体地学知识的“地学信息图谱”这种构想变的更加切实可行,即可计算性。然而,这种新的思路尚未应用于遥感的智能解译实践中。在当前时代背景下,地学知识非常丰富,遥感影像海量获取,高性能计算、云计算、云存储都成为现实,然而传统算法思维却因地学知识融入困难导致遥感影像智能解译精度和实用性受限,这使得地学知识图谱驱动下的遥感大数据智能解译显示出非常广阔的前景。

3 面向遥感大数据的地学知识图谱内涵

以下从地学知识图谱的承载内容、模型结构、功能机制3个方面依次说明面向遥感大数据的地学知识图谱的内涵。

3.1 地学知识图谱承载内容

地学知识图谱的核心就是使用图模型思维更好地表达和利用地学知识,所以承载何种地学知识是构建地学知识图谱首先考虑的问题。而如何将这些地学知识进行分门别类则又是地学知识图模型表达的首要问题。为此,根据地学知识的抽象程度,将地学知识划分3个层次:数据性知识、概念性知识以及规律性知识(图1)。

3.1.1 地学数据性知识

地学数据性知识是指人们对一定地域范围内

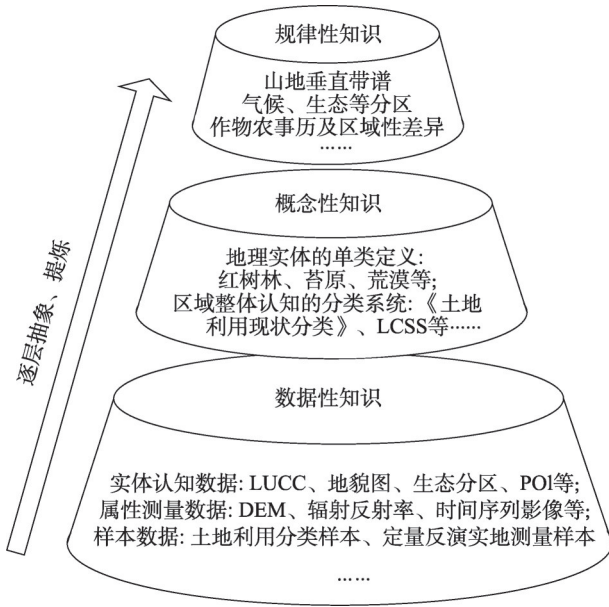


图1 地理知识图谱承载的地理知识及其层次划分

Fig. 1 The content of Geographic Knowledge Graph and its levels partition

的特定地理实体的一种实例化的认知结果或其属性度量的结果。此处实例化的认知结果是关于地理实体特征的离散化度量,例如某地域范围内的土地利用专题数据是地理专家对该地域范围内的地理实体从人类利用土地资源的差异性角度认知的结果,其它类似的如地貌专题数据、生态分区数据等。此处的属性度量则是指从地理学需要的角度对地理实体的某种属性特征的连续性度量,例如某个地区的DEM数据则是对区域地表海拔高度的连续性的度量结果。这些度量是对地理实体的理化属性认知后借助仪器或者技术方法的精确测量结果,对于表示地理实体的疏密程度和辨识地理实体定义/模式等方面具有重要意义,尤其是历史时间序列、多波段序列遥感影像以及不同来源的观测数据组合。

样本数据是数据性知识中能够驱动遥感大数据解译的一种非常重要的关键性数据。它是地理专家通过多种数据的综合推断或者实地调查、测量后的含有地理位置的综合认知、测量结果。凭借其中的位置信息可与同样包含位置信息的遥感影像数据联系在一起,即将地理专家的认知与遥感影像数据联系在一起。最典型的就是在遥感分类时选择的样本点,通过一定的数学手段,例如机器学习算法SVM、深度学习等,可拟合、建立遥感影像的特征空间到区域的地理认知空间的映射关系,从而实

现智能化解译。这种作用可类比于影像几何校正时的同名像点。

在传统专家智能解译系统和地理信息图谱中,地理知识通常狭义性地指代具有某种时空分布、变化的规律性知识,例如自然区划、山地垂直带谱等,而认为表示个体的数据性知识是一种地理信息数据。本文认为在当前的大数据背景下,即使这些数据价值密度低,但由于数据体量足够大,其总体价值仍然可观,甚至是价值的主要源泉。另外,本文认为这种数据性知识虽然层次性或抽象性程度比规律性知识低,但当解译同样层次的遥感数据时,这种数据性知识反而更便于计算机利用。例如,可以通过对比历史影像与当期影像在底层视觉特征方面的差异,例如光谱、纹理等,对当期遥感影像发生变化的区域进行判断,再结合历史土地利用数据和相关算法,就可以基于变化区域的分类实现当期遥感影像的高精度分类,从而避免未变化区域重新分类过程中产生的误差,尤其是涉及到变化地理实体的边界精准性^[32]。因此,本文将以上有关实例的数据也视为一种广义的地理知识,并将其包含到地理知识图谱承载的内容当中。

3.1.2 地理概念性知识

此处的地理概念性知识是指人们对具有相似或者相同属性的某一类地理实体的认知和定义,或者一定地域范围内的所有地理实体类型的系统性认知和定义。例如,“红树林”定义为“生长在热带、亚热带低能海岸潮间带上部,受周期性潮水浸淹,以红树植物为主体的常绿灌木或乔木组成的潮滩湿地木本生物群落”;我国制定颁布的《土地利用现状分类》GB/T 21010-2017标准^[48]则是一种对我国地域范围内所有地理实体类型的一种系统性认知和定义。对于一些易混淆或者本身就存在混淆的地理类,例如乔木林和灌木林混交的地域,简单定义为“乔灌混交林”仍然难以进行准确分类,还需要借助一些类似“灌木覆盖度>40%的林地定义为灌木林”的量化属性特征加以区分;此外,不同生长周期的植被或农作物,根据应用的需要也可以进行细分,例如处于发芽、生长、成熟等不同时期的小麦种植地。

概念性知识的本质是地理专家运用分析、综合思维对复杂地表的功能异质性进行划分或分门别类时的一种标准。因为这些区域功能上的异质性通常也会表现出不同的表现特征,所以它们在遥感

影像视觉上也通常会表现出差异性,这也是遥感影像能够反应地表变化的主要原因。从“由下至上”(bottom-up)的角度看,这类标准是将实例的数据性知识通过分门别类进行价值浓缩的关键;而从“有上至下”(top-down)的角度看,这类标准又可以从地类全体所具有的共同特征角度,提升在遥感特征信息不全面时的地学认识精度。可见,这些概念性知识是连接地学领域与遥感领域的纽带,它们不仅是地学领域研究或者土地管理所使用的地学知识标准,也应该是遥感解译的结果能够为地学信息和知识获取所服务的标准和最终目标。因此,承载这类知识是地学知识图谱驱动遥感大数据解译结果能够为地学领域服务的一类关键知识。

3.1.3 地学规律性知识

地学规律性知识,是人类对地表感兴趣目标或现象在时空分布及变化规律的高度抽象认知,例如植被类型随海拔高度变化的山地垂直带谱、种植作物的农事历区域性差异以及各种自然区划等。这类知识是发挥地学知识以“由上至下”的形式指导遥感影像解译的关键。首先,这些地学规律性知识所涉及的时空尺度对于遥感大数据分析时遥感影像的空间、时间、光谱分辨率的选择,或者遥感目标识别过程中的特征提取和利用,甚至DEM之类的辅助数据的综合利用,都具有重要指导意义。另外,这类规律性地学知识对遥感解译结果的合理性判断方面具有重要推理意义。尽管不同地域功能通常会表现出不同的表征特征,但这些不同的表征并非都能够被遥感观测数据所捕获,导致同类地物的遥感特征也可能会不同,而不同类的地物又可能会呈现相同的光谱,即遥感领域常说的“同物异谱”和“异物同谱”问题。这些规律性知识恰可以很大程度上克服这类问题,一个典型的例证就是在山地垂直带谱的帮助下,进行山地区域的植被精细分类^[9]。

从“由下至上”的视角看,规律性知识是地学知识图谱进行地学数据性知识和概念性知识进一步抽象认知的结果,也是知识价值密度最高的部分,通常也是直接指导人们管理和政策制定的依据。如果地学知识图谱不能够承载这类地学知识,就难以开展基于遥感大数据获取地学数据性知识进行的规律性知识抽取和更新,从而丧失遥感大数据处理的最具价值部分。可见,这类地学规律性知识是常规专家智能解译系统以及地学信息图谱指导遥感解译的核心,也是发挥遥感大数据分析的主要价值体

现,因而也是地学知识图谱必须承载的主要内容。

3.2 地学知识图谱的图模型结构

知识图谱的图模型结构表达对地学知识的融合推理功能发挥具有重要意义。例如,知识图谱的图模型结构天然具备的消歧机制可以避免不同来源的地学知识不一致性;知识图谱的推理功能,可以用于实现地学知识的推理功能,为遥感影像解译的知识驱动提供可能;知识图谱的图扩展功能对于地学知识的增量更新具有启示意义。因为地学知识具有空间和时间独特性,与常规的科学知识存在较大的不同,例如时空尺度性,需要进行改造和创新,方能适应地学知识的表达以及相应功能的实现。

3.2.1 数据性知识的多尺度地理实体图模型结构表达

地理实体是地学专家为了描述和表达地理世界中具有特定空间与时间范围、形态、过程、关系,以及相关属性地理现象的实体化抽象^[49]。它不仅包含着几何实体,即地理实体在空间上的位置、边界,同时还包含着属性信息,例如地貌类型、辐射反射率等。将地理实体表示为图模型中的节点,不同地理实体之间的联系表示为图模型中的边,可以有效地表达2.1.1中描述的数据性知识,并以此克服不同数据源之间的地学知识歧义性。例如,包含同一地点的不同方法制作的土地利用类型数据的地块边界经常存在不一致现象,采用这种基于地理实体的图模型表达结构可使用同一个几何实体,避免这种类型的不一致现象。

由于认知和管理不同,地理实体在空间上呈现多尺度性,同时还经常存在交错性,例如间国年等^[49]列举的河流作为行政边界划分问题:当以河流的中心线作为行政区、管理区的边界,这往往要求对河流地理实体的中泓线进一步分割。如图2所示,当建立这样的河流地理实体时,还需要创建被中泓线一分为二的2个子河流地理实体,并在构建与隶属行政单元的地理实体的关系时,分别建立不同的隶属关系。

此外,地理实体还具有类似生命期的时间属性。图3中的(a)是一个抽象区域的3种典型周期变化类型,可以采用类似图(b)的图模型结构进行表达。其中,上面的一种表示地理实体的合并演化;中间的表示地理实体的分裂演化;而下面的表示地理实体的边界属性变化。与空间的多尺度性类似,在时间维度上,类似历史学家分析不同朝代

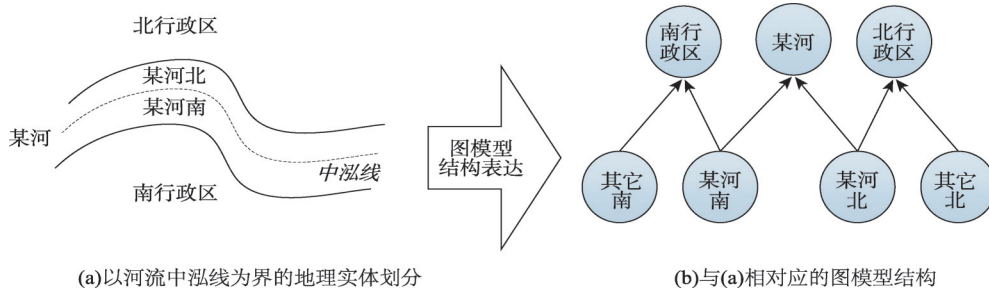


图2 以河流为界的地理实体多尺度性与交错性

Fig. 2 The multiscale and interlace feature of a river-bounded geo-entity

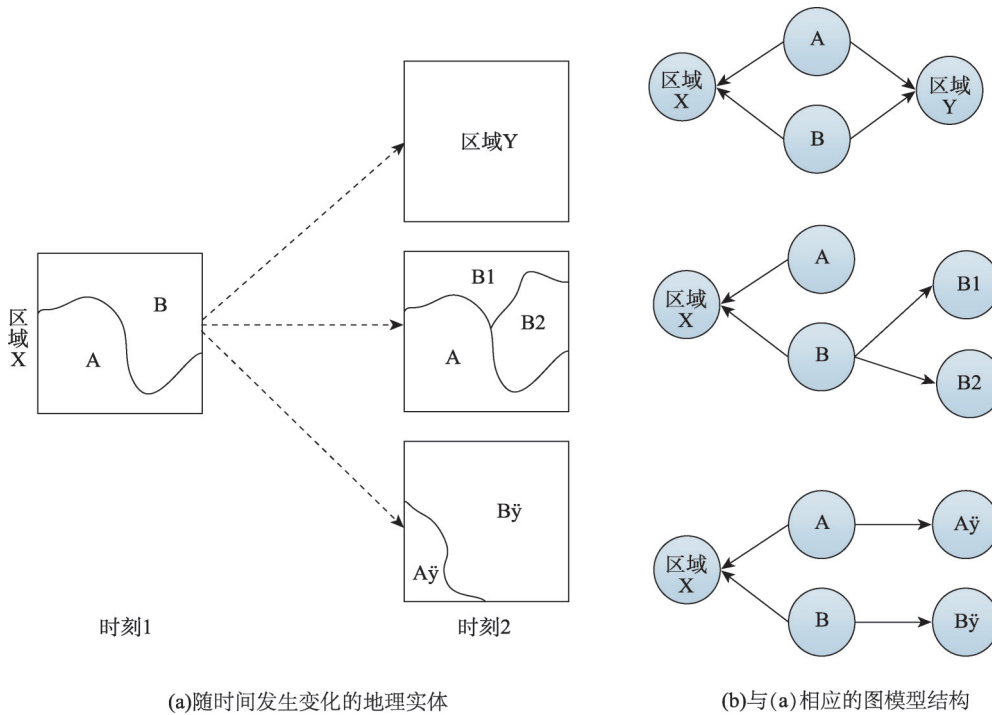


图3 地理实体的时间属性

Fig. 3 The temporal attribute of geo-entity

或历史时期时的时间划分,地理实体的定义或划分同样具有时间多尺度特征。

3.2.2 概念性知识的图模型结构表达

概念性知识的本质是对具体地理实体进行归纳或分类的标准。它是将承载知识价值密度较低的数据性知识上升为知识价值较为密集的高层知识的关键一环。将其进行图模型表达对于地学知识图谱的功能表达主要有3个方面的贡献。① 概念性知识的图模型结构化表达,便于利于图模型的推理功能,进行地理实体的类型、模式的识别推理,例如根据郁闭度、海拔等特征对山地区域的灌木识别,这可以进一步提升基于遥感数据的地理实体的

识别推理。② 建立与地理实体相耦合的图模型表达结构,可以在地理实体丰富或者更新变化后,对类型、模式进行更新,即实现所谓的数据驱动知识的发现,例如当研究区域从山东扩大到浙江、福建、广东时,即地理实体丰富后,对植被生态系统制图时会发现一种在沿海入河口经常出现的生态系统丰富、周期性海水淹没的乔灌类湿地生态系统,即红树林生态系统,从而扩充了原来只适用于山东省的分类系统的知识。③ 概念性知识的图模型结构表达还是地学知识图谱中地理实体承载的地学数据性知识往更高层方向的规律性知识提取的必经途径,例如对广东一带沿海天然红树林近20年的制

图后,对其消失区域的分类制图和统计,可发现养殖池塘是天然红树林减少的主要原因^[50]。可见,对地理实体概念性知识的图模型结构表达是地学知识图谱模拟地学专家的大脑进行知识抽取和推理的关键一环。

3.2.3 规律性知识的图模型结构表达

规律性知识是地学知识的最高层级,也是价值密度最大的部分,同时其抽象程度也最大。将规律性知识进行图谱化表达,可以打通不同数据性知识、概念性知识以及规律性知识之间的结构不统一的壁垒,实现整体知识图谱的表达形式统一,是存储知识、使用知识进行遥感大数据自动分析和更新地学知识的关键。

根据规律性知识的3个种不同表现形式,可以相应的分3个种类型进行图模型结构表达:①空间分布上的规律性知识的图模型结构表达,例如自然区划、山地垂直带谱、中国红树林南北分布规律;②时间分布上的规律性知识的图模型结构表达,例如城市扩张速度、土地利用转移模式;③同时包含空间和时间分布的规律性知识表达,例如河道变迁、行政区域变更、生态区变化。其中,空间分布上的规律性知识表达,通常是同一概念的地理实体或者不同概念的地理实体在空间大尺度上的综合性表现。这种综合性可以视为多尺度地理实体表达中的空间大尺度地理实体,并且可以根据空间的重叠构建起与小尺度地理实体的隶属关系,形成图模型结构中的不同节点和边。需要注意的是,由于综合的专题目标不同,例如城镇专题和耕地专题,这些大尺度地理实体可能会存在空间重叠甚至空间边界模糊的现象。由于时间的连续性,时间分布上的规律性知识的图模型表达也需要将时间离散化为构建类似空间中的几何实体那样的时间实体。但现阶段,这种时间实体多是专家根据实际需要或者其它非遥感知识综合进行划分。实际中遇到的规律性知识更多的是第3种空间和时间分布兼而有之的情况。在进行图模型表达这类规律性知识时,需要综合前2种情况的图模型表达方式。

3.3 地学知识图谱的功能机制

地学知识图谱能够发挥的知识查询、推理、校正、拓展功能是其不同于传统的地学数据库共享和传统零散的地学知识辅助遥感解译的区别,也是构建面向遥感大数据的地学知识图谱的最终目标。以上分别从内容和结构上为地学知识图谱的功能

实现奠定了基础,但还需要在此基础上附加一定的功能运行机制方能发挥这些功能。为此,研究拟从以下4个方面开展相应的功能机制描述。

3.3.1 知识查询检索机制

知识查询检索是地学知识图谱进行知识输出,从而用于遥感大数据自动分析的基本功能。根据地学知识图谱承载的内容和表达的结构,借鉴当前的知识图谱查询技术,可实现地学知识图谱中的地理实体属性查询,地理实体之间的空间关系查询,对某一类地理实体的概念查询,以及规律性知识查询。属性知识,例如地形地貌、历史时期辐射反射率,可以直接作为识别或反演模型的参数进行使用;空间关系在目标识别或定量反演中同样可以发挥作用,例如红树林红布在热带、亚热带沿海区域,这个知识可以用于自动分类后的红树林后处理中,以消除很多不满足此空间关系的红树林错误提取部分;概念性知识是遥感影像解译分类的标准,而规律性知识又可以是针对具体地理实体或概念进行遥感影像解译时空分辨率的选择依据。

3.3.2 知识推理机制

知识推理功能,是地学知识图谱区别于当前的地学数据共享的主要特点。其推理的原理是利用知识图谱中的地理实体、概念、规律之间的抽取关系,进行相互之间的判断,这是从一般规律到个例识别以及个例总结到一般规律归纳的过程。上述依据空间关系对红树林进行精准识别就可以视为知识推理的功能。这种推理功能的实现需要打通地理实体到概念性知识的综合过程。

此外,当新获取的地学知识积累入已有的地学知识图谱中时,可以利用已有的知识进行推理,通过与新获取知识的差异对比,定位出知识分歧的位置,为后续的知识更新和校正奠定基础。这种分歧知识定位既包括同专题的数据性知识之间的歧义,例如不同版本的土地利用/覆盖专题数据,同时也包括不同专题的数据性知识之间的歧义,例如土地利用/覆盖专题数据与地貌专题数据。但对于后一种情况,在进行推理前,需要构建不同专题之间的相互关系。

3.3.3 知识动态校正机制

地学知识图谱的动态校正机制是地学知识积累并且随着这种积累越来越精准的关键。当前的地学数据共享尽管也存在不同版本的数据,但这通常是来源于不同地学专家解译的结果,相互之间缺

乏集成和交互验证,进而导致获取的知识千差万别,也很难随着新数据的获取,知识会越来越精准。例如国土二调数据与Globe30的土地利用/覆盖数据不仅在分类体系上存在差别,分类结果及图斑边界也存在严重的不一致性。在结合地学知识图谱的推理功能,发现歧义知识后,引入校正机制,可以促使地学知识图谱的知识积累,并且随着这种积累越来越精准,从而突破当前地学数据共享的知识千差万别导致知识难以积累和精准的困境。

3.3.4 知识拓展机制

地学知识图谱的知识拓展是指当出现新的数据性知识后,现有的地学知识图谱中的地理实体、概念/模式、规律性知识因为不完备而无法承载,只有进行相应的拓展方能实现新知识的承载。这种机制是地学知识图谱随着新数据、新知识的补充而不断丰富,从而实现类似地学专家“见多识广”效果的关键。因为地学知识图谱采用图模型的结构进行表达,这种知识的新增相当于在原有的知识图谱上进行节点的新增,以及与新增节点关系(即边)的新增,并不会覆盖或丢失原有的知识。又因为地学知识图谱有充分的知识查询检索、推理、校正机制,可以保证当前的拓展不会与原有知识体系形成冲突,从而使得已有的地学知识图谱更加完备。

4 地学知识图谱实现的关键难点

本文主要目的在于针对当前的遥感大数据分析存在的问题和相关理论研究进展,提出一种新的遥感自动解译理论构想并加以描述,而非该理论构想的具体算法实现和硬件实现。因此,以下尝试从思路层面对地学知识图谱实现过程中可能存在的主要关键难点及当前能够设想到的解决思路进行描述。

4.1 地理实体的构建

构建地理实体的本质是将连续性的时间、空间根据地学的认知离散化为具体的地理对象。根据3.2.1的描述,地理实体是地学数据性知识表达的关键;根据3.2.3的描述,地学规律性知识通常也可以表述为时间和空间上大尺度的综合性地理实体。可见,地理实体的构建是本文所提的地学知识图谱构建切实可行的关键。

然而,地理实体具有时空多尺度性,高维特征明显。地理实体的表达是一种在具有5维(或6维,

如果将实际地理空间表述为3维,而非2维)特征空间中节点与边的构建过程:空间的2维或3维+空间尺度1维+时间1维+时间尺度1维。这种高纬度的复杂性极大地增加了地理实体的构建难度。

此外,现有的地学知识来源多样,认知标准和获取方法都不尽相同,使得地理实体在高维空间中的边界通常不一致,属性特征也难以对齐。例如,不同版本的土地利用/覆盖数据在分类系统和图斑边界方面通常不是一致的。此外,土地利用/覆盖数据与地形地貌专题数据的图斑也不是对应的,这也严重阻碍了可以统一集成各个专题知识的地理实体构建过程。

开展不同专题数据的精度评价,以精度最高、尺度最精细的专题所反应的地理实体为基础构建地理实体是一种容易联想到的解决思路,但如何客观地开展这样的精度评价并非一件易事。承认这种空间不一致性的客观存在,借鉴空间数据的不确定性原理,引入边界的模糊机制或者概率机制,并借助地学知识图谱的推理、校正、拓展功能,逐步逼近真实边界和属性是一种颇具前景的思路。

4.2 知识层级间的推理

引入基于图模型的知识图谱理论统一化表达地学知识、构建地学知识图谱,其初衷就是打通数据性知识、概念性知识以及规律性知识不同层级间的正向和反向推理,使得这种推理过程可表达、可计算,从而为遥感大数据自动分析服务。

然而,实现这种可表达、可计算的层级间的推理并非易事。首先,因为这种推理包含了体量巨大的数据性知识,牵涉的地理实体和属性较多,复杂程度本身就高;其次,推理涉及的地理实体具有空间和时间的多尺度性,相互之间的关系有强有弱,并且多数是间接的弱相关,而不是直接的强相关,这与现有的知识图谱理论中节点之间明确的关联关系极不相同;此外,地表区域具有异质性,不同区域的数据和规律通常并不相同,相应的推理计算过程也难免会存在差异性,这进一步加剧了知识层级间推理的难度。

传统的区域划分思路为解决地表区域异质性导致的知识层级间推理的困难以及大体量知识处理困难,提供了现成的思路,但这种思路亟需解决的一个难题就是区域划分的尺度该如何选择;针对地理实体的跨尺度关联关系强弱不同的问题,则可以引入概率机制,进行概率推理,这方面一个比较有前景的方向就是概率图模型。

5 地学知识图谱的主要应用价值

尽管本文提出的面向遥感大数据的地学知识图谱只是一种构想,但依据其承载的内容、具有的结构和功能,并结合当前已有的相关研究,仍然可以对其应用价值进行一定的论述。本文认为这些价值主要体现在以下3个方面:

5.1 促进地学知识精准化

实现地学知识精准化是地学知识图谱的必然要求和主要目的之一。地学知识图谱的初始构建依赖于大量的现有地学知识,尤其是数据性知识。然而,这些知识的来源、认知标准等都不相同,甚至存在一些矛盾。因为地学知识图谱的统一表达,尤其是地理实体为统一承载体,不同专题、概念、规律的知识得以交叉融通、相互校验,现有地学知识的各种矛盾或冲突也会在这个过程中集中凸显。为了实现知识图谱的表达和推理功能,这种矛盾和冲突也必须在这个过程中进行消除或者采用一定的手段进行处理。因此,构建地学知识图谱的过程也是一种地学知识精准化的过程。

5.2 提升遥感解译精度和实用性

遥感数据分析的主要目的就是建立遥感影像空间到人类主观认知的地学空间的映射关系。人类主观认知的地学空间多是从地域空间对人类可发挥的功能角度出发,而遥感影像多是从地物客观表象的自然属性角度描述。尽管功能和表象多数情况下是相耦合呼应的,但由于人类的主观认知归类问题,也还存在大量的不一致现象,“同物异谱”就是这类问题的经典总结。当下流行的针对高分遥感影像“场景解译”概念的提出主要就是针对这类问题。而地学知识,尤其是凝结地学专家认知结果的大量数据性知识,恰好弥补了这种功能和表象的不完全对应性问题。

此外,传统的遥感解译算法思维主要从遥感的影像特征出发,其获取的信息仍然十分有限,3.1.3节提到的“异物同谱”就是这类问题的经典总结。地学知识图谱承载的概念性知识和规律性知识,可以有效地利用地理实体在空间和时间上的群体特征,以及不同群体之间的时空相互关系,从而极大地提升地理实体在遥感影像中的辨识度。本文所提的地学知识图谱构想,正是围绕人类的地学知识

为核心展开,瞄准传统算法思维中地学知识应用不足的痛点,理应可以大幅提升遥感大数据的解译精度和实用性。

5.3 深化地学规律认知

地学知识图谱借助多尺度地理实体将多种地学知识进行交叉融合的过程,不仅是一个数据性知识校准的过程,同时也是一个创造和发现新知识的过程。这种伴随着新知识的创造和认知角度的丰富,地学规律的认知也必然会越来越深入,例如山地垂直带谱就是植被专题图与海拔数据融合的深度认知结果。此外,地学知识图谱借助不同类型的图模型表达,打通了数据到规律认知的推理链条,实现地学规律认知的数据驱动过程。这可以有效避免人们在进行规律总结时的主观认知偏见带入的偏差,让地学规律获取不以个人的意志为转移,从而更加可靠。另外,规律性知识能够反过来指导数据性知识获取更加精准,从而进一步获取更加深入的规律性知识。规律性知识能够在这种迭代循环认知的过程中,随着知识的积累不断深化地学规律认知。

6 总结与展望

针对算法思维在遥感大数据分析中越加凸显的困境,提出一种以地学知识为核心的地学思维构想——地学知识图谱。该构想将地学知识进行层次化分类、图模型表达,以及各种层次知识的关联推理,进而赋予其地学知识查询检索、推理校准、知识拓展等功能,从而促进地学知识精准化、实现遥感大数据地学知识获取精准性和实用性以及地学规律认知深化。

实现全自动化的面向遥感大数据分析的地学知识图谱构想,还需要很多的关键技术难题需要攻克,甚至需要一些理论方面的突破,例如概念、规律性知识的图模型表达以及知识层级间的推理。但其中蕴含的一些以地学知识为核心的遥感分析思路,例如地学知识核心化、知识分层、数据驱动、迭代优化等,确实是可以借鉴现有GIS技术应用于遥感解译。希望本文提出的这种思路在遥感大数据分析时代的未来发展方向上能够有所启示和促进。

参考文献(References):

- [1] 李德仁,张良培,夏桂松.遥感大数据自动分析与数据挖掘[J].测绘学报,2014,43(12):1211-1216. [Li D R, Zhang L P, Xia G S. Automatic analysis and mining of remote sensing big data[J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2014,43(12):1211-1216.]
- [2] 郭华东,王力哲,陈方,等.科学大数据与数字地球[J].科学通报,2014,59(12):1047-1054. [Guo H D, Wang L Z, Chen F, et al. Scientific big data and digital earth[J]. Chinese Science Bulletin, 2014,59(12):1047-1054.]
- [3] Jordan M. I., Mitchell T. M. Machine learning: Trends, perspectives, and prospects[J]. Science, 2015,349(6245):255-260.
- [4] Lake B M, Salakhutdinov R, Tenenbaum J B. Human-level concept learning through probabilistic program induction[J]. Science, 2015,350(6266):1332-1338.
- [5] Silver D, Schrittwieser J, Simonyan K, et al. Mastering the game of Go without human knowledge[J]. Nature, 2017,550(7676):354-359.
- [6] Silver D, Huang A, Maddison C J., et al. Mastering the game of Go with deep neural networks and tree search [J]. Nature, 2016,529(7587):484-489.
- [7] Lary D J, Alavi A H, Gandomi A H, et al. Machine learning in geosciences and remote sensing[J]. Geoscience Frontiers, 2016,7(1):3-10.
- [8] Jean N, Burke M, Xie M. Combining satellite imagery and machine learning to predict poverty[J]. Science, 2016, 353(6301):790-794.
- [9] Baez-Villanueva O M, Zambrano-Bigiarini M, Beck H, et al. RF-MEP: A novel Random Forest method for merging gridded precipitation products and ground-based measurements[J]. Remote Sensing of Environment, 2020,239 (111606):1-19.
- [10] Zhang L P, Zhang L F, Du B. Deep learning for remote sensing data: A technical tutorial on the state of the art [J]. IEEE Geoscience & Remote Sensing Magazine, 2016, 4(2):22-40.
- [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] Goodfellow I, Bengio Y, Courville A. Deep learning[M]. Cambridge: The MIT Press, 2016.
- [13] 周成虎,骆剑承.高分辨率卫星遥感影像地学计算[M].北京:科学出版社,2008. [Zhou C H, Luo J C. Geographic computing of high spatial resolution satellite images[M]. Beijing: Science Press, 2008.]
- [14] 宫鹏.对遥感科学应用的一点看法[J].遥感学报,2019,23 (4):567-569. [Gong P. Towards more extensive and deeper application of remote sensing [J]. Journal of Remote Sensing, 2019,23(4):567-569.]
- [15] Blaschke T. Object based image analysis for remote sensing[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2010,65(1):2-16.
- [16] Blaschke T, Hay G J, Kelly M, et al. Geographic object-based image analysis-towards a new paradigm[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2014, 87:180-191.
- [17] Zhu A X, Band L E. A knowledge-based approach to data integration for soil mapping[J]. Canadian Journal of Remote Sensing, 1994,20(4):408-418.
- [18] 阎守邕.遥感影像群判读理论与方法[M].北京:海洋出版社,2007. [Yan S Y. Interpretation theories and methods of cluster remote sensing images[M]. Beijing: China Ocean Press, 2007.]
- [19] Yao Y H, Suonan D Z, Zhang J Y. Compilation of 1:50 000 vegetation type map with remote sensing images based on mountain altitudinal belts of Taibai Mountain in the North-South transitional zone of China[J]. Journal of Geographical Sciences, 2020,30(2):267-280.
- [20] Rahbek C, Borregaard M K, Colwell R K, et al. Humboldt's enigma: What causes global patterns of mountain biodiversity?[J]. Science, 2019,365(6458):1108-1113.
- [21] Fattorini S, Di B L, Chiarucci A. Recognizing and interpreting vegetational belts: New wine in the old bottles of a von Humboldt's legacy[J]. Journal of Biogeography, 2019,46(8):1643-1651.
- [22] 张百平,周成虎,陈述彭.中国山地垂直带信息图谱的探讨[J].地理学报,2003,58(2):163-171. [Zhang B P, Zhou C H, Chen S P. The Geo-info-spectrum of Montane Altitudinal Belts in China[J]. Acta Geographica Sinica, 2003,58 (2):163-171.]
- [23] Gorelick N, Hancher M, Dixon M, et al. Google Earth Engine: Planetary-scale geospatial analysis for everyone[J]. Remote Sensing of Environment, 2017,202:18-27.
- [24] Esch T, Thiel M, Schenk A, et al. Delineation of urban footprints from TerraSAR-X data by analyzing speckle characteristics and intensity information[J]. IEEE Transactions on Geoscience & Remote Sensing, 2010,48(2):905-916.
- [25] 陈军,陈晋,廖安平,等.全球30 m地表覆盖遥感制图的整体技术[J].测绘学报,2014,43(6):551-557. [Chen J, Chen J, Liao A P, et al. Concepts and key techniques for 30 m global land cover mapping[J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2014,43(6):551-557.]
- [26] Pekel J F, Cottam A, Gorelick N, et al. High-resolution mapping of global surface water and its long-term changes[J]. Nature, 2016,540(7633):418-422.
- [27] 杨晓梅.遥感影像的地理理解与分析[D].北京:中国科学院地理研究所,1999. [Yang X M. Geo-Understanding and analysis of remote sensing images[D]. Beijing: Insti-

- tute of Geography, Chinese Academy of Sciences, 1999.]
- [28] 陈述彭,赵英时.遥感地学分析[M].北京:测绘出版社, 1990. [Chen S P, Zhao Y S. Geographic analysis of remote sensing[M]. Beijing: Surveying and Mapping Press, 1990.]
- [29] Goodenough D G, Goldberg M, Plunkett G, et al. An expert system for remote-sensing[J]. IEEE Transactions on Geoscience & Remote Sensing, 1987,25(3):349-359.
- [30] Matsuyama T. Knowledge-based aerial image understanding systems and expert systems for image-processing[J]. IEEE Transactions on Geoscience & Remote Sensing, 1987, 25(3):305-316.
- [31] Nicolin B, Gabler R. A knowledge-based system for the analysis of aerial images[J]. IEEE Transactions on Geoscience & Remote Sensing, 1987,25(3):317-329.
- [32] Wang Z H, Yang X M, LU C, et al. A scale self-adapting segmentation approach and knowledge transfer for automatically updating land use/cover change databases using high spatial resolution images[J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2018,69:88-98.
- [33] Wu T J, Luo J C, Xia L G, et al. Prior knowledge-based automatic object-oriented hierarchical classification for updating detailed land cover maps[J]. Journal of the Indian Society of Remote Sensing, 2015,43(4):653-669.
- [34] 吴田军,骆剑承,夏列钢,等.迁移学习支持下的遥感影像对象级分类样本自动选择方法[J].测绘学报,2014,43(9): 908-916. [Wu T J, Luo J C, Xia L G, et al. An automatic sample collection method for object-oriented classification of remotely sensed imageries based on transfer learning[J]. Acta Geodetica et Cartographica Sinica, 2014,43 (9):908-916.]
- [35] 陈述彭,岳天祥,励惠国.地学信息图谱研究及其应用[J].地理研究,2000,19(4):337-343. [Chen S P, Yue T X, Li H G. Studies on geo-informatic Tupu and its application[J]. Geographical research, 2000,19(4):337-343.]
- [36] 张洪岩,秦承志,周成虎,等.试论地学信息图谱思想的内涵与传承[J].地球信息科学学报,2020,22(4):653-661. [Zhang H Y, Zhou C H, Lv G N, et al. The connotation and inheritance of Geo-information Tupu[J]. Journal of Geo-information Science, 2020,22(4):653-661.]
- [37] 廖克.地学信息图谱的探讨与展望[J].地球信息科学学报,2002,4(1):14-20. [Liao K. The discussion and prospect for geo-informatic Tupu[J]. Journal of Geo-information Science, 2002,4(1):14-20.]
- [38] 齐清文.地学信息图谱的最新进展[J].测绘科学,2004,28 (6):15-23. [Qi Q W. The latest development on Geo Info Tupu[J]. Science of Surveying and Mapping, 2004,28(6): 15-23.]
- [39] 张荣群.地学信息图谱研究进展[J].测绘科学,2009,34(1): 14-16,24. [Zhang R Q. Approaches of research on geo-information Tupu[J]. Science of Surveying and Mapping, 2009,34(1):14-16,24.]
- [40] 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.]
- [41] Eder J S. Knowledge graph based search system: U S, US20120158633A1 [P/OL]. 2012-6-21
- [42] Hogan A, Blomqvist E, Cochez M, et al. Knowledge graphs[J]. arXiv preprint arXiv:2003.02320, 2020.
- [43] 马忠贵,倪润宇,余开航.知识图谱的最新进展、关键技术和挑战[J].工程科学学报,2020. DOI: 10.13374/j.issn2095-9389.2020.02.28.001 [Ma Z G, Ni R Y, Yu K H. Recent advances, key techniques and future challenges of knowledge graph[J]. 2020] DOI: 10.13374/j.issn2095-9389.2020.02.28.001
- [44] 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. Journal of Geo-information Science, 2017,19(6):723-734.]
- [45] 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[J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2018,47(8): 1051-1061.]
- [46] 刘俊楠,刘海砚,陈晓慧,等.面向多源地理空间数据的知识图谱构建[J].地球信息科学学报,2020,22(7):1476-1486. [Liu J N, Liu H Y, Chen X H, et al. The Construction of knowledge graph towards multi-source geospatial data[J]. Journal of Geo-information Science, 2020,22(7): 1476-1486.]
- [47] 许珺,裴韬,姚永慧.地学知识图谱的定义、内涵和表达方式的探讨[J].地球信息科学学报,2010,12(4):496-502, 509. [Xu J, Pei T, Yao Y H. Conceptual framework and representation of geographic knowledge map[J]. Journal of Geo-information Science, 2010,12(4):496-502,509.]
- [48] 中华人民共和国国土资源部.GB/T 21010-2017·土地利用现状分类[S],2017. [Ministry of Land and Resources, PRC. GB/T 21010-2017· Current Land Use Classification [S].]
- [49] 闫国年,俞肇元,周良辰,等.地理实体分类与编码体系的构建[J].现代测绘,2019,42(1):1-6. [Lv G N, Yu Z Y, Zhou L C, et al. Construction of geographical entity classification and coding system[J]. Modern Surveying and Mapping, 2019,42(1):1-6.]
- [50] Ren C Y, Wang Z M, Zhang Y Z, et al. Rapid expansion of coastal aquaculture ponds in China from Landsat observations during 1984-2016[J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2019,82:1-12.