

知识与数据驱动的遥感图像智能解译： 进展与展望

孟瑜¹, 陈静波¹, 张正¹, 刘志强^{1,2}, 赵智韬^{1,2}, 霍连志¹,
史科理^{1,2}, 刘帝佑¹, 邓毓弼¹, 唐娉¹

1. 中国科学院空天信息创新研究院 国家遥感应用工程技术研究中心, 北京 100094;

2. 中国科学院大学 电子电气与通信工程学院, 北京 101408

摘要: 知识与数据是贯穿遥感图像解译数十年发展历程的两大要素。随着传感器平台的不断丰富, 以及深度学习、大数据、多模态、长时序解译方法的快速突破, 数据驱动的智能解译成为了近年来的热点研究方向。然而在不断深入扩展的研究与应用中, 数据驱动方法迁移复用难、样本依赖强、可解释性弱等局限开始显露。在长期解译实践中积累的各类知识具有客观实在性、确定性、场景适应性、解释推理性等特点, 可以与数据驱动的方法互为补充, 知识与数据双驱动正逐渐成为遥感图像解译的新方向。本文首先回顾了遥感图像解译发展的几个主要阶段以及知识和数据在各个阶段分别发挥的作用, 继而总结了14类遥感图像解译涉及的主要知识类型。知识与深度学习的融合是实现知识与数据双驱动的重要路径, 本文梳理了5大类15小类知识与深度神经网络的融合方法并列举了相关案例。以知识类型为主要脉络, 本文进一步对现有知识与数据联合的遥感解译应用进行了综述, 通过典型案例分析了效益能力增量。最后本文对知识与数据联合驱动的遥感图像智能解译框架及关键技术进行了展望。

关键词: 遥感图像解译, 知识驱动, 数据驱动, 人工智能, 知识图谱, 深度学习, 自然资源, 综述

中图分类号: TP701/P2

引用格式: 孟瑜, 陈静波, 张正, 刘志强, 赵智韬, 霍连志, 史科理, 刘帝佑, 邓毓弼, 唐娉. 2024. 知识与数据驱动的遥感图像智能解译: 进展与展望. 遥感学报, 28(11): 2698-2718

Meng Y, Chen J B, Zhang Z, Liu Z Q, Zhao Z T, Huo L Z, Shi K L, Liu D Y, Deng Y P and Tang P. 2024. Knowledge and data driven remote sensing image interpretation: Recent developments and prospects. National Remote Sensing Bulletin, 28(11): 2698-2718 [DOI: 10.11834/jrs.20243547]

1 引言

遥感图像解译是自然资源调查监测等领域中一项关键且复杂的任务, 具有显著的综合性与系统性特点 (Du 等, 2014; 张继贤 等, 2021)。遥感图像解译的综合性在于其既是光谱、几何、空间、纹理、时序、参量等遥感信息的综合, 也是地形地貌、气候水文、环境生态、社会发展、随机事件等地理与人文要素的综合; 遥感图像解译的系统性在于其构建自一系列自然资源要素对象定义、分类体系、行政区划、业务规范、制图标准之上, 彼此支撑、相互约束。

遥感图像解译方法的发展一直伴随着数据条件与认知水平的提升, 数据与知识是贯穿解译方法演进的两条主线 (Li 等, 2019; Ge 等, 2022)。本文中数据主要指遥感观测数据, 包括多光谱、高光谱、合成孔径雷达 (SAR)、激光雷达 (LiDAR)、夜光、红外等多模态数据; 而知识的概念则比较广泛, 包括各种与遥感解译相关的定义、机理、常识、模型、特征、参量、阈值、规则、关系、范围, 以及众包地理信息等已知的辅助数据。在知识与数据的不断推动下, 遥感图像解译方法的发展经历了4个主要阶段 (图1)。

收稿日期: 2024-01-03; 预印本: 2024-04-10

基金项目: 国家重点研发计划项目 (编号: 2021YFB3900503)

第一作者简介: 孟瑜, 研究方向为遥感图像智能解译、自然资源监测。E-mail: mengyu@aircas.ac.cn

通信作者简介: 张正, 研究方向为遥感图像智能处理、遥感大数据分析。E-mail: zhangzheng@aircas.ac.cn

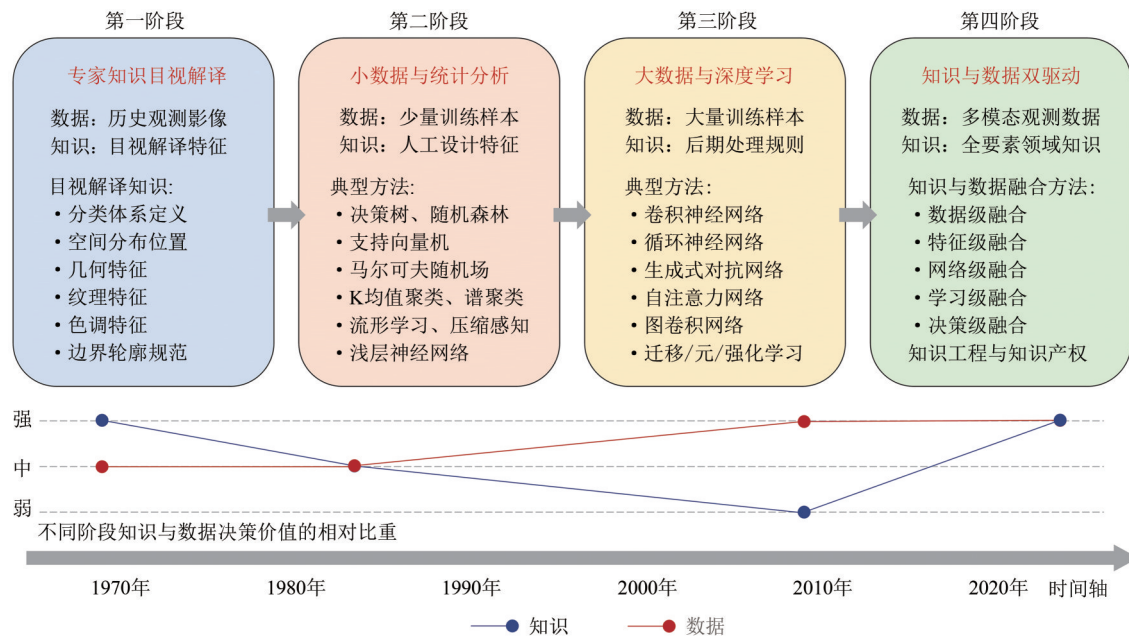


图1 遥感图像解译方法发展4个主要阶段中的知识与数据

Fig. 1 Knowledge and data in the four major stages of remote sensing image interpretation methodology development

第一阶段遥感图像数据尚比较匮乏，基于专家知识的目视解译与实地调查是主要的作业手段，在这一阶段知识发挥着相对主导性的判别作用，关于不同地物类型在遥感图像中的形状、尺寸、色调、纹理、空间关系等特征形成了一系列经验准则。

第二阶段随着遥感数据的逐渐丰富，基于统计分析的浅层智能方法得以发展，代表性方法包括随机森林 (Belgiu 和 Drăguț, 2016)、支持向量机 (Mountrakis 等, 2011)、K-Means (Petitjean 等, 2012)、马尔可夫随机场 (Gu 等, 2017) 等，图像解译也开始走向自动化与智能化，在这一阶段数据与知识同时发挥了重要作用，数据可以作为训练样本与验证样本，而知识则引导了模型选择、参数取值、类别标记、特征提取等环节。

第三阶段迎来了遥感大数据与人工智能发展的双重高峰，数据驱动的深度智能成为了这一阶段的主轴 (Chi 等, 2016; Ma 等, 2019)。在数据层面，遥感传感器的种类与数量快速增加，高分辨率、长时间序列、多模态、全天时数据不断涌现。在解译方法层面，深度神经网络可以从大量样本中学习数据的内在规律与高层特征表示，这种由数据驱动学习而来深度特征的判别能力大幅超越了以往浅层特征与人工特征的判别能力，进而引发了人工智能与遥感图像智能解译方法的一次颠覆性变革。陆续出现的卷积神经网络

(Kattenborn 等, 2021)、循环神经网络 (Mou 等, 2017)、自注意力网络 (Ghaffarian 等, 2021)、图卷积网络 (Baroud 等, 2021) 等网络结构在地表覆盖与土地利用分类、场景识别、语义分割等任务中不断突破图像解译能力的上限。这一阶段更加强调数据驱动的价值，知识与人工设计在一定程度上被置于数据驱动的对立面，在大量训练数据存在的前提下知识所带来的增益被认为是可覆盖和可超越的。

第四阶段利用深度学习进行遥感图像智能解译的研究开始进入平台期，数据驱动的局限性逐渐显露，利用知识驱动弥补数据驱动的弱点，知识与数据双轮驱动的理念回归 (王志华 等, 2021)。在遥感图像智能解译领域数据驱动的局限性主要在于：(1) 深度学习模型的空间/地物类型/时间/分辨率/数据模态迁移能力弱，场景可复用率低，存在“一地一议”、“一事一议”、“此一时彼一时”等问题；(2) 对训练样本的依赖度高，既要求数量也要求质量，而解译样本的获取长期面临难度大、更新慢、错误多、靠人力、时空分布与类别分布不均等问题；(3) 对业务规范与边界约束贴合不严，容易出现结果大致正确，但与业务要求还差“最后一公里”问题，可解释性与定向调整能力差，依赖后期加工与人工复核；(4) 模型量级膨胀加快，随着 GPT 等千亿参数大模型对

小模型优势的逐渐确立，深层模型研究及其应用的算力/成本/规模门槛开始提高。

自然资源遥感解译对于知识的融入有着更加天然和迫切的需求，首先，遥感图像解译任务的综合性与系统性，包括其地学属性和社会属性，主要是通过知识的形式得以表现，单纯的数据驱动方法难以满足解译任务的复杂性与业务要求，需要利用知识进行增强或约束。其次，领域知识与观测数据同样都是对地物重要的认知资源，两者的共存是一种常态，但目前对数据的开发程度在经过深度学习的浪潮后远超过对知识的开发程度，对知识这种宝贵认知资源的利用不够充分。最后，各种形式的知识与深度神经网络等智能解译方法的联合已经得到重视与初步研究，知识图谱等知识的关联与表达结构也逐渐成熟，知识与数据双驱动的遥感图像智能解译成为了潜力巨大的突破方向与研究热点。

知识的加入对于自然资源遥感解译的提升是多维度的，具体的说，知识驱动有助于：（1）在数据驱动的基础上通过知识判别、知识推理、知识约束等方式进一步提升解译精度；（2）利用不同时空场景、不同地物类型的特有知识，增强数据驱动模型的可迁移性与可复用性；（3）通过对共性知识的迁移缩减模型收敛的搜索空间、知识

生成样本与类别标记等方式减少模型对训练样本的依赖；（4）对解译结果进行定向引导与约束，促使解译结果更贴合业务规范，避免二次加工；（5）使数据驱动模型产生的结果更具可解释性，更符合人的认知与领域实践。

本文在分析知识与数据结合必要性的基础上，以知识为主视角，梳理遥感图像解译涉及的主要知识类型，探讨知识与以深度学习为代表的驱动方法的融合策略，阐述各类知识与数据相结合的遥感解译进展，最后展望体系化的知识与数据联合驱动的遥感图像智能解译框架及其中的关键技术。

2 遥感图像解译中的知识类型

遥感图像解译涉及的知识门类较为丰富，既包括解译对象的概念定义及其在各类遥感影像上反映出的时空谱特征、指数特征、地理特征，也包括解译对象的地学属性、社会属性、解译规范，还包括所使用解译模型的相关知识以及多种知识相互关联的知识图谱。如表1所示，本文将遥感图像解译涉及的主要知识划分为14种类型，并对每种知识类型的内涵进行了概述，以增强相关研究与论述的系统性，启发更多知识种类的遥感解译应用。

表1 遥感图像解译涉及的主要知识类型划分

Table 1 Categories of knowledge regarding remote sensing image interpretation

序号	遥感解译知识类型	知识内涵
1	概念定义定律	地理实体与解译对象定义、相近地物类型的概念区分、地学规律/定律/常理、地表覆盖/土地利用/专题产品分类体系等背景框架知识
2	光谱色调特征	色调、色相、饱和度、明度及其变化范围、差异性、均一性、阴影、典型地物光谱曲线、波谱库等光学特征
3	空间几何特征	邻域地物分布、邻域拓扑关系、尺寸、形状(线/块/条带/圆等)、边界(圆滑/清晰/模糊等)、纹理(细腻/粗糙/均一等)等空间与几何特征
4	时序物候特征	物候期、季相、趋势、植物生长曲线、生长周期、时序波谱、枯水/平水/丰水期等描述不同地物类型随时间变化规律的特征
5	雷达回波特征	雷达散射特性、穿透性、极化性、相干性、成像几何与纹理特征、所处环境的噪声特征、地面、海上、空中杂波,以及激光雷达的多回波特征、强度特征、点属性等
6	地形地貌特征	海拔高程、坡度、朝向、土壤类型、地貌(山地/高原/平原/河谷/盆地/丘陵等)、山地垂直带谱等描述不同地物类型所处地形地貌的特征
7	气象水文特征	温度、湿度、降水量、光照强度、土壤含水量及其最高/最低/平均等统计值、晴空日数、降雨日数、降雪日数等不同地物类型所对应的气象水文特征
8	遥感指数特征	通过计算得到的描述不同领域的专题指数,例如植被指数、叶面积指数、叶绿素含量、植被覆盖度、光合有效辐射吸收比例、水体指数、城市建筑指数、裸土指数等
9	地理位置分区	不同地物类型在各种生态分区、地理分区、行政区划、场景等空间位置的先验分布情况,包括某些地物特有的区域和场景分布
10	社会地理信息	Open Street Map (OSM)、Point of Interest (POI)、手机定位信息、手机拍摄典型地标、街景等开源或众包地理信息,主要在城市等人类活动区域提供先验解译信息

续表

序号	遥感解译知识类型	知识内涵
11	行业准则规范	最小图斑面积、图斑完整性、连续性、边缘齐整性、内外轮廓、解译对象整体性、独立性、分割规则等行业约定与规则,是智能解译结果所应遵循的约束或达成的目标
12	历史数据产品	过往的解译结果、土地利用与地表覆盖分类产品、几何/辐射/植被/大气/水分/能量平衡专题遥感产品、已训练的智能解译模型等,支持不同时空场景的知识参考或迁移
13	现有解译模型	已有的成熟解译模型,既包括传统的统计学习方法也包括深度学习与人工智能方法,以支持多种解译模型的集成学习、模型之间的迁移学习、或生成样本预标记类别
14	知识关联图谱	以关联关系的形式进行表达的知识,可将特定主题或场景所涉及的多领域、多对象、多层级知识进行充分发掘、关联、组合,提升领域知识的维度、深度、广度

一个值得注意的问题是表1中的部分知识类型是以特征来描述,这里的特征是指已经知晓其有效性的特征,并非解译过程中提取的那些效果未知的中间特征。

3 知识与深度学习的融合方法

近年来深度学习已经成为智能遥感解译前沿研究所使用的主要方法 (Pouyanfar 等, 2018)。深度学习被认为是一种典型的数据驱动方法,可以

提炼出数据内在规律与深度特征,然而深度学习是一种黑盒模型,其核心机制较为封闭且缺乏可理解性。各种表达形式的知识与深度学习的有机融合是实现知识与数据双驱动的必由之路,二者融合的方法尚需进一步探索。如图2所示,本文尝试总结了5大类15小类知识与深度神经网络的融合方法及其在网络流程中的切入位置,旨在不影响网络自身抽象与泛化能力的基础上自然的融入遥感解译知识。

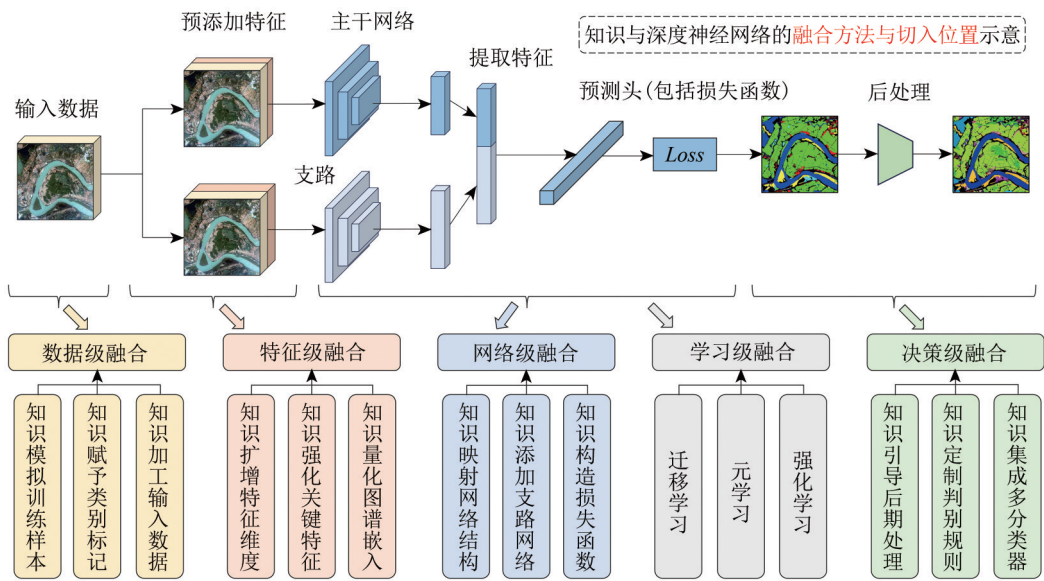


图2 知识与深度神经网络的融合方法与切入位置概览

Fig. 2 Overview on the combination of knowledge and deep neural networks: mode and position

3.1 数据级融合

数据级融合 (Data Level Incorporation) 是指利用知识生成、标记、或加工训练数据,将知识内化在训练数据中,使用这样的数据训练出的解译模型一般会倾向于得到知识所属意的结果。数据级融合是一种较为间接的知识融合方法,其优点主要表现在不会对既有的深度网络结构或解译算

法带来改变,只需要从训练数据的角度进行操作。数据级融合包括以下具体方式:

(1) 知识模拟训练样本。利用已知的物理过程模型、时间序列模型、数据生成模型、数据概率分布等知识和生成式对抗网络、生成式人工智能等工具,通过随机或指定初始条件生成模拟训练样本,可以实现知识向训练样本的注入,图3示意了上述知识模拟训练样本的主要过程。

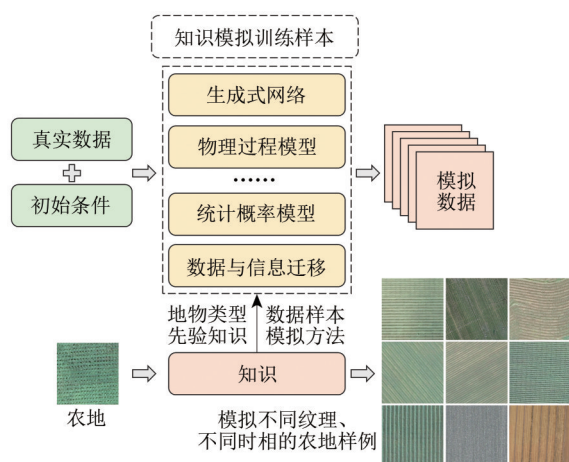


图3 知识模拟训练样本示意图

Fig. 3 Knowledge driven training sample generation

(2) 知识赋予类别标记。深度学习所面对的数据条件一般是标记样本少但未标记样本很多, 利用已知的浅层分类聚类模型或判别知识给部分未标记样本赋予初步类别继而参与网络训练, 可以利用网络的鲁棒性同时融入知识。

(3) 知识加工输入数据。利用关于解译对象的知识, 可以对训练数据进行诸如噪声添加、角度旋转、尺度变换、随机抠取、色彩抖动、几何变换、成分分解等处理实现样本数量扩增, 也可以通过知识过滤错误数据实现样本质量提升。

3.2 特征级融合

特征级融合 (Feature Level Incorporation) 是指将知识通过特征的形式加入到解译模型中, 与原有的数据特征进行联合共同作为解译结果判别的依据。不同表达形式的知识需根据所采用解译模型的要求转化为指定形式的特征, 特征联合的时机可以在输入数据时、原有特征提取过程中、或最终判定解译结果之前。特征级融合有时需要对神经网络结构或解译流程进行调整, 以容纳知识所对应的特征。特征级融合包括以下具体方式:

(1) 知识扩增特征维度。对于已知有效的传统解译特征、遥感指数, 或来自地学、人文、社会等其他领域的知识特征, 可以在数据输入神经网络前进行特征提取量化然后以扩增数据维度的方式加入到输入数据中, 进而与数据驱动的深度神经网络融合。图4示意了上述知识扩增特征维度的主要方式。

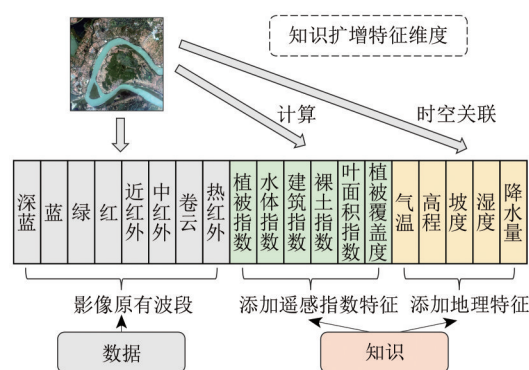


图4 知识扩增特征维度示意图

Fig.4 Knowledge driven multi-dimensional feature augmentation

(2) 知识强化关键特征。在已知某些关键的光谱范围、时间窗口、空间邻域等特征对特定类别的解译效果显著时, 可以主动调整这些关键特征的权重或弱化干扰特征, 放大类别间特征的距离, 引导数据驱动模型快速找到解译的突破口。

(3) 知识量化图谱嵌入。将知识图谱 (Hao 等, 2021) 嵌入到深度神经网络的一种方式是将图谱中所描述的对象关系量化为特征向量, 其中特征值的大小与关系强弱相关, 而后将特征向量与神经网络在输入端或过程中进行结合, 实现关系型知识的自然融入 (Li 等, 2021b)。图5示意了上述知识量化图谱嵌入的主要过程。

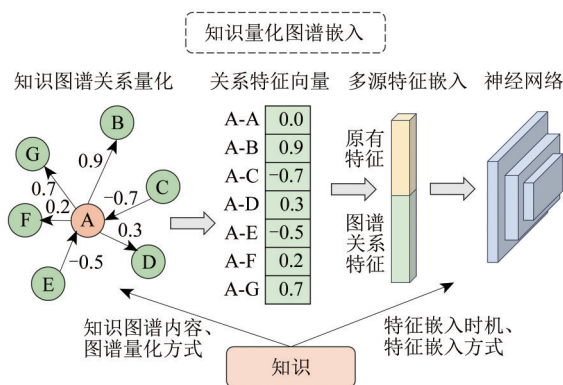


图5 知识量化图谱嵌入示意图

Fig. 5 Knowledge graph quantization and embedding

3.3 网络级融合

网络级融合 (Network Level Incorporation) 是指将知识反映在深度神经网络等模型的结构中, 利用知识引导或启发网络结构的设计, 从而较为直接的贯彻知识的内涵与意图。神经网络可以对

已知的公式或逻辑单元进行结构模拟和数值逼近，也可以通过支路网络、层级架构、超参数设置等方式主动关注知识所指向的特征，还可以利用知识定义或约束损失函数，通过误差反传过程将知识渗透在网络参数中。网络级融合包括以下具体方式：

(1) 知识映射网络结构。对于公式、组合逻辑等结构化的解译知识，可以通过卷积核、编码器、激活函数、池化层等神经网络单元的设计与组合实现知识复现与数值逼近，并通过训练进一步优化网络结构和参数，实现知识在数据驱动框架下的继承与发展。

(2) 知识添加支路网络。深度神经网络支持多路并行最后收束，对于已知有效的某些传统特征或不同时一空一谱维度、不同数据模态、不同尺度等特征可以通过支路网络进行提取然后组合，实现多种深度特征与传统特征的有机协同。

(3) 知识构造损失函数。损失函数直接影响到网络输出结果，并且是以白盒的数学形式直观表达，通过已掌握的知识选择损失函数种类、定义新损失函数、构造或添加正则约束项，可以将知识按照主观意图自然融入智能模型中 (Xu 等, 2018)。

3.4 学习级融合

学习级融合 (Learning Level Incorporation) 是指通过各种机器学习模式将知识学习到所用的解译模型当中，实现知识的迁移、泛化、或强化，提升智能解译模型能力。迁移学习可以将不同领域的知识或网络模型进行迁移，元学习可以将更底层更通用的知识或网络模型泛化到所需要的领域，强化学习可以增量式的持续对新知识进行吸收。学习级融合包括以下具体方式：

(1) 迁移学习。迁移学习 (Transfer Learning) (Xie 等, 2016) 旨在将已有解译模型或训练样本迁移到不同时空场景、不同解译对象、或不同数据条件，实现模型化知识的复用，对预训练模型利用领域数据进行微调是迁移学习最常见的方式之一。

(2) 元学习。元学习 (Meta Learning) (Hospedales 等, 2022) 以判断个体之间是否相似、是否属于同一类的通用判别知识为基础，通过判

断未知样本与已知样本的同类性实现类别赋予，采用度量学习、孪生网络、关系网络等具体形式可实现小样本乃至零样本学习。

(3) 强化学习。强化学习 (Reinforcement Learning) (Shen 等, 2020) 提供一种增量式的模型强化能力，对于多种异构知识或训练数据可分别采用不同强化学习方式对同一个模型进行协同强化，实现知识的化零为整、求同存异、持续融合，响应新的知识与变化。

3.5 决策级融合

决策级融合 (Decision Level Incorporation) 是指在最终的决策环节引入知识，利用已知的业务规范、行业惯例、判别规则等对结果进行判定、筛选过滤或二次加工处理，也可以利用已知的其他方法生成解译结果，与当前所使用智能模型产生的结果进行对比与融合，进一步增强结果的可靠性、可用性、规范性。决策级融合一般只在末端进行操作，对智能解译模型结构的侵入性较小。决策级融合包括以下具体方式：

(1) 知识引导后期处理。由于知识影响解译结果的间接性以及深度神经网络的黑盒特性，端到端的解译结果难以人为控制，为了使结果更符合行业惯例、准则与规范、可利用知识制定或约束后期处理过程以直接优化解译结果。

(2) 知识定制判别规则。非端到端的神经网络主要用于特征提取而不直接得到解译结果，此时可以根据知识选择或定制末端的分类器和分类规则，包括孪生网络 (Liu 等, 2019) 或关系网络 (Hua 等, 2020) 中的邻域投票规则，深度聚类中的聚类算法选择等。图6展示了知识在孪生网络中定制判别规则的一个例子。

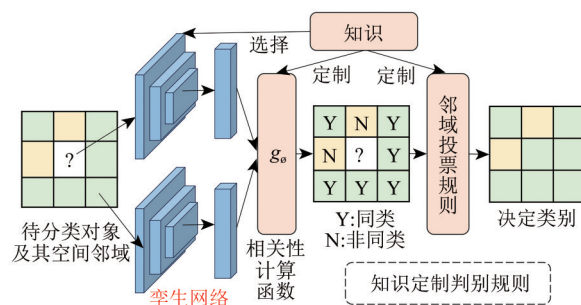


图6 知识定制判别规则示意图(以孪生网络为例)

Fig. 6 Knowledge driven decision rule customization
(an example of siamese network)

(3) 知识集成多分类器。在深度学习出现之前已知一些较成熟或针对某些特定对象效果较好的分类器, 将这些相对弱的分类器通过一定策略 (Adaboost、GBDT 等) 与各种深度学习分类器进行组合可以产生更强的分类器, 取长补短, 优势互补 (Zhang 等, 2022)。图 7 展示了通过组合多个分类器的结果纠正错误分类的例子。

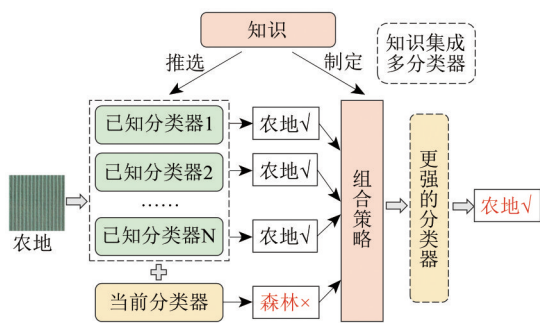


图 7 知识集成多分类器示意图

Fig. 7 Knowledge driven ensemble learning

4 知识与深度学习的融合进展

本文梳理的知识与深度学习融合的 5 大类方法在遥感图像解译领域尚处于发展阶段, 应用案例有限, 而这些方法在相近的计算机视觉 (Cui 等, 2023)、医学影像解译 (Xie 等, 2021) 等领域已经取得了较多应用。为了进一步加强对这 5 类方法内涵与效果的描述, 启发其在遥感领域的应用, 本节对计算机视觉、医学影像解译等领域的知识与深度学习融合典型案例进行描述。

4.1 数据级融合案例

Mottaghi 等 (2016) 为了实现静态图像中物体的运动趋势预测, 利用游戏引擎构建了视觉牛顿动力学数据集, 包含了自由落体、抛物线、下坡等 12 类牛顿力学典型场景的动态视频与对应静态图像, 利用数据集训练网络从而将物理学知识融入视觉网络模型中。

Xie 等 (2019) 针对肺结节训练样本影像不足的问题, 将肺结节 3D 模型通过 3 类 9 种已知的诊断视角进行 2D 影像抽取实现诊断知识引导的数据扩增, 继而对 ResNet-50 预训练模型进行专业化再训练, 提升肺结节的良性恶性判别准确率。

Yang 等 (2019) 通过甲状腺结节影像的放射科医生标记、影像中的超声特征、病灶硬度信息

等专业知识在小样本条件下训练出一个 DScGANs 双路径半监督条件生成对抗网络, 利用网络模拟训练样本对分类器进行训练实现甲状腺结节精准诊断。

4.2 特征级融合案例

Park 等 (2016) 提出一种在卷积神经网络中融入人工设计特征同时支持多种人工或深度特征融合的动作识别网络模型, 通过设计特征放大器结构将人工设计光流场与卷积特征进行融合, 然后通过空间变化乘性融合方法组合多源特征, 共同实现动作识别精度提升。

Kushibar 等 (2018) 提出一种结合深度卷积特征与先验空间结构特征的皮质下脑部磁共振图像分割方法, 将以往研究中形成的大脑空间组成结构概率图以概率向量形式与深度卷积网络提取的中间特征进行组合, 共同参与网络损失函数计算与判别过程, 有效提升了分割精度。

Li 等 (2022d) 针对知识图谱固有的实体与关系类型异质问题, 提出了一种基于注意力机制的异质图神经网络, 通过关系注意力机制提取并聚合高价值关系并为关系赋予权重, 实现知识图谱所包含特征与图神经网络的有效融合嵌入, 提升网络的推理预测能力。

4.3 网络级融合案例

Raissi 等 (2019) 提出了一类内嵌物理规律的深度神经网络, 将偏微分方程形式的物理规律作为正则化限制条件加入到网络损失函数中, 将网络输出层的每个单元视为对微分方程函数项的拟合, 从而将网络训练为物理规律的一种非线性逼近器进行应用或逆向发现新的物理规律方程。

Zheng 等 (2019) 为了将解剖学中关于肝脏形状和位置的专业知识加入到当前以深度学习为主的医学影像分割方法中, 提出了一种将分割目标出现位置和目标形状的先验概率加入到神经网络损失函数中的半监督对抗学习模型, 有效提升了分割精度。

Luo 等 (2020) 基于图像中对象之间的关系有助于理解对象的身份这一直觉, 提出了一种构造关系图先验知识并在网络中加入关系推理层的图像检测识别模型, 利用条件随机场对局部上下文信息和关系图先验进行联合推理, 在公开数据集上提升了识别正确率并支持零样本识别。

4.4 学习级融合案例

Esteva等(2017)针对皮肤癌早期依赖视觉检查但漏诊误诊率较高的问题,构建了包含两千余种皮肤疾病的图像数据集并利用数据集对已训练的InceptionV3视觉模型进行专业领域调优,通过引入专业知识将模型的皮肤癌诊断正确率提升到了职业医生的水平。

Yin等(2020)提出了一个从已经过训练的大模型中根据指定风格恢复出训练数据或者中间数据的网络框架,这种框架将已训练模型作为一种知识的聚合体,通过从模型中恢复出带有指定领域知识的训练数据或中间数据将知识转移到其他网络中,实现轻量化的知识蒸馏。

Liu等(2023)提出了一种将图像—文本通用知识迁移到视频—文本领域的时空建模方法,充分利用已经过大规模训练的图像—文本多模态通用知识,通过时空辅助网络在不破坏跨模态通用高层语义知识的情况下将底层视觉模式知识扩展到时空场景。

4.5 决策级融合案例

Xie等(2018)提出一种利用灰度共生矩阵提取纹理特征、利用傅里叶形状描述子提取形状特征、利用卷积网络提取深度特征,分别训练分类器然后通过Adaboost策略进行组合判别的CT扫描影像肺结节分类方法,利用已知经验特征补足了对肺结节异质性的捕捉。

Bonettini等(2021)针对视频换脸技术带来的风险,提出一种多个卷积网络集成决策的视频换脸检测技术,将已知有效的多种经典网络通过孪生网络架构中的多元组损失函数进行集成,通过多个网络判断结果的综合降低错分概率,准确判别人脸图像是否经过替换篡改。

Zhuang等(2021)针对当前知识蒸馏方法主要适用于分类任务而无法有效用于目标跟踪的问题,基于目标跟踪的前景背景二元权重差异、关键负样本等已知特性设计了两种新的损失函数并通过孪生网络结构训练了三路网络联合实现高精度目标跟踪。

5 知识与数据联合的遥感解译进展

在现有的遥感解译应用中数据的使用相较于知识是更为普遍的,在数据的基础上融入知识是

未来遥感解译方法与应用发展的一个重要方向,因此本文在介绍知识与数据联合的遥感解译进展时选择以知识作为主视角,按照前文划分的14类主要知识脉络分别对典型的知识与数据联合应用进行综述。

5.1 概念定义定律

现有研究中应用到的概念定义定律类知识包括解译对象的定义、对象之间的常理关系、地学定律等。例如,机场跑道的空间定义和特征有助于完成机场跑道的提取,这种基于知识的方法可以有效地缓解由影像背景复杂、样本量小、机场跑道两端变化给机场跑道变化检测带来的问题(Ding和Wu, 2020)。此外,利用森林定义的先验知识,Nguyen等(2022)构建了基于规则决策的深度学习模型,让森林制图过程具备更强解释性的同时,还可以获取树冠密度和树高信息。针对小样本问题,文本模态的知识(例如对某种飞机类别定义的文字描述)也有助于增加小样本类别的识别能力(Lu等, 2023)。

除了类别定义之外,不同对象之间先验关系的知识也有助于解译。基于建筑物和建筑物阴影的关系,可以利用阴影辅助确认漏提取的建筑物对象,从而提高建筑物的提取精度(周亚男等, 2010)。同时,地理学定律可以指导模型设计。例如,基于地理学第一定律,即任何事物都是空间相关的而且越相近的地物越相关,可以将2D的目标检测模型转换为1D的时序分类模型,并使用循环神经网络在火星陨石坑检测上取得了很好的结果(Li等, 2021a)。

5.2 色调光谱特征

现有研究中应用到的色调光谱特征类知识主要包括地物色调色相饱和度特征、地物光谱特征、和地物光谱库数据。陈方等(2005)提出了基于光谱知识库与形状因子曲线的光谱匹配的算法,应用于Landsat影像的地物识别。Zhou等(2021)基于光谱库数据设计了基于短波红外光谱特征的分类器,对不同背景下不同组分的塑料材料进行分类。毛运欣等(2022)通过叠加高光谱数据和已有的矿产数据构建矿物光谱库,提取出露天矿物的空间位置和属性信息,采用光谱匹配和光谱特征参量匹配的模式识别相结合的算法实现露天

矿物识别。

此外，利用地物光谱特征可以生成模拟数据，基于不同作物类别在光谱空间中相对稳定的拓扑关系和历史标签数据，生成作物在目标年份的高质量标签数据，可以降低真实标签的采集成本并进行早季和季中的作物制图（Lin 等，2022）。

5.3 空间几何特征

空间几何特征类知识主要体现于地物对象的边缘、形状、尺度等特征，地物对象间的拓扑关系，以及地物类别的分布信息。图8例举了现有文献中空间几何特征知识的主要应用方式。Tang 等（2021）在输入中添加预提取的边缘特征（如霍夫变换），给偏向于识别纹理特征的卷积神经网络增加了形状偏置，提升了模型对于灌溉系统的检测精度和鲁棒性。除了地物的边缘信息，地物对象的大小等信息也很常用。Ghorbanzadeh 等（2021）利用住宅大小和分布等专家知识对卷积神经网络的住宅区分割结果进行后处理，并得到了边缘更加锐利的分割结果。除了单个地物对象的几何特征外，不同地物对象之间的空间拓扑关系也有助于提升语义分割的精度（Li 和 Stein，2020；Ouyang 和 Li，2021）。Liu 等（2022）利用图卷积神经网络对具备不同土地覆盖类别的地物对象进行拓扑关系的构建，减小了土地覆盖于土地利用之间的语义鸿沟，并在公园分割数据集上取得了较好的分割结果。

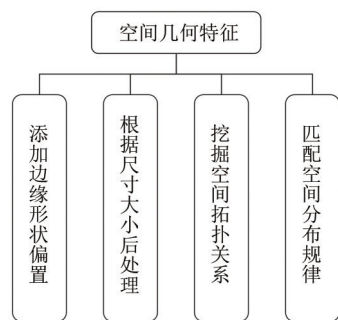


图8 空间几何特征知识的应用方式例举
Fig. 8 Application modes of knowledge on spatial geometry features

此外，地物类别的空间分布知识对于语义分割任务的精度提升也是有益的。Li 等（2022b）通过各类别空间分布规律和阴影高程信息完成地学知识推理，并以迭代的方式对分类结果进行纠正，

提高了城市区域地表覆盖分类的精度。

5.4 时序物候特征

现有研究中时序物候特征类知识主要包括作物的物候信息，时序谱特征等。例如，植被指数时序谱特征被用于作物的识别。王学等（2015）通过建立华北平原冬小麦时序波谱曲线库，并结合农作物物候历制订统一规则，重建了华北平原2001年—2011年冬小麦播种面积时空变化过程。物候信息还可以用于自动选择光谱时间特征来降低分类任务的难度，包括选取最具判别性的特征和去除冗余特征，用以提高作物分类的准确性（Hu 等，2019）。此外，Planque 等（2021）利用不同作物生长阶段的知识，在云覆盖严重区域，样本非常有限情况下实现了大范围时序分析和作物分类。在进行植被分类前，利用物候知识对时间序列进行归一化，有助于深度学习模型适应作物物候动态的时空变化，在转移到不同的年份时模型的拓展性和鲁棒性都能得到增强（Yang 等，2023）。

5.5 雷达回波特征

遥感智能解译中目前利用的信号回波特征类知识主要包括雷达回波特征，SAR回波特征和LiDAR点云特征。SAR回波特征已被用于遥感影像中的舰船目标识别。Zhang 等（2021b）利用SAR影像学习船舶检测任务，针对舰船目标在SAR影像中的特定线索（例如，纹理和形状）设计了辅助子任务，可靠地支持高级别特征学习。Zhou 等（2023）针对SAR图像特殊成像机制引起的旁瓣效应和轮廓模糊，设计了一种利用SAR图像的旁瓣感知小型船舶检测网络，增强了船体形状信息。

LiDAR点云特征主要用于树木与桥梁的形态提取。杨海全等（2006）针对LiDAR下树冠形状及反射特征，设计了基于树冠形状及反射特性知识的LiDAR数据树木脚点的提取方法。Leigh 和 Magruder（2016）使用体素化方法将LiDAR网格生成伪波形，将伪波形中提取的参数映射到光栅层，然后用作随机森林分类器的输入，预测地面区域的土地覆盖分类。Li 等（2020）提出了一个由几何感知卷积、密集层次结构和提升注意力模块组成的几何注意力网络，进行点云无人机点云数据

分类。龚健雅等（2022）设计了针对 LiDAR 数据的遥感知知识感知模块，提出一种基于多源数据的遥感知知识感知与多尺度特征融合网络，在网络编码器端融入遥感知知识感知模块 KAM（Knowledge-Aware Module），高效挖掘多源遥感数据中的遥感知知识信息。

5.6 地形地貌特征

地形地貌特征类知识主要体现在地形（DEM、DSM、坡度等）、山地垂直带谱、和海拔高程数据的使用。骆剑承等（2001）基于高程和坡度生成地形因子对土地覆盖分类结果进行后处理以进一步提高结果精度。张俊瑶等（2019）和 Yao 等（2020）基于垂直分带和 DSM 生成地形约束因子并将其与多时相、高分辨率影像等数据结合，有效地提取了山区植被类型。地形知识除了作为地形约束因子，还可以为高分辨率影像提供高度信息，用以增强全卷积模型在下采样过程中丢失的空间细节信息，在 ISPRS Vaihingen 遥感影像语义分割数据集上获得了 90.6% 的准确率（Sun 和 Wang, 2018）。类似地，Nguyen 等（2022）利用模型生成的 DSM 数据减去 DEM 得到植被高度，并基于植被高度完成植物的分类。为了减小地形阴影带来的“同物异谱、同谱异物”现象，刘时城等（2017）在黄土丘陵区比较了 5 种不同的地形校正算法，研究了不同地形校正对刺槐遥感提取的影响。

5.7 气象水文特征

现有研究中应用到的气象水文特征类知识主要通过作为模型输入、多模态数据融合等方式融入到遥感解译过程中。例如，将多类气象水文特征数据作为领域知识判别器的输入可以将气象水文类知识融合到模型。Prodhan 等（2021）将降水、植被、土壤因素输入深度前馈神经网络 DFNN（Deep Forwarded Neural Network），捕捉到了不同水文阶段中具有高空间差异性的干旱模式，解译了南亚地区的农业干旱区域及其强度。

除了作为深度学习模型的输入，也可以将气象水文特征与遥感影像进行耦合，构建具有系统工程特征的数值模型。郝莹（2022）将气象观测数据，气候模式预估数据进行耦合，构建了城市内涝数值模型，多尺度、定量化、精细化的解译了城市内涝区域及其强度。

5.8 遥感指数特征

遥感指数特征类知识主要是应用一些经验指数辅助分类，包括植被指数 NDVI、水指数 NDWI、建筑指数 NDBI 等。例如，NDBI 建筑指数与变化检测方法相结合，可实现城市建筑用地变化及其内在驱动力分析（杨安妮等，2014）。Phan 等（2020）采用 NDVI、EVI 等多种指数来增强输入影像的光谱特征，并基于随机森林分类器完成土地覆盖分类。类似地，NDWI 等指数被用作随机森林分类器的辅助变量，来进行定量分析植被覆盖度分布、变化规律及其驱动因素（Li 等，2022a）。

此外，这些指数还可以作为正则项参与深度模型的训练，通过和模型生成的中间结果计算重建损失来引导模型的学习，提升了土地覆盖分类中少样本类别的精度（Li 等，2022c）。

5.9 地理位置分区

地理位置可以辅助划分研究区域，进行精细化解译。张丹丹等（2010）对广东省大亚湾区的土地利用时空分异规律进行分析，将研究区域划分为近岸陆域和潮间带两部分，根据两个区域自然条件的差异与地貌因子，对土地利用类型变化进行解译。齐文娟和杨晓梅（2017）利用高分辨率遥感影像与 DEM，结合计算地形部位指数地貌位置的方式，完成了精确的山地植被与平原植被的分别提取。王志华等（2022，2024）阐释了土地利用和地表覆被的区域原理与尺度原理。区域原理表明多类型地理要素在一定范围的空间单元内具有更强的一致性、在范围外存在差异性，因此地理分区有助于在不同空间单元对同一类地理要素进行更精确的提取与分析，例如可以在不同分区采用略有差异的模型对同一类地物进行解译。尺度原理则表明了划分区域大小的准则，需要保证认知结果的尺度与地球表层结构本征尺度是相匹配的。

具体地理位置的先验知识也可以用于提升地理目标的识别与检测效果。黄梓航等（2022）提出了一种结合地理知识的遥感影像目标实体关联方法，通过建立影像目标实体与已知目标地理位置的链接，构建了遥感影像目标知识抽取模型。Velasquez-Camacho 等（2023）使用深度森林技术，将目标检测模型与地理信息查询进行结合，对城市中的树种进行定位检测与识别，形成了新

的城市森林监测方法。

5.10 社会地理信息

社会地理信息类知识主要是作为对遥感数据的补充,有助于更具体的城市内部功能信息,包括OSM、POI和带地理位置的社交媒体数据等。图9例举了现有文献中社会地理信息知识的主要应用方式。Zhang等(2017)利用地表景观指标和微博数据作为地块特征进行细粒度的土地利用分类。OSM和POI数据常用于土地利用分类/城市功能区识别任务中,OSM路网数据用以完成地块划分,POI数据用以提供社会经济属性,最终结合影像特征获取地块的类型(Song等,2018; Du等,2020; Zhong等,2020; Su等,2021)。

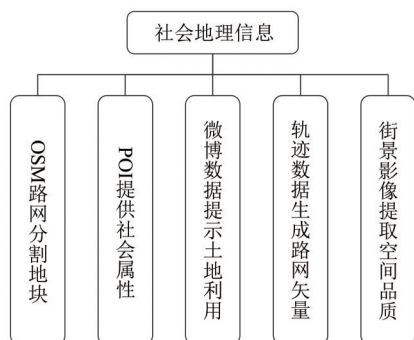


图9 社会地理信息知识的应用方式例举

Fig. 9 Application modes of knowledge on social geographic information

此外,社会感知数据也用于城市功能区的分类,Cao等(2020)利用卷积神经网络和循环神经网络来融合影像和用户访问数据,实验结果表明这两种异源数据之间存在信息互补,融合后的特征有助于提升识别的准确度。同时,街景数据直观地呈现了街道景观真实形态,有助于构建了更有区分度的特征空间。Cao等(2018)将街景影像用于土地利用分类,对稀疏分布的从街景影像中提取的语义特征进行空间插值,并与影像特征融合后进行分类,结果表明街景影像的使用可以提供有效的辅助信息并提升分类精度。类似地,崔成等(2022)从百度街景中提取街道空间品质特征,并与影像的光谱、形状、纹理等特征融合,完成了城中村的识别。轨迹数据也可以与影像数据结合,用以生成路网矢量数据(Bai等,2023)。

5.11 行业准则规范

目前对行业准则规范知识进行了充分结合的

研究大多是道路和建筑物提取任务。Grinias等(2016)和王斌等(2020)利用路网的连通性来提升路网的检测结果,在道路检测结果的基础上,对道路断线情况进行了改善。林祥国和张继贤(2017)提出了面向建筑物的形态学指数OBMBI,构建OBMBI图像并对该OBMBI图像二值化、矢量化以获取建筑物多边形。游永发等(2019)利用多尺度多方向的Gabor小波变换结果提取建筑物特征点,采用面向对象的思想构建空间投票矩阵,实现了高分辨率遥感影像建筑物的分级提取。常京新等(2020)提出了建筑物轴线倾斜程度最佳拟合方法,有效提高了建筑物轮廓的边缘表达精度。

此外,利用地理图斑,可以更广泛地融合行业准则规范知识。吴田军等(2023)提出了空间粒计算思路,通过设计图斑提取架构和模型族,将地表空间结合行业准则规范逐步有序分层,形成了集成“分区分层感知、时空协同反演、多粒度决策”3个基础模型的遥感粒计算框架。

5.12 历史数据产品

利用历史数据产品类知识,可以对遥感专题产品进行变化检测和更新。Wu等(2015)提出了一种基于先验知识的土地覆盖更新自动分层分类方法,将历史解译结果中的先验知识转移到新的目标任务中,检测出未变对象,重建典型地物类别与它们的空间光谱特征,更新土地覆盖地图。Paris等(2019)提出了一种无监督的方法,通过聚类分析和一致性分析,从历史产品中提取可靠的标记单元,再结合多光谱图像的时间序列对地表覆盖分类产品进行更新。杜培军等(2020)以地理国情普查的矢量对象为统计单元,提出了基于对象实体统计分析的变化识别方法,实现了综合地理国情普查成果和遥感影像的地理国情变化检测与数据更新。Lin等(2022)基于不同类别在光谱空间相对稳定的拓扑(相对位置关系)和历史标签数据,生成目标年份的高质量标签数据。

历史数据产品也可以直接用于提升解译效果。Uhl等(2021)联合使用多光谱对地遥感观测数据和扫描的地理参考历史地图,完成了长时相的城市区域的提取和评估。付榕榕和况忠(2023)以高分辨率历史影像为基础,辅以矿业权、矿产品冶炼用地等数据,根据影像纹理、色调等特征和

相关资料多方位出发，对矿区土地占地类型进行了分类。

5.13 现有解译模型

遥感智能解译中目前利用的即有解译模型包括已有的成熟解译模型，例如传统的统计学习方法和深度学习与人工智能方法，也包括结合多种模型进行强强联合的集成学习，还包括模型知识迁移和大模型预训练。图10例举了现有文献中解译模型知识的主要应用方式。例如，在高光谱领域，通常需要进行模型迁移学习来解决源域和目标域之间的差异。Tao等（2019）利用主动迁移学习策略，使用从源域和目标域中选择的有限的训练样本对分层堆叠稀疏自编码器进行微调，有效地训练出灵活可扩展的深度网络。He等（2020）使用异构迁移学习，使用注意力机制来调整预训练模型的特征图，解决异构数据集之间的差异。

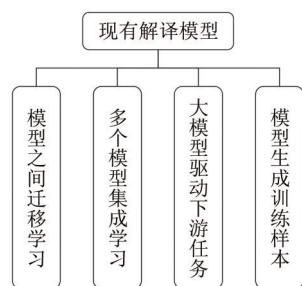


图10 现有解译模型知识的应用方式例举

Fig. 10 Application modes of knowledge on existing remote sensing image interpretation models

集成学习中进行模型知识的强强联合，也是对即有解译模型的利用。余东行等（2020）提出了一种联合卷积神经网络与集成学习的遥感影像场景分类算法，构建由Logistic回归和支持向量机组成的Stacking集成模型，将预测概率结果融合构建概率特征。武复宇等（2020）利用集成学习，将随机森林和旋转森林作为基分类器，构建了多级联森林深度网络，精度相较于传统的高光谱遥感影像分类方法有所提升。

此外，通过大量数据进行自监督预训练获取的基座大模型也可以作为即有解译模型用于下游任务。Sun等（2023）利用生成自监督学习（SSL），提出了一个名为RingMo的具有通用遥感特征表示能力的基础框架，在4种不同的下游任务上达到了最先进的水平，证明了所提出框架的有效性。

Wang等（2023）构建了具有约1亿个参数的ViT（Vision Transformer），并使用新的旋转变尺寸窗口注意力来代替Transformer中的原始全注意力，提升了目标检测精度。

除了适用基座大模型到下游任务上，利用即有解译模型也可以进行数据集的生成，Zhang等（2021a）构建了遥感土地覆盖分类的弱向强（WTS）监督学习框架，使用少量样本训练SVM，用于生成初始种子像素级训练集，缓解了分割数据集标记像素不足的问题。

5.14 知识关联图谱

目前针对地学领域，已经构建出了大量的遥感知识图谱、灾害知识图谱和类别知识图谱。顾海燕等（2018）构建了地理本体驱动的遥感影像面向对象分析方法，基于地理本体的元素建模，进行地表覆盖分类实验。魏家旺等（2020）引入知识工程中本体概念，对滑坡地理本体进行表达、建模，结合高分遥感影像数据，实现滑坡信息的自动提取。Li等（2021b）通过遥感知知识图片的表示学习生成场景类别的语义表示，进而完成模型未见过的场景类别的推理。

Li等（2022b）提出了一种协作增强框架，以迭代的方式将数据驱动深度学习模块和知识引导的本体推理模块相结合，基于领域知识直接纠正深度学习模块的错误分类以提高分类性能。张永军等（2023）通过计算遥感知知识图谱中相邻推理单元之间的空间关系和推理单元属性信息，结合知识图谱推理规则进行体系内推理。沈伟豪等（2023）利用灾害知识图谱，通过关联农业受灾面积、农作物类型、农作物价值实现了湖北省的洪涝灾害评估。Fang和Yan（2023）构造了基于对象空间关系的遥感知知识图片，以获得不同类别之间的空间关系，从而辅助多模态遥感图像分类。

此外，除了主流的知识图谱和本体论推理，知识关联图谱类的知识还可以通过构建目标描述表和类别语义向量的方式进行解译。李彦胜等（2020）通过协同表示学习和K近邻算法来渐进修正类别的语义向量，缓解了零样本遥感影像场景分类中类别语义空间的偏移问题。黄梓航等（2022）构建目标信息描述表，建立了遥感影像目标实体与已有描述表的链接。

6 知识与数据联合的能力提升案例

为了进一步印证在遥感图像解译中加入知识的效益增量和能力提升,本文例举部分典型案例进行说明。

(1) 耦合知识图谱的零样本遥感解译。遥感解译涉及的知识主体和种类繁多,知识图谱能够直接的以结构化方式描述实体之间的关系,实现对庞杂知识的简化拆解与持续关联累积。Li等(2021b)在设计了一套较为完备的遥感领域本体的基础上,通过对大量文本、影像、矢量等数据的抽取,构建了以<本体,关系,本体>三元组形式表达的遥感解译知识图谱,其中本体及其属性数量超过3000个,关系三元组超过7000个,并利用知识图谱实现了未经训练场景的准确解译,即零样本遥感解译。例如对机场的识别,在加入了<飞机,停在,机场>、<机场,包含,跑道>、<机场,包含,停机坪>、<机场,包含,航站楼>、<机场,包含,交通标识>、<机场面积,大于,3 km²>等关联知识后,不需要对机场这一类别进行训练,也可以通过飞机、跑道、航站楼等目标的识别及其关联关系判别出机场。本案例表明知识图谱的加入可以缓解数据驱动方法对训练样本的依赖,并且有助于时空场景可迁移性问题的突破。

(2) 地理分区遥感指数增强的地表覆盖分类。地表覆盖具有较强的空间差异性,不同地理分区所呈现出的不同地表覆盖类型及其分布特点是区域性研究的对象之一。Phan等(2020)对比分析了在蒙古国多类定量遥感指数对于当地地物分类的敏感度,实验考虑了基于Landsat 8地表反射率数据计算的归一化差值植被指数NDVI、增强植被指数EVI、土壤调节植被指数SAVI、归一化差值水指数NDWI、归一化差值建筑指数NDBI、熵Entropy(近红外波段)、高程Elevation等13种光谱与地形参量,实现结果表明加入遥感指数可以有效提升分类精度,并且高程和熵两类参量能更有效区分草地、农地、裸地、居住区、混合草地等蒙古国的主要地物类型。由于草原区物候的不稳定性以及草原居住区与裸地的相似性,常用的植被、水体、建筑类参量在该地区对分类的贡献度很小。本案例表明不同区域的地表覆盖特性先验知识与适宜的遥感指数先验选择有助于进一步提升分类精度,因地制宜。

(3) 知识驱动的用户分类体系自适应分类。数据驱动的遥感图像解译方法绝大部分都需要预先定义一套分类体系,训练样本和分类结果都遵循这套体系,体系一旦确定则难以改变。然而不同用户期望的类别定义经常与现有分类体系不一致,出现类别缺失、类别定义偏差、类别散乱等问题。Arvor等(2021)通过寻找用户专家知识与遥感专家知识在概念底层的一致性,提出了一套可灵活定义与组合的类别属性概念框架,可以通过用户知识视角与遥感知识视角双向定义所需要的类别,并且不同定义之间可以定量精准转化。在这一框架下类别被定义为一系列中间属性的组合,并且这些属性都是可以从图像中提取,可以被分级量化的,例如常绿森林被定义为“总是+强绿色+植被”与“从不+棕色+裸地”的组合,调整属性的分级标准或属性的组合就可以定义新的常绿森林类别,不破坏已有的属性提取模型与样本数据。本案例表明知识驱动的方法可以使解译结果更贴合用户的需要,并具备可解释性与灵活性。

以上案例从3个不同角度展示了知识对数据驱动方法带来的改进,除精度提升外还实现了零样本、场景迁移、可变类别体系等模式变化,补足了当前数据驱动范式的主要弱点,印证了知识与数据联合驱动遥感解译的理论与应用价值。

7 知识与数据联合的遥感解译框架

在知识体系、知识与数据融合方法、现有知识与数据联合解译应用的基础上,本文进一步对知识与数据双驱动的遥感图像智能解译框架进行设想与展望,如图11所示,框架主要包括如下5个部分:

(1) 知识与数据汇聚/生成。遥感解译涉及的数据种类多、知识领域广、累积时间长、更新速度快、因此首先需要着力解决知识与数据的汇聚和生成问题,提供厚积薄发式的面向细分应用场景的可定制推荐知识与数据服务。最直接的任务是要对多来源多领域的知识与数据进行持续汇聚,相应的元数据和原始数据也是汇聚的重要对象且需进行整理和分析。在输入式的汇聚之外,也可主动进行生成式的知识与数据统计、抽取、表达。训练样本数据在当前的人工智能范式中发挥着关键作用,样本的广泛持续收集、模拟生成、人工标注是支撑智能应用的基础性工作。已有的解译

模型、数据模型、物理模型、变化模型等模型作为一类知识载体，同样需要不断积累。为实现上

述目标，需构建知识库、模型库、数据与样本库等实体库。

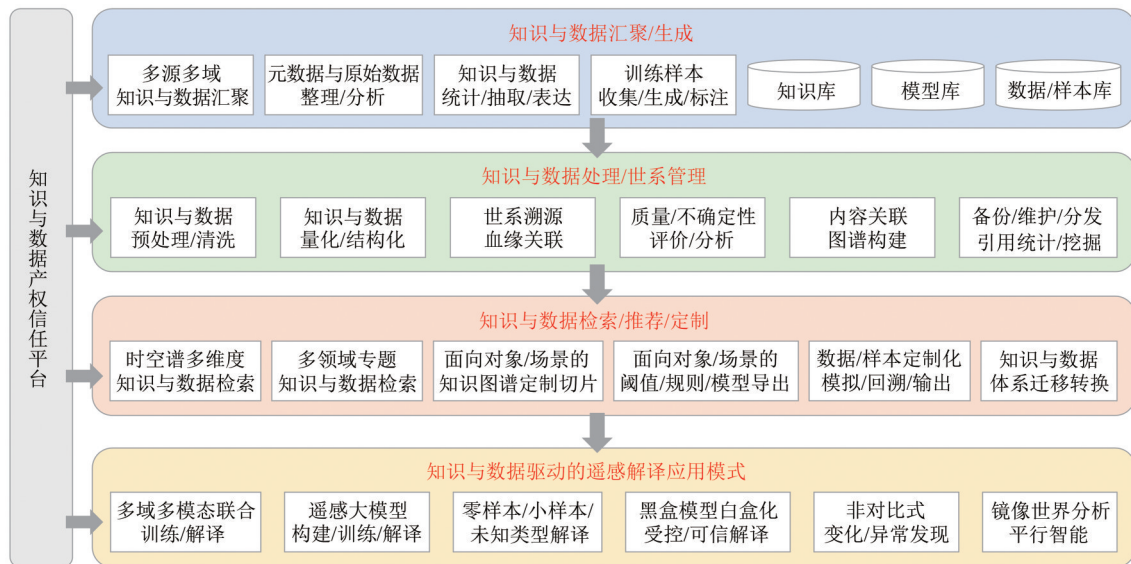


图 11 知识与数据联合驱动的遥感图像智能解译框架思路

Fig. 11 Conceptual framework of knowledge and data compound driven remote sensing image interpretation

(2) 知识与数据处理/世系管理。随着不同知识与数据的来源及种类不断丰富，其在内容体系、组织结构、时空尺度、行业领域、版本代际、质量标准等诸多方面的区别也愈发显著与普遍，知识与数据的处理与管理水平在更大程度上会影响其联合应用效果。现有的知识与数据治理框架一般包含预处理、清洗、量化、结构化等技术环节，未来对上述环节的要求除了拓展广度与精度外，还需要具备实时性与可定制性，根据应用需求动态实时的把知识和数据处理成所需的状态，而不只是以某些标准固定下来。当知识与数据经过长期累积，关注其来龙去脉的世系管理、血缘溯源技术的必要性将会凸显（Bose 和 Frew，2005）。数量的扩张一般会带来质量的不稳定，在丰富性得到满足后，质量会成为选择的标准，因此质量与不确定性的评价和分析也是需要重点关注的技术。知识图谱作为一种构建知识与数据关联关系的工具与载体，相关技术的重要性仍将持续。另有一项基础性的管理任务是支持知识与数据的备份、维护、分发、引用统计，并对使用情况进行多角度的挖掘。

(3) 知识与数据检索/推荐/定制。庞杂的知识与数据在面对对象化或场景化的具体应用时，更加依赖一套知识结构的搜索与推荐引擎，实现需

求驱动的资源智能动态定制，深度关联、精准推送。常规的检索模式需要拓展到时空谱多维度与多领域专题联合检索。广泛关联的大型知识图谱需要针对具体解译对象或场景进行动态定制切片，排除无关和冗余关联。阈值、规则、模型等与对象或场景强相关的知识也需要定制化的导出与调整。在缺乏某些知识或数据的情况下，可以在现有基础上采取生成式策略，模拟或回溯所需知识或数据、实现缺失资源的输出，从而响应更广泛的需求。在面对不同分类体系、指标体系、方法体系等系统性差异时，知识与数据在不同体系间的动态迁移转换也是一项普遍任务。

(4) 知识与数据产权信任平台。知识与数据是研究和从业人员工作的结晶，对产权的明确界定与可信保障是实现知识与数据广泛汇聚、有效复用、价值共享的重要条件。遥感解译长期以来在知识、数据、模型、应用等方面积累了大量成果，本框架通过构建贯穿始终的产权信任平台对知识与数据产权进行持续管理。产权信任平台支持灵活的产权策略，覆盖现有共享协议类型，充分尊重作者的共享意愿，通过区块链技术加固信任基础，共同提升原创者的共享意愿。

(5) 知识与数据驱动的遥感解译应用模式。知识与数据双重积累的“量变”以及两者之间的

有机融合, 将逐渐引发遥感解译应用的“质变”与“智变”, 强化现有应用模式并催生新的模式。多域多模态联合解译的条件将愈发成熟, 应用门槛降低, 应用效果强化。遥感大模型可逐渐从通用大模型走向专业大模型, 深化对遥感相关领域的理解程度, 形成专业能力。随着解译对象在分类体系与时空尺度上的精细化, 未知或未经充分训练对象的解译成为更现实的需求, 并且在知识与数据的共同支持下此类零样本或小样本解译问题有望得到解决。在知识的引导与约束下, 纯数据驱动的黑盒应用可以向白盒转化, 实现受控与可信解译, 贴近行业要求。依靠不同数据之间对比的应用在知识的参与下也可以转化为非对比式应用, 例如单时相变化检测, 以减少前置数据, 增强即时性。当知识与数据积累到一定程度, 能够模拟事物发展的驱动力法则时, 可以尝试镜像世界的构建与分析, 通过数字孪生(Tao等, 2019)与平行智能对复杂的解译要素或问题进行匹配、复现、演化、推理或预测。

上述框架支持遥感解译知识与数据的持续凝聚与高效复用, 有助于科学成果的“颗粒归仓”, 推动价值共享, 加快由“个人人体”向“群组群体”的成果汇聚方式转变, 加快由“碎片化”向“体系化”的知识与数据工程形式转变, 加快由“专家应用”向“普罗大众”的遥感应用服务方式转变, 实现遥感智能解译理论方法的高频迭代, 实现研究与应用的关联互动, 一体化协同发展。

8 结 语

知识与数据在遥感图像解译不同阶段发挥的作用以及各自研究的成熟度虽有不同, 但两者之间的互补性与协同应用的必要性已经显现, 知识与数据双驱动的遥感图像解译正在从理念走向实现。深度学习当前是智能解译的主要方法与数据驱动的典型代表, 在颠覆性的方法出现之前, 知识与深度神经网络的融合是最具现实性的技术路径。深度学习的核心机制虽然带有封闭黑盒特性, 但通过输入数据与特征、网络结构与训练、解译结果后处理等环节依然可以将知识导入解译过程, 在不干扰网络自身抽象与泛化能力的条件下发挥知识的效用。遥感图像解译涉及的知识类型广泛, 且对于各类知识均有与数据相结合的解译应用存在, 然而这些应用多局限于特定知识在特定问题

上的点状应用, 系统性与综合性不足。面向未来的解译技术框架需实现知识与数据的多源持续汇聚、实时一致处理、世系溯源管理、关联检索推荐、按需聚合定制、场景迁移转换、产权信任管理等服务, 并支持多模态、大模型、小样本、可解释、非对比、平行智能等应用模式, 以实现知识与数据深度融合的体系化遥感图像解译研究与应用。

参考文献(References)

- Arvor D, Betbeder J, Daher F R G, Blossier T, Le Roux R, Corgne S, Corpetti T, De Freitas Silgueiro V and da Silva Junior C A. 2021. Towards user-adaptive remote sensing: knowledge-driven automatic classification of Sentinel-2 time series. *Remote Sensing of Environment*, 264: 112615 [DOI: 10.1016/j.rse.2021.112615]
- Bai X D, Feng X Y, Yin Y Y, Yang M C, Wang X Y and Yang X. 2023. Combining images and trajectories data to automatically generate road networks. *Remote Sensing*, 15(13): 3343 [DOI: 10.3390/rs15133343]
- Baroud S, Chokri S, Belhaous S and Mestari M. 2021. A brief review of graph convolutional neural network based learning for classifying remote sensing images. *Procedia Computer Science*, 191: 349-354 [DOI: 10.1016/j.procs.2021.07.047]
- Belgiu M and Drăguț L. 2016. Random forest in remote sensing: a review of applications and future directions. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 114: 24-31 [DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2016.01.011]
- Bonettini N, Cannas E D, Mandelli S, Bondi L, Bestagini P and Tubaro S. 2021. Video face manipulation detection through ensemble of CNNs//2020 25th International Conference on Pattern Recognition (ICPR). Milan: IEEE: 5012-5019 [DOI: 10.1109/ICPR48806.2021.9412711]
- Bose R and Frew J. 2005. Lineage retrieval for scientific data processing: a survey. *ACM Computing Surveys (CSUR)*, 37(1): 1-28 [DOI: 10.1145/1057977.1057978]
- Cao R, Tu W, Yang C X, Li Q, Liu J, Zhu J S, Zhang Q, Li Q Q and Qiu G P. 2020. Deep learning-based remote and social sensing data fusion for urban region function recognition. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 163: 82-97 [DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2020.02.014]
- Cao R, Zhu J S, Tu W, Li Q Q, Cao J Z, Liu B Z, Zhang Q and Qiu G P. 2018. Integrating aerial and street view images for urban land use classification. *Remote Sensing*, 10(10): 1553 [DOI: 10.3390/rs10101553]
- Chang J X, Wang S X, Yang Y W and Gao X J. 2020. Hierarchical optimization method of building contour in high-resolution remote sensing images. *Chinese Journal of Lasers*, 47(10): 1010002 (常京新, 王双喜, 杨元维, 高贤君. 2020. 高分遥感影像建筑物轮廓的逐级优化方法. *中国激光*, 47(10): 1010002) [DOI: 10.3788/

- CJL202047.1010002]
- Chen F, Niu Z, Luo C F and Wang C Y. 2005. A new algorithm of object recognition based on spectral library for TM images. *Remote Sensing Technology and Application*, 20(4): 386-392 (陈方, 牛铮, 骆成凤, 王长耀. 2005. 一种基于光谱知识库的TM影像地物识别方法. *遥感技术与应用*, 20(4): 386-392) [DOI: 10.3969/j.issn.1004-0323.2005.04.002]
- Chi M M, Plaza A, Benediktsson J A, Sun Z Y, Shen J S and Zhu Y Y. 2016. Big data for remote sensing: challenges and opportunities. *Proceedings of the IEEE*, 104(11): 2207-2219 [DOI: 10.1109/JPROC.2016.2598228]
- Cui C, Zhao L, Ren H Y, Lu W L and Huang Y H. 2022. Integrating high-resolution remote sensing and street view images to identify urban villages: a case study in Yuexiu District, Guangzhou City. *National Remote Sensing Bulletin*, 26(9): 1802-1813 (崔成, 赵璐, 任红艳, 逯伟利, 黄耀欢. 2022. 耦合GF-2遥感影像与街景影像的广州市城中村识别. *遥感学报*, 26(9): 1802-1813) [DOI: 10.11834/jrs.20210202]
- Cui Z J, Gao T, Talamadupula K and Ji Q. 2023. Knowledge-augmented deep learning and its applications: a survey. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems* [DOI: 10.1109/TNNLS.2023.3338619]
- Ding W and Wu J D. 2020. An airport knowledge-based method for accurate change analysis of airport runways in VHR remote sensing images. *Remote Sensing*, 12(19): 3163 [DOI: 10.3390/rs12193163]
- Du P J, Liu P, Xia J S, Feng L, Liu S C, Tan K and Cheng L. 2014. Remote sensing image interpretation for urban environment analysis: methods, system and examples. *Remote Sensing*, 6(10): 9458-9474 [DOI: 10.3390/rs6109458]
- Du P J, Wang X, Meng Y P, Lin C, Zhang P and Lu G. 2020. Effective change detection approaches for geographic national condition monitoring and land cover map updating. *Journal of Geo-Information Science*, 22(4): 857-866 (杜培军, 王欣, 蒙亚平, 林聪, 张鹏, 卢刚. 2020. 面向地理国情监测的变化检测与地表覆盖信息更新方法. *地球信息科学学报*, 22(4): 857-866) [DOI: 10.12082/dqxxkx.2020.190747]
- Du S J, Du S H, Liu B, Zhang X Y and Zheng Z J. 2020. Large-scale urban functional zone mapping by integrating remote sensing images and open social data. *GIScience and Remote Sensing*, 57(3): 411-430 [DOI: 10.1080/15481603.2020.1724707]
- Esteva A, Kuprel B, Novoa R A, Ko J, Swetter S M, Blau H M and Thrun S. 2017. Dermatologist-level classification of skin cancer with deep neural networks. *Nature*, 542(7639): 115-118 [DOI: 10.1038/nature21056]
- Fang J Y and Yan X F. 2023. Classification of multi-modal remote sensing images based on knowledge graph. *International Journal of Remote Sensing*, 44(15): 4815-4835 [DOI: 10.1080/01431161.2023.2240032]
- Fu R R and Kuang Z. 2023. Study of mining activity information extraction by remote sensing image——Taken Xingren area as an example. *Guizhou Geology*, 40(2): 165-172 (付榕榕, 况忠. 2023. 利用遥感影像提取矿业活动信息研究——以兴仁地区为例. *贵州地质*, 40(2): 165-172) [DOI: 10.3969/j.issn.1000-5943.2023.02.008]
- Ge Y, Zhang X N, Atkinson P M, Stein A and Li L F. 2022. Geoscience-aware deep learning: a new paradigm for remote sensing. *Science of Remote Sensing*, 5: 100047 [DOI: 10.1016/j.srs.2022.100047]
- Ghaffarian S, Valente J, Van Der Voort M and Tekinerdogan B. 2021. Effect of attention mechanism in deep learning-based remote sensing image processing: a systematic literature review. *Remote Sensing*, 13(15): 2965 [DOI: 10.3390/rs13152965]
- Ghorbanzadeh O, Tiede D, Wendt L, Sudmanns M and Lang S. 2021. Transferable instance segmentation of dwellings in a refugee camp - integrating CNN and OBIA. *European Journal of Remote Sensing*, 54(S1): 127-140 [DOI: 10.1080/22797254.2020.1759456]
- Gong J Y, Zhang Z, Jia H W, Zhou H, Zhao Y X and Xiong H J. 2022. Multi-source data ground object extraction based on knowledge-aware and multi-scale feature fusion network. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 47(10): 1546-1554 (龚健雅, 张展, 贾浩巍, 周桓, 赵元昕, 熊汉江. 2022. 面向多源数据地物提取的遥感知识感知与多尺度特征融合网络. *武汉大学学报(信息科学版)*, 47(10): 1546-1554) [DOI: 10.13203/j.whugis.20220580]
- Grinias I, Panagiotakis C and Tziritas G. 2016. MRF-based segmentation and unsupervised classification for building and road detection in peri-urban areas of high-resolution satellite images. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 122: 145-166 [DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2016.10.010]
- Gu H Y, Li H T, Yan L, Han Y S, Yu F, Yang Y and Liu Z J. 2018. A geographic object-based image analysis methodology based on geo-ontology. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 43(1): 31-36 (顾海燕, 李海涛, 闫利, 韩顺顺, 余凡, 杨懿, 刘正军. 2018. 地理本体驱动的遥感影像面向对象分析方法. *武汉大学学报(信息科学版)*, 43(1): 31-36) [DOI: 10.13203/j.whugis.20150468]
- Gu W, Lv Z H and Hao M. 2017. Change detection method for remote sensing images based on an improved Markov random field. *Multimedia Tools and Applications*, 76(17): 17719-17734 [DOI: 10.1007/s11042-015-2960-3]
- Hao X J, Ji Z, Li X H, Yin L, Liu L Z Y, Sun M Y, Liu Q and Yang R J. 2021. Construction and application of a knowledge graph. *Remote Sensing*, 13(13): 2511 [DOI: 10.3390/rs13132511]
- Hao Y. 2022. Multi-scale Forecast and Projection of Urban Waterlogging Risk Based on Coupled Hydro-meteorological Modelling. Nanjing: Nanjing University (郝莹. 2022. 气象水文耦合的城市内涝风险多尺度预测与预估研究. 南京: 南京大学) [DOI: 10.27235/d.cnki.gnjj.2021.000121]
- He X, Chen Y S and Ghamisi P. 2020. Heterogeneous transfer learning for hyperspectral image classification based on convolutional neural network. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 58(5): 3246-3263 [DOI: 10.1109/TGRS.2019.2951445]
- Hospedales T M, Antoniou A, Micaelli P and Storkey A J. 2022. Meta-learning in neural networks: a survey. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 44(9): 5149-5169 [DOI: 10.1109/TPAMI.2021.3079209]

- Hu Q, Sulla-Menashé D, Xu B D, Yin H, Tang H J, Yang P and Wu W B. 2019. A phenology-based spectral and temporal feature selection method for crop mapping from satellite time series. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 80: 218-229 [DOI: 10.1016/j.jag.2019.04.014]
- Hua Y S, Mou L C and Zhu X X. 2020. Relation network for multilabel aerial image classification. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 58(7): 4558-4572 [DOI: 10.1109/TGRS.2019.2963364]
- Huang Z H, Jiang B C and Wang Z Q. 2022. A remote sensing image object knowledge association method based on geographic knowledge. *Bulletin of Surveying and Mapping*, (10): 28-36 (黄梓航, 蒋秉川, 王自全. 2022. 一种结合地理知识的遥感影像目标实体关联方法. *测绘通报*, (10): 28-36) [DOI: 10.13474/j.cnki.11-2246.2022.0290]
- Kattenborn T, Leitloff J, Schiefer F and Hinz S. 2021. Review on Convolutional Neural Networks (CNN) in vegetation remote sensing. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 173: 24-49 [DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2020.12.010]
- Kushibar K, Valverde S, González-Villà S, Bernal J, Cabezas M, Oliver A and Lladó X. 2018. Automated sub-cortical brain structure segmentation combining spatial and deep convolutional features. *Medical Image Analysis*, 48: 177-186 [DOI: 10.1016/j.media.2018.06.006]
- Leigh H W and Magruder L A. 2016. Using dual-wavelength, full-waveform airborne lidar for surface classification and vegetation characterization. *Journal of Applied Remote Sensing*, 10(4): 045001 [DOI: 10.1117/1.JRS.10.045001]
- Li J, Wang J L, Zhang J, Liu C L, He S L and Liu L F. 2022a. Growing-season vegetation coverage patterns and driving factors in the China-Myanmar Economic Corridor based on Google Earth Engine and geographic detector. *Ecological Indicators*, 136: 108620 [DOI: 10.1016/j.ecolind.2022.108620]
- Li J Y, Huang X and Gong J Y. 2019. Deep neural network for remote-sensing image interpretation: status and perspectives. *National Science Review*, 6(6): 1082-1086 [DOI: 10.1093/nsr/nwz058]
- Li M M and Stein A. 2020. Mapping land use from high resolution satellite images by exploiting the spatial arrangement of land cover objects. *Remote Sensing*, 12(24): 4158 [DOI: 10.3390/rs12244158]
- Li W W, Hsu C Y and Hu M S. 2021a. Tobler's first law in GeoAI: a spatially explicit deep learning model for terrain feature detection under weak supervision. *Annals of the American Association of Geographers*, 111(7): 1887-1905 [DOI: 10.1080/24694452.2021.1877527]
- Li W Z, Wang F D and Xia G S. 2020. A geometry-attentional network for ALS point cloud classification. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 164: 26-40 [DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2020.03.016]
- Li Y S, Kong D Y, Zhang Y J, Ji Z and Xiao R. 2020. Zero-shot remote sensing image scene classification based on robust cross-domain mapping and gradual refinement of semantic space. *Acta Geodactica et Cartographica Sinica*, 49(12): 1564-1574 (李彦胜, 孔德宇, 张永军, 季铮, 肖锐. 2020. 联合稳健跨域映射和渐进语义基准修正的零样本遥感影像场景分类. *测绘学报*, 49(12): 1564-1574) [DOI: 10.11947/j.AGCS.2020.20200139]
- Li Y S, Kong D Y, Zhang Y J, Tan Y H and Chen L. 2021b. Robust deep alignment network with remote sensing knowledge graph for zero-shot and generalized zero-shot remote sensing image scene classification. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 179: 145-158 [DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2021.08.001]
- Li Y S, Ouyang S and Zhang Y J. 2022b. Combining deep learning and ontology reasoning for remote sensing image semantic segmentation. *Knowledge-Based Systems*, 243: 108469 [DOI: 10.1016/j.knsys.2022.108469]
- Li Y S, Zhou Y H, Zhang Y J, Zhong L H, Wang J and Chen J D. 2022c. DKDFN: domain knowledge-guided deep collaborative fusion network for multimodal unitemporal remote sensing land cover classification. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 186: 170-189 [DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2022.02.013]
- Li Z F, Liu H, Zhang Z L, Liu T T and Xiong N N. 2022d. Learning knowledge graph embedding with heterogeneous relation attention networks. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 33(8): 3961-3973 [DOI: 10.1109/TNNLS.2021.3055147]
- Lin C X, Zhong L H, Song X P, Dong J W, Lobell D B and Jin Z N. 2022. Early- and in-season crop type mapping without current-year ground truth: generating labels from historical information via a topology-based approach. *Remote Sensing of Environment*, 274: 112994 [DOI: 10.1016/j.rse.2022.112994]
- Lin X G and Zhang J X. 2017. Object-based morphological building index for building extraction from high resolution remote sensing imagery. *Acta Geodactica et Cartographica Sinica*, 46(6): 724-733 (林祥国, 张继贤. 2017. 面向对象的形态学建筑物指数及其高分辨率遥感影像建筑物提取应用. *测绘学报*, 46(6): 724-733)
- Liu R Y, Huang J J, Li G, Feng J S, Wu X L and Li T H. 2023. Revisiting temporal modeling for clip-based image-to-video knowledge transferring//Proceedings of the 2023 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Vancouver: IEEE: 6555-6564 [DOI: 10.1109/CVPR52729.2023.00634]
- Liu S C, Wen Z M, Tao Y, Zhu D J, Zhang J and Zeng H W. 2017. Influence of different topographic correction methods on the remote sensing extraction of *Robinia pseudoacacia* distribution. *Journal of Beijing Forestry University*, 39(5): 25-33 (刘时城, 温仲明, 陶宇, 朱朵菊, 张静, 曾鸿文. 2017. 不同地形校正方法对刺槐林遥感提取的影响. *北京林业大学学报*, 39(5): 25-33) [DOI: 10.13332/j.1000-1522.20160309]
- Liu X N, Zhou Y, Zhao J Q, Yao R, Liu B and Zheng Y. 2019. Siamese convolutional neural networks for remote sensing scene classification. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 16(8): 1200-1204 [DOI: 10.1109/LGRS.2019.2894399]
- Liu Z Q, Tang P, Zhang W X and Zhang Z. 2022. CNN-enhanced heterogeneous graph convolutional network: inferring land use from land cover with a case study of park segmentation. *Remote Sensing*, 14(19): 5027 [DOI: 10.3390/rs14195027]
- Lu X N, Sun X, Diao W H, Mao Y Q, Li J X, Zhang Y D, Wang P J

- and Fu K. 2023. Few-shot object detection in aerial imagery guided by text-modal knowledge. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 61: 5604719 [DOI: 10.1109/Tgrs.2023.3250448]
- Luo J C, Zhou C H and Yang Y. 2001. ANN remote sensing classification model and its integration approach with geo-knowledge. *Journal of Remote Sensing (in Chinese)*, 5(2): 122-129 (骆剑承, 周成虎, 杨艳. 2001. 人工神经网络遥感影像分类模型及其与知识集成方法研究. *遥感学报*, 5(2): 122-129) [DOI: 10.3321/j.issn:1007-4619.2001.02.010]
- Luo R T, Zhang N, Han B and Yang L J. 2020. Context-aware zero-shot recognition//*Proceedings of the 34th AAAI Conference on Artificial Intelligence*. New York: AAAI: 11709-11716 [DOI: 10.1609/aaai.v34i07.6841]
- Ma L, Liu Y, Zhang X L, Ye Y X, Yin G F and Johnson B A. 2019. Deep learning in remote sensing applications: a meta-analysis and review. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 152: 166-177 [DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2019.04.015]
- Mao Y X, Zhao H Q, Feng S Q, Xu H X, He T and Song L J. 2022. Research on hyperspectral remote sensing open-pit minerals identification method based on spectral matching. *Natural Resources Informatization*, 4: 28-32, 15 (毛运欣, 赵海强, 冯思琪, 徐红欣, 何涛, 宋玲君. 2022. 基于光谱匹配的高光谱遥感露天矿物识别方法研究. *自然资源信息化*, (4): 28-32, 15) [DOI: 10.3969/j.issn.1674-3695.2022.04.005]
- Mottaghi R, Bagherinezhad H, Rastegari M and Farhadi A. 2016. Newtonian image understanding: unfolding the dynamics of objects in static images//2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Las Vegas: IEEE: 3521-3529 [DOI: 10.1109/CVPR.2016.383]
- Mou L C, Ghamisi P and Zhu X X. 2017. Deep recurrent neural networks for hyperspectral image classification. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 55(7): 3639-3655 [DOI: 10.1109/TGRS.2016.2636241]
- Mountrakis G, Im J and Ogole C. 2011. Support vector machines in remote sensing: a review. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 66(3): 247-259 [DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2010.11.001]
- Nguyen T A, Kellenberger B and Tuia D. 2022. Mapping forest in the Swiss Alps treeline ecotone with explainable deep learning. *Remote Sensing of Environment*, 281: 113217 [DOI: 10.1016/j.rse.2022.113217]
- Ouyang S and Li Y S. 2021. Combining deep semantic segmentation network and graph convolutional neural network for semantic segmentation of remote sensing imagery. *Remote Sensing*, 13(1): 119 [DOI: 10.3390/rs13010119]
- Paris C, Bruzzone L and Fernández-Prieto D. 2019. A novel approach to the unsupervised update of land-cover maps by classification of time series of multispectral images. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 57(7): 4259-4277 [DOI: 10.1109/TGRS.2018.2890404]
- Park E, Han X F, Berg T L and Berg A C. 2016. Combining multiple sources of knowledge in deep CNNs for action recognition//2016 IEEE Winter Conference on Applications of Computer Vision (WACV). Lake Placid: IEEE: 1-8 [DOI: 10.1109/WACV.2016.7477589]
- Petitjean F, Inglada J and Gançarski P. 2012. Satellite image time series analysis under time warping. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 50(8): 3081-3095 [DOI: 10.1109/TGRS.2011.2179050]
- Phan T N, Kuch V and Lehnert L W. 2020. Land cover classification using Google earth engine and random forest classifier—the role of image composition. *Remote Sensing*, 12(15): 2411 [DOI: 10.3390/rs12152411]
- Planque C, Lucas R, Punalekar S, Chognard S, Hurford C, Owers C, Horton C, Guest P, King S, Williams S and Bunting P. 2021. National crop mapping using sentinel-1 time series: a knowledge-based descriptive algorithm. *Remote Sensing*, 13(5): 846 [DOI: 10.3390/rs13050846]
- Pouyanfar S, Sadiq S, Yan Y L, Tian H M, Tao Y D, Reyes M P, Shyu M L, Chen S C and Iyengar S S. 2018. A survey on deep learning: algorithms, techniques, and applications. *ACM Computing Surveys (CSUR)*, 51(5): 92 [DOI: 10.1145/3234150]
- Prodhan F A, Zhang J H, Yao F M, Shi L M, Pangali Sharma T P, Zhang D, Cao D, Zheng M X, Ahmed N and Mohana H P. 2021. Deep learning for monitoring agricultural drought in South Asia using remote sensing data. *Remote Sensing*, 13(9): 1715 [DOI: 10.3390/rs13091715]
- Qi W J and Yang X M. 2017. Mountain and plain vegetation boundaries extraction in Duchang county province Jiangxi. *Journal of Geo-Information Science*, 19(4): 559-569 (齐文娟, 杨晓梅. 2017. 江西省都昌县山地与平原植被界线提取. *地球信息科学学报*, 19(4): 559-569) [DOI: 10.3969/j.issn.1560-8999.2017.04.014]
- Raissi M, Perdikaris P and Karniadakis G E. 2019. Physics-informed neural networks: a deep learning framework for solving forward and inverse problems involving nonlinear partial differential equations. *Journal of Computational Physics*, 378: 686-707 [DOI: 10.1016/j.jcp.2018.10.045]
- Shen W H, Zhong Y F, Wang J J, Zheng Z and Ma A L. 2023. Construction and application of flood disaster knowledge graph based on multi-modal data. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 48(12): 2009-2018 (沈伟豪, 钟燕飞, 王俊珏, 郑卓, 马爱龙. 2023. 多模态数据的洪涝灾害知识图谱构建与应用. *武汉大学学报(信息科学版)*, 48(12): 2009-2018) [DOI: 10.13203/j.whugis.20220509]
- Shen X Q, Liu B, Zhou Y, Zhao J Q and Liu M M. 2020. Remote sensing image captioning via Variational Autoencoder and Reinforcement Learning. *Knowledge-Based Systems*, 203: 105920 [DOI: 10.1016/j.knosys.2020.105920]
- Song J C, Lin T, Li X H and Prishchepov A V. 2018. Mapping urban functional zones by integrating very high spatial resolution remote sensing imagery and points of interest: a case study of Xiamen, China. *Remote Sensing*, 10(11): 1737 [DOI: 10.3390/rs10111737]
- Su Y, Zhong Y F, Zhu Q Q and Zhao J. 2021. Urban scene understand-

- ing based on semantic and socioeconomic features: from high-resolution remote sensing imagery to multi-source geographic datasets. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 179: 50-65 [DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2021.07.003]
- Sun W W and Wang R S. 2018. Fully convolutional networks for semantic segmentation of very high resolution remotely sensed images combined with DSM. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 15(3): 474-478 [DOI: 10.1109/LGRS.2018.2795531]
- 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 and Remote Sensing*, 61: 5612822 [DOI: 10.1109/TGRS.2022.3194732]
- Tang J W, Zhang Z, Zhao L J and Tang P. 2021. Increasing shape bias to improve the precision of center pivot irrigation system detection. *Remote Sensing*, 13(4): 612 [DOI: 10.3390/rs13040612]
- Tao F, Zhang H, Liu A and Nee A Y C. 2019. Digital twin in industry: state-of-the-art. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 15(4): 2405-2415 [DOI: 10.1109/TII.2018.2873186]
- Uhl J H, Leyk S, Li Z K, Duan W W, Shbita B, Chiang Y Y and Knoblock C A. 2021. Combining remote-sensing-derived data and historical maps for long-term back-casting of urban extents. *Remote Sensing*, 13(18): 3672 [DOI: 10.3390/rs13183672]
- Velasquez-Camacho L, Etxegarai M and de-Miguel S. 2023. Implementing Deep Learning algorithms for urban tree detection and geolocation with high-resolution aerial, satellite, and ground-level images. *Computers, Environment and Urban Systems*, 105: 102025 [DOI: 10.1016/j.compenurbsys.2023.102025]
- Wang B, Chen Z L, Wu L, Xie P, Fan D L and Fu B L. 2020. Road extraction of high-resolution satellite remote sensing images in U-Net network with consideration of connectivity. *Journal of Remote Sensing (in Chinese)*, 24(12): 1488-1499 (王斌, 陈占龙, 吴亮, 谢鹏, 范冬林, 付波霖. 2020. 兼顾连通性的U-Net网络高分辨率遥感影像道路提取. *遥感学报*, 24(12): 1488-1499) [DOI: 10.11834/jrs.20209301]
- Wang D, Zhang Q M, Xu Y F, Zhang J, Du B, Tao D C and Zhang L P. 2023. Advancing plain vision transformer toward remote sensing foundation model. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 61: 5607315 [DOI: 10.1109/TGRS.2022.3222818]
- Wang X, Li X B, Tan M H and Xin L J. 2015. Remote sensing monitoring of changes in winter wheat area in North China Plain from 2001 to 2011. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 31(8): 190-199 (王学, 李秀彬, 谈明洪, 辛良杰. 2015. 华北平原2001—2011年冬小麦播种面积变化遥感监测. *农业工程学报*, 31(8): 190-199) [DOI: 10.3969/j.issn.1002-6819.2015.08.028]
- Wang Z H, Gao K, Yang X M, Su F Z, Huang C, Shi T Z, Yan F Q, Li H, Zhang H F, Lü N and Pan T T. 2022. Land use/land cover classification development from a geographical perspective. *Geographical Research*, 41(11): 2946-2962 (王志华, 郜酷, 杨晓梅, 苏奋振, 黄翀, 石铁柱, 颜凤芹, 李贺, 张慧芳, 吕宁, 潘婷婷. 2022. 地理学视角下土地利用/覆被分类发展探讨. *地理研究*, 41(11): 2946-2962) [DOI: 10.11821/dlyj020220076]
- Wang Z H, Yang X M, Liu Y M, Liu B, Zhang J Y, Liu X L, Meng D, Gao K, Zeng X W and Ding Y X. 2024. Geographical principles of remote sensing image analysis and the hierarchical patch model based analysis framework. *National Remote Sensing Bulletin*, 28(6): 1412-1424 (王志华, 杨晓梅, 刘岳明, 刘彬, 张俊瑶, 刘晓亮, 孟丹, 郜酷, 曾晓伟, 丁亚新. 2024. 遥感影像地学分析的地理学原理及等级斑块建模框架. *遥感学报*, 28(6): 1412-1424) [DOI: 10.11834/jrs.20232356]
- Wang Z H, Yang X M and Zhou C H. 2021. Geographic knowledge graph for remote sensing big data. *Journal of Geo-Information Science*, 23(1): 16-28 (王志华, 杨晓梅, 周成虎. 2021. 面向遥感大数据的地学知识图谱构想. *地球信息科学学报*, 23(1): 16-28) [DOI: 10.12082/dqxxkx.2021.200632]
- Wei J W, Hui W H, Cheng M Z and Li H. 2020. Geographic ontology-driven object oriented landslide recognition. *Remote Sensing Information*, 35(2): 94-99 (魏家旺, 惠文华, 程梦真, 李海. 2020. 地理本体驱动的面向对象滑坡识别. *遥感信息*, 35(2): 94-99) [DOI: 10.3969/j.issn.1000-3177.2020.02.015]
- Wu F Y, Wang X, Ding J W, Du P J and Tan K. 2020. Improved cascade forest deep learning model for hyperspectral imagery classification. *National Remote Sensing Bulletin*, 24(4): 439-453 (武复宇, 王雪, 丁建伟, 杜培军, 谭琨. 2020. 高光谱遥感影像多级联森林深度网络分类算法. *遥感学报*, 24(4): 439-453) [DOI: 10.11834/jrs.20209190]
- Wu T J, Luo J C, Xia L G, Shen Z F and Hu X D. 2015. Prior knowledge-based automatic object-oriented hierarchical classification for updating detailed land cover maps. *Journal of the Indian Society of Remote Sensing*, 43(4): 653-669 [DOI: 10.1007/s12524-014-0446-9]
- Wu T J, Luo J C, Zhang X, Dong W, Huang Q T, Zhou Y N, Liu W, Sun Y W, Yang Y P, Hu X D and Gao L J. 2023. Remote sensing granular computing and precise applications based on geo-parcels. *National Remote Sensing Bulletin*, 27(12): 2774-2795 (吴田军, 骆剑承, 张新, 董文, 黄启厅, 周亚男, 刘巍, 孙营伟, 杨颖频, 胡晓东, 郜丽静. 2023. 基于地理图斑的遥感粒计算与精准应用. *遥感学报*, 27(12): 2774-2795) [DOI: 10.11834/jrs.20211622]
- Xie M, Jean N, Burke M, Lobell D and Ermon S. 2016. Transfer learning from deep features for remote sensing and poverty mapping// *Proceedings of the 30th AAAI Conference on Artificial Intelligence*. Phoenix: AAAI: 3929-3935 [DOI: 10.1609/aaai.v30i1.9906]
- Xie X Z, Niu J W, Liu X F, Chen Z S, Tang S J and Yu S. 2021. A survey on incorporating domain knowledge into deep learning for medical image analysis. *Medical Image Analysis*, 69: 101985 [DOI: 10.1016/j.media.2021.101985]
- Xie Y T, Xia Y, Zhang J P, Song Y, Feng D G, Fulham M and Cai W D. 2019. Knowledge-based collaborative deep learning for benign-malignant lung nodule classification on chest CT. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 38(4): 991-1004 [DOI: 10.1109/TMI.2018.2876510]
- Xie Y T, Zhang J P, Xia Y, Fulham M and Zhang Y N. 2018. Fusing texture, shape and deep model-learned information at decision lev-

- el for automated classification of lung nodules on chest CT. *Information Fusion*, 42: 102-110 [DOI: 10.1016/j.inffus.2017.10.005]
- Xu J Y, Zhang Z L, Friedman T, Liang Y T and van den Broeck G. 2018. A semantic loss function for deep learning with symbolic knowledge. arXiv:1711.11157 [DOI: 10.48550/arXiv.1711.11157]
- Yang A N, Xu Y H and Su H J. 2014. Urban built-up land extraction and change detection analysis using built-up indexes. *Geomatics and Spatial Information Technology*, 37(8): 30-34 (杨安妮, 许亚辉, 苏红军. 2014. 结合建筑指数的城市建筑用地提取与变化检测分析. *测绘与空间地理信息*, 37(8): 30-34) [DOI: 10.3969/j.issn.1672-5867.2014.08.009]
- Yang H Q, Yu J, Qin K and Zhang G N. 2006. The research on the ground objects extraction from the LIDAR based on knowledge. *Bulletin of Surveying and Mapping*, 12: 9-11, 15 (杨海全, 余洁, 秦昆, 张国宁. 2006. 基于知识的LIDAR数据地物提取研究. *测绘通报*, (12): 9-11, 15) [DOI: 10.3969/j.issn.0494-0911.2006.12.003]
- Yang W K, Zhao J J, Qiang Y, Yang X T, Dong Y Y, Du Q Q, Shi G H and Zia M B. 2019. DScGANS: integrate domain knowledge in training dual-path semi-supervised conditional generative adversarial networks and S3VM for ultrasonography thyroid nodules classification//22nd International Conference on Medical Image Computing and Computer Assisted Intervention. Shenzhen: Springer: 558-566 [DOI: 10.1007/978-3-030-32251-9_61]
- Yang Z J, Diao C Y and Gao F. 2023. Towards scalable within-season crop mapping with phenology normalization and deep learning. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 16: 1390-1402 [DOI: 10.1109/JSTARS.2023.3237500]
- Yao Y H, Suonan D Z and Zhang J Y. 2020. 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. *Journal of Geographical Sciences*, 30(2): 267-280 [DOI: 10.1007/s11442-020-1727-6]
- Yin H X, Molchanov P, Alvarez J M, Li Z Z, Mallya A, Hoiem D, Jha N K and Kautz J. 2020. Dreaming to distill: data-free knowledge transfer via deepinversion//Proceedings of the 2020 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Seattle: IEEE: 8712-8721 [DOI: 10.1109/CVPR42600.2020.00874]
- You Y F, Wang S Y, Wang B, Ma Y X, Shen M, Liu W H and Xiao L. 2019. Study on hierarchical building extraction from high resolution remote sensing imagery. *Journal of Remote Sensing (in Chinese)*, 23(1): 125-136 (游永发, 王思远, 王斌, 马元旭, 申明, 刘卫华, 肖琳. 2019. 高分辨率遥感影像建筑物分级提取. *遥感学报*, 23(1): 125-136) [DOI: 10.11834/jrs.20197500]
- Yu D X, Zhang B M, Zhao C, Guo H T and Lu J. 2020. Scene classification of remote sensing image using ensemble convolutional neural network. *Journal of Remote Sensing (in Chinese)*, 24(6): 717-727 (余东行, 张保明, 赵传, 郭海涛, 卢俊. 2020. 联合卷积神经网络与集成学习的遥感影像场景分类. *遥感学报*, 24(6): 717-727) [DOI: 10.11834/jrs.20208273]
- Zhang D D, Yang X M, Su F Z, Du Y Y, Sun X Y and Xue Z S. 2010. Spatio-temporal differences in land use change in the Daya Bay and correlation with geomorphologic indicators. *Resources Science*, 32(8): 1551-1557 (张丹丹, 杨晓梅, 苏奋振, 杜云艳, 孙晓宇, 薛振山. 2010. 大亚湾近岸土地利用的时空分异及其与地貌因子关系分析. *资源科学*, 32(8): 1551-1557)
- Zhang J X, Gu H Y, Yang Y, Zhang H and Li H T. 2021. Research progress and trend of high-resolution remote sensing imagery intelligent interpretation. *National Remote Sensing Bulletin*, 25(11): 2198-2210 (张继贤, 顾海燕, 杨懿, 张鹤, 李海涛. 2021. 高分辨率遥感影像智能解译研究进展与趋势. *遥感学报*, 25(11): 2198-2210) [DOI: 10.11834/jrs.20210382]
- Zhang J Y, Yao Y H, Suonan D Z, Gao L J, Wang J and Zhang X H. 2019. Mapping of mountain vegetation in Taibai Mountain based on mountain altitudinal belts with remote sensing. *Journal of Geo-Information Science*, 21(8): 1284-1294 (张俊瑶, 姚永慧, 索南东主, 邵丽静, 王晶, 张兴航. 2019. 基于垂直带谱的太白山山区山地植被遥感信息提取. *地球信息科学学报*, 21(8): 1284-1294) [DOI: 10.12082/dqxxkx.2019.180650]
- Zhang W, Tang P, Corpetti T and Zhao L J. 2021a. WTS: a weakly towards strongly supervised learning framework for remote sensing land cover classification using segmentation models. *Remote Sensing*, 13(3): 394 [DOI: 10.3390/rs13030394]
- Zhang X, Huo C L, Xu N, Jiang H Z, Cao Y, Ni L and Pan C H. 2021b. Multitask learning for ship detection from synthetic aperture radar images. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 14: 8048-8062 [DOI: 10.1109/JSTARS.2021.3102989]
- Zhang Y, Li Q Z, Huang H P, Wu W, Du X and Wang H Y. 2017. The combined use of remote sensing and social sensing data in fine-grained urban land use mapping: a case study in Beijing, China. *Remote Sensing*, 9(9): 865 [DOI: 10.3390/rs9090865]
- Zhang Y J, Wang F, Li Y S, Ouyang S, Wei D, Liu X J, Kong D Y, Chen R X and Zhang B. 2023. Remote sensing knowledge graph construction and its application in typical scenarios. *National Remote Sensing Bulletin*, 27(2): 249-266 (张永军, 王飞, 李彦胜, 欧阳松, 魏东, 刘晓建, 孔德宇, 陈瑞贤, 张斌. 2023. 遥感知识图谱创建及其典型场景应用技术. *遥感学报*, 27(2): 249-266) [DOI: 10.11834/jrs.20210469]
- Zhang Y Z, Liu J J and Shen W J. 2022. A review of ensemble learning algorithms used in remote sensing applications. *Applied Sciences*, 12(17): 8654 [DOI: 10.3390/app12178654]
- Zheng H, Lin L F, Hu H J, Zhang Q W, Chen Q Q, Iwamoto Y, Han X H, Chen Y W, Tong R F and Wu J. 2019. Semi-supervised segmentation of liver using adversarial learning with deep atlas prior//22nd International Conference on Medical Image Computing and Computer Assisted Intervention. Shenzhen: Springer: 148-156 [DOI: 10.1007/978-3-030-32226-7_17]
- Zhong Y F, Su Y, Wu S Q, Zheng Z D, Zhao J, Ma A L, Zhu Q Q, Ye R C, Li X M, Pellikka P and Zhang L P. 2020. Open-source data-driven urban land-use mapping integrating point-line-polygon semantic objects: a case study of Chinese cities. *Remote Sensing of Environment*, 247: 111838 [DOI: 10.1016/j.rse.2020.111838]
- Zhou S Y, Kuester T, Bochow M, Bohn N, Brell M and Kaufmann H.

2021. A knowledge-based, validated classifier for the identification of aliphatic and aromatic plastics by WorldView-3 satellite data. *Remote Sensing of Environment*, 264: 112598 [DOI: 10.1016/j.rse.2021.112598]
- Zhou Y N, Shen Z F, Luo J C, Chen Q X, Hu X D and Shen J X. 2010. Shadow-assisted object-oriented extraction of urban buildings. *Geography and Geo-Information Science*, 26(3): 37-40 (周亚男, 沈占锋, 骆剑承, 陈秋晓, 胡晓东, 沈金祥. 2010. 阴影辅助下的面向对象城市建筑物提取. *地理与地理信息科学*, 26(3): 37-40)
- Zhou Y S, Liu H C, Ma F, Pan Z X and Zhang F. 2023. A sidelobe-aware small ship detection network for synthetic aperture radar imagery. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 61: 5205516 [DOI: 10.1109/TGRS.2023.3264231]
- Zhuang J F, Dong Y and Bai H L. 2021. Ensemble learning with siamese networks for visual tracking. *Neurocomputing*, 464: 497-506 [DOI: 10.1016/j.neucom.2021.08.025]

Knowledge and data driven remote sensing image interpretation : Recent developments and prospects

MENG Yu¹, CHEN Jingbo¹, ZHANG Zheng¹, LIU Zhiqiang^{1,2}, ZHAO Zhitao^{1,2}, HUO Lianzhi¹,
SHI Keli^{1,2}, LIU Diyou¹, DENG Yupeng¹, TANG Ping¹

1. Aerospace Information Research Institute, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100094, China;

*2. School of Electronic, Electrical and Communication Engineering, University of Chinese Academy of Sciences,
Beijing 101408, China*

Abstract: Knowledge and data are the two main elements that have characterized the development of remote sensing image interpretation for decades. With the continuous enrichment of sensor platforms and rapid breakthroughs in deep learning, big data, multi-modal, and long time-series methodologies, data-driven intelligent remote sensing image interpretation has become a hot research direction in recent years. However, in the deepening and expanding research and applications, the limitations of data-driven methods such as difficult reuse between different scenarios, strong training sample dependence, and weak interpretability are beginning to emerge. Various types of knowledge accumulated in the long-term remote sensing image interpretation practice have the characteristics of objective reality, certainty, scene adaptability, interpretability, etc., which can be complemented with data-driven approaches, and the dual-driven of knowledge and data is becoming a new direction of remote sensing image interpretation. This paper first reviews the major stages in the development of remote sensing image interpretation and the respective roles of knowledge and data in each of these stages. Then the main types of knowledge involved in remote sensing image interpretation are summarized and categorized into fourteen types. The fusion of knowledge and deep learning is an important path to achieve the dual-drive of knowledge and data, and this paper summarizes five categories and fifteen subcategories of knowledge and deep neural network fusion methods with relevant cases. From the perspective of knowledge types, this paper further provides an overview of existing applications of remote sensing interpretation with joint knowledge and data. The effectiveness and capability increment of fusing knowledge and data is demonstrated by the analyses of typical examples. Lastly, this paper gives a systematic prospect on the framework and key techniques for knowledge and data compound driven remote sensing image interpretation.

Key words: remote sensing image interpretation, knowledge driven, data driven, artificial intelligence, knowledge graphs, deep learning, natural resources, review

Supported by National Key Research and Development Program of China (No. 2021YFB3900503)