**引文格式**:张立福,赵淑馨,刘永欣,等.从模型迁移到知识泛化:定量遥感反演中的迁移学习研究进展[J].武汉大学学报(信息科学版),2026,51(8):1630-1645.DOI:10.13203/j.whugis20260044

**Citation**:ZHANG Lifu,ZHAO Shuxin,LIU Yongxin,et al.From Model Transfer to Knowledge Generalization: Research Progress of Transfer Learning in Quantitative Remote Sensing Inversion[J].Geomatics and Information Science of Wuhan University,2026,51(8):1630-1645.DOI:10.13203/j.whugis20260044

# 从模型迁移到知识泛化:定量遥感反演中的迁移学习研究进展

张立福[1,2] 赵淑馨[1,2] 刘永欣[1] 孙雪剑[1] 童庆禧[1]

1 中国科学院空天信息创新研究院,北京,100094

2 中国科学院大学,北京,100049

**摘 要**:遥感定量反演是地表环境监测与资源评估的关键技术。传统反演算法受分布一致性假设的限制,且受限于样本数量少、分布偏移等问题,跨域泛化能力有限。迁移学习为应对上述问题提供了有效途径,并在定量遥感反演中的应用得到广泛关注。首先,系统阐述了迁移学习的基本概念,对协变量偏移、先验偏移与概念偏移三类分布差异及其在遥感中的表现形式等进行了系统分类与总结。接着,从迁移策略角度出发,归纳总结了主流迁移学习方法的研究思路和适用场景。然后,通过对迁移学习在植被、水环境、土壤和大气等领域定量遥感反演场景的文献分析,探讨了迁移学习在定量遥感领域的应用成效,分析了面临的问题和挑战。最后对迁移学习技术的发展趋势进行了展望,以期为今后的相关研究提供参考。

**关键词**:遥感;定量反演;迁移学习;分布偏移;跨域泛化

**中图分类号**:P237 **文献标识码**:A **收稿日期**:2026-02-03

**DOI**:10.13203/j.whugis20260044 **文章编号**:1671-8860(2026)08-1630-16

# From Model Transfer to Knowledge Generalization: Research Progress of Transfer Learning in Quantitative Remote Sensing Inversion

*ZHANG Lifu*[1,2] *ZHAO Shuxin*[1,2] *LIU Yongxin*[1] *SUN Xuejian*[1] *TONG Qingxi*[1]

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

2 University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China

**Abstract**: Quantitative remote sensing inversion aims to estimate surface parameters using satellite observations, which play a crucial role in environmental monitoring and resource assessment. This process involves pixel-level estimation of continuous variables that describe surface structure, function, and state, offering high spatial precision essential for accurate environmental analysis. However, traditional quantitative inversion algorithms often assume consistent distribution between the training and application domains and are heavily reliant on large, representative datasets. As a result, model generalization performance can degrade when faced with spatiotemporal distribution shifts or data scarcity. Transfer learning, an approach that involves transferring knowledge from a source domain to a target domain, offers a promising solution to this problem. This method has gained increasing popularity in the field of quantitative remote sensing as it enables models to adapt to new domains with limited data by leveraging knowledge from similar domains. First, a systematic review of transfer learning applications in quantitative remote sensing inversion is provided, starting with an explanation of the basic concepts of transfer learning. The review classifies and summarizes

**基金项目**:深地国家科技重大专项(2024ZD10021);河北省重大科技支撑计划项目(252S4201D)。

**第一作者**:张立福,博士,研究员,研究方向为高光谱遥感。zhanglf@radi.ac.cn

**通信作者**:刘永欣,博士,助理研究员。liuyongxin@aircas.ac.cn

three main types of distribution shifts: covariate shift, prior shift, and concept shift, and discusses how these shifts manifest in remote sensing. This offers a comprehensive understanding of the challenges and solutions associated with applying transfer learning in this field. Second, a detailed classification and summary of transfer learning solution strategies are provided from a methodological perspective. Third, a literature analysis evaluates the use of transfer learning across various remote sensing domains, including vegetation, aquatic environments, soils, and the atmosphere. The review emphasizes the effectiveness of transfer learning in addressing issues such as data scarcity and domain adaptation, providing valuable insights into the practical challenges and successes encountered. Finally, future trends in transfer learning technology are explored, with suggestions for ongoing research and development to further enhance its applicability in remote sensing tasks.

**Key words**: remote sensing; quantitative retrieval; transfer learning; distribution shift; cross-domain generalization

随着遥感观测技术的不断进步，其为环境监测、灾害预警、生态评估等多领域提供了有力的数据支撑。遥感观测获取的是地物对电磁波的反射辐射或散射信息，需要基于物理模型或统计模型经过一系列的推算反演，才能变成具有明确物理意义的地表参量信息，这一过程称为定量遥感[1]。从任务的输出形式分类，定量遥感涵盖回归、分类、预测、生成等多种典型任务类型，是理解地表过程与支持可持续发展决策的重要依据[2]。

目前，定量遥感反演方法主要分为三类：统计回归法、机理模型法和数据驱动法[1]。统计回归法是早期研究中常用的方法，即先构建具有物理含义的光谱特征或指数，再通过线性或非线性回归建立其与目标参量之间的映射关系；机理模型法则基于辐射传输方程，通过描述电磁辐射在大气、植被冠层、土壤以及水体中的传播、散射、吸收和透射过程，建立遥感观测与地表参量之间的机理性联系；数据驱动法则依托机器学习与深度学习，从大规模数据中学习遥感信号与地表参量之间的复杂非线性映射关系[3-4]。然而，无论是统计回归、机理模型还是数据驱动法，在实际应用中都面临两大共性问题：一是对标注数据的严重依赖制约模型在数据稀缺区域的应用推广；二是不同区域观测条件和环境背景等差异导致数据存在分布偏移，然而现有模型大多建立在分布一致的假设前提下，因此在一个场景构建的模型往往难以适应新的领域，模型跨域泛化能力普遍较弱。

为缓解数据稀缺与分布偏移带来的影响，迁移学习被广泛应用于定量遥感反演，通过利用源域知识提升目标域模型性能[5]。现有研究主要从样本、特征、参数及模型结构等层面设计迁移策略，重点关注如何迁移知识[6]。然而，随着应用场景向跨区域、跨时间和跨传感器不断拓展，研究逐渐表明，迁移效果不仅依赖于方法本身，还取决于被迁移知识是否具备跨场景的稳定性与持续有效性[7]。因此，研究重心正在由迁移方式设计进一步拓展到跨场景稳健迁移能力的探索，即关注知识在不同时间、区域及分布偏移条件下的稳健迁移与有效复用，以实现知识泛化[8-9]。

鉴于现阶段对于迁移学习的理论、方法体系以及其在遥感定量反演领域的应用现状缺乏系统性归纳与总结，本文首先从迁移学习的基本概念出发，介绍了迁移学习的基本概念以及分布偏移的含义与类别；然后对迁移学习进行分类，对各类代表性算法的基本原理、主要方法以及适用场景进行归纳和对比；在此基础上，重点梳理了迁移学习在植被、水环境、土壤、大气等领域遥感定量反演的应用现状；最后归纳迁移学习面临的挑战，并对未来发展进行展望。

## 1　迁移学习的基本概念

### 1.1　迁移学习的定义

迁移学习是机器学习的一个重要分支，它突破了传统方法对数据独立同分布的限制，假设训练数据和测试数据来自不同的分布，提升了模型的适用性和泛化性能[10]。迁移学习主要包括以下基本概念：领域（Domain），是学习的主体，本文用$D$表示。一个领域由数据及其对应的概率分布组成。如果将领域中所有数据的特征空间和标签表示为$x=\{x_1,x_2,\cdots,x_n\}$，$y=\{y_1,y_2,\cdots,y_n\}$，其概率分布为$P(x,y)$，则领域可表示为$D=\{x,y,P(x,y)\}$。迁移学习中至少包含两个领域：源域（source），即含有知识、被迁移的领域；目标域（target），待学习的领域。当源域

与目标域在特征空间、标签空间或其概率分布上存在差异时,则需借助源域知识辅助目标域训练得到模型$f$,使得$f$在目标域上拥有最小的预测误差。

在定量遥感反演问题中,上述定义需要结合具体应用背景加以理解。特征空间$x$通常对应于遥感观测获取的多光谱或高光谱信息,标签空间$y$则表示待反演的地表或大气参数,联合分布$P(x,y)$是用于描述遥感观测数据与目标物理参数之间的统计关系。在实际应用中,由于不同区域、不同时相及不同传感器条件下观测环境和目标特性存在差异,源域与目标域之间往往会出现显著的分布变化,从而成为制约遥感反演模型跨域泛化能力的关键因素。

### 1.2 分布偏移的类型及遥感表现

分布偏移指源域与目标域之间的联合分布差异:$P_s(x,y)\neq P_t(x,y)$。直接将源域模型应用于目标域会导致模型性能大幅下降,即负迁移。根据贝叶斯定理,联合分布$p(x,y)$可拆解为不同的部分:

$$P(x,y)=P(x|y)P(y)=P(y|x)p(x) \quad (1)$$

式中,$P(x)$为边缘分布;$P(y)$为先验分布;$P(x|y)$和$P(y|x)$为条件分布。

基于上述分布不同,分布偏移可相应划分为协变量偏移、先验偏移和概念偏移。表1总结了3种偏移问题的具体表现与应对策略,以及分布差异带来的模型适应性挑战及其应对方法。

**表1 3种分布偏移类型与解决方法**

Table 1 Three Types of Domain Shift and Their Solutions

| 类型 | 描述 | 典型场景 | 常见解决方法 |
|---|---|---|---|
| 协变量偏移 | $P_s(x)\neq P_t(x)$;<br>$P_s(y\|x)=P_t(y\|x)$ | 传感器差异<br>观测条件差异<br>数据预处理方法差异 | 特征对齐[5,11]<br>域不变特征提取[12]<br>数据增强[5] |
| 先验偏移 | $P_s(y)\neq P_t(y)$;<br>$P_s(x\|y)=P_t(x\|y)$ | 区域差异<br>时间变化<br>数据采样方法差异 | 样本重要性动态调整[13]<br>目标伪标签扩增[10]<br>类别/标签分布重校准[5,12] |
| 概念偏移 | $P_s(y\|x)\neq P_t(y\|x)$;<br>$P_s(x)=P_t(x)$ | 生态扰动变化<br>人为活动干扰 | 模型更新与校准转移[12]<br>领域自适应微调[12]<br>物理/先验知识约束[5] |

#### 1.2.1 协变量偏移

协变量偏移指源域与目标域中特征变量$x$的边缘分布不同,即$P_s(x)\neq P_t(x)$,但在给定$x$的情况下的条件分布大致相同,即$P_s(y|x)=P_t(y|x)$。协变量偏移常源于传感器类型、观测条件以及预处理方法差异等。例如,不同遥感平台或传感器由于传感器波段配置、响应函数和空间分辨率不同,导致对同一对象进行同步观测,其光谱的特征分布$P(x)$产生偏移[14],而光谱与地表参数之间的响应关系$P(x|y)$并未改变。

本文借助WASI软件模拟自然场景下的水质光谱数据。考虑到660 nm处于红光敏感区,对叶绿素a(Chlorophyll-a,Chla)具有较强响应,而对有色溶解性有机物和悬浮物等非藻类颗粒的响应较弱,选取该波段用于分布可视化分析,其中$x$表示660 nm处的光谱特征,$y$表示水体的Chla浓度。在协变量偏移模拟的过程中,源域和目标域的水质分布情况完全一致(仅含Chla,且其概率分布相同),两者之间的差异仅来源于观测条件的不同:源域太阳高度角为30°,目标域太阳高度角为60°。图1通过模拟不同太阳高度角下的水质光谱数据,直观展示了660 nm波段处由观测条件引起的协变量偏移。从图1可见,受观测条件影响,源域和目标域在边缘分布$P(x)$上存在明显差异(图1(a)),条件分布$P(y|x)$几乎完全一致(图1(b)),联合分布$P(x,y)$在边缘分布和条件分布的共同影响下,也出现了偏移(图1(c))。

#### 1.2.2 先验偏移

先验偏移指源域和目标域中标签$y$的先验分布不同,即$P_s(y)\neq P_t(y)$,但条件分布相似,即$P_s(x|y)=P_t(x|y)$。在定量遥感反演中,先验偏移常出现于跨区域、跨时间及样本构建策略不同的情境中。例如,不同作物品种或田块中,作物的生物量等参数的含量$P(y)$会有差异,但目标参量和光谱之间的映射关系$P(x|y)$是稳定的;随着季节、气候或治理措施的变化,湖库中的水质浓度会发生系统性变化,也就是边缘分布$P(y)$发生变化;遥感样本采集过程中,受人为采样设计或样本选择等操作的影响,也会导致样本

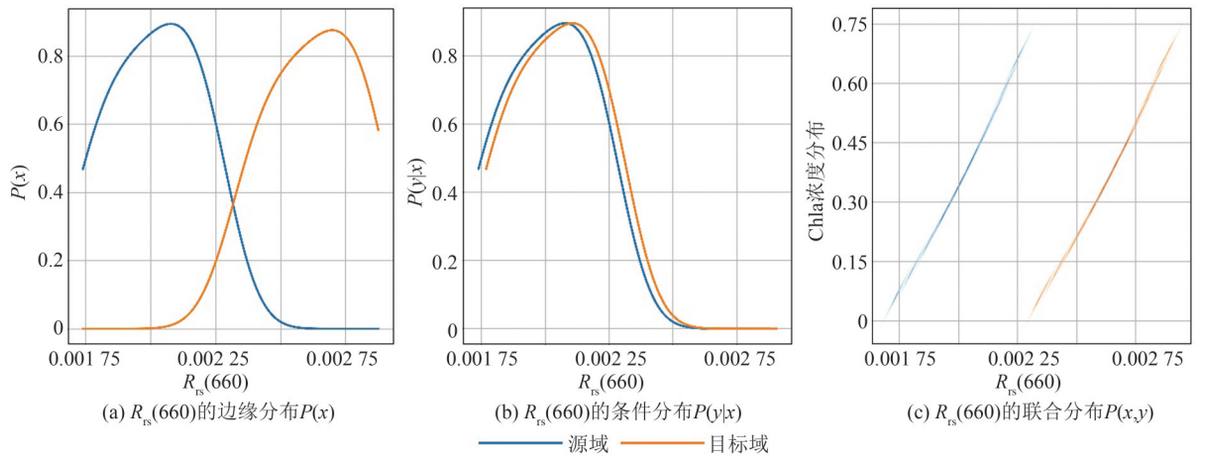



图 1　水质遥感中观测差异所导致的协变量偏移示例

Fig. 1　An Example of Covariate Shift Caused by Observational Differences in Water Quality Remote Sensing

标签分布$P(y)$不均。在WASI中模拟自然场景下水质数据先验偏移情况时,源域$S$和目标域$T$的Chla含量均为1～10 mg/L,根据其浓度划分为低、中、高不同的浓度组(1～3 mg/L为低浓度组,4～6 mg/L为中浓度组,7～10 mg/L为高浓度组),源域和目标域的差异在于各浓度组的占比不同。图2(a)显示了源域和目标域中不同的浓度组的分布情况,先验分布$P(y)$存在显著差异;图2(b)显示了源域和目标域中不同的浓度组数据在660 nm处的条件分布$P(x|y)$,源域和目标域中各浓度组的条件分布完全一致;图2(c)则直接显示了660 nm处联合分布$P(x,y)$的具体情况,表明受源域和目标域先验偏移的影响,联合分布产生明显偏移。

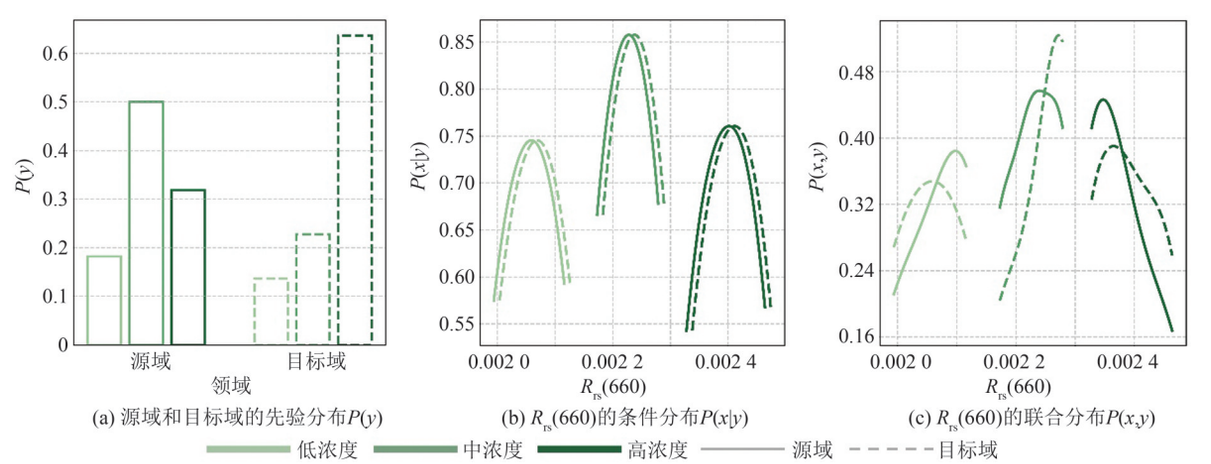



图 2　水质遥感中水质分布差异所导致的先验偏移示例

Fig. 2　An Example of Prior Shifts Caused by Differences in Water Quality Distribution in Water Quality Remote Sensing

### 1.2.3　概念偏移

概念偏移指特征空间与标签间的映射关系不同($P_s(y|x)\neq P_t(y|x)$),但特征的边缘分布相似:($P_s(x)=P_t(x)$),对应于遥感中常见的异物同谱现象。这类偏移广泛存在于环境复杂或生态扰动剧烈的应用场景中。例如,水环境遥感中不同水体类型因主导污染因子的不同,即使遥感反射率近似,其与水质参数的映射规律$P(x|y)$也可能显著不同;在农业遥感领域,同一类作物在不同施肥条件下可能表现出相似的光谱反射率,但光谱与生理参量的映射关系$P(x|y)$却可能因生理代谢差异而不一致。图3展示了模拟数据中概念偏移的情况:源域和目标域的光谱分布$P(x)$完全一致(图3(a)),但是对应的Chla标签存在差异,导致源域和目标域的条件分布$P(y|x)$存在区别(图3(b)),进而影响了源域和目标域的联合分布$P(x,y)$(图3(c))。

## 2　迁移学习的分类

虽然已有不少学者提出过多种迁移学习分类框架,例如,基于标签与任务的关系、迁移学习解决

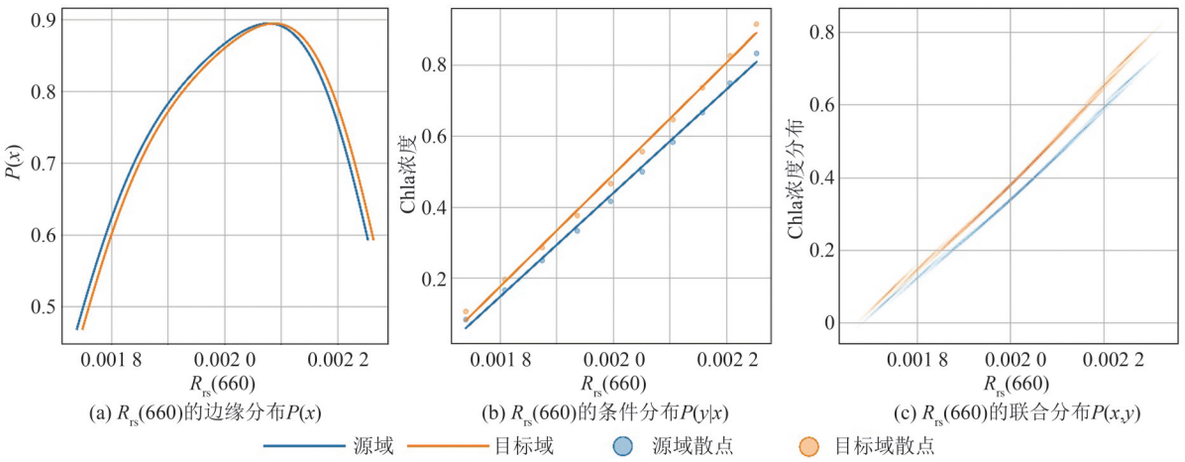



图3 水质遥感中Chla标签分布差异所导致的概念偏移示例

Fig. 3 An Example of Concept Shift Caused by Differences in Chla Label Distribution in Water Quality Remote Sensing

策略、特征空间结构的异同,以及源域数量等多个维度对迁移学习进行分类。但目前尚未形成公认的分类准则。本文从迁移学习策略角度,对迁移学习分为4类:基于实例的迁移学习、基于特征的迁移学习、基于模型的迁移学习和基于关系的迁移学习[12,15]。这几类方法分别对应样本信息复用、特征表示变换、模型参数迁移和结构关系传递等不同思路,共同构成了迁移学习的主要方法体系。尽管上述方法在形式上各有侧重,但其研究目标具有一致性,即提升模型在新场景中的适应能力与泛化能力。随着研究不断深入,迁移学习的关注点也逐渐由如何迁移进一步延伸至知识如何在不同场景中保持稳健迁移,即知识泛化问题。

### 2.1 基于实例的迁移学习

基于实例的迁移学习,顾名思义,直接从样本层面对源域数据做筛选或重构,使得源域和目标域数据的分布尽可能相似,本质上属于数据层面的迁移,强调对已有样本信息的再利用,可视为知识泛化的一种初级形式。该类方法的核心是从源域选择出最有利于迁移的可迁移样本,主要的筛选依据是源域与目标域之间的相似度度量。表2总结了近年来学者提出的相似度度量方法,为后续样本选择和样本加权提供了依据。

**表2 领域相似度度量方法**

Table 2 Domain Similarity Measurement Methods

| 方法类型 | 代表性算法 | 核心思想与特点 |
|---|---|---|
| 距离度量 | 欧氏距离[16-17]、闵可夫斯基距离[17]、马氏距离[17]、*A*-distance[18-19] | 从样本点或特征的空间结构出发,直接衡量两域在特征空间中的“远近”,对量纲与维度敏感,反映的是局部或结构性差异,未直接对应概率分布差异。 |
| 相似度度量 | 余弦相似度[20]、皮尔逊相关系数[17]、Jaccard相似系数[21-23]、希尔伯特-施密特独立性系数[24] | 强调两域特征表示在方向、相关、重叠或统计依赖上的一致程度,该类指标对特征空间定义敏感,更适合作为结构相似性的代理指标,常用于对齐效果评估或相似域筛选。 |
| 概率分布度量 | KLD(Kullback-Leibler divergence)[25]、最大均值差异(maximum mean discrepancy, MMD)[18,26-27]、Jensen-Shannon距离[22] | 以分布差异为核心,直接在概率分布层面度量两域差别,更贴近分布偏移的定义,对样本量、核函数选择等敏感,计算与稳定性受数据规模影响,在迁移学习中为最常用的“域差异”量化指标。 |

#### 2.1.1 样本选择

样本选择法通过相似度度量保留与目标域最接近的一部分源域样本,其余样本则全部丢弃。Kennard-Stone(KS)算法就是一种基于样本距离的筛选方法,常用于代表性样本的选择,虽然该类算法不是专门为迁移学习设计,但在跨域迁移中已被广泛应用[28]。在定量遥感反演中,已有不少研究基于相似性或代表性准则做样本筛选,有效缓解分布差异。如LI等[29]在对冬小麦与夏玉米叶片含水量的估算研究中,应用KS算法筛选目标域代表性样本,实现了跨作物水分含量估算模型的高效迁移。类似的,YU等[30]基于筛选的代表性样本对模型作微调,实现了对内蒙古草地总初级生产力时空分布的跨域高精度模拟研究。近年来,样本选择方法不再局限于传统的相似性筛选,逐渐拓展到主动选样和少样本适配,并被应用于定

量遥感反演领域。该类方法通常基于不确定性、代表性、多样性和分布一致性等准则,从候选样本池中选择信息量较高的样本[31]。其中,不确定性准则强调优先选择模型预测误差较大或置信度较低的样本,代表性准则关注所选样本对整体数据分布的覆盖能力,多样性准则用于减少样本冗余,而分布一致性准则强调训练样本与实际应用场景之间的匹配程度,从而在降低标注成本的同时,优化训练集结构,提升模型的泛化能力与反演精度[32-33]。目前,这类方法已在叶面积指数、叶绿素含量等生物物理参数反演中得到应用,并在主动学习与少样本遥感反演研究中展现出良好潜力[34-35]。

#### 2.1.2　样本权重

样本权重法的核心思想是根据源域和目标域样本的相似性为每个源域样本分配连续权重,相似性越高,样本权重越大,对模型训练的贡献度也就越高。该方法的主要目的是在保留所有源域数据的前提下调整源域数据的权重分布,使加权后的源域分布逼近目标域。目前已经发展了大量样本权重算法,表3显示了典型的样本权重算法及其核心思想和适用场景。TrAdaBoost(Transfer AdaBoost)等典型算法已广泛应用于水质预测、土壤重金属反演等多类环境参数估算任务[36-38],进一步丰富了实例加权迁移学习在环境参数估算领域的应用能力,并显著提升跨域建模能力[39-40]。

**表3　典型的样本权重算法及其原理**

Table 3　Typical Sample-Weighting Algorithms and Their Principles

| 算法 | 原理/机制 |
|---|---|
| 核均值匹配 (kernel mean matching, KMM) | KMM方法在再生核希尔伯特空间中最小化源域与目标域样本的核均值差异,求解每个源域样本的最优权重,从而实现源域加权后与目标域分布的对齐[41-42]。 |
| TrAdaBoost | TrAdaBoost在保留AdaBoost加权迭代机制的基础上,引入对源域与目标域分布差异的判断,通过动态调整样本的权重,使那些与目标域分布差异大的样本在模型训练中影响力减弱[43-44]。 |
| Kullback-Leibler 重要性估计程序 (Kullback-Leibler importance estimation procedure, KLIEP) | KLIEP在协变量偏移下通过优化一个基于KLD的目标函数,在不计算源域和目标域分布的前提下直接学习样本重要性权重[45]。 |
| 多样性规避假邻域迁移学习(diversity avoiding false neighbor Transfer learning, DIAFAN-TL) | 用DIAFAN度量同时衡量每个源域样本在标签空间和特征空间与目标域的相似程度,再把这个相似度转成权重,进而实现基于样本权重的迁移学习[46]。 |
| 基于多目标实例加权的深度迁移学习网络MOTL (multi-objective instance weighting-based deep Transfer Learning network) | 用KLD和MMD分别度量每个源域样本在“预测结果”和“特征分布”上的差异,将二者综合成多目标权重,利用加权后的源域样本重新训练模型[47]。 |

### 2.2　基于特征的迁移学习

基于特征的迁移学习从源域和目标域之间的特征分布差异出发,致力于求解得到一个特征变换$T$,使得特征变换后源域和目标域的分布差异达到最小。相较于实例迁移,特征迁移对领域知识的利用程度更深,强调提取那些不随区域、时间或观测条件的变化而显著改变的稳定表征,可视为知识泛化从样本层面向特征层面的拓展。图4展示了基于特征迁移学习方法的发展脉络。

#### 2.2.1　统计特征对齐

统计特征对齐致力于寻找一种可计算的分布差异度量方法,量化源域和目标域的分布差异,并通过特征变换尽可能减弱两域之间的分布偏移。在定量遥感反演中,受传感器差异、观测条件与环境变化、地物自身变化(如物候更替、冻融过程、水位涨落与岸线变化、藻华暴发/消退等),都会导致同一物理量在源域和目标域的光谱特征产生分布偏移。MMD是统计特征对齐中最常用的量化源域和目标域分布差异的指标。PAN等[48]首次将MMD引入迁移学习中,开创了迁移成分分析法(transfer component analysis, TCA)。在此基础上,又衍生了联合分布适应法等多种统计特征对齐方法[49-51],其核心思路都是通过学习共享特征以减少域间差异。例如,在叶片氮浓度跨数据集估算中,WAN等[52]以EcoSIS光谱库在线数据作为源域、以实测数据作为目标域,采用TCA将两域叶片反射率的特征映射到同一高维潜在空间,使得在源域构建的回归关系能够更稳健地迁移到目标域。

#### 2.2.2　几何特征对齐

几何特征对齐利用子空间结构、投影矩阵、流形路径等方式进行特征对齐,从几何分布出发最小化源域和目标域的分布差异。在遥感定量反演中,当传感器光谱响应差异、成像几何与大气条件变化时,光谱特征的主成分方向往往会发

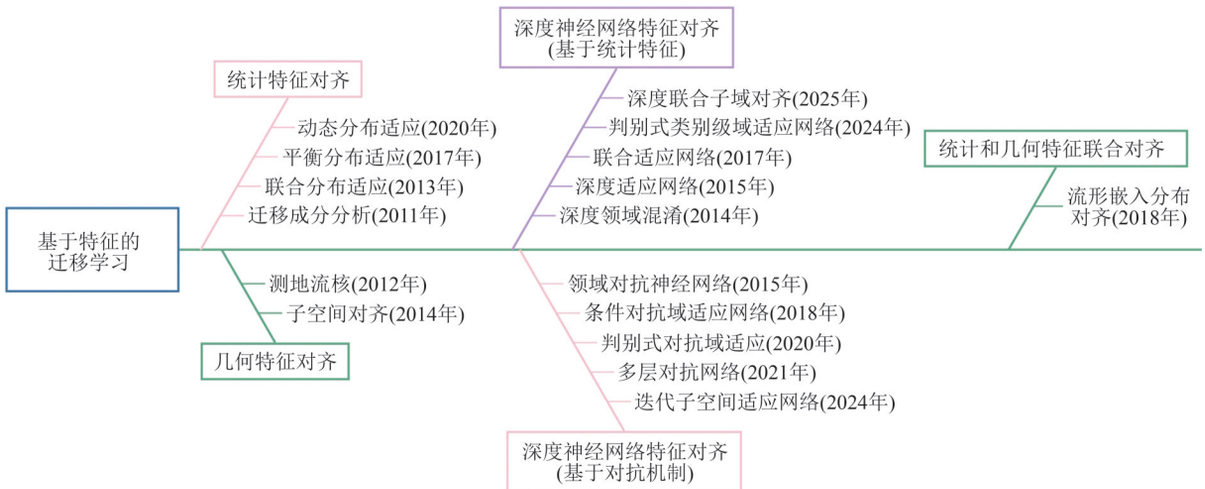



图4 特征迁移学习发展脉络

Fig. 4 Development of Feature Transfer Learning

生旋转或漂移,源域和目标域中低维子空间结构以及样本在高维空间的流形形态也会发生改变。针对这类几何结构偏移,GONG等[53]提出的测地流核方法在Grassmann流形构建测地路径的基础上实现了连续空间下的特征迁移。FERNANDO等[54]提出的子空间对齐方法则直接对齐源域与目标域的子空间投影矩阵,具有较高的计算效率和可解释性。随着研究的深入,不少学者们开始探索将统计特征变换与几何特征变换方法相结合[55]。例如,YANG等[56]在多季节、多品种水稻籽粒含水率跨域估算中,将子空间对齐纳入无监督域适应以对齐源域与目标域的低维子空间,降低了域间差异,从而提高跨季节、跨品种条件下含水率估算的精度。

2.2.3 深度特征对齐

深度特征对齐主要解决方案有两类:基于统计特征的分布对齐和基于对抗训练的分布对齐。基于统计特征的对齐常通过在深层特征上显式构建源域与目标域的分布差异损失函数[57]。近年来,研究重点从全局特征对齐转向条件、类内及子域层面的对齐,衍生出如深度条件自适应网络等新方法[58-60]。例如,LI等[61]提出无监督领域自适应的叶面积指数反演框架,采用MMD损失最小化源域与目标域的分布差异,解决跨传感器反演中的分布不一致问题。

基于对抗训练的对齐方法,如域对抗神经网络通过引入域判别器,以对抗形式使得源域与目标域在深度特征空间中变得难以区分[62]。在定量遥感中,这一方法常用于解决跨传感器、跨分辨率等域间差异问题。例如,LI等[63]在MODIS和Landsat地表反射率的叶面积指数跨域反演中应用了对抗训练机制,成功减少了域间差异,提高了反演精度。

近年来,基于特征的迁移学习已不再局限于显式的统计距离最小化或对抗式特征对齐,而是进一步向自监督预训练和多模态统一表征方向发展。一方面,自监督预训练能够从海量无标注遥感数据中学习跨区域、跨时间和跨传感器的稳定表征,为少样本条件下的下游反演提供基础[64]。另一方面,多模态融合也由早期光学与合成孔径雷达(synthetic aperture radar,SAR)数据的简单拼接,逐步发展为面向光学、SAR、数字高程模型、时间序列、位置编码乃至文本语义信息的统一表征学习[65]。TerraMind等大规模多模态地球观测模型表明,多模态数据特征对齐有助于实现不同模态间的信息互补与任务迁移,为复杂地表参数反演提供更强的表征支撑[66]。

### 2.3 基于模型的迁移学习

基于模型的迁移学习指通过参数共享机制实现知识迁移,其假设条件是:源域和目标域中的模型中存在一些可以共享的通用知识,以模型参数、模型架构等形式编码表示,可以通过冻结或调整部分参数使源域中已学到的表征有效迁移并适配于目标域任务。具体而言,主要分为基于参数共享的迁移学习和基于正则化的迁移学习两类。

2.3.1 参数共享迁移学习

预训练-微调方法是目前最具代表性的基于参数共享的迁移策略,即首先在源域训练基础模型$f_s$,之后在目标域样本上进行再训练。遥感定量反演常面临跨传感器、跨区域、跨季节与环境条件变化,导致光谱与反演参数间的映射关系发生变化。针对这一问题,预训练-微调策略通过保留浅层参数,

微调深层参数,能有效适应目标域的任务。对于深度神经网络,这种方法尤为有效。例如,WANG等[67]成功将基于美国数据训练的卫星红外降水估算模型微调后应用于中国东南部,生成了2012—2021年的高分辨率降水估算产品。

2.3.2　基于正则化的迁移学习

基于正则化的迁移学习则提供了另一种模型迁移途径,该类方法在目标域模型的损失函数中加入与预训练模型保持接近的约束项,使目标域模型的参数不偏离预训练模型太远。这样目标域模型在更新时既能根据自身数据进行适配,又被正则项约束在预训练模型附近,抑制过拟合。在定量遥感反演领域,大量研究表明这类约束有助于减少模型在分布变化下的性能退化,使模型具备更好的跨域泛化能力。例如,针对不同生育时期导致的叶片光谱-参数映射关系变化问题,HUANG等[68]应用了正则化迁移方法,相比直接将源域模型“硬迁移”,正则化迁移显著缓解了跨生育期分布变化带来的性能退化。

近年来,基于模型的迁移学习正在由传统的预训练-微调范式,进一步发展为基础模型驱动的迁移框架。在这一框架下,模型不再只是将某一源任务中的参数迁移到目标任务,而是先在大规模、多源地球观测数据上进行自监督预训练,学习具有通用性的遥感表征,再通过轻量微调完成具体定量反演任务的适配。例如,SatMAE、MMEarth和Prithvi等地理空间基础模型表明,基于大规模地球观测数据的自监督或多模态预训练能够学习可复用的通用遥感表征,并提升模型在多类下游任务中的迁移适应能力[69-71]。在定量遥感反演领域,以SatelliteCalculator为代表的基础模型开始涌现,该类模型通过保留预训练骨干网络的通用表征能力,并结合提示引导适配器和轻量任务解码器,实现多个生态变量的统一估算,进一步推动模型迁移由单任务适配向多任务统一建模转变[72]。

### 2.4　基于关系的迁移学习

基于关系的迁移学习关注的是数据之间的关系,强调在源域和目标域之间如何迁移可以保持内在的关系结构和知识,迁移的对象是数据或概念之间的关系结构。这类方法更加关注结构关系、任务关联和高层语义信息的迁移,能够在更抽象层面表达跨场景共性,因此更接近知识泛化的目标,已在知识图谱、社交网络分析、自然语言处理等领域中有广泛的应用场景。目前在遥感领域,针对分类和识别等任务,已有研究从关系结构可迁移性的角度出发、利用时空关联关系,借助图结构和知识图谱的语义关系实现小样本跨场景的分类与识别[73-75]。然而,对于定量遥感反演的回归任务,关系主要表现为空间邻域关系或时间序列的相似性,缺乏统一和标准化的表征方式,关系层面的信息难以被系统化利用,因此,现阶段基于关系的迁移学习在定量遥感反演领域的应用目前相对较少。

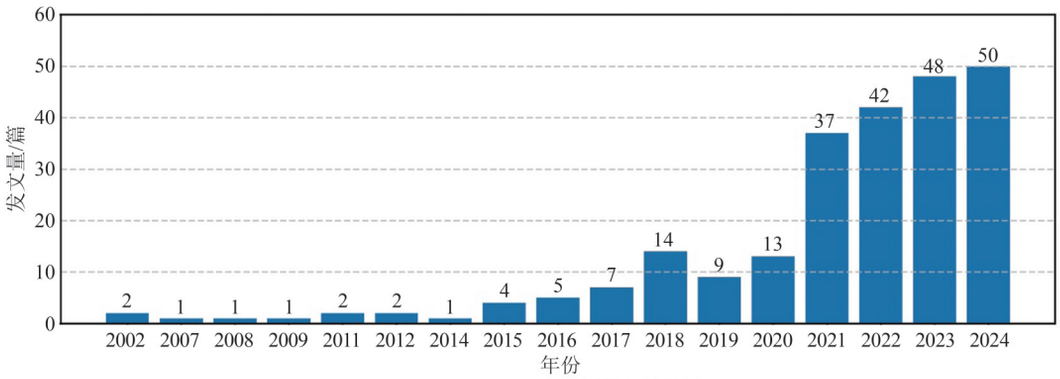
尽管如此,近年来,随着图神经网络、知识图谱以及时空深度学习的发展,关系建模在定量遥感反演中的潜力逐渐受到关注。最新综述指出,未来定量遥感反演模型需要进一步强化物理约束、跨域泛化能力和科学一致性,这与基于关系的迁移学习目标高度一致。因此,基于关系的迁移学习有望成为连接数据驱动模型与物理过程机制的重要桥梁,并推动定量遥感反演由单纯的数据拟合,向结构约束与过程一致性支撑的知识建模方向发展。

## 3　典型定量遥感应用

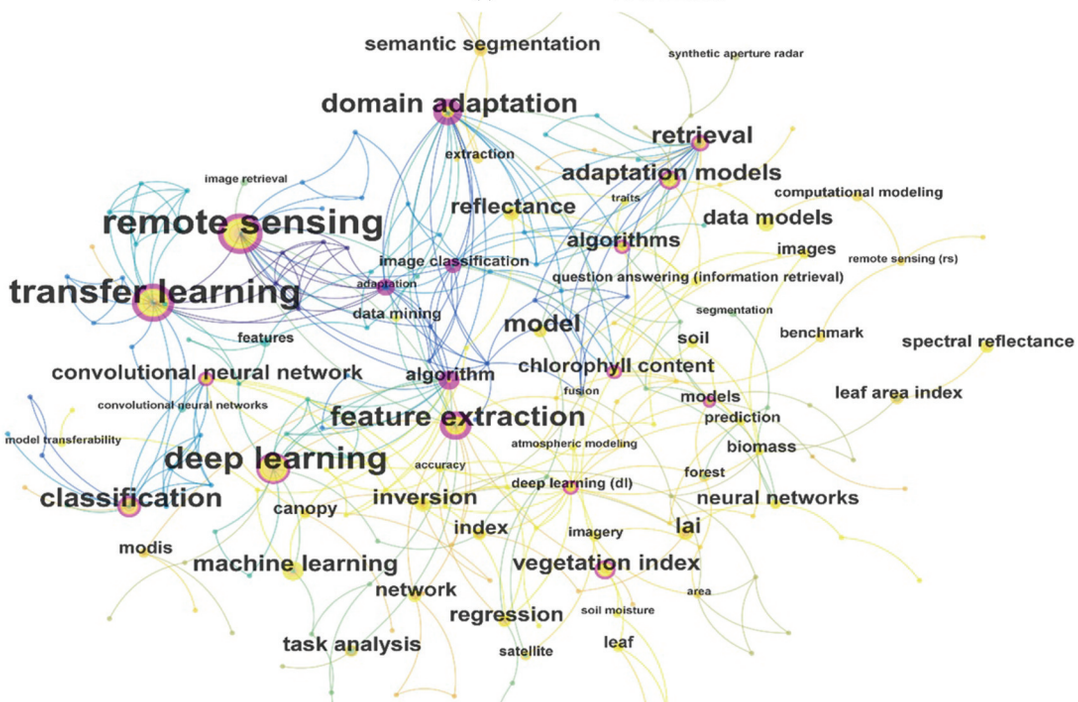
迁移学习方法作为一种跨域知识迁移与共享技术,核心思想是通过在源域与目标域间传递模型参数、特征分布或样本知识,可有效应对目标域数据不足与模型泛化弱的问题,近年来被引入到定量遥感反演中,彰显了其在定量遥感中的潜力[11,76]。图5(a)显示了2000年以来迁移学习在定量遥感反演中的发文趋势,可以看出,自2021年开始,相关研究发文量呈快速上升趋势,2024年达历史峰值,表明迁移学习已成为定量遥感反演领域的研究热点方向。本文以Web of Science为数据源,使用CiteSpace文献计量工具,通过关键词聚类显示出现有论文的主题及关键词[77]。搜索关键词包括transfer learning、remote sensing以及retrieval或inversion或estimation或regression,从而筛选出同时涉及迁移学习方法、遥感技术与参数定量反演的相关文献,共计244篇相关文献。图5(b)显示了所查找文献的关键词聚类情况,可以看出,围绕remote sensing、transfer learning、deep learning等高频关键词,衍生了植被指数、土壤水分、大气模型、叶绿素含量估算等多个应用领域的知识网络。

### 3.1　植被遥感

植被是地球生态系统的核心组成部分,连接土壤圈与大气圈,在全球能量平衡和物质循环中发挥着至关重要的作用。目前,在植被遥感定量反演领域已引入大量迁移学习算法,本质上是为了应对由环境变化、传感器差异、物种与物候期




(a) 2002—2024年发文量统计




(b) 关键词共现网络

图5 2000—2024年基于迁移学习的定量遥感发文量与关键词共现网络

Fig. 5 Publication Trends and Keyword Co-occurrence Network for Transfer Learning-Based Quantitative Remote Sensing from 2000 to 2024

变化引起的分布偏移和地面实测样本获取困难带来的标注稀缺两类问题。

植被遥感中,基于模型的迁移学习以预训练模型为基础,在目标域标注样本不足时,利用少量样本对模型做参数和结构层面的迁移与微调,从而快速实现域适配,并提升反演模型的跨域可迁移性。在叶片水分、叶绿素含量、氮素含量、生物量等不同参数的反演任务上验证了该路线能够显著降低样本成本并提升泛化能力[29,78]。特征迁移学习通过对源域与目标域进行特征对齐,可以缓解因植被类型或环境差异带来的分布偏移,在小样本、跨物种的植被定量遥感反演研究中也存在广泛的应用和推广能力[79]。近年来,也有研究通过参数迁移、特征迁移和实例迁移等多类策略,实现了作物叶片氮、磷、钾含量在不同生育时期之间的跨域估算,表明植被遥感反演模型对跨生育期场景变化的适应性不断提升,并进一步向知识泛化发展[68]。

### 3.2 水环境遥感

水环境定量遥感反演凭借其独特的时空观测优势,为水质状态评估、水质参数反演、藻华预测等多个领域提供了重要技术支撑。现阶段迁移学习在水环境领域的应用多集中于各类水质参数的估算和预测上,所用方法覆盖实例迁移、特征迁移和模型迁移等。

基于模型的迁移方法在水环境遥感领域应用最广泛,将源域中学到的光谱-水质映射关系迁移到目标域,从而实现样本稀缺、光学水体差异显著以及跨流域等条件下的模型复用[33]。模型迁移方法

虽已在水环境定量反演中取得一定进展,但依赖大量源域数据,当源域与目标域在水体类型、水动力条件、人类活动影响等方面差异较大时,无关的源域数据易引发负迁移并增加算力。相比之下,实例迁移学习通过对源域样本进行筛选或加权,优先利用与目标场景更相关的数据,同样缓解了水质监测中模型跨时间、跨数据完整性、跨流域以及标签不足带来的适应性问题。同时,对于非稳态过程,即水质在短时间内因人为污染输入或极端天气而出现突发、剧烈波动的情形下,该方法的预测结果也更为稳定可靠[80]。特征迁移能够直接对数据的特征空间进行操作,在目标域缺失标签数据以及跨观测方式、跨时空、数据不均衡的情境下展现出独特优势[81]。

在上述研究基础上,水环境遥感反演中的知识泛化趋势逐渐显现。与单纯将源域模型参数迁移至目标域不同,相关研究开始将水色光学机理、光学水体类型和固有光学特性等领域知识显式引入模型构建过程。例如,在 Chla 跨域反演中,有研究将水体光学类别嵌入 ResNet 预训练模型,使模型在学习通用 $R_{rs}$-Chla 映射关系的同时编码水色光学先验知识,从而提升其在不同光学类型水体中的迁移适应性[33]。另有研究结合 Forel-Ule 指数与 674 nm 非水体吸收系数构建营养状态评价模型,以跨湖泊可复用的光学特征约束 TSI 估算关系,为未监测湖泊营养状态评价提供了知识泛化案例[82]。

### 3.3　土壤遥感

为满足区域尺度土壤参量(有机质、水分、盐分、质地等)快速制图需求,土壤定量遥感模型通常需要在不同土壤类型、传感器与时相间实现跨域迁移与复用。近年来,各类迁移学习逐渐被引入土壤参数定量反演,以缓解由土壤类型与背景差异、传感器响应差异及时间变化造成的分布偏移问题。

土壤定量遥感领域中,依托大规模土壤光谱库的不断建设与完善,模型迁移方法正日益成为区域土壤参量高精度定量反演研究的主要技术支撑[83]。特征迁移学习算法也在土壤定量遥感反演中展现出良好的应用潜力。特征迁移学习通过特征对齐缓解不同区域、土壤类型与观测条件引起的分布差异,已在土壤厚度预测、塑料污染评估、土壤养分、重金属含量以及土壤污染程度等参数的跨域估算中展现出良好的应用潜力[84-85]。除了单独使用特定类迁移学习方法,也有学者尝试将不同迁移学习策略协同集成,以应对跨区域、跨仪器应用场景下的复杂分布偏移[86]。除迁移策略层面的优化外,土壤定量遥感反演也开始关注可迁移知识来源的合理选择。针对土壤水分估算任务,已有研究以气候相似性作为源域筛选依据,将相似气候区中学习到的土壤水分动态变化规律迁移至数据稀缺区域,为知识泛化提供了新的实现路径[68]。

### 3.4　大气遥感

大气定量遥感是一种利用遥感技术对大气中的各种物理、化学和动力学参数进行定量估算的方法。然而,受区域背景、排放结构、气象条件以及传感器更替影响,使模型在新区域或新传感器上直接应用时会出现性能衰减。迁移学习在该领域主要用于缓解域偏移,并在标注样本稀缺甚至缺失的情况下实现快速域适配,以支撑对气溶胶光学厚度和大气污染物等参数的高效估算。

在大气成分定量遥感反演领域,现有工作多以基于模型的迁移为主,正从小样本标注到完全无标注[87]以及单任务到多任务[88]等应用场景发展,为复杂大气环境监测提供了新的解决思路。此外,迁移学习在大气遥感中的研究正向更具挑战的多参数任务拓展。现有大多研究通常假设源域和目标域的反演参数保持一致,制约了其在复杂、多参数反演任务中的推广。为此,已有学者尝试将其扩展至多参数协同反演[89]。在知识泛化层面,已有研究将辐射传输模型生成的多气溶胶类型、多地表条件模拟数据用于神经网络预训练,并结合全球气溶胶自动观测网实测数据进行迁移微调,使大气辐射传输机理知识转化为可迁移的模型表征,从而实现气溶胶光学厚度与细模态比例的联合反演[90]。

## 4　挑战与未来发展

虽然迁移学习在定量遥感反演中已取得显著进展,但在复杂观测条件和跨场景应用需求下,仍面临一系列关键挑战,主要体现在以下几个方面:首先,覆盖多区域、多尺度及多传感器条件的高质量标准化数据集的缺乏,限制了模型训练与评估的可靠性;其次,源域与目标域之间的分布差异难以精细刻画,缺乏统一的偏移量化与迁移策略选择依据,导致方法应用具有较强盲目性;再次,迁移学习模型普遍存在可解释性不足的问题,其内部迁移机制和决策过程难以揭示,影响模型的可信性与推广能力。此外,现有方法多针对单一任务构建,缺乏跨任务、跨场景的统

一建模能力,难以满足定量遥感反演向通用基础模型发展的需求。与此同时,现有研究大多关注模型性能优化,而对迁移过程中潜在科学规律与共享知识的提炼不足,尚未形成知识驱动迁移与迁移促进知识发现的协同发展框架。

### 4.1 建立遥感实测标准化数据集

源域是迁移学习的基础,源域知识的丰富程度以及和目标域知识的相关性直接决定了迁移学习性能的下限,然而现有公开数据集如GLORIA(global reflectance community dataset for imaging and optical sensing of Aquatic environments)、GHISACONUS(global hyperspectral lmaging spectral-library of agricultural crops for conterminous United States)、KSSL(Kellogg soil survey laboratory)等普遍存在数据获取方法不同、数据质量控制标准不一、极端场景数据类型分布不全面等问题[91-93]。以目前最具代表性的全球水体高光谱数据库之一GLORIA数据集为例,该数据集存在以下不足:首先,测量仪器存在差异,光谱范围不统一;其次,在水体光学类型覆盖上,虽然GLORIA覆盖全部13类水体,但分布不均,对第1类(超富营养化水体)和第11类(蓝藻占优且有色溶解性有机物含量较高的水体)的数据仅为28条和11条;在空间分布上,采样点分布严重不均匀,集中度高,对于高原、半干旱地区、极地等地区则几乎没有覆盖。其他领域公开数据集也同样存在上述问题,建议未来在多个应用领域建立公开的、跨区域、跨场景、跨传感器的标准化数据集,以便评估不同迁移学习方法的性能扩展在不同领域的应用。

### 4.2 发展基于偏移特征的迁移策略选择框架

源域和目标域只有在足够相似且任务相关时才具备迁移价值,但现有领域相似度评估多基于区域、传感器、季节差异的经验描述,停留在定性判断层面,缺乏可操作、可对比的定量化指标体系。即便部分研究引入了统计学度量方法,也往往仅对整体分布差异进行刻画,难以从协变量偏移、概念偏移与先验偏移等不同偏移类型及其强度出发进行分解评估,从而无法回答偏移有哪些、强度有多大这一关键问题。偏移定量化描述不细致,进一步导致了当前迁移学习方法的选择通常依赖经验性判断,或采用多种方法选最优的试错策略。在什么样的偏移条件下,哪类迁移学习方法更优、稳定性更好这一关键科学问题仍未解答。未来研究中应首先明确源域和目标域之间的偏移类型及强度,形成可复现、可对比的多维度偏移表征。并进一步将偏移特征与迁移方法选择建立映射关系,从而显著降低模型选择的试错成本,为迁移学习在定量遥感反演中的可靠应用提供更坚实的理论与工程支撑。

### 4.3 提升迁移学习可解释性

现有的迁移学习算法,尤其是基于模型的迁移学习算法,大多是“黑箱”模型,其内部的迁移过程难以直观解释,削弱了模型的可信度及推广价值。现有的可解释人工智能技术,一种是在建模时就引入透明结构,使得模型本身就具有可解释性;另一种是对模型的预测结果做解释,也就是建模后解释。然而,上述两类方法均存在一些共性问题和挑战[94]:首先,缺乏统一的评价标准解释结果的质量或可信度,以致模型可解释性难以量化评估;其次,大多方法仅提供相关性解释,无法推断因果关系,对特征间的交互作用解释能力有限。此外,诸如广义加性模型[95]、与模型无关的局部可解释方法[96]等建模后解释方法通常关注模型的某一层面(宏观或微观)的局部性解释,难以全面揭示模型内部机制[94]。基于此,未来应从以下3个方面做改进[97]:一是构建一致的可解释性评估框架与指标,使模型解释具备可比性;二是联合全局与局部解释法,从多个层面提升对模型内部推理和特征交互过程的理解能力;三是发展计算耗费小且多领域适配的模型解释工具,以实现跨任务、跨场景的稳定应用。

### 4.4 发展定量遥感领域的通用基础模型

现有基于迁移学习的定量遥感多局限于单任务,缺乏多任务、跨领域协同建模能力。事实上,遥感观测的本质是电磁波辐射传输过程的结果,水体、植被、土壤、大气等地物均遵循相似的辐射传输规律,不同反演任务在光谱特征上具有共享性,在反演参数之间也表现出一定的相关性。尽管近期提出的AEF(AlphaEarth Foundations)模型尝试通过多源、多模态数据学习全球一致的通用嵌入表征,Alliance模型也进一步引入光谱-空间-频率联合感知机制,以增强遥感影像多域特征表达能力,但这类基础模型的嵌入特征与具体地表参数、辐射传输过程及物理机制之间的对应关系仍不够明确,可解释性相对有限,在分布外样本、极端场景及定量反演任务中的稳健性仍有待进一步验证[98-99]。因此,未来有必要利用迁移学习在大规模跨域数据中学习共享底层光谱特征,基于这一通用表征在多任务间实现知识的协同利用与多参数联合反演,逐步发展出适用于不同领域且具备强泛化性与可扩展性的基础模型,为多源、多尺度定量遥感应用开辟新

路径。

### 4.5　构建模型迁移与知识发现的双向协同机制

当前定量遥感中的迁移学习研究,大多仍以模型性能提升为核心目标,更多关注如何实现模型参数、特征表示或样本分布的跨域适配,而对迁移过程中所蕴含的物理机制与科学规律挖掘不足。事实上,定量遥感反演不仅是一个数据驱动的问题,更涉及复杂地物过程、辐射传输机制及环境演化规律的表达与认知。一方面,已有研究尚缺乏将辐射传输机理、地球系统过程等领域知识有效融入迁移学习框架的方法,导致模型虽然能够实现跨场景迁移,但其迁移过程缺乏物理约束与科学可解释性;另一方面,现有迁移学习方法也较少关注迁移过程中隐含知识的提炼与反馈,即如何利用跨区域、跨传感器、跨任务学习过程中形成的共享表征,进一步发现不同场景之间潜在的共性规律与演化机制。因此,未来有必要构建机理知识指导模型迁移与迁移学习促进知识发现的双向协同框架,推动定量遥感领域从经验建模向科学认知驱动转型的发展方向[100]。

## 5　结　语

本文系统阐述了迁移学习在定量遥感中的研究进展。迁移学习作为一种新兴技术,能够在知识复用的基础上缓解定量遥感反演中的样本不足、跨域模型泛化能力下降以及模型重建与校准成本高等共性问题,在植被、水体、土壤及大气等参数反演中展现出巨大潜力。但仍然存在一些不足,未来通过公开数据构建、多维偏移量化、迁移策略选择、模型解释、基础模型构建、迁移知识提取等,有望进一步提升迁移学习的适应性与跨域泛化能力,推动迁移学习在大尺度环境监测、气候变化研究及资源管理等领域的深入发展,使迁移学习在相关领域发挥更大作用。

## 参　考　文　献


[1] 杨倩倩, 靳才溢, 李同文, 等. 数据驱动的定量遥感研究进展与挑战[J]. 遥感学报, 2022, 26(2): 268-285.
YANG Qianqian, JIN Caiyi, LI Tongwen, et al. Research Progress and Challenges of Data-Driven Quantitative Remote Sensing[J]. *Journal of Remote Sensing*, 2022, 26(2): 268-285.

[2] YU Z Y, IDRIS M Y I, WANG H, et al. From Physics to Foundation Models: A Review of AI-Driven Quantitative Remote Sensing Inversion[PP/OL]. arXiv (2025-07-11)[2025-08-22]. https://doi.org/10.48550/arXiv.2507.09081.

[3] 马秀梅, 周可法, 王金林, 等. 高光谱遥感定量反演成矿元素含量的研究进展[J]. 地质找矿论丛, 2018, 33(4): 644-650.
MA Xiumei, ZHOU Kefa, WANG Jinlin, et al. Hyperspectral Remote Sensing Quantitative Inversion of Ore-Forming Element Content[J]. *Contributions to Geology and Mineral Resources Research*, 2018, 33(4): 644-650.

[4] 成永生, 周瑶. 土壤重金属高光谱遥感定量监测研究进展与趋势[J]. 中国有色金属学报, 2021, 31(11): 3450-3467.
CHENG Yongsheng, ZHOU Yao. Research Progress and Trend of Quantitative Monitoring of Hyperspectral Remote Sensing for Heavy Metals in Soil[J]. *The Chinese Journal of Nonferrous Metals*, 2021, 31(11): 3450-3467.

[5] MA Y C, CHEN S, ERMON S, et al. Transfer Learning in Environmental Remote Sensing[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2024, 301: 113924.

[6] GHOLIZADE M, SOLTANIZADEH H, RAHMANIMANESH M, et al. A Review of Recent Advances and Strategies in Transfer Learning[J]. *International Journal of System Assurance Engineering and Management*, 2025, 16(3): 1123-1162.

[7] ZHANG W, DENG L F, ZHANG L, et al. A Survey on Negative Transfer[J]. *IEEE/CAA Journal of Automatica Sinica*, 2023, 10(2): 305-329.

[8] WANG J D, LAN C L, LIU C, et al. Generalizing to Unseen Domains: A Survey on Domain Generalization[J]. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 2023, 35(8): 8052-8072.

[9] ZHOU K Y, LIU Z W, QIAO Y, et al. Domain Generalization: A Survey[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2023, 45(4): 4396-4415.

[10] YU F C, XIU X C, LI Y H. A Survey on Deep Transfer Learning and Beyond[J]. *Mathematics*, 2022, 10(19): 1-27.

[11] NIKZAD-LANGERODI R, ANDRIES E. A Chemometrician's Guide to Transfer Learning[J]. *Journal of Chemometrics*, 2021, 35(11): e3373.

[12] BASHATH S, PERERA N, TRIPATHI S, et al. A Data-Centric Review of Deep Transfer Learning with Applications to Text Data[J]. *Information Sciences: An International Journal*, 2022, 585: 498-528.

[13] WANG M, JIANG H Y, SHI T Y, et al. PSR-Nets: Deep Neural Networks with Prior Shift Regularization for PET/CT Based Automatic, Accurate, and Cali-

brated Whole-Body Lymphoma Segmentation[J]. *Computers in Biology and Medicine*, 2022, 151: 106215.

[14] PANG S L, SUN L, TIAN Y N, et al. Convolutional Neural Network-Driven Improvements in Global Cloud Detection for Landsat 8 and Transfer Learning on Sentinel-2 Imagery[J]. *Remote Sensing*, 2023, 15(6): 1706.

[15] IMAN M, ARABNIA H R, RASHEED K. A Review of Deep Transfer Learning and Recent Advancements[J]. *Technologies*, 2023, 11(2): 40.

[16] COVER T, HART P. Nearest Neighbor Pattern Classification[J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 1967, 13(1): 21-27.

[17] 章永来, 周耀鉴. 聚类算法综述[J]. 计算机应用, 2019, 39(7): 1869-1882.
ZHANG Yonglai, ZHOU Yaojian. Review of Clustering Algorithms[J]. *Journal of Computer Applications*, 2019, 39(7): 1869-1882.

[18] BEN-DAVID S, BLITZER J, CRAMMER K, et al. A Theory of Learning from Different Domains[J]. *Machine Learning*, 2010, 79(1): 151-175.

[19] BEN-DAVID S, BLITZER J, CRAMMER K, et al. Analysis of Representations for Domain Adaptation[C]// The 20th Annual Conference on Neural Information Processing Systems, Vancouver, British Columbia, Canada, 2007.

[20] SALTON G, WONG A, YANG C S. A Vector Space Model for Automatic Indexing[J]. *Communications of the ACM*, 1975, 18(11): 613-620.

[21] ENDRES D M, SCHINDELIN J E. A New Metric for Probability Distributions[J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2003, 49(7): 1858-1860.

[22] LIN J. Divergence Measures Based on the Shannon Entropy[J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 1991, 37(1): 145-151.

[23] NIELSEN F. On the Jensen-Shannon Symmetrization of Distances Relying on Abstract Means[J]. *Entropy*, 2019, 21(5): 485.

[24] PFISTER N, BÜHLMANN P, SCHÖLKOPF B, et al. Kernel-Based Tests for Joint Independence[J]. *Journal of the Royal Statistical Society: Series B (Statistical Methodology)*, 2018, 80(1): 5-31.

[25] VAN ERVEN T, HARREMOS P. Rényi Divergence and Kullback-Leibler Divergence[J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2014, 60(7): 3797-3820.

[26] BORGWARDT K M, GRETTON A, RASCH M J, et al. Integrating Structured Biological Data by Kernel Maximum Mean Discrepancy[J]. *Bioinformatics*, 2006, 22(14): e49-e57.

[27] SRIPERUMBUDUR B K, GRETTON A, FUKUMIZU K, et al. Hilbert Space Embeddings and Metrics on Probability Measures[J]. *Journal of Machine Learning Research*, 2010, 11: 1517-1561.

[28] SHEN Z F, RAMIREZ-LOPEZ L, BEHRENS T, et al. Deep Transfer Learning of Global Spectra for Local Soil Carbon Monitoring[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2022, 188: 190-200.

[29] LI Z P, CHENG Q, CHEN L, et al. Novel Spectral Indices and Transfer Learning Model in Estimat Moisture Status Across Winter Wheat and Summer Maize[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2025, 229: 109762.

[30] YU R Y, YAO Y J, TANG Q X, et al. Transfer Learning in Junction with a Light Use Efficiency Model for Estimating Grassland Gross Primary Production[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2025, 18: 9738-9754.

[31] BERGER K, RIVERA CAICEDO J P, MARTINO L, et al. A Survey of Active Learning for Quantifying Vegetation Traits from Terrestrial Earth Observation Data[J]. *Remote Sensing*, 2021, 13(2): 287.

[32] AMITRANO D, CICALA L, DE MIZIO M, et al. UAV Hyperspectral Characterization of Vegetation Using Entropy-Based Active Sampling for Partial Least Square Regression Models[J]. *Applied Sciences*, 2023, 13(8): 4812.

[33] ZHAO S X, LIU Y X, ZHANG L F, et al. A Few-Shot ResNet Transfer Learning Method for Robust Chlorophyll-a Retrieval in Optically-Variable Waters Under Distribution Shift and Data Scarcity[J]. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2026, 149: 105294.

[34] TSELE P, RAMOELO A. Hybrid Retrieval of Grass Biophysical Variables Based on Radiative Transfer, Active Learning and Regression Methods Using Sentinel-2 Data in Marakele National Park[J]. *Geocarto International*, 2024, 39(1): 2387087.

[35] DE CLERCK E, KOVÁCS D D, BERGER K, et al. Optimizing Hybrid Models for Canopy Nitrogen Mapping from Sentinel-2 in Google Earth Engine[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2024, 218: 530-545.

[36] CHEN D H, WANG B Y, YANG X, et al. Improving Recognition Accuracy of Pesticides in Groundwater by Applying TrAdaBoost Transfer Learning Method[J]. *Sensors*, 2023, 23(8): 3856.

[37] HUANG S B, WANG R, YU Y D, et al. Construction and Application of Effluent Quality Prediction Model with Insufficient Data Based on Transfer Learning Algorithm in Wastewater Treatment Plants [J]. *Biochemical Engineering Journal*, 2023, 191: 108807.

[38] YANG Y, TIAN Q Z, BAI H, et al. Time-Domain Transfer Learning for Accurate Heavy Metal Concentration Retrieval Using Remote Sensing and TrAdaBoost Algorithm: A Case Study of Daxigou, China[J]. *Water*, 2024, 16(10): 1439.

[39] GUPTA S, BI J Z, LIU Y, et al. ISTRBoost: Importance Sampling Transfer Regression Using Boosting [PP/OL]. arXiv (2022-04-26)[2025-12-09]. https://doi.org/10.48550/arXiv.2204.12044.

[40] HE H X, KHOSHELHAM K, FRASER C. A Multiclass TrAdaBoost Transfer Learning Algorithm for the Classification of Mobile LiDAR Data [J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2020, 166: 118-127.

[41] HUANG J, SMOLA A J, GRETTON A, et al. Correcting Sample Selection Bias by Unlabeled Data [C]//The 20th Annual Conference on Neural Information Processing Systems, Vancouver, British Columbia, Canada, 2007.

[42] LONG M S, ZHU H, WANG J M, et al. Deep Transfer Learning with Joint Adaptation Networks[PP/OL]. V2. arXiv (2017-08-17)[2025-06-10]. https://doi.org/10.48550/arXiv.1605.06636.

[43] DAI W Y, YANG Q, XUE G R, et al. Boosting for Transfer Learning [C]//The 24th International Conference on Machine Learning, Corvalis, Oregon, USA, 2007.

[44] YAO Y, DORETTO G. Boosting for Transfer Learning with Multiple Sources[C]// IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, San Francisco, CA, USA, 2010.

[45] SUGIYAMA M, NAKAJIMA S, KASHIMA H, et al. Direct Importance Estimation with Model Selection and Its Application to Covariate Shift Adaptation[C]//The 21st International Conference on Neural Information Processing Systems, Vancouver, Columbia, Canada, 2007.

[46] MOLINA-CABANILLAS M A, JIMÉNEZ-NAVARRO M J, ARJONA R, et al. DIAFAN-TL: An Instance Weighting-Based Transfer Learning Algorithm with Application to Phenology Forecasting[J]. *Knowledge-Based Systems*, 2022, 254: 109644.

[47] LEE K, HAN S, PHAM V H, et al. Multi-objective Instance Weighting-Based Deep Transfer Learning Network for Intelligent Fault Diagnosis[J]. *Applied Sciences*, 2021, 11(5): 2370.

[48] PAN S J, TSANG I W, KWOK J T, et al. Domain Adaptation via Transfer Component Analysis [J]. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 2011, 22(2): 199-210.

[49] LONG M S, WANG J M, DING G G, et al. Transfer Feature Learning with Joint Distribution Adaptation [C]// IEEE International Conference on Computer Vision, Sydney, New South Wales, Australia, 2013.

[50] WANG J D, CHEN Y Q, HAO S J, et al. Balanced Distribution Adaptation for Transfer Learning[C]// IEEE International Conference on Data Mining (ICDM), New Orleans, LA, USA, 2017.

[51] WANG J D, CHEN Y Q, FENG W J, et al. Transfer Learning with Dynamic Distribution Adaptation[J]. *ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology*, 2020, 11(1): 1-25.

[52] WAN L, ZHOU W J, HE Y, et al. Combining Transfer Learning and Hyperspectral Reflectance Analysis to Assess Leaf Nitrogen Concentration Across Different Plant Species Datasets[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2022, 269: 112826.

[53] GONG B Q, SHI Y, SHA F, et al. Geodesic Flow Kernel for Unsupervised Domain Adaptation[C]// IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Providence, RI, USA, 2012.

[54] FERNANDO B, HABRARD A, SEBBAN M, et al. Subspace Alignment for Domain Adaptation[PP/OL]. V2. arXiv (2014-10-23)[2025-08-22]. https://doi.org/10.48550/arXiv.1409.5241.

[55] WANG J D, FENG W J, CHEN Y Q, et al. Visual Domain Adaptation with Manifold Embedded Distribution Alignment[PP/OL]. V2. arXiv (2018-07-28)[2025-06-10]. https://doi.org/10.48550/arXiv.1807.07258.

[56] YANG M D, HSU Y C, LIU T T, et al. Enhancing Grain Moisture Prediction in Multiple Crop Seasons Using Domain Adaptation AI[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2025, 231: 110058.

[57] TZENG E, HOFFMAN J, ZHANG N, et al. Deep Domain Confusion: Maximizing for Domain Invariance[PP/OL]. arXiv (2014-12-10)[2025-06-10]. https://doi.org/10.48550/arXiv.1412.3474.

[58] GE P F, REN C X, XU X L, et al. Unsupervised Domain Adaptation via Deep Conditional Adaptation Network[J]. *Pattern Recognition*, 2023, 134: 109088.

[59] ZHONG Z Z, WANG D Y, ZHOU Q, et al. Deep Joint Subdomain Alignment for Unsupervised Domain Adaptation[J]. *Expert Systems with Applica-*

*tions*, 2025, 262: 125602.

[60] LIN H W, TSAI Y, LIN H J, et al. Unsupervised Domain Adaptation with Deep Network Based on Discriminative Class-Wise MMD[J]. *AIMS Mathematics*, 2024, 9(3): 6628-6647.

[61] LI J, XIAO Z Q, SUN R, et al. Retrieval of the Leaf Area Index from Visible Infrared Imaging Radiometer Suite (VIIRS) Surface Reflectance Based on Unsupervised Domain Adaptation[J]. *Remote Sensing*, 2022, 14(8): 1826.

[62] TANG H, JIA K. Discriminative Adversarial Domain Adaptation[J]. *Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence*, 2020, 34(4): 5940-5947.

[63] LI J, XIAO Z Q, SUN R, et al. Retrieval of Leaf Area Index from the Landsat Surface Reflectance Using Multi-task Adversarial Transfer Learning[J]. *International Journal of Digital Earth*, 2025, 18(1): 2520002.

[64] MARSOCCI V, AUDEBERT N. Cross-Sensor Self-Supervised Training and Alignment for Remote Sensing [PP/OL]. V2. arXiv (2025-06-24)[2025-08-22]. https://doi.org/10.48550/arXiv.2405.09922.

[65] ZHOU G Q, QIAN L H, GAMBA P. Advances on Multimodal Remote Sensing Foundation Models for Earth Observation Downstream Tasks: A Survey [J]. *Remote Sensing*, 2025, 17(21): 3532.

[66] JAKUBIK J, YANG F, BLUMENSTIEL B, et al. TerraMind: Large-Scale Generative Multimodality for Earth Observation[C]// IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV), Honolulu, HI, USA, 2025.

[67] WANG C G, TANG G Q, XIONG W T, et al. Infrared Precipitation Estimation Using Convolutional Neural Network for FengYun Satellites[J]. *Journal of Hydrology*, 2021, 603: 127113.

[68] HUANG Y R, CHEN W Q, TAN W, et al. Transfer Learning for Enhancing the Generality of Leaf Spectroscopic Models in Estimating Crop Foliar Nutrients Across Growth Stages[J]. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2025, 139: 104481.

[69] JAKUBIK J, ROY S, PHILLIPS C E, et al. Foundation Models for Generalist Geospatial Artificial Intelligence[PP/OL]. V2. arXiv (2023-11-08)[2026-04-24]. https://doi.org/10.48550/arXiv.2310.18660.

[70] NEDUNGADI V, KARIRYAA A, OEHMCKE S, et al. MMEarth: Exploring Multi-modal Pretext Tasks for Geospatial Representation Learning[PP/OL]. V2. arXiv (2024-07-29)[2025-08-22]. https://doi.org/10.48550/arXiv.2405.02771.

[71] BURKE M, CONG Y Z, ERMON S, et al. SatMAE: Pre-Training Transformers for Temporal and Multi-spectral Satellite Imagery[C]//Advances in Neural Information Processing Systems 35, New Orleans, Louisiana, USA, 2022.

[72] YU Z Y, IDRIS M Y I, WANG P. SatelliteCalculator: A Multi-task Vision Foundation Model for Quantitative Remote Sensing Inversion[PP/OL]. arXiv (2025-04-18)[2026-01-24]. https://doi.org/10.48550/arXiv.2504.13442.

[73] QIN X L, YANG J, LI P X, et al. A Novel Relational-Based Transductive Transfer Learning Method for PolSAR Images via Time-Series Clustering[J]. *Remote Sensing*, 2019, 11(11): 1358.

[74] ZHANG Y X, LI W, ZHANG M M, et al. Graph Information Aggregation Cross-Domain Few-Shot Learning for Hyperspectral Image Classification[J]. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 2024, 35(2): 1912-1925.

[75] LI Y S, KONG D Y, ZHANG Y J, et al. Robust Deep Alignment Network with Remote Sensing Knowledge Graph for Zero-Shot and Generalized Zero-Shot Remote Sensing Image Scene Classification [J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2021, 179: 145-158.

[76] ZHAO Z H, ALZUBAIDI L, ZHANG J L, et al. A Comparison Review of Transfer Learning and Self-Supervised Learning: Definitions, Applications, Advantages and Limitations[J]. *Expert Systems with Applications*, 2024, 242: 122807.

[77] 胡泽文, 孙建军, 武夷山. 国内知识图谱应用研究综述[J]. 图书情报工作, 2013, 57(3): 131-137.
HU Zewen, SUN Jianjun, WU Yishan. Research Review on Application of Knowledge Mapping in China [J]. *Library and Information Service*, 2013, 57(3): 131-137.

[78] XIAO Q L, TANG W T, ZHANG C, et al. Spectral Preprocessing Combined with Deep Transfer Learning to Evaluate Chlorophyll Content in Cotton Leaves[J]. *Plant Phenomics*, 2022, 2022: 9813841.

[79] ZHANG S H, QI X H, DUAN J Z, et al. Comparison of Attention Mechanism-Based Deep Learning and Transfer Strategies for Wheat Yield Estimation Using Multisource Temporal Drone Imagery [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2024, 62: 4407723.

[80] CHEN S Y, HUANG J L, WANG P, et al. A Coupled Model to Improve River Water Quality Prediction Towards Addressing Non-stationarity and Data Limitation[J]. *Water Research*, 2024, 248: 120895.

[81] CHEN X L, SUN W, JIANG T, et al. Enhanced Prediction of River Dissolved Oxygen Through Feature- and Model-Based Transfer Learning[J]. *Journal of Environmental Management*, 2024, 372: 123310.

[82] LIU Y X, WU H, WANG S L, et al. Evaluation of Trophic State for Inland Waters Through Combining Forel-Ule Index and Inherent Optical Properties[J]. *Science of the Total Environment*, 2022, 820: 153316.

[83] LIU L F, JI M, BUCHROITHNER M. Transfer Learning for Soil Spectroscopy Based on Convolutional Neural Networks and Its Application in Soil Clay Content Mapping Using Hyperspectral Imagery [J]. *Sensors*, 2018, 18(9): 3169.

[84] CAI H T, LIU J, CHEN J Y, et al. Soil Nutrient Information Extraction Model Based on Transfer Learning and near Infrared Spectroscopy[J]. *Alexandria Engineering Journal*, 2021, 60(3): 2741-2746.

[85] HUANG J Y, LENG G, LIU S Y, et al. Multi-scale Transfer Learning Improves Soil Calcium Carbonate Equivalent Measurement in Data-Limited Regions Using vis-NIR Spectroscopy[J]. *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, 2025, 263: 105436.

[86] ZHANG J X, WANG M Y, YING H, et al. A Partial Transfer Component Regression Framework for Standard-Free Calibration Transfer of NIR Spectroscopic Data for Soil Analysis[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2024, 223: 109015.

[87] NJAIME M, ABDALLAH F, SNOUSSI H, et al. Transfer Learning Based Solution for Air Quality Prediction in Smart Cities Using Multi-modal Data [J]. *International Journal of Environmental Science and Technology*, 2025, 22(3): 1297-1312.

[88] FU D S, SHI H R, GUEYMARD C A, et al. A Deep-Learning and Transfer-Learning Hybrid Aerosol Retrieval Algorithm for FY4-AGRI: Development and Verification over Asia[J]. *Engineering*, 2024, 38: 164-174.

[89] JAIRI I, BEN-OTHMAN S, CANIVET L, et al. Enhancing Air Pollution Prediction: A Neural Transfer Learning Approach Across Different Air Pollutants[J]. *Environmental Technology & Innovation*, 2024, 36: 103793.

[90] TANG C Q, SHI C, LETU H S, et al. Development of a Hybrid Algorithm for the Simultaneous Retrieval of Aerosol Optical Thickness and Fine-Mode Fraction from Multi-spectral Satellite Observation Combining Radiative Transfer and Transfer Learning Approaches [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2025, 319: 114619.

[91] LEHMANN M K, GURLIN D, PAHLEVAN N, et al. GLORIA—A Globally Representative Hyperspectral in Situ Dataset for Optical Sensing of Water Quality[J]. *Scientific Data*, 2023, 10: 100.

[92] BASENER B. Classifying Crop Types Using Gaussian Bayesian Models and Neural Networks on Ghisaconus USGS Data from NASA Hyperspectral Satellite Imagery[C]//The 12th Workshop on Hyperspectral Imaging and Signal Processing: Evolution in Remote Sensing, Rome, Italy, 2022.

[93] SHEPHERD K D, FERGUSON R, HOOVER D, et al. A Global Soil Spectral Calibration Library and Estimation Service [J]. *Soil Security*, 2022, 7: 100061.

[94] AYSEL H I, CAI X H, PRUGEL-BENNETT A. Explainable Artificial Intelligence: Advancements and Limitations[J]. *Applied Sciences*, 2025, 15(13): 7261.

[95] ALIKHANOVA S, TARANTINO C, BULL J W. Tracking Vegetation Dynamics in Drylands with MSAVI: Insights from the South Aral Sea [J]. *Earth Systems and Environment*, 2026, 10(2): 1687-1699.

[96] GUI S D, LI J M, CHEN G P, et al. Identification of Abandoned Cropland and Global-Local Driving Mechanism Analysis via Multi-source Remote Sensing Data and Multi-objective Optimization[J]. *Remote Sensing*, 2025, 17(17): 3086.

[97] WIRATSIN I O, RAGKHITWETSAGUL C. Effectiveness of Explainable Artificial Intelligence (XAI) Techniques for Improving Human Trust in Machine Learning Models: A Systematic Literature Review[J]. *IEEE Access*, 2025, 13: 121326-121350.

[98] BROWN C F, KAZMIERSKI M R, PASQUARELLA V J, et al. AlphaEarth Foundations: An Embedding Field Model for Accurate and Efficient Global Mapping from Sparse Label Data[PP/OL]. V2. arXiv (2025-09-08)[2025-08-22]. https://doi.org/10.48550/arXiv.2507.22291.

[99] ZHAO B Y, LI W, WANG J J, et al. Alliance: All-in-One Spectral-Spatial-Frequency Awareness Foundation Model[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2026, 48(3): 3586-3603.

[100] 罗毅, 田中群, 李景虹, 等. 基于谱学大模型的物质科学认知[J]. 中国科学基金, 2025, 39(4): 542-554.
LUO Yi, TIAN Zhongqun, LI Jinghong, et al. Substance Science Insight Based on Spectroscopic Large Model[J]. *Bulletin of National Natural Science Foundation of China*, 2025, 39(4): 542-554.