doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2026.17.001

农作物遥感监测关键技术研究与应用进展

任建强　罗　珂　卜祥欣　赵红伟　李丹丹

（中国农业科学院农业资源与农业区划研究所/北方干旱半干旱耕地高效利用全国重点实验室，北京 100081）

摘要：近些年，农作物遥感监测技术在粮食作物、经济作物等领域得到了充分应用与快速发展，这对支撑农业资源高效利用、农业生产指导和宏观政策制定、保障国家粮食安全和重要农产品供给、提升农业综合生产能力具有重要意义。本文对国家粮食安全和重要农产品供给具有重要影响的主要粮油棉糖等农作物遥感监测共性关键技术研究与应用进行总结，系统梳理了农作物遥感监测的信息源和主要获取方法，然后从农作物冠层参数遥感获取、农作物面积遥感监测、农作物长势遥感监测和单产遥感估测等方面对共性关键技术进行归纳，包括主要数据和指标、主要模型算法与技术方法、关键技术大范围应用现状、存在问题和发展趋势。最后，对农作物遥感监测研究与应用进行展望。综述分析结果表明，高时空分辨率多光谱卫星、高光谱遥感、热红外遥感、太阳诱导叶绿素荧光、合成孔径雷达、无人机遥感等多源遥感信息以及机器学习、辐射传输模型、作物生长模型、遥感数据同化等模型方法的发展，显著提升了农作物监测的空间精细化、时间连续性、参数定量化和过程解释能力。未来，农作物遥感监测应进一步强化天空地协同观测、多模态数据融合、机理知识约束与智能算法集成，推动农作物遥感监测向智能化监测、标准化数据产品和“监测—预警—决策”全链条信息服务等方向发展，为保障我国国家粮食安全和重要农产品供给、促进全球粮食安全和可持续发展提供有效服务。

关键词：农作物；遥感；冠层参数反演；面积监测；长势监测；单产估测

中图分类号：TP79　　**文献标识码**：A　　**文章编号**：1000-1298(2026)17-0001-18　　**OSID**：

Research and Applications Progress of Key Technologies for Crop Remote Sensing Monitoring

Ren Jianqiang　Luo Ke　Bu Xiangxin　Zhao Hongwei　Li Dandan

(*Institute of Agricultural Resources and Regional Planning, Chinese Academy of Agricultural Sciences/ State Key Laboratory of Efficient Utilization of Arable Land in China, Beijing* 100081, *China*)

Abstract: In recent years, crop remote sensing monitoring technologies have been widely applied and rapidly developed in the monitoring of food crops, cash crops, and other major crop types. These developments provide important technical support for efficient utilization of agricultural resources, agricultural production management, agricultural policy formulation and macro-level decision-making, safeguarding national food security and the supply of major agricultural products, as well as for enhancing comprehensive agricultural production capacity. Focusing on major grain, oil, cotton, and sugar crops that are closely related to national food security and the supply of important agricultural products, the research progress and applications of common key technologies for crop remote sensing monitoring were summarized. It systematically reviewed the data sources and observation approaches for crop remote sensing monitoring, followed by a synthesis of common key technologies in the retrieval of crop canopy parameters, crop area mapping and monitoring, crop growth condition monitoring, and remote sensing-based crop yield estimation. Specifically, the review covered major data sources and indicators, models, algorithms and technical methods, large-scale applications of key technologies, existing challenges, and future development trends. Finally, prospects for research and application of crop remote sensing monitoring were discussed. It showed that the development of multi-source remote sensing information (such as high-spatial and high-temporal resolution multispectral satellites, hyperspectral remote sensing, thermal infrared remote sensing, solar-induced chlorophyll fluorescence, synthetic aperture radar,

收稿日期：2026－05－31　修回日期：2026－07－01

基金项目：国家重点研发计划项目(2023YFB3906204)

作者简介：任建强(1974—)，男，研究员，博士，主要从事农业遥感基础与应用研究，E-mail：renjianqiang@caas.cn

unmanned aerial vehicle remote sensing), as well as machine learning, radiative transfer models, crop growth models coupled with remote sensing data assimilation methods, had significantly improved the spatial refinement, temporal continuity, quantitative parameter retrieval, and process interpretability of crop monitoring. In the future, crop remote sensing monitoring should further strengthen integrated space-air-ground collaborative observation, multimodal data fusion, mechanistic knowledge constraints, and the integration of intelligent algorithms, thereby promoting the transformation of crop remote sensing monitoring toward intelligent monitoring, standardized data products, and full-chain information services covering "monitoring-early warning-decision-making", providing effective support for China's national food security, the stable supply of important agricultural products, global food security, and sustainable development.

Key words: crops; remote sensing; canopy parameter inversion; crop area monitoring; crop growth monitoring; yield estimation

0 引言

农作物遥感监测对保障国家粮食安全和重要农产品供给具有重要意义。随着气候变化、农业灾害、资源环境约束以及国际粮食价格波动对农业生产影响不断增强,及时准确地掌握农作物种植面积、作物生长状况、农业灾害影响和产量变化情况对农业资源高效利用、农业管理宏观调控、农业田间生产指导、灾害损失评估、粮食安全预警和农业综合生产能力提升具有重要意义。传统的农情调查主要依赖地面抽样、人工统计和逐级上报,这使得大范围农情信息连续监测、空间信息获取和快速动态更新方面存在一定局限[1]。遥感技术具有覆盖范围大、重访周期短、多尺度观测等优势,能够在区域、国家乃至全球尺度上持续获取农作物生长过程信息,已成为大范围农情信息监测和粮食安全评估的重要技术手段[2-3]。

近些年,遥感技术在农作物监测领域得到了充分应用与快速发展,主要监测和研究对象涉及粮食作物(如小麦、玉米、水稻、大豆、马铃薯[4]、甘薯[5]等)、经济作物(如棉花、油菜[6]、油棕[7]、油茶[8]、花生[9]、向日葵[10]、甘蔗[11]、甜菜[12]等)、饲料作物(如苜蓿[13])及其他作物(如果树[14]、茶树[15]、烟草[16]、橡胶[17]等),这对增强我国粮食和重要农产品供给保障能力,推进农产品供给结构优化,构建多元化食物供给体系,提高农业资源监测与利用水平[18],增强农产品国际贸易的竞争力和主动权均具有重要意义。本文主要对国家粮食安全和重要农产品供给具有重要影响的小麦、玉米、水稻、大豆、马铃薯、棉花、油菜、花生和甘蔗等主要粮油棉糖等农作物遥感监测共性关键技术研究与应用进行总结,系统梳理农作物遥感监测的信息源和主要获取方法,然后从农作物冠层参数遥感获取、农作物面积遥感监测、农作物长势遥感监测和单产遥感估测等方面对共性关键技术进行归纳,包括主要数据和指标、主要模型算法与技术方法、主要技术的大范围应用现状、存在问题和发展趋势,最后,对农作物遥感监测研究与应用进行展望,以期进一步提高我国农作物遥感技术水平与监测产品质量,提升农作物遥感监测系统的监测能力,推动我国农作物遥感监测信息服务水平向更高层次发展。

1 农作物遥感监测数据源

农作物遥感监测信息源经历了由单一光学影像向多平台、多尺度、多模态协同观测体系的逐步拓展。早期农业遥感主要依托美国国家海洋和大气管理局/先进甚高分辨率辐射仪(National Oceanic and Atmospheric Administration/Advanced very High Resolution Radiometer, NOAA/AVHRR)、SPOT 植被传感器(Satellite pour l'observation de la terre-vegetation, SPOT - VGT)、中分辨率成像光谱仪(Moderate resolution imaging spectroradiometer, MODIS)、Landsat 等中低分辨率或中分辨率影像开展农作物面积监测、长势监测和产量估算[19],重点解决大范围农作物信息获取问题。随着 Sentinel、国产高分(Gaofen, GF)系列、可见光红外成像辐射仪(Visible infrared imaging radiometer suite, VIIRS)、PlanetScope 等多类光学卫星数据的发展,以及热红外、高光谱、合成孔径雷达(Synthetic aperture radar, SAR)等技术的进步[20],农作物遥感监测由冠层绿度变化识别逐步向作物结构、水分状态、温度胁迫和产量形成过程的综合表征转变[21-22]。

从光学遥感平台获取信息能力看,多光谱、红边和高光谱数据显著增强了农作物生长状态的定量表征能力,从而提高了农作物遥感监测的精度和水平。其中,可见光波段,尤其是蓝光和红光波段,主要反映作物叶绿素吸收特征;近红外波段对作物冠层结构和叶面积变化较为敏感;红边波段通过捕捉作物叶绿素吸收边位置和形态变化增强对作物冠层叶绿素含量(Canopy chlorophyll content, CCC)、冠层氮含

量(Canopy nitrogen content,CNC)及作物长势差异的识别能力;短波红外波段则有利于表征作物冠层含水量(Canopy water content,CWC)和干物质积累变化[23]。与传统宽波段植被指数相比,红边和高光谱信息能够捕捉作物冠层在窄波段范围内的细微光谱差异,为作物精细分类、冠层生化参数反演和早期胁迫诊断提供更丰富的信息支撑[24]。其中,高光谱任务(Precursore iperspettrale della missione applicativa,PRISMA)和环境制图与分析计划(Environmental mapping and analysis program,EnMAP)等星载高光谱遥感数据源的发展,进一步推动了农作物遥感监测由单一绿度指数监测向生理生化性状反演方向发展[25]。

SAR、热红外和太阳诱导叶绿素荧光(Solar-induced chlorophyll fluorescence,SIF)等数据进一步拓展了农作物遥感监测信息的维度[26]。其中,SAR具有主动成像、全天时和全天候的观测能力,能够在多云多雨地区弥补光学影像的缺失,并通过后向散射、极化特征和干涉信息补充作物结构、地表粗糙度和土壤含水率(Soil moisture,SM)等信息[27],这为多云多雨地区农作物遥感监测提供了有效的信息源。热红外遥感能够通过冠层温度刻画作物蒸腾、水分亏缺和热胁迫状态,为作物水分胁迫识别和产量损失评估提供了重要信息[28]。SIF 作为植物光合作用的天然探针,从光合功能角度补充传统光谱和结构指标难以直接表达的生理过程信息,为农作物遥感监测提供了新的观测维度[29-30]。

无人机(Unmanned aerial vehicle,UAV)遥感平台是近年来被广泛应用且最具灵活性的中间尺度数据来源[31]。与卫星平台相比,无人机具有飞行组织灵活、空间分辨率高、获取时间可控和观测针对性强等优势,能够围绕作物关键生育期、局部异常区域和田块尺度单元开展高频精细农作物信息获取观测。无人机遥感不仅可以获取厘米级至分米级影像,而且可以通过 RGB、多光谱、高光谱、热红外和激光雷达(Light detection and ranging,LiDAR)等多类型载荷获取作物冠层颜色、光谱反射率、冠层温度、株高、冠层体积和三维结构等信息[32]。因此,无人机遥感已成为作物高精度样本获取、模型校准、作物局部异常诊断和卫星遥感产品验证的重要补充。

在卫星、空基和地基观测共同发展的背景下,农作物遥感监测逐步形成天空地一体化的信息获取体系,如图 1 所示。其中,卫星遥感主要用于获取区域尺度地表观测信息,无人机及其他空基平台主要获取田块尺度和关键样区的加密观测数据,地面样方、近景传感器、固定监测塔、田间物联网和农机搭载传感器等地基平台主要用于获取作物类型、叶面积指数(Leaf area index,LAI)、地上生物量(Aboveground biomass,AGB)、作物养分状况、土壤水分等作物和农田环境信息。通过天空地一体化观测可以有效解决混合像元、地面样点代表性不足和区域模型样本稀缺等问题。

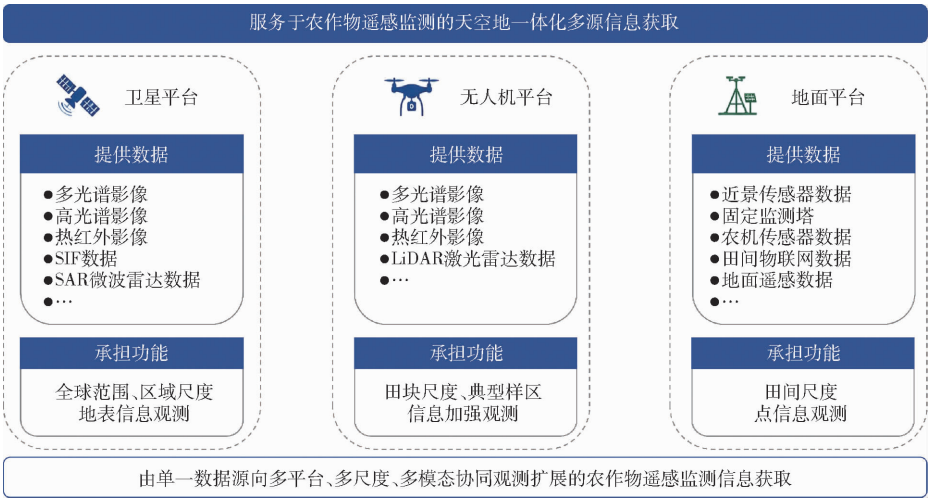

图 1　农作物遥感监测主要数据源体系

Fig. 1　Main data source system of crop remote sensing monitoring

总体来看,由于不同遥感数据特点不同,单纯依靠一种遥感数据源难以全面满足农作物连续、精细和稳定监测的需求。其中,光学遥感易受云雨和大气条件的制约,SAR 数据存在散射机理复杂、农学参数解释难度较高的问题,无人机遥感受覆盖范围、作业成本和数据标准化限制,地基传感网络则面临部署成本高、节点维护难和空间代表性不足等问题。在上述情形下,多模态数据融合技术逐渐成为农作物遥感监测的重要研究内容和发展趋势,其核心主要是通过多时序、多平台、多传感器数据的标准化处理、尺度转换、特征融合和智能建模,整合作物光谱、冠层结构、作物含水率、冠层温度、土壤环境和地面

观测等多维信息,从而弥补单一数据源的信息缺口,增强作物生长过程监测能力。该技术有助于提升冠层参数反演、作物类型识别和面积监测、作物长势监测和作物单产估测的精度、稳定性与跨区域适用性,有力推动农作物遥感监测由单一指标分析向多源协同诊断及综合决策服务发展。

2 农作物冠层参数遥感获取

农作物冠层参数遥感获取是连接冠层光谱响应与作物生长状态表征的关键环节,也是作物长势监测、单产估测、作物模型同化和智慧农业管理的重要基础。与传统植被指数主要表征作物冠层绿度和长势状况不同,冠层参数反演更强调获取具有明确生物物理、生物化学、生理生态意义的变量,从而推动农作物遥感由经验指数描述向作物生长过程定量表征发展。随着 Sentinel-2、PlanetScope/SuperDove 等高时空分辨率卫星数据的出现和高光谱成像、无人机平台、地面近景传感技术的进步,作物冠层参数遥感获取由单一光谱指数估计向多源数据协同、物理约束与数据驱动融合方向转变[33]。

2.1 主要数据与指标

农作物冠层参数主要包括作物生物物理、生物化学、生理生态等参数。作物生物物理参数主要以株高、冠层温度、LAI、冠层覆盖度(Fractional vegetation cover,FVC)、冠层含水率(CWC)、太阳诱导叶绿素荧光(SIF)等为代表,主要表征作物形态、冠层结构、光能截获能力[34];作物生物化学参数包括叶片叶绿素含量(Leaf chlorophyll content,LCC)、冠层叶绿素含量(CCC)、氮素状况、类胡萝卜素等,主要反映作物营养水平、生理状态和光合功能[35]。作物生理生态指标主要包括净初级生产力(Net primary productivity,NPP)、光合有效辐射吸收比率(Fraction of absorbed photosynthetically active radiation,FAPAR)、蒸散发(Evapotranspiration,ET)、AGB 等。总体看,LAI、FVC、FAPAR 和 CCC 是当前农作物遥感监测中应用最广泛的冠层参数[36]。

不同冠层参数反映的生物物理、生物化学和生理生态功能属性不同,因此,其遥感反演依赖的光谱区域和特征信息也存在一定差异,如可见光和红边波段主要用于表征叶绿素含量、与氮素状况相关的生化差异及冠层长势变化[37-38];近红外波段对作物冠层结构和生物量变化较为敏感;短波红外波段则与冠层含水量、干物质积累及水分胁迫表征密切相关。传统归一化差值植被指数(Normalized difference vegetation index,NDVI)、增强型植被指数(Enhanced vegetation index,EVI)和土壤调节植被指数(Soil-adjusted vegetation index,SAVI)等植被指数仍广泛用于 LAI、FVC 和作物生物量估计,但在作物高覆盖度阶段容易出现饱和现象,一定程度限制了其对冠层细微变化的表达能力。总体看,红边指数、高光谱吸收特征和多变量特征组合的发展使冠层参数反演逐步突破单一植被指数框架,转向作物生物物理、生物化学、生理生态信息的综合表征,如图 2 所示。

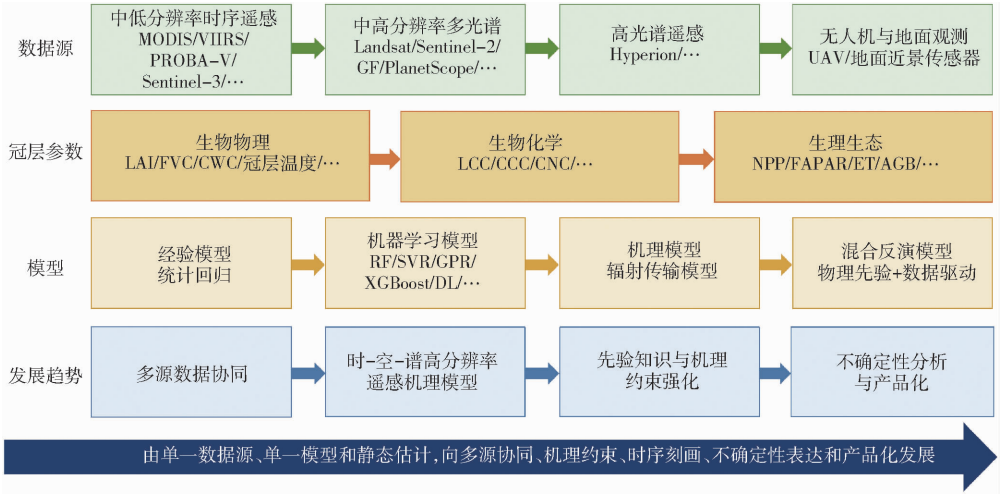

图 2 农作物冠层参数遥感获取的数据源和主要模型方法

Fig. 2 Data sources and main retrieval models for crop canopy parameters through remote sensing

此外,不同遥感数据因时间分辨率、空间分辨率和光谱分辨率不同,在冠层参数反演中具有不同的功能。当前,农作物冠层参数反演以中高分辨率多光谱卫星为主体,以中低分辨率长时间序列产品支撑区域连续监测,以高光谱和高频星座提供精细信息补充,以无人机和地面观测进行校准验证的多源数据格局。其中,MODIS、VIIRS、星上自主项目卫星(Project for on-board autonomy-vegetation,PROBA-V)和 Sentinel-3 等数据适合区域至全球尺度 LAI、FAPAR 和 FVC 连续监测[39];Landsat、Sentinel-2、

国产高分卫星系列和 PlanetScope 等数据更适合田块至区域尺度参数反演；Hyperion 等高光谱数据适合敏感波段识别和生化参数精细反演；无人机遥感和地面近景传感器主要在样本获取、尺度转换和产品验证中发挥作用。

2.2　主要模型、算法与技术方法

在明确冠层参数类型、光谱响应和数据源支撑的基础上，建立稳定的“遥感观测-冠层参数”转换关系是冠层参数遥感获取中的核心技术问题[40]。农作物冠层参数遥感反演方法主要包括经验模型、机器学习模型、机理模型和混合反演模型。不同方法的差异主要是对“光谱-冠层参数”关系表达方式的侧重点不同，即经验模型主要依赖遥感指数与冠层参数间的统计相关关系，机器学习模型主要强调多源遥感数据与冠层参数间非线性映射能力，机理模型主要通过冠层光谱反射率变化反映作物冠层参数的物理机制，混合反演模型则主要兼顾冠层参数反演精度、物理一致性和跨区域泛化能力[41]。

经验模型是冠层参数获取中应用最早、最广泛的方法，其主要利用敏感波段或植被指数与作物生理生化、生理生态等参数（如 LAI、FVC、CCC、NPP 和 AGB 等）之间的统计关系建立反演模型，该方法具有计算简单、应用方便等特点。但这类方法与研究区域、作物类型和生育阶段紧密相关，易受土壤背景、冠层结构、观测角度和大气校正等因素影响，且红光、近红外波段构成的传统植被指数在冠层覆盖度高、生物量较大的条件下容易出现饱和现象，这在一定程度上限制了经验模型在不同作物、不同生育期和跨区域等复杂条件下的稳定应用。机器学习模型主要综合利用光谱反射率、植被指数、红边特征、纹理特征和时序遥感信息来表达冠层参数与多源遥感特征之间的非线性复杂关系，该方法已被广泛用于 LAI、CCC、AGB 和作物含水率等重要参数的反演。其中，随机森林（Random forest，RF）、支持向量回归（Supporting vector regression，SVR）、高斯过程回归（Gaussian process regression，GPR）、极端梯度提升（Extreme gradient boosting，XGBoost）和深度学习（Deep learning，DL）模型等方法各具优势，如树模型鲁棒性较好，高斯过程回归可提供模型的不确定性信息，深度学习适合处理高分辨率影像和时间序列数据。由于机器学习模型高度依赖训练样本的数量、质量和代表性，因此，在跨区域、跨年份应用中仍面临泛化能力和可解释性不足的问题。机理模型反演更强调作物与光谱反射率间的物理一致性。其中，以 PROSAIL 为代表的冠层辐射传输模型，能够根据叶片生化组分、冠层结构、土壤背景和观测几何等变量模拟冠层反射率，并通过查找表、数值优化或贝叶斯方法反演目标参数，其物理意义明确、机理解释能力强，可用于冠层参数反演敏感波段筛选和参数反演机理分析[42]。但是，机理模型由于受输入参数较多和先验信息不确定等因素影响，容易出现反演病态性和多解性问题。

在经验模型依赖样本、机器学习模型可解释性不足和机理模型反演复杂的条件下，混合反演模型逐步成为冠层参数获取的重要发展方向[43-44]。该类方法主要利用辐射传输模型生成模拟样本、约束参数空间或提供物理先验，再结合机器学习实现作物冠层参数的快速反演，从而兼顾模型物理约束和非线性拟合能力。今后，混合反演模型构建中需要进一步考虑作物样本和物候信息等对模型的影响，从而提高反演模型在不同区域、环境和不同管理条件下的适用性。

2.3　主要技术的大范围应用

从大范围应用看，目前产品化和业务化程度较高的冠层参数主要集中在 LAI、FVC、CCC、FAPAR、NPP 和 SIF 等作物生物物理、生物化学和生理生态参数。这类参数已经形成全球或区域尺度长期产品体系，主要用于农作物长势监测、生态过程模拟、地表能量平衡分析、作物模型同化以及粮食安全预警等方面。例如，美国国家航空航天局（National Aeronautics and Space Administration，NASA）生产的 MODIS 系列产品长期提供全球尺度植被结构和光能吸收相关信息。欧洲全球环境与安全监测计划（Global monitoring for environment and security，GMES）中的哥白尼陆地监测服务系统（Copernicus land monitoring service，CLMS）也持续提供 LAI、FAPAR 和 FVC 等植被产品，主要用于描述作物生长状态和动态变化过程。在众多作物冠层参数中，CCC、CNC、CWC 和 AGB 等虽然在大范围区域监测和智慧农业场景应用中取得了较多进展，但不同作物、跨区域、跨年份的冠层参数反演产品的一致性检验需要进一步加强。

2.4　存在问题与发展趋势

农作物冠层参数遥感获取在长期稳定、跨区域产品生产中仍存在不足。首先，冠层反射率同时受到 LAI、叶绿素含量、冠层结构、土壤背景、含水量和观测几何等多因素影响，易引发参数耦合与“同谱异参”现象，从而增加了生物物理、生物化学和生理生态等参数解耦难度。其次，由于光学遥感易受云雾遮挡、大气校正和高覆盖度引起参数饱和等影响，使得冠层参数遥感信息的时间连续性和高生物量时

期参数反演精度受到一定限制。最后,由于经验模型和机器学习模型对训练样本数量和质量依赖较高,机理模型受先验参数、模型简化和反演病态性约束较强,这导致冠层参数反演模型在跨区域、跨作物和跨年份迁移应用能力有待进一步提高。

从发展趋势看,农作物冠层参数反演正由主要依靠单一数据源、单一模型和单景影像的静态估计向多源信息协同、机理约束强化、时序过程刻画和不确定性表达并重的综合反演模式转化[45]。同时,农作物冠层参数反演产品正在向支撑数字农情感知、智慧农业决策和粮食安全监测预警的基础信息能力转变。未来,光学、SAR、热红外、无人机遥感和地面观测等多源数据的协同利用将进一步增强对作物冠层结构、生化组成、水分状态、三维形态和光合功能的综合表征能力,从而进一步提高作物冠层参数反演精度。在方法上,应加强时-空-谱高分辨率遥感机理模型与定量解析技术的研发,在机理模型、机器学习、深度学习、迁移学习等模型中增强先验知识的引入和不确定性分析,这将有助于提升农作物冠层参数反演模型泛化能力和产品精度。

3 农作物面积遥感监测

作物类型识别与面积监测是农作物遥感监测的核心内容,也是农业统计、单产估测、总产测算和粮食安全预警的重要基础,其主要任务是获取历史年份或种植当季不同作物类型的空间分布及面积信息[46]。相较于传统农作物面积抽样调查和人工统计,遥感技术能够提供大范围的作物空间分布观测动态信息。随着共享遥感数据、作物分布制图产品体系和云计算平台的发展,农作物面积动态监测与制图成果由单一分类图逐渐向农业统计、农业灾害监测与评价、单产估测和粮食安全预警的作物空间分布基础产品服务转变。

3.1 主要数据与指标

目前,农作物面积遥感监测的数据源已由早期依赖单期或少量光学遥感影像逐步发展为以多时相光学遥感为主体、SAR 和高光谱遥感为补充的多源协同体系[47]。多时相光学数据能够反映作物冠层反射特征、生长过程和物候差异,是作物类型识别和面积监测的主要数据源;SAR 数据具备主动成像和较强的全天候观测能力,能够在多云多雨地区实现光学影像缺失弥补,并通过后向散射、极化特征、极化比和散射分解等信息补充作物冠层结构、植被含水状态、土壤含水率和地表粗糙度等信息[48];高光谱遥感则能够捕捉不同作物在可见光、红边、近红外和短波红外区域的细微光谱差异,为复杂种植结构条件下相似作物区分和作物精细分类问题提供有效补充信息。

从特征体系看,作物面积监测已由单一光谱判别转向光谱响应、物候过程、纹理结构和微波散射信息的综合利用[49]。光谱反射率和植被指数可反映作物叶面积、叶绿素含量和冠层结构差异,并在一定程度上指示冠层水分状态变化;时间序列物候特征能够反映作物生长初期、快速生长期、冠层峰值和作物衰老等阶段的轨迹变化,是区分不同作物生长节律和种植制度的重要依据;SAR 后向散射、极化和纹理特征则可补充光学数据难以表达的结构和水分信息。相比依赖单景影像的静态分类,多源数据时序特征融合更有利于缓解“异物同谱”“同物异谱”和区域物候错位等问题。

在大范围应用中,生长季节完整时序遥感数据是农作物面积监测的重要基础,如 Landsat 和 Sentinel-2 的遥感数据可支撑中高分辨率作物识别,MODIS、VIIRS 等数据适合构建长时间序列遥感信息,PlanetScope 等卫星则有助于提高关键生育期观测频率。美国国家航空航天局(NASA)生产的协调陆地卫星-哨兵(Harmonized Landsat and Sentinel-2,HLS)标准化融合产品通过统一预处理流程和空间网格,提高了 Landsat 与 Sentinel-2 时间序列的一致性和可用性,为大范围作物类型识别和面积制图提供了更稳定的数据基础。与此同时,多源数据融合也会带来特征冗余、尺度不一致和计算复杂度增加等问题,需要结合特征选择、时序压缩和自适应融合方法提高数据利用效率。

3.2 主要模型、算法与技术方法

综合看,农作物面积遥感监测方法整体呈现由规则判别、传统机器学习向深度学习和知识引导融合方法拓展的趋势,如图 3 所示。早期作物面积监测方法主要依赖人工目视解译、最大似然分类、决策树和专家规则,通过关键时相影像或典型植被指数区分作物类型,具有实现简单、可解释性强等优点,但对区域经验和物候窗口依赖较强,难以适应复杂种植结构和大范围制图需求。从处理单元看,作物面积制图方法可分为像元级、对象级、地块级和语义分割方法。像元级方法实现简单,适合中低分辨率遥感影像的大范围分类,但容易产生“椒盐现象”和混合像元误差;对象级和地块级方法能够结合田块边界、纹理和空间邻域特征,更适合高分辨率遥感影像下的精细制图[50];语义分割方法则是随着深度学习发展而兴起,该方法能够更好地提取田块形态、空间结构和局部上下文信息[51]。

随着遥感数据源的不断丰富和地面样本的积



图 3　农作物面积遥感监测的主要方法、监测系统和发展方向

Fig. 3　Main methods, monitoring systems and development directions of remote sensing monitoring for crop acreage

累，RF、支持向量机（Supporting vector machine，SVM）、XGBoost 和神经网络（Neural network，NN）等机器学习方法逐渐成为作物面积监测和制图的重要工具[52]。这类方法能够综合利用光谱波段、植被指数、纹理特征、物候参数和 SAR 特征，对非线性关系具有较强拟合能力，从而有效提高作物识别和分类的精度水平。其中，RF 因稳健性强、参数敏感性较低、可输出特征重要性，在作物类型分类中应用尤为广泛。DL 进一步推动了农作物面积监测由人工特征工程转向自动学习[53]，卷积神经网络（Convolutional neural network，CNN）、循环神经网络（Recurrent neural network，RNN）、长短期记忆网络（Long short-term memory，LSTM）、Transformer 以及 U－Net、DeepLab 等语义分割模型，在高分辨率影像作物识别以及复杂农田格局动态监测和制图中具有较大潜力[54－55]。

需要强调的是，大范围作物动态监测和分布制图主要受到作物物候历、种植制度、农事管理和区域气候等先验知识约束。近年来，农作物面积监测正由单一遥感数据驱动转向知识约束与机器学习协同的双驱动模式，即将物候历、关键物候阶段、轮作制度和区域农业经验嵌入特征构建、样本筛选、规则设计和模型约束过程，从而提升作物面积监测和分布制图结果的稳定性、可解释性和跨区域适用性。

3.3　主要技术的大范围应用

从国内外主要农作物遥感监测系统应用格局看，农作物面积遥感监测已经形成国家级业务化产品、国际组织区域监测系统和全球开放数据产品并行发展的局面。在国内，中国农业农村部“国家农情遥感监测业务运行系统”和中国科学院“全球农情遥感速报系统”（CropWatch）从 20 世纪 90 年代末便开展了全国范围作物面积遥感监测业务试运行，逐步实现了每年对中国和世界粮食主产国主要大宗作物面积遥感监测的业务运行[56]。从 2008 年开始，中国农业农村部利用 5～30 m 空间分辨率的卫星影像进行全国水稻、冬小麦和玉米等农作物分布信息提取。随着国产高分卫星（如 GF－1 等）发射，通过结合 16 m 空间分辨率的高分数据和其他在轨中分辨卫星数据，中国农业农村部每年定期开展了全国冬小麦、春小麦、玉米、水稻、大豆、棉花、甘蔗和油菜等种植面积遥感监测工作。另外，国外重点国家主要粮油等作物面积监测也是业务监测的重要内容。在国际，美国农业部国家农业统计局（U. S. Department of Agriculture National Agricultural Statistics Service，USDA NASS）每年定期发布的作物种植分布产品 CDL（Cropland Data Layer）是最具代表性的作物分布产品之一，该产品广泛服务于农业统计、生态环境研究和遥感算法训练等诸多领域[57]。在全球和国际合作层面，欧空局建设的全球作物与灌溉监测框架（WorldCereal）、GEO 全球农业监测计划（Group on earth observations global agricultural monitoring，GEOGLAM）和中国科学院 CropWatch 等系统、产品与协作框架共同推动了农作物面积监测由区域作物面积统计向全球农情监测和粮食安全预警等信息服务拓展[58]。WorldCereal 更强调全球开放、可复现和可扩展的作物制图框架[59]；GEOGLAM 将作物面积、作物长势和粮食市场透明度相连接[60]；CropWatch 系统则将种植农作物面积监测嵌入综合农情监测体系，结合遥感、气象和地面数据，在全球、国家、省州和县域等多尺度开展作物长势、面积、单产和生产形势监测。

总体而言，大范围的作物遥感识别和面积监测

结果是作物长势遥感监测、作物单产预测、农业灾损评估、农业保险、气候风险分析和粮食安全决策的重要基础数据。随着共享遥感数据、云计算平台、作物动态监测和分布制图产品体系的发展，农作物面积遥感监测正在由作物分布图生产向连续产品构建、业务化服务支撑转变。

3.4 存在问题与发展趋势

尽管农作物面积遥感监测在数据源、特征构建和分类算法等方面取得了显著进展，但在跨区域大范围应用中仍面临样本支撑不足、研究对象不均衡、尺度效应明显和模型泛化能力有限等问题[61]。现有研究和共享样本主要集中在玉米、小麦、水稻和大豆等主要粮食作物，而棉花、油菜、甘蔗、花生等经济作物和小宗作物的样本积累、模型验证和产品化程度相对不足。同时，由于地面样本获取成本高，样本在空间代表性、时间一致性和类别均衡性方面仍存在一定不足，容易造成总体精度较高但少数作物识别误差被掩盖的问题。因此，服务于作物识别与面积监测的高精度作物类型样本生成技术近年来日益受到重视。

同时，作物面积提取还具有明显的物候阶段依赖性和尺度敏感性，如生育前期作物冠层尚未充分发育，类间光谱、纹理和结构差异不明显，早期识别结果通常不如关键生长阶段或完整生育季时序分类稳定；在破碎地块、复种套种和复杂种植结构区域，分类结果易受土壤背景、田块边界不清和混合像元影响。今后，需要加强复杂场景下全口径田块边界、作物空间分布智能识别与高精度制图技术研究，利用多时相物候趋势特征增强不同生育阶段作物识别稳定性，探索软分类和混合像元分解方法，构建主要作物季中（早期）高精度动态识别技术体系，进一步提高复杂条件下农作物识别的精度和水平。

此外，农作物面积监测中模型迁移和跨区域泛化能力主要受到复杂自然条件的制约，今后，农作物面积监测需要由单次离线制图转向多源信息协同、知识约束、动态更新和不确定性表达并重的发展模式，进一步强化多源数据时间序列融合，将物候历、种植制度和区域农业经验等先验知识嵌入模型构建过程，最终，通过作物分布产品的标准化验证、质量标识和适用边界表达来提高作物分布产品的可信度与应用价值。

4 农作物长势遥感监测

4.1 主要数据与指标

作物长势监测的目的主要是为作物早期估产提供依据，为田间管理提供及时的信息。作物长势遥感监测常用数据主要是中低空间分辨率多光谱遥感数据（如 NOAA/AVHRR、SPOT－VGT、EOS/MODIS、风云三号（Fengyun－3，FY－3）B/D 卫星等），中高或高分辨率遥感数据（如 Sentinel－2、Landsat 8/9、GF－1、GF－6 等）主要用于小范围或中等范围农作物长势监测评价，如图 4 所示。其中，MODIS 植被指数数据在大范围长势监测中应用最广泛。随着遥感数据处理能力的增强，中高分辨率遥感数据从小范围作物长势监测应用逐步向大尺度应用转变。随着国产高分对地观测系统的构建和逐步完善，国产高分辨率遥感数据在作物长势监测中得到越来越多的应用。高光谱卫星遥感数据（如 Hyperion）和微波雷达遥感数据（如 Sentinel－1）具有较强应用潜力，但大多在小范围进行作物长势参量反演（如 LAI、AGB、CCC 等）和长势监测的研究应用[62]。随着无人机多光谱和高光谱遥感技术的发展，田块尺度或农场尺度作物冠层参数反演和长势监测得到了广泛应用，有力地推动了精准农业和智慧农业的发展。

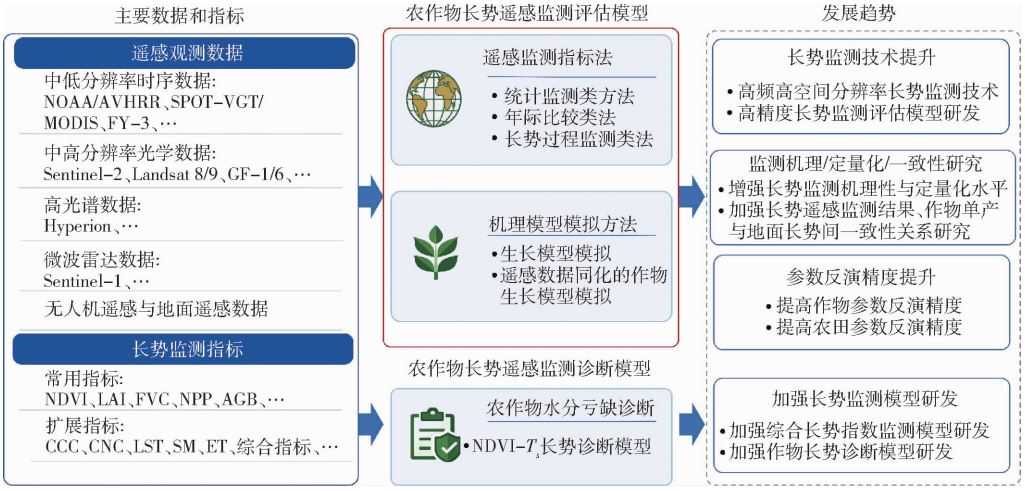

图 4 农作物长势遥感监测的主要数据、模型和发展趋势

Fig. 4 Main data, models and development trends of crop growth remote sensing monitoring

农作物长势主要使用个体特征、群体特征及综合特征参数来描述，但大范围作物长势遥感监测中，长势监测指标主要采用能够反映作物生长状况且能通过遥感获得的综合特征指标[63]，如 NDVI、LAI、FVC、NPP、AGB 等[64]，其中，NDVI 和 LAI 是公认的能够反映作物长势的监测指标，而 NDVI 是应用最广泛的长势监测指标。随着定量遥感技术的发展，卫星遥感技术可以获得越来越多的作物参数和农田环境参数指标，如 CCC、CNC、地表温度（Land surface temperature，LST）、SM、ET 等。上述遥感获取的作物生物物理、生物生化、生理生态及农田环境等农情参数是常用植被指数的有益补充，为深入理解作物生长过程及其对环境胁迫的响应以及有效开展作物长势遥感监测提供了越来越丰富的信息源。为了提高作物长势监测的精度，一些研究者针对不同区域、不同作物和不同物候期开展了大范围作物长势监测指标筛选和评价研究，构建了全国主要作物长势监测指标数据集，明确了 NDVI、LAI、NPP、温度状态指数（Temperature condition index，TCI）、植被状态指数（Vegetation condition index，VCI）、归一化差异水分指数（Normalized difference water index，NDWI）等常见作物长势遥感指标的区域适用性，为提高大范围作物长势监测精度起到重要的促进作用。此外，一些学者提出了植物生长归一化植被指数（Growth root normalized differential vegetation index，GRNDVI）等作物长势监测新指标，并开展了长势监测结果与气象因子间的关系研究，这些成果为长势监测结果系统分析提供了参考[65]。

但是，在开展作物长势遥感监测中，大多数相关研究与应用均采用单一遥感指标，这在一定程度上不能完全表征作物的生长状态，从而阻碍了作物长势监测精度进一步提高[66-67]。近年来，为了表征作物发育过程综合生长情况和长势状态，一些学者从依赖单一遥感指标转向构建多指标融合的综合长势指标，从而开展农作物综合长势监测研究与应用，这在一定程度上提高了作物长势监测的精度和水平[68]。目前，主要考虑的遥感指标主要包括生物物理、生物生化和生理生态等指标，如 LAI、FVC、NPP、AGB、CCC 等，并开展了一系列的指标客观赋权方法研究，为作物综合长势指数构建提供了一定科学依据和重要参考。但是，目前基于综合长势监测指数构建的作物长势监测研究应用大多在小范围进行且主要利用无人机遥感获取作物参数。因此，迫切需要开展基于卫星遥感获取作物农情与环境参数构建综合长势指数的大范围长势监测研究与应用，从而进一步提升大范围作物长势遥感监测的精度和水平。

4.2　主要模型、算法与技术方法

作物长势遥感监测模型根据功能可分为评估模型和诊断模型。农作物长势遥感监测评估方法主要包括遥感监测指标法、遥感数据与作物生长模型结合方法。其中，遥感监测指标法包括统计监测类方法、年际比较类法和长势过程监测类法[69-70]。统计监测类方法主要利用遥感指标和作物农学指标构建统计关系模型，然后对遥感获取的区域作物参数进行分级，从而获得作物苗情信息和长势监测结果；年际比较方法主要是利用年际间遥感指标差值或比值进行作物长势分级和实时监测，从而获得作物长势状况，为作物单产估测提供作物产量丰欠参考信息，常用的模型包括逐年比较模型、距平模型、极值模型、比值比较模型和差值比较模型。其中，逐年比较法或距平比较法是大范围应用最广泛的方法；作物长势过程监测主要利用当年、去年和多年平均的遥感指标（如植被指数）构建时间序列曲线，通过生长曲线高低和变化速率等特征实现对作物长势的判断。上述遥感监测指标方法偏向于定性监测。随着作物生长模型的发展，机理模型可以在作物播种至作物成熟期间对全生育期的作物生长和生理生态指标进行定量模拟，如作物叶面积指数、作物生物量等，这为利用生长模型进行长势监测研究和应用提供了新的有效手段，特别是近年来遥感数据与作物生长模型同化技术的发展，为大范围利用生长模型获取作物生长信息进行长势监测提供了新的技术方法[71]，为进一步提高作物长势监测的机理性和定量化水平奠定了重要基础。长势诊断模型主要为田间管理提供服务，如养分状况、水分胁迫、病虫害情况等。已有相关模型为 NDVI－T_s作物长势诊断模型，该模型主要利用热红外波段反演的植被冠层温度（T_s）与归一化植被指数（NDVI）建立矢量空间，用于诊断农作物水分亏缺及长势状况。

4.3　主要技术的大范围应用

农作物长势监测在农业遥感监测系统中是重要的监测功能，作物长势变化监测信息是作物单产估测和农业田间管理中重要的支持信息。目前，作物长势监测技术应用尺度主要包括大尺度、中尺度、小尺度及田块尺度。其中，大尺度长势监测主要为省级尺度、国家级和全球尺度，采用的长势监测方法多为年际比较法和长势过程监测法。通过绘制当年、去年和常年长势动态变化曲线，根据关键期作物长势曲线的高低、变化速率等判断今年、去年和常年长势变化情况，从而为作物单产变化趋势提供参考信息。在国内，中国农业农村部“国家农情遥感监测

业务运行系统”利用多种植被指数等遥感信息长期开展全国和国外重点地区主要农作物长势实时监测和过程监测,为国家农业管理部门提供了有效的农情长势遥感监测信息服务[72]。中国科学院的 CropWatch 监测系统中,构建了作物长势综合监测方法体系,发展了包括过程监测、实时监测、基于最佳植被状况指数的长势评价等多指标多方法集成的长势综合监测方法体系,有效提高了作物长势监测精度[73-74]。中国气象局的“农作物监测系统”也对全国和国外重点产粮区长期开展主要农作物长势动态监测,为国家气象部门和农业管理部门提供了可靠的长势监测信息[75]。

在国外,农作物长势监测也成为大范围农情遥感监测系统的重要组成部分[76],如美国农业部外国农业局(U. S. Department of Agriculture Foreign Agricultural Service,USDA FAS)开发的基于地理信息系统的决策支持系统 Crop Explorer,主要提供基于植被指数专题图和气象数据等全球作物长势信息,为全球作物长势监测提供信息服务。在 USDA NASS 负责的美国本土农业监测中,该机构在作物生育期内基于中低分辨率遥感数据获取的归一化植被指数进行作物长势监测,从而为农业部相关决策者提供全国尺度作物生长信息。欧盟联合研究中心(Joint research center,JRC)负责研发的全球和欧盟本土农情监测系统中,也定期发布基于遥感数据获取的植被指数图,从而为作物产量预测提供长势监测信息。联合国粮农组织(Food and Agriculture Organization of the United Nations,FAO)开发的全球信息与预警系统(Global information and early warning system,GIEWS)也按月定期发布遥感获取的作物长势信息供用户查看和下载。此外,加拿大、阿根廷、印度等国的农业部门或统计部门也都开展基于植被指数的作物长势监测,为作物估产以及决策者和生产者提供作物长势参考信息。

4.4 存在问题与发展趋势

利用遥感数据进行作物长势监测已有 40 多年历史,但目前主要应用的长势遥感监测方法仍存在不足,如长势监测主要偏向定性评价,为了更好地发挥农业田间管理的作用,需要增强长势监测的机理性和定量化水平。同时,注意加强长势遥感监测结果与地面作物长势、作物最终单产间一致性关系研究。另外,目前长势遥感监测模型多为评估模型,为作物早期估产提供了重要信息,但需要进一步加强诊断模型的研发,从而使长势监测信息更好地指导农作物田间管理。因此,除进一步加强高频、高空间分辨率、高精度的作物长势监测技术研发外,加强作物综合长势指标监测模型、作物生长监测诊断模型的研发以及机理模型在作物长势监测中的应用是今后的发展趋势。此外,要进一步提升作物参数和农田参数的定量反演精度和水平,从而进一步提高作物长势监测的精准化和定量化水平。

5 农作物单产遥感估测

在农作物单产对保障国家粮食安全贡献率不断增加和新一轮千亿斤粮食产能提升的大背景下,我国正在实施的主要农作物大面积单产提升行动迫切需要进一步提高作物单产空间信息的获取能力和水平。遥感技术为大范围农作物单产信息的获取提供了有效技术手段,其核心主要是通过多源遥感、气象、土壤、地形、管理和单产样本表征农作物干物质积累和产量形成过程,从而实现农作物收获前单产的动态预测。

5.1 主要数据与指标

通过多年的技术探索和实践,农作物单产遥感估测使用的数据已由单一植被指数和统计单产资料发展为由遥感、气象、土壤地形、作物物候、田间管理和农业统计等多源信息协同支撑的数据体系[77]。其中,多时相光学遥感能够连续表征作物冠层反射、生长状态和物候变化[78-79],是大范围作物单产估测中应用最广泛的数据类型;SAR 数据具备全天时、全天候观测能力,可有效获取作物结构、土壤含水率和地表粗糙度信息;热红外、高光谱、SIF 和无人机遥感则分别在作物水分胁迫、生化参数、光合作用活性和田块尺度作物精细信息等获取方面具有优势[80]。上述多源遥感信息是作物单产遥感估测的有效信息来源。

从指标来源及其在单产形成表征中的作用看,单产估测采用的遥感指标可分为 3 类:一是直接由遥感反射率构建的光谱指数,如 NDVI、EVI、SAVI 和红边植被指数等,主要反映冠层绿度、植被覆盖和作物长势;二是经过反演或模型处理获得的生物物理与环境变量,如 LAI、FAPAR、FVC、SIF、地表温度(LST)、ET 和 SM 等,用于表征冠层结构、光能吸收、光合作用活性及水热胁迫状态;三是表征与作物最终单产形成联系最直接的干物质积累的变量,如总初级生产力(Gross primary productivity,GPP)、NPP 和地上生物量等[81]。总体上,单产估测指标体系正在由绿度表征向生产力过程的综合表征转变。

在具体应用中,植被指数仍是最常用的估产指标。其中,主要作物关键生育期内的多时相遥感指标、峰值指标、积分指标及其派生因子的综合应用能更好地反映作物生长过程,对提高作物遥感估产精

度具有重要作用。与此同时，LST、ET、SM、降水量、温度植被干旱指数（Temperature vegetation dryness index，TVDI）和植被健康指数（Vegetation health index，VHI）等水热指标，对高温、干旱、涝渍等灾害频发的区域提高作物单产估测精度具有重要作用，可弥补单纯植被指数指标对产量影响识别滞后的不足[82]。除遥感指标外，气象、土壤、地形、物候历和地面实测单产样本也是单产估测不可缺少的数据基础，其质量、时效性和空间代表性直接影响估测结果的可靠性。

5.2　主要模型、算法与技术方法

农作物单产遥感估测方法总体经历了由统计模型、半机理模型、机理模型和多模型融合的发展过程[83]。其中，作物生长模型和遥感数据同化的作物单产模拟预测则是具有应用潜力的研究前沿技术。基于数据驱动的机器学习和深度学习等人工智能单产估测算法是近年研究和应用的热点，如图 5 所示。

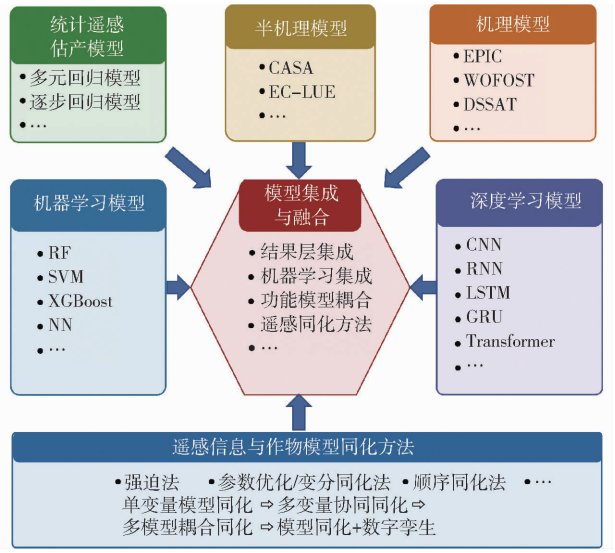

图 5　农作物单产遥感估测主要模型和主要方法

Fig. 5　Main models and methods for crop yield estimation with remote sensing

统计遥感估产模型主要是将关键生育期遥感指标（如植被指数）、气象因素及其派生因子与作物单产建立线性或非线性关系。该类方法应用简单，适用于大范围作物单产快速估测和业务化应用，但这类模型通常依赖特定区域、年份和作物类型，跨区域、跨年份推广能力有限。随着人工智能技术的发展，机器学习逐渐成为单产估测的重要技术[84]。其中，随机森林、支持向量机和 XGBoost 等方法可以有效表达多源变量（如综合利用遥感指数、气象因子、土壤属性、地形因子和管理信息等）与作物单产间的复杂非线性关系[85]。深度学习技术的出现进一步推动了单产估测向时空特征自动提取转变，其中，CNN 适合提取空间纹理和区域异质性信息，RNN、LSTM、门控循环单元（Gated recurrent unit，GRU）和 Transformer 等时序模型则适合刻画作物生育期内遥感指标与气象序列信息的动态变化[86-87]。总体而言，数据驱动的机器学习和深度学习有效提高了作物单产估测中多源变量的表达能力，但该类模型结果的可解释性不强，且对模型训练的样本规模、标签质量和计算资源提出了更高的要求[88]。

半机理模型以 CASA（Carnegie-ames-stanford approach）、EC－LUE（Eddy covariance-light use efficiency）等光能利用率模型为典型代表，该类模型主要基于吸收光合有效辐射和光能利用率估算 NPP，在此基础上将其转化为作物地上生物量，并基于作物收获指数修订获得作物单产结果。该模型能够连接遥感观测、光合作用、干物质积累和单产形成过程，与作物统计估产模型相比，该类模型具有更明确的生理基础，但其模型精度受光能利用率参数、环境胁迫修正和收获指数获取等因素影响较大。机理模型则从土壤-作物-大气系统出发，综合气象、土壤、作物参数和田间管理等信息，动态模拟物候发育、光合生产、蒸腾、干物质积累与分配以及水分胁迫等作物生长过程，是作物单产估测中机理性较强的方法[89-90]。其中，环境政策与气候整合模型（Environmental policy integrated climate，EPIC）、世界粮食研究模型（World food studies，WOFOST）、农业技术转移决策支持系统（Decision support system for agrotechnology transfer，DSSAT）、农业生产系统模拟器（Agricultural production systems simulator，APSIM）和 AquaCrop 等是常用的作物生长模型，分别在光合生产与干物质分配、气象-土壤-品种-管理综合作用、作物-土壤-管理过程耦合以及水分生产力模拟等方面各具特点[91-92]。但在区域应用中，作物模型受区域范围内关键参数获取困难、田间管理信息、土壤与品种资料不足以及空间异质性表达不充分等限制，增加了作物生长模型在大范围应用的难度。

遥感信息与作物生长模型同化为作物生长机理模型区域应用提供了有效途径，其核心是利用遥感获取大范围空间连续的作物状态变量或观测量，对作物模型的状态、参数和模拟过程进行约束，兼顾遥感观测的空间连续性与作物模型机理过程的时间连续性，从而实现作物单产和作物生长参数的时空连续准确模拟。其中，遥感与生长模型同化方法主要包括强迫法、参数优化/变分同化法和顺序同化法。遥感信息既可以 LAI、ET、土壤含水率、生物量等状态变量形式进入模型，也可通过作物模型与辐射传输模型耦合，以冠层反射率、植被指数或雷达后向散射系数等观测量约束模型。未来，作物模型估产将

进一步向多源遥感融合、多变量协同同化、多模型耦合同化和高性能并行计算方向发展,从而进一步提高大范围作物单产模拟与预测的精度、效率和稳定性[93]。此外,生长模型遥感同化与数字孪生技术相结合也是近年来新的发展趋势。

在此基础上,模型集成与多模型融合成为提升作物单产遥感估测精度和稳定性的重要方向[94]。不同估产模型在理论基础、输入变量、适用尺度和误差来源上存在一定差异,单一模型往往难以同时兼顾估测精度、机理解释性、区域应用能力和稳定性。模型集成的核心是利用不同模型间的互补优势,构建更加稳健的作物估产综合框架。从实现方式看,模型集成主要分为结果层集成、机器学习集成、功能模型耦合和同化驱动的多模型集成等方式[95]。其中,结果层集成主要依据模型误差、预测精度或贡献度确定融合权重[96];机器学习集成强调多模型间的协同学习;功能模型耦合主要强调作物模型、辐射传输模型和机器学习模型在作物单产形成过程中的分工;同化驱动的多模型集成则将 LAI、土壤含水率和生物量等遥感观测因子引入多个作物模型,在遥感信息约束下综合不同模型模拟结果,从而降低单一模型产生的结构性误差和估产结果的不确定性。

总体而言,单产遥感估测方法正在由单一指标、单一模型和静态估计转向为遥感观测、过程模拟、智能学习和统计校正协同支撑的综合估测体系[97]。未来,多模型融合应进一步由固定权重向动态权重、由离线集成向时序更新、由精度提升向不确定性表达转变,并根据作物类型、生育阶段、气候背景、遥感数据质量和历史模型表现动态调整不同模型贡献,加强作物估产工作中误差传递(如遥感观测误差、模型结构误差、参数误差和样本误差等)对单产估测结果影响的量化研究,从而提升单产估测的精度、稳定性、可解释性和跨区域适用性[98]。

5.3 主要技术的大范围应用

在大范围应用中,作物单产遥感估测是农情监测系统的有机组成部分,准确可靠的作物单产信息在粮食生产形势研判和粮食安全预警系统中发挥了重要作用。在国内,中国农业农村部“国家农情遥感监测业务运行系统”主要利用多源遥感、气象、统计数据和地面信息等构建了多模型的作物单产估测体系,在准确作物面积监测结果和作物单产估测结果基础上,为国家提供了可靠的国内及国外重点地区主要农作物产量信息支持。其中,国内监测的主要作物包括小麦、玉米、水稻、大豆、棉花、油菜和甘蔗等,国外重点国家监测的主要作物包括玉米、大豆、油菜等主要粮油作物。中国科学院 CropWatch 系统则依托遥感、气象、统计数据和地面数据等多源信息,在进行面积监测和长势监测基础上,在全球尺度估测主要产粮国家的作物单产和总产,最终形成全球综合农情服务体系[99]。中国气象局的“农作物监测系统”也对全国和国外重点国家开展了主要农作物单产和总产动态预测服务,为国家相关农业管理部门提供了可靠的作物产量预测信息。在国外,美国农业部外国农业局的 Crop Explorer 通过整合遥感、气象、作物模型和农业统计等信息服务于全球农业产量监测。欧盟农业资源监测项目(Monitoring agricultural resources, MARS)作物单产预测系统(Crop yield forecasting system, CYFS)则依托气象、遥感数据、统计数据和作物生长模型等模型和信息定期开展作物长势监测与单产预测。

5.4 存在问题与发展趋势

尽管农作物单产遥感估测已广泛应用于大范围农情监测和粮食安全评估,但在估产模型构建、模型泛化、迁移应用和精度提升等方面仍存在不足,如被广泛应用的统计估产遥感模型虽然简单准确,但该类模型在不同作物、区域和年份间的迁移能力受到一定限制。其次,在大范围估产应用中,机理估产模型的应用仍需加强,特别是加大机理模型和遥感数据同化的作物单产模拟预测研究和应用,从而提高大范围作物单产预测的机理性、精度和水平。此外,数据驱动的机器学习、深度学习等人工智能模型虽然能够准确获得作物单产预测结果,但结果的可解释性不强,需要加强数据驱动模型的可解释性研究。

未来,农作物单产遥感估测中需要由单一遥感指标或单一模型驱动转向多源观测协同、作物生长过程约束和智能模型融合。数据层面,应加强光学、SAR、热红外、高光谱、SIF、无人机遥感和地面观测的综合利用,从作物冠层结构、光合作用、水分胁迫和干物质积累等方面表征单产形成过程。方法层面,应加强作物生长模型和遥感数据融合的同化算法研发、高性能并行运算等关键技术探索和应用,进一步推动遥感数据、作物生长模型和人工智能方法深度融合,通过数据同化、物候约束和机理引导建模,提高模型的可解释性、泛化能力和大范围应用水平。此外,由于作物单产地面实测样本获取成本高,部分地区获取实测样本较为困难,无法满足作物单产估测中建模、验证等对样本数量的需求,因此,需加强单产样本增强与扩充技术的研究与利用,从而满足作物单产估测中对单产样本的需求。另外,应加强作物单产估测中不同尺度、不同层次估产结果

精度验证体系的构建，同时加强农业灾害（如高温热害、干旱、低温冷害、洪涝、渍涝、作物倒伏、病虫害等）中农作物单产损失定量评估研究，重视单产估测关键环节误差传递对作物单产估测结果影响。随着云计算、大数据和智能化服务的日趋成熟，农作物单产估测正在向在线化、模块化和定制化服务方向发展。

6　农作物遥感监测研究与应用展望

农作物遥感监测的发展将从单项技术应用走向支撑农业现代化、粮食安全预警、农业综合生产能力提升和农业强国的基础性信息能力。随着天空地一体化观测数据源不断丰富和遥感对地观测能力的持续增强，农作物遥感监测逐步成为连接粮油棉糖等农业生产过程、农业资源环境、农业灾害风险识别和智能决策管理服务的重要纽带。未来，农作物遥感监测发展的重点将面向国家粮食安全、重要农产品供给保障、农业综合生产能力提升、全球粮食安全治理、农业绿色发展和智慧农业建设，要进一步加强不依赖地面样本数据的农作物遥感监测技术体系构建，为国家提供连续、可靠、可解释的智能化农作物遥感监测信息服务，如图 6 所示。

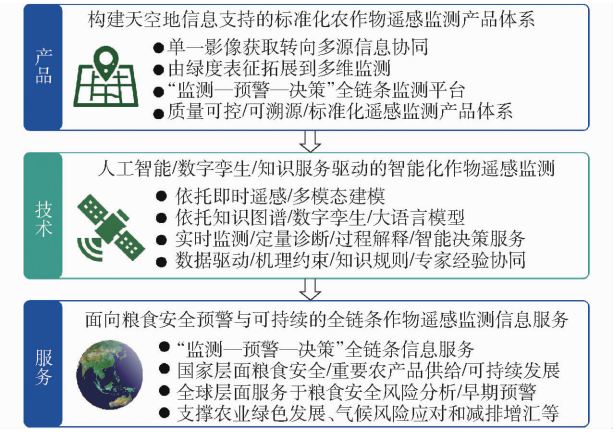

图 6　农作物遥感监测核心技术、关键产品和信息服务的发展方向

Fig. 6　Development directions for core technologies, key products and information services in crop remote sensing monitoring

6.1　构建天空地一体化观测支持下的标准化农作物遥感监测产品体系

随着全球对地观测系统、国家高分对地观测系统、物联网、大数据、云计算和人工智能等快速发展，农作物遥感监测将由利用单一遥感影像向天空地多源信息获取转变，由单纯的绿度表征向生物物理、生物化学和生理生态等多维参数监测转变，由经验估测向机理约束与智能融合转变。随着多源卫星、无人机遥感、地面样方、物联网感知和农业机械作业数据的获取，农作物遥感监测将具备农作物早期识别、作物长势诊断、农业灾害定量监测与评价、作物产量精细化估测和粮食安全风险评估的综合能力，并构建“监测—预警—决策”全链条的农作物遥感监测服务平台。在全球粮食危机风险加剧的背景下，全球农作物遥感监测将由单一指标和单项技术应用发展为支撑农业生产过程、农业综合生产能力诊断和粮食安全预警的综合信息服务体系。今后，区域农作物遥感监测系统不仅要具备及时稳定的数据获取和处理能力，而且能够生产标准统一、质量稳定可控、数据产品可溯源的农作物遥感监测产品，逐步形成作物参数和农田信息、作物空间分布、作物生长状态、作物单产估测、灾害损失评估、粮食安全风险分析等质量可控、应用价值高的标准化农作物遥感监测产品体系。

6.2　人工智能、数字孪生与知识服务驱动下的智能化农作物遥感监测

时效性是农作物遥感监测能够发挥决策服务功能的基本要求。随着全球气候变化加剧，极端气候条件频发，区域农业灾害（如高温、干旱、低温冷害、洪涝等）会对农业生产造成较大影响。由于传统农作物遥感监测对农业灾害监测响应具有一定滞后性，难以满足农业应急管理和粮食安全预警的时效需求。未来农作物遥感监测系统将更加侧重即时遥感技术的应用，实现近实时的农作物动态监测和农业灾害快速响应，从而为国家农业生产形势研判提供快速、可靠的信息支撑。随着遥感基础模型、多模态时空建模、知识图谱、数字孪生、大语言模型等新兴技术的发展和应用，农作物遥感监测将由单纯的信息提取向智能决策服务演进。在提高农作物智能化遥感监测核心算法精度的基础上，未来将提升作物生长状态监测、作物胁迫诊断、农业灾害产量影响评估和管理综合研判等定量监测能力，进一步推动数据驱动模型、农学机理约束、知识规则校验和专家经验修正协同融合，促进区域农作物遥感监测从定性判断评价转向定量诊断、过程解释和智能化服务。

6.3　面向粮食安全预警与可持续的全链条农作物遥感监测信息服务

农作物遥感监测最终价值在于服务国家粮食等重要农产品供给保障、农业综合生产能力提升、粮食安全预警和全球可持续农业发展，为国家提供“监测—预警—决策”全链条的农作物遥感监测信息服务。随着气候变化、极端灾害、地缘冲突和国际贸易波动对粮食生产与供应格局的影响不断增强，农作物遥感监测将在更大范围、更高频率和更强时效性上提供客观、透明的信息支撑。在国家层面，农作物

遥感要深度服务于国家农业统计调查、耕地资源利用与保护、农业种植结构调整、农业灾害应急监测、农作物灾害损失定量评估、农产品市场调控和粮食安全预警等实际需求,不断提升科学化、精细化和主动预警的农业宏观管理能力。在全球层面,将加强全球主要农区、粮食贸易区、粮食安全风险区的持续监测与早期预警,提升全球农作物监测信息透明度和国际粮食安全合作能力。随着绿色农业和智慧农业的发展,农作物遥感监测目标将由产量估测进一步拓展到农业资源利用、农业生态影响评估、农业气候风险分析和农业系统韧性评价,从而支撑农业绿色发展、气候风险应对和减排增汇等国家重大需求。

参 考 文 献

[1] 哈斯图亚,陈仲新. 农业粮食体系数字转型期农业遥感研究进展与展望[J]. 遥感学报,2025,29(6):1901 - 1917.
Hasituya, Chen Zhongxin. The development and prospect of agricultural remote sensing in the digital transformation of agrifood systems[J]. National Remote Sensing Bulletin, 2025, 29(6): 1901 - 1917. (in Chinese)

[2] Potapov P, Turubanova S, Hansen M C, et al. Global maps of cropland extent and change show accelerated cropland expansion in the twenty-first century[J]. Nature Food,2022,3(1):19 - 28.

[3] Wu B, Zhang M, Zeng H, et al. Challenges and opportunities in remote sensing-based crop monitoring: a review[J]. National Science Review,2023,10(4):nwac290.

[4] 张斌斌, 魏峭嵘, 尹燕斌, 等. 基于无人机遥感影像的马铃薯产量估算[J]. 中国马铃薯,2023,37(6):498 - 513,535.
Zhang Binbin, Wei Qiaorong, Yin Yanbin, et al. Potato yield estimation based on UAV remote sensing images[J]. Chinese Potato Journal, 2023,37(6):498 - 513,535. (in Chinese)

[5] Tedesco D, Moreira B R D A, Barbosa Júnior M R, et al. Predicting on multi-target regression for the yield of sweet potato by the market class of its roots upon vegetation indices[J]. Computers and Electronics in Agriculture,2021,191:106544.

[6] 杨扬, 刘洋, 苏宸, 等. 基于超分辨率重建与机器学习的油菜苗情监测方法[J]. 农业机械学报,2024,55(6):196 - 201.
Yang Yang, Liu Yang, Su Chen, et al. Oilseed rape seedling monitoring method based on super-resolution reconstruction and machine learning[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(6): 196 - 201. (in Chinese)

[7] 赵强, 俞乐, 徐伊迪, 等. 空间观测技术在油棕研究中的应用[J]. 遥感技术与应用,2022,37(5):1029 - 1042.
Zhao Qiang, Yu Le, Xu Yidi, et al. Application of space observation technology in oil palm research[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2022, 37(5):1029 - 1042. (in Chinese)

[8] 孟浩然, 李存军, 郑翔宇, 等. 综合光谱纹理和时序信息的油茶遥感提取研究[J]. 光谱学与光谱分析,2023,43(5):1589 - 1597.
Meng Haoran, Li Cunjun, Zheng Xiangyu, et al. Research on extraction of *Camellia oleifera* by integrating spectral, texture and time sequence remote sensing information[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2023, 43 (5): 1589 - 1597. (in Chinese)

[9] 郭其乐, 李军玲, 郭鹏. 基于作物双时相遥感特征的花生种植区提取[J]. 应用气象学报,2022,33(2):218 - 230.
Guo Qile, Li Junling, Guo Peng. Extraction of peanut planting area based on dual-temporal remote sensing features of crops [J]. Journal of Applied Meteorological Science, 2022, 33(2): 218 - 230. (in Chinese)

[10] 于海琳, 兰玉彬, 李京谦, 等. 基于无人机遥感数据和机器学习的向日葵 LAI 反演[J]. 农业机械学报,2025,56(1):356 - 365.
Yu Hailin, Lan Yubin, Li Jingqian, et al. Sunflower LAI inversion based on unmanned aerial vehicle remote sensing data and machine learning[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2025, 56(1):356 - 365. (in Chinese)

[11] 罗维, 李修华, 覃火娟, 等. 基于多源卫星遥感影像的广西中南部地区甘蔗识别及产量预测[J]. 自然资源遥感,2024,36(3):248 - 258.
Luo Wei, Li Xiuhua, Qin Huojuan, et al. Identification and yield prediction of sugarcane in the south-central part of Guangxi Zhuang Autonomous Region, China based on multi-source satellite-based remote sensing images[J]. Remote Sensing for Natural Resources, 2024, 36(3): 248 - 258. (in Chinese)

[12] Wang Q, Jiang C, Li Q, et al. UAV-based spatial sampling bridges ground measurements and satellite data for multi-scale estimation of sugar beet aboveground biomass[J]. Plant Phenomics,2026,8(1):100173.

[13] 高勇, 齐广平, 银敏华, 等. 基于无人机多光谱遥感的苜蓿 SPAD 值反演研究[J]. 草业科学,2026,43(4):951 - 967.
Gao Yong, Qi Guangping, Yin Minhua, et al. Inversion study of alfalfa SPAD value based on UAV multi-spectral remote sensing[J]. Pratacultural Science, 2026, 43(4): 951 - 967. (in Chinese)

[14] 李美炫, 朱西存, 白雪源, 等. 基于无人机影像阴影去除的苹果树冠层氮素含量遥感反演[J]. 中国农业科学,2021,54(10):2084 - 2094.
Li Meixuan, Zhu Xicun, Bai Xueyuan, et al. Remote sensing inversion of nitrogen content in apple canopy based on shadow removal in UAV multi-spectral remote rensing images[J]. Scientia Agricultura Sinica, 2021, 54(10): 2084 - 2094. (in Chinese)

[15] 杨家芳, 尹林江, 张洪亮, 等. 基于无人机遥感影像多维特征的茶树种植信息提取方法[J]. 测绘通报,2025(3):138 - 143.
Yang Jiafang, Yin Linjiang, Zhang Hongliang, et al. The extraction method of tea plantation information based on multi-

dimensional features from UAV remote sensing images[J]. Bulletin of Surveying and Mapping, 2025(3): 138 – 143. (in Chinese)

[16] 薛宇飞, 张军, 张萍, 等. 基于 Sentinel－2 遥感影像的烟草种植信息精准提取[J]. 中国烟草科学,2022,43(1):96 – 106.
Xue Yufei, Zhang Jun, Zhang Ping, et al. Object-oriented accurate extraction of tobacco information based on Sentinel－2 remote sensing images[J]. Chinese Tobacco Science, 2022, 43(1): 96 – 106. (in Chinese)

[17] 王强, 舒清态, 罗洪斌, 等. 基于机载 LiDAR 和光学遥感数据的热带橡胶林叶面积指数反演[J]. 西北林学院学报, 2020,35(4):132 – 139.
Wang Qiang, Shu Qingtai, Luo Hongbin, et al. Inversion of leaf area index of tropical *Hevea brasiliensis* forest based on airborne LiDAR and optical remote sensing data[J]. Journal of Northwest Forestry University, 2020, 35(4): 132 – 139. (in Chinese)

[18] 唐华俊, 吴文斌, 余强毅, 等. 基于形态指纹特征的耕地遥感监测轻量化大模型构建[J]. 中国农业科学,2026, 59(1):78 – 89.
Tang Huajun, Wu Wenbin, Yu Qiangyi, et al. Developing a lightweight multimodal model for cropland remote sensing monitoring[J]. Scientia Agricultura Sinica, 2026, 59(1): 78 – 89. (in Chinese)

[19] Liao C, Wang J, Dong T, et al. Using spatio-temporal fusion of Landsat－8 and MODIS data to derive phenology, biomass and yield estimates for corn and soybean[J]. Science of the Total Environment,2019,650:1707 – 1721.

[20] Claverie M, Ju J, Masek J G, et al. The harmonized Landsat and Sentinel－2 surface reflectance data set[J]. Remote Sensing of Environment,2018,219:145 – 161.

[21] D'andrimont R, Verhegghen A, Lemoine G, et al. From parcel to continental scale: a first European crop type map based on Sentinel－1 and LUCAS copernicus in-situ observations[J]. Remote Sensing of Environment,2021,266:112708.

[22] Ghassemi B, Izquierdo-Verdiguier E, Verhegghen A, et al. European Union crop map 2022: earth observation's 10-meter dive into Europe's crop tapestry[J]. Scientific Data,2024,11(1):1048.

[23] 李月, 何宏昌, 王晓飞, 等. 农作物冠层光谱分析及反演技术综述[J]. 测绘通报,2019(9):13 – 17.
Li Yue, He Hongchang, Wang Xiaofei, et al. Review on crop canopy spectral analysis and retrieval[J]. Bulletin of Surveying and Mapping, 2019(9): 13 – 17. (in Chinese)

[24] 刘伟东, 项月琴, 郑兰芬, 等. 高光谱数据与水稻叶面积指数及叶绿素密度的相关分析[J]. 遥感学报,2000,4(4): 279 – 283.
Liu Weidong, Xiang Yueqin, Zheng Lanfen, et al. Relationships between rice LAI, CH. D and hyperspectra data[J]. Journal of Remote Sensing, 2000, 4(4): 279 – 283. (in Chinese)

[25] Berger K, Verrelst J, Féret J B, et al. Crop nitrogen monitoring: recent progress and principal developments in the context of imaging spectroscopy missions[J]. Remote Sensing of Environment,2020,242:111758.

[26] 王迪, 周清波, 陈仲新, 等. 基于合成孔径雷达的农作物识别研究进展[J]. 农业工程学报,2014,30(16):203 – 212.
Wang Di, Zhou Qingbo, Chen Zhongxin, et al. Research advances on crop identification using synthetic aperture radar[J]. Transactions of the CSAE, 2014, 30(16): 203 – 212. (in Chinese)

[27] Mcnairn H, Brisco B. The application of C-band polarimetric SAR for agriculture: a review[J]. Canadian Journal of Remote Sensing,2014,30(3):525 – 542.

[28] 张智韬, 许崇豪, 谭丞轩, 等. 基于无人机热红外遥感的玉米地土壤含水率诊断方法[J]. 农业机械学报,2020, 51(3):180 – 190.
Zhang Zhitao,Xu Chonghao,Tan Chengxuan, et al. Diagnosing method of soil moisture content in corn field based on thermal infrared remote sensing of UAV[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(3):180 – 190. (in Chinese)

[29] Guanter L, Zhang Y, Jung M, et al. Global and time-resolved monitoring of crop photosynthesis with chlorophyll fluorescence [J]. Proceedings of the National Academy of Sciences,2014,111(14):1327 – 1333.

[30] Mohammed G H, Colombo R, Middleton E M, et al. Remote sensing of solar-induced chlorophyll fluorescence (SIF) in vegetation: 50 years of progress[J]. Remote Sensing of Environment,2019,231:111177.

[31] 纪景纯, 赵原, 邹晓娟, 等. 无人机遥感在农田信息监测中的应用进展[J]. 土壤学报,2019,56(4):773 – 784.
Ji Jingchun, Zhao Yuan, Zou Xiaojuan, et al. Advancement in application of UAV remote sensing to monitoring of farmlands [J]. Acta Pedologica Sinica, 2019, 56(4): 773 – 784. (in Chinese)

[32] 李林源, 黄华国, 穆西晗, 等. 低空无人机植被定量遥感:进展、挑战与展望[J]. 遥感学报,2025,29(6):2083 – 2113.
Li Linyuan, Huang Huaguo, Mu Xihan, et al. Low-altitude UAV-based quantitative remote sensing of vegetation: advances, challenges, and prospects[J]. National Remote Sensing Bulletin, 2025, 29(6): 2083 – 2113. (in Chinese)

[33] Kross A, Mcnairn H, Lapen D, et al. Assessment of RapidEye vegetation indices for estimation of leaf area index and biomass in corn and soybean crops[J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation,2015,34:235 – 248.

[34] Wolanin A, Camps-Valls G, Gómez-Chova L, et al. Estimating crop primary productivity with Sentinel－2 and Landsat 8 using machine learning methods trained with radiative transfer simulations[J]. Remote Sensing of Environment,2019,225:441 – 457.

[35] Sun Y, Frankenberg C, Wood J D, et al. OCO－2 advances photosynthesis observation from space via solar-induced

chlorophyll fluorescence[J]. Science,2017,358(6360):eaam5747.
[36] Fuster B, Sánchez-Zapero J, Camacho F, et al. Quality assessment of PROBA-V LAI, fAPAR and fCOVER collection 300 m products of copernicus global land service[J]. Remote Sensing,2020,12(6):1017.
[37] Clevers J G P W, Gitelson A A. Remote estimation of crop and grass chlorophyll and nitrogen content using red-edge bands on Sentinel-2 and -3[J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation,2013,23:344-351.
[38] Schlemmer M, Gitelson A, Schepers J, et al. Remote estimation of nitrogen and chlorophyll contents in maize at leaf and canopy levels[J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation,2013,25:47-54.
[39] Sadeh Y, Zhu X, Dunkerley D, et al. Fusion of Sentinel-2 and PlanetScope time-series data into daily 3 m surface reflectance and wheat LAI monitoring[J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation,2021,96:102260.
[40] Jacquemoud S, Verhoef W, Baret F, et al. PROSPECT + SAIL models: a review of use for vegetation characterization[J]. Remote Sensing of Environment,2009,113:56-66.
[41] 杜鑫, 蒙继华, 吴炳方. 作物生物量遥感估算研究进展[J]. 光谱学与光谱分析,2010,30(11):3098-3102.
Du Xin, Meng Jihua, Wu Bingfang. Overview on monitoring crop biomass with remote sensing[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2010, 30(11): 3098-3102. (in Chinese)
[42] Wu S, Yang P, Ren J, et al. Winter wheat LAI inversion considering morphological characteristics at different growth stages coupled with microwave scattering model and canopy simulation model[J]. Remote Sensing of Environment, 2020, 240: 111681.
[43] Rossi M, Candiani G, Nutini F, et al. Sentinel-2 estimation of CNC and LAI in rice cropping system through hybrid approach modelling[J]. European Journal of Remote Sensing,2023,56(1):2117651.
[44] Verrelst J, Malenovský Z, Van Der Tol C, et al. Quantifying vegetation biophysical variables from imaging spectroscopy data: a review on retrieval methods[J]. Surveys in Geophysics,2019,40(3):589-629.
[45] 赵春江. 农业遥感研究与应用进展[J]. 农业机械学报,2014,45(12):277-293.
Zhao Chunjiang. Advances of research and application in remote sensing for agriculture[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2014, 45(12): 277-293. (in Chinese)
[46] 陈晋, 刘天禹, 石茜, 等. 遥感农作物早期分类研究现状与展望[J]. 遥感学报,2025,29(6):1890-1900.
Chen Jin, Liu Tianyu, Shi Qian, et al. Early-season crop classification: recent developments and prospects[J]. National Remote Sensing Bulletin, 2025, 29(6): 1890-1900. (in Chinese)
[47] 吴文斌, 杨鹏, 李正国, 等. 农作物空间格局变化研究进展评述[J]. 中国农业资源与区划,2014,35(1):12-20.
Wu Wenbin, Yang Peng, Li Zhengguo, et al. Overview of research progresses in crop spatial pattern changes[J]. Chinese Journal of Agricultural Resources and Regional Planning, 2014, 35(1): 12-20. (in Chinese)
[48] Han Z, Zhang C, Gao L, et al. Spatio-temporal multi-level attention crop mapping method using time-series SAR imagery[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing,2023,206:293-310.
[49] Luo K, Lu L, Xie Y, et al. Crop type mapping in the central part of the North China Plain using Sentinel-2 time series and machine learning[J]. Computers and Electronics in Agriculture,2023,205:107577.
[50] Turkoglu M O, D'aronco S, Perich G, et al. Crop mapping from image time series: deep learning with multi-scale label hierarchies[J]. Remote Sensing of Environment,2021,264:112603.
[51] Zhang H, Liu M, Wang Y, et al. Automated delineation of agricultural field boundaries from Sentinel-2 images using recurrent residual U-Net[J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation,2021,105:102557.
[52] Maxwell A E, Warner T A, Fang F. Implementation of machine-learning classification in remote sensing: an applied review[J]. International Journal of Remote Sensing,2018,39(9):2784-2817.
[53] Sykas D, Sdraka M, Zografakis D, et al. A Sentinel-2 multiyear, multicountry benchmark dataset for crop classification and segmentation with deep learning[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2022,15:3323-3339.
[54] Kussul N, Lavreniuk M, Skakun S, et al. Deep learning classification of land cover and crop types using remote densing data[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters,2017,14(5):778-782.
[55] Waldner F, Diakogiannis F I. Deep learning on edge: extracting field boundaries from satellite images with a convolutional neural network[J]. Remote Sensing of Environment,2020,245:111741.
[56] 周清波. 国内外农情遥感现状与发展趋势[J]. 中国农业资源与区划,2004,25(5):9-14.
Zhou Qingbo. Status and tendency for development in remote sensing of agriculture situation[J]. Journal of China Agricultural Resources and Regional Planning, 2004,25(5): 9-14. (in Chinese)
[57] Boryan C, Yang Z, Mueller R, et al. Monitoring US agriculture: the US department of agriculture, national agricultural statistics service, cropland data layer program[J]. Geocarto International,2011,26(5):341-358.
[58] Becker-Reshef I, Justice C, Sullivan M, et al. Monitoring global croplands with coarse resolution earth observations: the global agriculture monitoring (GLAM) project[J]. Remote Sensing,2010,2(6):1589-1609.
[59] Van Tricht K, Degerickx J, Gilliams S, et al. WorldCereal: a dynamic open-source system for global-scale, seasonal, and

reproducible crop and irrigation mapping[J]. Earth System Science Data,2023,15(12):5491 – 5515.

[60] Whitcraft A K, Becker-Reshef I, Justice C O. A framework for defining spatially explicit earth observation requirements for a global agricultural monitoring initiative (GEOGLAM)[J]. Remote Sensing,2015,7(2):1461 – 1481.

[61] Huang J, Xiao G, Li X, et al. Progress and perspectives of crop type mapping with remote sensing: a review[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Magazine,2026,14(3):129 – 162.

[62] 洪玉娇, 张硕, 李俐. 基于合成孔径雷达数据的农作物长势监测研究进展[J]. 智慧农业(中英文),2024,6(1):46 – 62.
Hong Yujiao, Zhang Shuo, Li Li. Research progresses of crop growth monitoring based on synthetic aperture radar data[J]. Smart Agriculture, 2024, 6(1): 46 – 62. (in Chinese)

[63] 赵虎, 杨正伟, 李霖, 等. 作物长势遥感监测指标的改进与比较分析[J]. 农业工程学报,2011,27(1):243 – 249,394.
Zhao Hu, Yang Zhengwei, Li Lin, et al. Improvement and comparative analysis of indices of crop growth condition monitoring by remote sensing[J]. Transactions of the CSAE, 2011, 27(1): 243 – 249,394. (in Chinese)

[64] 周萌, 韩晓旭, 郑恒彪, 等. 基于参数化和非参数化法的棉花生物量高光谱遥感估算[J]. 中国农业科学,2021,54(20):4299 – 4311.
Zhou Meng, Han Xiaoxu, Zheng Hengbiao, et al. Remote sensing estimation of cotton biomass based on parametric and nonparametric methods by using hyperspectral reflectance[J]. Scientia Agricultura Sinica, 2021, 54(20): 4299 – 4311. (in Chinese)

[65] 黄青, 周清波, 王利民, 等. 基于遥感的冬小麦长势等级与气象因子相关性分析[J]. 农业机械学报,2014,45(12):301 – 307.
Huang Qing, Zhou Qingbo, Wang Limin, et al. Relationship between winter wheat growth grades obtained from remote-sensing and meteorological factor[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2014, 45(12): 301 – 307. (in Chinese)

[66] 承达瑜, 何伟德, 付春晓, 等. 融合无人机光谱信息与纹理特征的冬小麦综合长势监测[J]. 农业机械学报,2024,55(9):249 – 261.
Cheng Dayu, He Weide, Fu Chunxiao, et al. Comprehensive growth monitoring of winter wheat by integrating UAV spectral information and texture features[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024,55(9): 249 – 261. (in Chinese)

[67] Wang H, Yao Q, Zhang Z, et al. Comprehensive growth monitoring index using Sentinel – 2A data for large-scale cotton production[J]. Field Crops Research,2024,317:109525.

[68] 赵经华, 马世骄, 房城泰. 基于熵权-模糊综合评价法的无人机多光谱春玉米长势监测模型研究[J]. 农业机械学报,2024,55(8):214 – 224.
Zhao Jinghua, Ma Shijiao, Fang Chengtai. Growth monitoring of spring maize using UAV multispectral imaging based on entropy weight-fuzzy comprehensive evaluation method[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(8): 214 – 224. (in Chinese)

[69] 陈怀亮, 李颖, 张红卫. 农作物长势遥感监测业务化应用与研究进展[J]. 气象与环境科学,2015,38(1):95 – 102.
Chen Huailiang, Li Ying, Zhang Hongwei. Operational application and research review of crop growth monitoring with remote sensing[J]. Meteorological and Environmental Sciences, 2015, 38(1): 95 – 102. (in Chinese)

[70] 杨邦杰, 裴志远. 农作物长势的定义与遥感监测[J]. 农业工程学报,1999,15(3):214 – 218.
Yang Bangjie, Pei Zhiyuan. Definition of crop condition and crop monitoring using remote sensing[J]. Transactions of the CSAE, 1999,15(3): 214 – 218. (in Chinese)

[71] 闫岩, 柳钦火, 刘强, 等. 基于遥感数据与作物生长模型同化的冬小麦长势监测与估产方法研究[J]. 遥感学报,2006,10(5):804 – 811.
Yan Yan, Liu Qinhuo, Liu Qiang, et al. Methodology of winter wheat yield prediction based on assimilation of remote sensing data with crop growth model[J]. Journal of Remote Sensing, 2006, 10(5): 804 – 811. (in Chinese)

[72] 陈仲新, 任建强, 唐华俊, 等. 农业遥感研究应用进展与展望[J]. 遥感学报,2016,20(5):748 – 767.
Chen Zhongxin, Ren Jianqiang, Tang Huajun, et al. Progress and perspectives on agricultural remote sensing research and applications in China[J]. Journal of Remote Sensing, 2016, 20(5): 748 – 767. (in Chinese)

[73] 吴炳方, 田富有, 曾红伟, 等. 全球农情遥感监测云服务平台的新进展[J]. 遥感学报,2025,29(6):1918 – 1937.
Wu Bingfang, Tian Fuyou, Zeng Hongwei, et al. Recent advancements of cloud-based global crop monitoring system (CropWatch)[J]. National Remote Sensing Bulletin, 2025 , 29 (6): 1918 – 1937. (in Chinese)

[74] 吴炳方, 张淼, 曾红伟, 等. 全球农情遥感速报系统 20 年[J]. 遥感学报,2019,23(6):1053 – 1063.
Wu Bingfang, Zhang Miao, Zeng Hongwei, et al. Twenty years of CropWatch: progress and prospect[J]. Journal of Remote Sensing, 2019, 23 (6): 1053 – 1063. (in Chinese)

[75] 钱永兰, 赵晓凤, 张晔萍, 等. FY – 3B/D 星 NDVI 与 MODIS NDVI 对作物长势监测对比[J]. 气象学报,2023,81(4):660 – 672.
Qian Yonglan, Zhao Xiaofeng, Zhang Yeping, et al. Comparison of crop growth monitoring based on FY – 3B/D NDVI and MODIS NDVI[J]. Acta Meteorologica Sinica, 2023, 81(4): 660 – 672. (in Chinese)

[76] 吴炳方, 蒙继华, 李强子. 国外农情遥感监测系统现状与启示[J]. 地球科学进展,2010,25(10):1003 - 1012.
Wu Bingfang, Meng Jihua, LI Qiangzi. Review of overseas crop monitoring systems with remote sensing[J]. Advances in Earth Science, 2010, 25(10): 1003 - 1012. (in Chinese)

[77] Azzari G, Jain M, Lobell D B. Towards fine resolution global maps of crop yields: testing multiple methods and satellites in three countries[J]. Remote Sensing of Environment,2017,202:129 - 141.

[78] 何亚娟, 潘学标, 裴志远, 等. 基于 SPOT 遥感数据的甘蔗叶面积指数反演和产量估算[J]. 农业机械学报,2013,44(5):226 - 231.
He Yajuan, Pan Xuebiao, Pei Zhiyuan, et al. Estimation of LAI and yield of sugarcane based on SPOT remote sensing data [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2013, 44(5): 226 - 231. (in Chinese)

[79] 李军玲, 李梦夏, 李树岩, 等. 花生叶面积指数地面高光谱遥感估算模型研究[J]. 灌溉排水学报,2021,40(5):69 - 75.
Li Junling, Li Mengxia, Li Shuyan, et al. Estimating leaf area index of peanut using hyperspectral remote sensing[J]. Journal of Irrigation and Drainage, 2021, 40(5): 69 - 75. (in Chinese)

[80] Marshall M, Belgiu M, Boschetti M, et al. Field-level crop yield estimation with PRISMA and Sentinel - 2[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing,2022,187:191 - 210.

[81] Chlingaryan A, Sukkarieh S, Whelan B. Machine learning approaches for crop yield prediction and nitrogen status estimation in precision agriculture: a review[J]. Computers and Electronics in Agriculture,2018,151:61 - 69.

[82] Lobell D B, Thau D, Seifert C, et al. A scalable satellite-based crop yield mapper[J]. Remote Sensing of Environment, 2015,164:324 - 333.

[83] Xiao G, Huang J, Zhuo W, et al. Progress and perspectives of crop yield forecasting with remote sensing: a review[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Magazine,2025,13(3):338 - 368.

[84] Paudel D, Boogaard H, De Wit A, et al. Machine learning for large-scale crop yield forecasting[J]. Agricultural Systems, 2021,187:103016.

[85] Cai Y, Guan K, Lobell D, et al. Integrating satellite and climate data to predict wheat yield in Australia using machine learning approaches[J]. Agricultural and Forest Meteorology,2019,274:144 - 159.

[86] Muruganantham P, Wibowo S, Grandhi S, et al. A systematic literature review on crop yield prediction with deep learning and remote sensing[J]. Remote Sensing,2022,14(9):1990.

[87] Van Klompenburg T, Kassahun A, Catal C. Crop yield prediction using machine learning: a systematic literature review[J]. Computers and Electronics in Agriculture,2020,177:105709.

[88] Khaki S, Wang L. Crop yield prediction using deep neural networks[J]. Frontiers in Plant Science,2019,10:621.

[89] Jin Z, Azzari G, Lobell D B. Improving the accuracy of satellite-based high-resolution yield estimation: a test of multiple scalable approaches[J]. Agricultural and Forest Meteorology,2017,247:207 - 220.

[90] De Wit A, Boogaard H, Fumagalli D, et al. 25 years of the WOFOST cropping systems model[J]. Agricultural Systems, 2019,168:154 - 167.

[91] Keating B A, Carberry P S, Hammer G L, et al. An overview of APSIM, a model designed for farming systems simulation[J]. European Journal of Agronomy,2003,18(3):267 - 288.

[92] Wu S, Yang P, Ren J, et al. Regional winter wheat yield estimation based on the WOFOST model and a novel VW - 4DEnSRF assimilation algorithm[J]. Remote Sensing of Environment,2021,255:112276.

[93] Luo L, Sun S, Xue J, et al. Crop yield estimation based on assimilation of crop models and remote sensing data: a systematic evaluation[J]. Agricultural Systems,2023,210: 103711.

[94] 王静, 李新. 基于作物生长模型和多源数据的融合技术研究进展[J]. 遥感技术与应用,2015,30(2):209 - 219.
Wang Jing, Li Xin. Progresses on data fusion technology of crop growth model and multi-source observation information[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2015,30(2): 209 - 219. (in Chinese)

[95] Shahhosseini M, Hu G, Huber I, et al. Coupling machine learning and crop modeling improves crop yield prediction in the US corn belt[J]. Scientific Reports,2021,11(1):1606.

[96] 余焰文, 蔡哲, 姚俊萌, 等. 江西省油菜产量集成预测模型方法研究[J]. 气象与减灾研究,2019,42(3):206 - 211.
Yu Yanwen, Cai Zhe, Yao Junmeng, et al. Study on integrated forecasting model of rape yield in Jiangxi Province[J]. Meteorology and Disaster Reduction Research, 2019, 42(3): 206 - 211. (in Chinese)

[97] 程志强, 蒙继华. 作物单产估算模型研究进展与展望[J]. 中国生态农业学报,2015,23(4):402 - 415.
Cheng Zhiqiang, Meng Jihua. Research advances and perspectives on crop yield estimation models[J]. Chinese Journal of Eco-Agriculture, 2015, 23(4): 402 - 415. (in Chinese)

[98] Hu T, Zhang X, Bohrer G, et al. Crop yield prediction via explainable AI and interpretable machine learning: dangers of black box models for evaluating climate change impacts on crop yield[J]. Agricultural and Forest Meteorology,2023,336: 109458.

[99] Nakalembe C, Becker-Reshef I, Bonifacio R, et al. A review of satellite-based global agricultural monitoring systems available for Africa[J]. Global Food Security,2021,29:100543.