遥感学报
NATIONAL REMOTE SENSING BULLETIN
EI CSCD
Scopus CNKI

全球农情遥感监测云服务平台的新进展

Recent advancements of cloud-based global crop monitoring system （CropWatch）

吴炳方;田富有;曾红伟;张淼;闫娜娜;覃星力;马宗瀚

引用本文:
吴炳方，田富有，曾红伟，张淼，闫娜娜，覃星力，马宗瀚.2025.全球农情遥感监测云服务平台的新进展.遥感学报，29（6）： 1918-1937 DOI: 10.11834/jrs.20254500.
Wu B F，Tian F Y，Zeng H W，Zhang M，Yan N N，Qin X L and Ma Z H. 2025. Recent advancements of cloud-based global crop monitoring system （CropWatch）. National Remote Sensing Bulletin， 29（6）：1918-1937 DOI: 10.11834/jrs.20254500.

在线阅读 View online: http://www.ygxb.ac.cn/thesisDetails?columnId=113106997

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

基于多尺度监督对比学习的高光谱图像分类网络
Hyperspectral image classification network based on multiscale supervised contrastive learning
遥感学报.2025,29(8):2627-2640.

耦合空域重建的植被指数时空融合方法
Spatial reconstruction-aided spatio-temporal fusion of NDVI images
遥感学报.2025,29(8):2602-2615.

卫星反演云粒子有效半径与飞机探测对比检验
Comparative verification of cloud particle effective radius at cloud top by satellite retrieval and airborne measurement
遥感学报.2025,29(8):2589-2601.

基于深度特征重构增强的光学和SAR图像鲁棒匹配
Robust matching of optical and SAR images based on deep feature reconstruction enhancement
遥感学报.2025,29(8):2616-2626.

云—气溶胶星载激光雷达的二维简单多尺度层次检测方法
Two-dimensional simple multiscale algorithm for detecting cloud and aerosol layers from spaceborne lidar data
遥感学报.2025,29(8):2531-2543.

全球农情遥感监测云服务平台的新进展

吴炳方[1,2]，田富有[1]，曾红伟[1,3]，张淼[1,3]，闫娜娜[1]，覃星力[1]，马宗瀚[1]

1. 中国科学院空天信息创新研究院 遥感与数字地球全国重点实验室，北京 100101；
2. 中国科学院大学 北京燕山地球关键带国家野外科学观测研究站，北京 101408；
3. 中国科学院大学 资源环境学院，北京 101408

摘 要：农情遥感监测是对遥感指标的深加工和综合性分析。全球农情遥感监测云服务平台（CropWatch）是一个由遥感指标和地面数据驱动的监测系统，提供独立的全球农情信息。本文介绍了5年来CropWatch从农情监测到农情服务的最新进展：构建了由54个农情指标、15类基础数据、三级农业生态及行政单元构成的监测技术体系；农情指标包括农气、农情、产量、耕作、灾害和预警等6个方面，覆盖了农业生产的各个方面；研制了“耕地（地块）、非耕地系数、灌溉、复种、梯田、防护林”等基础数据底座，实现了基础数据的自主；通过集成大语言模型显著提高了农情指标的分析效率和智能化水平；两个地面数据采集APP（GVG和FieldWatch）显著提高了实测数据采集效率。通过广泛的国际合作，实现了农情监测模型的全球验证；通过能力建设和自主农情监测的赋能，使得用户能够独立开展特定区域农情监测系统的建设、农情产品的生产、信息协同分析及发布，颠覆了农情监测系统的建设模式，促进了发展中国家农情监测能力的发展。未来将构建更加开放的CropWatch，在大语言模型以及开放式API的支持下成为多源数据和模型集成的专用云服务平台，降低农情监测的门槛，为感兴趣的用户和利益相关者提供更加灵活和高效的农情监测解决方案，并进一步提高全球农情信息的透明度。

关键词：农情监测，CropWatch，全球应用，全球验证，遥感

中图分类号：TP701/P2

引用格式：吴炳方，田富有，曾红伟，张淼，闫娜娜，覃星力，马宗瀚.2025.全球农情遥感监测云服务平台的新进展.遥感学报，29(6)：1918-1937

Wu B F，Tian F Y，Zeng H W，Zhang M，Yan N N，Qin X L and Ma Z H. 2025. Recent advancements of cloud-based global crop monitoring system (CropWatch). National Remote Sensing Bulletin，29(6)：1918-1937[DOI：10.11834/jrs.20254500]

1 引 言

随着人口的持续增长和气候变化的不确定性增加，粮食安全已成为全球性的重大挑战之一（Wu等，2018；Porciello等，2020）。农情信息是影响粮食供应环节的重要信息，及时准确地获取全球农情信息，对保障粮食安全，实现零饥饿目标至关重要（何昌垂，2013）。农情遥感监测是获取全球农情信息的重要也是唯一的手段（Fritz等，2019），在保障粮食安全、维护粮食衍生品价格稳定等方面的重要性愈发凸显，为此，联合国在2030可持续发展零饥饿目标中，明确要求“采取措施，确保粮食商品市场及其衍生工具正常发挥作用，确保及时获取市场信息，防止粮价剧烈波动”（United Nations，2015）。随着卫星遥感数据的不断涌现与共享、云计算等信息技术的快速发展，遥感数据的保障与处理能力已经能够满足全球监测的需要（Gorelick等，2017；Zhang等，2018）。

国际上，投入运行的全球农情监测系统不多（Wu等，2023b）。有代表性的包括：美国农业部外国农业局的Crop Explorer（https://ipad.fas.usda.gov/cropexplorer/[2024-10-31]），通过“全球农业产量”月度报告以及“产量、供给与分布”数据库的形式，发布全球农情信息；中国的全球农情

收稿日期：2024-10-31；**预印本：**2025-05-12

基金项目：“一带一路”国际科学组织联盟战略咨询项目（编号：ANSO-SBA-2022-02）；国家重点研发计划（编号：2023YFD2000105）；国家自然科学基金（编号：42071271，42301409）

第一作者简介：吴炳方，研究方向为生态系统遥感、农业遥感、水资源等。E-mail：wubf@aircas.ac.cn

遥感监测云服务平台（CropWatch）依托多源遥感数据独立评估全球尺度的作物长势、种植面积、单产和产量等，按季度发布中英文双语报告（吴炳方 等，2019；Wu等，2015）；欧盟的农业遥感监测MARS（The Monitoring of Agriculture with Remote Sensing）计划，依托联合研究中心（Joint Research Center）开展作物长势监测与单产预测，发布月度报告（van der Velde等，2019）。然而现有的农情监测系统在种植面积和单产的运行化监测预测方面存在明显不足，多数系统依赖于统计数据，缺乏独立性，自动化程度不高（表1），而CropWatch和其他系统的本质区别是将遥感数据和地面实测数据作为核心数据源，是独立于统计数据的业务化农情遥感监测系统（Wu等，2023b）。

表1 国内外农情遥感监测系统对比

Table 1 Comparison of existing remote sensing-based agricultural monitoring systems

系统名称	范围	数据源	时间	空间	内容	运行
Crop Explorer	全球	统计、遥感、气象信息	月	产区/国家	农业气象条件；作物长势与胁迫；作物产量	人机参与，会商
CropWatch（Wu等，2015）	全球	遥感、气象、地面实测	季/年	全球/国家/省州/县	农业气象条件；作物长势与胁迫；作物种植面积、单产和产量；生产形势预警	全自动、流程化
FAO GIEWS	全球	遥感、统计	月	国家	作物长势与胁迫	信息报送
Crop Monitor（Becker-Reshef等，2020）	全球	遥感、统计	月	国家	作物长势与胁迫；粮食安全早期预警	会商
MARS（López-Lozano和Baruth，2019）	欧洲	气象、统计、遥感	月	国家	作物长势与胁迫；作物单产	人工+自动
ASAP（Rembold等，2019）	粮食不安全国家	气象、统计、遥感	月	全球/国家/省州	作物长势与胁迫；粮食安全早期预警	自动
Asia-Rice	南亚、东南亚	遥感	不定期	亚洲/国家/省州	水稻长势与胁迫；水稻面积	未业务运行
Sen2AGRI	7个国家	遥感、地面	不定期	国家/区域	耕作面积；作物种植面积；作物长势	未业务运行

全球农业景观高度异质、种植管理模式复杂多样，作物物候差异大、生长状况变化快，如何将农情监测从区域（国内）向全球（国外）拓展，并确保农情信息产品的精确性和可靠性，是全球农情遥感监测面临的巨大挑战（Wu等，2020b）。全球农情监测的准确性和可靠性主要取决于三方面因素，一是基础数据的保障，包括及时更新的耕地、物候等基础数据；二是监测模型的区域适应性，不同地区的农业生态条件差异较大，单一的监测模型难以适应全球复杂的农业生态特点；三是地面实测数据，用于保障模型标定和产品验证，未经验证的模型和产品无法为农业生产、政府决策和市场贸易提供科学可靠的信息支撑（Wu等，2020b）。另一方面，农情遥感监测系统涉及到多样的数据类型，建设难度大、维护成本高，使得大多数发展中国家难以建设及运行自主的农情监测系统，利用未经验证的第三方信息又存在着巨大的决策风险（Wu等，2023b）。本文介绍最近5年CropWatch在开放服务方面取得的进展（吴炳方 等，2019），重点阐述基础数据底座建设、主题分析和全球验证方面的进展，为全球尺度的遥感监测提供参考和启示。

2 CropWatch监测技术体系

CropWatch基于阿里云平台建设和运行，实现了数据处理、数据管理、数据分析及通报发布的链式无缝集成，允许用户在云端实现农情监测和在线协同分析，联动完成全球农情信息的获取和分析，并以中英双语对外发布CropWatch通报，公开向全球提供全球农情监测功能与信息服务。CropWatch整合了优势云计算资源和大语言模型，显著提高了农情监测的整体效率，为农情监测产品的生产、服务以及用户在线分析与访问提供了平台支撑，用户可以在全球任意地点使用各类终端（电脑、平板、智能手机等）访问使用CropWatch，大幅提升了使用CropWatch的便利性（吴炳方 等，2019；Wu等，2023）。

CropWatch提供了开放且可自定义的农情信息云服务，实现了监测处理云端化、数据流程透明化、分析参与化以及信息公开化，推动了从遥感数据互联网下载服务到遥感信息实时处理与分析的云端服务。CropWatch允许用户根据自身的专家

知识，通过自定义特定区域、作物类型和物候，标定模型的参数，自动生成一系列农气和农情指标，并通过交互式方式对任意自定义感兴趣区开展不同分辨率的农情遥感监测，实现了对全球范围内作物种植面积和产量监测模型的本地化以及全自动、流程化高精度监测（吴炳方 等，2010，2019；Wu等，2015），是该系统的独特之处。

CropWatch已投入应用27年，发布农情信息135期，为全球提供了独立的农情信息服务，年下载2.65万次，得到了粮食生产和出口大国的广泛关注。CropWatch生成的信息产品直接接入联合国粮农组织的“手牵手”系统，成为联合国粮农组织粮食预警及世界粮食利益相关者的主要信息源，服务于全球粮食安全预警。

近年来，CropWatch平台针对全球农业生产特征，提出了多维度遥感监测指标体系；借助地球大数据、云计算等技术，构建了独特的、动态更新的耕地资源基础数据集；并按照全球农业生态分区为基础监测单元，构建了基于效果的监测单元与监测模型映射表，实现了区域和作物种植面积和单产遥感监测模型的自适应选择与参数自标定，解决了农情监测指标与模型的区域适应性问题。同时，平台研制了粮食安全预警指标，依托大语言模型，实现农情信息的自动分析。本章重点从上述5个方面论述CropWatch云平台的最新进展。

2.1 CropWatch监测指标

针对全球农业生产特征，经过多年的积累和发展，CropWatch构建了分区—分层—多分辨率的农气—耕作—农情—产量—灾害—预警指标体系涵盖54个遥感监测指标和15类基础数据底座（吴炳方 等，2019）（表2）。结合全球气候分区、农作物种植模式、作物类型信息等，CropWatch将全球划分为105个一级、665个二级农业生态分区，将47个主要粮食生产和出口国划分成227个三级农业生态分区（Wu等，2015；Gommes等，2016），并覆盖全球173个国家及省、县（区）级行政单元。

表2 CropWatch遥感监测指标

Table 2 CropWatch indicators

指标类型	监测指标
农气	1. 降水：1.1 降水距平及聚类；1.2 SPI 2. 气温；2.1. 最高气温；2.2. 最低气温；2.3 气温距平 3. 光合有效辐射；4. 土壤湿度；5. 水位 6. 潜在累积生物量 7. 旱情指数：7.1 SPEI；7.2 PDSI 8. 涝灾指数；9. 渍涝指数；10. 倒伏指数；11. 干热风指数；12. 冻害指数 13. 病害风险指数；14. 虫害风险指数
农情	15. NDVI：15.1. 作物长势指数；15.2. 作物生长过程；15.3. 作物长势距平及聚类，15.4 VCI 16. EVI；17. SAVI；18. 叶面积指数及距平 19. 光合有效辐射吸收比率及距平；20. NDWI 21. 地表温度，21.1 TCI；22. 蒸散发；23. PSI指数 24. 最佳植被状况指数；25. 耕地种植状况；26. 归一化物候指数；27. 复种指数；28. 净初级生产力；29. 植被供水指数；30. 陆表水体范围 31. 作物水分胁迫指数；32. 植被健康指数；33. 洪涝指数，33.1 NDFI，33.2. 洪涝范围，33.3 淹没历时，33.4 淹没深度；34. 冻害影响范围
产量	作物：小麦、玉米、水稻、大豆、大麦、高粱 35. 作物面积；35.1 作物类型分布；35.2 种植成数；35.3 分类成数；35.4 种植面积 36. 作物单产：36.1 生物量；36.2 收获系数；36.3 趋势单产；36.4 气象单产；36.5 预测单产；36.6 实测单产 37. 作物产量；37.1 产量趋势 38. 粮食产量
耕作	39. 作物种植结构 40. 备耕进度；41. 种植进度；42. 收割进度；43. 播种适宜性；44. 成熟日期；45. 灌溉进度
灾害	46. 洪灾受灾程度；47. 旱灾受灾程度；48. 作物倒伏程度；49. 作物冻害程度；50. 病害及程度；51. 虫害及程度
预警	52. 生产形势指数；53. 农气适宜性；54. 种植面积预警指数
基础数据	55. 耕地边界，55.1 水田分布，55.2 大棚，55.3 梯田，55.4 非耕地系数；56. 地块边界，56.1 高标准农田；57. 灌溉/雨养地，57.1 圆形喷灌地；57.2 耕地灌溉比；57.3 历史灌溉遗产地；58. 农田防护林；59. 物候；60. 土壤；60.1 类型，60.2 持水能力，60.3 凋萎系数；61. 水面面积，61.1 水体深度，62 雨水收集点；63. 地下水埋深；64. 地貌；65. 地形；66. 道路；67. 观测点（气象、农气、农情、植保、土壤、水文、农田铁塔、通量与梯度监测塔）；68. 草地；69. 果园

针对全球尺度，开展辐射、温度、降水等农业气象条件的监测与趋势变化分析，侧重于气象条件异常及其对农业生产的潜在影响分析，并重点开展耕作强度和作物胁迫状态监测与评估，分析洲际主产区尺度的农业生产强度与胁迫状况的影响；针对农业主产国、省州尺度以及三级农业生态区，开展作物长势和产量的精细监测，全面诊断主产国、省州及农业生态区的生产形势（吴炳方 等，2010）。

2.2 动态更新的基础数据

耕地数据是开展农情遥感监测的核心基础数据。尽管国际上越来越多的高分辨率耕地数据产品相继问世，但仍难以满足CropWatch的要求，一是现有的耕地数据产品的时效性不够，更新频率低，反映不了农田的扩张和剧烈变化；二是耕地数据的类型单一，难以精细刻画耕地的灌溉方式和利用强度，影响了农情遥感监测的精准性；三是现有耕地数据不确定性高、一致性差，独立精度验证发现最新公开的非洲耕地数据总体精度均低于65%，多套数据一致性比例仅为30%（Nabil等，2020），无法有效支撑CropWatch的业务化运行工作。为此CropWatch提出了反映耕地多维属性的大数据监测方法，构建了10—30 m分辨率的耕地数据集，包括耕地分布、灌溉地、地块大小、梯田以及农田防护林等数据层，并通过抽样的方式，获得了非耕地系数，满足了农情监测对耕地数据的多方位需求（Tian等，2023；Liu等，2020；Nabil等，2020，2022；Zhang等，2021），夯实了CropWatch的基础数据底座。

2.2.1 全球耕地数据产品的研制

通过收集整理中国30 m分辨率土地覆被数据（ChinaCover30）的耕地图层（Wu等，2017，2024）、全球粮食安全与农业分析数据（GFSAD30），精细分辨率全球地表覆盖数据（FROM-GLC）中的耕地数据，美国耕地数据图层（CDL）（Boryan等，2011）、加拿大农业部发布的作物类型数据（Fisette等，2013；McNairn等，2009）和巴西生物量制图（MapBiomass）（do Canto等，2020），以及阿根廷本地专家生成的耕地数据图层，以精度优先、分辨率优先等原则对多源数据集进行整合集成，并进行分区验证（Zhang等，2021）。对数据质量不佳的区域，进一步结合众源地面样本和海量遥感数据，用随机森林分类器建立耕地提取模型（Bofana等，2020），实现全球耕地数据集的优化。在整合优化的耕地本底数据基础上，基于连续3年内可用的遥感数据，利用地球大数据方法和众源地面样本挖掘耕地年内动态变化特征，动态识别单年度耕地种植状况，叠加形成动态更新的高精度耕地分布，在中国华北、北美五大湖区、西欧、南美潘帕斯草原、西非几内亚湾、高加索地区、澳大利亚西南部和湄公河下游8个10°×10°主产区的平均总体精度为90.5%，全球总体精度为89.4%。进而，利用Sentinel-2影像，构建了基于空间注意力机制与多任务学习的耕地地块分割模型，生成全球10 m分辨率耕地地块数据（图1），数据的交并比（IoU）优于85%（Zhao等，2025；田富有 等，2024）。

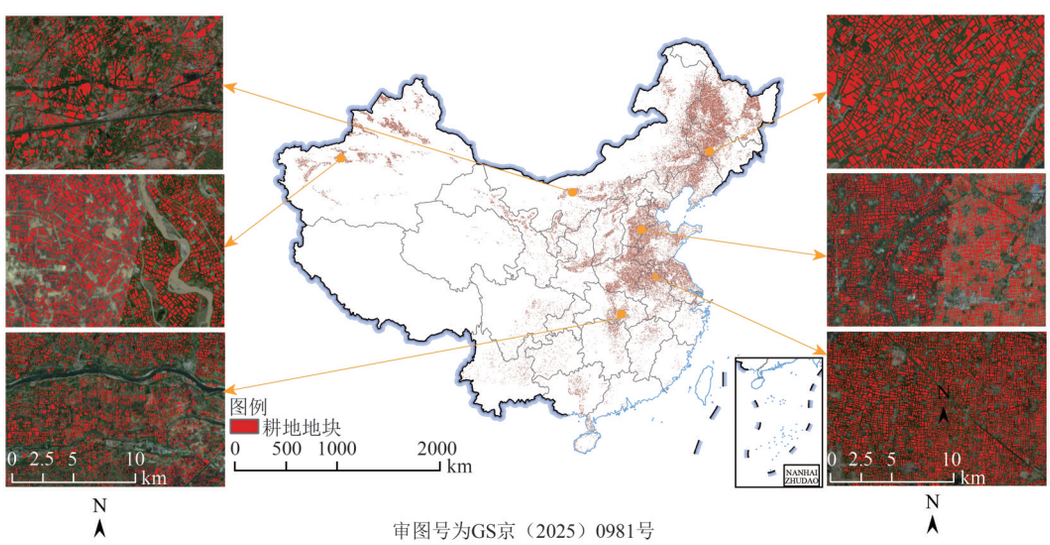


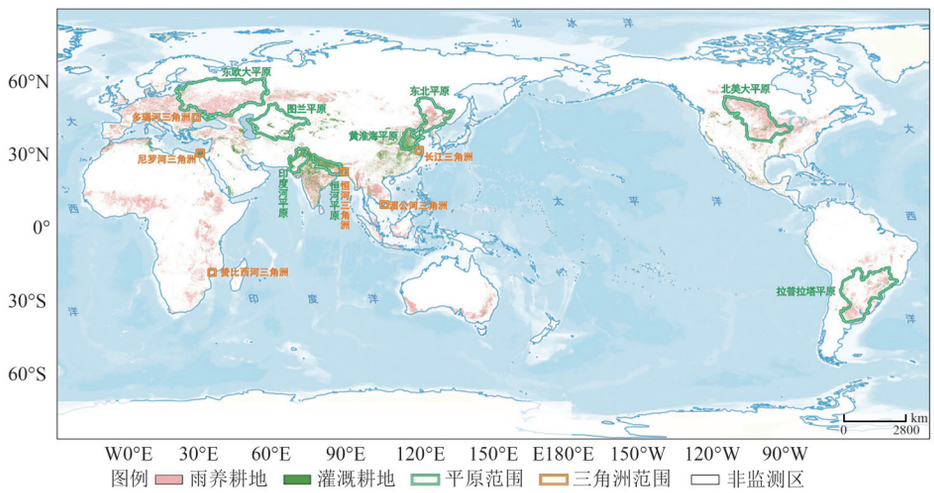
图1 中国耕地地块数据分布图

Fig. 1 Cropland parcels dataset in China

在10 m或30 m影像中，受影像分辨率的限制，农田之间的小径、路边防护林等非农田地物都将显著影响耕地面积的计算精度，需要计算耕地的非耕地系数NAC（Non Arable Land Coefficient）。CropWatch基于1—2 m的高分辨率影像，对中国地块进行抽样，计算得到中国每个县的非耕地系数。在30 m分辨率耕地数据中，中国的平均非耕地系数为0.77，即30 m空间分辨率的耕地图斑中大约有23%的非耕地组成，如道路、田埂、沟渠、防护林等要素，从而对耕地面积统计进行更加准确的校正。

2.2.2 全球灌溉数据产品

灌溉可以提高稳定作物产量，减轻干旱影响导致的作物产量年际间的变化（Tian等，2022）。当干旱发生时，受水分胁迫差异的影响，灌溉和雨养耕地的作物生长形势差异显著，而灌溉耕地作物受旱灾的影响较小，而雨养耕地的影响较大，因此需要将灌溉和雨养耕地分开来进行农情监测（曾红伟 等，2015）。CropWatch提出了干旱胁迫下（降水不能满足作物需水时）的作物长势变异的方法识别灌溉农田，实现了全球30 m分辨率灌溉耕地制图。利用全球7万多个样本，逐区域实现灌溉耕地提取时间窗口、提取阈值的标定，全球灌溉地精度为83.6%，中国区精度为85.5%（Tian等，2024；Wu等，2023a）（图2）。



审图号为GS京(2022)1228号

图2 全球灌溉耕地分布图

Fig. 2 Global irrigated cropland

2.2.3 梯田与防护林遥感监测

梯田的建设是农业生产和生态保护的重要手段。综合考虑全球不同地理环境、气候条件、生态特征及人文背景，共收集了超过10万对样本数据，实现了全球梯田的提取，分类精度达到了96.4%。在亚洲，梯田是山区农业的关键组成部分，特别是在中国、越南、印度尼西亚、菲律宾、尼泊尔和日本等地，这些地区的梯田主要用于水稻种植（Li等，2025）。

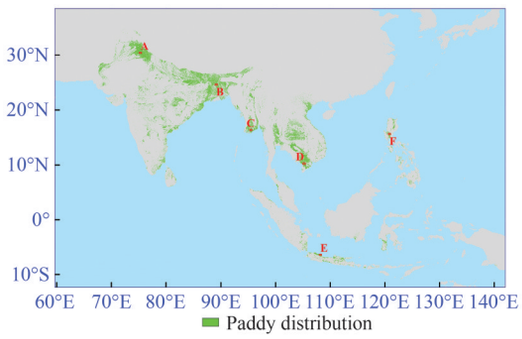
农田防护林对于改善小气候，提高作物产量及其稳定性，提高农业韧性具有重要作用。利用深度学习和遥感大数据方法，实现了全球10 m分辨率农田防护林制图，F1分数达到85%。发现全球农田防护林主要分布在中国三北地区、美国和加南大的中部、欧洲；非洲的地中海沿岸、南美的玻利维亚、阿根廷、智利、巴拉圭以及澳大利亚的西南和东南海岸等地（Ma等，2025）。

2.3 面向不同农业景观的作物种植面积监测模型

作物种植面积监测是农情遥感监测的核心功能之一。CropWatch监测平台针对每个农业生态区的农田景观特征，在系统层面自适应选择不同作物面积估算方法，实现了全球种植面积监测，是全球唯一实现作物面积遥感监测的业务化系统（吴炳方 等，2019，Wu等，2023b）。

对于种植结构简单、地块大的地区，比如北美洲、东欧、中国东北等国家和地区可以通过地面调查结合遥感监测模型实现作物制图（Tian等，2019；田富有 等，2019；Tuvdendorj等，2022）。在中国，通过采集作物类型的实地数据进行分类

模型参数的校准（Wu等，2021；谢炎 等，2024），能够识别包括冬小麦、油菜、水稻、大豆和玉米在内的主要作物，生成了10 m分辨率的作物类型图，总体精度高达97%（李中元 等，2019）。对于水稻，可以通过检测水稻移栽期VH信号的显著变化，实现中国水稻的逐年监测，总体精度可以达到90%（Zhang等，2018），将该水稻算法扩展到南亚和东南亚，监测得到10 m分辨率的水稻分布图（图3）（Li等，2025）。



审图号为GS京（2025）0981号

图3 CropWatch系统中的东南亚、南亚水稻分类

Fig. 3 Rice in Southeast and South Asian in the CropWatch

在小地块、种植结构复杂的区域，可以结合地统计学方法，采用耕地种植成数与作物分类成数相结合的作物面积监测技术（CPTP）实现面积监测，该方法包含3个关键组成部分：（1）耕地种植比例（C_p）：利用卫星遥感数据，通过无监督分类技术，得到监测区域内耕地是否有作物种植，估算种植作物的比例（张淼 等，2015）。（2）作物类型比例（C_t）：通过样条抽样和农情采样系统（GVG），获取作物类型比例。（3）净耕地面积：通过耕地面积（A）和非耕地系数（N）获得监测区域的准确耕地面积，去除田埂、沟渠等非耕地要素的影响。将C_p C_t与净耕地面积相乘，即可获得基础监测单元的作物面积（C_a），通过逐级汇总可获得省和国家级别的面积（Wu和Li，2012）。

$$C_a = A \cdot N \cdot C_p \cdot C_t$$

以中国不同农业景观的地面数据进行验证，作物面积估算的相对误差为4.09%，证明了CPTP方法在估算复杂农业景观的可行性自2000年以来CropWatch一直应用。

随着人工智能的发展，机器学习和深度学习在作物面积提取中得到了较好的应用（Kamilaris和Prenafeta-Boldú，2018；Adrian等，2021）。对于地面数据获取难的地区，利用已公开的作物类型样本点（跨时间或跨区域），通过样本点和模型迁移的方法实现作物面积监测（图4）（Qin等，2024b），以解决样本缺乏、年际间作物物候存在偏移，以及年际间样本数据分布差异导致迁移效果不佳等问题（Hu等，2022；Zeng等，2020）。

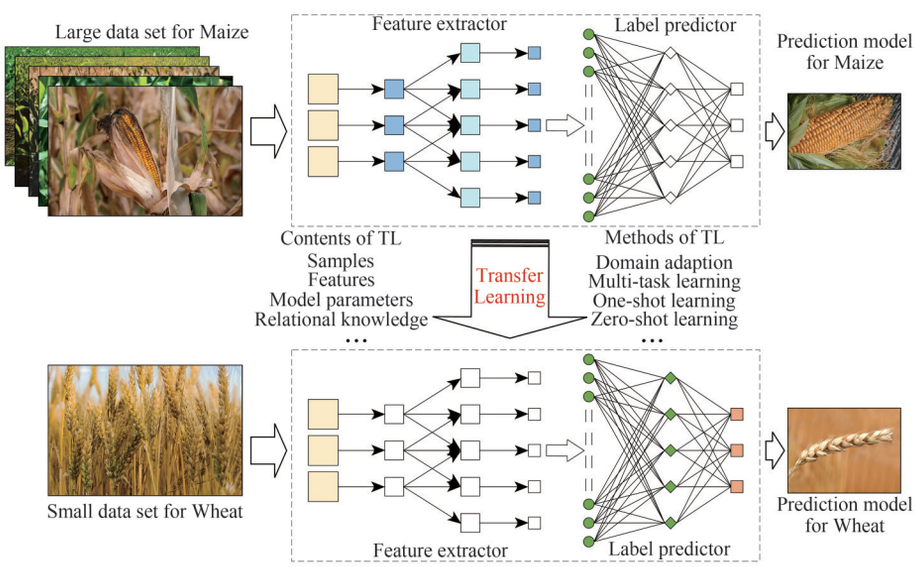


图4 作物面积监测迁移分类方法

Fig. 4 Crop area monitoring migration classification methodology

2.4 多模型集成的作物单产模型

全球不同地区的作物品种、气象条件、土壤墒情、病虫害影响、养分供给、管理水平等存在较大差异，现有模型无法胜任全球场景下作物单产准确估算的任务（Wu等，2023b）。针对每个农业生态区的种植特征，在系统层面自动优选不同

单产预测模型的组合，解决单一模型不确定性大、极端事件响应差的难题，提升全球单产预测精度。

对于灌溉区/高密度种植区，现有的遥感指数在作物生长高峰期均面临信号饱和问题。导致光学数据在类似地区的作物单产监测时精度较低，无法有效指示农作物单产水平的空间差异。对于水稻，本系统采取相干极化与光学耦合的单产监测模型，解决了灌溉区和高密度种植区光学遥感信号饱和问题，误差减少30%。针对其他作物，开发了生物量—收获指数通用模型。在作物光合作用机制的基础上，考虑温度、水分、养分等对作物光能利用率的影响，结合遥感数据、相应的环境要素和气象数据，对作物的干物质量进行估算；然后根据作物籽粒生长前后光合产物对产量的贡献（即转运率）模拟其收获指数，并考虑气候条件对转运率的影响，进而获取作物单产的空间分布信息。

在雨养/低密度种植区，CropWatch综合采用经验统计模型、农气模型和数据同化相结合的作物单产预测，降低某一种方法带来的不确定性。在雨养农业区域，天气变量与作物产量的相关性很好（Schauberger等，2020；Basso和Liu，2019）。虽然统计模型并不能完全反映由于复杂的土壤—植物—大气相互作用而产生的植物压力，但仍能捕捉到67%—80%的产量变异；作物生长模型通过数据同化（Beyene等，2022）整合遥感指标和天气变量，可以更好地适应位置、天气和卫星数据的时间变化。通过整合时序遥感度量来更准确地捕捉作物生长模式，以生成作物产量的空间分布（Cai等，2019）。

在历史数据较为丰富的地区，采用数据驱动的作物单产预测模型，用机器学习或深度学习的方法建立植被指数、气象因子、土壤因子和作物产量之间的统计关系（Li等，2023，2024）。

研制了2000年—2022年全球玉米、大豆、水稻和小麦单产的空间格网数据集，单产精度在80%以上，结合作物种植面积，得到了2000年—2022年全球4大作物总产数据集（Qin等，2024a）。

2.5 粮食生产形势预警

为了更好地理解和预测农作物的生长状况，CropWatch开发了一种农气适宜度指数，综合考虑了多源数据，包括降水、温度和光合有效辐射。这一指数能够有效地表征农作物生长的适宜程度，为农业管理提供了重要的参考，从而实现作物单产的早期预警。

及时了解作物的种植面积对于管理农业生产和预测产量至关重要。为此，CropWatch系统提出了一种作物种植面积早期预警方法，通过优选最佳时相，采用自适应阈值法，在作物出苗后一个月内实现快速监测，获得耕地种植进度/利用程度的预警信息。

为了全面评估作物整个生长周期的生产形势，CropWatch构建了全生育周期作物生产形势指数Crop PI（Crop Production Index）。这一指数综合考虑了多种因素，如种植面积、作物长势、灌溉方式和土地生产力等，构建了指示意义明确的作物生产形势评估函数，类比经济活动中的采购经理指数（PMI），以归一化的数值对监测区域的生产形势进行表征，实现对作物综合生产形势的评估和预警，从而为农业生产提供更全面的指导。

2.6 基于多模态大模型的农情分析

近些年，随着多模态大模型的快速发展，已经具备了在农情监测中进行报告分析的能力（Tzachor等，2023）。通过集成大语言模型和有针对性的训练，提高农情指标的解读精准度，分析监测结果并提供翻译服务。采用大语言模型后，农情指标的分析效率提升80%以上，这种方式降低了理解农情遥感指标的技术门槛，使得非专业用户也能轻松解释农情监测指标，并提高了解释的客观性。

3 CropWatch的全球验证方法

CropWatch的准确性和适用性，需要丰富的国内外地面数据验证支持。尽管中国幅员辽阔，拥有多样化的农业生态系统和种植模式，但仍不足以代表全球农业生态系统和种植模式的全貌。因此，获取和利用国外的地面数据对于确保高质量全球农情遥感监测至关重要。

地面数据的收集耗时、费力且成本高昂，受到多种主观因素的影响，特别是单产数据，以入户调查为主，人工收割为辅，效率低，误差大，存在较大的不确定性。此外，国外地面实测数据的采集，往往涉及数据隐私等敏感问题，无论国家大小和发展水平如何，均十分在意数据主权的归属。即便是在国际压力下，一些国家可能会在表面上让步，但内心深处仍然非常重视数据主权

（Bennett 等，2022）。CropWatch 研制了面向作物类型的 GVG 快速采样 App、面向作物单产的 FieldWatch App，提高了数据采集效率，同时通过国际合作，助力 CropWatch 相关数据产品的全球验证。

3.1 GVG 农情采样系统

为了提升农情采样效率，CropWatch 于 2001 年便发明了一种集成化野外信息采集、定位和处理系统及方法，简称 GVG 农情采样系统，通过集成 GPS、视频摄像头和桌面端 GIS 软件系统，并以汽车等交通工具为平台，动态、连续拍摄，得到一组样线侧面的景观照片，在 GPS 和 GIS 的后台支持下，系统自动记录每张图片的地理位置、所属区域等属性信息。拍摄完成后，在系统支持下人工判读每张图片内的各类作物的种植比例。随着现代通讯技术的发展，开发了新一代的基于智能手机客户端的作物种植成数采集软件（GVG），可以通过设定采样时间间隔，自动采集图像，显著提升了样本采集的效率。进而，构建了一套基于深度学习的农作物照片分类系统，结合野外照片农作物种植比例智能分割模型，实现了每一张野外采样照片的作物类型的语义分割和面积占比的计算（图 5），准确率达到 90.6%（Wu 等，2021；Li 等，2025），

图 5 GVG 采样软件升级过程

Fig. 5 Evolution of GVG software

基于此，CropWatch 构建了一个基于 GVG 的地面数据采集网络，积累了近千万条的 GVG 地面观测样本，并且以每年近百万的数量增加，覆盖 23 个国家，但以中国为主（图 6），主要作物包括（小麦、玉米、水稻、大豆、木薯、土豆、高粱）7 种，从而保障了全球农情监测的数据独立性和可靠性。

审图号为GS京(2025)0981号

图 6 1999 年以来全国 GVG 样本点空间分布图

Fig. 6 Distribution of GVG sample sites across China since 1999

3.2 FieldWatch

针对作物单产野外实测数据获取难题，以作物单产结构3要素（亩穗数、穗粒数和千粒重）智能检测为思路，构建了基于机器视觉和深度学习的小麦、水稻等作物单产调查方法研究，发明了非接触式作物种植密度、果实数量、籽粒数量、作物品种与千粒重的作物单产无损智能观测技术，直接通过手机照片、无人机航拍影像，利用计算机视觉和摄影测量实现作物种植密度的无损检测，利用AI计数实现了小麦、水稻、高粱、小米等作物穗数、单穗粒数/果实大小的精准观测。依托开发的FieldWatch智能手机应用程序，快速实现单产的调查精度达92%，有效降低了观测成本，提升观测效率，解决了大范围单产实测数据获取难题革新了作物单产地面调查方式（图7）。

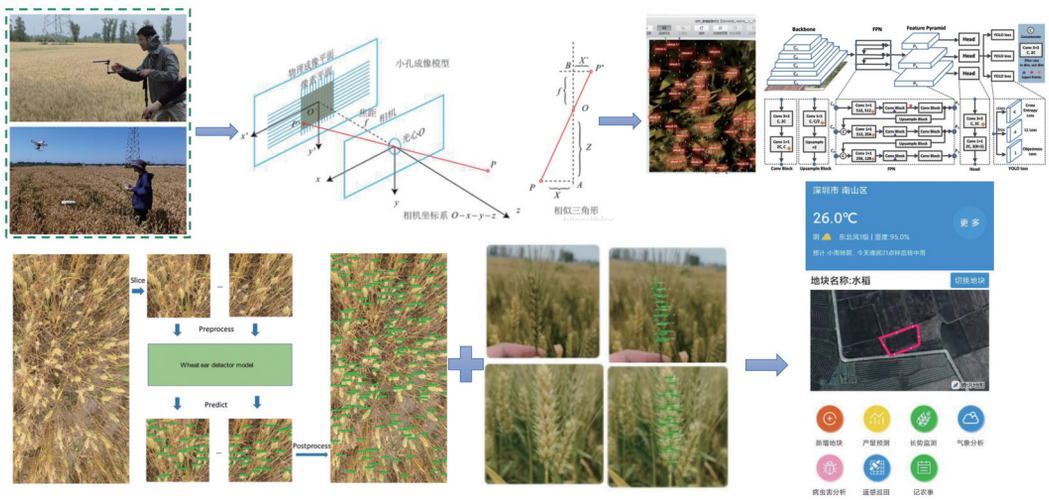
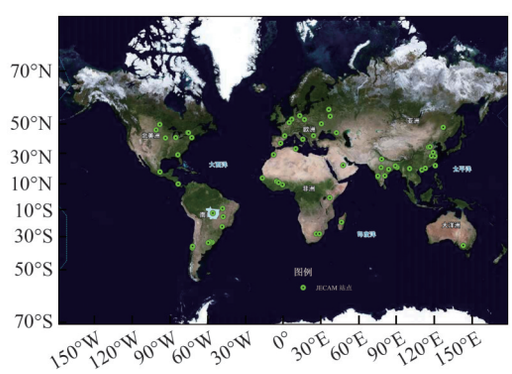


图 7 FieldWatch流程

Fig. 7 FieldWatch workflow

3.3 国际合作

在过去的15年里，CropWatch本着平等、合作、共赢和共享的方式，通过参加4个重要的国际合作计划为验证提供了实质性的数据支持，分别是中美欧三方联合启动的产量面积对比（PAY）计划、对地观测组织全球农业监测旗舰计划GEOGLAM发起的作物监测联合试验（JECAM）、欧洲航天局（ESA）的促进全球对农业监测创新合作（SIGMA）项目和联合国亚太经社会的区域旱灾机制。中美欧三方联合启动的PAY计划通过对比各方的农情遥感监测结果，实现了技术和数据的交流与对比，这种跨系统的联合校验不仅提高了监测结果的准确性和可靠性，也为全球农业遥感监测技术的发展和完善提供了宝贵经验。通过参与GEOGLAM发起的JECAM网络（图8），共享了站点数据，在全球范围内进行更为深入和广泛的验证工作（Defourny等，2019），但需要说明的是北美站点没有共享作物单产数据。通过参与ESA的SIGMA国际合作项目，共享并获取了全球16个站点的地面观测数据，成功开展了全球范围内的交叉验证工作。通过区域旱灾机制，在试点国家开展联合地面试验，对数十种不同旱情遥感指数进行适应性分析，选择有效的旱情指数（Chang等，2021，2024）。



审图号为GS京(2025)0981号

图 8 全球JECAM站点分布图

Fig. 8 Geoglam JECAM sites

CropWatch也积极拓展国际合作。2017年6月CropWatch与数字丝路国际合作计划合作，依托赞比亚大学成立了国际数字丝路之数字农业与粮食

安全国际卓越中心，为南部非洲培训和能力建设提供支撑。2024年7月，通过与尼日利亚国家空间研究与发展局（NASRDA）的合作，在尼日利亚建立了CropWatch创新合作计划第一个海外中心—面向西非的粮食安全区域服务中心，致力于区域国家的农情监测能力建设，为西非各国可持续发展目标的实现做出了贡献。

4 CropWatch的应用

4.1 通报与应急响应

CropWatch自诞生之日开始，就致力于提升全球农情信息的透明度，并通过及时对外发布农情监测信息，为稳定全球农产品的贸易价格提供服务。1998年8月CropWatch首次发布农情遥感速报，2001年4月起以月为频率定期发布通报，截至2024年12月，已累积发布农情监测通报135期，内容覆盖全球173个国家的农业气象条件和农作物长势信息，及占全球玉米、水稻、小麦和大豆总产量、出口量85%以上的大宗粮油生产和出口国的作物面积、单产和产量等。

2013年11月20日，CropWatch首次面向全球发布了中英文双语版《全球农情遥感速报》，并将CropWatch开展农情分析的所有指标、监测结果通过CropWatch Explorer在线发布，为全球任何用户提供农情信息在线浏览服务（Wu等，2015，2018，2020b；吴炳方 等，2019）。中英文双语版《全球农情遥感速报》的发布使中国成为继美国之后第二家发布全球粮食生产形势报告的国家，显著提升了全球农情信息的透明度，有效降低了国际粮食市场的波动性，FAO的粮食价格数据表明，国际粮价的波动率由2013年前10年的29%降低到后10年的19%，如果不计入俄乌冲突的影响，粮价波动性则降低到13%。

除常规农情监测信息服务外，CropWatch在重大灾害发生后的应急信息服务中也发挥了重要作用（吴炳方 等，2008；闫娜娜 等，2010），为国家政府部门提供决策信息支持，并为灾后恢复和重建状况开展持续性监测（赵旦 等，2014）。2015年/2016年度的厄尔尼诺现象是自1950年以来观测到的最强厄尔尼诺现象，南半球部分国家遭受极端干旱，CropWatch预警南非玉米同比减产达34%（吴炳方和张淼，2017），为区域粮食调配提供了重要信息支撑。2019年3月中旬莫桑比克中东部受台风Idai影响发生严重洪涝灾害，CropWatch将洪灾范围、淹没时长作为参数近实时预报洪灾对作物生产形势影响（Bofana等，2022），为该国灾害抢险救灾提供了数据支撑。

4.2 粮食安全主题分析

从2021年开始，CropWatch进一步增加了与联合国可持续发展“零饥饿”目标密切相关的主题分析。评估了2010年—2020年全球粮食产量的变化与“零饥饿”目标的实现进程（王琦安和柳钦火，2022）；量化了全球耕地复种与灌溉对粮食产能的贡献（赵静和柳钦火，2023）；揭示了全球农业干旱的减缓效应和耕地休耕对粮食生产能力的影响（赵静和柳钦火，2024），以及全球作物可实现的单产增长潜力空间分布和作物水分生产率的时空差异。主题报告为相关利益体采取措施提升全球粮食安全治理水平提供了有益参考，为提升全球粮食市场信息的透明度，提高农业生产的韧性做出了应有的贡献。

CropWatch研究发现，2010年—2020年全球人均粮食产量显著增长了21.2%，趋势年增长率为2.1%，快于人口增长，促使全球人均粮食产量增加8.1%。2015年联合国可持续发展目标（SDGs）提出以来，全球粮食年均产量较2010年—2015年进一步增长10.9%，凸显了全球为实现零饥饿可持续发展目标做出的努力。但气候变化导致干旱等极端事件频发，制约全球和区域粮食稳定增产，粮食产量波动较大的国家亟需加强灌溉等农田基础设施建设，增强农业对气候变化的适应能力；中国农业生产的防灾减灾能力强，农业灾害对大宗粮油作物产量影响有限。同时，非洲大部，西亚、南亚以及中美洲等地区的部分国家粮食生产条件仍然脆弱，是实现零饥饿可持续发展目标最为艰巨的区域（王琦安和柳钦火，2022）。

CropWatch研究发现，复种和灌溉是粮食稳产增产的有效途径，印度河—恒河平原、黄淮海平原、巴拉纳河流域和尼罗河三角洲等地得益于农业基础设施的投入，成为全球复种最为集中的区域；全球灌溉耕地占全球耕地总面积的23.4%的，生产的粮食产量占比达41.4%，灌溉可提高作物对异常农业气象条件的抵抗力，提升耕地产粮能力，但全球平原区和三角洲地区仍有较大灌溉提升空

间（赵静和柳钦火，2023）。

CropWatch分析了全球大宗粮油作物主产区人类活动对农业干旱减缓效应的时空差异。研究发现自20世纪80年代以来，全球16个玉米主产区、12个水稻主产区、12个小麦主产区以及5个大豆主产区分别采取保障灌溉、地膜覆盖、保护性耕作、种植结构调整以及选用抗旱品种等措施，显著提升了农田的抗旱能力，这些措施一定程度上降低了干旱对各主产区种植面积中约57%的玉米、46%的水稻、55%的小麦和53%的大豆生产的不利影响。中国、法国、印度和乌克兰等国的抗旱能力突出，但是非洲、美洲以及澳洲部分主产区的抗旱稳产能力有待进一步提高（Wu等，2020a，2022）。

以全球农业生态单元为基准，绘制格网单元内的单产直方图，以90%百分位数为可实现的作物单产潜力，量化了全球玉米、大豆、小麦和水稻主产国的可实现的增长潜力。进一步的，利用空间聚类方法，对主产国作物单产的实际水平、可实现的作物单产潜力进行空间聚类，揭示了全球玉米、小麦、水稻和大豆单产与潜力格局。

4.3 自主农情监测

对于不同国家或组织定期发布的全球和区域农情及粮食产量信息，用户只是信息接收方，由于无法参与农情监测过程，缺乏对系统、模型的了解，无法全面验证发布的农情及粮食产量信息的可靠性和精度。依靠这些信息做决策风险很大，也是发展中国家在农产品市场屡遭损失的根源。

非洲、亚洲等发展中国家，多数缺乏自主农业监测的能力和农情信息获取能力。为此，CropWatch平台为用户提供了自主监测选项，通过“数据—功能—计算—信息”一站式的服务框架，基于微服务架构和标准化接口封装技术，对农情监测模型进行了原子化拆分，构建了60个应用程序接口（API）（图9），降低了系统各部分间的相互依赖，显著提升了系统的易维护性和可扩展性；集成了全球作物长势综合监测和多种胁迫甄别技术、多种作物种植面积监测技术与模型和多类农作物单产遥感监测技术，同时提供了全球农情遥感数据地图服务和在线编程服务，降低了用户建立农情监测系统的门槛。

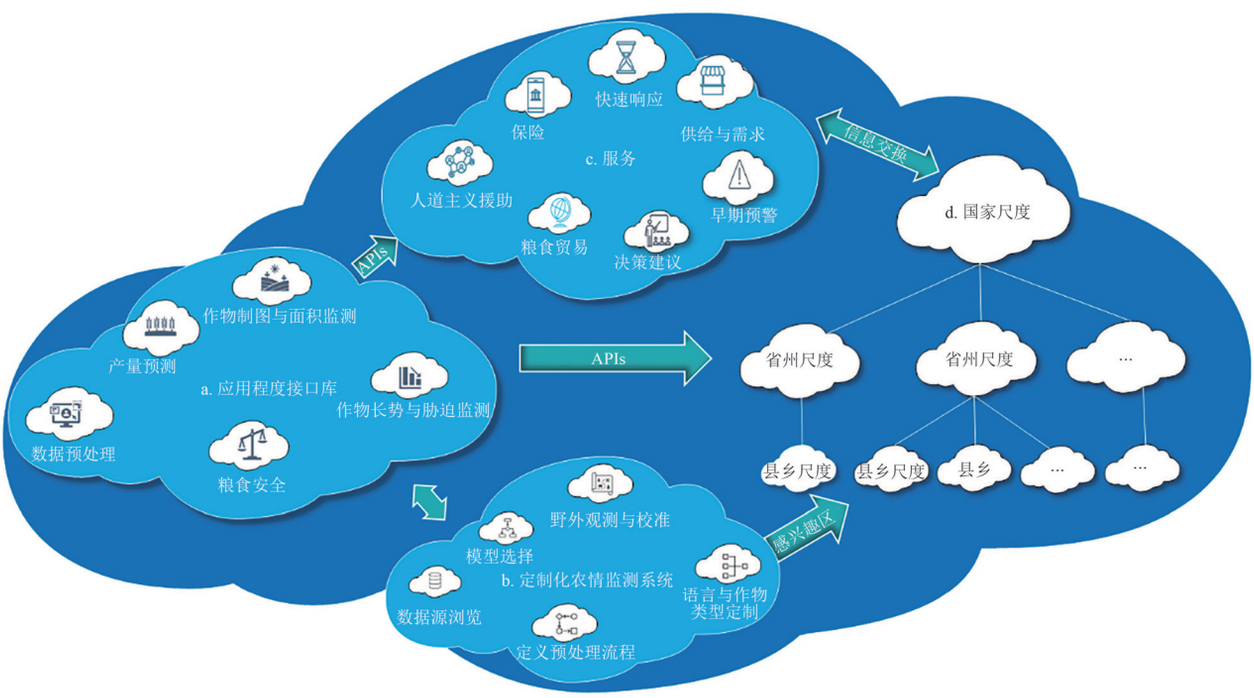
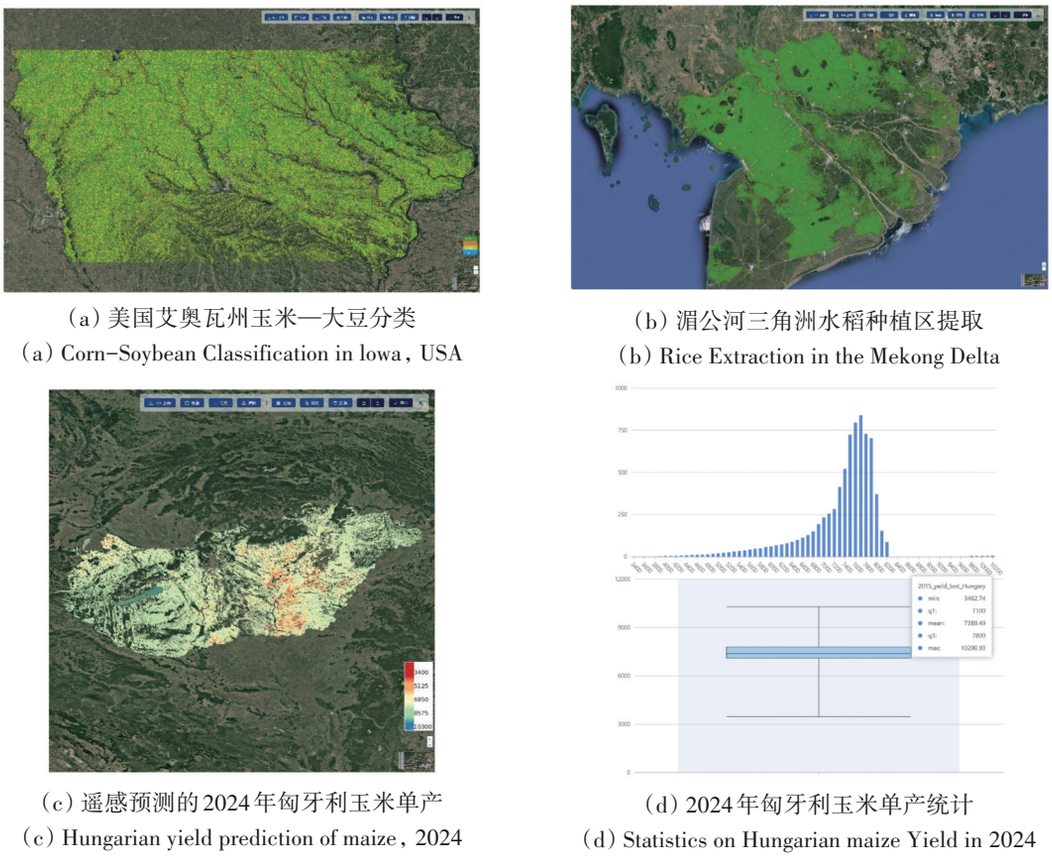


图9 基于API的CropWatch云服务体系

Fig. 9 CropWatch cloud service based on API

基于CropWatch平台的API，用户可以根据监测区域的气候和农作物特性自主选择数据、指标、模型和时段轻量级地搭建自主农情监测系统，以满足多样化的需求（图10），颠覆了农情监测系统

的建设模式，使得用户能够独立开展特定区域的农情监测产品的生产、信息协同分析及发布，提高农情信息透明度和可追溯性。



（a）美国艾奥瓦州玉米—大豆分类
（a）Corn-Soybean Classification in Iowa，USA

（b）湄公河三角洲水稻种植区提取
（b）Rice Extraction in the Mekong Delta

（c）遥感预测的2024年匈牙利玉米单产
（c）Hungarian yield prediction of maize，2024

（d）2024年匈牙利玉米单产统计
（d）Statistics on Hungarian maize Yield in 2024

图 10　CropWatch平台通过用户自定义的方式实现作物类型分类和单产预测
Fig. 10　CropWatch service enables crop type classification and yield prediction

在系统定制过程中无需大量投资本地计算基础设施，就可以实现农情监测系统的高效定制。同时，系统定制过程支持边缘计算扩展，支持农情数据的本地化处理，同时通过逐用户存储相互分离的方式，保护用户的隐私和数据安全，确保数据的收集、处理和分析过程符合本国的法律法规和隐私保护标准。

CropWatch通过与多个联合国机构的合作，为26个发展中国家提供了能力建设、培训和系统定制工作，包括需求分析、数据基础和技术储备调研、基础培训、模型标定、系统升级和高阶培训等环节，以确保各国充分掌握CropWatch农情遥感监测技术和农情分析技能，有效填补了相关国家的信息鸿沟。

5　讨　论

农情遥感是遥感指标的深加工和综合性分析，其核心在于将遥感数据转化为decision-ready服务决策农情信息，为农业决策提供科学依据。本文介绍了CropWatch面向云服务研发的最新进展，通过构建“数据—功能—计算—信息”一站式的服务框架，实现了农情监测从传统封闭式系统向透明、开放系统的跨越式转型；这一框架不仅将遥感的专业化处理模型封装为标准化API接口，方便用户的调用和定制，提高了监测系统的可复制性和易拓展性；还通过系统性的农情指标开发和自动化处理，促使农情监测从以往的专业遥感处理逐渐走向信息分析，特别是大语言模型的引入，进一步提高了信息解释的效率和客观性，为遥感数据服务决策开辟了新路径。CropWatch取得的进展不仅为遥感在各行各业的业务化和运行化提供了典型案例，更将传统的“数据处理—分析—报告”模式升级为“智能分析—决策服务”模式，显著提升了遥感在农情监测和粮食安全领域的实

用价值。

同时，全球农情监测有其自身的特殊性，从区域（国内）向全球（国外）拓展的过程中，不仅需要确保农情信息产品的精确性、可靠性和客观性，同时还必须尊重不同国家的数据主权，这都是全球农情遥感监测面临的巨大挑战。为解决上述问题，CropWatch通过技术创新与国际合作的结合，一方面减少了监测对地面数据的需求，另一方面通过国际组织协调提供切实可行的服务，变一枝独秀为百舸争流，为全球农情监测提供了更加灵活和高效的解决方案。这种模式既保障了监测的精确性，还促进了数据和技术在全球范围内的共享，弥合数据和技术鸿沟，显著提高了农情信息的透明度和可追溯性。CropWatch的成功实践为全球农情遥感监测提供了更加灵活和高效的解决方案，为遥感在农业领域的广泛应用树立了范例，同时也为全球农业可持续发展贡献了重要力量。

5.1 农情监测的系统化

遥感为大范围实时监测提供了重要手段，广泛应用于资源、生态环境监测等领域，如耕地、森林、草地、土壤侵蚀、生物多样性等，显著提高了监测的透明度、准确性和时效性（Reid和Castka，2023），然而，系统化的遥感监测成功案例仍较为有限（Wu等，2023b），多数遥感监测是通过项目形式完成，项目执行结束意味着监测工作的终止。究其原因，一是流程复杂、技术要求高、建设难度很大，而且维护成本也高，对那些监测频率不高的对象，建立监测系统得不偿失；二是真正需要实时监测的领域并不多，尽管灾难事件的应急响应需要实时监测，但灾害事件的随机性也使得系统化监测的成本更高，因而对监测系统的要求也就没有那么迫切；与其他领域不同，农情的形势时刻变化，只有准实时的农情监测才能满足生产管理、决策与贸易的要求。然而，农情监测的要素具有类型多、变化快且区域差异显著的特点；农情监测的尺度涉及全球、国家、省区、地块尺度，需要近实时的海量多源、多模态、多时相、多分辨率的遥感数据支撑，这些都给农情监测带来巨大的挑战，因此需要系统支撑，实现业务化，从而保障监测的效率。

通过近三十年的努力，CropWatch源起中国，覆盖全球，通过监测区域—对象—指标—模型的自适配，区域农情参数的交互式迭代更新，构建了全球农情监测的业务化体系，实现了全球的业务化农情监测，开展每期全球农情监测的时间从2010年前后的12人月降低到现在的4人日，处理效率提高了60倍，保证了实时发布农情监测信息，表明构建遥感监测业务化系统是可行的。

具体而言，CropWatch针对每个农业生态区的农田景观特征，在系统层面自适应选择不同作物面积估算方法，如面对复杂农业景观地区的作物种植面积监测问题，通过遥感结合地统计学方法，设计了基于众源地理数据的作物种植面积监测和采样框架，通过识别耕地种植比例而非直接识别作物种植类型，提高面积监测精度，而作物类型比例则通过众源采样方式获得，使得作物类型面积估算精度达到98%以上，实现了全球种植面积的监测，是全球唯一实现作物面积遥感监测的业务化系统。

系统化的监测体系不仅避免了监测信息的孤立存在，也派生出一系列新的监测指标，如利用生长期不同时间的耕地种植比例，可以构建耕地播种进展监测指标；粮食生产形势指数是灌溉地、作物长势、作物产量水平等多个指标的集成。

系统化集成也提高了监测指标的精确性，如受休耕、作物轮作和种植结构调整的影响，简单使用植被指数监测作物长势得到的信息会有偏差。因此，将耕地种植状况和作物类型分布信息纳入到作物长势监测过程，可以提高长势监测的精确度，减少5%—10%的信息偏差（Zhang等，2014）。

通过系统化，CropWatch现有监测指标达到54个，基本覆盖了农业生产的各个方面，拓展了农情监测功能和农业遥感的应用，成为多源数据和模型集成的专用云服务平台。

5.2 农情信息的客观性

农情信息的监测与发布不可避免地受到商业和政治利益的影响，监测主体可能会出于利益考量，尽可能避免发布对自身不利的信息（Bennett，2020；Wu等，2023b），从而影响监测信息的客观性（Bennett，2020；Bennett等，2022）。因此，由科研机构或国际组织运行的农情监测系统可以最大限度地降低商业和地缘政治因素的影响。CropWatch由科研单位建设和运行，未涉及复杂的

利益关系，从源头上保障了监测信息的客观性。

然而，全球农情信息的获取不能依赖于单一来源。用户需要综合利用多种信息源，以避免因单一视角导致的潜在误导。虽然CropWatch的最初设计目的是发现和解决监测运行中的技术问题，并通过研发提升监测的精度和效率，但其通过发布月度、季度及年度报告，已经为全球利益相关者提供了独立、客观的农情信息服务。

此外，用户还应积极参与农情监测过程，尤其是在农情信息分析的环节中，需要结合专家知识，确保监测信息的可靠性和透明度。这种多方参与的模式有助于提升农情监测的公正性。而大语言模型的应用可以提高农情指标解释的客观性和效率。随着CropWatch的云端化，用户能够更直接地参与农情监测信息的分析过程，进一步提高了结果的客观性与透明度，减少了因信息偏差对决策的干扰（Justice等，2015）。通过这一开放式平台，系统在运行过程中能够避免外部利益的影响，确保其提供的农情信息公正、可靠，有助于全球范围内的农业决策。

5.3 农情信息的精确性

农情信息的精确性需要通过严格的验证过程来评估。未经验证的数据不能称之为成熟的信息产品，而这种验证过程需要依赖于独立的数据源，尤其是地面观测数据。因此，地面数据是开展全球农情监测的基础，也是确保农情信息精度的前提。没有地面数据的支持，全球监测难以实现，但是地面数据获取成本高、效率低。为了应对这一挑战，CropWatch开发了两款地面数据采集的应用工具（Wu等，2021；Li等，2025），显著提高了地面数据的采集效率。

然而，地面数据共享在实际操作中面临诸多挑战。无论国家大小或经济状况如何，各国都对数据主权高度重视，地缘政治因素导致的相关国家严格的数据政策进一步增加了数据共享的难度。此外，共享发展中国家的地面数据可能会加剧全球数据应用的不平等问题（Lythreatis等，2022）。为此CropWatch通过开放APIs，用户可以自主选择数据、指标、模型和时段轻量级搭建自主农情监测系统，打破了农情信息监测与分析的黑箱模式，同时，通过边缘计算技术的引入，满足用户端对农情数据的本地化处理需求，确保用户将平台推送的农情信息与用户业务数据相结合（Rajkumar和Hariharan，2022），在用户端实现模型自主标定和监测运行，满足个性化的农情信息需求，更好地尊重发展中国家的数据主权和用户数据产权。CropWatch还采用迁移学习，提高监测模型的区域适应性和监测能力，在一定程度上减少了对地面观测数据依赖。

5.4 农情监测的可行性

农业生产是一个非常复杂的过程，基于遥感的农情指标也受到多种因素的影响。因此，农情监测系统的指标首先必须是可行的、具有指示意义。CropWatch的54个指标是经过长时间的监测实践可以实现的指标，尽管指标数量不少，但是仍然有一些农情信息难以满足，如作物病虫害的发生信息。遥感能精确监测作物受到的胁迫，这种胁迫有可能是旱、涝、养分不足以及病虫害的单独一种或组合导致的。旱涝引起的胁迫可以通过监测水分及温度异常得以反映，但病虫害及养分导致的异常信号太弱，监测又需要高光谱数据，而且相同的信号也可能是其他因素导致的，如小麦黄锈病引起的作物胁迫状态与水分、霜冻以及氮胁迫的状态类似（Zhang等，2019），因而当遥感监测到作物处于胁迫状态时，如果没有地面观测的支持，是很难识别病虫害类型或养分胁迫的（Zhang等，2019）。作物单产的监测也是农情监测的难点，常规的基于农气指标或遥感指数的单产模型仅能捕促到67%—80%的产量方差，而作物生长模型的预测能力在不同的生长阶段或地区的单产预测精度差异很大，从30%到97%不等，为克服这个问题，CropWatch同时采用了4种不同的单产模型，以降低单产预测的不确定性（Wu等，2023b）。

5.5 农情监测的可复制性

粮食安全是一个全球性问题，需要全球的参与和共同解决（FAO，2023）。农情监测信息的获取需要有强大的监测信息系统做支撑，而系统的维护和运行，需要有持续的资金和技术投入，多数发展中国家无力承担系统的建设和维护成本。CropWatch秉承“授人以鱼不如授人以渔”的理念，通过云计算和功能定制化方式，向发展中国家开放了计算资源、监测功能和分析模块。从2013年以来，CropWatch通过多个国际组织的协

调，先后在莫桑比克、尼日利亚等26个亚、非国家开展农情监测能力建设，培训这些国家的技术人员及利益相关者使用CropWatch，定制化CropWatch的功能，并采用定制化的系统在自己的国家或感兴趣区域开展农情遥感监测，为他们的农业生产、粮食安全政策的制定、农户种植管理水平的提升提供支撑。

CropWatch的能力建设得到了多个国际组织的高度认可。莫桑比克的能力建设，被IFAD遴选为全球农村最佳解决方案；2021年，联合研制的赞比西流域耕地数据产品被UNEP主任执行报告收录，并作为零饥饿数据支撑的典型案例也被联合国遴选为南南合作可持续发展最佳实践案例；在湄公河下游国家开展的农情监测系统定制化和能力建设案例入选联合国亚太经社会《科技合作亮点报告2022—2023》。

CropWatch平台相关信息整体纳入到地球观测组织知识枢纽（GEO Knowledge Hub），让全球所有GEO成员国和任何用户无障碍的开展农情监测，获取使用平台所需的用户手册、方法说明等配套资料，全球已有遍布173个国家和地区的用户定期使用CropWatch系统，监测或直接获取相关农情信息。

6 结 论

全球农情遥感监测在保障粮食安全方面发挥着至关重要的作用，对于中国这样的全球最大粮食进口国而言重要性尤为突出。作为一项稳定运行超过27年的系统，CropWatch自运行以来共发布了135期农情报告，为全球173个国家和地区提供农情信息服务。

CropWatch农情监测系统以其独特的设计理念和运行机制，在国际农情监测领域中独树一帜，为遥感业务化监测提供了一个范例。经过7个版本的更新，当前的CropWatch已经实现了云端化、服务化，可以为所有感兴趣的用户或利益相关者服务，使他们能够根据自己的需求和感兴趣区的农业特点，定制监测系统并独立开展监测工作，增强监测的自主权。这一定制化解决方案不仅降低了用户对昂贵计算基础设施和存储设备的依赖，还通过开放模型功能，允许用户在友好界面中实现模型的自主验证与标定，从而减少了技术障碍和对外部信息的依赖，为农情监测提供了更加灵活、高效和可操作的解决方案。

展望未来，CropWatch将进一步构建更加开放的农情监测平台，加强对数据隐私和主权的保护，借助大语言模型及开放式API的支持，打造一个高效、可靠且用户友好的农情监测系统，以服务全球的农业生产者和决策者，为全球粮食安全及可持续发展提供有力支持，推动农情监测技术的普及与深化应用。

参考文献（References）

Adrian J, Sagan V and Maimaitijiang M. 2021. Sentinel SAR-optical fusion for crop type mapping using deep learning and Google earth engine. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 175: 215-235 [DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2021.02.018]

Basso B and Liu L. 2019. Chapter four - seasonal crop yield forecast: methods, applications, and accuracies. Advances in Agronomy, 154: 201-255 [DOI: 10.1016/bs.agron.2018.11.002]

Becker-Reshef I, Justice C, Barker B, Humber M, Rembold F, Bonifacio R, Zappacosta M, Budde M, Magadzire T, Shitote C, Pound J, Constantino A, Nakalembe C, Mwangi K, Sobue S, Newby T, Whitcraft A, Jarvis I and Verdin J. 2020. Strengthening agricultural decisions in countries at risk of food insecurity: the GEOGLAM crop monitor for early warning. Remote Sensing of Environment, 237: 111553 [DOI: 10.1016/j.rse.2019.111553]

Bennett M M. 2020. Is a pixel worth 1000 words? Critical remote sensing and China's belt and road initiative. Political Geography, 78: 102127 [DOI: 10.1016/j.polgeo.2019.102127]

Bennett M M, Chen J K, León L F A and Gleason C J. 2022. The politics of pixels: a review and agenda for critical remote sensing. Progress in Human Geography, 46(3): 729-752 [DOI: 10.1177/03091325221074691]

Beyene A N, Zeng H W, Wu B F, Zhu L, Gebremicael T G, Zhang M and Bezabh T. 2022. Coupling remote sensing and crop growth model to estimate national wheat yield in Ethiopia. Big Earth Data, 6(1): 18-35 [DOI: 10.1080/20964471.2020.1837529]

Bofana J, Zhang M, Nabil M, Wu B F, Tian F Y, Liu W J, Zeng H W, Zhang N, Nangombe S S, Cipriano S A, Phiri E, Mushore T D, Kaluba P, Mashonjowa E and Moyo C. 2020. Comparison of different cropland classification methods under diversified agroecological conditions in the Zambezi River Basin. Remote Sensing, 12(13): 2096 [DOI: 10.3390/rs12132096]

Bofana J, Zhang M, Wu B F, Zeng H W, Nabil M, Zhang N, Elnashar A, Tian F Y, Da Silva J M, Botão A, Atumane A, Mushore T D and Yan N N. 2022. How long did crops survive from floods caused by cyclone Idai in Mozambique detected with multi-satellite data. Remote Sensing of Environment, 269: 112808 [DOI: 10.1016/j.rse.2021.112808]

Boryan C, Yang Z W, Mueller R and Craig M. 2011. Monitoring US agriculture: the US department of agriculture, national agricultural statistics service, cropland data layer program. Geocarto International, 26(5): 341-358 [DOI: 10.1080/10106049.2011.562309]

Cai Y P, Guan K Y, Lobell D, Potgieter A B, Wang S W, Peng J, Xu T F, Asseng S, Zhang Y G, You L Z and Peng B. 2019. Integrating satellite and climate data to predict wheat yield in Australia using machine learning approaches. Agricultural and Forest Meteorology, 274: 144-159 [DOI: 10.1016/j.agrformet.2019.03.010]

Chang S, Chen H, Wu B F, Nasanbat E, Yan N N and Davdai B. 2021. A practical satellite-derived vegetation drought index for arid and semi-arid grassland drought monitoring. Remote Sensing, 13(3): 414 [DOI: 10.3390/rs13030414]

Chang S, Isaev E, Chen H, Wu B F, Yan N N, Ma Z H and Meng J H. 2024. Exploring the linkages between different types of drought and their impacts on crop production in Kyrgyzstan. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 17: 4566-4580 [DOI: 10.1109/JSTARS.2024.3359429]

Defourny P, Bontemps S, Bellemans N, Cara C, Dedieu G, Guzzonato E, Hagolle O, Inglada J, Nicola L, Rabaute T, Savinaud M, Udroiu C, Valero S, Bégué A, Dejoux J F, El Harti A, Ezzahar J, Kussul N, Labbassi K, Lebourgeois V, Miao Z, Newby T, Nyamugama A, Salh N, Shelestov A, Simonneaux V, Traore P S, Traore S S and Koetz B. 2019. Near real-time agriculture monitoring at national scale at parcel resolution: performance assessment of the Sen2-agri automated system in various cropping systems around the world. Remote Sensing of Environment, 221: 551-568 [DOI: 10.1016/j.rse.2018.11.007]

do Canto A C B, Marques R, Leite F F G D, da Silveira J G, Donagemma G K and de Aragão Ribeiro Rodrigues R. 2020. Land use and cover maps for Mato Grosso from 1985 to 2019//Workshop on Biosystems Engineering-Web 6.0. Niterói: [s.n.]: 74-77

FAO. 2023. Tracking Progress on Food and Agriculture-Related SDG Indicators 2023. Rome: FAO [DOI: 10.4060/cc7088en]

Fisette T, Rollin P, Aly Z, Campbell L, Daneshfar B, Filyer P, Smith A, Davidson A, Shang J and Jarvis I. 2013. AAFC annual crop inventory//2013 Second International Conference on Agro-Geoinformatics (Agro-Geoinformatics). Fairfax: IEEE: 270-274 [DOI: 10.1109/Argo-Geoinformatics.2013.6621920]

Fritz S, See L, Bayas J C L, Waldner F, Jacques D, Becker-Reshef I, Whitcraft A, Baruth B, Bonifacio R, Crutchfield J, Rembold F, Rojas O, Schucknecht A, Van Der velde M, Verdin J, Wu B F, Yan N N, You L Z, Gilliams S, Mücher S, Tetrault R, Moorthy I and Mccallum I. 2019. A comparison of global agricultural monitoring systems and current gaps. Agricultural Systems, 168: 258-272 [DOI: 10.1016/j.agsy.2018.05.010]

Gommes R, Wu B F, Li Z Y and Zeng H W. 2016. Design and characterization of spatial units for monitoring global impacts of environmental factors on major crops and food security. Food and Energy Security, 5(1): 40-55 [DOI: 10.1002/fes3.73]

Gorelick N, Hancher M, Dixon M, Ilyushchenko S, Thau D and Moore R. 2017. Google earth engine: planetary-scale geospatial analysis for everyone. Remote Sensing of Environment, 202: 18-27 [DOI: 10.1016/j.rse.2017.06.031]

He C C. 2013. Food Security: Century Challenges and Responses. Beijing: Social Sciences Academic Press (China) (何昌垂. 2013. 粮食安全: 世纪挑战与应对. 北京: 社会科学文献出版社)

Hu Y R, Zeng H W, Tian F Y, Zhang M, Wu B F, Gilliams S, Li S, Li Y C, Lu Y M and Yang H H. 2022. An interannual transfer learning approach for crop classification in the Hetao irrigation district, China. Remote Sensing, 14(5): 1208 [DOI: 10.3390/rs14051208]

Hui Ma, Bingfang Wu and Tian F Y. 2025. A deep learning-based framework for extracting spatial patterns of farmland shelterbelts in the three-north region of China using sentinel-2 data. Rmote Sensing of Environment (Submitted)

Justice C, Gutman G and Vadrevu K P. 2015. NASA land cover and land use change (LCLUC): an interdisciplinary research program. Journal of Environmental Management, 148: 4-9 [DOI: 10.1016/j.jenvman.2014.12.004]

Kamilaris A and Prenafeta-Boldú F X. 2018. Deep learning in agriculture: a survey. Computers and Electronics in Agriculture, 147: 70-90 [DOI: 10.1016/j.compag.2018.02.016]

Li W Y, Wu B F., Fan R Y, Tian F Y, Zhang M, Zhou Z Y, Hu J, Feng R Y and Wu F M. 2025. Multiclass crop interpretation via a lightweight attentive feature fusion network using vehicle-view images. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 18: 496-509 [DOI: 10.1109/JSTARS.2024.3481248]

Li Y C, Zeng H W, Zhang M, Wu B F and Qin X L. 2024. Global detrending significantly improves the accuracy of XGBoost-based county-level maize and soybean yield prediction in the midwestern United States. GIScience and Remote Sensing, 61(1): 2349341 [DOI: 10.1080/15481603.2024.2349341]

Li Y F, Tian F Y, Zhang M, Zeng H W, Ahmed S, Qin X L, Liu Y X, Wang L Z, Fan R Y, Wu B F. 2025. A 10-meter global terrace mapping using sentinel-2 imagery and topographic features with deep learning methods and cloud computing platform support. International Journal of Applied Earth Observation and Geo-information , 139:104528 [DOI: 10.1016/j.jag.2025.104528]

Li Z Y, Wu B F, Zhang M, Xing Q, Li M Y and Yan N N. 2019. Identifying rapeseed planting area using an object-oriented method and crop phenology. Journal of Geo-information Science, 21(5): 720-730 (李中元, 吴炳方, 张淼, 邢强, 李名勇, 闫娜娜. 2019. 利用物候差异与面向对象决策树提取油菜种植面积. 地球信息科学学报, 21(5): 720-730) [DOI: 10.12082/dqxxkx.2019.180345]

Liu C, Zhang Q, Tao S Q, Qi J G, Ding M J, Guan Q H, Wu B F, Zhang M, Nabil M, Tian F Y, Zeng H W, Zhang N, Bavuudorj G, Rukundo E, Liu W J, Bofana J, Beyene A N and Elnashar A. 2020. A new framework to map fine resolution cropping intensity across the globe: algorithm, validation, and implication. Remote

Sensing of Environment, 251: 112095 [DOI: 10.1016/j.rse.2020.112095]

López-Lozano R and Baruth B. 2019. An evaluation framework to build a cost-efficient crop monitoring system. Experiences from the extension of the European crop monitoring system. Agricultural Systems, 168: 231-246 [DOI: 10.1016/j.agsy.2018.04.002]

Lythreatis S, Singh S K and El-Kassar A N. 2022. The digital divide: a review and future research agenda. Technological Forecasting and Social Change, 175: 121359 [DOI: 10.1016/j.techfore.2021.121359]

Mcnairn H, Champagne C, Shang J L, Holmstrom D and Reichert G. 2009. Integration of optical and synthetic aperture radar (SAR) imagery for delivering operational annual crop inventories. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 64(5): 434-449 [DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2008.07.006]

Nabil M, Zhang M, Bofana J, Wu B F, Stein A, Dong T F, Zeng H W and Shang J L. 2020. Assessing factors impacting the spatial discrepancy of remote sensing based cropland products: a case study in Africa. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 85: 102010 [DOI: 10.1016/j.jag.2019.102010]

Nabil M, Zhang M, Wu B F, Bofana J and Elnashar A. 2022. Constructing a 30m African cropland layer for 2016 by integrating multiple remote sensing, crowdsourced, and auxiliary datasets. Big Earth Data, 6(1): 54-76 [DOI: 10.1080/20964471.2021.1914400]

National Remote Sensing Center of China. 2023. Global Ecosystem and Environment Observation Analysis Research Coorperation, Crop Production Outlook and the Sate of Food Security. Beijing: Surveying and Mapping Press (国家遥感中心. 2023. 全球生态环境遥感监测2022年度报告: 全球大宗粮油作物生产形势及复种与灌溉的贡献. 北京: 测绘出版社)

National Remote Sensing Center of China. 2024. Global Ecosystem and Environment Observation Analysis Research Coorperation, Crop Production Outlook and the Sate of Food Security. Beijing: Surveying and Mapping Press (国家遥感中心. 2024. 全球生态环境遥感监测2023年度报告: 全球大宗粮油作物生产与粮食安全形势. 北京: 测绘出版社)

Porciello J, Tufan H A, Njuki J, Winters P, Mabaya E and Coffman R. 2020. Averting hunger in sub-Saharan Africa requires data and synthesis. Nature, 584(7819): 37-40 [DOI: 10.1038/d41586-020-02281-w]

Qin X L, Wu B F, Zeng H W, Zhang M and Tian F Y. 2024a. Global gridded crop production dataset at 10 km resolution from 2010 to 2020. Scientific Data, 11(1): 1377 [DOI: 10.1038/s41597-024-04248-2]

Qin X L, Zhao L L, Yang J, Li P X, Zeng H W, Zhang M and Sun K M. 2024b. Mitigating incidence angle effects in airborne SAR time-series crop classification: integrating transfer learning and variational mode decomposition. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 17: 14502-14520 [DOI: 10.1109/JSTARS.2024.3438762]

Rajkumar K and Hariharan U. 2022. Chapter 28 - moving to the cloud, fog, and edge computing paradigms: convergences and future research direction//Pandey R, Khatri S K, Singh N K and Verma P, eds. Artificial Intelligence and Machine Learning for EDGE Computing. Amsterdam: Elsevier: 425-442 [DOI: 10.1016/B978-0-12-824054-0.00018-6]

Reid J and Castka P. 2023. The impact of remote sensing on monitoring and reporting - the case of conformance systems. Journal of Cleaner Production, 393: 136331 [DOI: 10.1016/j.jclepro.2023.136331]

Rembold F, Meroni M, Urbano F, Csak G, Kerdiles H, Perez-Hoyos A, Lemoine G, Leo O and Negre T. 2019. ASAP: a new global early warning system to detect anomaly hot spots of agricultural production for food security analysis. Agricultural Systems, 168: 247-257 [DOI: 10.1016/j.agsy.2018.07.002]

Schauberger B, Jägermeyr J and Gornott C. 2020. A systematic review of local to regional yield forecasting approaches and frequently used data resources. European Journal of Agronomy, 120: 126153 [DOI: 10.1016/j.eja.2020.126153]

Tian F Y, Cao Y P, Zhao H, Wu B F, Zeng H W, Liu Y Z, Qin X L, Zhang M, Zhu L and Zhu W W. 2024. Agricultural field segmentation using spatial attention mechanism and multi-task learning strategy. National Remote Sensing Bulletin, 28(11): 2850-2864 (田富有, 曹玉佩, 赵航, 吴炳方, 曾红伟, 刘亚洲, 覃星力, 张淼, 朱亮, 朱伟伟. 2024. 结合空间注意力机制与多任务学习的耕地地块分割模型. 遥感学报, 28(11): 2850-2864) [DOI: 10.11834/jrs.20243191]

Tian F Y, Wu B F, Zeng H W, He Z X, Zhang M and Bofana J. 2019. Identifying soybean cropped area with Sentinel-2 data and multi-layer neural network. Journal of Geo-Information Science, 21(6): 918-927 (田富有, 吴炳方, 曾红伟, 何昭欣, 张淼, Bofana J. 2019. 基于多层神经网络与Sentinel-2数据的大豆种植区识别方法. 地球信息科学学报, 21(6): 918-927) [DOI: 10.12082/dqxxkx.2019.180424]

Tian F Y, Wu B F, Zeng H W, Watmough G R, Zhang M and Li Y R. 2022. Detecting the linkage between arable land use and poverty using machine learning methods at global perspective. Geography and Sustainability, 3(1): 7-20 [DOI: 10.1016/j.geosus.2022.01.001]

Tian F Y, Wu B F, Zeng H W, Zhang M, Hu Y R, Xie Y, Wen C C, Wang Z D, Qin X L, Han W and Yang H H. 2023. A shape-attention pivot-net for identifying central pivot irrigation systems from satellite images using a cloud computing platform: an application in the contiguous US. GIScience and Remote Sensing, 60: 2165256 [DOI: 10.1080/15481603.2023.2165256]

Tian F Y, Wu B F, Zeng H W, Zhang M, Zhu W W, Yan N N, Lu Y M and Li Y F. 2025. GMIE: a global maximum irrigation extent and central pivot irrigation system dataset derived via irrigation performance during drought stress and deep learning methods . Earth System Science Data, 17: 855-880 [DOI: 10.5194/essd-17-855-2025]

Tian F Y, Wu B F, Zeng H W, Zhang X and Xu J M. 2019. Efficient identification of corn cultivation area with multitemporal synthetic

aperture radar and optical images in the Google earth engine cloud platform. Remote Sensing, 11(6): 629 [DOI: 10.3390/rs11060629]

Tuvdendorj B, Zeng H W, Wu B F, Elnashar A, Zhang M, Tian F Y, Nabil M, Nanzad L, Bulkhbai A and Natsagdorj N. 2022. Performance and the optimal integration of Sentinel-1/2 time-series features for crop classification in northern Mongolia. Remote Sensing, 14(8): 1830 [DOI: 10.3390/RS14081830]

Tzachor A, Devare M, Richards C, Pypers P, Ghosh A, Koo J, Johal S and King B. 2023. Large language models and agricultural extension services. Nature Food, 4(11): 941-948 [DOI: 10.1038/s43016-023-00867-x]

United Nations. 2015. Transforming our World: the 2030 Agenda for Sustainable Development. New York: United Nations

Van Der Velde M, Van Diepen C A and Baruth B. 2019. The European crop monitoring and yield forecasting system: celebrating 25 years of JRC MARS bulletins. Agricultural Systems, 168: 56-57 [DOI: 10.1016/j.agsy.2018.10.003]

Wang Q A, Liu Q H, et al. 2022. Global Ecosystem and Environment Observation Analysis Research Coorperation, Crop Production Outlook and the Sate of Food Security 2021: (王琦安, 柳钦火, 等. 2022. 全球生态环境遥感监测2021年度报告: 全球大宗粮油作物生产与粮食安全形势. 北京: 测绘出版社)

Wu B, Qian J, Zeng Y, et al. 2017. Land cover atlas of the People's Republic of China (1: 1 000 000). Science Bulletin, 65: 1125-1136 (吴炳方, 钱金凯, 曾源等, 2017, 中华人民共和国土地覆被地图集 (1: 1 000 000), 中国地图出版社)

Wu B F, Fu Z J, Fu B J, Yan C Z, Zeng H W and Zhao W W. 2024. Dynamics of land cover changes and driving forces in China's drylands since the 1970 s. Land Use Policy, 140: 107097 [DOI: 10.1016/j.landusepol.2024.107097]

Wu B F, Gommes R, Zhang M, Zeng H W, Yan N N, Zou W T, Zheng Y, Zhang N, Chang S, Xing Q and Van Heijden A. 2015. Global crop monitoring: a satellite-based hierarchical approach. Remote Sensing, 7(4): 3907-3933 [DOI: 10.3390/rs70403907]

Wu B F and Li Q Z. 2012. Crop planting and type proportion method for crop acreage estimation of complex agricultural landscapes. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 16: 101-112 [DOI: 10.1016/j.jag.2011.12.006]

Wu B F, Li Q Z, Chi Y B, Huang J L, Zhou W C, Zhang W Q and Wu S. 2008. Crop damage monitoring using remote sensing in January and February in South China in 2008. Strategic Study of CAE, 10(6): 63-69 (吴炳方, 李强子, 迟耀斌, 黄进良, 周万村, 张维奇, 吴双. 2008. 2008年1-2月雪灾作物灾情遥感监测方法. 中国工程科学, 10(6): 63-69) [DOI: 10.3969/j. issn. 1009-1742. 2008.06.011]

Wu B F, Ma Z H, Boken V K, Zeng H W, Shang J L, Igor S, Wang J X and Yan N N. 2022. Regional differences in the performance of drought mitigation measures in 12 major wheat-growing regions of the world. Agricultural Water Management, 273: 107888 [DOI: 10.1016/J.AGWAT.2022.107888]

Wu B F, Ma Z H and Yan N N. 2020a. Agricultural drought mitigating indices derived from the changes in drought characteristics. Remote Sensing of Environment, 244: 111813 [DOI: 10.1016/j. rse. 2020.111813]

Wu B F, Meng J H, Li Q Z, Zhang F F, Du X and Yan N N. 2010. Latest development of "CropWatch"—an global crop monitoring system with remote sensing. Advances in Earth Science, 25(10): 1013-1022 (吴炳方, 蒙继华, 李强子, 张飞飞, 杜鑫, 闫娜娜. 2010. "全球农情遥感速报系统(CropWatch)"新进展. 地球科学进展, 25(10): 1013-1022) [DOI: 10.11867/j.issn.1001-8166.2010.10.1013]

Wu B F, Tian F Y, Zhang M, Zeng H W and Zeng Y. 2020b. Cloud services with big data provide a solution for monitoring and tracking sustainable development goals. Geography and Sustainability, 1(1): 25-32 [DOI: 10.1016/j.geosus.2020.03.006]

Wu B F, Zeng H W, Yan N N, Zhang M and Chang S. 2018. Promoting resilient agriculture practices for B&R countries with remote sensing. Bulletin of the Chinese Academy of Sciences, 32(3): 183-189

Wu B F and Zhang M. 2017. Remote sensing: observations to data products. Acta Geographica Sinica, 72(11): 2093-2111 (吴炳方, 张淼. 2017. 从遥感观测数据到数据产品. 地理学报, 72(11): 2093-2111) [DOI: 10.11821/dlxb201711013]

Wu B F, Tian F Y, Nabil M, Bofana J, Lu Y M, ElnasharA, Beyene A N, Zhang M, Zeng H W and Zhu W W. 2023a. Mapping global maximum irrigation extent at 30 m resolution using the irrigation performances under drought stress. Global Environmental Change, 79:102652 [DOI:10.1016/j.gloenvcha.2023.102652]

Wu B F, Zhang M, Zeng H W, Tian F Y, Potgieter A B, Qin X L, Yan N N, Chang S, Zhao Y, Dong Q H, Boken V, Plotnikov D, Guo H D, Wu F M, Zhao H, Deronde B, Tits L and Loupian E. 2023b. Challenges and opportunities in remote sensing-based crop monitoring: a review. National Science Review, 10(4): nwac290 [DOI: 10.1093/nsr/nwac290]

Wu B F, Zhang M, Zeng H W, Yan N N, Zhang X, Xing Q and Chang S. 2019. Twenty years of CropWatch: progress and prospect. Journal of Remote Sensing (in Chinese), 23(6): 1053-1063 (吴炳方, 张淼, 曾红伟, 闫娜娜, 张鑫, 邢强, 常胜. 2019. 全球农情遥感速报系统20年. 遥感学报, 23(6): 1053-1063) [DOI: 10.11834/jrs.20198156]

Wu F M, Wu B F, Zhang M, Zeng H W and Tian F Y. 2021. Identification of crop type in crowdsourced road view photos with deep convolutional neural network. Sensors, 21(4): 1165 [DOI: 10.3390/s21041165]

Xie Y, Zeng H W, Tian F Y, Zhang M, Hu Y R, Qin X L, Wu B F, Zhang Y Z and Xie W H. 2024. A study of sample dependence and spatial extrapolation of models for crop remote sensing classification. National Remote Sensing Bulletin, 28(11): 2878-2895 (谢炎, 曾红伟, 田富有, 张淼, 胡越然, 覃星力, 吴炳方, 张有智, 解文欢. 2024. 作物遥感分类的样本依赖与模型空间外推研究. 遥感学报, 28(11): 2878-2895) [DOI: 10.11834/jrs.20244005]

Yan N N, Wu B F, Li Q Z, Chang S, Zhang F F and Zhang S C. 2010. HJ-1A/B satellite application on drought emergency monitoring. Remote Sensing Technology and Application, 25(5): 675-681 (闫娜娜, 吴炳方, 李强子, 常胜, 张飞飞, 张士昌. 2010. HJ-1A/B卫星在干旱应急监测中的应用. 遥感技术与应用, 25(5): 675-681) [DOI: 10.11873/j.issn.1004-0323.2010.5.675]

Li YF, Tian FY, Zhang M, Zeng HW, Ahmed S, Qin XL, Liu YX, Wang LZ, Fan RY, Wu BF. 2025. A 10-meter global terrace mapping using sentinel-2 imagery and topographic features with deep learning methods and cloud computing platform support. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 139 (2025): 104528

Zeng H W, Wu B F, Wang S, Musakwa W, Tian F Y, Mashimbye Z E, Poona N and Syndey M. 2020. A synthesizing land-cover classification method based on Google earth engine: a case study in Nzhelele and Levhuvu Catchments, South Africa. Chinese Geographical Science, 30(3): 397-409 [DOI: 10.1007/s11769-020-1119-y]

Zeng H W, Wu B F, Zou W T, Yan N N and Zhang M. 2015. Performance comparison of crop condition assessments in irrigated and rain-fed areas: a case study in Nebraska. Journal of Remote Sensing (in Chinese), 19(4): 560-567 (曾红伟, 吴炳方, 邹文涛, 闫娜娜, 张淼. 2015. 灌溉区与雨养区作物长势差异比较分析——以美国内布拉斯加为例. 遥感学报, 19(4): 560-567) [DOI: 10.11834/jrs.20154144]

Zhang J C, Huang Y B, Pu R L, Gonzalez-Moreno P, Yuan L, Wu K H and Huang W J. 2019. Monitoring plant diseases and pests through remote sensing technology: a review. Computers and Electronics in Agriculture, 165: 104943 [DOI: 10.1016/j.compag.2019.104943]

Zhang M, Wu B F, Yu M Z, Zou W T and Zheng Y. 2014. Crop condition assessment with adjusted NDVI using the uncropped arable land ratio. Remote Sensing, 6(6): 5774-5794 [DOI: 10.3390/rs6065774]

Zhang M, Wu B F, Yu M Z, Zou W T and Zheng Y. 2015. Concepts and implementation of monthly monitoring of uncropped arable land: a case study in Argentina. Journal of Remote Sensing (in Chinese), 19(4): 550-559 (张淼, 吴炳方, 于名召, 邹文涛, 郑阳. 2015. 未种植耕地动态变化遥感识别——以阿根廷为例. 遥感学报, 19(4): 550-559) [DOI: 10.11834/jrs.20154142]

Zhang M, Wu B F, Zeng H, W, He G J, Liu C, Tao S Q, Zhang Q, Nabil M, Tian F Y, Bofana J, Beyene A N, Elnashar A, Yan N N, Wang Z D and Liu Y L. 2021. GCI30: a global dataset of 30 m cropping intensity using multisource remote sensing imagery. Earth System Science Data, 13(10): 4799-4817 [DOI: 10.5194/essd-13-4799-2021]

Zhang X, Wu B F, Ponce-Campos G E, eZhang M, Chang S and Tian F Y. 2018. Mapping up-to-date paddy rice extent at 10 m resolution in China through the integration of optical and synthetic aperture radar images. Remote Sensing, 10(8): 1200 [DOI: 10.3390/rs10081200]

Zhao D, Zhang M, Yu M Z, Zeng Y and Wu B F. 2014. Monitoring agriculture and forestry recovery after the Wenchuan earthquake. Journal of Remote Sensing (in Chinese), 18(4): 958-970 (赵旦, 张淼, 于名召, 曾源, 吴炳方. 2014. 汶川地震灾后农田和森林植被恢复遥感监测. 遥感学报, 18(4): 958-970) [DOI: 10.11834/jrs.20143345]

Zhao H, Wu B F, Zhang M, Long J, Tian F Y, Xie Y, Zeng H W, Zheng Z J, Ma Z H, Wang M X and Li J B. 2025. A large-scale VHR parcel dataset and a novel hierarchical semantic boundary-guided network for agricultural parcel delineation. Isprs Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 221: 1-19 [DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2025.01.034]

Recent advancements of cloud-based global crop monitoring system (CropWatch)

WU Bingfang[1,2], TIAN Fuyou[1], ZENG Hongwei[1,2], ZHANG Miao[1], YAN Nana[1], QIN Xingli[1], MA Zonghan[1]

1.State Key Laboratory of Remote Sensing and Digital Earth, Aerospace Information Research Institute, Chinese Academy of Science, Beijing 100101, China;
2.Beijing Yanshan Earth Critical Zone National Research Station, University of Chinese Academy of Science, Beijing 101408, China;
3.College of Resources and Environment, University of Chinese Academy of Science, Beijing 101408, China

Abstract: Agricultural condition monitoring is a critical link in the food supply chain, and its accuracy and reliability are vital for agricultural production management, macro-control of grain, market stability, and sustainable development. Global agricultural remote sensing monitoring plays a vital role in ensuring food security, which is especially prominent for China, the world's largest food-importing country. Remote sensing has become an important means of agricultural condition monitoring. because it can provide extensive, high-frequency, and timely monitoring data. However, due to various factors, global agricultural condition monitoring still faces many challenges. The global agricultural monitoring system, CropWatch, is a monitoring system driven by remote sensing indicators and ground-measured data, providing independent global agricultural condition information, independent of statistical data, which has been stably operating for over 27 years, has released 135 agricultural monitoring reports to date, providing agricultural information services to 173 countries and

regions worldwide. This article details the latest developments of CropWatch over the past five years, forming a monitoring system composed of 54 indicators, adding cultivation and early warning indicators, and highlighting monitoring and early warning functions. Using the advanced machine learning methods, it has constructed a foundation of basic data such as "farmland (field), irrigation, cropping intensity, terraces, shelterbelts," achieving independence in basic data. The use of large language models has significantly improved the efficiency and objectivity of agricultural condition indicator analysis. In the future, a more open agricultural observation platform will be built, supported by large language models and open APIs, to lower the barriers to use.

With its unique design philosophy and operational mechanism, the CropWatch agricultural monitoring system stands out in the international agricultural monitoring field and sets an example for the operationalization of remote sensing monitoring. After seven versions of updates, the current CropWatch has achieved cloud-based and service-oriented operations. It can serve all interested users or stakeholders, enabling them to customize the monitoring system and conduct independent monitoring based on their own agricultural characteristics and needs, thereby enhancing their autonomy in monitoring. Through capacity building and the empowerment of independent agricultural monitoring, users are enabled to independently undertake the construction of agricultural monitoring systems for specific regions, as well as the production of agricultural products, collaborative analysis of information, and dissemination of results. This customized solution not only reduces users' dependence on expensive computing infrastructure and storage devices but also, by opening up model functionalities, allows users to independently verify and calibrate models within a user-friendly interface. This reduces technical barriers and reliance on external information, enhancing the flexibility and operability of monitoring and providing a more flexible and efficient solution for agricultural monitoring. This has revolutionized the traditional model of agricultural monitoring system development and has promoted the capacity for agricultural monitoring in developing countries.

Looking to the future, CropWatch will further build a more open agricultural monitoring platform, strengthen the protection of data privacy and sovereignty, and with the support of large language models and open APIs, create an efficient, reliable, and user-friendly agricultural monitoring system. This will serve global agricultural producers and decision-makers, provide strong support for global food security and sustainable development, and promote the popularization and in-depth application of agricultural monitoring technologies.

Key words: agricultural condition monitoring, CropWatch, global application, global verification, remote sensing

Supported by Strategic Consulting Project of the Alliance of International Science Organizations (No. ANSO-SBA-2022-02); National Key Research and Development Program of China (No. 2023YFD2000105); National Natural Science Foundation of China (No. 42071271, 42301409)