引文格式：李兵, 罗 涛, 施佳子, 等. 卫星遥感大数据赋能农业金融[J]. 地理空间信息, 2023, 21(10): 28-31. doi:10. 3969/j.issn. 1672-4623.2023.10.007

卫星遥感大数据赋能农业金融

李　兵[1]，罗　涛[1]，施佳子[1]，樊　红[2*]，姚佩雯[2]
（1. 中国工商银行软件开发中心，北京 100032；2. 武汉大学测绘遥感信息工程国家重点实验室，湖北 武汉 430079）

摘　要：我国是农业大国，农业问题对于我国国民经济发展举足轻重。农业信贷由于存在体系不健全、信贷风险大、效率低成本高等问题，成为制约涉农金融发展的重要因素。新时代背景下全面推进乡村振兴，加快农业现代化的任务势在必行。近年来，人工智能和卫星遥感技术迅猛发展，为农业金融振兴乡村赋能。因此，详细探讨了卫星遥感大数据及智能技术在金融服务农业领域的创新应用场景及关键技术发展情况；重点介绍了作者将卫星遥感空间大数据运用到实现精准智慧金融需要的农作物长势监测及作物估产，农业灾害监测、预测和预警，作物智能识别等领域的若干前沿研发成果。最后，对更多的3S及大数据智能技术在农业金融场景的融合应用提出了展望。

关键词：卫星遥感；金融信贷；农业现代化；空间大数据
中图分类号：P237　　**文献标志码：**B　　**文章编号：**1672-4623（2023）10-0028-04

Satellite Remote Sensing Big Data Empowers Agricultural Finance

LI Bing[1], LUO Tao[1], SHI Jiazi[1], FAN Hong[2], YAO Peiwen[2]
(1. Industrial and Commercial Bank of China Software Development Center, Beijing 100032, China;
2. State Key Laboratory of Information Engineering in Surveying Mapping and Remote Sensing, Wuhan University, Wuhan 430079, China)

Abstract: China is a large agricultural country with agriculture playing an important role in national economic development. Agricultural credit has become an important factor restricting the development of agriculture related finance due to problems such as imperfect system, high credit risk, low efficiency and high cost. In the new era, it is imperative to comprehensively promote rural revitalization and accelerate agricultural modernization. In recent years, artificial intelligence and satellite remote sensing technology have developed rapidly, which empowers agricultural finance and rural revitalization. Firstly, we discussed the innovative application and key technology development of satellite remote sensing big data and artificial intelligence technology in the field of financial services and agriculture. Then, we applied the key technologies of satellite remote sensing spatial big data application in the fields of crop growth monitoring and crop yield estimation, change detection, disaster monitoring, agricultural loss determination, and crop intelligent identification. Finally, we prospected the integrated application of more 3S and big data intelligent technologies in agricultural finance scenarios.

Key words: satellite remote sensing, financial credit, agricultural modernization, spatial big data

近年来，卫星遥感技术特别是国产卫星技术进入井喷式快速发展阶段，2022年，我国自主发射的在轨卫星达到500多颗。卫星遥感、云计算、传感网、人工智能、北斗导航、5G等先进技术与农业金融深度融合，可以低成本大规模全方位动态获取农业信贷相关的农情信息，包括利用遥感技术创新资产远程管理和信贷发放新模式，可有效扩大贷款及抵押物范围；通过种植作物与否及类别识别，提供资金去向和实际用途的实证，规避贷款挪用风险；运用遥感影像宏观、实时反映大范围地面灾害情况，指导农户提高抗灾能力，保证贷款稳健回收；进行作物估产，筛选优质客户，提升个性化和差异化精准金融。通过卫星遥感空间大数据的农业金融深入应用，为推动农业金融资源的优化配置和可持续发展注入活力、增强动力，促进农业现代化的整体提升。

1　关键技术发展动态

1.1　提供数据基础

自美国宇航局的地球观测卫星“土地卫星一号”于1970年发射升空以来，卫星遥感技术在农业方面的

收稿日期：2022-08-09。
项目来源：国家自然科学基金重大研究计划重点支持项目（2022-2026）；技术赋能的商务信息全景化管理与增强型决策的人机协同新范式（72132008）。
第一作者简介：李兵（1968—），博士，主要从事从事电子银行、金融科技创新、互联网安全等相关工作，E-mail: libing@sdc.icbc.com.cn。
通信作者：樊红（1967—），博士，教授，主要从事时空大数据分析和挖掘研究，E-mail: hfan3@whu.edu.cn。

应用开始进入实用研究阶段[1]。在该领域的代表性研究有20世纪70年代美国开展的“大面积农作物估产实验”计划和20世纪90年代欧盟开展的遥感数据应用于农业统计的十年研究项目计划。上世纪七十年代后半叶，美国利用卫星的多重光谱扫描仪数据和区域气象情报等估算了世界主要粮食作物的种植面积和一些地区的粮食产量。我国也于上世纪八九十年代起开始将农作物遥感估产列为重要课题，并探索出一些有效的技术方法，包括结合光学影像统计分析、高光谱数据、农学参数、作物生长模型的作物估产方法等。经过近40年的技术积累和试点示范研究，我国卫星遥感的农业应用已经扩展到灾害、重点工程和种植结构调整等领域。随着我国逐步增多的气象卫星、资源卫星和高分辨率卫星等发射和应用，遥感数据成本减低、可用性增强，卫星遥感技术行业应用包括农业金融业的应用迎来了快速发展和落地应用的黄金时期。表1给出了农业遥感常用的国内外中高分辨率卫星数据。

表1　农业遥感常用国内外中高分辨率卫星数据

卫星类别	光谱情况	空间分辨/m	期待的应用
LANDSAT-8	全色/8个多光谱波段	15/30	农作物粗分类、早情监测、地表温度反演
哨兵2号	12个多光谱波段	10	农作物长势监测及产量评估
高分一号	全色/4个多光谱波段	2/8	农作物识别及地物分类
资源三号	全色/4个多光谱波段	2.1/5.8	农作物灾害监测与金融风险评估
QuickBird	全色/4个多光谱波段	0.61/2.44	融合Landsat7 ETM的光谱特性，可用于精细农业作物识别

1.2　提供析手段

我国农作物种类众多，南方广泛种植水稻、小麦和油菜等，北方则大量种植小麦、玉米和大豆等。众多的国际国内商业公司推出了自己的遥感应用平台，包括ENVI，Erdas，eCognition，PCI Geomatica等。平台提供了多种传统地物分类方法，包括IsoData聚类、最大似然法、最小距离法、马氏距离法、光谱角方法、K-均值聚类法和面向对象分类方法[2]等。这些平台工具和方法的使用需要较为训练有素的地物分类和解译的专家或专业人士参与，门槛较高。此外，由于需要大量的人机交互，生产效率较为低下，人工作业量巨大，无法满足农业和金融应用面积大、高精度且高智能化等要求。

通过大样本数据的建立，机器学习和深度学习等人工智能遥感影像地（作）物自动分类、解译和识别的技术可在大幅降低人工交互和干预的基础上，获得90%以上的分类精度。表2给出了农业金融相关地（作）物分类和识别常用的人工智能算法和神经网络结构。

表2　地（作）物分类人工智能算法

网络名称	特点描述
Random Forest	通过选择光谱、植被指数等特征建立随机森林进行作物分类
LSTM	通过遗忘门等提供对作物时序数据的处理能力
CNN	利用一维或多维卷积提取作物空谱特征
FCN	在语义分割问题中推广使用端对端卷积神经网络，使用反卷积上采样
U-Net	构建了一套完整的编码解码器
DeepLab v3	增强了空洞空间金字塔池化模块，增加图像级特征来编码全局上下文

1.3　多源时空大数据分析技术为农业金融提供数据挖掘利用的手段

随着农业金融及信息化建设的不断深入，各业务系统数据量也在高速集聚和扩展。在农业金融业务中不断积累的大数据，并不是一种无用数据，它同样蕴含着价值，只不过是低价值密度数据。同时，国产卫星为农业金融的决策支持带来了另一个重要的数据来源。例如，国产卫星遥感数据可以提供涵盖气温、降水、土壤、蒸发、气溶胶和地物光谱等多样性海量地球观测大数据。多源遥感时空大数据的出现，推动了GIS空间分析、数理统计和人工智能的交叉融合应用。

2　关键技术实验和成果

为了实现卫星遥感大数据赋能金融服务乡村振兴战略目标，中国工商银行软件开发中心与武汉大学联合开展关键技术攻关。图1给出了联合项目的整体技术路线。参见图1，研究遵循数据和技术并重、试点与

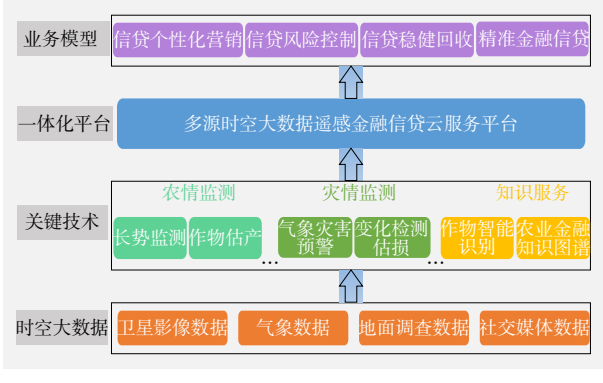


图1　整体技术路线

推广结合的原则，分层次、分步骤开展。首先，聚焦卫星影像数据、气象数据、地面调查数据和社交媒体数据的汇聚；在完成数据清洗和汇聚基础上开展作物智能识别、长势监测、作物估产、灾害预测预警等关键技术攻关；基于攻关成果构建了卫星遥感影像智能监测和分析系统；依托该平台未来可进一步研发信贷营销、风险控制、稳健回收等多维度精准金融信贷创新业务模型。下面简要介绍研究的主要实验和成果。

2.1 基于卫星遥感数据的作物长势监测

基于卫星遥感大数据可以快速精准获取大面积农业作物长势。项目组利用多源遥感大数据，选择卫星数据Landsat 8、Sentinel-2等开展相关研究，利用植被指数进行长势监测。基于遥感影像计算NDVI，并结合实测数据进行精度验证和模型迭代优化，完成长势分析和历史同期对比分析。图2显示了各地区作物各生长期长势好于去年、与去年持平、不及去年的情况。其中，蓝色地区的小麦长势好于去年，红色地区的小麦长势不如去年。

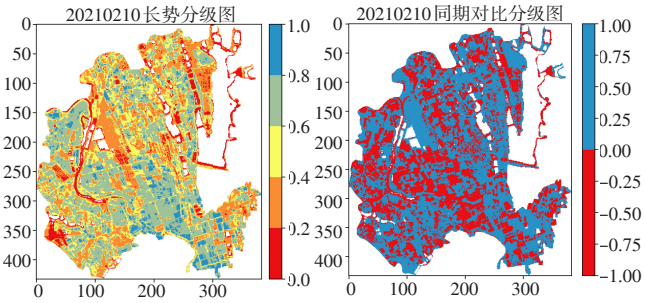


图2 彭墩村小麦返青期长势分级及同期对比图

不同气象条件和不同的地理环境可以对作物的生长带来不同的影响，通过进一步收集气象观测数据和地理环境数据，研究物候规律，可以进一步提高长势分析和监测的有效性和精度，为精准信贷提供科学客观的长势农情数据。

2.2 遥感数据及其时空挖掘实现农业作物估产

精准金融信贷需要预估多种标准作物的产量等重要农情数据。常规的单产预报模式有统计估产、气象估产和农学估产等方法，但各有其局限性。研究表明，植物的叶面积系数、生物量、干物重与光谱植被指数间存在着较好的相关关系。而卫星遥感数据具有更高度的概括性，卫星获取的光谱植被指数反映了作物体叶绿素和形体的变化，因此，应用从卫星获取的植被光谱信息估测农作物产量成为了一种最具潜能的估产高新技术。

项目组开展了基于长势分析结合历年作物产量与气象数据的估产研究，构建了历史作物产量与气温、降水、NDVI或EVI的最大值或平均值的关系模型，通过估产平均准确率与拟合优度对模型进行精度验证，选择最优模型进行估产。

影响作物产量的因素很多，包括气象条件、地理条件、土壤条件、灾害情况和肥料的使用等。项目组收集了相关数据，综合上述相关因素，建立了精细的长势分析及估产模型，取得了较优的估产结果。

2.3 基于遥感和GIS的变化检测、灾害监测及损失分析

金融风险关注影响农业作物收成和产量的各种自然灾害，包括干旱、洪涝、雪灾、虫灾和冰雹灾害等。下面选取南方典型的干旱和洪涝灾害进行介绍。

传统的干旱监测方法多基于地面台站观测或实验观测，同时利用气象和水文观测站获得的降水、气温、蒸发、径流等气象和水文数据，以及农业气象观测的墒情等数据，依据各种干旱指标对观测数据进行统计分析，并对干旱情况进行量化分析。由于观测站点空间密度有限，仅靠地面观测点的资料很难对干旱进行大范围、快速、连续的监测[3]。

遥感干旱监测已经成为全球抗旱减灾中不可或缺的手段，它与传统学科相结合，优势互补，可以提供区域、大陆乃至全球的旱情信息。是一种宏观、快速、客观、经济的有效手段。在遥感干旱监测中，将植被指数和地表温度相结合进行干旱监测的方法使用广泛。其中，温度植被干旱指数方法应用最为广泛。该方法基于MODIS植被指数和地表温度产品，结合SRTM DEM数据，利用NDVI-LST特征空间特性，提取特征空间干湿边，建立旱情遥感指数，结合地面调查数据的标定及验证，构建旱情遥感监测模型，实现区域内主要作物旱情发生的范围、程度和历时的监测，对旱灾预警预防、受灾范围及程度监控、灾后损失评估等提供有效快速的信息支持[4]。

对荆门2019年下半年旱情况进行监测，结果如图3所示。TVDI阈值为[0，1]，数值越大代表越干旱，一般将干旱等级划分为5级：湿润（0≤TVDI≤0.2）、正常（0.2＜TVDI≤0.4）、轻旱（0.4＜TVDI≤0.6）、中旱（0.6＜TVDI≤0.8）和重旱（0.8＜TVDI≤1）[5]。

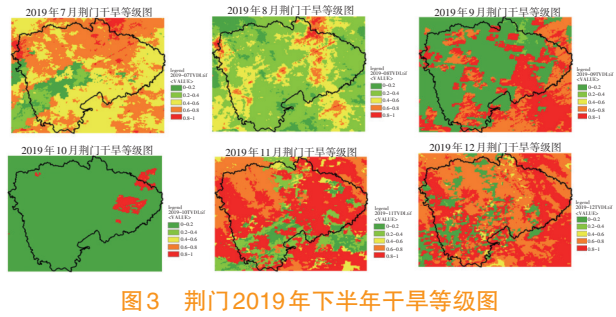


图3 荆门2019年下半年干旱等级图

遥感影像的变化检测是指对某个时间范围内生成的多幅影像数据定量化地分析变化区域内地物转化信息的过程，内容涉及研究地物变化的类型和变化空间分布情况，并可以延伸对变化信息的性质和时间空间模式的研究。多时相动态变化监测在变化检测算法的基础上，融合时间和空间尺度，对地物对象进行多平台多时相、多维多元探测。其中，分类后比较法是一种目标级变化区域检测算法，逐像元比较构建变化矩阵，结果不受大气条件、传感器等映射到图像造成的影响，具有广阔前景。

遥感技术对洪涝灾害的监测选取多期高分辨率卫星影像，从洪涝灾害的成灾机理、自然属性与社会属性角度入手，结合水动力学模型分析洪水信息空间分布，构建GIS洪涝灾害评估模型，内容包括分析洪灾程度、提取受灾面积，得出洪水淹没耕地面积和洪水淹没深度等信息，发挥3S集成优势，制作洪水强度空间展布图，为人们了解灾情、制定救灾方案和灾后规划提供重要的决策依据[6]。基于面向对象的光谱指数分类和U-Net语义分割深度学习地物分类方法在处理洪涝灾害前后的作物损失方面有显著成效，融合多源高分辨率遥感影像进行变化检测对比研究，识别各类农作物受灾状态及类型变化情况，快速批量评估作物损失。

2.4　基于较高分辨率遥感数据的作物智能识别

作物智能识别是基本农情获取中最重要的任务，同时是难以精准获取的信息。随机森林分类是一种流行的集成学习分类树算法，过去几年中在遥感分类中变得非常普遍。

项目组将Sentinel-2的可见光、近红外、红边、短波红外波段结合NDVI、EVI、NDWI、BSI等遥感光谱指数和DEM地形信息作为分类特征输入随机森林分类模型，在东北三江平原的作物分类模型精度达到了90%以上。结果表明，随机森林等智能算法的应用能够大大提高农业遥感监测的效率，使得大面积、高精度、及时、快速、有效的作物遥感监测成为可能。在作物分类中，B5波段对分类的贡献最高，DEM对于分类具有第二高的重要性，其次是短波红外波段。Sentinel-2 MSI的WVP、SCL、AOT波段对分类的影响相对较小。总体来说，水稻的分类精度最高，其次是大豆、玉米，玉米的分类精度还有待提高。不同地理环境作物的生长规律和物候不同，目前正在进一步结合不同地域农作物物候规律等时序特点，构建更好的作物分类和识别模型。

3　结　语

随着卫星遥感技术不断取得重大突破并走向商业化，遥感大数据的聚集和深度学习等人工智能高新技术的结合给农业金融信贷业建立综观全局、透彻感知、农情监测、灾害预测、精准营销和稳健信贷的创新理念和模式提供了数据和技术支持和保障，这既是挑战，也是契机。本文将卫星遥感大数据服务功能与人工智能时空分析和挖掘技术相结合运用到金融场景中，开展了一系列实用化关键技术攻关实验，取得了若干具有创新性的实用化的成果，未来将进一步融合物联网技术[7]、夜光遥感技术[8]、和人机低空遥感技术[9]和农业知识图谱[10]等开展深度研究，推动遥感大数据助力金融科技赋能和金融风险管控优化，提升金融服务质量与效率。

参考文献

[1] 吴景社. 卫星遥感技术在农业上应用[J]. 世界农业,1993,14(6):55-58

[2] 胡杰,张莹,谢仕义. 国产遥感影像分类技术应用研究进展综述[J]. 计算机工程与应用,2021,57(3):1-13

[3] 柳钦火,辛景峰,辛晓洲,等. 基于地表温度和植被指数的农业干旱遥感监测方法[J]. 科技导报,2007,25(6):12-18

[4] 冯克庭,张耀南,田德宇,等. 中巴经济走廊2000—2017年逐月温度植被干旱指数数据集[J].科学数据层,2018 (8):4-9

[5] 齐述华,王长耀,牛铮. 利用温度植被旱情指数(TVDI)进行全国旱情监测研究[J]. 遥感学报,2003,17(5):420-427,436

[6] 丁志雄. 基于RS与GIS的洪涝灾害损失评估技术方法研究[D]. 北京:中国水利水电科学研究院,2004

[7] 黄海龙. 智慧农业振兴乡村浙江战略 [J]. 业界,2019(1):58-59

[8] 郑渊茂,何原荣,王晓荣,等. 夜光遥感数据应用述评与展望[J]. 遥感信息2020,34(6):10-14

[9] 陈成. 多光谱无人机农业遥感应用[J]. 现代化农业,2020,41(10):61-62

[10] 徐增林,盛泳潘,贺丽荣,等. 知识图谱技术综述[J]. 电子科技大学学报,2016,45(4):18-20