

# 遥感技术在智慧农业中的应用研究

宋雪莲<sup>1</sup>, 张文<sup>1,2</sup>, 王普昶<sup>1</sup>, 阮玺睿<sup>1</sup>, 柳嘉佳<sup>1</sup>, 王志伟<sup>1\*</sup>, 张威<sup>3</sup> (1. 贵州省农业科学院草业研究所, 贵州贵阳 550006; 2. 贵州阳光草业科技有限责任公司, 贵州贵阳 550006; 3. 贵州省水利水电勘测设计研究院有限公司, 贵州贵阳 550002)

**摘要** 现代信息技术的发展使得我国农业朝着智慧农业方向蓬勃发展, 显著提高了农业生产的智能化科学化水平, 遥感具有远距离感知、无损监测的特点, 越来越多地被用于农情监测。对遥感在智慧农业中的应用原理进行了介绍, 对遥感在大尺度农情监控上的应用与方法进行了归纳总结, 具体包括土地利用现状与土地资源调查、长势监测与产量预报、作物灾害损失评估与预报 3 个方面, 并对遥感在农田尺度信息服务上的应用做了介绍, 总结了遥感在智慧农业中应用的瓶颈问题以及今后的发展方向。

**关键词** 遥感技术; 智慧农业; 农情监测; 产量预报; 评估

中图分类号 S127 文献标识码 A

文章编号 0517-6611(2022)07-0001-05

doi: 10.3969/j.issn.0517-6611.2022.07.001

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



## Research on Application of Remote Sensing Technology in Wisdom Agriculture

SONG Xue-lian<sup>1</sup>, ZHANG Wen<sup>1,2</sup>, WANG Pu-chang<sup>1</sup> et al (1. Institute of Prataculture, Guizhou Academy of Agricultural Sciences, Guiyang, Guizhou 550006; 2. Guizhou Sunshine Grass Technology Co., Ltd., Guiyang, Guizhou 550006)

**Abstract** With the development of modern information technology, China's agriculture is booming towards the direction of intelligent agriculture, which significantly improves the intelligent and scientific level of agricultural production. Remote sensing has the characteristics of remote sensing and non-destructive monitoring, and is more and more used in agricultural monitoring. This paper introduces the application principle of remote sensing in smart agriculture, and summarizes the application and methods of remote sensing in large-scale agricultural monitoring, including land use status and land resources survey, growth monitoring and yield forecast, crop disaster loss assessment and forecast. It also introduces the application of remote sensing in farmland scale information service. Finally, the bottleneck problems and future development direction of remote sensing application in smart agriculture are summarized.

**Key words** Remote sensing technology; Wisdom agriculture; Agricultural monitoring; Yield forecast; Assessment

智慧农业是现代农业发展的高级阶段, 是由精准农业不断发展而来的, 指充分利用现代信息技术成果实现智能化的农业生产, 具体包括物联网技术、计算机技术、互联网技术、人工智能、地理信息技术、遥感技术等, 通过传感设备感知环境参数, 并利用无线通信等技术实现农业生产的智能感知、分析和预警功能, 使农业生产更智慧。遥感可在不同电磁波段内周期性地收集地表信息, 具有远距离感知、无损监测、重访周期短等优势, 被广泛用于智慧农业数据收集和农情动态监测。随着遥感技术的发展, 遥感在农业中的应用进入快速发展阶段, 遥感技术在作物识别、长势监测、产量评估、病虫害防治、灾害监测与预警等方面取得了很多成功的应用, 有效地提升了农业动态监测与质量, 促进了农业生产优化发展。

### 1 遥感技术在智慧农业中的应用原理

遥感即遥远感知, 是在不直接接触的情况下, 对目标或自然现象远距离探测和感知的技术, 遥感技术建立在物体反射或发射电磁波的原理之上<sup>[1]</sup>, 一切物体由于其种类、特征和环境条件不同而具有完全不同的电磁波的反射或发射辐射特征。遥感在农业中的应用是基于不同农作物具有不同的理化性质, 具体表现在植株和叶片结构、叶肉细胞、叶绿

素、含水量等方面, 这些差异导致植株冠层和叶片所反射和发射的光谱产生差异, 通过研究其光谱规律来做出分析。可见光波段的光谱主要受各种色素的影响, 叶绿素吸收蓝红光, 对绿光反射作用强, 因而在 0.45 和 0.67  $\mu\text{m}$  处为吸收带, 在 0.55  $\mu\text{m}$  处为反射峰<sup>[1]</sup>。近红波段的反射率则是受到叶片含水量、氮元素含量、叶肉结构等的影响。在近红波段 (1.3~2.5  $\mu\text{m}$ ) 受含水量影响, 吸收率增加, 反射率下降, 特别是在 1.45、1.95 和 2.70  $\mu\text{m}$  是水的吸收带<sup>[1]</sup>。对作物不同生理状态的光谱特征研究是快速获取农情信息的重要方法, 对于智慧农业具有重要的意义。农作物遥感监测的基础是选择合适的检测指标, 从而进行大面积快速的监测。常用的作物监测指标有叶面积指数、植被指数、红边指数等。叶面积指数是指单位面积上植物叶片总面积与土地面积的比值, 可以反映植物叶面数量、冠层结构变化以及环境效应, 是用来监测作物长势的基础<sup>[2]</sup>。植被指数是一个综合参数, 与叶面积指数、植被覆盖度、生物量等有关, 通常将可见光与近红外波段经过不同的计算组合而成, 能对植被状况进行简单、有效和经验的度量<sup>[3]</sup>。目前发展出的植被指数已有 40 余种, 常用的植被指数有归一化植被指数、比值植被指数和差值植被指数。植物红边定义为红光波段与近红波段交界处反射率增高最快的点, 通常采用红边位置和红边斜率来描述<sup>[4]</sup>, 植物红边与植物的理化参数紧密相关, 是植物色素状态和健康状况的重要指示波段。

### 2 大尺度农情遥感监测服务宏观调控

**2.1 土地利用现状与土地资源调查** 土地资源是最重要的农业资源, 掌握土地利用现状对土地资源进行科学管理才能

**基金项目** 贵州省农业科学院国家自然科学基金后补助项目(黔农科院国基后补助[2021]35号); 贵州省科技计划项目(黔科合支撑[2018]2371); 贵州省自然科学基金重点项目(黔科合基础[2018]1419); 贵州省农业科学院 2021 年院基本科研业务发展专项(黔农科院青年科技基金[2021]31号)。

**作者简介** 宋雪莲(1989—), 女, 湖北随州人, 研究实习员, 硕士, 从事遥感方面的研究。\* 通信作者, 副研究员, 博士, 从事遥感方面的研究。

**收稿日期** 2021-06-10

充分利用资源。一些研究采用多光谱影像进行了土地利用及农作物分类,早期的分类方法主要以目视解译为主,通过对不同波段反射率影像进行彩色合成,利用合成影像上各解译标志的不同反映特性进行作物识别<sup>[5-7]</sup>。随着各种遥感产品的发展,能表征植被特征的植被指数在作物分类中得到了广泛应用<sup>[8-10]</sup>,植被指数能充分反映不同作物随时间的生长情况,在特定的生育期内,不同作物的 NDVI 时间序列曲线能反映其特定的物候特征。目前对于作物分类,主要方法是采用植被指数阈值及构建分类模型来区分不同地物,或者通过作物多时相植被指数曲线特征来进行不同作物的分类。刘昊<sup>[11]</sup>利用 Sentinel-2 卫星数据构建 NDVI 时间序列数据集,通过不同地物类型的 NDVI 值差异,首先对耕地、水体、荒地、城镇等进行了土地利用分类,并分析确定了主要农作物识别关键期的光谱阈值,建立了基于决策树分层分类的农作物种植面积提取模型。欧阳玲等<sup>[12]</sup>采用 GF-1 与 Landsat8 影像,通过不同植被指数阈值,以及构建面向对象的决策树分类模型,对土地利用类型及主要农作物进行了分类。刘佳等<sup>[13]</sup>通过 HJ-1A/B 卫星 CCD 月度 NDVI 时间序列数据,分析了全生育期波谱特征,提取了主要作物类型的曲线特征,采用基于 NDVI 阈值决策分类技术进行了农作物分类识别。

随着国产高分影像的发展,高分影像越来越多应用于土地资源调查,主要应用高空间分辨率的纹理特征进行图像解译,李海杰等<sup>[14]</sup>采用国产 GF-2 影像,通过人机交互测量方式对农作物用地、设施农业用地、园艺果树类用地、林地、水体等五大类用地进行了分类提取,并对石家庄地区玉米的种植面积、长势、产量、墒情等进行了分析。马尚杰等<sup>[15]</sup>利用 GF-1 卫星 16 m 多光谱影像,通过基于改进多元纹理和光谱融合的遥感图像分类方法进行图像解译,提取了 2015—2017 年安徽省霍邱县冬季作物种植空间分布和面积。

高光谱影像提供连续的地物窄波段信息,能探测到不同作物在波谱上的细微差别,有效提高作物识别精度。应用高光谱进行农作物分类的方法大致分为基于光谱信息分类、基于多维特征分类、数据降维分类以及多分类器集成分类。基于光谱信息分类主要是分析不同农作物间的光谱差异,通过光谱匹配技术进行分类,常用的匹配方法主要是光谱角匹配、光谱信息散度匹配、最小光谱距离匹配<sup>[16-17]</sup>。Rao 等<sup>[18]</sup>通过建立冠层尺度和像素尺度的光谱库,对研究区的水稻、甘蔗、辣椒等作物进行光谱角分类,2 种尺度下的分类精度达到 86% 以上。基于多维特征分类不仅应用了光谱信息,同时考虑了高光谱数据的空间特征信息,能有效避免分类结果的椒盐现象。Chen 等<sup>[19]</sup>通过最小噪声分离方法提取影像光谱特征,并与形态、纹理等特征组成光谱-空间融合特征向量,采用 SSF-CRF 分类方法进行农作物分类,分类精度达到 97%;高光谱的海量多维的数据特点会造成数据冗余,计算量过大,因而对降维后的数据进行分类也是常用的分类方法之一,该方法首先对高光谱影像进行波段选择或特征提取,然后将选择的波段或者特征作为分类的输入进行分类。张悦等<sup>[20]</sup>利用 K-means 聚类和 ABS 方法相结合进行波段筛

选,并采用支持向量机对研究区的玉米草地进行了分类。Jia 等<sup>[21]</sup>采用离散小波变换和 AP 聚类分析对 AVIRIS 数据进行特征提取,并采用最近邻分类法对小麦玉米进行了分类,分类精度高达 89%。高光谱具有海量、高维度的数据特点,有时采用单一的分类器进行分类时会受到各种条件的限制,分类精度欠佳,随着集成学习在遥感领域的发展,多分类器集成分类系统能得到较好的分类结果。Ceamanos 等<sup>[22]</sup>在对 AVIRIS 数据进行玉米、大豆、小麦等分类时,先将波段分为若干组,对每组采用支持向量机分类,然后对所有组的输出再次采用支持向量机分类进行最终的决策融合,精度达到 90%。苏红军等<sup>[23]</sup>提出一种利用空间和光谱信息的多分类器动态集成算法,采用支持向量机等 5 个基分类器构建多分类器集合对 AVIRIS 高光谱影像进行玉米、大豆等农作物的分类识别。

因为成像雷达遥感具有全天候、全天时和穿透地物的特点,能弥补光学遥感的不足,雷达逐渐应用到农业土地利用调查中来,黄明祥等<sup>[24]</sup>利用热点雷达数据 ERS-2,以地处云量较多的杭州湾围垦区为研究对象,根据地物目标的时域散射特性,采用分区分类策略,对预处理后的多时相雷达数据进行农业土地利用分类。此外,各种农作物具有不同的冠层结构、几何特性和介电常数,因而导致在不同频率和极化的合成孔径雷达影像中表现出不同的特征,因此可以用雷达遥感进行农作物的分类和识别。早期的雷达遥感农作物分类研究主要是单波段、单极化数据,随着雷达技术的发展,开始向多波段多极化转变,继而发展到现在的全极化数据、激光雷达数据,其分类算法由常规的统计算法发展到机器学习、人工智能,以及目前的基于极化分解理论的非监督分类算法。但 SAR 在农作物分类的应用仍存在不少问题,如监测作物类型和种植结构单一,现有的国内外应用研究多集中在水稻的识别上,水稻较其他作物的介电常数比较高,因而雷达对其比较敏感,而对旱地作物的识别与监测研究以及复杂种植结构条件下的农作物分类研究较少,同时,相对光学遥感农作物分类,SAR 总体精度仍不高,尚不能满足现有对农作物分类识别的精度要求,但 SAR 具有穿透云雾,不受天气限制的成像优势,在未来的发展中将有广阔的应用空间。

传统的遥感影像空间分辨率低、易受云层遮挡、重放周期长,无法满足小尺度下农作物精细分类的要求,无人机遥感机动灵活,能快速高效地获取高空间分辨率的影像,为小尺度下农作物的监测提供技术支撑。随着无人机技术的发展,无人机遥感农作物分类传感器从早期的数码相机向多光谱、高光谱、雷达过渡,分类作物也从单一作物识别到多种作物分类。现阶段,利用无人机影像进行农作物分类的主要方法是提取无人机影像的光谱特征、纹理特征或者色彩特征,通过基于传统统计模式的分类算法或者机器学习算法进行分类;田振坤等<sup>[25]</sup>基于无人机影像中的农作物波谱特征和 NDVI 阈值,并采用最大似然法、支持向量机、神经网络等分类方法对玉米、小麦等进行了分类。戴建国等<sup>[26]</sup>利用色彩空间转换和纹理滤波器构建分类特征,并使用多种机器学习

算法对棉花、玉米、苜蓿等作物进行了分类识别。现有的应用研究往往采用单一分类器,而不同的分类器各有优缺点,适用范围也不一样,因而在多种农作物种植结构复杂的地区,由于分类不具有针对性致使分类精度较低。

**2.2 作物长势监测与产量预报** 作物长势监测能为农业生产管理提供依据,也是产量估算的必要资料。作物长势监测是对作物的苗情、生长状况及其变化的宏观监测。虽然作物的生长过程复杂,但仍可以用相关因子去表征。叶面积指数可以反映作物的生长状况,常用作主要指标进行作物估产。植被指数与作物的叶面积指数、光合有效辐射量、生物量均相关,可以用来进行农作物长势监测,其中,归一化植被指数 NDVI 是最常用的指标。一些学者通过多年遥感资料的积累,计算出常年同一时段的平均植被指数,利用当年该时段的植被指数与平均植被指数的差异程度来判断作物长势优劣<sup>[27-28]</sup>,郭海<sup>[29]</sup>利用 MODIS NDVI 时间序列函数进行了冬小麦长势动态过程监测。利用作物 LAI 和植被指数进行长势监测和产量估测很大程度上受到时空条件的限制,并且年际间变化也会带来很大的不确定性。近年来,遥感与作物模型相结合对作物生长过程进行动态模拟和预报成为国内外的研究热点。宇振荣等<sup>[30-32]</sup>利用高分一号影像进行 LAI 参数反演,并集合 ASSAT-SUBTOR 作物生长模型进行了马铃薯产量估算。赵炳宇<sup>[33]</sup>用 Landsat 和 HJ-1 遥感影像数据以及作物相关数据,构建了遥感作物生长模型,能有效进行水稻生长监测。

近年来,随着高光谱技术的发展,国内外许多学者利用高光谱遥感进行作物长势监测。高光谱的窄波段能够获得更为精细的波谱信息,更好地监测叶绿素含量、红边特征以及其他的色素含量信息,快速地监测叶片氮等营养含量,更能反映作物的状态,应用最多是对作物氮磷钾含量、水分、叶绿素等的监测。主要方法是首先寻找这些参数的敏感波段或光谱参数,然后通过相应的统计回归、机器学习等算法进行建模反演<sup>[34-37]</sup>。

**2.3 作物灾害损失评估与预报** 在我国的农业发展中,干旱、洪涝、病虫害、低温冷害是较常见的对农业生产危害较大的农业灾害。土壤水分是旱涝灾害监测的重要指标,目前对土壤水分的监测主要是应用热红外、近红外、可见光和微波波段。热红外波段可监测土壤温度,进而计算热惯量,并结合热模型得到土壤水分。旱涝的发生会使作物产生明显的变化,进而影响叶片和冠层光谱,因而可以通过可见光和近红外波段的植被指数对土壤旱涝情况进行监测。微波遥感主要通过后向散射系数和土壤亮温来监测土壤水分,微波穿透能力强,但受地表粗糙度和植被覆盖度的影响较大,且很难将土壤含水量对后向散射的影响与地表粗糙度和植被覆盖度的影响区分开来<sup>[38-39]</sup>。

对作物病虫害胁迫遥感目前主要包括监测和预测预警,其中,监测包含对不同病虫害类型的区分识别和对单一病虫害发病程度的识别,主要的监测方法是通过特征选择方法优选出对某种病虫害胁迫相关的光谱特征,选择合适的算法建

立优选特征与病虫害胁迫类型和程度的关系,从而建立作物的病虫害胁迫分类识别模型。较多学者应用小波变换、连续统去除、遗传算法、相关性分析等特征提取算法对波段及其变换形式、光谱位置、面积以及植被指数等参数进行特征提取<sup>[32,40-42]</sup>。除了应用光谱特征外,一些大尺度病虫害遥感监测也使用了图像分析和图像特征,如 Backoulu 等<sup>[43]</sup>采用色度指标对图像进行分割,然后通过对异常斑块的面积、形状等进行分析,有效识别了病虫害胁迫的田块,Yao 等<sup>[44]</sup>通过图像的方向一致性特征对小麦条锈病和白粉病进行了识别。在敏感特征提取后进行建模识别不同病虫害胁迫,常用的识别模型为统计模型,如回归分析、判别分析、聚类分析、主成分分析等。鲁军景等<sup>[45]</sup>通过小波变换筛选出敏感的光谱波段和小波特征,并采用 Fische 判别分析法建立了白粉病、条锈病与正常小麦的识别模型。袁琳<sup>[46]</sup>筛选出对白粉病和条锈病的敏感特征后采用 FLDA 构建 2 种病害的判别模型。随着人工智能算法的发展,越来越多学者利用人工智能算法进行病虫害的监测预测。黄林生等<sup>[47]</sup>利用 BP 神经网络对小麦条锈病进行了监测,蒋龙泉等<sup>[48]</sup>提出一种基于 SVM 机器学习监测病虫害的方法。

在全球变暖的背景下,极端天气事件出现的频率和强度增大,对农业的危害不断增加,其中低温冷害越来越成为不可忽视的农业灾害之一。冷害是指在作物生长期出现低于作物所需临界温度的低温天气,对作物的生长发育产生影响,并导致不同程度减产或品质下降的灾害<sup>[49]</sup>。常用的低温冷害遥感监测方法主要是基于对地面温度的监测、对植被指数差异分析和生理生态指标差异分析。张雪芬等<sup>[50]</sup>利用气象卫星遥感资料反演地面温度,并结合地基资料得到地面最低温度,并利用冻害指标、小麦发育期资料,得到小麦冻害的空间分布及不同冻害等级面积。作物遭受冷害后叶片会失水失绿,其生理生化指标会有所变化,导致近红外和红光处光谱的变化,从而导致植被指数的变化,因此,通过作物相关生化指标和植被指数在受灾前后的差异分析可以判断受灾的情况。李军玲等<sup>[51]</sup>研究了冻害前后地冬小麦高光谱特征,以蓝边面积和红边面积作为监测指标能很好地进行冻害监测,She 等<sup>[52]</sup>利用油菜受冻害前后的归一化植被指数百分比变量作为指标,有效地进行了冻害监测,胡列群等<sup>[53]</sup>利用 ETM+ 的 NDVI 数据对冬小麦和棉花进行了冻害监测。

### 3 农田尺度信息服务支撑农业生产管理优化

与大范围农情监测主要服务于宏观决策不同,农田小尺度信息服务可直接用于农业生产管理优化。遥感技术在田块尺度的应用包括农田块精准分区管理、土壤理化性质监测等。

**3.1 农田精准管理分区** 精准管理分区是根据产量的各种限制因素的相似性和差异性把农田进行分区管理,分区可以为智慧农业的发展提供管理决策,最大限度提升耕地资源潜力。目前常用的分区方法有:基于土壤养分状况进行分区、基于农作物长势和营养诊断指标进行分区、基于多年的产量数据进行分区。刘焕军等<sup>[54]</sup>以裸土高空间分辨率遥感影像为数据源,利用不同养分与其反射光谱特征的相关性,通过

面向对象分割和空间统计分析方法,对典型黑土区田块进行精准管理分区。现有的田块精准分区多基于土壤养分与光谱的关系,也有研究通过归一化植被指数进行田块分区,刘焕军等<sup>[55]</sup>利用 spot-6 影像提取 NDVI,并插值计算土壤有机质,结合数字高程模型,并应用面向对象的分割方法进行田块分区,结果表明,结合 4 期 NDVI 数据进行空间信息分区的精度最高。Fortes 等<sup>[56]</sup>研究了 NDVI 与产量的关系,利用 NDVI 预测产量,并通过普通克里格差值和回归克里格差值建立了番茄作物产量预测图,通过产量预测图进行分区管理。通过遥感分区管理可精准地确定农田所需的农业物资投入,对于提高农业生产效率,农业环境保护和耕地产能提高具有重要的意义。

**3.2 农田土壤理化性质监测** 对土壤理化性质,如土壤养分、水分、蒸散量的遥感监测可以为施肥、灌溉提供数据参考。遥感在土壤养分含量的监测分为直接法和间接法,直接法主要分析养分含量与光谱反射率之间的关系,建立回归模型来反演土壤养分含量,间接法通过获取植被的状态生物量等指标建立与养分含量的关系,间接获得土壤养分的含量。目前已有不少研究对土壤有机质全氮、全磷等含量进行了遥感估算,对有机质的监测主要使用可见光近红外波段光谱信息,对全氮含量监测主要使用红外波段光谱信息,对全磷含量监测主要使用可见光波段信息。高光谱技术能够提供更精细的波段信息,越来越多地被应用到农田土壤养分的监测当中。Selige 等<sup>[57]</sup>采用机载高光谱数据,通过构建偏最小二乘和多元线性回归模型,对土壤全氮进行了估算。Lu 等<sup>[58]</sup>利用实测光谱应用偏最小二乘和多元线性回归建立了土壤有机质、全氮、pH 值预测模型。氮、磷、钾等营养元素的缺乏会导致作物在外部形态上表现出相应的特征,因而可以通过对作物的监测,判定土壤养分情况。陈晓军等<sup>[59]</sup>分析了小麦产量与土壤的相关关系,构建了土壤养分分布图。张立周<sup>[60]</sup>通过玉米图像指数与土壤养分的显著关系,计算了土壤需氮量,从而计算土壤施肥量。

土壤水分遥感监测可采用可见光-近红外波段、热红外波段、微波波段。在可见光-近红外波段,通过构建相应的干旱指数和植被指数来反映土壤含水量,或通过分析波段反射率与土壤含水量的相关性来反演土壤含水量。在热红外波段,不同水分含量的土壤热力学特性不同,从而土壤的温度也会有所差异,许多研究通过建立热惯量模型来反演土壤水分。在微波波段,土壤水分是决定土壤介电特性的主要因素,而土壤介电特性与地表后向散射系数密切相关,因而可用微波波段进行土壤含水量监测。对于裸土区,常用经验-半经验模型、几何光学模型、物理光学模型。对于植被覆盖区,常用微波冠层散射模型、水云模型等。微波与光学遥感各有优缺点,近年来,利用微波与光学遥感协同反演土壤含水量成为研究热点。曾旭婧等<sup>[61]</sup>利用 Landsat-8 数据与 Sentinel-1 SAR 数据对不同植被覆盖度下的地表土壤水分进行了反演。孟庆岩等<sup>[62]</sup>利用 Radarsat-2 和 Landsat-8 数据,对玉米覆盖区地表土壤水分进行了反演。

## 4 存在问题与展望

**4.1 问题** 近年来,遥感技术应用于智慧农业取得了一定的发展,但仍有许多问题亟待解决。

(1) 遥感监测精度需进一步提高。由于受到遥感数据质量、大气干扰、模型方法等的局限性,农田尺度的作物生理生化参数、环境参数的反演精度最高只能达到 80%~90%。对农田尺度作物、环境参数的反演常停留在研究阶段,其精度还无法满足智慧农业对农田作物与环境专题信息的需求。

(2) 受天气条件、卫星资源利用效率等因素的限制,在进行农作物监测时常常不能得到有效的数据,因而不能满足服务于农业生产管理的农田尺度遥感监测对时间分辨率和空间分辨率的需求;特别是对于南方多阴雨天气,在生长期很长时间内获取的光学影像经常由于云雾遮挡,很难应用于农作物监测。

(3) 缺少可推广应用的智慧农业遥感服务平台。遥感在智慧农业中的应用还集中于技术方法的研究,尚未形成成熟的可应用于实际生产的业务系统。因此急需构建集数据获取与处理、信息提取、决策管理于一体的应用系统,通过网络化智能化的信息获取、处理、发布,能让农业从业者经过简单培训即可快速掌握,应用于实际生产实践中。

(4) 结合遥感的农业预测预报能力需进一步加强。农田信息的管理优化不仅需要实时监测,还需要对未来一段时间内所可能出现情况的预测。现有的遥感农业应用大多是过去一段时间的数据或者实时的数据,需要结合作物模型,通过未来预报的气象数据来预测对于作物的影响,从而提前采取合理的应对措施。

**4.2 展望** 遥感技术在智慧农业中的应用首先需克服监测精度问题,提升模型预测预报能力,在此基础上梳理技术流程,进行系统化开发,建成智能化信息服务平台。精度的提高首先要从改进参数反演模型出发,尝试新思路新方法,将人工智能、深度学习等应用到算法优化中去,同时要开展全面的验证与精度评价。有效数据的获取使用可尝试多源数据融合,充分利用不同卫星不同传感器的多种数据。在高精度预报能力的基础上,建立智能化信息服务平台,实现农田的智能化管理,并进行应用与示范,在示范的同时,开展地面观测,对监测专题产品开展验证和精度评价。

## 参考文献

- [1] 孙家柄. 遥感原理与应用[M]. 2版. 武汉: 武汉大学出版社, 2009: 68-69.
- [2] 张佳华, 杜育璋, 刘学锋, 等. 基于高光谱数据和模型反演植被叶面积指数的进展[J]. 光谱学与光谱分析, 2012, 32(12): 3319-3323.
- [3] 薛利红, 曹卫星, 罗卫红, 等. 光谱植被指数与水稻叶面积指数相关性的研究[J]. 植物生态学报, 2004, 28(1): 47-52.
- [4] 梁守真, 施平, 马万栋, 等. 植被叶片光谱及红边特征与叶片生化组分关系的分析[J]. 中国生态农业学报, 2010, 18(4): 804-809.
- [5] 党杨梅, 杨敏华, 常正科. SPOT5 影像目视判读在土地利用类型更新中的应用研究[J]. 测绘与空间地理信息, 2009, 32(2): 125-127.
- [6] 何明轩. 三峡库区土地利用/覆被与地表蒸散发动态变化及二者关系研究[D]. 重庆: 西南大学, 2013.
- [7] 李瑞俊, 孙希华, 李平. 基于遥感和 GIS 的青岛市土地利用动态变化分析[J]. 山东师大学报(自然科学版), 2004(4): 50-52.
- [8] 张荣群, 王盛安, 高万林, 等. 基于时序植被指数的县域作物遥感分类方法研究[J]. 农业机械学报, 2015, 46(51): 246-252.

- [9] WARDLOW B D, EGBERT S L. Large-area crop mapping using time-series MODIS 250 m NDVI data: An assessment for the U. S. Central Great Plains [J]. *Remote sensing of environment*, 2008, 112(3): 1096–1116.
- [10] CHEN H, ZHUANG D F. Strategy to extract winter wheat and summer maize distribution based on time-serie MODIS NDVI data [C]// *Agro-Geoinformatics (Agro-Geoinformatics)*, 2012 First International Conference on. Changhai, China; IEEE, 2012.
- [11] 刘昊. 基于 Sentinel-2 影像的河套灌区作物种植结构提取[J]. *干旱区资源与环境*, 2021, 35(2): 88–95.
- [12] 欧阳玲, 毛德华, 王宗明, 等. 基于 GF-1 与 Landsat8 OLI 影像的作物种植结构与产量分析[J]. *农业工程学报*, 2017, 33(11): 147–156.
- [13] 刘佳, 王利民, 杨福刚, 等. 基于 HJ 时间序列数据的农作物种植面积估算[J]. *农业工程学报*, 2015, 31(3): 199–206.
- [14] 李海杰, 杨英茹, 李瑜玲, 等. 石家庄市农业资源遥感调查[J]. *黑龙江农业科学*, 2020(12): 105–110.
- [15] 马尚杰, 裴志远, 王飞, 等. 基于 GF-1 影像的沿淮地区冬季耕地撂荒遥感调查应用[J]. *农业工程学报*, 2019, 35(1): 227–233.
- [16] SOHN Y, REBELLO N S. Supervised and unsupervised spectral angle classifiers[J]. *Photogrammetric engineering & remote sensing*, 2002, 68(12): 1271–1280.
- [17] 罗政. 基于 HJ-1A 高光谱影像的植被类型识别: 以格尔木市为例[D]. 北京: 中国地质大学(北京), 2018.
- [18] RAO N R. Development of a crop-specific spectral library and discrimination of various agricultural crop varieties using hyperspectral imagery[J]. *International journal of remote sensing*, 2008, 29(1/2): 131–144.
- [19] CHEN C, LI W, SU H J, et al. Spectral-spatial classification of hyperspectral image based on kernel extreme learning machine[J]. *Remote sensing*, 2014, 6(6): 5795–5814.
- [20] 张悦, 官云兰. 聚类与自适应波段选择结合的高光谱图像降维[J]. *遥感信息*, 2018, 33(2): 66–70.
- [21] JIA S, QIAN Y T, LI J M, et al. Feature extraction and selection hybrid algorithm for hyperspectral imagery classification [C]// 2010 IEEE international geoscience & remote sensing symposium. Honolulu, HI, USA; IEEE, 2010.
- [22] CEAMANOS X, WASKE B, BENEDIKTSSON J A, et al. A classifier ensemble based on fusion of support vector machines for classifying hyperspectral data[J]. *International journal of image & data fusion*, 2010, 1(4): 293–307.
- [23] 苏红军, 刘浩. 一种利用空间和光谱信息的高光谱遥感多分类器动态集成算法[J]. *国土资源遥感*, 2017, 29(2): 15–21.
- [24] 黄明祥, 史舟, 李艳. SAR 遥感技术在农业土地利用遥感调查的应用[J]. *农业工程学报*, 2004, 20(6): 133–137.
- [25] 田振冲, 傅莺莺, 刘素红, 等. 基于无人机机低空遥感的农作物快速分类方法[J]. *农业工程学报*, 2013, 29(7): 109–116.
- [26] 戴建国, 张国顺, 郭鹏, 等. 基于无人机遥感可见光影像的北疆主要农作物分类方法[J]. *农业工程学报*, 2018, 34(18): 122–129.
- [27] 张峰, 吴炳方, 刘成林, 等. 区域作物生长过程的遥感提取方法[J]. *遥感学报*, 2004, 8(6): 515–528.
- [28] 吴炳方, 张峰, 刘成林, 等. 农作物长势综合遥感监测方法[J]. *遥感学报*, 2004, 8(6): 498–514.
- [29] 郭海. 基于 MODIS 数据的黄淮海地区冬小麦长势监测研究[D]. 沈阳: 沈阳农业大学, 2016.
- [30] 宇振荣, DRIESSEN P M. 基于遥感反演作物冠层温度的作物生长模拟和预报[J]. *中国农业大学学报*, 2003, 8(S1): 71–75.
- [31] 段丁丁. 基于遥感信息和 DSSAT-SUBSTOR 模型数据同化的区域马铃薯产量估算[D]. 北京: 中国农业科学院, 2019.
- [32] MUHAMMED H H, LARSOLLE A. Feature vector based analysis of hyperspectral crop reflectance data for discrimination and quantification of fungal disease severity in wheat[J]. *Biosystems engineering*, 2003, 86(2): 125–134.
- [33] 赵炳宇. 基于并行算法的遥感与作物生长模型同化的大尺度水稻长势动态监测[D]. 北京: 中国地质大学(北京), 2019.
- [34] ABDEL-RAHMAN E M, AHMED F B, VAN DEN BERG M. Estimation of sugarcane leaf nitrogen concentration using *in situ* spectroscopy[J]. *International journal of applied earth observations & geoinformation*, 2010, 12: S52–S57.
- [35] YAO X, ZHU Y, TIAN Y C, et al. Exploring hyperspectral bands and estimation indices for leaf nitrogen accumulation in wheat[J]. *International journal of applied earth observations & geoinformation*, 2010, 12(2): 89–100.
- [36] ZHAI Y F, CUI L J, ZHOU X, et al. Estimation of nitrogen, phosphorus, and potassium contents in the leaves of different plants using laboratory-based visible and near-infrared reflectance spectroscopy: Comparison of partial least-square regression and support vector machine regression methods[J]. *International journal for remote sensing*, 2013, 34(7): 2502–2518.
- [37] DUAN D D, ZHAO C J, LI Z H, et al. Estimating total leaf nitrogen concentration in winter wheat by canopy hyperspectral data and nitrogen vertical distribution[J]. *Journal of integrative agriculture*, 2019, 18(7): 1562–1570.
- [38] 鲍艳秋, 刘良云, 王纪华, 等. 利用 ASAR 图像监测土壤含水量和小麦覆盖度[J]. *遥感学报*, 2006, 10(2): 263–271.
- [39] 李卫国. 作物旱涝灾情遥感监测进展与思考[J]. *江苏农业学报*, 2013, 29(6): 1503–1506.
- [40] HUANG W J, GUAN Q S, LUO J H, et al. New optimized spectral indices for identifying and monitoring winter wheat diseases[J]. *IEEE journal of selected topics in applied earth observations and remote sensing*, 2014, 7(6): 2516–2524.
- [41] 沈文颖, 李映雪, 冯伟, 等. 基于因子分析-BP 神经网络的小麦叶片白粉病反演模型[J]. *农业工程学报*, 2015, 31(22): 183–190.
- [42] 李波, 刘占宇, 黄敬峰, 等. 基于 PCA 和 PNN 的水稻病虫害高光谱识别[J]. *农业工程学报*, 2009, 25(9): 143–147.
- [43] BACKOULOU G F, ELLIOTT N C, GILES K, et al. Spatially discriminating Russian wheat aphid induced plant stress from other wheat stressing factors[J]. *Computers & electronics in agriculture*, 2011, 78(2): 123–129.
- [44] YAO Q, GUAN Z X, ZHOU Y F, et al. Application of support vector machine for detecting rice diseases using shape and color texture features [C]// *Proceedings of international conference on engineering computation*. Hong Kong, China; IEEE Computer Society, 2009.
- [45] 鲁军景, 黄文江, 张竞成, 等. 基于小波特征的小麦白粉病与条锈病的定量识别[J]. *光谱学与光谱分析*, 2016, 36(6): 1854–1858.
- [46] 袁琳. 小麦病虫害多尺度遥感识别和区分方法研究[D]. 杭州: 浙江大学, 2015.
- [47] 黄林生, 江静, 黄文江, 等. Sentinel-2 影像和 BP 神经网络结合的小麦条锈病监测方法[J]. *农业工程学报*, 2019, 35(17): 178–185.
- [48] 蒋龙泉, 鲁帅, 董文彧, 等. 基于 SVM 机器学习的植物病虫害检测方法: CN201210351242. 6[P]. 2013-02-06.
- [49] 丁士晟. 东北地区夏季低温的气候分析及其对农业生产的影响[J]. *气象学报*, 1980, 38(3): 234–242.
- [50] 张雪芬, 陈怀亮, 郑有飞, 等. 冬小麦冻害遥感监测应用研究[J]. *南京气象学院学报*, 2006, 29(1): 94–100.
- [51] 李军玲, 郭其乐, 任丽伟. 基于近地高光谱和环境星高光谱数据的冬小麦越冬冻害遥感监测方法研究[J]. *自然灾害学报*, 2017, 26(2): 53–63.
- [52] SHE B, HUANG J F, GUO R F, et al. Assessing winter oilseed rape freeze injury based on Chinese HJ remote sensing data[J]. *Journal of Zhejiang University-Science B (Biomedicine & Biotechnology)*, 2015, 16(2): 131–144.
- [53] 胡群, 武鹏飞, 李新建, 等. 基于 ETM+ 影像的棉花低温冷害遥感监测方法研究[J]. *中国农学通报*, 2011, 27(4): 459–463.
- [54] 刘焕军, 邱政超, 孟令华, 等. 黑土区田块尺度遥感精准管理分区[J]. *遥感学报*, 2017, 21(3): 470–478.
- [55] 刘焕军, 鲍依临, 徐梦园, 等. 基于 SOM 和 NDVI 的黑土区精准管理分区对比[J]. *农业工程学报*, 2019, 35(13): 177–183.
- [56] FORTES R, PRIETO M H, GARCÍA-MARTÍN A, et al. Using NDVI and guided sampling to develop yield prediction maps of processing tomato crop[J]. *Spanish journal of agricultural research*, 2015, 13(1): 1–9.
- [57] SELIGE T, BÖHNER J, SCHMIDHALTER U. High resolution topsoil mapping using hyperspectral image and field data in multivariate regression modeling procedures[J]. *Geoderma*, 2006, 136(1/2): 235–244.
- [58] LU P, WANG L, NIU Z, et al. Prediction of soil properties using laboratory VIS-NIR spectroscopy and Hyperspectral imagery[J]. *Journal of geochemical exploration*, 2013, 132: 26–33.
- [59] 陈晓军, 朱云开, 张红萍. 基于 VMS 系统的土壤养分空间变异性分析[J]. *农机化研究*, 2009, 31(8): 143–146.
- [60] 张立周. 数字图像技术在作物氮营养诊断中的应用研究[D]. 保定: 河北农业大学, 2011.
- [61] 曾旭婧, 邢艳秋, 单炜, 等. 基于 Sentinel-1A 与 Landsat 8 数据的北黑高速沿线地表土壤水分遥感反演方法研究[J]. *中国生态农业学报*, 2017, 25(1): 118–126.
- [62] 孟庆岩, 谢秋霞, 马建新, 等. 一种基于多极化 RADARSAT-2 和 Landsat8 数据的植被覆盖地表土壤含水量反演方法: CN201510701774. 1[P]. 2016-04-27.