

陈 岳,寇卫利,李 莹,等. 农作物遥感灾损评估研究进展[J]. 江苏农业科学,2022,50(16):12-20.

doi:10.15889/j.issn.1002-1302.2022.16.003

农作物遥感灾损评估研究进展

陈 岳¹,寇卫利²,李 莹³,尹 雄²,张雨果⁴,费建国¹,岳彩荣⁴

(1. 西南林业大学机械与交通学院,云南昆明 650224; 2. 西南林业大学大数据与智能工程学院,云南昆明 650224;

3. 中国航天科工信息技术研究院,北京 100000; 4. 西南林业大学林学院,云南昆明 650224)

摘要:农作物灾损评估在一定程度上能够降低农户从事农事活动的风险,而遥感技术是实现大范围对地精准观测的重要技术,可及时、准确地评估农作物的灾损发生情况,因此遥感技术在农作物灾损评估领域的应用成为遥感应用领域研究热点。在农作物灾损评估数据来源介绍的基础上,概述农作物灾损评估中农作物受灾面积的估算方法,介绍基于光谱特征、物候特征和遥感影像纹理特征的农作物受灾面积估算模型,对农作物长势监测、农作物受损产量估算、农作物灾害风险评估的国内外研究进展进行评述。并对农作物灾损评估研究及其应用技术作出进一步展望,结合当前农作物遥感灾损评估中存在的问题和发展趋势,提出农作物遥感灾损评估未来重点发展的 3 个方向,即构建多源多尺度长时间序列农作物灾损评估遥感数据集、发展多因子协同的农作物灾损评估遥感综合模型、研究智能化农作物灾损评估遥感算法和技术。

关键词:遥感;农作物;灾损评估;面积估算;长势监测;研究进展

中图分类号: X43;TP79;S127 **文献标志码:** A **文章编号:** 1002-1302(2022)16-0012-09

农业是提供支撑国民经济建设和发展的基础产业,农作物的生产与气候变化和生物侵染紧密相关。但由于全球极端天气和生物侵害频发,气象灾害(涝灾、旱灾、风灾、冻灾)和病虫害(虫害、病害、草害)严重威胁了作物的生长,致使作物减产、农户经济收入下降。对受灾的农作物进行灾损评估,不

仅有利于准确开展救灾工作,减少损失,还有利于对农作物的灾害进行预防。遥感技术具有数据量大、覆盖面广、获取迅速等优势,能够及时预测气象信息、监测农作物长势、判读自然灾害发生等,是开展农作物灾损评估的可靠手段。本文基于遥感技术从农作物灾损评估数据源、农作物受灾面积及其受损产量估算、农作物长势监测、农作物灾害风险评估等对农作物灾损评估进行梳理、总结,以期为有效利用遥感技术评估农作物灾损提供参考。

1 农作物灾损评估数据源

1.1 基于航天遥感平台的农作物灾损评估数据源

在农作物灾损评估中,卫星是航天遥感平台的主要设备。美国的 Terra 和 Aqua 合成观测可得到中分辨率 MODIS 影像数据。合成观测的 2 颗卫星

收稿日期:2021-09-12

基金项目:国家重点研发计划(编号:2017YFD0600903-4);国家自然科学基金(编号:31760181、31400493);云南省农业基础研究联合专项面上项目(编号:2018FG001-059、2018FG001-055、2017FG001-034);云南省生物资源数字化开发应用项目(编号:202002AA10007)。

作者简介:陈 岳(1996—),男,云南昆明人,硕士研究生,主要从事遥感与信息技术研究。E-mail:chenyue960504@163.com。

通信作者:寇卫利,博士,教授,博士生导师,主要从事地理信息系统、遥感与信息技术研究。E-mail:kwl_eric@163.com。

jasmonate treatment on the metabolism of soluble sugars in peach fruit during cold storage[J]. Postharvest Biology and Technology, 2016,113:8-16.

[51] Zhao Y Y, Song C C, Brummell D A, et al. Salicylic acid treatment mitigates chilling injury in peach fruit by regulation of sucrose metabolism and soluble sugar content[J]. Food Chemistry, 2021, 358:129867.

[52] Zhao Y Y, Song C C, Qi S N, et al. Jasmonic acid and salicylic acid induce the accumulation of sucrose and increase resistance to

chilling injury in peach fruit[J]. Journal of the Science of Food and Agriculture, 2021, 101(10):4250-4255.

[53] Zhao Y Y, Song C C, Brummell D A, et al. Jasmonic acid treatment alleviates chilling injury in peach fruit by promoting sugar and ethylene metabolism[J]. Food Chemistry, 2021, 338:128005.

[54] Zhang P, Shao X F, Wei Y Y, et al. At-harvest fruit maturity affects sucrose metabolism during cold storage and is related to chilling injury in peach[J]. Journal of Food Science and Technology, 2020, 57(6):2000-2009.

1~2 d 可重复观测整个地球表面,时间分辨率精度较好,但 MODIS 影像的空间分辨率精度较差,对作物监测的最高精度为 250 m,所以较适合进行大尺度范围的农作物监测,不太适合较小尺度范围的精细监测。目前在农作物灾损评估中对农作物进行长势评估,各国大多将 MODIS 数据作为主要的遥感数据源^[1-6]。国产的 HJ-1A、HJ-1B 卫星上搭载了 CCD 相机、超光谱成像仪和红外线摄像机^[7]。2 颗卫星上的 CCD 相机组网连接后重访周期为 2 d,时间分辨率精度较好,实际定位精度达到 30 m,是高分辨率的影像数据源。目前,HJ-1A 及 HJ-1B 卫星多用于农作物灾损评估中对受灾作物种植面积提取和产量估算^[7-8]。定位用于农业减灾的国产高分六号卫星于 2019 年投入进行服役,且可以同之前发射的高分一号卫星组成星座,合成观测,其影像精度为 2 m,这是国内分辨率精度最高的农业卫星。其在轨测试期间就对安徽、河南等受灾地区进行农作物灾损评估^[9],效果良好。

常用在农作物灾损评估中的遥感数据还有多应用在对受灾作物面积的识别^[10-12]的 Landsat 8 卫星数据、多应用在对受灾作物进行长势分析、产量估算^[13-14]的 Sentinel 2A 哨兵卫星数据以及在气象灾害评估中应用到的气象卫星,如美国的 NOAA 系列卫星^[15]及国产的风云系列卫星^[16]。目前主要用于农作物灾损评估的卫星遥感数据源逐渐向星座化和高分化发展。

1.2 基于航空遥感平台的农作物灾损评估数据源

在农作物灾损评估中,无人机是当前航空遥感平台的主要设备。无人机可以根据需要,搭载高分相机、多光谱成像仪或高光谱成像仪等传感器。无人机灵活、机动,相比卫星具有更高的时间分辨率,且搭载高光谱仪的无人机空间分辨率表现较好,在局部范围内的农作物灾损评估中,已经成为当下应用频率较高的遥感数据源^[17],如在 2015 年新疆维吾尔自治区哈密地区的红山农场发生了小麦倒伏灾害,中华联合保险集团股份有限公司使用无人机查勘受灾状况,历时 3 d 就完成了查勘定损和给予投保农户赔付的全过程^[18]。

2 农作物受灾面积估算

2.1 基于光谱特征的农作物受灾面积估算模型

农作物光谱特征通常是通过图像的明亮来反映的,不同农作物在相同波段的亮度不同,不同农

作物在不同波段反映的亮度规律也不同。因此,利用农作物的光谱特征可以区分农作物与其他地类和区分不同农作物。光谱特征通常由光谱数据经过基本运算等线性或非线性组合得到不同植被指数,各植被指数灵敏度不同,识别农作物的精度也不相同。

目视解译法是技术人员凭借光谱规律、地学规律和解译经验直接观察或借助判读仪器依据遥感图像的亮度、色调、位置、时间、纹理和结构等特征获取农作物信息的过程。目视解译法是传统的遥感识别方法,主要应用在早期农作物遥感面积估算中^[7],但图像解译对从业人员要求较高,需要具备专业的业务能力,且解译全过程需要依靠人工进行,耗时长,不能满足对数据时效性的要求,近年来,多结合其他计算机自动分类综合方法进行识别,可减少遥感影像中“同谱异物”和“同物异谱”现象,精度结果明显得到了提高^[19]。监督分类法是用已知类别的样本像元识别其他未知类别像元的过程。当农作物光谱特征差异性较小时,监督分类可充分利用已知类别像元,预先判断进行分类,并通过反复训练提高分类精度。在实际应用过程中使用监督分类法,对掌握在灾害发生前的农作物情况具有良好的效果。非监督分类法具有自然聚类特性,无需已知样本像元,在分类过程中无需过多人工干预,当作物光谱特征差异较大时,非监督分类可以快速自动分类,且分类精度很高^[20-21]。在实际应用过程中,农作物在受灾前后光谱特征差异较大,需要快速识别,在该环节使用非监督分类具有更好的效果。决策树法是通过训练样本进行归纳学习,形成决策规律,再利用决策规律对数据进行分类的一种数学方法。决策树法能有效解决遥感影像噪声和属性缺失问题,所以决策树分类方法相比其他方法可以解决由于噪声使得分类精度降低的情况^[22-24]。在对受灾农作物进行估算时,存在部分地块分散和种植结构复杂的情况^[19],决策树法可有效解决这类农作物地块破碎导致提取精度下降的问题。混合像元分解法可在一定程度上提高作物种植面积估算的精度,使遥感识别作物种植面积更接近于实际。混合像元分解法可以解决混合像元的存在对分类精度产生的影响,适用于中低分辨率影像的作物分类。但混合像元分解是基于各类别数量比例所估算的“数量精度”,无法获取作物位置的有效精度。因此,混合像元分解法常与其他

方法结合应用于农作物遥感识别。面向对象分类法是一种快速有效提取农作物面积的方法,它突破了以往仅以光谱信息或植被指数为分类因素的局限,综合考虑农作物的光谱特征、统计特征、相邻与

拓扑关系等因素,将像元合并成具有相似特征同质对象,在对象层面上提取属性特征,建立模糊判别规则,进而对同质性对象进行类别判别(表 1、表 2)。

表 1 受灾农作物分类和面积估算常用光谱指数及特征

植被指数	公式	文献来源
归一化植被指数 (NDVI)	$NDVI = \frac{NIR - RED}{NIR + RED}$	白燕英等 ^[25] ;魏鹏飞等 ^[26] ;史飞飞等 ^[27] ;解毅等 ^[28] ;贾银江等 ^[29] ;谷祥辉等 ^[30]
归一化水体指数 (NDWI)	$NDWI = \frac{Green - NIR}{Green + NIR}; NDWI = \frac{(NIR - RED) \times (1 + L)}{(NIR - C_2 RED - C_2 B + L)}$	贾银江等 ^[29]
增强植被指数 (EVI)	$EVI = 2.5 \times \frac{NIR - RED}{NIR - 6 \times RED - 7.5 \times BLUE + 1}$	魏鹏飞等 ^[26] ;贾银江等 ^[29] ;谷祥辉等 ^[30]
差值植被指数 (DVI)	$DVI = NIR - RED$	陆洲等 ^[31] ;王尔美等 ^[32]
比值植被指数 (RVI)	$RVI = \frac{NIR}{RED}$	贾银江等 ^[29] ;陆洲等 ^[31] ;王尔美等 ^[32]
转换植被指数 (TVI)	$TVI = \frac{120 \times (NIR - GREEN) - 200 \times (RED - GREEN)}{2}$	苏腾飞等 ^[33]
宽动态植被指数 (WDRVI)	$WDRVI = \alpha \times \frac{NIR - RED}{NIR + RED}$	苏腾飞等 ^[33]
重归一差分化植被指数 (RDVI)	$RDVI = \sqrt{(NIR - R)^2 / (NIR + R)^2}$	苏腾飞等 ^[33]

2.2 基于物候特征的农作物受灾面积估算模型

农作物的生长周期呈现出季相节律,在物候的不同阶段,农作物的特征会发生明显变化,利用该特征变化,可以通过光谱遥感获得其特征信息。由于不同农作物之间的物候信息存在差异,通过植被指数时间变化曲线,可利用植被指数的时相变化规律对农作物进行识别及面积估算。

单时相遥感影像很难区分农作物的变化差异,而通过多时相遥感影像可获得季相节律信息,弥补单时相的缺陷,但符合多时相遥感监测的一般为中低分辨率影像,导致农作物遥感识别精度不高,该方法主要适用于大空间尺度及季相规律明显的农作物分类研究(表 2)。

2.3 基于纹理特征的农作物受灾面积估算模型

农作物在种植方式等方面不同,使其在高分辨率遥感影像上存在纹理差异,对于区分光谱相近的农作物效果明显。纹理特征是细小物体在遥感影像上大量重复出现所形成的规律和特征,它是大量个体的大小、形状和色彩的综合反映,描述了像元亮度的空间变化特征。目前,农作物分类应用最广泛的是灰度共生矩阵(GLCM)。

GLCM 的基本原理是计算局域范围内像元灰度级共同出现的频率,不同空间关系和纹理会产生不同的共生矩阵,以此来区分不同的纹理和结构性。常用的统计测度有平均值、方差、熵、角二矩阵、同质性、对比、不相似性、相关性等(表 2)。

3 农作物长势监测

大面积作物长势遥感监测模型是利用卫星遥感数据对地面植被光谱信息和实际情况进行分析得出的,它是一种对作物长势空间分布变化的宏观监测模型。根据功能不同,划分为逐年比较模型^[48]和等级模型^[49]2 种。

3.1 逐年比较模型

将监测区多年的农作物长势平均值作为基本数据,将当年作物的长势情况与前 1 年作物的长势进行对比,这样的模型方法更利于农作物长势的监测。在逐年比较模型中,将 $\Delta NDVI$ 作为对比年份农作物长势的特征值,定义为

$$\Delta NDVI = (NDVI_2 - NDVI_1) / \overline{NDVI} \quad (1)$$

式中: $NDVI_2$ 表示当年植被指数; $NDVI_1$ 表示上一年同期植被指数; \overline{NDVI} 表示同期植被指数均值。逐年

表 2 受灾农作物分类和面积估算模型

模型类型	模型	适用范围	参考文献
基于光谱特征的农作物 受灾面积估算模型	目视解译	小区域范围	张鹏等 ^[34] ;杨蜀秦等 ^[35] ;戴建国等 ^[36]
	监督分类	对作物类别有先验知识	Ishida 等 ^[37] ;王利民等 ^[38] ;禹璇 ^[39]
	非监督分类	对作物类别没有先验知识	禹璇 ^[39] ;王利民 ^[40]
	决策树分类	大区域作物种植结构复杂,种类较多	白燕英等 ^[25] ;魏鹏飞等 ^[26] ;史飞飞等 ^[27] ;谷祥辉等 ^[30] ;周静平等 ^[41]
	混合像元分解	中低分辨率遥感影像	王晓昕 ^[42]
基于物候特征的农作物 受灾面积估算模型	面向对象法	中高分辨率遥感影像	周静平等 ^[41] ;王利民等 ^[38]
	多时相	大区域及作物季相规律明显的情况	王庚泽等 ^[43] ;禹璇 ^[39] ;王利民等 ^[40]
基于纹理特征的农作物 受灾面积估算模型	灰度共生矩阵	多适用于高分影像	Iqbal 等 ^[44] ;刘哲等 ^[45] ;刘吉凯等 ^[46] ;Li 等 ^[47]

比较模型能较好地完成承保作物地块的田间监测,但是较难以对地块评定划分等级^[50]。

3.2 等级模型

逐年比较模型不能对作物长势划分等级,建立等级模型就可以解决这个问题。依据计算方式,划分为距平模型和极值模型。

3.2.1 距平模型 该模型引入 $\Delta \overline{NDVI}$ 作为对比年份作物长势的特征值,定义为

$$\Delta \overline{NDVI} = (\overline{NDVI} - \overline{NDVI}) / \overline{NDVI} \quad (2)$$

式中: \overline{NDVI} 表示连续多年植被指数均值; \overline{NDVI} 表示当年植被指数。

3.2.2 极值模型 如果 NDVI 值无较大变化时,那么距离模型就不能获得较好的等级区分结果。利用 NDVI 极值建立等级模型,则能够解决其区分等级结果不足的问题,定义为

$$VCI = \frac{(DVI - NDVI_{\min})}{(NDVI_{\max} - NDVI_{\min})} \quad (3)$$

式中: $NDVI_{\max}$ 、 $NDVI_{\min}$ 分别表示同一像元多年 NDVI 极大值和极小值; $NDVI$ 表示当年同期同一像元取值。

逐年比较模型和等级模型在具体应用中的数据获取方面存在一些无法解决的客观因素,NDVI 的平均值和极值的获得都要以历史数据作为基础,但是由于遥感在农作物灾损评估中的应用发展时间有限,无法收集到距离时间较远的数据。冯美臣等分别对监测区内的冬小麦和棉花进行等级划分,取得了较好的应用结果^[50-52]。等级模型能直观、定量地表现作物的长势情况,对农作物灾损评估能提供有效帮助。

4 农作物受损产量估算

农作物产量估算模型的构建是为了在灾害发生后对农作物产量损失给予估计定量,以及于农作物生长初期,对农作物进行监测并预估当年产量^[53]。从遥感应用的角度,将模型分为遥感波段经验统计模型、遥感光能利用率模型、遥感作物模型、遥感耦合模型^[53-55]。

遥感波段经验统计模型主要利用遥感单一波段或多波段构建经验统计模型估算产量,其主要实现方式有 2 种,一种是直接以遥感波段作为自变量,使用单波段或多波段建立统计模型;另一种是利用优先建立起来的植被指数建立估产模型。目前较流行的用于计算作物产量的植被指数主要有 NDVI、垂直植被指数(PVI)、比值植被指数(RVI)、差值环境植被指数(DVI)、植被状态指数(VCI)、温度状态指数(TCI)、增强型植被指数(EVI)、绿度植被指数(GVI)、土壤调节植被指数(SAVI)、红边三角植被指数(RTVI)等^[53-54]。遥感波段经验统计模型的优势在于可以体现遥感时间分辨率、空间分辨率。在未来的发展中,在探究单波段估产、多波段估产、多波段运算估产中,发挥其简单、快速的特点,具有很强的发展前景。

农作物产量主要是通过光合作用对光能利用的结果,而作为光合作用物质来源产生糖类所需的能量大多来自光能。遥感光能利用率模型就是从光能利用的角度对干物质的积累过程进行模型构建,以反映农作物的产量。光能利用率模型(LUE model)在当前应用非常广泛,植被第一净生产力(NPP)估算

是光能利用率的集中体现,其公式^[56-57]为

$$NPP - GPP - R_a = PAR \times FPAR \times \varepsilon - R_a. \quad (4)$$

式中:GPP 表示总初级生产力; R_a 表示呼吸消耗;PAR 表示光合有效辐射;FPAR 表示光合有效辐射吸收比率; ε 表示光能利用率。这类模型的代表有卡内基 - 埃姆斯 - 斯坦福方法(CASA)、涡流协方差 - 光能利用率模型(EC - LUE)、植被光合作用模型(VPM)、植被光合呼吸模型(VPRM)等^[58-62]。遥感光能利用率模型主要特点就是对遥感数据的充分利用,利用遥感反演得到的叶面积指数(LAI)、NDVI 等指数数据,直接参与到模型中各参数的计算,在光能利用率模型中遥感数据得到大量应用,进而形成遥感光能利用模型。

遥感作物模型根据土壤条件、气象条件、种植条件等因素条件对农作物的生长过程进行模拟,从而得到农作物预估模拟产量,以此来对农作物的产量进行估算。所以根据不同农作物生长环境影响因素的差异,可构建不同且更加适合的模型,以模拟不同灾害条件(涝灾、旱灾、风灾、冻灾、虫灾、病灾、草灾等)下农作物的产量。土壤条件中当前较典型的模型有 AquaCrop^[63-64] 作物模型、SWAP 模

型^[65-66]、CROPSYST 模型^[67]、DAISY 模型^[68]。气象条件中当前的代表模型有 SUROS 模型^[69]、WOFOST 模型^[70]。种植条件中目前较成熟的模型有 CERES - Maize、CERES - Millet、CERES - Rice、CERES - Sorghum、CERES - Wheat、CERES - Barley 等^[71-72]。作物模型具有很强的机理性特点,对于不同农作物种类可以进行精准预测。随着遥感技术、作物模型的不断完善成熟,遥感数据将会在作物模型中发挥更大的作用。

遥感耦合模型是将多种不同类型的模型结合起来,利用模型彼此的优点增强耦合模型的稳定性,提高估产精度,降低运行成本。在灾损估产模型中,主要以生化模型、水文模型与遥感模型耦合等形式为主。目前使用较多的是将作物模型和遥感光能利用率模型耦合进行估产,在区域地块尺度上具有较高精度^[73]。

5 农作物灾害风险评估

由于对农作物受到灾害风险形成机理的理解不同,科研人员随着认知的不断完善建立了各种各样的灾害风险评估体系(表 3)。

表 3 农作物灾害风险评估模型进展

风险程度公式	参考文献
危险度 + 易损度	Maskrey ^[74]
危险度 × 易损度	Shook ^[75] ; 刘希林 ^[76] ; 成玉祥等 ^[77]
概率 × 损失	Smith(1996 年) ^[78]
概率 + 易损度	Tobion 等 ^[79]
概率 × 结果	IUGS ^[80]
致灾因子危险性 ∩ 承灾体暴露性 ∩ 承灾体脆弱性	Okada 等 ^[81]
孕灾环境 ∩ 致灾因子 ∩ 承载体	史培军 ^[82]
危险性 × 暴露性 × 脆弱性 × 防灾减灾能力	张继权等 ^[83] ; 张会 ^[84] ; 王建华 ^[85]
危险性 × 暴露性 × 脆弱性 / 防灾减灾能力	秦越等 ^[86]

农作物灾害风险评估模型是对农作物在灾害中受损情况进行分析评估^[87]。根据要素以及前人的研究成果,将农作物灾害风险评估模型概括为孕灾环境敏感性、致灾因子危险性、承灾体脆弱性以及抗灾减灾能力。

孕灾环境敏感性是承灾体所处的外部环境,目前在风险评估研究中孕灾环境基本都是考虑自然环境,而考虑社会环境的相对较少。将孕灾环境敏感性模型定义为

$$Q = \sum_{i=1}^5 K_i \times L_i. \quad (5)$$

式中:Q 表示孕灾环境敏感性指数; K_i 的 5 个指标分别是经度、纬度、海拔、坡度、坡向地理因子的归一值; L_i 表示地理因子的敏感性程度权重。

致灾因子危险性一般由灾害的强度和频率决定,强度越大,频次越高,致灾因子所造成的损失越严重。将致灾因子危险性模型定义为

$$H = A_i D_j + B_n E_n = C_k F_l. \quad (6)$$

式中:H 表示致灾因子危险指数; A_i 表示气象灾害发生频率权重; D_j 表示气象灾害发生频率; B_n 表示气象灾害发生的强度权重; E_n 表示气象灾害发生强度; C_k 表示气象灾害持续时间权重; F_l 表示气象灾

害持续时间。

承灾体脆弱性反映区域对灾害损失的敏感程度,一般承灾体脆弱性越弱,灾害损失越小。承灾体脆弱性的强度,既与其物质的成分结构有关,也与防灾力度有关。将承灾体的脆弱性模型定义为

$$V = Q_i R_j + T_n Y_m + P_k J_l \quad (7)$$

式中: V 表示承灾体脆弱性指数; Q_i 表示作物面积权重; R_j 表示作物面积; T_n 表示作物产量权重; Y_m 表示作物产量; P_k 表示人口密度权重; J_l 表示人口密度。

抗灾减灾能力是指受灾地区在一定时期内能够从灾害中恢复的程度,包括减灾投入资源准备等抗灾减灾能力与灾害风险损失度紧密相关。将抗灾减灾能力模型定义为

$$R = W_i G_j + O_n U_m \quad (8)$$

式中: R 表示抗灾减灾能力指数; W_i 表示农业机械生产总动力权重; G_j 表示农业机械生产总动力; O_n 表示农民人均纯收入权重; U_m 表示农民人均收入。

综合 3 个灾害的风险要素,构建综合农作物灾害风险指数

$$I = KK_w + HH_w + VV_w + RR_w \quad (9)$$

式中: I 表示作物灾害风险指数; H 表示致灾因子危险性; H_w 表示致灾因子危险性权重; V 表示成灾体脆弱性; V_w 表示成灾体脆弱性权重; R 表示抗灾减灾能力; R_w 表示抗灾减灾能力权重。

孕灾环境敏感性模型、致灾因子危险性模型、承灾体脆弱性模型、抗灾减灾能力模型以及灾害风险模型所对应的权重使用层次分析法、模糊聚类分析法、以及德尔菲法^[88]得出,但进行农作物遥感灾损评估中存在样本数据不全的情况,多使用层次分析法得出的权重结果更好^[89]。

6 农作物遥感灾损评估研究展望

6.1 构建多源多尺度长时间序列农作物灾损评估遥感数据集

农作物遥感灾损评估使用的数据除了遥感数据外,还需要有气象等辅助数据,它们是确保农作物灾损评估遥感技术有效应用的基础和前提。首先,当前农作物灾损评估存在受灾地块数据信息大量缺失的情况,影响农作物灾损评估遥感技术应用的精度;其次,研究区灾害风险评估尺度存在多样性,需要多尺度农作物灾损评估遥感数据集的建立;再次,在遥感数据的获取与分析方面,当前主要

是通过数据传输到地面再进行分析,实时性较低。研究基于大数据和人工智能的农作物灾损评估实时数据获取与处理平台非常关键,这将大幅度提升传统遥感数据处理分析的效率;最后,构建气象、气候、地形等辅助大数据是提高种植业农险遥感应用的重要基础。

6.2 发展多因子协同的农作物灾损评估遥感综合模型

当前农作物遥感灾损评估模型主要以单因素或简单复合模型为主,但单因素模型在灵敏度、精泛化性等方面都存在限制。如在作物长势监测中,NDVI 是常用的作物长势监测指标^[90],但 Potdar 发现 NDVI 在不同植被覆盖率下灵敏度会发生变化,当植被覆盖率为 25% ~ 80% 时,NDVI 的灵敏度较高,这时作物长势监测结果精度较好;但当植被覆盖率大于 80% 时,NDVI 的灵敏度会下降,这时作物长势监测结果精度会随 NDVI 的灵敏度下降而降低^[91]。可见,作物长势监测结果会随 NDVI 灵敏度的改变而改变,出现监测结果精度不稳定。

同时,作物受灾的致灾因子除了气象因素外,还与土壤、气温、日照以及作物需水等因素有关^[92]。在今后的灾害风险评估中,将水文模型、土壤反演模型、作物生长模型等综合起来,进行多因素协同监测模型的研究。并对灾害类型进行区分,将一些指数指标引入灾害风险评估模型^[93],增加该类模型的普适性。Chen 等发现一种日光诱导叶绿素荧光比 NDVI 在干旱气候下指数灵敏度更敏感^[94]。因此,找到一种更好的监测指标或是将多种监测指标综合应用以提高不同环境下种植业农险监测精度,是未来研究的一个思路。

6.3 研究智能化农作物灾损评估遥感算法和技术

随着信息技术的不断发展,在农作物遥感灾损评估中,受灾农作物识别及面积估算开始采用计算机自动计算完成。但当前的方法需要大量的特征标签数据作为训练数据,这些标签数据的获取需要大量的人力、财力和时间成本投入。且标签数据的准确性对农作物受灾面积、产量等的估算精度会造成一定的不稳定性^[95]。由于作物在不同生长时期遥感图像的光谱、纹理等特征都不一致,在进行多尺度分割时,无法固化分割参数,需要人为进行试验比对结合自身经验,优化具体分割参数^[96],具有自适应作物地块遥感图像分割参数的自动分割算法还有待研究。当前,大数据与人工智能技术广泛

应用于遥感领域,基于大数据和人工智能的先进算法和模型具有强大的智能化和泛化性,将能够优化农作物遥感灾损评估的精度与效率。

7 总结

加强农作物灾损遥感评估研究应用是农业科学发展的必然趋势,当前的研究应用呈现多元化,将不同原理、不同类型的技术方法、模型耦合进行研究并得到实施。梳理农作物灾损遥感评估的数据源,可得出农作物遥感灾损评估的发展重点逐渐向星座化和高分化发展,机动性强的光谱无人遥影像已经成为当前应用最广泛的农业监测设备之一^[97]。农作物遥感灾损评估模型主要有农作物受灾面积估算模型、农作物长势监测模型、农作物受损产量估算模型、农作物灾害风险评估模型。现阶段,我国在农作物遥感灾损评估中的应用仍然不能满足对农作物灾损评估的需求,存在精度不稳定、效率低的问题。未来农作物遥感灾损评估研究的发展方向主要是将自适应农作物地块优化自动分类、考虑多因素协同监测模型的构建、寻找优质的监测指标以及将人工智能更深入地应用于农作物遥感灾损评估中,并基于此凝练出构建多源多尺度长时间序列农作物遥感灾损评估数据集、发展多因子协同的农作物遥感灾损评估综合模型、研究智能化农作物遥感灾损评估算法和技术 3 个重点方面。遥感技术在农作物灾损评估中应用方法多,没有固定的思维模式。农作物遥感灾损评估的研究仍需进一步探究。

参考文献:

- [1] 蒙继华,程志强,王—明. WOFOST 模型与遥感数据同化的土壤速效养分反演[J]. 遥感学报,2018,22(4):546–558.
- [2] 钱永兰,侯英雨,延 昊,等. 基于遥感的国外作物长势监测与产量趋势估计[J]. 农业工程学报,2012,28(13):166–171.
- [3] 黄 青,李丹丹,陈仲新,等. 基于 MODIS 数据的冬小麦种植面积快速提取与长势监测[J]. 农业机械学报,2012,43(7):163–167.
- [4] 黄 青,唐华俊,周清波,等. 东北地区主要作物种植结构遥感提取及长势监测[J]. 农业工程学报,2010,26(9):218–223,386.
- [5] 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.
- [6] 丁美花,钟仕全,谭宗琨,等. MODIS 与 ETM 数据在甘蔗长势遥感监测中的应用[J]. 中国农业气象,2007,28(2):195–197,211.
- [7] 刘 佳,王利民,杨玲波. 农作物面积遥感监测原理与实践[M]. 北京:科学出版社,2017.
- [8] 赵安周,朱秀芳,李天祺. 基于 HJ 小卫星影像的北京市冬小麦测产研究[J]. 农业现代化研究,2014,35(5):573–577.
- [9] 郭 晗. 高分五号、六号卫星正式投入使用[J]. 卫星应用,2019(4):54–55.
- [10] 李耀琛. 卫星遥感技术在气象农业保险定损中的应用[J]. 内蒙古科技与经济,2019(23):51–52.
- [11] 巫明焱,董 光,税 丽,等. 基于 Landsat 8 影像的济宁市春季主要作物种植面积变化监测[J]. 江苏农业学报,2018,34(3):559–569.
- [12] McCarty J L, Neigh C S R, Carroll M L, et al. Extracting smallholder cropped area in Tigray, Ethiopia with wall-to-wall sub-meter WorldView and moderate resolution Landsat 8 imagery[J]. Remote Sensing of Environment, 2017, 202:142–151.
- [13] 吴 波,杨 娜,戴维序,等. 浅谈遥感技术在农业保险中的应用——以菏泽市单县玉米涝灾定损为例[J]. 农村实用技术, 2020(5):37–39.
- [14] 苏 伟,侯 宁,李 琪,等. 基于 Sentinel-2 遥感影像的玉米冠层叶面积指数反演[J]. 农业机械学报,2018,49(1):151–156.
- [15] 郑 宁,严 平,孙秀邦,等. 基于 NOAA/AVHRR 卫星数据的淮北地区干旱监测[J]. 中国农学通报,2009,25(1):256–259.
- [16] 许 淇,李启亮,张吴平,等. 风云卫星数据在中国农业监测中的应用进展[J]. 气象科技进展,2019,9(5):32–36.
- [17] 张 宁. 基于无人机低空遥感影像的农村聚落空间信息提取技术研究[D]. 昆明:昆明理工大学,2018.
- [18] 祁 鑫. 遥感技术应用于农业保险业务模式创新[J]. 农技服务,2017,34(14):171.
- [19] 蒋 怡,李宗南,任国业,等. 基于 Landsat-8 和 Sentinel-2A 多光谱影像的陆良县日光温室面积估算[J]. 西南农业学报, 2019,32(1):179–183.
- [20] 闫 峰,王艳姣,武建军,等. 基于 Ts-EVI 时间序列谱的冬小麦面积提取[J]. 农业工程学报,2009,25(4):135–140.
- [21] 王冬利,赵安周,李 静,等. 基于 GF-1 数据和非监督分类的冬小麦种植信息提取模型[J]. 科学技术与工程,2019,19(35):95–100.
- [22] 张晓娟,杨英健,盖利亚,等. 基于 CART 决策树与最大似然比法的植被分类方法研究[J]. 遥感信息,2010,25(2):88–92.
- [23] 阳小琼,朱文泉,潘耀忠,等. 作物种植面积空间地对地抽样方法设计[J]. 农业工程学报,2007,23(12):150–155.
- [24] 刘警鉴. 基于 SAR 影像数据提取水稻面积的方法研究:以海南省早稻为例[D]. 南宁:南宁师范大学,2019.
- [25] 白燕英,高聚林,张宝林. 基于 Landsat8 影像时间序列 NDVI 的作物种植结构提取[J]. 干旱区地理,2019,42(4):893–901.
- [26] 魏鹏飞,徐新刚,杨贵军,等. 基于多时相影像植被指数变化特征的作物遥感分类[J]. 中国农业科技导报,2019,21(2):54–61.
- [27] 史飞飞,雷春苗,肖建设,等. 基于多源遥感数据的复杂地形区农作物分类[J]. 地理与地理信息科学,2018,34(5):49–55,2.
- [28] 解 毅,张永清,苟 兰,等. 基于多源遥感数据融合和 LSTM

- 算法的作物分类研究[J]. 农业工程学报, 2019, 35(15): 129 – 137.
- [29] 贾银江, 姜涛, 苏中滨, 等. 基于改进 SVM 算法的典型作物分类方法研究[J]. 东北农业大学学报, 2020, 51(7): 77 – 85.
- [30] 谷祥辉, 张英, 桑会勇, 等. 基于哨兵 2 时间序列组合植被指数的作物分类研究[J]. 遥感技术与应用, 2020, 35(3): 702 – 711.
- [31] 陆洲, 徐飞飞, 罗明, 等. 倒伏水稻特征分析及其多光谱遥感提取方法研究[J]. 中国生态农业学报(中英文), 2021, 29(4): 751 – 761.
- [32] 王尔美, 李卫国, 顾晓鹤, 等. 基于光谱特征分异的玉米种植面积提取[J]. 江苏农业学报, 2017, 33(4): 822 – 827.
- [33] 苏腾飞, 刘全明, 苏秀川. 基于多种植被指数时间序列与机器学习的作物遥感分类研究[J]. 江苏农业科学, 2017, 45(16): 219 – 224.
- [34] 张鹏, 胡守庚. 地块尺度的复杂种植区作物遥感精细分类[J]. 农业工程学报, 2019, 35(20): 125 – 134.
- [35] 杨蜀秦, 宋志双, 尹瀚平, 等. 基于深度语义分割的无人机多光谱遥感作物分类方法[J]. 农业机械学报, 2021, 52(3): 185 – 192.
- [36] 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.
- [37] Ishida T, Kurihara J, Viray F A, et al. A novel approach for vegetation classification using UAV – based hyperspectral imaging[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2018, 144: 80 – 85.
- [38] 王利民, 刘佳, 杨玲波, 等. 基于无人机影像的农情遥感监测应用[J]. 农业工程学报, 2013, 29(18): 136 – 145.
- [39] 禹璇. 基于多源多时相遥感数据的宁夏平原中小片作物分类研究[D]. 银川: 宁夏大学, 2020.
- [40] 王利民, 刘佳, 邵杰, 等. 基于几何语义知识的冬小麦自动分类[J]. 中国农学通报, 2019, 35(19): 120 – 130.
- [41] 周静平, 李存军, 史磊刚, 等. 基于决策树和面向对象的作物分布信息遥感提取[J]. 农业机械学报, 2016, 47(9): 318 – 326, 333.
- [42] 王晓昕. 基于 GF – 1 影像的昌吉市玉米面积估算的方法研究[D]. 乌鲁木齐: 新疆农业大学, 2017.
- [43] 王庚泽, 靳海亮, 顾晓鹤, 等. 基于改进分离阈值特征优选的秋季作物遥感分类[J]. 农业机械学报, 2021, 52(2): 199 – 210.
- [44] Iqbal N, Mumtaz R, Shafi U, et al. Gray level co – occurrence matrix (GLCM) texture based crop classification using low altitude remote sensing platforms[J]. PeerJ Computer Science, 2021, 7: 536.
- [45] 刘哲, 李智晓, 张延宽, 等. 基于时序 EVI 决策树分类与高分纹理的制种玉米识别[J]. 农业机械学报, 2015, 46(10): 321 – 327.
- [46] 刘吉凯, 钟仕全, 徐雅, 等. 基于多时相 GF – 1 WVF 数据的南方丘陵地区甘蔗种植面积提取[J]. 广东农业科学, 2014, 41(18): 149 – 154.
- [47] Li D W, Yang F B, Wang X X. Study on ensemble crop information extraction of remote sensing images based on SVM and BPNN[J]. Journal of the Indian Society of Remote Sensing, 2017, 45(2): 229 – 237.
- [48] 聂建博, 杨斌. 基于遥感技术的大范围农作物长势监测方法[J]. 计算机仿真, 2020, 37(9): 386 – 389, 394.
- [49] 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.
- [50] 黄青, 吴文斌, 邓辉, 等. 2009 年江苏省冬小麦和水稻种植面积信息遥感提取及长势监测[J]. 江苏农业科学, 2010, 38(6): 508 – 511.
- [51] 冯美臣, 杨武德, 张东彦, 等. 基于 TM 和 MODIS 数据的水旱地冬小麦面积提取和长势监测[J]. 农业工程学报, 2009, 25(3): 103 – 109, 313.
- [52] 李敏, 赵庚星, 李百红. 基于遥感的乡镇级棉花面积提取与长势监测研究[J]. 山东农业大学学报(自然科学版), 2011, 42(4): 533 – 538.
- [53] 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.
- [54] 徐新刚, 吴炳方, 蒙继华, 等. 农作物单产遥感估算模型研究进展[J]. 农业工程学报, 2008, 24(2): 290 – 298.
- [55] 李卫国, 王纪华, 赵春江, 等. 基于遥感信息和产量形成过程的小麦估产模型[J]. 麦类作物学报, 2007, 27(5): 904 – 907.
- [56] 陈利军, 刘高焕, 励惠国. 中国植被净第一性生产力遥感动态监测[J]. 遥感学报, 2002, 6(2): 129 – 135, 164.
- [57] 朴世龙, 方精云, 郭庆华. 利用 CASA 模型估算我国植被净第一性生产力[J]. 植物生态学报, 2001, 25(5): 603 – 608, 644.
- [58] Xiao X M, Zhang Q Y, Braswell B, et al. Modeling gross primary production of temperate deciduous broadleaf forest using satellite images and climate data[J]. Remote Sensing of Environment, 2004, 91(2): 256 – 270.
- [59] Veroustraete F, Sabbe H, Eerens H. Estimation of carbon mass fluxes over Europe using the C – Fix model and Euroflux data[J]. Remote Sensing of Environment, 2002, 83(3): 376 – 399.
- [60] Yuan W P, Liu S G, Zhou G S, et al. Deriving a light use efficiency model from eddy covariance flux data for predicting daily gross primary production across biomes[J]. Agricultural and Forest Meteorology, 2007, 143(3/4): 189 – 207.
- [61] Jiang Y, Zhang J H, Xu X D, et al. A GPP assimilation model for the southeastern Tibetan Plateau based on CO₂ eddy covariance flux tower and remote sensing data[J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2013, 23: 213 – 225.
- [62] Goetz S J, Prince S D, Goward S N, et al. Satellite remote sensing of primary production: an improved production efficiency modeling approach[J]. Ecological Modelling, 1999, 122(3): 239 – 255.
- [63] Wellens J, Raes D, Traore F, et al. Performance assessment of the FAO AquaCrop model for irrigated cabbage on farmer plots in a semi – arid environment[J]. Agricultural Water Management, 2013, 127: 40 – 47.
- [64] 朱秀芳, 李宜展, 潘耀忠, 等. AquaCrop 作物模型研究和应用进展[J]. 中国农学通报, 2014, 30(8): 270 – 278.
- [65] 何锦. 基于 SWAP 模型的农田水分动态模拟研究[D]. 西安: 长安大学, 2006.
- [66] Lee Y H, Park S U. Evaluation of a modified soil – plant –

- atmosphere model for CO₂ flux and latent heat flux in open canopies [J]. *Agricultural and Forest Meteorology*, 2007, 143 (3/4): 230 – 241.
- [67] Archontoulis S V, Miguez F E, Moore K J. A methodology and an optimization tool to calibrate phenology of short – day species included in the APSIM PLANT model: application to soybean [J]. *Environmental Modelling & Software*, 2014, 62: 465 – 477.
- [68] 刘志娟, 杨晓光, 王 静, 等. APSIM 玉米模型在东北地区的适应性 [J]. *作物学报*, 2012, 38 (4): 740 – 746.
- [69] van Ittersum M K, Leffelaar P A, van Keulen H, et al. On approaches and applications of the Wageningen crop models [J]. *European Journal of Agronomy*, 2003, 18 (3/4): 201 – 234.
- [70] 谢文霞, 王光火, 张奇春. WOFOST 模型的发展及应用 [J]. *土壤通报*, 2006, 37 (1): 154 – 158.
- [71] Gerakis A, Ritchie J T. Simulation of atrazine leaching in relation to water – table management using the CERES model [J]. *Journal of Environmental Management*, 1998, 52 (3): 241 – 258.
- [72] 姜志伟, 陈仲新, 周清波, 等. CERES – wheat 作物模型参数全局敏感性分析 [J]. *农业工程学报*, 2011, 27 (1): 236 – 242.
- [73] 蒙继华, 付 伟, 徐 晋, 等. 遥感在种植业保险估损中的应用 [J]. *遥感技术与应用*, 2017, 32 (2): 238 – 246.
- [74] Maskrey A. *Disaster mitigation: a community based approach* [M]. Oxford: Oxfam, 1989.
- [75] Shook G. An assessment of disaster risk and its management in Thailand [J]. *Disasters*, 1997, 21 (1): 77 – 88.
- [76] 刘希林. 区域泥石流风险评价研究 [J]. *自然灾害学报*, 2000, 9 (1): 54 – 61.
- [77] 成玉祥, 任春林, 张 骏. 基于 BP 神经网络的地质灾害风险评估方法探讨——以天水地区为例 [J]. *中国地质灾害与防治学报*, 2008, 19 (2): 100 – 104.
- [78] Owen G. Environmental hazards: assessing risk and reducing disaster [J]. *The Holocene*, 2014, 24 (1): 131.
- [79] Tobin G A, Montz B E. *Natural Hazards: Explanation and Integration* [M]. New York: the Guilford Press, 1997.
- [80] IUGS. Quantitative risk assessment for slopes and landslides—the state of the art [M] // Cruden D, Fell R. *Landslide risk assessment*. London: Rotterdam, 1997: 3 – 12.
- [81] Okada N, Tatano H, Hagihara Y, et al. Integrated research on methodological development of urban diagnosis for disaster risk and its applications [J]. *Annual Report of the Institute of Defense*, Kyoto University, 2004, 47: 1 – 8.
- [82] 史培军. 三论灾害研究的理论与实践 [J]. *自然灾害学报*, 2002, 11 (3): 1 – 9.
- [83] 张继权, 李 宁. 主要气象灾害风险评价与管理的数量化方法及其应用 [M]. 北京: 北京师范大学出版社, 2007.
- [84] 张 会, 张继权, 韩俊山. 基于 GIS 技术的洪涝灾害风险评估与区划研究——以辽河中下游地区为例 [J]. *自然灾害学报*, 2005, 14 (6): 141 – 146.
- [85] 王建华. 基于模糊综合评判法的洪水灾害风险评估 [J]. *水利科技与经济*, 2009, 15 (4): 338 – 340.
- [86] 秦 越, 徐翔宇, 许 凯, 等. 农业干旱灾害风险模糊评价体系及其应用 [J]. *农业工程学报*, 2013, 29 (10): 83 – 91.
- [87] 张 峰. 川渝地区农业气象干旱风险区划与损失评估研究 [D]. 杭州: 浙江大学, 2013.
- [88] 王 博, 崔春光, 彭 涛, 等. 暴雨灾害风险评估与区划的研究现状与进展 [J]. *暴雨灾害*, 2007, 26 (3): 281 – 286.
- [89] 杜宏成, 闫玉静. 综合评价中不可缺少的部分——权重的确定 [J]. *黑龙江科技信息*, 2009 (3): 58, 211.
- [90] 陶惠林, 冯海宽, 徐良骥, 等. 基于无人机高光谱遥感数据的冬小麦生物量估算 [J]. *江苏农业学报*, 2020, 36 (5): 1154 – 1162.
- [91] Potdar M B. *Sorghum* yield modelling based on crop growth parameters determined from visible and near – IR channel NOAA AVHRR data [J]. *International Journal of Remote Sensing*, 1993, 14 (5): 895 – 905.
- [92] 陈圆圆. 基于星地多源数据的冬小麦湿渍害风险评估及监测研究 [D]. 杭州: 浙江大学, 2018.
- [93] 范文婷. 基于 NDVI 的农业灾害监测方法与应用: 以呼伦贝尔市东部为例 [D]. 哈尔滨: 东北农业大学, 2018.
- [94] Chen X J, Mo X G, Zhang Y C, et al. Drought detection and assessment with solar – induced chlorophyll fluorescence in summer maize growth period over North China Plain [J]. *Ecological Indicators*, 2019, 104: 347 – 356.
- [95] 王利民, 刘 佳, 高建孟, 等. 冬小麦面积遥感识别精度与空间分辨率的关系 [J]. *农业工程学报*, 2016, 32 (23): 152 – 160.
- [96] 肖海文. 基于无人机遥感技术的水稻面积提取方法研究 [D]. 赣州: 江西理工大学, 2020.
- [97] 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.