

赵子娟,刘 东,杭中桥. 作物遥感识别方法研究现状及展望[J]. 江苏农业科学,2019,47(16):45-51.

doi:10.15889/j.issn.1002-1302.2019.16.010

作物遥感识别方法研究现状及展望

赵子娟¹, 刘 东², 杭中桥³

[1. 中国地质大学(北京)土地科学技术学院,北京 100083; 2. 中国科学院大学资源与环境学院,北京 100049;

3. 山东省邹城市农业局,山东邹城 273500]

摘要:作物遥感识别是作物面积提取、长势监测、估产和时空分布研究的前提和基础。遥感识别作物方法多样,优势各异,应用性不同。本文系统梳理了基于光谱特征识别作物、基于纹理特征识别作物、基于物候特征识别作物及其他作物遥感识别的方法,归纳总结了每类方法的原理、优缺点和适用范围,指出了需进一步研究和解决的问题,并对今后的发展方向进行了展望,以期作物遥感识别方法的应用及作物遥感研究提供参考与支撑。

关键词:遥感;作物;识别;方法;分类;现状;展望

中图分类号: S127 **文献标志码:** A **文章编号:** 1002-1302(2019)16-0045-07

大宗作物的面积、产量等数据是粮食生产的重要指标,是国家制定粮食政策和国民经济发展计划的重要依据。起初获取作物种植面积、产量等信息主要依靠农学方法进行抽样,采用农学模式和气象模式,但这些模式计算繁杂,并且野外工作量大、成本高,人为因素影响较大,准确率难以提高^[1]。遥感技术是新型对地观测技术,具有覆盖面积大、重访周期短、多时空分辨率等优势,成为获取作物空间信息的重要手段,并广泛应用于农业研究^[2]。作物识别和分类是作物面积提取、长

势监测、灾害风险预判、估产以及及时空分布研究的前提^[3],是现代智慧农业进行精细化动态管理的基础。20 世纪 60 年代,美国 Purdue 大学率先进行玉米种植面积遥感监测,开创了作物遥感监测的先河。随后,欧盟国家相继建立作物估产系统,为制定欧盟统一农业政策奠定了基础^[4]。我国农业遥感研究及应用起步相对较晚,1979 年由遥感应用学家陈述彭先生最早倡导。20 世纪 80 年代中期至 90 年代,先后建立小麦、玉米、水稻动态监测及估产业务系统^[5-6]。纵观作物遥感监测发展进程(图 1),作物遥感监测范围从单一国家扩大到全球,从小麦单一作物发展到小麦、水稻和玉米等多种作物遥感估产研究。

我国是人口大国,粮食安全问题历来是国内外关注的焦点^[7]。家庭联产承包责任制决定了我国农村作物种植结构分布的分散性、地域复杂性和管理的多样性。发挥遥感技术在农业生产中的优势,对我国加强作物生产管理,制定科学的粮食政策、保障粮食安全更具现实性和紧迫性。随着遥感技术的飞速发展,基于遥感数据的作物识别方法与手段不

收稿日期:2018-05-08

基金项目:国家自然科学基金(编号:41671525,41101553);北京市自然科学基金(编号:8152030);国家重点研发计划(编号:2016YFC0503500)。

作者简介:赵子娟(1993—),女,河北霸州人,硕士研究生,主要从事农业遥感作物分类及空间格局演变研究。E-mail:zzj734180@163.com。

通信作者:刘 东,博士,讲师,主要从事资源开发与区域发展研究。E-mail:lldking2008@aliyun.com。

[44] Chen G Q, Wu Q. The application of polyhydroxyalkanoates as tissue engineering materials [J]. *Biomaterials*, 2005, 26 (33): 6565-6578.

[45] Qu X H, Wu Q, Liang J, et al. Enhanced vascular-related cellular affinity on surface modified copolyesters of 3-hydroxybutyrate and 3-hydroxyhexanoate (PHBHHx) [J]. *Biomaterials*, 2005, 26 (34): 6991-7001.

[46] Wang Y, Bian Y Z, Wu Q, et al. Evaluation of three-dimensional scaffolds prepared from poly(3-hydroxybutyrate-co-3-hydroxyhexanoate) for growth of allogeneic chondrocytes for cartilage repair in rabbits [J]. *Biomaterials*, 2008, 29 (19): 2858-2868.

[47] Bian Y Z, Wang Y, Aibaidoula G, et al. Evaluation of poly(3-hydroxybutyrate-co-3-hydroxyhexanoate) conduits for peripheral nerve regeneration [J]. *Biomaterials*, 2009, 30 (2): 217-225.

[48] Sodian R, Hoerstrup S P, Sperling J S, et al. Early *in vivo* experience with tissue-engineered trileaflet heart valves [J]. *Circulation*, 2000, 102 (S3): III 22-III 29.

[49] Chen G Q, Wu Q. Microbial production and applications of chiral hydroxyalkanoates [J]. *Applied Microbiology and Biotechnology*, 2005, 67 (5): 592-599.

[50] 冉彦桥,谭 丹,卢晓云. 聚羧基脂肪酸酯纳米微球:结构特征、生物合成及其在生物技术和生物医药领域的应用 [J]. *中国生物化学与分子生物学报*, 2016, 32 (7): 745-754.

[51] Kann Y, Padwa A. PVC modification with biobased poly(hydroxyalkanoates) [J]. *Journal of Vinyl and Additive Technology*, 2014, 21 (4): 259-271.

[52] Sudesh K, Loo C Y, Goh L K, et al. The oil-absorbing property of polyhydroxyalkanoate films and its practical application: a refreshing new outlook for an old degrading material [J]. *Macromolecular Bioscience*, 2007, 7 (11): 1199-1205.

[53] Zhang X X, Wei C H, He Q C, et al. Enrichment of chlorobenzene and o-nitrochlorobenzene on biomimetic adsorbent prepared by poly-3-hydroxybutyrate (PHB) [J]. *Journal of Hazardous Materials*, 2010, 177 (1/2/3): 508-515.

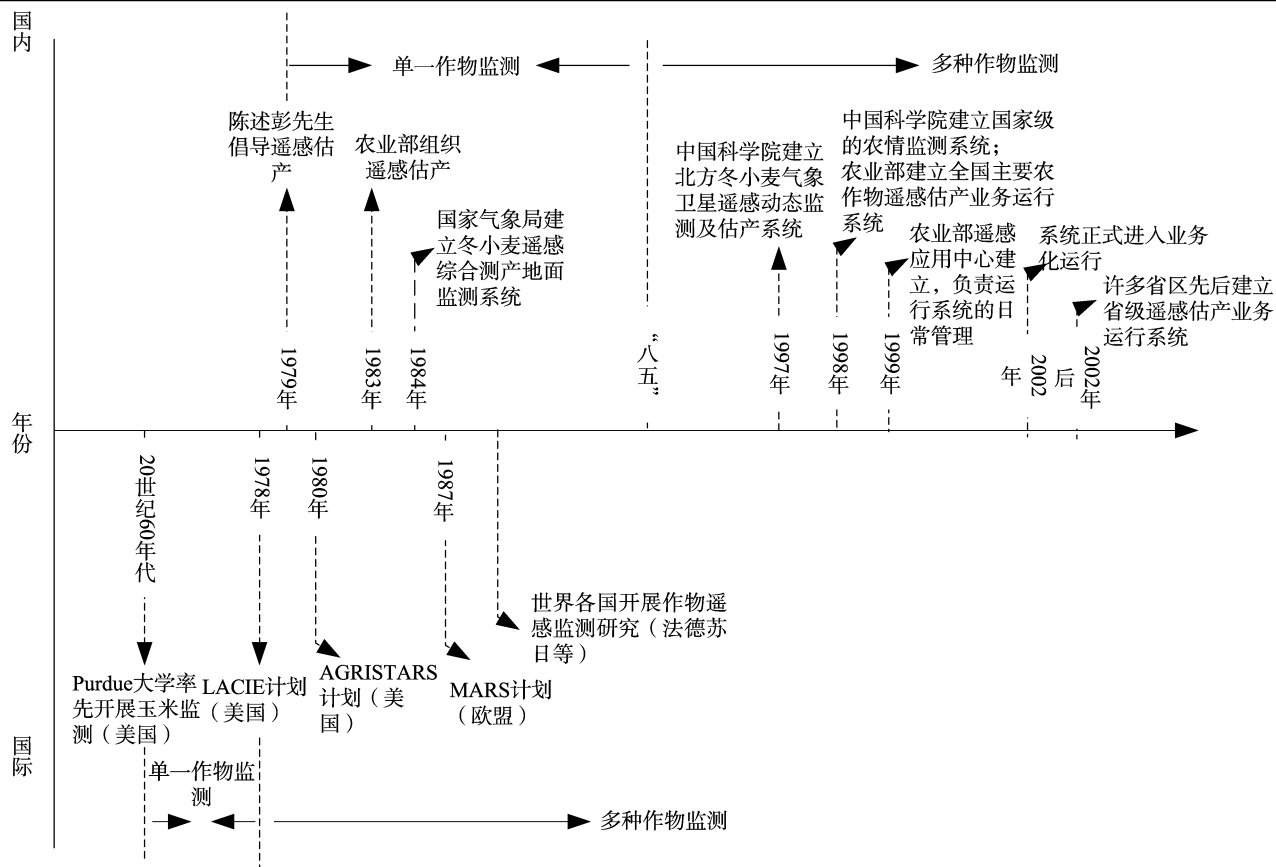


图1 国内外作物遥感识别研究及实践历程

断成熟,不同方法的原理不同,优势各异,应用领域也各有侧重。本文重点分析了基于光谱特征识别作物、基于纹理特征识别作物、基于物候特征识别作物及其他遥感识别作物的方法,归纳总结了每类方法的原理、优缺点和适用范围,指出了需进一步提高和解决的问题,并对今后发展方向进行了展望,以期作物遥感识别方法的应用及作物遥感研究提供参考与支撑。

1 作物遥感识别方法

1.1 基于光谱特征的作物遥感识别方法

植被的光谱反射或发射特性由其生物化学特性和植被冠层形态结构特征决定,并与植被的发育阶段、健康状况以及植被生境条件密切相关。作物光谱特征以亮度(DN)值形式体现,不同的作物在相同波段图像上的亮度值一般不同,不同作物在多个波段图像上呈现的亮度值规律也不完全相同。因此,利用作物特有的光谱反射特征,可以将作物与其他地物区分开^[8]。这一光谱反射特性为利用卫星影像进行农业遥感奠定了理论基础。

利用单一波段或多波段的光谱数据分析提取作物面积及分布信息,具有一定局限性,且分类精度较低。以高光谱特征参数、光谱变换数据、常用指数等为主要指标提取作物信息的方法,能够有效提高作物遥感识别精度。高光谱特征参数包括光谱位置参数(SL)、光谱面积参数(SA)和植被指数参数(VI)等。光谱变换数据是对特定波长区间的原始光谱数据进行微分、对数、归一化、倒数变换等处理得到,常见的有一阶

微分变换、对数变换、归一化变换等。常用指数是由光谱数据经过加减乘除等线性或非线性组合运算而来^[2],如NDVI、DVI等(表1)。各个参数和指数灵敏度不同,监测识别作物的精度也不尽相同^[9]。

1.1.1 目视解译法 目视解译法是指专业人员凭借光谱规律、地学规律和解译经验直接观察或者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作物信息的过程^[10]。目视解译需要专业人员收集相关遥感信息、地形地貌信息和专业知识信息进行初步解译,再结合野外调查数据进行详细解译,如此反复循环初步解译、野外调查和详细解译过程,直到获得满意的解译精度为止,最终完成专题制图^[11]。早期的作物遥感估产研究一般以目视解译法为主,如NASA于1950年、1980年对美国作物种植面积、产量遥感估测。1983年我国对京津冀地区冬小麦遥感估产,都是采用目视解译的方法。目视解译的分类精度高,但要求工作人员经验丰富,工作量大、繁琐且耗时,不适用于大区域的作物遥感识别分类研究。借助计算机自动分类可大大提高目视解译速度,计算机自动分类、人机交互式解译、野外调绘有机结合,建立遥感信息解译模型,可减少遥感影像中“同谱异物”和“同物异谱”现象的影响,有效提高目视解译的精度^[12]。

1.1.2 监督分类法 监督分类法又称训练分类法,是用已知类别的样本像元识别其他未知类别像元的过程。在目视解译和野外调查的基础上,对遥感影像上作物的类别属性有了先验知识,针对各类别选取一定数量的训练样本,计算机计算每种训练样本的相关信息,用选取样本训练判决函数,使判决函

表 1 植被指数及计算公式

植被指数	计算公式	光谱变换数据	计算公式
归一化植被指数 (NDVI)	$\frac{(NIR - RED)}{NIR + RED}$	一阶微分变换	$d(\lambda)$
归一化水体指数 (NDWI)	$\frac{Green - NIR}{Green + NIR}; \frac{(NIR - RED) \times (1 + L)}{(NIR - C_2 RED - C_2 B + L)}$	对数变换	$lg(\lambda)$
增强植被指数 (EVI)	C_2, L 经验值分别取 7.5、1.0, B 为蓝光 510 nm 的反射率	归一化变换	$N(\lambda)$
差值植被指数 (DVI)	$NIR - RED$	倒数变换	$\frac{1}{\lambda}$
比值植被指数 (RVI)	$\frac{NIR}{RED}$	一阶微分归一化变换	$d[N(\lambda)]$
非线性植被指数 (NVI)	$\frac{(NIR^2 - RED)}{(NIR^2 + RED)}$	归一化一阶微分变换	$N[lg(\lambda)]$
改进的简单比值指数 (MSRI)	$\left(\frac{NIR}{RED} - 1 \right) / \left(\sqrt{\frac{NIR}{RED}} + 1 \right)$	归一化倒数变换	$N\left(\frac{1}{\lambda} \right)$
近红外百分比植被指数 (IPVI)	$\frac{NIR}{NIR + RED}$	一阶微分倒数变换	$d\left(\frac{1}{\lambda} \right)$
转换植被指数 (TVI)	$\sqrt{NDVI + 0.5}$	一阶微分归一化变换	$lg[N(\lambda)]$
转换型差值植被指数 (TDVI)	$1.5 \times \frac{NIR - RED}{\sqrt{NIR^2 - RED} + 0.5}$	对数倒数变换	$lg\left(\frac{1}{\lambda} \right)$
土壤调节植被指数 (SAVI)	$\frac{(1 + L)(NIR - RED)}{(NIR - RED + L)}, L = 0.5$	对数一阶微分变换	$d[lg(\lambda)]$

注: NIR 表示近红外波段反射率, RED 表示红光波段反射率, Green 表示绿光波段反射率, λ 表示实测光谱数据。

数满足各种子类别分类的要求;用训练好的判决函数对其他待分类数据进行分类,将每个像元和训练样本作比较,按不同的规则将其划分到与其最相似的样本类,以此完成遥感识别作物的整个过程。监督分类是借助计算机自动分类完成作物遥感识别的起源,需借助地面样方调查样点分类识别作物。美国的 LACIE 计划就是在获取地面样方的前提下,对遥感影像进行分层监督分类^[4]。谢登峰等以 Landsat 8 和 MODIS 为数据源,采用监督分类识别秋粮作物,水稻和玉米的总体精度高达 80% 左右^[13]。Azar 等利用多时相 Landsat8 OLI 数据,采用监督分类提取了意大利北部地区作物的种植面积,同样得到较好的分类精度^[14]。监督分类应用于遥感识别作物精确度高,准确性好,与实际类别吻合性较好,但是工作量大,且必须有先验知识时才能使用该类方法。

1.1.3 非监督分类法 非监督分类法也称“聚类分析”或“点群分类”,是在多光谱图像中搜寻、定义自然相似光谱集群的过程。它与监督分类不同,非监督分类不必获取先验知识,仅依靠遥感影像上作物的光谱(或纹理)信息特征提取,统计各种类特征的差别来达到分类的目的,最后对分类结果的实际属性进行确认。经典的非监督分类方法有 ISODATA 算法、K 均值分类法(K-Means)等。许亮等利用高分一号遥感影像,运用非监督分类,结合目视解译,提取湖北省洪湖市冬小麦、油菜种植区,再针对种植区进行二次非监督分类,结果表明二次非监督分类有效提高了解译精度^[15]。Karila 等利用 EO、SPOT 遥感影像数据,采用非监督分类提取越南三角洲作物种植面积^[16]。非监督分类应用于遥感识别作物工作量大,易于实现。但作物分类效果与实际类别相差较大,准确性差。在没有类别先验知识的情况下可以使用该类方法。

值得一提的是,由于大区域农业遥感数据量大、作物种类

复杂,“同谱异物”和“同物异谱”的现象严重,单一分类方法往往不能满足分类精度的要求。在实际研究中,往往将监督分类和非监督分类结合起来提高作物的解译精度。赵丽花等利用多时相 H-J 卫星影像,选取冬小麦关键生育期影像,采用监督分类与非监督分类相结合的方法提取江苏省泰州市姜堰区冬小麦的种植面积。结果表明,监督分类与非监督分类相结合进行作物种植面积提取,不仅能够提高分类精度,且工作效率高、空间匹配性较好^[17]。

1.1.4 神经网络法 神经网络法是以模拟人脑的神经系统和结构为基础,建立数学分析处理系统,以此用于作物的遥感识别^[18]。人工神经网络技术在遥感图像分类处理中的应用,主要有单一的 BP 神经网络、模糊神经网络、多层感知机、学习向量分层-2 网络、Kohonen 自组织特征分类器、Hybrid 学习向量分层网络等多种分类器^[19]。Chen 等利用多时相 MODIS 数据,构建神经网络模型提取湖北省监利县指示洪涝灾害的农作物种植结构^[20]。Pandey 等利用作物参数作为输入参量,田间产量作为输出数据集,用于训练和测试神经网络,以此估算马铃薯种植面积^[21],都获得了较高的识别精度。人工神经网络通过模拟人脑神经系统和结构应用于遥感影像分类,具有一定的智能推理能力,可提高分类效率和分类精度,但构建模型较为复杂。

1.1.5 模糊数学法 模糊数学法是利用隶属度函数的相关规则,将语言变量转化成模糊集合,通过模糊集合的运算来描述、表达语言变量之间的相互关系,是一种不确定性推理的有效方法^[22]。赵天杰等构建了基于正态模糊分布函数的模糊神经网络模型,结合双频多极化 SAR 数据和多光谱数据对作物类型进行识别,结果发现结合模糊分类技术的作物分类精度明显提高^[23]。Musande 等利用遥感影像数据,对马哈拉施

特邦省奥兰加巴县的棉花进行模糊分类,也获得较好的分类精度^[24]。模糊理论与分类模型结合,使影像分类方法不断完善,分类精度不断提高,但往往低效、耗时。

1.1.6 决策树法 决策树法是通过训练样本进行归纳学习,生成决策规则,然后利用决策规则对数据进行分类的一种数学方法^[25]。这种方法应用较多,如程良晓等^[26]、Dong 等^[27]利用多时相 HJ-CCD、MODIS NDVI 数据,借助作物物候信息,采用决策树分类法提取了张掖市、北京市农作物种植结构。田野等利用多时相 HJ-CCD 影像数据,分别采用决策树法和监督分类法对新疆奎屯市农 7 师 125 团棉花作物进行解译,结果表明两者都能得到较好精度,但决策树法更优^[28]。决策树分类通过决策学习获得分类规则,并借助 GIS 数据库中的地学知识辅助分类,可大大提高分类精度^[29]。同时,决策树样本属于严格“非参”,不需分类样本满足服从正态分布,因此对分类数据的要求较低。决策树方法适用于作物空间分布格局复杂、作物种类多的研究区。

1.1.7 混合像元分解法 利用中低分辨率影像数据识别作物,需考虑由于空间分辨率较低而导致的混合像元存在的问题。混合像元分解能够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。混合像元分解法通过构建模型进行作物遥感识别分类研究,主要模型有线性光谱混合模型、非线性光谱混合模型、元胞自动机模型等。Wang 等利用多时相 MODIS 数据,利用线性光谱混合模型提取江苏省冬小麦种植面积,分类结果与利用监督分类取得的结果高度一致^[30]。王连喜等利用 MODIS 数据提取分析作物关键物候参量,定义决策树规则提取江苏省冬小麦种植面积,并进一步利用光谱混合线性模型弱化混合象元对分类结果的影响,结果表明 2 种方法的耦合可有效提高作物分类精度^[31]。混合像元分解法旨在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^[32]。因此混合像元分解法常与其他方法结合应用于作物遥感识别。

1.2 基于纹理特征的作物遥感识别方法

随着遥感数据空间分辨率的不断提高,地物细节特征不断突出,同类地物表现出更为复杂的光谱特征,混合像元减少,纯像元增多,不同类别地物在空间上的混合愈加繁杂。因此,一定区域内相邻像元之间的纹理信息在高分辨率遥感影像分类中具有重要的应用价值。不同种植方式和耕作制度下,农作物在高分辨率遥感影像上反映出的纹理特征差异,有利于光谱相近作物的区分。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、阴影和色彩的综合反映,描述了像元亮度的空间变化特征。传统的纹理特征提取方法主要有灰色共生矩阵、空间自相关性、小波多频道、多方向特征等,但目前农作物分类应用最为广泛的为灰度共生矩阵(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。常用的统计测度有均值、方差、熵、角二矩阵、同质性、对比、不相似性、相关性等。刘哲等利用多时相 Landsat8 OLI 和 GeoEye-1 数据,结合 GLCM 纹理

特征提取玉米种植面积,与单一多时相分类方法相比,这种方法解译精度略高^[33]。刘吉凯等利用 GF-1WV 数据,基于 GLCM 方法提取纹理信息,辅以光谱特征和植被指数参数构建决策树模型,得到较高精度的甘蔗种植面积,为作物识别提供新的思路^[34]。Li 等基于 GLCM 和 Gabor 滤波器提取作物纹理信息,利用改进的支持向量机和 BP 神经网络分类器识别作物类型,有效提高了作物分类精度^[35]。

除 GLCM 外,近年来许多新的基于纹理识别农作物的方法不断涌现。如 Zhang 等利用多时相 GF-WV 和 GF-2PAN 数据,采用基于 Sobel 边缘检测和 Hough 变换纹理分析识别制种玉米,得到玉米识别精度高达 90%^[36]。黄秋燕等利用高分辨率遥感影像,基于 TV-Gabor 模型提取农田纹理信息,也取得了较好的分类效果^[37]。基于机器学习与智能化分类器(如神经网络、支持向量机等)分类能够提高农作物分类精度,但不能解决光谱相似性目标的识别问题,仍易导致椒盐效应。纹理特征分析方法能有效降低椒盐现象,解决光谱相似性目标的识别问题,但易受遥感影像空间分辨率的影响,不具有普适性。

1.3 基于物候特征的作物遥感识别方法

由于作物的生长发育表现出明显的季相规律,整个物候过程(播种、出苗、抽雄、成熟、收获)的不同阶段,其内部生化成分和外部形态特征均会发生一系列变化,每个物候期表现出不同反射率。利用这一特征,可以通过多光谱遥感信息获得作物及其变化信息,分析植被指数时间序列变化特点,进而有效识别作物。借助物候特征进行作物遥感分类,重点在于获得作物生长季范围,确定作物发育阶段的物候参量。主要的作物物候参量有生长季始期(*a*)、生长季末期(*b*)、生长季长度(*c*)、生长季幅度(*d*)、生长峰值(*e*)、NDVI 左右导数(*f*)、*g*) (图 2)。生长发育过程中作物物候参量与其生长季光合作用过程密切相关,由于作物特有的波谱特征,使其表现出明显的生长周期光谱曲线,即 NDVI 时间序列曲线。NDVI 时间序列曲线是以时间为坐标轴的 NDVI 数据曲线,它描述了作物一个生长季的 NDVI 变化特征。借助时间滤波软件对原始 NDVI 变化曲线进行去噪平滑处理,可得到 NDVI 在作物生长周期内“升高—到达顶峰—降低”的过程,这种动态变化曲线表现了作物发育全过程^[38] (图 2)。不同区域、不同类型作物间的物候信息存在差异,NDVI 时间变化曲线不同,因此可利用 NDVI 的时相变化规律进行作物类型的识别,这是多时相分析方法的重要理论基础。

多时相分析法,是利用遥感影像数据获取 NDVI 或 EVI 时序数据,生成作物的 NDVI/EVI 时间系列变化曲线,经过平滑、去噪处理,结合作物的农事历,确定作物关键物候节点提取作物种植信息的方法。随着高时间分辨率卫星数据产品的出现,多时相分析方法获得了广泛应用。如 Li 等利用 MODIS 数据,重构 EVI 时序曲线,结合作物关键物候参数,提取了不同地区的农作物种植面积^[39]。刘吉凯等利用多时相 Landsat TM 影像,通过分析作物的光谱特征和 NDVI 时序信息,构建决策树模型提取作物种植结构。结果表明,与单一时相数据相比,多时相高分辨率的决策树分类效果更好^[40]。除陆地卫星影像数据外,气象卫星数据也不断应用于农业遥感中。如张焕雪等利用多时相 HJ 卫星数据,采用 S-G 滤波法重构

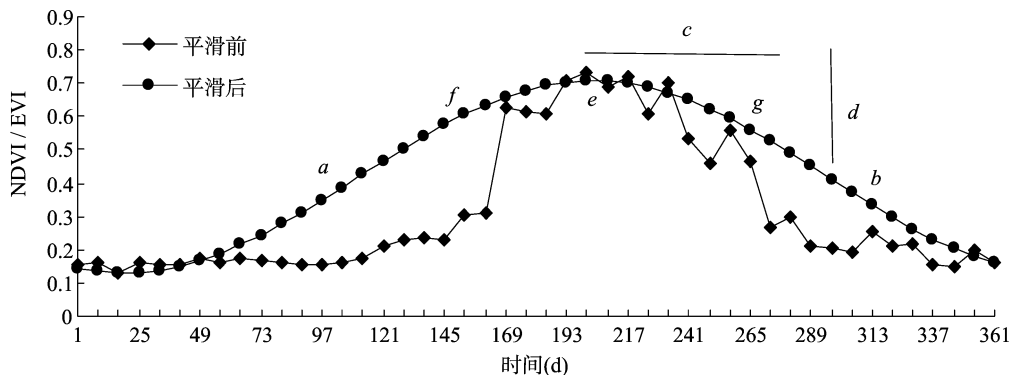


图2 NDVI 时间序列曲线及作物物候参量

NDVI 时间序列曲线,提取黑龙江红星农场的作物种植信息^[41]。多时相分析方法有效结合了作物的物候信息,可弥补单一影像数据的缺陷,但满足条件的遥感影像往往是中低分辨率影像(大多为 MODIS 数据),因此导致作物遥感识别精度不高,因此该方法主要适用于大空间尺度及季相节律明显的作物分类研究。

1.4 其他遥感识别作物的方法

除以上介绍的方法外,近年来一些综合性的方法不断运用于作物遥感识别研究,如生态分类、面向对象法、随机森林算法、支持向量机(SVM)及人工智能(AI)应用等(表2)。

生态分类法,是根据研究区域的自然环境和社会经济情况进行地理分区,对各分区区域进行影像分类处理,再将各分区影像进行复合处理的过程。生态分类方法,融地学、生态学、农学和社会经济知识于计算机遥感图像分类中,能有效解决由于仅从光谱信息进行作物分类所具有的欠缺,减弱同谱异物和同物异谱现象对分类结果的影响。张健康等利用多时相卫星数据,基于生态分类法提取黑龙江港作物分布信息。结果表明,生态分类法可提高解译精度,且能较好地反映区域作物分布情况^[42]。生态分类法结合了地学、生态学、农学等其他学科知识,所需数据资料较大,适用于对研究区有较深入了解的情况。

面向对象法,是一种快速有效提取作物种植面积的方法,它突破以往基于像元影像分析法仅以光谱信息或植被指数为分类因子的局限性,综合考虑作物的光谱特征、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,对同质性对象进行类别判别^[43]。由于光谱变异(椒盐噪声)以及“同物异谱、异物同谱”等问题的存在,多个像元表达同一作物易出现错分漏分现象。以同质对象对单元提取作物信息,优化光谱规律,使分类规则更符合实际作物特征。邓媛媛等以 QuickBird 为数据源,采用面向对象法提取武汉江夏区作物种植面积与布局。研究表明面向对象法能够有效避免“椒盐”噪声的产生,提高作物分类精度^[44]。刘明月等利用 MODIS 和 Landsat8 OLI 影像数据,充分结合作物物候与光谱特征,对北安市农作物进行面向对象提取,发现该方法获得的分类精度较高且具有普适性^[45]。Peña 等基于对象分割图像获取光谱和纹理特征,并对决策树、逻辑回归、支持向量机和神经网络等方法单一或组合分类器进行分层分类,发现面向对象的分层分类可极大提高作物识别的准确性^[46]。

近年来,随机森林法和 SVM 法也相继出现在作物遥感识别研究中,并取得了较好的效果。如王娜等利用高分数据,采用随机森林和单变量特征相结合的方法提取江苏省泗洪县作物,发现 2 种方法结合能有效提高作物分类精度^[47]。Sonobe 等利用 TerraSAR-X 数据,对比不同方法提取北海道作物的解译精度,结果表明 SVM 最佳^[48]。

随着人工智能的发展,国内外将最新的 AI 方法,如深度学习,作为机器学习的新兴领域应用于农业领域,并受到越来越多的关注。卷积神经网络(CNNs)是建立在传统人工神经网络上的一种深度学习算法,也是第一个成功训练多层网络的学习算法^[49]。张加楠等提出基于 RGB 和 HIS 关系阈值法优化的卷积神经网络的作物图像分割提取覆盖方法,有效解决了光照、遮挡、阴影等影像,且分类精度较高,但分类效率较低^[50]。梁万杰等建立卷积神经网络模型识别水稻二化螟虫害,结果表明模型可有效提取图像特征,对水稻二化螟虫识别具有很好的抗干扰性和鲁棒性^[51]。Lavreniuk 利用 Landsat8 和 Sentinel-1A 多时间序列遥感影像,基于卷积神经网络模型对乌克兰基辅地区夏季作物进行分类研究,获得了较高的分类精度^[52]。人工智能的潜力巨大,应用前景广阔,但目前人工智能技术还不够完善,尚不能广泛应用于农业生产领域。

2 问题和展望

近年来,作物遥感识别已成为生态学、地理学等学科的研究前沿和热点。经过多年的发展,作物遥感识别技术手段日益成熟,识别方法多样化,极大推动了作物遥感识别及农业遥感研究。但就目前作物遥感识别方法而言,仍有一些不足,在以下方面需进一步深入与提高:

(1)建立分区域作物遥感识别方法的技术体系、规范与流程,提高作物遥感识别方法的普适性和应用性。

农业遥感技术应用最大的挑战是农业生产的分散性和时空变异性。我国地域辽阔,作物种植制度复杂多样,遥感影像的选取易受制于研究区域尺度和轮作制度。不同区域、不同类型作物的遥感识别所采取的方法技术体系、规范及流程不同,一定程度上影响着作物分类识别精度及研究结果间的可比较性。在全球尺度研究中,作物种植类型、种植制度更为复杂,如何在不同地区应用适宜的遥感识别技术,获得较为精确、可比较的结果,成为国家及全球尺度作物识别研究中面临的挑战。因此有必要建立分区域作物遥感识别技术体系、规范与流程,以提高不同地区、不同种植制度下的遥感识别精度

表 2 遥感识别作物分类方法

分类方法		优点	缺点	适用范围
基于光谱特征的作物 遥感识别方法	目视解译	分类精度高	繁琐且耗时	小区域范围
	监督分类	精度高、准确性好	工作量大	对作物类别有先验知识
	非监督分类	工作量小、易于实现	准确性差	对作物类别没有先验知识
	神经网络法	高效、精度高	构建模型繁琐	高光谱遥感影像
	模糊数学法	数学与模型优势明显	低效、耗时	常与其他分类
方法结合使用	决策树法	构造简单、易于理解	易受混合像元影响	大区域作物种植结构复杂,种类较多
	混合像元分解法	有效提高中低分辨率影像分类精度	结果为“数量精度”,无法有效获取位置精度	中低分辨率遥感影像
基于纹理特征的作物遥 感识别方法	灰度共生矩阵	作物分类精度高原理简单,易实现	计算机要求较高,受分辨率限制	多适用于高分影像
基于物候特征的作物遥 感识别方法	多时相分析法	有效利用作物时相规律	易受混合像元影响	大区域及作物季相节律明显的情况
其他遥感影像分类方法	生态法	结合多源数据优势	考虑因素多,资料难以收集	研究区域为完整的行政区划单元
	面向对象法	优化光谱规律,减弱“椒盐”现象及同谱异物和异物同谱影响	影像分割尺度难以量化	中高分辨率遥感影像
	随机森林算法	分类精度高、抗噪、抗异常值能力强,并行处理数据,不易出现过度拟合	有很多相似的决策树,可能掩盖真实的结果,对小数据集分类结果不佳	大数据集分类
	支持向量机 深度学习	算法简单,具有较好的“鲁棒性” 分类精度高	难以处理较大数据,耗时	作物种类简单,较大数据集分类

和可比性。不同作物遥感识别方法的原理、技术流程及适用范围不同,具体研究中应根据研究区的空间尺度、时间尺度予以选择。应加大不同区域间不同方法的比较分析研究,便于弄清不同方法的区域适用性,以提高作物遥感识别方法的普适性与应用性。

(2)提高作物遥感识别方法的计算机自动化和系统化程度,改善工作效率。

作物遥感识别已从小范围向大范围转变,大区域作物分类与识别,工作量大、繁琐耗时,容易造成操作错误和数据管理的混乱。随着遥感技术的不断发展,人机交互式分类方法成为以人工智能为特点的自动分类方法。光谱特征、物候特征、纹理特征、邻域信息等分类信息不断融入到作物遥感分类与识别研究,但目前识别的自动化和系统化程度不高。提高作物类型识别的自动化和系统化,可减少人为因素的干扰和主观性,有效改善作物遥感识别的工作效率和精度,这一点在大区域作物遥感监测和整体监测研究更具重要性。

(3)优化作物遥感识别方法技术,耦合作物生长模型,提高作物遥感识别精度。

中低分辨率的多时相遥感数据分析方法仍是当今作物遥感识别的主要方法。时间序列遥感数据的噪声去除和平滑技术是解译过程重要的环节,方法、参数选取的不同直接影响遥感数据的质量与识别结果。因此需进一步优化时间序列遥感数据噪声去除和平滑技术,以保证获取高质量的多时相遥感数据。同时,受时间分辨率、空间分辨率的影响,遥感技术很难反映作物生长的全过程,更多反映的是静态瞬间,无法实现作物的连续动态监测。作物生长模型是对作物生长发育过程的数学描述,是一种面向过程、机理性的动态模型。作者认

为,随着遥感技术和作物模型的迅速发展,将遥感与作物生长模型耦合,动静结合,可有效弥补两者存在的不足,是提高识别精度的重要突破口。

参考文献:

[1]许文波,田亦陈. 作物种植面积遥感提取方法的研究进展[J]. 云南农业大学学报. 2005,1(20):95-98.

[2]高宏宇,张楠楠. 基于影像光谱特征的作物识别方法探讨[J]. 黑龙江科技信息,2012(17):11.

[3]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: 1096-1116.

[4]承继承. 精确农业技术与应用[M]. 北京:科学出版社,2004.

[5]陈述彭,赵英时. 遥感地学分析[M]. 北京:测绘出版社,1990.

[6]熊利亚. 中国作物遥感动态监测与估产集成系统[M]. 北京:中国科学技术出版社,1996.

[7]刘 东,封志明,杨艳昭,等. 中国粮食生产发展特征及土地资源承载力空间格局现状[J]. 农业工程学报,2011,27(7):1-6.

[8]周成虎,骆剑承. 遥感影像地学理解与分析[M]. 北京:科学出版社,1984.

[9]舒 田,岳延滨,李莉婕,等. 基于高光谱遥感的农作物识别[J]. 江苏农业学报,2016,32(6):1310-1314.

[10]濮静娟. 遥感图像目视解译原理与方法[M]. 北京:中国科学技术出版社,1992.

[11]马霭乃. 遥感目视解译的基本理论与方法[J]. 遥感信息,1987(3):26-29.

[12]王 猛,姚慧敏,隋学艳,等. 一种基于地理信息服务平台的小麦种植面积变化监测方法研究[J]. 安徽农业科学,2013,41

- (8):3728-3730.
- [13] 谢登峰, 张锦水, 潘耀忠, 等. Landsat8 和 MODIS 融合构建高时空分辨率数据识别秋粮作物[J]. 遥感学报, 2015, 19(5): 791-805.
 - [14] Azar R, Villa P, Stroppiana D, et al. Assessing in-season crop classification performance using satellite data: a test case in Northern Italy[J]. European Journal of Remote Sensing, 2016, 49: 361-380.
 - [15] 许亮, 汪权方, 陈志杰, 等. 一种快速区分易混农作物的遥感解译方法[J]. 地理空间信息, 2017, 15(1): 59-62.
 - [16] Karila K, Nevalainen O, Krooks A, et al. Monitoring changes in rice cultivated area from SAR and optical satellite images in Ben Tre and Tra Vinh provinces in Mekong Delta, Vietnam[J]. Remote Sensing, 2014, 6(5): 4090-4108.
 - [17] 赵丽花, 李卫国, 杜培军. 基于多时相 HJ 卫星的冬小麦面积提取[J]. 遥感信息, 2011(2): 41-45.
 - [18] 黄德双. 神经网络模式识别系统理论[M]. 北京: 电子工业出版社, 1996.
 - [19] 修丽娜, 刘湘南. 人工神经网络遥感分类方法研究现状及发展趋势探析[J]. 遥感技术与应用, 2003(5): 339-345.
 - [20] Chen Y, Zhang X, Wang X, et al. Extraction of crop planting structure in seasons prone to water logging using Landsat8 OLI and MODIS data[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2014, 30(21): 165-173.
 - [21] Pandey A, Mishra A. Application of artificial neural networks in yield prediction of potato crop[J]. Russian Agricultural Sciences, 2017, 43(3): 266-272.
 - [22] 王威. 基于模糊数学的遥感图像分类研究[D]. 桂林: 桂林理工大学, 2012.
 - [23] 赵天杰, 李新武, 张立新, 等. 双频多极化 SAR 数据与多光谱数据融合的作物识别[J]. 地球信息科学学报, 2009, 11(1): 84-90.
 - [24] Musande V, Kumar A, Kale K. Cotton crop discrimination using fuzzy classification approach[J]. Journal of the Indian Society of Remote Sensing, 2012, 40(4): 589-597.
 - [25] 姜丽华, 杨晓蓉. 基于决策树分类技术的遥感影像分类方法研究[J]. 农业网络信息, 2009, 22(10): 34-36.
 - [26] 程良晓, 江涛, 谈明洪, 等. 基于 NDVI 时间序列影像的张掖市农作物种植结构提取[J]. 地理信息世界, 2016, 23(4): 37-44.
 - [27] Dong S W, Sun D F, Li H. Crop decision tree classification extraction based on MODIS NDVI in Beijing[J]. Advanced Materials Research, 2014, 9: 787-790.
 - [28] 田野, 张清, 李希灿, 等. 基于多时相影像的棉花种植信息提取方法研究[J]. 干旱区研究, 2017, 34(2): 423-430.
 - [29] Friedl M A, Brodley C E, Strahler A H. Maximizing land cover classification accuracies produced by decision trees at continental to global scales[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 1999, 37(2): 969-977.
 - [30] Wang L, Xu S, Qi L, et al. Extraction of winter wheat planted area in Jiangsu province using decision tree and mixed-pixel methods[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2016, 32(5): 182-187.
 - [31] 王连喜, 徐胜男, 李琪, 等. 基于决策树和混合像元分解的江苏省冬小麦种植面积提取[J]. 农业工程学报, 2016, 32(5): 182-187.
 - [32] 张顺谦, 杨秀蓉. 神经网络和分形纹理在夜间云雾分离中的应用[J]. 遥感学报, 2006, 10(4): 497-501.
 - [33] 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.
 - [34] 刘吉凯, 钟仕全, 徐雅, 等. 基于多时相 GF-1WV 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.
 - [35] Li D, Yang F, Wang 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, 2016: 1-9.
 - [36] Zhang C, Jin H, Liu Z, et al. Seed maize identification based on texture analysis of GF remote sensing data[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2016, 32(21): 183-188.
 - [37] 黄秋燕, 肖鹏峰, 冯学智, 等. 一种基于 TV-Gabor 模型的高分辨率遥感图像农田信息提取方法[J]. 遥感信息, 2014, 29(2): 77-82.
 - [38] 平跃鹏. 基于 MODIS 时间序列地表物候特征分析及作物分类[D]. 哈尔滨: 哈尔滨师范大学, 2016.
 - [39] Li L, Friedl M, Xin Q, et al. Mapping crop cycles in China using MODIS-EVI time series[J]. Remote Sensing, 2014, 6(3): 2473-249.
 - [40] 刘吉凯, 钟仕全, 梁文海. 基于多时相 Landsat8 OLI 影像的作物种植结构提取[J]. 遥感技术与应用, 2015, 30(4): 776-783.
 - [41] 张焕雪, 曹新, 李强子, 等. 基于多时相环境星 NDVI 时间序列的作物分类研究[J]. 遥感技术与应用, 2015, 30(2): 304-311.
 - [42] 张健康, 程彦培, 张发旺, 等. 基于多时相遥感影像的作物种植信息提取[J]. 农业工程学报, 2012, 28(2): 134-141.
 - [43] 宋茜. 基于 GF-1/WFV 和面向对象的农作物种植结构提取方法研究[D]. 北京: 中国农业科学院, 2016.
 - [44] 邓媛媛, 巫兆聪, 易俐娜, 等. 面向对象的高分辨率影像农用地分类[J]. 国土资源遥感, 2010, 22(4): 117-121.
 - [45] 刘明月, 王宗明, 满卫东, 等. 基于 MODIS 时序数据的 Landsat8 影像选取及面向对象分类方法的农作物分类[J]. 土壤与作物, 2017, 6(2): 104-112.
 - [46] Peña J, Gutiérrez P, Hervás-Martínez C, et al. Object-Based image classification of summer crops with machine learning methods[J]. Remote Sensing, 2014, 6(6): 5019-5041.
 - [47] 王娜, 李强子, 杜鑫, 等. 单变量特征选择的苏北地区主要农作物遥感识别[J]. 遥感学报, 2017, 21(4): 519-530.
 - [48] Sonobe R, Tani H, Wang X, et al. Parameter tuning in the support vector machine and random forest and their performances in cross-and same-year crop classification using TerraSAR-X[J]. International Journal of Remote Sensing, 2014, 35(23): 7898-7909.
 - [49] 李卫. 深度学习在图像识别中的研究及应用[D]. 武汉: 武汉理工大学, 2014.
 - [50] 张加楠, 张雪芬, 简萌, 等. 先验阈值优化卷积神经网络的作物覆盖度提取算法[J]. 信号处理, 2017, 33(9): 1230-1238.
 - [51] 梁万杰, 曹宏鑫. 基于卷积神经网络的水稻虫害识别[J]. 江苏农业科学, 2017, 45(20): 241-243.
 - [52] Lavreniuk M S. Convolutional neural network for multi-source deep learning crop classification in Ukraine[C]//AGU Fall Meeting. AGU Fall Meeting Abstracts, 2016.