

农作物种植结构遥感提取研究进展

胡琼¹, 吴文斌^{1,2}, 宋茜^{1,3}, 余强毅¹, 杨鹏¹, 唐华俊¹

(¹ 中国农业科学院农业资源与农业区划研究所/农业部农业信息技术重点实验室, 北京 100081; ² 华中师范大学城市和环境科学学院, 武汉 430079; ³ 黑龙江省农业科学院遥感技术中心, 哈尔滨 150086)

摘要: 农作物种植结构信息对农业生产管理、农业可持续发展及国家粮食安全等具有重要意义。本文中概括了农作物种植结构遥感提取的理论基础, 归类了近 10 年间不同农作物种植结构遥感提取技术方法, 重点评述了不同技术方法的特点及应用情况, 讨论和展望了未来农作物种植结构遥感提取研究的发展方向。当前, 光谱特征、时相特征和空间特征是农作物种植结构遥感提取的三大理论基础。基于单一影像源的种植结构提取方法操作简单, 但往往难以获取种植结构“最佳识别期”的遥感影像; 基于多时序影像源的种植结构提取方法可以充分利用农作物季节节律特征, 成为当前农作物种植结构遥感提取的主流方法。在基于多时序影像源的种植结构提取方法中, 多特征参量法较单一特征参量法更适用于农作物种植结构复杂区域, 基于多特征参量的统计模型法一定程度上解决了混合像元问题, 但模型的鲁棒性有待提高。此外, 遥感与统计数据融合的农作物种植结构提取法在国家及全球大尺度的农作物种植结构提取中具有优势, 但较低的制图分辨率使得数据产品的区域适宜性较差。未来农作物种植结构遥感提取将以区域“作物一张图”为目标, 充分发挥多源数据组合利用的优势, 围绕多类型作物同步提取和大范围作物种植结构提取开展深入研究, 重点加强遥感数据预处理、特征参量提取和分类器高效选择等关键技术研究, 从而提升农作物种植结构遥感提取的时空尺度, 满足多方位的农业应用需求。

关键词: 农作物种植结构; 遥感; 分类; 方法

Recent Progresses in Research of Crop Patterns Mapping by Using Remote Sensing

HU Qiong¹, WU Wen-bin^{1,2}, SONG Qian^{1,3}, YU Qiang-yi¹, YANG Peng¹, TANG Hua-jun¹

(¹ Institute of Agricultural Resources and Regional Planning, Chinese Academy of Agricultural Sciences/Key Laboratory of Agri-Informatics, Ministry of Agriculture, Beijing 100081; ² College of Urban & Environmental Sciences, Central China Normal University, Wuhan 430079; ³ Heilongjiang Academy of Agriculture Sciences, Remote Sensing Technology Center, Harbin 150086)

Abstract: Mapping crop patterns with remote sensing is of great implications for agricultural production, food security and agricultural sustainability. In this paper, the theoretical basis behind the mapping was summarized, mapping methods were classified into several categories, characteristics and applicabilities of different mapping methods in the latest decade were discussed intensively, and some important directions and priorities for future studies were proposed. Currently, spectral, temporal and spatial features are the major theoretical bases for crop pattern mapping. The mapping method based on single imagery is characterized by its simple implementation, but with difficulty of capturing imagery at the best time for distinguishing different crops. Instead, the mapping method based on time-series of imagery can make full use of temporal features and is thus widely used for crop mapping, among which the methods using multiple features are more suitable than the ones using a single feature for regions with complicated planting structure. To some extent, feature-oriented statistical modeling method can resolve the mixed-pixel problem but its robustness needs to be improved. Furthermore, large-scale crop pattern mapping can be done by combining the remote sensing and

收稿日期: 2014-05-05; 接受日期: 2014-12-14

基金项目: 国家自然科学基金(41271112, 41171328)、中央级公益性科研院所专项资金(IARRP-2014-2)

联系方式: 胡琼, E-mail: huqiong02@caas.cn. 通信作者唐华俊, E-mail: tanghujun@caas.cn

agriculture statistics. However, due to coarse resolution, the derived maps show poor region suitability. Future crop pattern mapping should target at developing “a map of crops”, the emphasis must be put on covering more crop types, enlarging the mapping areas, utilizing the superiority of blending multi-source data, strengthening the data preprocessing, optimizing the feature extraction and classifier selection, and improving the temporal and spatial scales of crop pattern mapping so as to better meet the needs of multi-faceted agricultural applications.

Key words: crop pattern mapping; remote sensing; classification; methods

农作物种植结构是农作物空间格局的组成部分之一,其描述的是一个地区或生产单位内农作物的组成和布局,即主要农作物类型和其空间分布^[1]。及时、准确地获取农作物种植结构及其时空动态变化信息,不仅是区域作物产量估测、作物结构调整和优化的主要依据^[2-4],也是理解全球变化影响和原因的重要内容^[5-6]。遥感技术因覆盖范围大、探测周期短、现势性强和费用成本低等优点,已经广泛应用于对地观测活动中,为快速和准确获取大范围的农作物种植结构信息提供了新的技术手段^[7-9]。

早在 20 世纪 70 年代,美国国家航空航天局、农业部和国家海洋大气管理局等部门联合开展了“大面积作物清查试验”,利用 LANDSAT1-3 卫星数据估算出美国大平原 9 个州的小麦空间分布^[10]。然而,该时期研究重点集中于对特定农作物的遥感识别,对农作物种植结构提取不多^[11]。20 世纪 80—90 年代,随着应用需求的增加和遥感技术的发展,农作物遥感监测从单一农作物监测发展到多种农作物(含粮食、经济和蔬菜等作物)组成的种植结构监测。如美国“农业和资源的空间遥感调查计划”对美国和世界多个国家的主要粮食作物种植面积进行了遥感估算^[12],欧盟“遥感农业监测计划”较好实现了欧盟农作物种植面积监测和估产系统。进入 21 世纪,农作物种植结构遥感提取技术和应用更加成熟,如美国农业部实现了美国 48 个州的农作物空间分布图的制作和定期更新,覆盖的农作物类型可达 24 种。中国农作物种植面积遥感监测起源于“六五”期间(1980—1985 年)农作物遥感估产试验研究,研究对象为冬小麦。此后,中国陆续开展了一系列重大农作物遥感监测项目,如 1997 年“中国资源环境遥感信息系统及农情速报”、2000 年“北方冬小麦气象卫星遥感动态监测及估产系统”和 2002 年“全国主要农作物遥感估产业务运行系统”等^[1]。监测的农作物类型从单一作物类型(小麦)逐步转变到多种作物类型(如水稻,小麦,玉米,大豆和油菜等)。

总的来说,过去 10 多年,随着空间技术的不断发

展,多传感器、多时间分辨率和多空间分辨率的遥感数据已广泛应用于农作物种植结构遥感提取,无论是在理论和技术方法方面,还是在实践方面都取得了长足的进展^[13-16]。然而,由于遥感数据繁杂、分类方法多样、尺度敏感性等问题,使得农作物种植结构遥感提取研究尚未系统地梳理,难以开展普适性研究和广泛应用。基于此,本研究采用图 1 所示的“理论基础-技术方法”研究框架,首先对农作物种植结构遥感提取的三大理论基础,即光谱特征、时相特征和空间特征进行描述;然后,重点对单一影像源法、时间序列影像法和遥感影像与统计数据融合法等农作物种植结构遥感提取三大技术方法的应用状况和优缺点进行评述;最后对未来农作物种植结构遥感提取研究重点发展方向进行了展望,旨在为进一步推动农作物种植结构遥感提取研究提供一些参考。

1 农作物种植结构遥感提取的理论基础

农作物的反射光谱特性是农作物种植结构遥感提取的基本物理基础。和其他绿色植被一样,农作物在可见光的蓝光和红光波段有 2 个吸收带,其反射率较低;在 2 个吸收带之间的可见光绿光波段有一个明显的反射峰;至 1.1 μm 近红外波段范围内反射率达到高峰,形成植被的独有特征;在中红外波段(1.3—2.5 μm)因绿色植物含水量的影响,吸收率大增,反射率大大下降,在水吸收带形成低谷^[17]。但是,农作物的光谱特征常常会因农作物类型、生长季、长势状况以及田间管理等不同而有所差别^[18-19]。因此,科学合理利用农作物光谱特征差异可以实现农作物种植结构遥感提取。

农作物的时相特性是农作物种植结构遥感提取的特定理论基础。农作物种植结构是一种或多种农作物通过连作、轮作、间种与套种等种植模式组合形成的种植结构。受“同物异谱和异物同谱”现象、混合像元效应等影响,农作物种植结构遥感提取比单一作物

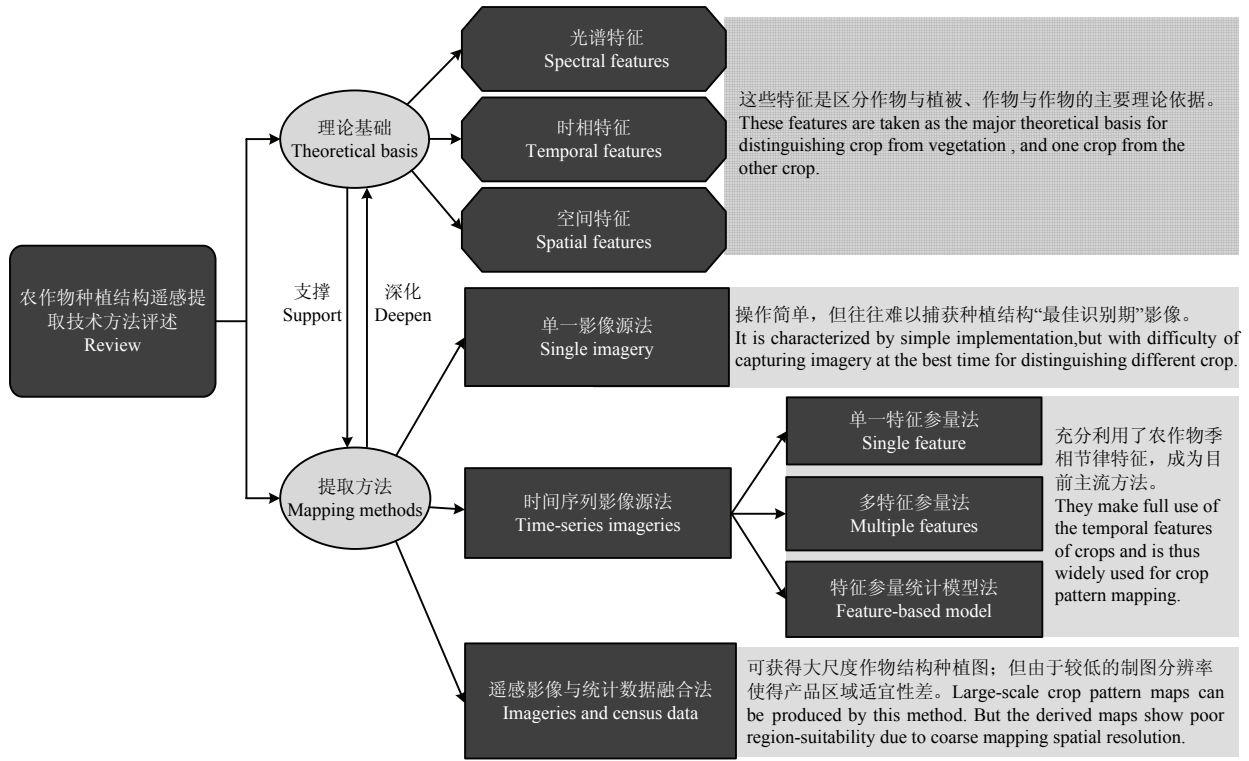


图 1 农作物种植结构遥感提取研究进展评述框架

Fig. 1 The framework used for literature review on crop pattern mapping

空间分布遥感提取复杂得多，单纯依靠光谱特征难以取得理想效果。由于组成农作物种植结构的不同作物具有特定的生长规律和物候特征（以美国加利福尼亚州优洛县农作物物候历为例，如图 2 所示^[20]），不同生长时期的同一作物光谱特征不同，同一生长期的不同作物光谱也具有差异。因此，充分利用农作物的典型季相节律特征是区分作物与作物、作物与其他绿色植被的关键理论依据^[4,21]。

农作物空间特性是农作物种植结构遥感识别的重要理论基础。空间特性是包含地形、地貌、水文、植被等自然要素在内的地物特征在影像中的真实反映^[22]。除了农作物、植被自身的属性特征差异外，它们所处的生存环境也不同，使得它们在影像中呈现出来的纹理特征、结构特征、几何特征以及上下文层次特征等均不尽相同。因此，合理利用作物的空间特征可以实现作物与作物、作物与绿色植被的区分。随着图像处理技术的快速发展，空间特征已成为了辅助光谱特征、时相特征进行农作物种植结构遥感提取的重要手段，尤其对抑制“同物异谱”现象有突出效果^[23-24]。

2 基于单一影像的农作物种植结构提取方法

农作物种植结构遥感提取较常用的方法是基于单一遥感影像进行提取。该方法适宜种植结构相对简单的区域，采用单期影像或少数几期影像就可以实现农作物种植结构提取。该方法的重点是找到不同作物的“关键物候期”，即寻找待分作物的光谱特征与背景光谱特征具有最大差异的特定时期。如郑长春等^[25]以黑龙江 852 农场为研究区域，选取了 2007 年 8 月 23 日 SPOT 影像，此时期属于水稻生长旺期，水稻、大豆、玉米的光谱特征及背景特征差异明显，利用该时期作物在光谱波段及归一化植被指数中呈现的特定光谱特征，基于简单决策树分类器提取了水稻、小麦和玉米三大作物组成的种植结构信息。Mathur 等^[26]利用 2003 年 9 月 22 日 IRS-1D 影像的光谱单波段特征量，采用支持向量机分类器提取出了印度旁遮普区域棉花和水稻两大农作物的空间分布。基于相同的识别特征量和分类器，Jia 等^[27]选取 2009 年 3 月 28 日 HJ-1A

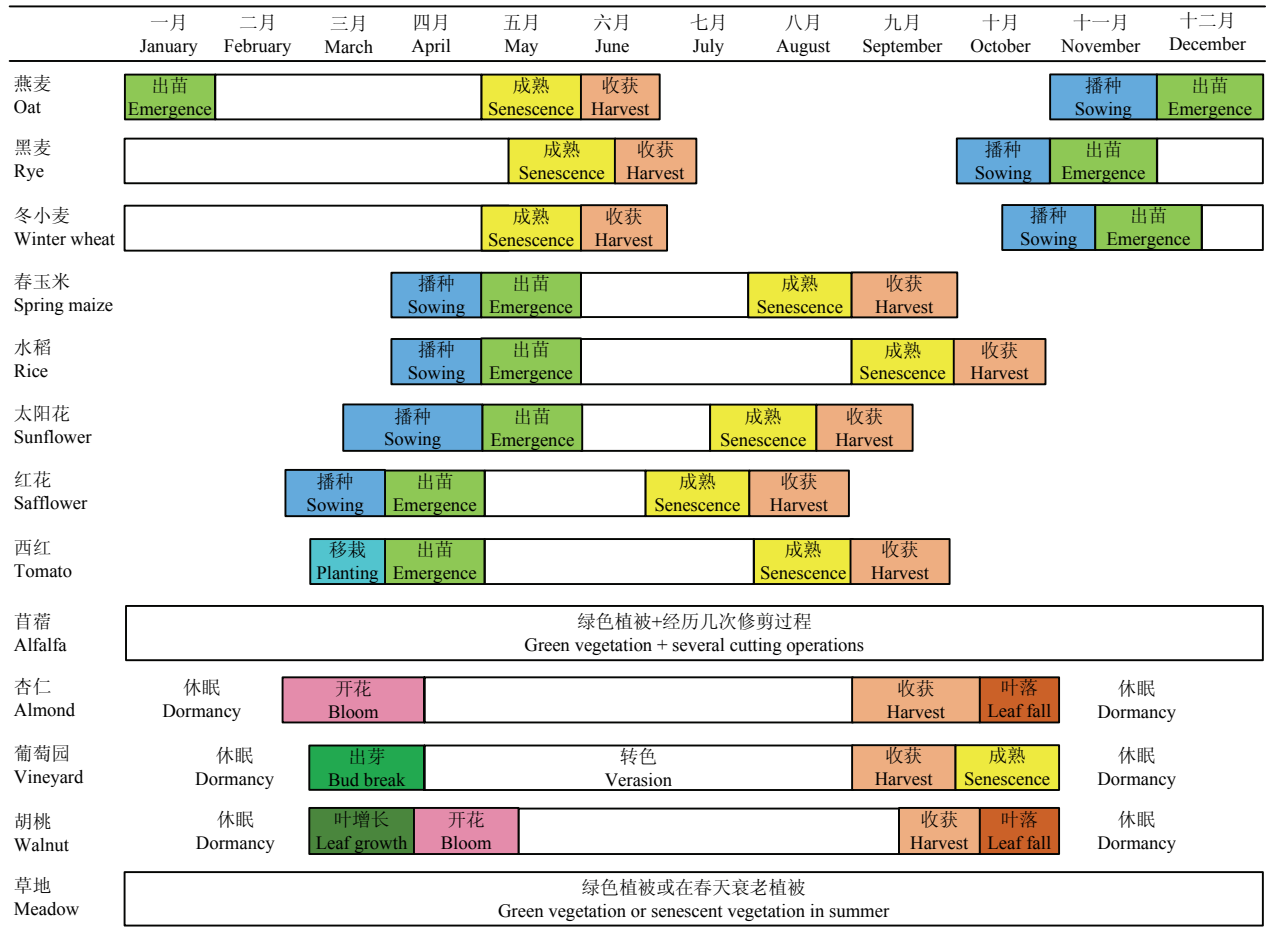


图 2 美国加州优洛县不同农作物的物候历特征

Fig. 2 Crop calendar in Yolo County, California, USA

CCD2、4月26日HJ-1B CCD2和5月12日HJ-1B CCD1等3期影像得到山东运城市主要农作物的最佳识别物候期，成功提取了该区域小麦和棉花的种植面积。除光学影像，雷达影像因其“强穿透性、全天时和全天候”的观测优点，在基于单一影像的农作物种植结构提取中也得到应用。如贾坤等^[28]将2009年5月12日的HJ-1-BCCD多光谱影像与2009年5月8日的Envisat ASAR VV极化数据进行融合，融合后的数据充分利用了环境星的光谱信息和VV极化数据对于地物结构及纹理敏感的特征，显著提高了研究区小麦和棉花作物的识别精度。

然而，不同分类器对不同数据源、不同作物光谱特征的敏感性不同。一些研究者尝试多个分类器进行作物分类，从中获取精度最高的作物种植结构提取结果。如彭光熊等^[29]通过分析云南省弥勒县农作物物候历特征，确定了以2008年3月18日的CBERS02B-

CCD影像和2008年4月6日的Landsat-5TM影像为主要数据源，利用光谱角制图、最大似然分类、面向对象分类、神经网络等分类器较好提取甘蔗、玉米和水稻等空间分布。Yang等^[30]选取了2006年5月19日的影像，基于光谱单波段特征量尝试了5种监督分类方法（最小距离、马氏距离，最大似然、光谱角制图、支持向量机），提取了美国德克萨斯州南部两个农业生产区的玉米、棉花、高粱和甘蔗等作物类型，发现最大似然与支持向量机分类器的整体精度最高，分别为87.4%和91.0%。

虽然，基于单一影像的农作物种植结构提取方法效率高、操作性强，但也存在明显不足。首先，该方法多采用光谱识别强的中高空间分辨率遥感数据，而中高空间分辨率数据重访周期长，受云雨天气的影响，往往难以获得种植结构识别“最佳物候期”的图像数据^[31]。其次，当区域种植结构复杂时，基于少

表 1 基于单一遥感影像提取农作物种植结构的代表性论文

Table 1 The typical literatures of crop pattern mapping based on single imagery

研究区域 Study area	农作物类型 Crop types	数据源 Datasets	特征量 Features	分类器 Classifiers	文献出处 References
黑龙江 852 农场 The 852 Farm in Heilongjiang province	玉米、水稻、大豆 Corn, rice and soybean	SPOT-5	光谱波段、归一化植被指数 Spectral bands and NDVI	简单决策树 Simple decision tree	[25]
印度旁遮普 Punjab, India	棉花、水稻 Cotton and rice	IRS-1D	光谱波段 Spectral bands	支持向量机 Support vector machine	[26]
云南省弥勒县 Mile county, Yunnan province	甘蔗、玉米、水稻 Sugarcane, corn and rice	CBERS-02B and LANDSAT-TM	光谱波段 Spectral bands	光谱角制图, 神经网络, 面向对象 Spectral angle mapping, neural network and object-based method	[29]
山东属城市 Shucheng city, Shandong province	小麦、棉花 Wheat and cotton	HJ-1B CCD and ENVISAT-ASAR	光谱波段、VV 极化数据 Spectral bands and VV polarization data	最大似然、神经网络、支持向量机 Maximum likelihood, neural network and support vector machine	[28]
德克萨斯州南部 South Texas	玉米、棉花、高粱、甘蔗 Corn, cotton, sorghum and sugarcane	SPOT-5	光谱波段 Spectral bands	最大似然、光谱角制图、支持向量机 Maximum likelihood, spectral angle mapping and support vector machine	[30]
印度卡纳塔克邦某农 作物区域 Crop fields in Karnataka, India	地瓜、香菜、小麦、甘蔗等 8 种 8 crops, including groundnut, coriander, wheat and sugarcane etc	JPEG images	颜色、纹理特征(熵、自相 关、同质性等) Color and texture features including entropy, autocorrelation and homogeneity etc	模糊 C-均值聚类算法、欧式距离 算法 Fuzzy C-means and euclidian distance algorithm	[24]
山东运城 Yuncheng city, Shandong province	小麦、棉花 Wheat and cotton	HJ-1A CCD2, HJ-1B CCD2 and HJ-1B CCD1	光谱波段 Spectral bands	支持向量机 Support vector machine	[27]

量时相影像的分类方法很难辨识光谱相近的两种或多种作物, 尤其当作物识别的“关键物候”特征不够明显时, 利用该方法获取的农作物种植结构效果和精度往往较差。因此, 如何获取“最佳物候期”卫星影像, 充分利用光谱和空间特征识别物候历相近的两种或多种作物是该方法有待深入研究的关键问题。

3 基于时间序列影像的农作物种植结构提取方法

如前所述, 农作物种植结构是多种农作物通过一定的种植方式组合形成的空间表达, 其遥感提取要比单一农作物空间分布提取更为复杂。不同农作物生长发育阶段不同, 传统的单一遥感影像难以覆盖所有作物光谱识别的最佳时相, 因此, 如何利用时间序列遥感影像较好表征作物季相节律和物候变化规律的特点

来进行农作物种植结构提取成为了目前最为主流的技术方法^[31-33]。

3.1 基于单一特征量的方法

最常用的基于单一特征变量的方法是阈值法。农作物种植结构中的每类农作物有其特定的光谱特征时序曲线。阈值法就是分析比较不同农作物“光谱-时序”曲线特征, 找出每类作物识别最适宜的时间点; 基于专家知识、已有的先验知识或简单的光谱统计分析, 找出每类作物最佳区分点的光谱特征量阈值, 构建阈值法模型实现每类作物的识别和提取。如黄青等^[11]在分析农作物的物候特征和归一化差值植被指数 (NDVI) 时序变化特征的基础上, 找出了东北三省主要农作物类型识别的关键期, 通过物候历以及农情野外监测数据对作物识别阈值进行迭代修正和调整, 构建了东北地区农作物种植结构遥感提取模型; 张霞等^[34]根据玉米、小麦 MODIS 增强型植被指数 (EVI) 时序曲线所表现的物候规律, 确定

了 4 个物候关键期变量，即作物起始生长时间 T_{onset} 、生长峰值时间 T_{peak} 、EVI 达到最大值 EVI_{peak} 时间和生长终止时间 T_{end} ；结合专家知识确定了关键期变量的阈值，成功识别出了华北平原冬小麦与玉米空间分布及轮作方式。

阈值的合理确定是阈值模型构建的关键。基于已有经验或专家知识选取的阈值具有一定的主观性与不确定性，为了使阈值选取更加定量与精确，一些研究采用光谱统计分析法设置阈值。如张健康等^[35]通过比较各个作物 MODIS EVI 曲线中各个时序点的最大值、最小值和平均值，找出各个作物识别的关键期以及相应的阈值，再辅以 Landsat TM 监督分类的结果，较好提取出了黑龙江地区农作物种植结构；Foerster 等^[36]协同 1986—2002 年间不同季节的 35 景 TM/ETM+影像构建作物 NDVI 时序曲线，通过分析不同作物在各个时序点的光谱标准差取值差异，设置合理阈值成功绘制出了德国东北部 12 种农作物的空间分布图。

近年来，一些针对单一特征变量处理或分类的新方法，如数据融合法、傅里叶变换法和 BP 神经网络法等，也在农作物种植结构提取中日益得到应用。如何馨等^[37]采用小波变换对时序 MODIS NDVI 和 TM NDVI 进行了融合，融合后的 NDVI 既保证了原有时间序列的光谱特征，空间分辨率也从 250 m 提高至 30 m，提高了单一 NDVI 特征量提取种植结构的精度；蔡学良等^[38]同样将 ETM+影像与时序 MODIS NDVI 影像进行融合，利用融合后的 24 景时间序列 NDVI 数据，较好提取了漳河灌区的水稻、油菜、小麦及其轮作方式。Zhang 等^[39]运用快速傅里叶变换对 MODIS NDVI 时序曲线进行处理，选取曲线均值、1—3 级谐波的初始相位及振幅比例作为作物识别的参数，实现了华北地区玉米、棉花及轮作方式的识别；熊勤学等^[40]选取夏秋作物轮作期和 MODIS NDVI 均值为标准，采用分层方法区分秋收作物区与其他区，利用 BP 神经网络法进行分类，有效地提取出了湖北省江陵区中稻、晚稻、棉花 3 种作物类型；郝卫平等^[41]通过分析时序 MODIS NDVI 影像，采用 ISODATA 非监督分类算法以及光谱耦合技术得到了东北三省农作物种植结构的分布。

基于时间序列影像单一特征量的农作物种植结构提取方法操作简单、效率高，其引入了农作物的时间变化特征，在不同农作物的区分和识别中具有明显优势，尤其对农作物种植结构比较简单的区域

提取效果较好。然而，该方法也存在一些不足。如该方法通常选择 EVI 或 NDVI 作为特征量，特征量的选取具有较强的主观性，缺乏特征量的敏感性分析。另外，单一的 EVI 或 NDVI 特征量对于作物类型复杂多样的区域存在局限性，因为该特征量未必是所有作物识别的最优特征量，使得不同农作物提取的精度差异较大。

3.2 基于多特征参量的方法

针对单一 EVI 或 NDVI 特征量方法的不足，越来越多研究尝试利用多个光谱时序特征量来更好捕获每类作物区别于其他作物的特性，实现农作物种植结构的准确提取。基于时间序列影像多光谱特征参量的方法也常用阈值法，如李鑫川等^[42]除构建主要农作物的 EVI 和 NDVI 时序曲线外，还综合考虑了红波段、近红外波段等多个光谱波段的时序曲线，共同确定不同农作物识别的主要特征及相应的阈值取值，较好获取了大豆、玉米、水稻和矮瓜等 4 大作物的种植结构空间分布图；林文鹏等^[43]结合 EVI 和陆表水分指数 (LSWI) 作为特征参量，利用地面采样点来确定不同作物识别特征参量的阈值，实现了玉米、大豆、棉花、水稻和花生等主要秋季作物的提取。郝鹏宇等^[44]组合 2011 年多期 Landsat TM 与 HJ-1A/B CCD1/2 影像构建时序 WRDVI、EVI 和 NDVI 曲线，通过植被指数线性转换、曲线相似性比较，迭代计算出各个作物识别关键期的光谱阈值，较好实现了新疆博乐市农作物种植面积自动提取。

随着数据挖掘技术的迅速发展，一些新的非参数分类器，如集成 Boosting 算法的 See5.0、回归决策树、随机森林等也广泛应用到农作物种植结构信息提取。此类分类器能够同时分析海量特征参量，综合多种特征量的“组合优化”，挖掘不同作物识别的最佳特征量及阈值，可以克服阈值法中特征量及阈值选取的主观性。如 Wardlow 等^[5]采用逐层分类法提取了农作物种植结构：首先利用非监督分类 ISODATA 方法提取出耕地与非耕地，结合 15 个时间序列点的 MODIS NDVI 特征量，采用 See 5.0 决策树在耕地层面中识别出了苜蓿、夏季作物、冬小麦和休耕地，最后再基于 13 个时间序列点的 MODIS NDVI 特征量区分出了夏季作物中的玉米、高粱和大豆。

此外，NDVI、EVI 以及单波段光谱特征以外的纹理特征、地形（如高程、坡度和坡向信息等）、土壤、作物分布环境等特征量，也逐渐引入到农作物种植结构提取，两者结合可以较好改善农作物种植结构的提

表 2 基于时间序列影像多特征量的农作物种植结构提取代表性论文

Table 2 The typical literatures of crop pattern mapping based on time-series imageries using multiple features

研究区域 Study area	农作物类型 Crop area	数据源 Data resource	特征量 Features	分类方法 Classification method	文献出处 References
北京市 Beijing city	玉米、大豆、棉花、水稻、花生 Corn, soybean, cotton, rice and peanut	MODIS	增强型植被指数、陆表水分指数、光谱波段 EVI, LSWI and spectral bands	阈值法 Threshold method	[43]
美国农业主产区 The dominant production areas in USA	玉米、大豆 Corn and soybean	MODIS	光谱波段, 归一化差值植被指数、陆表水分指数 Spectral bands, NDVI and LST etc	分类回归树 Classification and regression tree	[47]
美国中央大平原 The U.S. Central Great Plains	苜蓿、冬小麦、夏作物 Alfalfa, winter wheat and summer crops	MODIS	归一化差值植被指数、光谱波段 NDVI and spectral bands	See5.0	[5]
全球 The globe	28 类灌溉作物 28 irrigated crops	AVHRR and SPOT VGT	光谱波段、归一化差值植被指数、地面高程、降雨、温度等 Spectral bands, NDVI, DEM, rainfall and temperature etc	非监督分类、光谱匹配技术、决策树 Unsupervised classification, spectral matching technology and decision tree	[49]
全球 The globe	9 类雨养作物 9 rained crops	AVHRR and SPOT VGT	光谱波段、归一化差值植被指数、地面高程、降雨、温度等 Spectral bands, NDVI, DEM, rainfall and temperature etc	影像分割、非监督分类、光谱耦合技术、决策树 Unsupervised classification, spectral matching technology, decision tree and image segmentation	[48]
加利福尼亚州优洛县 Yolo County, California, USA	燕麦、黑麦、小麦、苜蓿等 13 种 13 crops, including oats, rye, wheat and alfalfa etc	ASTER	绿波段指数、归一化差值植被指数、绿度归一化植被指数、转换型植被指数、灰度共生矩阵同质性 Vigreen, NDVI GNDVI, TVI and GLCM homogeneity etc	分类回归树 classification and regression tree	[20]
美国 48 个州 48 states, USA	玉米、大豆、高粱、小麦等 24 种作物 24 crops ,including corn, sorghum, soybeans and wheat etc	AWIFS, Landsat and MODIS	光谱波段、归一化差值植被指数、高程 Spectral bands, NDVI and DEM	See5.0	[45]
堪萨斯州多尼芬县 Doniphan County, Kansas	玉米、大豆 Corn and soybean	TM/ ETM+	光谱波段、增强型植被指数、归一化差值衰变指数、归一化耕作指数、累积积温 Spectral bands, EVI, NDSVI, NDTI, GDD etc	随机森林 Random forest	[46]
黑龙江农场 A farm in Heilongjiang province	大豆、玉米、水稻、矮瓜 Soybean, corn, rice and eggplant	HJ-1B CCD1/2 and HJ-1A CCD1/2	增强型植被指数、归一化差值植被指数、光谱波段 EVI, NDVI and spectral bands	阈值法 Threshold method	[42]
新疆博乐市 Bole city, Xingjiang province	棉花、葡萄、打瓜、玉米 Cotton, grape, watermelon and corn	HJ-1A CCD1/2, HJ-1B CCD1, TM and MODIS	增强型植被指数、归一化差值植被指数、重归一化植被指数 EVI, NDVI and WRDVI	阈值法 Threshold method	[44]
广西贵港市 Guigang city, Guangxi province	甘蔗、非甘蔗(水稻、桑树、木薯等) Sugarcane and non-sugarcane including rice, mulberry and cassava etc	HJ-1A CCD1/2, HJ-1B CCD1 and Aster	光谱波段、归一化植被指数、灰度共生矩阵一致性 Spectral bands,NDVI, GLCM homogeneity	影像分割, 阈值法 Image segmentation and threshold method	[49]

取精度。如 Peña-Barragán 等^[20]对 Aster 影像进行面向对象分割时,除选取对象的 Vigreen、NDVI、GNDVI、TCARI 和 TVI 等时序光谱特征外,还构建了 GLCM 同质性、GLCM 非相似性和 GLCM 熵等纹理特征,共计 336 个特征量,最后利用决策树实现加利福尼亚州优洛县 13 种作物组成的种植结构的自动提取。美国国家农业统计局在 AWIFS 和 Landsat TM 的时序光谱波段特征量基础上,融入了高程数据等作为输入特征量,采用 See5.0 决策树实现了美国 48 个州农作物种植结构的准确提取,产品精度超过 85%^[45]。根据不同农作物生长过程所需的总热量不一,Zhong 等^[46]引入累积积温 GDD (Growing-degree-day),并采用随机森林分类器对 GDD、光谱单波段、EVI、归一化差值衰变指数 (NDSVI) 和归一化耕作指数 (NDTI) 等多个特征量以及它们之间的组合进行测试,研究发现,时序光谱特征量结合 GDD 共同参与分类,能获得最高的整体分类精度。Chang 等^[47]通过引入地表温度 (Land Surface Temperature, LST),结合 MODIS 7 个时序单波段和时序 NDVI,作为最终的输入特征量,基于回归树分类器提取出了美国主产区的玉米和大豆空间分布面积。Biradar 等^[48]整合多时序 AVHRR 及 SPOT VGT 影像,基于高程、降雨、温度等多特征量对影像进行分割,结合非监督分类及简单决策树依次识别出全球 9 类雨养作物。基于相似的特征量组合和分类方法,Thenkabail 等^[49]也在同年提取出了全球 28 种灌溉作物的空间种植结构信息,整体精度达 90% 以上。

基于时间序列影像多特征量的农作物种植结构提取方法较好利用了多维特征向量的集成优势,可以有效地解决混合作物交界处和内部光谱混合或变异的问题,适用于农作物种植结构复杂区域。然而,特征向量的增加会降低数据处理和运算的效率,也会带来误差的累积。因此,如何确定适宜的特征量数量以及选取合适的特征量是需要重点考虑的问题。此外,如何实现不同特征量,尤其是光谱和非光谱特征量之间的整合及尺度协同,也需要深入研究。

3.3 基于特征量的统计模型法

基于时间序列影像的农作物种植结构提取得到多是“硬分类”结果。然而,中国很多区域地块破碎、地形多样和种植结构复杂,混合像元现象突出,农作物种植结构遥感提取存在很多难点问题。如果农作物的种植面积与“光谱-时序”曲线存在某种定量的相关

关系,可以通过建立作物“光谱-时序”曲线与面积丰度之间的定量函数关系,实现农作物种植面积及空间分布准确提取。基于这一假设,部分学者采用数理统计方法探索农作物种植面积与“光谱-时序”曲线之间的定量关系,取得了较理想结果。如 Pan 等^[51]以冬小麦为研究对象,通过对样本及其植被指数时序曲线分析发现,每个像元内部冬小麦种植面积比例与冬小麦 EVI 时序曲线上的 4 个关键物候期存在很高的关联性;通过构建冬小麦丰度与关键物候期之间的多元回归模型,实现了对整个区域冬小麦分布的自动和定量化提取。Lobell 等^[52]假定每个像元由多种作物混合而成,将单个光谱特征时序曲线视为光谱曲线,曲线每个时序点视为单个波段,利用线性光谱分解原理(即每个像素的光谱值是多种作物的光谱值的综合结果),每个像元的每个时序光谱值由像元内不同作物相应时序光谱值共同作用形成,通过构建相应的多元线性模型可计算出每个像元内部作物丰度。基于相似的时相分解原理,Ozdogan 等^[2]采用独立分量分析法提取了美国内布拉斯加州、堪萨斯州、土耳其西北部 3 个农业区的夏季作物和冬季作物,同参考数据相比,各个区的分类结果均方根误差均低于 30%。Atzberger 等^[53]以神经网络能够自主学习 NDVI 时序曲线与端元丰度之间的非线性关系为理论基础,构建神经网络算法,对意大利托斯卡尼区域 1988—2001 年间 AVHRR NDVI 影像进行作物识别,提取出的夏季和冬季作物种植面积同 TM/ETM+ 分类结果相比,均方根误差仅为 10%;基于相同的神经网络亚像素分解方法,Verbeiren 等^[54]利用时序 SPOT-VEGETATION NDVI 影像成功提取出比利时冬小麦和玉米的空间分布,同农作物统计数据的相关系数分别达 0.85 和 0.95,表明基于神经网络的亚像素分解方法优于常规的光谱线性分解方法。

基于“光谱-时序”特征量构建的统计模型一定程度上解决了混合像元问题,使得农作物种植面积提取精度更高。然而,这种经验或半经验模型的稳定性、普适性还需要进一步加强与完善,更好满足不同区域农作物种植结构提取的精度要求。

4 遥感与统计数据融合的农作物种植结构提取方法

遥感技术在农作物种植结构提取中发挥了重要作用,但受遥感数据获取能力、混合像元、大气纠正和

尺度转换等影响,单纯基于遥感技术的方法往往多应用于区域尺度,国家乃至全球尺度的农作物种植结构遥感提取仍较欠缺^[55-56]。随着全球地表覆盖遥感制图不断发展,全球耕地制图技术日益成熟,使很多不同尺度的全球耕地遥感产品出现成为可能。很多学者

开始探索将遥感数据和统计数据进行融合,利用遥感数据在耕地空间分布表达和统计数据在农作物类型和数量特征描述方面的优势,基于特定的空间分配规则进行统计数据的空间化表达,实现国家或全球尺度的农作物种植结构提取。如 Leff 等^[57]综合已有的全球遥

表 3 基于遥感与统计数据融合的农作物种植结构提取代表性论文

Table 3 The typical literatures of crop pattern mapping based on the fusion of remote sensing imageries and agricultural statistics

研究区域 Study area	农作物类型 Crop types	分辨率 Resolution	数据源 Data resources	融合原理 Fusion principle	文献出处 References
全球 The globe	水稻、小麦、玉米等 18 种作物 18 crops, including rice, wheat, corn etc	5 arc min	全球耕地数据集, 国、省和县等多尺度的作物统计数据等 Global cropland data set and national, province and county level crop census data	通过非耕地掩膜、归一化不同数据尺度、亚像素面积计算等过程, 实现全球 5 分栅格尺度下作物空间分配 The spatial distribution of crop types at a spatial resolution of 5 min was derived by masking non-cropland, normalizing data sets at different level and calculating subpixel fractions of crop area	[57]
全球 The globe	水稻、小麦、玉米等 175 种作物 175 crops, including rice, wheat, corn etc	5 arc min	MODIS 和 GLC2000 全球土地覆盖产品, 国家、州和县等多尺度的作物统计数据等 MODIS global land cover product, GLC2000 land cover data set and national, province and county level crop census data	M3: 采用线性回归模型, 将农作物统计数据分配到全球 5 分栅格尺度的耕地像元 M3: The crop census data was allocated to pixel at a spatial resolution of 5 min across the world based on a linear regression model	[59]
南美、非洲、全球 South Africa, Africa and the globe	水稻、小麦、玉米等 20 种作物 20 crops including rice, wheat and corn etc	5 arc min	全球耕地数据集, 作物统计数据、农业灌溉图、农业气候适宜性数据等 Global cropland data sets, crop census data, agricultural irrigation map and agro-climate crop suitability data	SPAM 模型: 基于交叉信息熵方法将农作物统计信息分配至全球 5 分栅格尺度的耕地像元 The crop census data was allocated to pixel at a spatial resolution of 5 min across the world based on cross-entropy approach	[56,61-62]
全球 The globe	26 种灌溉与雨养作物 26 irrigated and rainfed crops	5 arc min	全球耕地数据集、作物统计数据、气候地形等 Global cropland data sets, crop census data, climate and topographic data	MIRCA2000: 通过重分类、汇编、编辑、均质化等过程实现全球 5 分栅格尺度下作物空间分配 MIRCA 2000: The spatial distribution of crop types at a spatial resolution of 5 min across the world was derived by reclassification, compilation, editing and homogenization	[60]
全球 The globe	水稻、小麦、玉米等 23 种作物 23 crops including rice, wheat and corn	5 arc min	全球耕地数据集、农业气候适宜性数据、人口密度、市场距离等 Global cropland data sets, agro-climate suitability data, population density and distance to market	GAEZ: 基于交叉信息熵方法将农作物统计信息分配至全球 5 分栅格尺度的耕地像元 GAEZ: The crop census data was allocated to pixel at a spatial resolution of 5 min across the world based on the cross-entropy approach	[63]

感耕地数据^[58]和国家、省级和县等多个层次的农作物统计数据,通过非耕地区域掩膜、数据归一化处理、丰度计算等过程,实现 20 世纪 90 年代全球 5 分栅格尺度下 18 种农作物空间分布提取。Monfreda 等^[59]整合 MODIS 和 GLC2000 两类全球耕地遥感产品,以及国家、州和县等多尺度统计数据,构建线性回归模型,将 175 种农作物统计信息分配到全球 5 分栅格尺度耕地像元中,提取出了 2000 年全球农作物种植结构信息。基于 Monfreda 和 Ramankutty 等的全球农作物分布产品,Portmann 等^[60]融入灌溉和雨养作物的物候历、作物统计面积、气候和地形等数据,通过重分类、汇编、编辑、均质化等过程,获取了 2000 年 5 分栅格尺度的 26 种灌溉和雨养农作物的空间分布。You 等提出的 SPAM 模型综合利用了 Monfreda 等的全球耕地空间分布、农作物统计面积、农业灌溉分布和农作物适宜性分布等多源信息,基于交叉信息熵理论和方法,将农作物统计信息分配至 5 分栅格尺度像元,得到了全球 20 类农作物的空间分布^[56,61-62]。同样,Fischer 等^[63]在最新的 GAEZ 模型中,也综合利用全球耕地分布图、农作物适宜性、人口密度、市场距离等信息,基于相同的交叉信息熵理论和方法,将农作物统计信息分配至 5 分栅格尺度像元,得到了全球 23 类农作物的空间分布。

毋庸置疑,遥感与统计数据融合获取的农作物种植结构数据为全球尺度农作物面积统计、产量估算和期货交易等提供了重要数据。然而,较粗的空间分辨率和较低的制图精度,使得这些数据的区域适宜性较差,而且这些数据往往针对特定的时间点或时段,缺乏长时间序列数据集,难以用于分析农作物种植结构动态变化。因此,如何提高此类方法的空间分配精度和数据产品的时间序列长度是需要重点解决的科学难点问题。

5 研究展望

总的来说,近 10 年来,农作物种植结构遥感提取研究取得了较大进展,在服务农业生产、保障粮食安全和推动全球变化研究等方面发挥了重要作用。然而,农作物种植结构遥感提取仍然面临诸多难点与挑战,制约着遥感提取结果的精度和效率。未来相当长的一段时间内,农作物种植结构遥感提取研究应该以区域“作物一张图”为目标,充分发挥多源数据组合利用的优势,围绕作物类型多样化和覆盖区域大尺度化开展种植结构提取研究,加强数据预处理、特征参量提

取和分类器高效选择等关键技术研究,提升农作物种植结构遥感提取的时空尺度,以满足多方位的农业应用需求。

首先,种植结构提取中覆盖的农作物类型需要进一步扩展。农作物种植结构提取是对多种农作物类型的准确提取,和国外已有的农作物空间分布遥感产品(如 CDL 和 MIRCA2000)相比,国内农作物种植结构提取覆盖的农作物类型数量偏少,主要集中于水稻、小麦和玉米等主要粮食作物,高粱、芝麻和花生等其他作物较少覆盖,限制了该类数据的应用潜力。因此,未来农作物种植结构遥感提取覆盖的农作物类型应进一步扩展,以更好满足不同用户对农作物空间分布信息的需求。

其次,大范围的农作物种植结构提取能力需要进一步加强。目前,单纯利用遥感技术的农作物种植结构提取多针对区域尺度,国家及全球尺度的研究仅局限于少数欧美国家。虽然基于遥感与统计数据融合的方法获取了一些全球农作物空间分布产品,但这些数据产品精度低,难以满足具体的应用需求。因此,大区域尺度,尤其中国复杂地形和复杂种植条件下的大区域农作物种植结构遥感提取能力需要进一步加强^[11,64]。

再次,如何充分利用多源数据是需要重点考虑的关键问题。农作物种植结构提取涉及到多种作物,对遥感影像的空间、时间和光谱分辨率要求较高。然而,空间分辨率高的影像往往难以有效进行作物区分,而时间和光谱分辨率高的影像空间分辨率低,混合像元现象普遍。因此,如何处理好光谱、时间和空间分辨率之间的矛盾关系,实现农作物种植结构遥感的准确提取是需要重点考虑的问题^[38,65]。此外,非遥感数据源,如气象、地形和社会经济统计数据等,也常引入辅助农作物种植结构提取,以提高遥感提取精度。然而,不同来源的数据质量、内涵和时空尺度差异会反过来影响遥感提取精度。因此,未来研究需要加强多源数据的替代和整合技术研究,以实现不同数据源之间的“优势互补”;也需要加强多源数据的尺度转换研究,以提高农作物种植结构提取的灵活性和准确性^[66]。

然后,农作物种植结构遥感提取方法有待进一步提升。虽然农作物种植结构遥感提取方法取得了快速发展,但仍存在一些问题。首先是遥感数据的预处理。辐射和几何纠正、时序曲线平滑等过程引入的不确定性仍是制约遥感提取精度的重要因素。如采取何种曲

线平滑算法既能高效地去除噪声, 又不降低作物“光谱-时序”曲线特征; 其次是特征和时相选择问题。由于“同谱异物和同物异谱”的影响, 科学合理选择作物识别特征量的类型、数量和时相特征尤为重要^[67-68]; 最后是分类器的合理选择。不同的分类器学习能力和容错能力不同, 对数据源及区域的适用性也存在差异^[69-70]。如简单决策树法充分利用了作物季相节律特征且阈值模型具有很好的解释能力, 但阈值选取主观性强, 易受到播种时间和物候差异的影响。See5.0、随机森林分类和分类回归树等分类器虽然可以自动选取最佳的识别特征量和阈值, 但其对训练样本的质量和数量具有较强的依赖性。因此, 如何从海量分类器中选择最适宜的分类器是农作物种植结构提取亟需解决的关键问题。

最后, 农作物种植结构动态变化遥感提取是新的发展方向。目前农作物种植结构遥感提取研究多侧重于单一时间点或时间段的静态提取, 难以用于分析农作物种植结构的时空动态特征和规律。事实上, 农作物种植结构时空动态变化对气候变化、陆地生态系统、地球物理和地球化学循环过程、全球陆地-海洋相互作用等有着重要影响^[71-73]。因此, 在未来的研究中, 需加强长时间序列的农作物种植结构遥感提取研究, 综合分析农作物种植结构动态变化的原因、过程及结果, 更好促进农业可持续发展。

References

- [1] 唐华俊, 吴文斌, 杨鹏, 周清波, 陈仲新. 农作物空间格局遥感监测研究进展. *中国农业科学*, 2010, 43(14): 2879-2888.
Tang H J, Wu W B, Yang P, Zhou Q B, Chen Z X. Recent progresses in monitoring crop spatial patterns by using remote sensing technologies. *Scientia Agricultura Sinica*, 2010, 43(14): 2879-2888. (in Chinese)
- [2] Ozdogan M. The spatial distribution of crop types from MODIS data: temporal unmixing using independent component analysis. *Remote Sensing of Environment*, 2010, 114(6): 1190-1204.
- [3] 马丽, 顾晓鹤, 徐新刚, 黄文江, 贾建华. 地块数据支持下的玉米种植面积遥感测量方法. *农业工程学报*, 2009, 25(8): 147-151.
Ma L, Gu X H, Xu X G, Huang W J, Jia J H. Remote sensing measurement of corn planting area based on field-data. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2009, 25(8): 147-151. (in Chinese)
- [4] Wardlow B D, Egbert S L, Kastens J H. Analysis of time-series MODIS 250 m vegetation index data for crop classification in the US Central Great Plains. *Remote Sensing of Environment*, 2007, 108(3): 290-310.
- [5] Wardlow B D, Egbert S L. Large-area crop mapping using time-series MODIS 250 m NDVI data: an assessment for the US Central Great Plains. *Remote Sensing of Environment*, 2008, 112(3): 1096-1116.
- [6] Wu W, Shibasaki R, Yang P, Tan G, Matsumura K, Sugimoto K. Global-scale modelling of future changes in sown areas of major crops. *Ecological Modelling*, 2007, 208(2): 378-390.
- [7] Vintrou E, Desbrosse A, Bégué A, Traoré S, Baron C, Lo Seen D. Crop area mapping in West Africa using landscape stratification of MODIS time series and comparison with existing global land products. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2012, 14(1): 83-93.
- [8] 马丽. 多源信息复合的 SVM 混合地块分解法提取玉米种植面积 [D]. 西安: 西安科技大学, 2009.
Ma L. Extracting corn planting area by multi-source data with SVM mixed-field decomposed method[D]. Xian: Xian University of Technology, 2009. (in Chinese)
- [9] Xiao X, Boles S, Frohling S, Li C, Babu J Y, Salas W, Moore Iii B. Mapping paddy rice agriculture in South and Southeast Asia using multi-temporal MODIS images. *Remote Sensing of Environment*, 2006, 100(1): 95-113.
- [10] 孙华生. 利用多时相MODIS数据提取中国水稻种植面积和长势信息[D]. 杭州: 浙江大学, 2009.
Sun H S. Extracting planting area and growth information of paddy rice using multi-temporal MODIS data in China [D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2009. (in Chinese)
- [11] 黄青, 唐华俊, 周清波, 吴文斌, 王利民, 张莉. 东北地区主要作物种植结构遥感提取及长势监测. *农业工程学报*, 2010, 26(09): 218-223.
Huang Q, Tang H J, Zhou Q B, Wu W B, Wang L M, Zhang L. Remote-sensing based monitoring of planting structure and growth condition of major crops in Northeast China. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2010, 26(9): 218-223. (in Chinese)
- [12] 陈水森, 柳钦火, 陈良富, 李静, 刘强. 粮食作物播种面积遥感监测研究进展. *农业工程学报*, 2005, 21(6): 166-171.
Cheng S S, Liu Q H, Chen L F, Li J, Liu Q. Review of research advances in remote sensing monitoring of grain crop area. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2005, 21(6): 166-171. (in Chinese)
- [13] Mariotto I, Thenkabail P S, Huete A, Slonecker E T, Platonov A. Hyperspectral versus multispectral crop-productivity modeling and

- type discrimination for the HypSPIRI mission. *Remote Sensing of Environment*, 2013, 139: 291-305.
- [14] Turker M, Ozdarici A. Field-based crop classification using SPOT4, SPOT5, IKONOS and QuickBird imagery for agricultural areas: a comparison study. *International Journal of Remote Sensing*, 2011, 32(24): 9735-9768.
- [15] Blaes X, Holecz F, Van Leeuwen H, Defourny P. Regional crop monitoring and discrimination based on simulated ENVISAT ASAR wide swath mode images. *International Journal of Remote Sensing*, 2007, 28(2): 371-393.
- [16] Boryan C, Craig M. Multiresolution Landsat TM and AWiFS sensor assessment for crop area estimation in Nebraska. *Proceedings from Pecora*, 2005, 16: 22-27.
- [17] 李静, 柳钦火, 刘强, 陈良富, 柏军华, 李少昆. 基于波谱知识的 CBERS-02 卫星遥感图像棉花像元识别方法研究. *中国科学 E 辑: 信息科学*, 2005, 35(增刊): 141-155.
Li J, Liu Q H, Liu Q, Chen L F, Bai J H, Li S K. Method research of pixel discrimination about CBERS-02 satellite image based on spectral knowledge. *Science in China Series E: Information Science*, 2005, 35(Suppl.): 141-155. (in Chinese)
- [18] Van Niel T G, Mcvicar T R. Determining temporal windows for crop discrimination with remote sensing: a case study in south-eastern Australia. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2004, 45(1): 91-108.
- [19] Hartfield K A, Marsh S E, Kirk C D, Carrière Y. Contemporary and historical classification of crop types in Arizona. *International Journal of Remote Sensing*, 2013, 34(17): 6024-6036.
- [20] Peña-Barragán J M, Ngugi M K, Plant R E, Six J. Object-based crop identification using multiple vegetation indices, textural features and crop phenology. *Remote Sensing of Environment*, 2011, 115(6): 1301-1316.
- [21] Arvor D, Jonathan M, Meirelles M S P, Dubreuil V, Durieux L. Classification of MODIS EVI time series for crop mapping in the state of Mato Grosso, Brazil. *International Journal of Remote Sensing*, 2011, 32(22): 7847-7871.
- [22] Yu Q, Gong P, Clinton N, Biging G, Kelly M, Schirokauer D. Object-based detailed vegetation classification with airborne high spatial resolution remote sensing imagery. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 2006, 72(7): 799-811.
- [23] 贾坤, 李强子. 农作物遥感分类特征变量选择研究现状与展望. *资源科学*, 2013, 35(12): 2507-2516.
Jia K, Li Q Z. Review of features selection in crop classification using remote sensing data. *Resource Science*, 2013, 35(12): 2507-2516. (in Chinese)
- [24] Patil A, Ishwarappa R K. Classification of crops using FCM segmentation and texture, color feature. *World Journal of Science and Technology*, 2013, 2(10): 371-376.
- [25] 郑长春, 王秀珍, 黄敬峰. 基于特征波段的 SPOT-5 卫星影像水稻面积信息自动提取的方法研究. *遥感技术与应用*, 2008, 23(3): 294-299.
Zheng C C, Wang X Z, Huang J F. Decision tree algorithm of automatically extracting paddy rice information from SPOT-5 images based on characteristic bands. *Remote Sensing Technology and Application*, 2008, 23(3): 294-299. (in Chinese)
- [26] Mathur A, Foody G M. Crop classification by support vector machine with intelligently selected training data for an operational application. *International Journal of Remote Sensing*, 2008, 29(8): 2227-2240.
- [27] Jia K, Wu B, Li Q. Crop classification using HJ satellite multispectral data in the North China Plain. *Journal of Applied Remote Sensing*, 2013, 7(1): 73576.
- [28] 贾坤, 李强子, 田亦陈, 吴炳方, 张飞飞, 蒙继华. 微波后向散射数据改进农作物光谱分类精度研究. *光谱学与光谱分析*, 2011, 31(2): 483-487.
Jia K, Li Q Z, Tian Y C, Wu B F, Zhang F F, Meng J H. Accuracy improvement of spectral classification of crop using microwave backscatter data. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2011, 31(2): 483-487. (in Chinese)
- [29] 彭光雄, 宫阿都, 崔伟宏, 明涛, 陈锋锐. 多时相影像的典型区农作物识别分类方法对比研究. *地球信息科学学报*, 2009, 11(2): 225-230.
Peng G X, Gong A D, Cui W H, Ming T, Chen F R. Study on methods comparison of typical remote sensing classification based on multi-temporal images. *Journal of Geo-Information Science*, 2009, 11(2): 225-230. (in Chinese)
- [30] Yang C, Everitt J H, Murden D. Evaluating high resolution SPOT 5 satellite imagery for crop identification. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2011, 75(2): 347-354.
- [31] 张喜旺, 秦耀辰, 秦奋. 综合季相节律和特征光谱的冬小麦种植面积遥感估算. *农业工程学报*, 2013, 29(8): 154-163.
Zhang X W, Qin Y C, Qin F. Remote sensing estimation of planting area for winter wheat by integrating seasonal rhythms and spectral characteristics. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2013, 29(8): 154-163. (in Chinese)
- [32] Simonneaux V, Duchemin B, Helson D, Er-Raki S, Olioso A, Chehbouni A G. The use of high-resolution image time series for crop classification and evapotranspiration estimate over an irrigated area in

- central Morocco. *International Journal of Remote Sensing*, 2008, 29(1): 95-116.
- [33] Xiao X, Boles S, Liu J, Zhuang D, Frolking S, Li C, Salas W, Moore III B. Mapping paddy rice agriculture in southern China using multi-temporal MODIS images. *Remote Sensing of Environment*, 2005, 95(4): 480-492.
- [34] 张霞, 焦全军, 张兵, 陈正超. 利用 MODIS_EVI 图像时间序列提取作物种植模式初探. *农业工程学报*, 2008(05): 161-165.
Zhang X, Jiao Q J, Zhang B, Chen Z C. Preliminary study on cropping pattern mapping using MODIS_EVI image time series. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2008, 24(5): 161-165. (in Chinese)
- [35] 张健康, 程彦培, 张发旺, 岳德鹏, 郭晓晓, 董华, 王计平, 唐宏方. 基于多时相遥感影像的作物种植信息提取. *农业工程学报*, 2012, 28(2): 134-141.
Zhang J K, Cheng Y P, Zhang F W, Yue D P, Guo X X, Dong H, Wang J P, Tang H F. Crops planting information extraction based on multi-temporal remote sensing images. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2012, 28(2): 134-141. (in Chinese)
- [36] Foerster S, Kaden K, Foerster M, Itzerott S. Crop type mapping using spectral-temporal profiles and phenological information. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2012, 89: 30-40.
- [37] 何馨. 基于多源数据融合的玉米种植面积遥感提取研究[D]. 南京: 南京信息工程大学, 2010.
He X. Study of extracting corn planting area using the fusion technologies of multi-source remote sensing data[D]. Nanjing: Nanjing University of Information Science & Technology, 2010. (in Chinese)
- [38] 蔡学良, 崔远来. 基于异源多时相遥感数据提取灌区作物种植结构. *农业工程学报*, 2009, 25(8): 124-130.
Cai X L, Cui Y L. Crop planting structure extraction in irrigated areas from multi-sensor and multi-temporal remote sensing data. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2009, 25(8): 124-130. (in Chinese)
- [39] Mingwei Z, Qingbo Z, Zhongxin C, Jia L, Yong Z, Chongfa C. Crop discrimination in northern China with double cropping systems using Fourier analysis of time-series MODIS data. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2008, 10(4): 476-485.
- [40] 熊勤学, 黄敬峰. 利用 NDVI 指数时序特征监测秋收作物种植面积. *农业工程学报*, 2009, 25(1): 144-148.
Xiong Q X, Huang J F. Estimation of autumn harvest crop planting area based on NDVI sequential characteristics. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2009, 25(1): 144-148. (in Chinese)
- [41] 郝卫平, 梅旭荣, 蔡学良, 杜建涛, 刘勤. 基于多时相遥感影像的东北三省作物分布信息提取. *农业工程学报*, 2011, 27(1): 201-207.
Hao W P, Mei X R, Cai X L, Du J T, Liu Q. Crop planting extraction based on multi-temporal remote sensing data in Northeast China. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2011, 27(1): 201-207. (in Chinese)
- [42] 李鑫川, 徐新刚, 王纪华, 武洪峰, 金秀良, 李存军, 鲍艳松. 基于时间序列环境卫星影像的作物分类识别. *农业工程学报*, 2013, 29(2): 169-176.
Li X C, Xu X G, Wang J H, Wu H F, Jin X L, Li C J, Bao Y S. Crop classification recognition based on time-series images from HJ satellite. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2013, 29(2): 169-176. (in Chinese)
- [43] 林文鹏, 王长耀, 储德平, 牛铮, 钱永兰. 基于光谱特征分析的主要秋季作物类型提取研究. *农业工程学报*, 2006, 22(9): 128-132.
Lin W P, Wang C Y, Chu D P, Niu Z, Qian Y L. Extraction of fall crop types based on spectral analysis. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2006, 22(9): 128-132. (in Chinese)
- [44] 郝鹏宇, 牛铮, 王力, 王秀兰, 王长耀. 基于历史时序植被指数库的多源数据作物面积自动提取方法. *农业工程学报*, 2012, 28(23): 123-131.
Hao P Y, Niu Z, Wang L, Wang X L, Wang C Y. Multi-source automatic crop pattern mapping based on historical vegetation index profiles. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2012, 28(23): 123-131. (in Chinese)
- [45] Boryan C, Yang Z, Mueller R, Craig M. Monitoring US agriculture: the US Department of Agriculture, National Agricultural Statistics Service, Cropland Data Layer Program. *Geocarto International*, 2011, 26(5): 341-358.
- [46] Zhong L, Gong P, Biging G S. Efficient corn and soybean mapping with temporal extendability: a multi-year experiment using Landsat imagery. *Remote Sensing of Environment*, 2013, 140: 1-13.
- [47] Chang J, Hansen M C, Pittman K, Carroll M, Dimiceli C. Corn and soybean mapping in the United States using MODIS time-series data sets. *Agronomy Journal*, 2007, 99(6): 1654-1664.
- [48] Biradar C M, Thenkabail P S, Noojipady P, Li Y, Dheeravath V, Turrall H, Velpuri M, Gumma M K, Gangalakunta O R P, Cai X L, Xiao X, Schull M A, Alankara R D, Gunasinghe S, Mohideen S. A global map of rainfed cropland areas (GMRC) at the end of last

- millennium using remote sensing. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2009, 11(2): 114-129.
- [49] Thenkabail P S, Biradar C M, Noojipady P, Dheeravath V, Li Y, Velpuri M, Gumma M, Gangalakunta O R P, Turrall H, Cai X, Vithanage J, Schull M A, Dutta R. Global irrigated area map (GIAM), derived from remote sensing, for the end of the last millennium. *International Journal of Remote Sensing*, 2009, 30(14): 3679-3733.
- [50] 王久玲, 黄进良, 王立辉, 胡砚霞, 韩鹏鹏, 黄维. 面向对象的多时相 HJ 星影像甘蔗识别方法. *农业工程学报*, 2014, 30(11): 145-151.
- Wang J L, Huang J L, Wang L H, Hu Y X, Han P P, Huang W. Identification of sugarcane based on object-oriented analysis using time-series HJ CCD data. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2014, 30(11): 145-151. (in Chinese)
- [51] Pan Y, Li L, Zhang J, Liang S, Zhu X, Sulla-Menashe D. Winter wheat area estimation from MODIS-EVI time series data using the Crop Proportion Phenology Index. *Remote Sensing of Environment*, 2012, 119: 232-242.
- [52] Lobell D B, Asner G P. Cropland distributions from temporal unmixing of MODIS data. *Remote Sensing of Environment*, 2004, 93(3): 412-422.
- [53] Atzberger C, Rembold F. Mapping the spatial distribution of winter crops at sub-pixel level using AVHRR NDVI time series and neural nets. *Remote Sensing*, 2013, 5(3): 1335-1354.
- [54] Verbeiren S, Eerens H, Piccard I, Bauwens I, Van Orshoven J. Sub-pixel classification of SPOT-VEGETATION time series for the assessment of regional crop areas in Belgium. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2008, 10(4): 486-497.
- [55] 唐鹏钦, 杨鹏, 陈仲新, 李正国, 游良志, 刘珍环, 吴文斌, 姚艳敏. 利用交叉信息熵模拟东北地区水稻种植面积空间分布. *农业工程学报*, 2013, 29(17): 96-104.
- Tang P Q, Yang P, Chen Z X, Li Z G, You L Z, Liu Z H, Wu W B, Yao Y M. Using cross-entropy method simulate spatial distribution of rice in Northeast China. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2013, 29(17): 96-104. (in Chinese)
- [56] You L, Wood S. An entropy approach to spatial disaggregation of agricultural production. *Agricultural Systems*, 2006, 90(13): 329-347.
- [57] Leff B, Ramankutty N, Foley J A. Geographic distribution of major crops across the world. *Global Biogeochemical Cycles*, 2004, 18: 1-27.
- [58] Ramankutty N, Foley J A. Characterizing patterns of global land use: an analysis of global croplands data. *Global Biogeochemical Cycles*, 1998, 12(4): 667-685.
- [59] Monfreda C, Ramankutty N, Foley J A. Farming the planet: 2. geographic distribution of crop areas, yields, physiological types, and net primary production in the year 2000. *Global Biogeochemical Cycles*, 2008, 22(1), doi: 10.1029/2007GB002947.
- [60] Portmann F T, Siebert S, Döll P. MIRCA2000-Global monthly irrigated and rainfed crop areas around the year 2000: a new high-resolution data set for agricultural and hydrological modeling. *Global Biogeochemical Cycles*, 2010, 24(1), doi:10.1029/2008GB003435.
- [61] You L, Wood S, Wood-Sichra U. Generating plausible crop distribution maps for Sub-Saharan Africa using a spatially disaggregated data fusion and optimization approach. *Agricultural Systems*, 2009, 99(2/3): 126-140.
- [62] Tan J, Yang P, Liu Z, Wu W, Zhang L, Li Z, You L, Tang H, Li Z. Spatio-temporal dynamics of maize cropping system in Northeast China between 1980 and 2010 by using spatial production allocation model. *Journal of Geographical Sciences*, 2014, 24(3): 397-410.
- [63] Fischer G, Nachtergaele F, Prieler S, Teixeira E, Toth G, van Velthuisen H, Verelst L, Wiberg D. Global Agro-Ecological Zones (GAEZ v3.0) Model Documentation. *International Institute for Applied systems Analysis (IIASA), Laxenburg. Rome, Italy: Austria and the Food and Agriculture Organization of the United Nations (FAO)*, 2012.
- [64] Wu B, Li Q. Crop planting and type proportion method for crop acreage estimation of complex agricultural landscapes. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2012, 16: 101-112.
- [65] Carrão H, Gonçalves P, Caetano M. Contribution of multispectral and multitemporal information from MODIS images to land cover classification. *Remote Sensing of Environment*, 2008, 112(3): 986-997.
- [66] 杨鹏, 吴文斌, 周清波, 查燕. 基于光谱反射信息的作物单产估测模型研究进展. *农业工程学报*, 2008, 24(10): 262-268.
- Yang P, Wu W B, Zhou Q B, Zha Y. Research progress in crop yield estimation models based on spectral reflectance data. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2008, 24(10): 262-268. (in Chinese)
- [67] Low F, Michel U, Dech S, Conrad C. Impact of feature selection on the accuracy and spatial uncertainty of per-field crop classification using Support Vector Machines. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2013, 85: 102-119.
- [68] Somers B, Asner G P. Multi-temporal hyperspectral mixture analysis and feature selection for invasive species mapping in rainforests.

- Remote Sensing of Environment*, 2013, 136: 14-27.
- [69] Du P, Xia J, Zhang W, Tan K, Liu Y, Liu S. Multiple classifier system for remote sensing image classification: a review. *Sensors*, 2012, 12(4): 4764.
- [70] Shao Y, Lunetta R S. Comparison of support vector machine, neural network, and CART algorithms for the land-cover classification using limited training data points. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2012, 70: 78-87.
- [71] 余强毅, 吴文斌, 唐华俊, 杨鹏, 陈仲新, 陈佑启. 复杂系统理论与 Agent 模型在土地变化科学中的研究进展. *地理学报*, 2011, 66(11): 1518-1530.
- Yu Q Y, Wu W B, Tang H J, Yang P, Chen Z X, Chen Y Q. Complex system theory and agent-based modeling: progresses in land change science. *Acta Geographica Sinica*, 2011, 66(11): 1518-1530. (in Chinese)
- [72] Zhong L, Hawkins T, Biging G, Gong P. A phenology-based approach to map crop types in the San Joaquin Valley, California. *International Journal of Remote Sensing*, 2011, 32(22): 7777-7804.
- [73] Wu W, Yu Q, Peter V H, You L, Yang P, Tang H. How could agricultural land systems contribute to raise food production under global change? *Journal of Integrative Agriculture*, 2014, 13(7): 1432-1442.

(责任编辑 郭银巧, 杨鑫浩)