

农作物遥感识别中的多源数据融合研究进展

宋茜^{1,2}, 周清波¹, 吴文斌^{1,3}, 胡琼¹, 余强毅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黑龙江省农业科学院遥感技术中心, 哈尔滨 150086;

³华中师范大学城市和环境科学学院, 武汉 430079)

摘要: 农作物遥感识别是地理学和生态学研究的前沿和热点, 多源数据在农作遥感识别中日益发挥重要作用。笔者从多源数据融合的角度, 归纳了 2000 年后多源数据在农作物遥感识别中应用的总体概况, 系统梳理并提炼了当前多源数据融合的主要融合技术和融合模式。围绕与多源数据融合和农作物遥感识别相关的关键词, 在 Google 学术、ISI Web of Knowledge 和中国知网中对 2000—2014 年间国内外发表的论文进行检索, 并统计不同传感器的使用频率及结合方式。研究表明, 以提高空间分辨率为目标的多源数据融合和以提高时间分辨率为目标的多源数据融合技术是当前的两种主要方式, 可以在一定程度上实现时空尺度的扩展。前者的融合技术包括图像融合、正态模糊分布神经网络模型、成分替换、半经验数据模型融合及多分辨率小波分解等, 可以提升遥感数据的空间分解力和清晰度, 较好弱化混合像元产生的影响, 但农作物光谱信息有一定程度的丢失或扭曲, 农作物空间分布局部细节信息与纹理特征依然会缺失; 后者的融合技术形式灵活多样, 可分为同源数据联合扩展时序的时空优化技术和异源数据联合扩展时序的时空优化技术, 其可以有效排除短时间段内农作物生育期交叉, 但易受不同遥感数据源间光谱反射率或植被指数转换模型及光谱波段设置差异的影响。在融合模式方面, 根据数据类型分为光学数据的融合、光学数据与微波数据的融合以及遥感与非遥感数据的融合, 以实现卫星资源优势互补为宗旨, 充分挖掘不同类型农作物在遥感数据上呈现的光谱、时间和空间特征差异信息。同样, 农作物遥感识别研究中的多源遥感数据融合也存在诸多挑战, 在未来一段时间内, 完善不同传感器之间的合作、更深层次挖掘融合信息以及多尺度长时间序列的中高分辨率农作物空间分布数据集的需求是多源数据融合的农作物遥感识别研究的重点发展方向和亟待解决的问题。研究结果有助于更好地理解多源遥感数据融合的技术和模式, 为摸清多源数据融合在农作物识别中总体进展提供支撑, 同时也为其他多源数据融合研究提供借鉴。

关键词: 农作物; 多源数据; 融合; 遥感; 识别

Recent Progresses in Research of Integrating Multi-Source Remote Sensing Data for Crop Mapping

SONG Qian^{1,2}, ZHOU Qing-bo¹, WU Wen-bin^{1,3}, HU Qiong¹, YU Qiang-yi¹, TANG Hua-jun¹

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

Abstract: Crop mapping by using the remotely-sensed images provide basic information for further geographical and ecological researches. A systematic review on the recent literature regarding crop mapping was carried out in order to improve our understanding on the integration and application of multi-source remote sensing data. The literature search was performed in Google Scholar, the ISI Web of Knowledge and CNKI (e.g. Topic = "crop + mapping"; Topic = "classification + multi-source"; timespan =

收稿日期: 2014-11-24; 接受日期: 2015-02-04

基金项目: 国家自然科学基金 (41271112)、测绘地理信息公益性行业科研专项 (201512028)

联系方式: 宋茜, E-mail: songqianky@163.com. 通信作者唐华俊, E-mail: tanghuajun@caas.cn. 通信作者周清波, E-mail: zhouqingbo@caas.cn

2000-2014)。According to the thorough analysis on the existing publications, it is suggested that (1) there are two main ways to identify crop types based on the integration of multi-source data in order to expand the spatial and temporal scales. The techniques of multi-source data fusion, which are aimed at improving the spatial resolution, include image fusion, normal fuzzy distributed neural networks, component substitution, semi-physical fusion approach, and multiresolution wavelet decomposition. With the integrated application of such approaches, the spatial resolution and clarity of remote sensing images are raised; the effect of mixed pixels is weakened to some extent. Nevertheless, crop spectral information is partly lost or distorted. The techniques of multi-source data fusion, which are aimed at improving the temporal resolution, can be categorized into two types: the integration of the same data source, and the integration of different data sources. By using such approaches, the crossover of growth period among different crops can be effectively eliminated. But such approaches are susceptible to transformation models of spectral reflectance or vegetation indices, and the differences in band coverage among different remote sensing data. (2) The modes of multi-source data fusion can be categorized into three types according to the data types applied: integration of optical data, integration of optical and microwave data, and integration of remote sensing and ancillary data sources. Taking complementary advantages of various satellite data resources, these techniques of data fusion fully mine the differences of spectral, temporal and spatial characteristics, among various crop species. However, there still remain challenges in previous researches about the crop identification based on the fusion of multi-source remotely sensed data.

Key words: crop; multi-source; combining; remote sensing; identification

农作物空间分布是农业生产活动对土地利用的表现形式，也是对自然资源高效利用及田间科学管理的最终结果^[1-2]。及时准确地识别农作物空间分布不仅是区域农作物长势监测、产量估测和灾情评估等的重要基础，也是宏观掌握粮食生产、指导农业生产和调控农产品贸易的依据^[3-4]。遥感技术作为新型对地观测技术，因宏观性、综合性和动态性的特点，迅速成为农作物空间分布信息获取的重要手段^[5-6]。因此，农作物遥感识别研究具有重要的理论和实践意义^[7]。自美国 Purdue 大学首次将遥感数据用于农作物监测后，涌现了大量农作物遥感识别的研究，Landsat TM^[8-9]、MODIS^[10-11]、QuickBird^[12]等不同传感器数据在农作物空间分布及其动态变化提取中发挥了重要作用。事实上，单一遥感数据在实际应用中呈现出复杂的时空异质性和尺度敏感性的特征^[13]；同时，受农作物光谱重叠与交叉、遥感影像时间分辨率与空间分辨率相互制约，以及成像过程诸多干扰因素的限制，基于单一数据源的农作物识别效果往往不理想^[14]。因此，多源遥感数据融合在农作物遥感识别中日益发挥重要作用，其在很大程度上弥补了单一数据和分类方法的缺陷^[15]。近年来，国内外很多学者开展了基于多源遥感数据融合的农作物空间分布信息提取方法研究，但已有研究多是利用多时相、多空间分辨率的影像数据在象元层次上进行融合，扩展时空尺度，得到更丰富的作物光谱特性、空间异质性信息以及作物键物候历特征，提高作物识别能力和精度^[16-17]。虽然有关多源遥感数据融合的研究日益增多，但目前还没有文献对已

有的研究进行系统梳理和归纳，使得农作物遥感识别中的多源数据融合研究总体进展不清。基于此，本研究以作物识别/提取、高/中/低分辨率、制图、Crop、Classification、Mapping 等为关键词，在 Google 学术、ISI Web of Knowledge 和中国知网中对 2000—2014 年间国内外发表的论文进行检索，共检索到和多源数据融合相关的文献 297 篇，在此基础上试图对农作物遥感识别中的多源数据融合总体研究进展进行总结和评述。论文框架如图 1 所示，在归纳“有什么”多源数据基础上（总体概况，见第一章节），重点阐明近 10 多年来基于多源遥感数据融合的农作物遥感识别“用什么”时空优化的方法（即融合技术，见第二章节）和“怎么用”信息源整合和替代（即融合模式，见第三章节），讨论已有研究中存在的问题，并针对多源数据融合中以上 3 个关键环节展望未来发展趋势。

1 农作物遥感识别中多源数据的应用概况

通过对检索的全部论文进行统计分析发现，目前国内外农作物遥感识别中使用的传感器以 MODIS 为代表的低分辨率（比例为 34.7%）和以 Landsat TM/ETM+为代表的中等分辨率（比例为 35.0%）为主^[18-21]（图 2）。近年来，随着微波遥感蓬勃发展，星载合成孔径雷达（SAR）日益在农作物遥感识别中得到应用，其使用比例达到 10.1%^[22-23]。尤其值得一提的是，环境减灾小卫星星座 HJ-1A /1B 数据作

为新的遥感数据源，中国国产卫星以 5.1%的使用频率应用于农作物识别与监测领域^[24]。此外，QuickBird 及其他类型的传感器在农作物识别中也得到使用，两者比例约为 15.1%。同时不难发现，SAR 数据多以融合的形式参与识别，而高空间分辨率 QuickBird 以单一的形式开展农作物识别居多，其他类型传感器用于单数据源研究和多源数据融合的比例基本相当。

图 3 统计了近十多年 3 个不同阶段农作物识别中

的单一数据源和多数据源使用情况。可以看出，基于单数据源的农作物遥感识别文献数合计 189 篇，远高于基于多源数据的农作物遥感识别文献数（108 篇）。因此，目前农作物遥感识别中仍然以单一数据源为主，但其有下降的趋势，与此同时，多源数据在农作物遥感识别中越来越多得到应用，呈明显的上升趋势。进一步统计分析发现，单一数据源更多应用于单一农作物的识别和提取，而多源数据在农作物种植结构提取中的应用要优于单数据源。

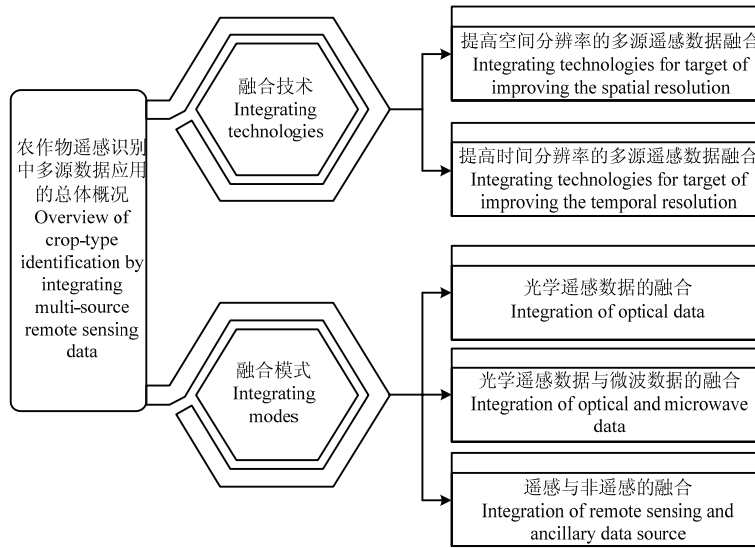


图 1 综述结构图

Fig. 1 The review framework

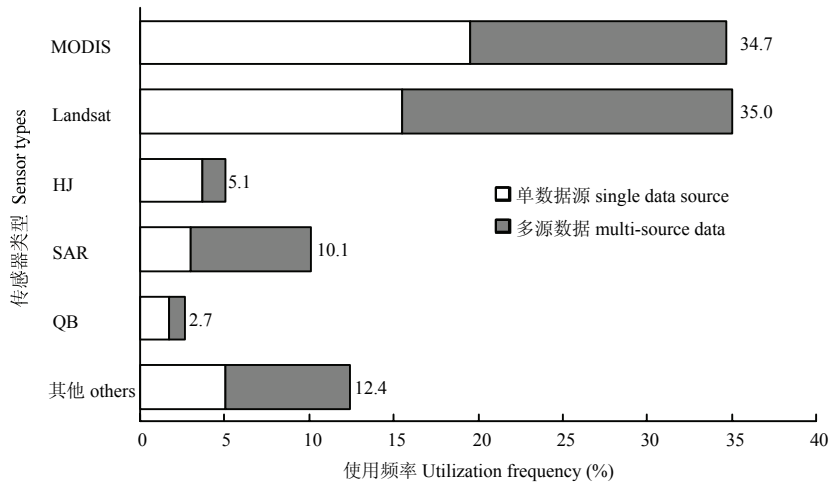


图 2 农作物遥感识别中不同传感器使用频率统计

Fig. 2 The categorization of crop identification based on different sensors

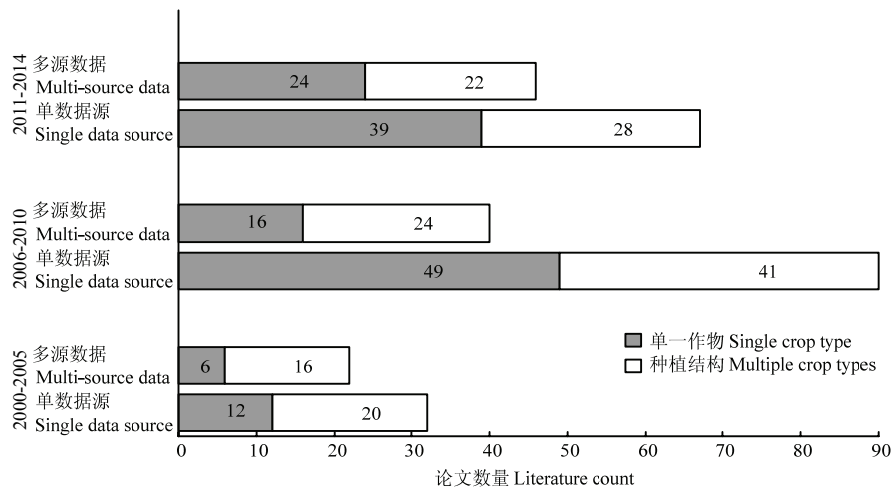


图3 农作物遥感识别中采用的数据源数量统计

Fig. 3 Statistics of the remote sensing sources used for crop identification

2 多源遥感数据融合技术

农作物遥感识别原理总体上分为两类：一是基于农作物的光谱特征和空间异质性特征；二是基于农作物的物候特征。基于农作物光谱和空间纹理特征的识别方法易受分辨率的限制，“同物异谱”和“异物同谱”现象普遍存在。单一高分辨率数据的光谱信息不足，难以覆盖大区域范围；单一中分辨率数据源受传感器重访周期和云雨天气影响，数据获取频率低于理论周期；而单一低分辨率数据源混合像元现象严重^[25-27]。基于农作物季相节律和物候特征识别农作物类型需要利用时间序列遥感数据，然而，遥感数据的时间分辨率与空间分辨率之间相互制约，单一高时间分辨率遥感数据有助于精确区分作物生育周期，但通常空间分辨率低，刻画空间异质性能力差，而单一中高空间分辨率遥感数据很难获得覆盖作物整个生育期的长时间序列信息，重复观测能力低^[28-29]。因此，农作物遥感识别中的多源遥感数据融合的关键任务是解决遥感数据的时空优化问题，提高农作物识别效率和识别精度^[30-32]。

2.1 以提高空间分辨率为目标的多源数据融合技术

中国农作物种植结构复杂多样、田块破碎，光谱混合现象严重，其准确识别对遥感数据的空间分辨率要求高^[33]。针对低空间、高时间分辨率遥感数据对农作物生长过程动态变化描述的优势，引入中高空间分辨率遥感数据，通过数据融合可以有效提高对农作物空间分布细节描述的能力。图像融合是最为常见的以

提高空间分辨率为目标的多源数据融合技术，将多源遥感数据按照一定规则进行运算、处理，获得一幅具有新的空间和波谱特征的合成影像^[34]。图像融合方法，如基于色彩相关技术的 HIS 变换法或基于统计方法的 PCA、Brovey 和小波变换等，可以广泛应用于不同传感器、不同空间分辨率以及不同时相的遥感数据，尤其在多时相的低空间分辨率遥感数据与中等空间分辨率遥感数据的融合方面应用较多。融合的对象不仅可以是光谱反射率、后向散射系数，还可以为时间序列植被指数，获得一幅具有新的空间特征的高分辨率合成影像。

图像融合技术在农作物遥感识别中的应用研究较多，取得了较好的效果。如蒋楠等^[35]采用 Brovey 变换、IHS 变换、高通滤波和小波变换 4 种融合方法对 HJ-1A 卫星多波段影像与 ALOS 卫星 2.5 m 全色影像分别进行融合，得到了高空间分辨率多光谱影像，并选用最佳融合效果的小波变换法合成影像，进行江苏省金湖地区水稻识别，发现其估算精度比 HJ-1A 多光谱影像提高了 12.39%。以 2008 年河南省原阳县的玉米种植信息为识别目标，何馨^[36]利用小波变换的方法将时间序列 MODIS NDVI 与 TM NDVI 数据进行融合，获取 30 m 分辨率的 NDVI 时间变化信息，构建主要秋季作物的 NDVI 标准时序生长曲线，以最小距离分类器进行分层分类，获得研究区内玉米种植面积总量信息和空间分布，总体精度达 78.76%，该方法既保证作物生长过程中原有的光谱特征，使空间分辨率从 250 m 提高至 30 m。赵天杰等^[37]基于 12.5 m 分辨率 ASAR-VV

极化、PALSAR-HH 极化以及 30 m 分辨率 TM 的多光谱数据,使用 MIMICS 模型模拟北京昌平区玉米和果林的后向散射系数,构建了模糊神经网络模型,完成了双频多极化 SAR 数据与多光谱数据的整合,以 93.54%的精度在 12.5 m 分辨率尺度上开展了玉米种植分布识别,研究表明:多频段和多极化方式的融合方法可以利用不同的波谱频段提取农作物固有属性,在高空间分辨率尺度上提高农作物光谱分离性,为农作物类型识别提供有力支持。以上研究表明,图像融合可以提高遥感数据的空间分辨率,与单源遥感数据相比,多源遥感数据融合后所提供的信息具有互补性和合作性,在农作物遥感识别方面呈现出较大的潜力。此外还有一些其他技术可以用于数据扩展,如 STARFM 模型^[38]、成分替换^[39]、半经验数据模型^[40]、多分辨率小波分解^[41]等融合技术实现了将不同分辨率的多源遥感数据进行整合,以提高空间分辨率,并且未来在农作物遥感识别中有广泛的应用前景(表 1)。

以提高空间分辨率为目标的多源数据融合技术提升了影像的空间分解力和清晰度,一定程度上弱化了混合像元存在所产生的影响。多源遥感数据具有多样性和时相差异性特点,使得不同类型的农作物光谱信息在融合时均有一定程度的丢失与扭曲,而空间分辨率虽有所提高但其局部细节信息与纹理特征依然会缺失。因此,需要针对特定的地表覆盖状况,选取适当的融合算法与融合质量评价体系,以应对多源遥感数据上农作物种植分布呈现出复杂的时空异质性和尺度敏感性等特征。

2.2 以提高时间分辨率为目标的多源数据融合技术

农作物具有明显的生长过程和季相变化特征^[42],利用这一特征,基于长时间序列的遥感数据,可以有效地进行农作物遥感识别与分类。因此,以提高“时间分辨率”为目标的多源数据融合在农作物遥感识别中日益得到应用,其通常按照时相顺序对可获取的不同空间 and 不同时间分辨率的多源遥感数据进行复合,扩展对地重复观测的频率,达到提高“时间分辨率”目的,有助于捕获农作物光谱可分的最佳时相,提高完整刻画农作物生长发育动态变化过程的能力。

针对多期同源传感器数据进行时间插补,可以提高农作物观测的频率。顾晓鹤等^[43]针对省域尺度农作物识别中 TM 影像时相不一致和覆盖能力不足的问题,在长时间序列 MODIS 全覆盖影像的支持下,构建玉米生长过程的时序插补模型,将 6 景不同物候期

的 TM 影像插补为玉米乳熟期的同期数据集,提高了中空间分辨率遥感数据的采集频率;邬明权等^[44]基于时空融合技术,结合早期 Landsat TM 影像的纹理信息,以 Landsat 红波段和近红外波段为融合波段,从时序 MODIS 数据中提取水稻像元反射率时间变化特征,插补出既具备中分辨率影像高空间分辨率特征,又具备低空间分辨率高时间分辨率特征的水稻关键生育期数据,与真实影像的相关系数达到 0.8 以上,可以实现较高精度的水稻填图。与传统的方法相比,时空融合技术是针对获取的前后两期中分辨率影像,从低分辨率时序影像中提取对应像元反射率的时间变化特征,从而获得时间段内任意一时间节点的中分辨率影像,提高“时间分辨率”。Singh^[45-46]、Watts^[47]、Wu^[48]等均在不同的区域和尺度基于 Landsat-MODIS 像对,采用时空融合方法对小麦、水稻等主要作物进行提取,有效解决利用中等分辨率数据进行农作物识别时的关键期数据缺失问题,其推广应用效果较好。此外,部分研究人员收集逐月内数据质量最好的历史存档卫星影像组建“光谱-时序”曲线,如 Foerster 等^[49]在 30 m 分辨率尺度上使用 17 年 Landsat TM/ETM 历史存档数据构建时序数据集,提取德国东北部 12 种主要作物 NDVI 时序参考曲线,为分层分类提供物候特征的依据。

同时,也有很多研究进行异源传感器的复合,实现卫星数据有效利用。郝鹏宇等^[50]集成 2011 年 4 月至 10 月 TM 和 HJ-1 两种异源同尺度数据,联合组成了 30 m 空间分辨率的数据集,利用线性回归模型将 MODIS 植被指数转换为对应的 TM/HJ-1 植被指数,在 30 m 尺度上扩展了 NDVI、EVI2、WRDVI 数据的时序,基于此,采用最小距离分类器有效区分出棉花等 4 类同生长季作物,3 种时序植被指数最终识别精度分别为 90.53%、91.35%和 90.83%。该研究巧妙地降低了异源数据时间和空间的不一致性对作物提取的影响,且基于历史参考曲线的方法省去了人工训练样本的环节,实现了中等空间分辨率上长时间序列的作物种植面积自动提取,为多源数据复合提供新思路。Maselli 等^[51]选取年内 12 期逐月 TM NDVI 和 AVHRR NDVI 影像数据构建生长期内农作物动态生长变化数据集,扩展了时间序列长度,采用改进的最大似然分类法提取了包括春季作物在内的 4 类植被类型空间分布;Esch 等^[52]联合多种现有的信息增强技术,在多尺度分割的基础上,利用 C5.0 决策树分类方法,从 2 期高空间分辨率 LISS-3 和 3 期中分辨率 AWiFS 数

表 1 提高空间分辨率的多源遥感数据融合

Table 1 Fusion of multi-source remote sensing data to improve the spatial resolution

时空优化方法 Time-space optimization method	数据源 1 Data source 1	分辨率 Spatial resolution (m)	数据源 2 Data source 2	分辨率 Spatial resolution (m)	识别方法 Identification method	研究区 Study area	作物类型 Crop types	识别精度 Identification accuracy	作者 Authors
图像融合 Image fusion	HJ-1A	30	ALOS	2.5	ISODATA 非监督 分类法 ISODATA unsupervised classification	江苏省金湖** Jinhu country, Jiangsu, China	水稻 Rice	91.65%	蒋楠等 ^[35] , 2012 Nan Jiang et al., 2012
	MODIS NDVI	250	TM NDVI	30	最小距离分类器 Minimum distance classification	河南省原阳县**	玉米	78.76%	何馨等 ^[36] , 2010 Xin He et al., 2010
正态模糊分布神经网络 模型 A model based on BP neural network and normal fuzzy distribution function	ASAR-VV PALSAR-HH	12.5 10	TM	30	BP 神经网络分类器 A model based on BP neural network	Yuanyang country, Henan, China 北京昌平区**	玉米、大豆、小麦和 果林 Com. soybean, wheat and fruit-bearing forest	93.54%	赵天杰等 ^[37] , 2009 Tianjie Zhao et al., 2009
STARFM	MODIS	500	Landsat TM	30	—	54N, 104W*	—	—	Gao 等 ^[38] , 2006 Gao et al., 2006
成分替换 Component substitution	Landsat TM	30	SPOT Pan	10	—	—	—	—	Shettigara 等 ^[39] , 2012 Shettigara et al., 1992
半经验数据模型融合 Semi-physical fusion approach	MODIS	500	Landsat TM	30	—	非洲和美国境内**	—	—	Roy 等 ^[40] , 2008 Roy et al., 2008
多分辨率小波分解 Multiresolution wavelet decomposition	Landsat TM	28.5-120	SPOT Pan	10	—	One in Africa and two in the U.S 新疆西哥州东南部** Southeas of New Mexic, USA	—	—	Yocky 等 ^[41] , 1996 Yocky et al., 1996

**表示区域尺度, *表示样区尺度

** indicates regional scale, * indicates sample region scale

据集合中提取出玉米、油菜等 4 类作物种植结构, 该研究一定程度上化解了高空间分辨率和中等空间数据保障率低的难题, 完成了在中高空间分辨率尺度上的农作物高精度识别。

融合可获取的多源对地观测遥感数据, 以提高“时间分辨率”为目标, 可以充分利用农作物的物候特征, 弥补因作物品种及类型、灌溉方式以及土壤属性不同使得农作物光谱可分性不大的缺陷, 排除短时间内生育期交叉的影响, 提高了农作物遥感识别的可信度和准确度, 但易受异源遥感数据光谱反射率或植被指数转换模型以及不同传感器光谱波段设置差异的影响(表 2)。

3 多源遥感数据融合模式

不同遥感探测器具有独特的成像机理和成像方式, 每种遥感数据在农作物识别中具有各自的适用范围和局限性, 任何单一数据源都不能全面地反映农作物的时空特性^[53]。如农作物在可见光-近红外波段特征显著, 但光学遥感数据易受云雨天气的影响, 数据保障率低; 与光学传感器相比, 微波遥感能全天时、全天候实时观测, 并且其空间分辨率不受观测距离的限制, 但雷达图像相干斑噪声影响存在, 农作物识别精度有限^[54]。而农作物遥感识别主要基于不同类型农作物在遥感数据上呈现的光谱、时间和空间特征差异实现信息挖掘^[55-56]。因此, “用什么”数据源融合以实现卫星资源优势互补成为农业遥感应用中的研究热点。总的来说, 根据数据类型可以将多源遥感数据融合模式分为光学数据的融合、光学数据与微波数据的融合以及遥感与非遥感数据的融合。

3.1 光学遥感数据的融合

光学遥感受传感器重访周期和天气影响大, 遥感数据获取能力不够稳定, 时间分辨率与空间分辨率相互制约, 使得难以利用同源遥感数据实现大区域农作物遥感高精度识别。国内外学者对光学遥感数据之间的整合开展了大量研究, 采用了形式多样的结合方式, 如高空间分辨率光学数据和中等空间分辨率光学数据融合、低空间分辨率光学数据和中等空间分辨率光学数据的复合, 尤其后者在农作物遥感识别研究中得到广泛使用。

中等分辨率和高分辨率光学遥感数据的结合可以充分挖掘像元的空间、纹理、上下文等特征信息, 弥补光谱特征的不足, 实现农作物的高精度识别。如 Conrad 等^[57]利用多尺度分割技术对 SPOT 图像进行图

斑提取, 结合双时相 ASTER 数据穗帽变换得到的绿度和亮度分量, 以知识规则定义分类的隶属度函数法成功识别了棉花、冬小麦和水稻等作物。此外, Conrad 等^[58]利用 7 个时相的 IRS-P6 AWiFS 影像提取了 35 个特征量(包括光谱值、NDVI 及其统计量), 对 ETM+多光谱与全色波段融合的数据进行图像分割提取地块, 结合中等空间分辨率数据提取的多特征量, 输入到数据挖掘能力强的随机森林分类器, 建立分类规则, 高精度提取了德国西南地区的农作物种植结构。

中和低空间分辨率光学数据结合的农作物遥感识别研究更为广泛。蔡学良等^[59]融合 ETM+全色波段与 MODIS NDVI 异源多时相遥感影像数据, 获得 1 个包含 24 个变量的宏影像, 运用光谱耦合技术对非监督分类聚类结果进行优化, 确定出漳河灌区作物类型, 并且获取灌区作物轮作制度; 顾晓鹤等^[60]采用小波变换方法, 融合了低空间分辨率 MODIS NDVI 时间序列数据和中等空间分辨率 TM NDVI 数据, 利用非监督分类器有效地识别出生长状态相似的秋季作物种植空间分布情况; 李颖等^[61]利用 MODIS NDVI 数据构建时间序列特征数据集, 剔除非冬小麦区域, 基于 TM 遥感数据, 采用最大似然监督分类法对胶东半岛的冬小麦进行光谱特征聚类识别, 充分结合时相特征和光谱特征, 识别精度达 92.39%。Zhang 等^[62]在时序 MODIS 数据支撑下, 利用滑动窗口技术和时间权重法对增强型时空图像融合模型(ESTDFM)改进, 合成了 30 m 空间分辨率的 ETM+模拟图像, 弥补了多云季内数据的缺失, 通过基于地块的 ISODATA 分类方法, 在模拟图像上识别出 40 类地物, 此方法的意义在于用像元的时序相似性代替像元光谱的相似性, 模拟出农作物关键生育期影像, 应用于农作物遥感识别研究领域。以上研究多选用以 Landsat 为代表的中分辨率与以 MODIS 为代表的低分辨率的光学遥感数据结合方式, 尽管二者传感器的光谱设置、卫星过境时间均不相同, 但具有相近的波谱范围, 便于异源数据协同, 该融合方式是大范围、全覆盖农作物识别研究的有效结合技术。

光学遥感数据的融合受光谱波长的限制, 同物异谱与同谱异物问题尚未完全解决, 在一定程度上会影响农作物识别精度, 因此, 如何筛选不同光谱、时间、空间分辨率的遥感数据进行有机结合, 并建立客观的融合评价指标体系, 以满足特定研究对象、研究尺度范围以及应用目标的需求是光学遥感数据融合亟待解决的难点问题之一。

表 2 提高时间分辨率时空多源遥感数据融合

Table 2 Fusion of multi-source remote sensing data to improve the temporal resolution

时空优化方法	数据源 1	时相数/期	数据源 2	时相数/期	识别方法	研究区	作物类型	识别精度	作者
Time-space optimization method	Data source 1	Time phases (phase)	Data source 2	Time phases (phase)	Identification method	Study area	Crop types	Identification accuracy	Authors
同源数据联合扩展时序	TM NDVI	6	MODIS NDVI	整个生育期	决策树	河南省原阳县**	玉米	89.19%	顾晓鹤等 ^[43] ,2010
Integration of same data source to extend time resolution	Landsat	2	MODIS	The whole growth period	Decision tree	Yuanyang country, Henan, China	Corn		Xiaohe Gu et al., 2010
时空融合	Landsat	2	MODIS	6	光谱角分类法	南京市江宁区**	水稻	93.00%	郭明权等 ^[44] ,2010
Spatial and temporal reflectance fusion technology	Landsat	5	MODIS	26	Spectral Angle Mapper	Jiangning Country, Nanjing, China	Rice		Mingquan Wu et al., 2010
不同尺度数据融合	Landsat	2004-2008	MODIS	2004-2008	随机森林	美国蒙大纳州**	春小麦、冬小麦	94.00%	Watts 等 ^[47] ,2011
Integration of different data source to extend time resolution	TM/ETM+	35	TM/ETM+	35	Random forest	North central Montana, USA	Spring wheat and winter wheat		Watts et al.,2011
异源数据联合扩展时序	TM/ETM+	35	TM/ETM+	2004-2008	非监督分类	中国北方淮海盆地**	小麦、玉米、棉花	88.00%	Wu 等 ^[48] ,2012
Integration of different data source to extend time resolution	TM/ETM+	35	TM/ETM+	35	Unsupervised classification	Hai Basin, North China Plain	Wheat, corn and cotton		Wu et al.,2012
异源数据联合扩展时序	TM/ETM+	35	TM/ETM+	35	基于时间序列的分层分类法	德国东北地区**	黑麦、玉米、小麦、大麦、油菜等	65.70%	Foerster 等 ^[49] ,2012
Integration of different data source to extend time resolution	TM/ETM+	35	TM/ETM+	35	Hierarchical classification approach based on spectral-temporal profiles	Northeast Germany	Rye, corn, winter wheat, winter barley and oilseed rape etc		Foerster et al.,2012
异源数据联合扩展时序	TM/ETM+	35	TM/ETM+	35	最小距离分类器	新疆博乐市*	棉花、葡萄、西瓜、玉米	>90.00%	郝鹏宇等 ^[50] ,2012
Integration of different data source to extend time resolution	TM/ETM+	35	TM/ETM+	35	Minimum distance classifier	Bole city, Xinjiang, China	Cotton, cotton-grape, watermelon and corn		Pengyu Hao et al.,2012
异源数据联合扩展时序	TM/ETM+	35	TM/ETM+	35	最大似然监督分类法	意大利托斯卡纳*	春季作物在內的 4 类植被类型	0.92 ^a	Maselli 等 ^[51] ,1998
Integration of different data source to extend time resolution	TM/ETM+	35	TM/ETM+	35	Maximum likelihood classification	Center of Tuscany, Italy	Spring crop etc.		Maselli et al.,1998
异源数据联合扩展时序	TM/ETM+	35	TM/ETM+	35	C5.0	德国梅克伦堡**	玉米、油菜、谷物等	86.00%	Esch 等 ^[52] ,2014
Integration of different data source to extend time resolution	TM/ETM+	35	TM/ETM+	35	C5.0	Mecklenburg, Western, Germany	Corn,rape and commin wheat etc.		Esch et al.,2014

**表示区域尺度, *表示样区尺度; ¹⁾ 采用 kappa 系数

** indicates regional scale, * indicates sample region scale; ¹⁾ use kappa coefficient

3.2 光学遥感数据与微波遥感数据的融合

虽然光学遥感是目前农作物遥感识别的主要技术手段,但光学遥感数据的获取和农作物识别精度仍有待完善。微波遥感具有全天候、多模式、多极化等技术优势,在几何特性、辐射特性以及分辨率等方面与光学影像差异明显,光学遥感与微波数据融合的农作物遥感识别得到长足发展,为提高农作物识别准确率提供了新的技术途径^[63-67]。

Bruzzone 等^[68]基于贝叶斯最小误差原理,融合 2 个时相 TM 和 ERS-1 构成的 11 个特征量的数据集,采用神经网络法进行融合,成功提取出意大利北部玉米、水稻和谷物类作物。Brisco 等^[69]利用多时相 SAR 和 TM 数据提取了加拿大西部农作物种植信息。研究发现,单期多光谱数据识别效果优于 SAR 数据;增加 SAR 数据观测频率后,比单时相 SAR 农作物提取精度提高了 44%;将 SAR 与 TM 融合进行农作物种植结构提取,精度较多光谱数据提高 2%。因此,光学遥感与微波数据融合可以得到更全面的农作物生长信息,增强不同农作物之间的可分性,减少理解的模糊性^[70]。Blaes 等^[71]将研究区内的 6 571 个地块划分成 39 个类别,获取了作物生长季内 15 景 ERS 和 Radarsat 及 3 景光学影像,采用 Landsat ETM 与 SPOT HRV 的光学联合、ERS 与 Radarsat 的 SAR 联合、光学-SAR 协同 3 种不同的方式识别出小麦、玉米、马铃薯、甜菜、大麦等农作物,结果表明,在农作物识别中,光学数据对总体精度提升做出了主导性的贡献,光学-SAR 的结合使农作物识别精度进一步提升了 5%。McNairn 等^[72]选取 1 景光学图像和 2 景 Envisat ASAR 图像构建时间序列数据,根据农作物生长的季节节律特征,采用决策树法成功判断出加拿大主要农作物种植方式,精度达 85%以上,并认为 VV-VH 双极化模式是农作物遥感识别的首选组合。国内学者贾坤等^[73]将环境星多光谱数据与 ASAR-VV 极化后向散射数据采用主成分分析法进行融合,充分利用 VV 极化数据所含的丰富的地物结构信息,增强不同地物之间的光谱差异,突出田间耕地边界信息,其融合后分类精度比单独使用环境星数据分类精度提高了约 5%。刘达^[74]选取水稻为研究对象,获取了江苏省苏州市东桥镇不同时相的全极化 Radarsat-2、TM 影像数据以及同步的水稻实地测量数据,利用面向对象和支持向量机分类技术识别水稻分布范围,其总体分类精度达 87.5%。

光学遥感数据与微波遥感数据反映了农作物不同层面的物理属性,因此二者的结合可以充分利用多种

信息之间的优势互补和协同,提高农作物遥感识别效果。然而光学图像和 SAR 图像的成像机理完全不同,农作物光谱信息与 SAR 图像的极化散射信息在灰度表现上存在极大的差异,并且不同成像过程的数据融合一定程度上会带来农作物信息表达一致性的风险,基于此,光学与微波遥感数据结合的方式可以通过扩展时间序列长度,充分利用农作物物候信息以弥补信息不一致的风险。

3.3 遥感数据与非遥感数据的融合

农作物种植与地形、气候、耕作制度等多种因素密切相关。因此,在农作物遥感识别中,除遥感信息外,其他非遥感信息,如统计数据、地形信息、专家知识等,可以作为辅助参量参与到农作物识别与分类^[75-76]。Thenkabail 等^[77]在整合 AVHRR 和 SPOT VGT 不同空间分辨率影像数据的基础上,融入了 GTOPO30 1 km 高程、CRU 1 km 降水及 JERS-1 SAR 等多种非遥感信息,基于 ISODATA 聚类算法,采用时空螺旋曲线法、穗帽变换、NDVI 时序曲线等特征分析,借助光谱耦合技术与目标定量匹配,提取了 10 km 分辨率全球 28 类灌溉面积,形成了 GIAM 和 GMRCRA 全球土地覆盖产品。彭代亮^[78]以湖南省为研究区,利用 MODIS、ALOS 及 SPOT-5 数据及行政区划、2000—2008 年县级面积统计数据、土地利用现状数据、物候数据、SRTM DEM 及统计局统计抽样调查地块实测数据完成基于典型生育期光谱特征的水稻面积遥感信息提取。董芳^[79]利用 30 m 分辨率 Landsat TM、19.5 m 分辨率 CBERS 和 10 m 分辨率 ALOS 多光谱影像,充分利用 DEM 数据和遥感影像的光谱特征,结合地面实测资料,根据苹果树物候期确定苹果园地遥感识别的最佳时相,利用多源遥感信息进行果树种植面积的提取,建立快速、准确的遥感图像苹果园地识别方法。基于交叉信息熵原理的作物空间分配模型 (SPAM) 即综合遥感和统计等数据的模型之一,该模型集成耕地分布、作物统计面积与产量、农业灌溉分布、农作物适宜性分布等多源空间信息数据,将农作物的种植面积与总产精确分配至像元,已在全球尺度及南美、非洲区域尺度上模拟出作物时空分布^[80-81]。刘珍环等^[82]基于该模型获得了中国 10 km 像元尺度的水稻分布信息,并重点分析了 20 世纪 80 年代以来水稻种植面积与产量的时空变化特征。

基于遥感与非遥感数据融合的认识技术,尤其是利用统计数据及地面抽样调查数据开展的农作物识别研究,实现了属性数据空间化,为全球变化与粮食安

全研究奠定良好的农作物数据基础。然而，调查数据等非遥感数据与遥感数据的尺度往往不一致，尺度效应影响是融合时需要考虑的难点问题，因此，非遥感数据与遥感数据融合时需要重点解决尺度转化对融合效果的影响。

4 存在问题与展望

近年来，服务于农作物遥感识别的多源遥感数据融合研究取得了长足进展，极大推动了农业遥感的发展。但是，现有的研究还存在一些不足，成为将来重点的发展方向。

一是如何完善不同传感器之间的协同，实现现有卫星资源有效利用是多源遥感数据融合研究面临的基础问题。研究发现，单一遥感数据难以同时兼顾高光谱、高空间和高时间分辨率的特性，多源遥感数据融合和协同一定程度上排除“同物异谱，同谱异物”现在的有效途径。然而，不同传感器数据协同涉及多源信息数据处理、图像理解等多学科知识，是一个理论性与实用性兼具的研究领域，面临着很多挑战。一方面，具有不同的光谱分辨率、空间分辨率、时间分辨率、极化方式与方向的多源遥感数据，其传感器太阳光照角度、观测视角以及云的条件随时间而异，探测波段和光谱响应函数存在显著差异，因此，多源数据融合需要消除异源反射率间系统性误差及抑制农作物的双向反射率信息中噪声的数据处理过程，以复原农作物光谱及植被指数真实的动态响应。甚至未来新型传感器的设计与开发需要考虑与现有卫星资源产品的兼容性。另一方面，多源遥感数据尺度转换技术和标准化技术研究需要加强，因为农作物遥感识别研究不能独立于时间尺度和空间尺度上发展，而需要结合多源遥感数据各异的特点，通过时空优化技术方法形成一套综合性的、面向业务化运行的多源数据集。

二是怎样更深层次地挖掘多源遥感信息，产出综合性的协同效应是需要解决的关键问题。无论是以提高空间分辨率为目标的多源遥感数据融合，还是以提高时间分辨率为目标的多源遥感数据融合，前人对农作物的时相特征和空间特征的融合开展了深入研究，为更全面的农作物遥感识别提供依据。然而，受信息挖掘方法和技术局限，多源遥感数据的不同探测波段刻画出的农作物波谱响应特性，用于描述农作物类型类内和类间的一致性和差异性深层次信息挖掘不充分。此外，不同信息源挖掘的分类特征难以服从统一的概率分布模型是多源数据融合模式共性问题。基于

此，优化分类策略是使多源数据产生综合性协同效应的有效途径，可以采用多层次控制的多分类器融合法，也可以尝试改进和发展以自动、定量为特点的分类模型，最大限度集中单一遥感信息源的优势，提高识别方法的普适性与可操作性，将多源信息更加紧密协同，有效地提升农作物类型的分类精度。

三是在平衡识别准确性、时效性和可操作性的基础上，多尺度长时间序列的农作物空间分布数据集是多源遥感数据融合技术应用的重要趋势。多源数据融合在一定程度上增强了农作物在物候特征或数学特征上的差异信息，有助于排除短时间段内不同农作物类型生育期交叉的影响，为实现不同国家全覆盖、不同区域多尺度监测及粮食安全高风险区域和国家农作物生产力布局分析提供途径。目前，基于多源数据融合的全球尺度土地覆盖数据集的空间分辨率普遍偏低，且农用地空间分布识别能力有限，通常融合技术的复杂性和识别的精度性方面缺乏科学评价。需要强调的是，针对面向对象的识别研究在精度评价时需引入了基于地块精度评价体系。此外，采用空间采样与面积统计误差双重精度评价标准，对农作物类型识别及面积提取的精度评价更加全面、客观。还有研究随机选出一定数量的样本图斑，采用分层随机采样的方式开展精度评价。随着遥感识别作物类型更精细化、种植结构更复杂及时空动态监测发展，中高分辨率农作物分布数据集为满足农业遥感多方面、多层次的应用需求提供可能，但科学合理的农作物识别精度验证也是技术难题。在此，需要强调的是根据研究对象、区域范围、研究目标选择数据和方法，广义的融合技术包括融合策略和数据融合方法，因此，有必要考虑识别结果的时效性和可信度^[83]。

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] 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)
- [4] 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.
- [5] Brown J C, Kastens J H, Coutinho A C, Victoria D D C, Bishop C R. Classifying multiyear agricultural land use data from Mato Grosso using time-series MODIS vegetation index data. *Remote Sensing of Environment*, 2013, 130: 39-50.
- [6] Wardlaw 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.
- [7] Verburg P H, Mertz O, Erb K H, Haberl H, Wu W. Land system change and food security: towards multi-scale land system solutions. *Curr Opin Environ Sustain*, 2013, 5(5): 494-502.
- [8] Husak G J, Marshall M T, Michaelsen J, Pedreros D, Funk C, Galu G. Crop area estimation using high and medium resolution satellite imagery in areas with complex topography. *Journal of Geophysical Research*, 2008, 113(D14): D14112.
- [9] 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*, 2014, 140: 1-13.
- [10] 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.
- [11] Pan Y, Li L, Zhang J, Liang S, Hou D. Crop area estimation based on MODIS-EVI time series according to distinct characteristics of key phenology phases: a case study of winter wheat area estimation in small-scale area. *Journal of Remote Sensing*, 2011, 15(3): 578-594.
- [12] 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.
- [13] Le Maire G, Dupuy S, Nouvellon Y, Loos R A, Hakamada R. Mapping short-rotation plantations at regional scale using MODIS time series: case of eucalypt plantations in Brazil. *Remote Sensing of Environment*, 2014, 152: 136-149.
- [14] 顾晓鹤, 潘耀忠, 朱秀芳, 张锦水, 韩立建, 王双. MODIS 与 TM 冬小麦种植面积遥感测量一致性研究——小区域实验研究. *遥感学报*. 2007, 11(5): 350-358.
- Gu X H, Pan Y Z, Zhu X F, Zhang J S, Han L J, Wang S. Consistency study between MODIS and TM on winter wheat plant area monitoring—a case in small area. *Journal of Remote Sensing*. 2007, 11(5): 350-358. (in Chinese)
- [15] Hong G, Zhang A, Zhou F, Townley-Smith L, Brisco B, Olthof I. Crop-type identification potential of Radarsat-2 and MODIS images for the Canadian prairies. *Canadian Journal of Remote Sensing*, 2011, 37(1): 45-54.
- [16] Mcnairn H, Shang J, Champagne C, Jiao X. TerraSAR-X and RADARSAT-2 for crop classification and acreage estimation. 2009.
- [17] 吴文斌, 杨鹏, 李正国, 陈仲新, 周清波, 唐华俊. 农作物空间格局变化研究进展评述. *中国农业资源与区划*, 2014, 35(1): 12-20.
- Wu W B, Yang P, Li Z G, Chen Z X, Zhou Q B, Tang H J. Overview of research progress in crop spatial pattern changes. *Chinese Journal of Agricultural Resources and Regional Planning*, 2014, 35(1): 12-20. (in Chinese)
- [18] Alcantara C, Kuemmerle T, Baumann M, Bragina E V, Griffiths P, Hostert P, Knorn J, M U Ller D, Prishchepov A V, Schierhorn F, Others. Mapping the extent of abandoned farmland in Central and Eastern Europe using MODIS time series satellite data. *Environmental Research Letters*, 2013, 8(3): 1-9.
- [19] Brown J C, Kastens J H, Coutinho A C, Victoria D D C, Bishop C R. Classifying multiyear agricultural land use data from Mato Grosso using time-series MODIS vegetation index data. *Remote Sensing of Environment*, 2013, 130: 39-50.
- [20] Pan Y. Winter wheat area estimate from MODIS-EVI time series using the crop proportion phenology index. 2012.
- [21] 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*, 2014, 140: 1-13.
- [22] Bouvet A, Le Toan T. Use of ENVISAT/ASAR wide-swath data for timely rice fields mapping in the Mekong River Delta. *Remote Sensing of Environment*, 2011, 115(4): 1090-1101.
- [23] Mcnairn H, Shang J, Champagne C, Jiao X. TerraSAR-X and RADARSAT-2 for crop classification and acreage estimation. 2009.
- [24] 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): 7-12.
- [25] 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.
- [26] 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.
- [27] 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.
- [28] 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.
- [29] Hongbo Q, Dengfa C. Application of EOS/MODIS-NDVI at different time sequences on monitoring winter wheat acreage in Henan Province, 2009.
- [30] 闫慧敏, 黄河清, 肖向明, 姜鲁光. 鄱阳湖农业区多熟种植时空格局特征遥感分析. *生态学报*, 2008, 28(9): 4517-4523.
- Yan H M, Huang H Q, Xiao X M, Jiang L G. Spatio-temporal distribution of multiple cropping systems in the Poyang Lake region. *Acta Ecologica Sinica*, 2008, 28(9): 4517-4523. (in Chinese)
- [31] 张锦水, 申克建, 潘耀忠, 李苓苓, 侯东. HJ-1 号卫星数据与统计抽样相结合的冬小麦区域面积估算. *中国农业科学*, 2010, 43(16): 3306-3315.
- Zhang J S, Shen K J, Pan Y Z, Li L L, Hou D. HJ-1 Remotely sensed data and sampling method for wheat area estimation. *Scientia Agricultura Sinica*, 2010, 43(16): 3306-3315. (in Chinese)
- [32] 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)
- [33] Comber A, Fisher P, Brunson C, Khmag A. Spatial analysis of remote sensing image classification accuracy. *Remote Sensing of Environment*, 2012, 127: 237-246.
- [34] Abdikan S, Balik Sanli F, Sunar F, Ehlers M. A comparative data-fusion analysis of multi-sensor satellite images. *International Journal of Digital Earth*, 2014, 7(8): 671-687.
- [35] 蒋楠, 李卫国, 杜培军. 不同遥感数据融合方法在南方水稻面积监测中的应用研究. *西南大学学报*, 2012, 34(6): 20-24.
- Jiang N, Li W G, Du P J. Application of different remote sensing data fusion methods to rice area monitoring in South Area. *Journal of Southwest University*, 2012, 34(6): 20-24. (in Chinese)
- [36] 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]. Jiangsu: *Nanjing University of Information Science & Technology*, 2010. (in Chinese)
- [37] 赵天杰, 李新武, 张立新, 王芳. 双频多极化 SAR 数据与多光谱数据融合的作物识别. *地球信息科学学报*, 2009, 11(1): 84-90.
- Zhao T J, Li X W, Zhang L X, Wang F. Agrotype recognition using dual-frequency multi-polarization SAR data and multi-spectral data. *Journal of Geo-information Science*, 2009, 11(1): 84-90. (in Chinese)
- [38] Gao F, Masek J, Schwaller M, Hall F. On the blending of the Landsat and MODIS surface reflectance: Predicting daily Landsat surface reflectance. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, 2006, 44(8): 2207-2218.
- [39] Shettigara V K. A generalized component substitution technique for spatial enhancement of multispectral images using a higher resolution data set. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 1992, 58(5): 561-567.
- [40] Roy D P, Ju J, Lewis P, Schaaf C, Gao F, Hansen M, Lindquist E. Multi-temporal MODIS--Landsat data fusion for relative radiometric normalization, gap filling, and prediction of Landsat data. *Remote Sensing of Environment*, 2008, 112(6): 3112-3130.
- [41] Yocky D A. Multiresolution wavelet decomposition image merger of landsat thematic mapper and SPOT panchromatic data. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 1996, 62(9): 1067-1074.
- [42] 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.
- [43] 顾晓鹤, 何馨, 郭伟, 黄文江, 燕荣江. 基于 MODIS 与 TM 时序插补的省域尺度玉米遥感估产. *农业工程学报*, 2010, 26(2): 53-58.
- Gu X H, He X, Guo W, Huang W J, Xian R J. Maize yield estimation at province scale by interpolation of TM and MODIS time-series images. *Transactions of the CSAE*, 2010, 26(2): 53-58. (in Chinese)
- [44] 郭明权, 牛铮, 王长耀. 利用遥感数据时空融合技术提取水稻种植面积. *农业工程学报*, 2010, 26(2): 48-52.
- Wu M Q, Niu Z, Wang C Y. Mapping paddy fields by using spatial and temporal remote sensing data fusion technology. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2010, 26(2): 48-52. (in Chinese)
- [45] Singh D. Generation and evaluation of gross primary productivity using Landsat data through blending with MODIS data. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2011, 13(1): 59-69.

- [46] Singh D. Evaluation of long-term NDVI time series derived from Landsat data through blending with MODIS data. *Atmosfera*, 2012, 25(1): 43-63.
- [47] Watts J D, Powell S L, Lawrence R L, Hilker T. Improved classification of conservation tillage adoption using high temporal and synthetic satellite imagery. *Remote Sensing of Environment*, 2011, 115(1): 66-75.
- [48] Wu B, Yan N, Xiong J, Bastiaanssen W, Zhu W, Stein A. Validation of ETWatch using field measurements at diverse landscapes: A case study in Hai Basin of China. *Journal of hydrology*, 2012, 436: 67-80.
- [49] 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.
- [50] 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)
- [51] Maselli F, Gilbert M A, Conese C. Integration of high and low resolution NDVI data for monitoring vegetation in Mediterranean environments. *Remote Sensing of Environment*, 1998, 63(3): 208-218.
- [52] Esch T, Metz A, Marconcini M, Keil M. Combined use of multi-seasonal high and medium resolution satellite imagery for parcel-related mapping of cropland and grassland. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2014, 28: 230-237.
- [53] Witharana C, Civco D L, Meyer T H. Evaluation of data fusion and image segmentation in earth observation based rapid mapping workflows. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2014, 87: 1-18.
- [54] Prasad S, Gamba P, Herold M. Foreword to the special issue on earth observation approaches for large area land monitoring with multiple sensors and resolutions. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2013, 6(5): 2075-2076.
- [55] Shang J, Menairn H, Champagne C, Jiao X. Contribution of multi frequency, multi sensor, and multi temporal radar data to operational annual crop mapping. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2009, 3(1): III378-III381. doi: 10.1109/IGARSS.2008.4779362.
- [56] 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.
- [57] Conrad C, Fritsch S, Zeidler J, R U Cker G, Dech S. Per-field irrigated crop classification in arid Central Asia using SPOT and ASTER data. *Remote Sensing*, 2010, 2(4): 1035-1056.
- [58] Conrad C, Goessl A, Lex S, Metz A, Esch T, Konrad C, Goettlicher G, Dech S. Mapping crop distribution in administrative districts of southwest Germany using multi-sensor remote sensing data. 2010.
- [59] 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)
- [60] 顾晓鹤, 韩立建, 王纪华, 黄文江, 何馨. 中低分辨率小波融合的玉米种植面积遥感估算. *农业工程学报*, 2012, 28(3): 203-209.
- Gu X H, Han L J, Wang J H, He X. Estimation of maize planting area based on wavelet fusion of multi-resolution images. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2012, 28(3): 203-209. (in Chinese)
- [61] 李颖, 陈秀芳, 段红伟, 沈阳. 多源多时相遥感数据在冬小麦识别中的应用研究. *地理与地理信息科学*, 2010, 26(4): 47-49.
- Li Y, Chen X W, Duan H W, Shen Y. Application of multi-source and multi-temporal remote sensing data in winter wheat identification. *Geography and Geo-Information Science*, 2010, 26(4): 47-49. (in Chinese)
- [62] Zhang W, Li A, Jin H, Bian J, Zhang Z, Lei G, Qin Z, Huang C. An enhanced spatial and temporal data fusion model for fusing landsat and MODIS surface reflectance to generate high temporal landsat-like data. *Remote Sensing*, 2013, 5(10): 5346-5368.
- [63] Larra N Aga A, Alvarez-Mozos J, Albizua L. Crop classification in rain-fed and irrigated agricultural areas using Landsat TM and ALOS/PALSAR data. *Canadian Journal of Remote Sensing*, 2011, 37(1): 157-170.
- [64] Hong G, Zhang A, Zhou F, Townley-Smith L, Brisco B, Olthof I. Crop-type identification potential of Radarsat-2 and MODIS images for the Canadian prairies. *Canadian Journal of Remote Sensing*, 2011, 37(1): 45-54.
- [65] Mcnairn H, Champagne C, Shang J, Holmstrom D, Reichert G. Integration of optical and Synthetic Aperture Radar (SAR) imagery for delivering operational annual crop inventories. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2009, 64(5): 434-449.
- [66] Jain M, Mondal P, Defries R S, Small C, Galford G L. Mapping cropping intensity of smallholder farms: A comparison of methods

- using multiple sensors. *Remote Sensing of Environment*, 2013, 134: 210-223.
- [67] Ban Y. Synergy of multitemporal ERS-1 SAR and Landsat TM data for classification of agricultural crops. *Canadian Journal of Remote Sensing*, 2003, 29(4): 518-526.
- [68] Bruzzone L, Prieto D F, Serpico S B. A neural-statistical approach to multitemporal and multisource remote-sensing image classification. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 1999, 37(3): 1350-1359.
- [69] Brisco B, Brown R J. Multidate SAR/TM synergism for crop classification in western Canada. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 1995, 61(8): 1009-1014.
- [70] 宫鹏. 遥感科学与技术中的一些前沿问题. *遥感学报*, 2009, 13(1): 13-23.
- Gong P. Some essential questions in remote sensing science and technology. *Journal of Remote Sensing*, 2009, 13(1): 13-23. (in Chinese)
- [71] Blaes X, Vanhalle L, Defourny P. Efficiency of crop identification based on optical and SAR image time series. *Remote Sensing of Environment*, 2005, 96(3): 352-365.
- [72] Menairn H, Champagne C, Shang J, Holmstrom D, Reichert G. Integration of optical and Synthetic Aperture Radar (SAR) imagery for delivering operational annual crop inventories. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2009, 64(5): 434-449.
- [73] 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)
- [74] 刘达. 遥感与作物生长模型同化评估水稻长势[D]. 北京: 中国地质大学, 2013.
- Liu D. Monitoring rice growth by assimilation of remote sensing and crop growth model[D]. Beijing: China University of Geosciences, 2013. (in Chinese)
- [75] Froking S, Qiu J, Boles S, Xiao X, Liu J, Zhuang Y, Li C, Qin X. Combining remote sensing and ground census data to develop new maps of the distribution of rice agriculture in China. *Global Biogeochemical Cycles*, 2002, 16(4): 31-38.
- [76] Leff B, Ramankutty N, Foley J A. Geographic distribution of major crops across the world. *Global Biogeochemical Cycles*, 2004, 18(1), doi: 10.1029/2003GB002108.
- [77] Thenkabail P S B C M T. An irrigated area map of the world (1999) derived from remote sensing. Colombo, Sri Lanka: International Water Management Institute (IWMI) Research Report, 2006(105).
- [78] 彭代亮. 基于统计与 MODIS 数据的水稻遥感估产方法研究[D]. 杭州: 浙江大学, 2009.
- Peng D L. The study on the method of rice yield estimation using statistical and MODIS data[D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2009. (in Chinese)
- [79] 董芳. 基于多源数据的丘陵区苹果园地信息遥感提取技术研究[D]. 山东: 山东农业大学, 2012.
- Dong F. Remote sensing techniques of apple orchard information extraction based on multi-source data in hilly areas[D]. Shandong: Shandong Agricultural University, 2012. (in Chinese)
- [80] You L, Wood S. An entropy approach to spatial disaggregation of agricultural production. *Agricultural Systems*, 2006, 90(1): 329-347.
- [81] Liu J, Fritz S, Van Wesenbeeck C, Fuchs M, You L, Obersteiner M, Yang H. A spatially explicit assessment of current and future hotspots of hunger in Sub-Saharan Africa in the context of global change. *Global and Planetary Change*, 2008, 64(3): 222-235.
- [82] 刘珍环, 李正国, 唐鹏钦, 李志鹏, 吴文斌, 杨鹏, 游良志, 唐华俊. 近 30 年中国水稻种植区域与产量时空变化分析. *地理学报*. 2013, 68(5): 680-693.
- Liu Z H, Li Z G, Tang P Q, Li Z P, Wu W B, Yang P, You L Z, Tang H J. Spatial-temporal changes of rice area and production in China during 1980-2010. *Acta Geographica Sinica*, 2013, 68(5): 680-693. (in Chinese)
- [83] Gallego J, Kravchenko A N, Kussul N N, Skakun S V, Shelestov A Y, Grypych Y A. Efficiency assessment of different approaches to crop classification based on satellite and ground observations. *Journal of Automation and Information Sciences*, 2012, 44(5): 67-80.

(责任编辑 张晶)