

引用格式:黄启厅,覃泽林,曾志康.多星数据协同的地块尺度作物分类与面积估算方法研究[J].地球信息科学学报,2016,18(5):708-717. [Huang Q T, Qin Z L, Zeng Z K. 2016. Study on the crop classification and planting area estimation at land parcel scale using multi-sources satellite data. Journal of Geo-information Science, 18(5):708-717.] DOI:10.3724/SP.J.1047.2016.00708

多星数据协同的地块尺度作物分类与面积估算方法研究

黄启厅^{1,2},覃泽林³,曾志康³

1. 中国科学院遥感与数字地球研究所 遥感科学国家重点实验室,北京 100101;2. 中国科学院大学,北京 100049;
3. 广西农业科学院农业科技信息研究所,南宁 310001;

Study on the Crop Classification and Planting Area Estimation at Land Parcel Scale Using Multi-sources Satellite Data

HUANG Qiting^{1,2*}, QIN Zelin³ and ZENG Zhikang³

1. State Key Laboratory of Remote Sensing Science, Institute of Remote Sensing and Digital Earth, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100101, China; 2. Graduate University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China; 3. Scientific and Technological Information Research Institute, Guangxi Academy of Agricultural Sciences, Nanning, 530007, China;

Abstract: To reduce the missing of remotely sensed data in the spatio-temporal coverage of the cloudy/rainy region and to further meet the urgent need for crop planting information at farmland parcel scale, a method of crop type identification and planting area estimation at parcel scale was developed in this paper by synergistically utilizing the multi-sources satellite imagery, with the support of remote sensing Tupu recognition theory. This method consists of three steps: firstly, based on the high resolution imagery, the objects of farmland parcel with exact boundary were extracted. Secondly, with the effective-data processing technology and the spectral indices calculation based on the multi-temporal medium resolution imagery, the fragmentary effective data was acquired and the time-series data for each object was further obtained. Finally, by constructing a multi-dimensional feature space with the help of time series analysis incorporating the crops' phenological feature, the crop types and their corresponding planting areas were mapped using the Decision Tree classifier. This method had been tested in Ningyuan county, Hunan Province, China. The results showed that, this method can precisely map the different rice types and corresponding planting areas at the farmland parcel scale. The user accuracy of the three rice types, i.e., the early double-season, single-season and late double-season rice, was 94.33%, 90.76 and 95.95%, respectively, and the overall accuracy was 92.51% with a Kappa coefficient of 0.90. The derived area accuracy of these three rice types also reached 93.37%, 91.23% and 95.42%, respectively. This experiment illustrated the effectiveness and usefulness of the proposed method and also provided a salutary lesson for the finely planting information extraction of other crops.

Key words: remote sensing; Tupu recognition theory; crop identification; land parcel scale

*Corresponding author: HUANG Qiting, E-mail: huangqiting830112@163.com

摘要:为了解决多云雨地区遥感数据时空覆盖缺失的问题,以满足对地块尺度作物种植信息日益迫切的应用需求,本文在遥感图谱认知理论框架下发展了一种基于多星数据协同的地块尺度作物识别与面积估算方法。首先,基于米级高分辨率影像提取农田地块对象;其次,通过对多源中分辨率时序影像的有效化处理和指数计算,获取“碎片化”的高时空覆盖有效数据,并以地块对象为单元构建时间序列;然后,在时序分析基础上,建立多维特征空间,结合作物生长物候特征,构建决策树模型进

收稿日期 2015-12-16;修回日期:2016-03-31.

基金项目:国家高技术研究发展计划项目(2015AA123901);广西科学研究与技术开发计划项目(14125008-1-6);高分辨率对地观测系统重大专项(03-Y30B06-9001-13/15-01);国家自然科学基金项目(41301473)。

作者简介:黄启厅(1983-),男,广西南宁人,博士生,研究方向为遥感信息提取。E-mail: huangqiting830112@163.com

行作物分类识别与面积计算;最后,以湖南省宁远县为研究区开展了水稻种植信息的提取实验。结果表明:本文方法可在农田地块尺度下实现不同水稻类型的准确识别及其种植面积的精细提取,早、中、晚稻的用户精度分别可达94.33%、90.76%和95.95%,总体分类精度为92.51%,Kappa系数为0.90;早、中、晚稻面积提取精度分别为93.37%、91.23%和95.42%。试验结果证明了本文方法的有效性,为其他作物种植信息的精细提取提供了借鉴。

关键词 遥感;图谱认知理论;作物识别;地块尺度

1 引言

遥感技术以其宏观、快速和准确等特点,已成为农业资源调查的有力手段,且利用遥感技术获取农作物种植面积信息的应用研究日益广泛^[1-4]。目前作物面积提取的遥感数据源主要是AVHRR、MODIS等低分辨率数据^[5-7]和TM/ETM、HJ等中分辨率数据^[8-9]。低分辨率数据主要利用其高重访频率的特点,以作物物候或生长关键期的光谱特征以及环境变化特点(如水稻移栽期田块被浅水浸没等)为依据,采用基于植被指数时间序列的分析方法进行分类识别及面积计算^[10-12]。相对而言,中分辨率数据主要依靠较高空间分辨率的优势,利用目标作物与其他地类在影像上的光谱特征差异进行分类提取^[13-14]。总体而言,低分辨率数据由于空间尺度较粗,混合像元现象突出,导致其解译精度有限;中分辨率数据虽然具有相对较高的空间分辨率,但其重访周期长且受影像质量的严重制约,单一传感器影像难以满足多时相无云观测的要求,晴空影像的可获取程度决定了时相的选取与方法的有效性,因此目前大多利用1~2个时相来进行作物识别及其面积估算。另外,无论是中分辨率还是低分辨率的作物识别与面积估算,大多在像元尺度上进行,一般先经过影像分类识别作物,然后通过面积估算模型进行面积求算以处理混合像元中复杂的地物组分构成,难以达到种植面积的精确测量。随着精准农业管理、农业补贴以及农业保险核查等领域业务的发展,对地块尺度的作物种植面积信息提出了越来越迫切的需求,需要从遥感数据获取及利用方式上进行新的探索尝试。

近年来,中国已成功发射HJ1-A/B、GF1-WFV、CBERS-04等多颗中分辨率卫星,同时ZY-3、ZY-02C、GF2等米级高空间分辨率数据也不断涌现,为实现多尺度、高时空分辨率覆盖的对地观测提供了可能。如何挖掘数据潜力,最大程度发挥不同尺度数据源的优势,是当前遥感应用中亟需解决的问题,其实质是在海量多源遥感数据条件下如何实现特定专题信息的准确获取。遥感信息“图-谱”认知

理论为多源数据条件下遥感信息的准确提取提供了理论指导框架,认为遥感图像具有“图”和“谱”的双重特性:“图”是指遥感影像中地物呈现的精细几何图式信息(如结构、形状、格局等);“谱”则是地物对象蕴含的光谱、属性和规律等多层次的特征和知识,通过“图谱合一”的协同耦合,从多角度“立体”地刻画地物全貌特征,最终达到对地物的全面和准确认知,进而实现遥感地物信息的精准提取^[15]。

本文在遥感信息“图-谱”认知理论支持下,提出了基于多星数据协同的地块尺度作物识别与面积估算方法,在有效像元处理技术基础上,通过高分辨率数据与多源中分辨率时序数据的协同,将高分辨率影像提取的农田地块精细“图”信息与从多源中分辨率时序影像获得的作物光谱变化、物候特征等“谱”信息进行有机融合,构建反映地块作物生长过程的时间序列与作物识别模型,实现农田地块尺度的作物识别与面积计算。最后,以湖南省宁远县的不同水稻类型种植面积提取为例,探讨有效像元处理技术在南方典型耕地和多云气候条件下构建农作物生长过程时序的能力,并在此基础上探索了地块尺度作物生长过程特征及作物识别方法,最后对本文方法在作物识别和面积估算方面的精度水平与应用潜力进行了分析评价。

2 研究方法

在统一时空框架下,本文以高分辨率影像作为“图信息”来源提取精细的农田地块边界,并在地块控制下融入多源中分辨率时序影像的光谱及时序物候特征等“谱信息”,进而以地块为单位构建作物判别模型,实现作物的识别与面积求算。此外,为提高中分辨率数据的时空覆盖度,采用有效像元处理技术对中分辨率时序影像进行有效化处理,充分挖掘影像的可用信息,使之服务于遥感信息提取。提取过程主要由4部分构成:(1)精细地块边界获取;(2)中分辨率数据有效化处理;(3)地块特征提取;(4)特征分析与分类。具体技术流程如图1所示。

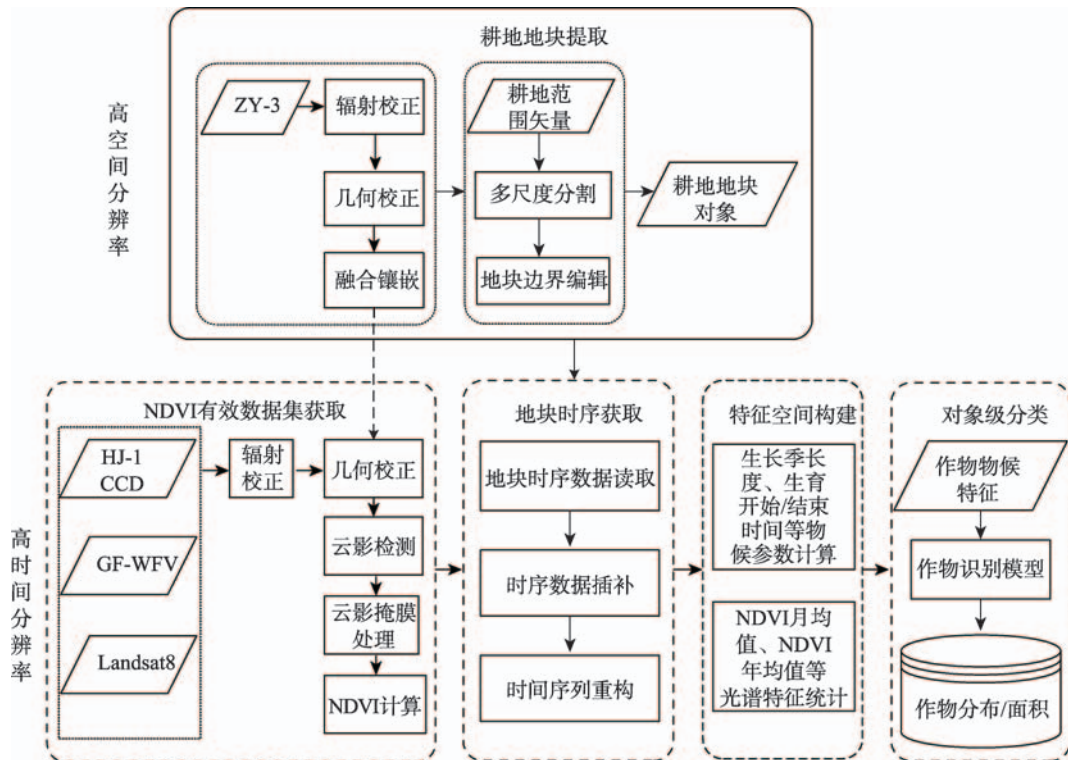


图1 多源遥感数据协同的作物种植面积提取流程图

Fig.1 Flow chart of crop planting area extraction based on multi-source satellite data

2.1 精细地块边界获取

资源三号等米级分辨率影像具有适中的观测尺度,在该尺度上地块边界清晰,同时地块内部的作物细节得到适当综合,表现出良好的光谱均质性,为地块的准确、完整提取提供有利条件。地块边界的提取采用影像分割与手工编辑勾绘相结合的方式,在道路网和耕地范围矢量辅助下,对耕地区域进行多尺度分割,而后对分割边界进行基于目视的手工编辑勾绘与整体平滑处理,最终获得农田地块的完整边界矢量,如图2所示。尽管地块边界的首次提取需较多人工参与,但因地块结构相对稳定,提取结果具有较高复用性,有利于地块作物信息的快速更新。

2.2 中分辨率数据有效化处理

数据有效化处理是指将常规遥感图像处理中视为无用数据(云量>30%)的影像也利用起来,在几何和辐射校正基础上,提取云影间的有效像元区域,充分发掘影像的可用信息,通过“碎片化”的数据利用方式达到提高遥感观测时空覆盖度的目的。其中,云影的有效检测是数据有效化处理的关键。本文基于无云ZY3影像底图,通过RGB到YCbCr的空间变换对中分辨率影像的云影区域进行



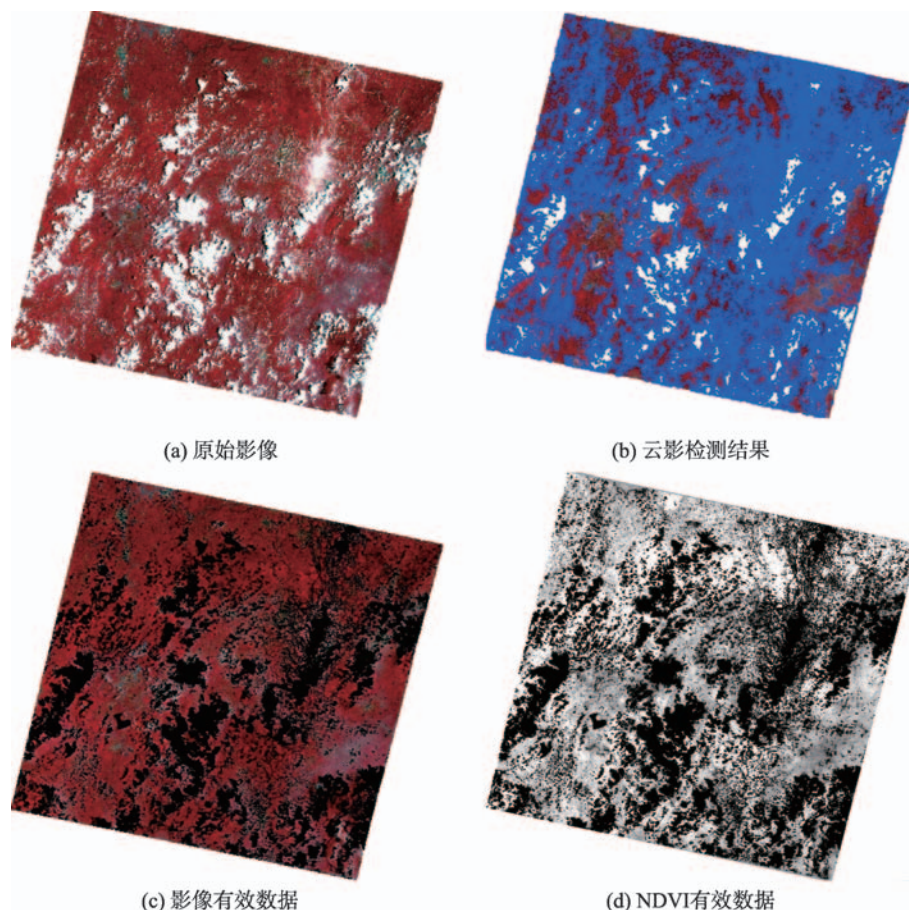
图2 农田地块边界提取结果

Fig.2 The extraction result of farmland parcel

融合增强,然后采用Otsu方法自动寻找最优阈值实现云影区域的有效检测(具体方法详见文献[16])。云影检测结果经检查、修正后与对应影像进行掩膜处理,生成影像有效数据,并进一步根据式(1)计算、获取碎片化的NDVI数据集。数据有效化过程如图3所示。

$$NDVI = \frac{\rho_{NIR} - \rho_{RED}}{\rho_{NIR} + \rho_{RED}} \quad (1)$$

式中: ρ_{NIR} 为近红外波段反射率; ρ_{RED} 为红波段反射率。



注:图(c)-(d)中黑色部分为无数据区域

图3 影像数据有效化过程示意图

Fig.3 Demonstration of the processed effective imagery data

2.3 地块特征提取

(1) 多传感器植被指数归一化

为减轻不同卫星传感器间由于波段设置、观测几何等差异导致的植被指数的偏差,本文采用线性回归方法,以GF-WV1为基准,对其它传感器的植被指数求取回归模型进行拟合换算,实现不同NDVI数据间的相对归一化。不同传感器的植被指数间线性拟合归一化的原理方法可参见文献[17]、[18]。首先选择目标传感器与待纠正传感器在同区域、时相相近的晴空影像对,从重叠区中选取约100个纯净样点构建二者的回归模型,然后基于该模型对待校正数据进行拟合换算。样点大小视像元相对大小而定:GF-WV1之间以单个像元值为抽样值;GF-WV1与HJ-1A/B之间,样点为半径16 m的圆,GF-WV1以圆内4个像元均值为抽样值,而HJ-1A/B则以单个像元为样值;GF-WV1和Landsat8-OLI传感器间的校正与HJ-1A/B的校正类似。由不同传感器与GF-WV1植被指数的线性回归模型(表1)可

知,各传感器拟合方程的相关系数和均方根误差均较为理想,基本满足分析应用需求。

(2) 时间序列获取与重建

基于归一化的NDVI有效数据集,以地块NDVI均值为取值,获取地块初始时间序列。由于NDVI有效数据集为无云影像数据块,有效地解决了云

表1 GF-WV1与其它传感器的NDVI回归模型

Tab.1 Regression models of GF-WV1 and other satellite sensors

| 传感器 | 拟合方程 | R ² | RMSE |
|--------------|--------------------|----------------|--------|
| GF1-WFV2 | $Y=0.7690X+0.1699$ | 0.8977 | 0.0195 |
| GF1-WFV3 | $Y=0.8233X+0.1285$ | 0.6362 | 0.0416 |
| GF1-WFV4 | $Y=0.9195X+0.0446$ | 0.7975 | 0.0339 |
| HJ1A-CCD1 | $Y=1.0673X+0.0256$ | 0.9059 | 0.0209 |
| HJ1A-CCD2 | $Y=1.0858X+0.0512$ | 0.9018 | 0.0211 |
| HJ1B-CCD1 | $Y=0.9157X+0.1765$ | 0.7275 | 0.0194 |
| HJ1B-CCD2 | $Y=0.8469X+0.1928$ | 0.8064 | 0.0328 |
| Landsat8-OLI | $Y=0.9018X-0.0387$ | 0.7498 | 0.0683 |

注:Y为GF-WV1传感器的NDVI值;X为其它传感器NDVI值

污染引起的时序异常值问题,然而其非等时间间隔的特点也导致了不同地块的初始序列在观测频度分布上有所差异。为了保证特征提取结果的准确性和一致性,利用SPLINE函数进行拟合插值,生成

如图4(a)所示间隔为10 d的时间序列,并进一步采用Savitzky-Golay滤波(又称S-G滤波)对时间序列进行重建。S-G滤波的窗口大小和多项式次数分别为4和3,时间序列重建效果如图4(b)所示。

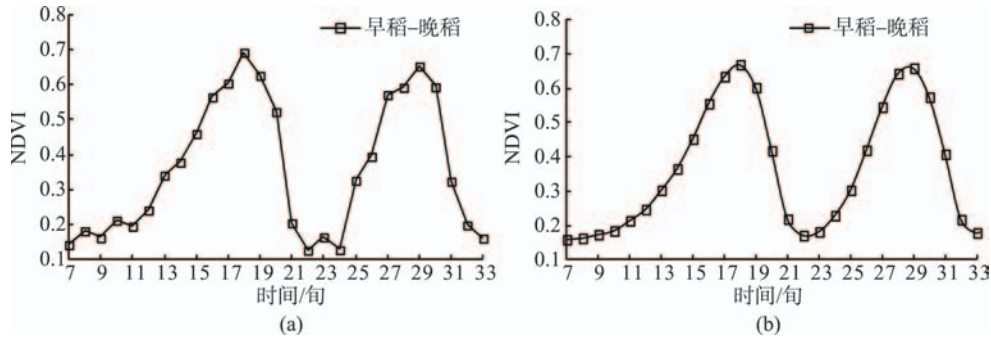


图4 作物NDVI时间序列重建效果对比

Fig.4 The contrast of NDVI time-series reconstructions for crops

(3) 地块光谱及物候特征提取

作物在不同生育阶段表现出不同的光谱特征,在时序上表现为NDVI随时间的变化曲线,曲线的上升和下降与作物生长和成熟等过程相对应,可以有效地反映作物的生育和物候特点。由于物候特征和结构长势的差异,不同作物的NDVI曲线具有不同形态和量值,可根据曲线的变化特点获取遥感物候参数对作物进行识别。

目前,已有不少学者基于中低分辨率时序影像开展了作物物候监测及作物种植信息的提取研究^[19-20]。本文在前人研究基础上,采用一系列光谱统计和物候特征,构建地块多维特征空间用以支持作物识别分类。光谱统计特征包括NDVI最大值、NDVI最小值、NDVI月均值和年均值;同时基于动态阈值法^[21]进行了①曲线峰数、②生长季开始时刻、③生长季结束时刻、④生长季长度及⑤凋零速率等遥感物候参数的提取(图5)。由上述光谱和物候特征构成的特征空间,丰富了作物属性表达的特征维度,有助于提高作物遥感识别准确度。

2.4 特征分析与分类

面对地块特征空间中数量众多的光谱和物候特征,选取合适的变量组合与分类方法尤为关键。有研究表明^[22],决策树方法具有良好的灵活性和鲁棒性,不仅可以处理光谱、空间和高程等多源数据,还可以有效地处理大量高维数据和非线性关系。本文在对研究区主要作物生长特性和物候特征进行分析的基础上,选取对作物识别起主要贡献的特

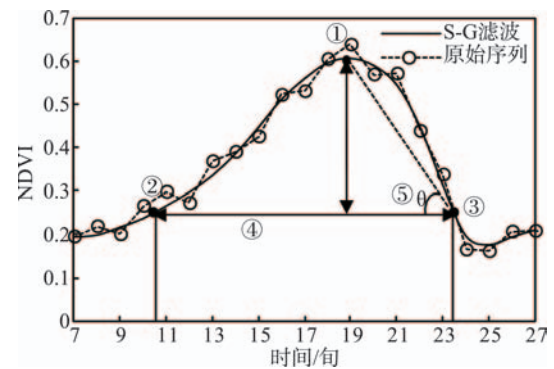


图5 基于NDVI曲线的遥感物候特征示意图

Fig.5 Remotely sensed phenological features derived from NDVI curve

征组合,通过样本统计的方式获取各变量的阈值,构建基于规则的决策树模型,进而对目标作物进行分类识别。

3 实验与结果分析

3.1 研究区与数据处理

本文以湖南省宁远县为研究区,对早、中、晚稻等不同水稻类型进行分类和种植面积提取。宁远县位于湖南南部,地处 $110^{\circ}42' \sim 112^{\circ}27'E$, $25^{\circ}11' \sim 26^{\circ}08'N$,属亚热带季风湿润区,境域四面环山,受气候和地形影响,常年多云雨天气。研究区耕地为中等破碎度,面积超过 300 m^2 的地块数占比 $>90\%$,地块平均大小介于 $860 \sim 1450 \text{ m}^2$ 之间;耕作制度以早稻-晚稻、中稻-油菜轮作为主,水稻、油菜、烟草和蔬菜是

主要的农作物类型,主要作物的套(间)作比例小。

本研究所用数据包括遥感数据与辅助矢量数据2类。遥感数据包括ZY-3米级分辨率影像和由GF1-WFV、HJ-1A/B构成的多传感器中分时段影像数据集,具体信息如表2所示。ZY-3全色/多光谱影像拼接后可在研究区形成无云覆盖,其成像时间虽

然与中分辨率影像不同,但由于农田地块本身具有相对稳定性,在1-2年内边界变化基本可忽略不计,因此在地块边界提取方面仍不失其有效性;中分辨率时序数据为2014年3-10月的多传感器数据共33景,可实现每月至少2次的多期观测。辅助数据为研究区2 m分辨率道路网和耕地范围矢量。

表2 研究采用的影像信息

Tab. 2 Imagery information of this study

| 时间 | 中心经纬度 | 传感器 | 时间 | 中心经纬度 | 传感器 |
|------------|--------------|-----------|------------|---------------|-----------|
| 2014-03-17 | E113.1_N25.6 | GF1_WFV3 | 2014-09-21 | E113.2_N26.3 | GF1_WFV1 |
| 2014-03-26 | E111.0_N24.6 | GF1_WFV4 | 2014-09-25 | E111.8_N24.7 | GF1_WFV1 |
| 2014-03-26 | E110.5_N25.2 | GF1_WFV4 | 2014-09-26 | E110.9_N25.9 | GF1_WFV1 |
| 2014-04-04 | E112.8_N27.1 | HJ1B-CCD2 | 2014-10-04 | E112.8_N25.6 | GF1_WFV3 |
| 2014-04-04 | E111.0_N26.8 | HJ1B-CCD2 | 2014-10-08 | E111.6_N25.9 | GF1_WFV2 |
| 2014-04-14 | E110.9_N27.4 | HJ1A-CCD2 | 2014-10-16 | E110.8_N26.3 | GF1_WFV1 |
| 2014-05-01 | E111.3_N25.9 | GF1_WFV2 | 2014-10-16 | E112.8_N25.9 | GF1_WFV2 |
| 2014-05-01 | E113.1_N25.6 | GF1_WFV3 | 2014-10-24 | E111.6_N24.6 | GF1_WFV1 |
| 2014-06-13 | E110.6_N25.2 | HJ1B-CCD2 | 2014-10-24 | E111.9_N26.3 | GF1_WFV1 |
| 2014-06-13 | E110.8_N26.3 | HJ1A-CCD1 | 2014-11-14 | E111.1_N25.9 | GF1_WFV2 |
| 2014-06-15 | E112.0_N25.9 | GF1_WFV2 | 2014-11-18 | E110.8_N26.3 | HJ1B-CCD1 |
| 2014-07-10 | E112.1_N25.6 | GF1_WFV3 | 2014-11-22 | E112.2_N25.9 | GF1_WFV2 |
| 2014-07-18 | E111.6_N25.9 | GF1_WFV2 | 2012-10-01 | E111.8_N25.5 | ZY3_NAD |
| 2014-07-30 | E111.1_N24.6 | GF1_WFV1 | 2012-10-01 | E111.8_N25.5 | ZY3_MUX |
| 2014-07-30 | E111.5_N26.3 | GF1_WFV1 | 2012-10-01 | E111.9_N25.9 | ZY3_NAD |
| 2014-08-03 | E111.7_N24.6 | GF1_WFV1 | 2012-10-01 | E111.9_N25.9 | ZY3_MUX |
| 2014-08-03 | E112.1_N26.3 | GF1_WFV1 | 2013-08-02 | E112.2_N 25.1 | ZY3_NAD |
| 2014-08-29 | E109.9_N26.8 | HJ1A-CCD1 | 2013-08-02 | E112.2_N 25.1 | ZY3_MUX |
| 2014-09-01 | E112.2_N25.9 | GF1_WFV2 | 2013-08-02 | E112.3_N 25.5 | ZY3_NAD |
| 2014-09-04 | E112.0_N26.4 | HJ1B-CCD1 | 2013-08-02 | E112.3_N 25.5 | ZY3_MUX |
| 2014-09-21 | E112.8_N24.6 | GF1_WFV1 | | | |

数据处理主要包括辐射校正、几何校正以及地块相关特征获取。辐射校正首先将影像DN值定标为辐亮度,然后采用6S辐射传输模型进行大气校正,实现DN值到地表反射率的转换;几何校正在对ZY3影像进行正射和融合处理基础上,以2 m ZY3融合影像为参考对多源中分辨率数据进行几何纠正,纠正误差控制在1个GF-WFV像元(16 m)内。最后,基于ZY-3融合影像和中分辨率数据集进行精细地块边界的提取、中分辨率数据有效化以及地块光谱和时序特征计算,获得作物识别所需的多维特征空间。

3.2 主要作物生长过程及物候分析

图6为经平滑处理的作物生长曲线,由图可见,作物生育周期一般历经从生长较缓慢的苗期到生长速率急剧增大的旺长期,再到鼎盛期,而后逐渐

衰退至成熟期的若干阶段。同时,不同作物曲线在峰/谷分布、峰宽等方面差异明显,反映了作物在发育鼎盛期、成熟期和生长季长度等物候特征上的差

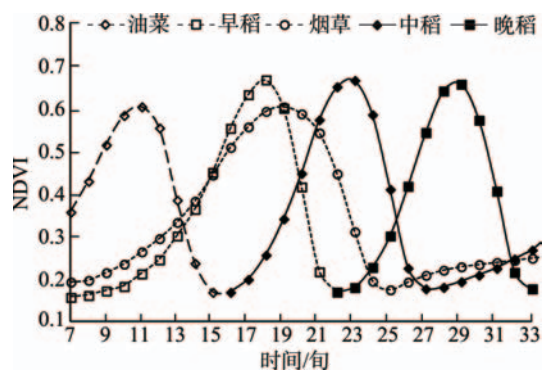


图6 不同作物的NDVI生长曲线

Fig.6 NDVI curves of different crops

别。结合表3作物物候节律可知,研究区油菜3-4月处于高覆被的生长盛期,至5月成熟收割,此时其它作物未播种或处于苗期低覆盖状态,据此可识别油菜;双季稻(早稻-晚稻)分别在6月下旬和10月上旬达到鼎盛期峰值,与7-8月间因收割/移栽形成的波谷构成特征性的双峰形态,易于判别;中稻6月中下旬完成移栽,地表覆被由低转高,与早稻、烟叶等

其它处于生长盛期作物表现相反变化趋势;烟叶从3月上旬移栽至8月下旬采摘完成,生育期长达6个月,通过移栽和收割时点及生长时长的判定可对烟叶进行有效识别。以上分析表明,研究区作物在时间维上具有较强可分性,可通过遥感物候参数及NDVI月均值等特征的适当组合来刻画作物生长过程的变化特点,实现不同作物的有效识别。

表3 研究区主要作物物候历
Tab.3 Phenological calendar of the main crops in the study areas

| 作物 | 月份 | | | | | | | |
|----|-----|-----|-----|-------|-----|-------|-------|-----|
| | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | 8 | 9 | 10 |
| 早稻 | | 移栽期 | 分蘖期 | 幼穗发育期 | 成熟期 | | | |
| 晚稻 | | | | | 移栽期 | 分蘖期 | 幼穗发育期 | 成熟期 |
| 中稻 | | | | 移栽期 | 分蘖期 | 幼穗发育期 | 成熟期 | |
| 烟叶 | 返苗期 | 伸根期 | 旺长期 | 成熟期 | | | | |
| 油菜 | 开花期 | 开花期 | 成熟期 | | | | | 苗期 |

3.3 水稻识别分类

为了确定实验区作物的真实分布特征,于2014年7月中旬和9月中旬开展了野外实地调查(图7),采用GPS样区定位与地块详查方式获取了水稻地块样本共1407个,烟草、玉米和抛荒地等其他类样本461个。将耕地植被分为早稻、中稻、晚稻和其他地类共4类,并根据3.2节的作物生长过程分析,选取NDVI月均值、曲线峰数、凋零速率、生长季开始/结束时点及生长季长度共6个特征变量构建决策树分类规则。进一步将地块样本分为训练样本和验证样本2部分,针对不同类别基于训练样本计算、统计各特征变量的均值和取值范围,通过变量值的调整使各类别具有较好的可区分性,人工获取各特征变量的分类阈值,实现不同类型水稻的分类,并基于验证样本对分类结果进行精度评价。最终分别建立了早稻提取模型(式(2))、中稻提取模型(式(3))、晚稻提取模型(式(4))。

$$\left. \begin{matrix} NDVI_{mean}(6) \geq 0.6 \\ Num_{Peak} \geq 2 \\ \Delta NDVI_{Slope} \geq 0.86 \\ 100 \leq GrowBeginDate \leq 120 \\ 190 \leq GrowEndDate \leq 210 \\ GrowPeriod \leq 100Days \end{matrix} \right\} (2)$$

$$\left. \begin{matrix} NDVI_{mean}(8) \geq 0.6 \\ Num_{Peak} \geq 1 \\ \Delta NDVI_{Slope} \geq 0.86 \\ 160 \leq GrowBeginDate \leq 180 \\ 250 \leq GrowEndDate \leq 270 \\ GrowPeriod \leq 100Days \end{matrix} \right\} (3)$$

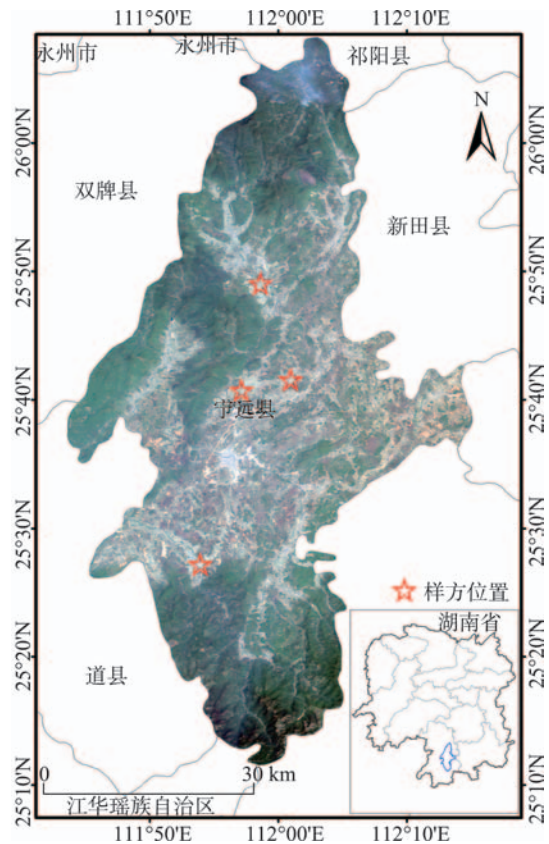


图7 研究区位置图

Fig.7 The location of the experimental area

$$\left. \begin{matrix} NDVI_{mean}(9) \geq 0.6 \\ Num_{Peak} \geq 2 \\ \Delta NDVI_{Slope} \geq 0.86 \\ 190 \leq GrowBeginDate \leq 210 \\ 280 \leq GrowEndDate \leq 300 \\ GrowPeriod \leq 100Days \end{matrix} \right\} (4)$$

式中: $NDVI_{mean}(6)$ 、 $NDVI_{mean}(8)$ 、 $NDVI_{mean}(9)$ 分别为6、8、9月的NDVI月均值; Num_{Peak} 为时序曲线峰值, 与作物熟制或轮作制度相关, 每茬作物对应一个波峰; $\Delta NDVI_{slope}$ 为凋零速率, 其值大于0.86时表明地表覆被发生了剧烈变化, 可区分自然植被和农作物; $GrowBeginDate$ 和 $GrowEndDate$ 分别为生长季开始和结束时间, 单位为一年当中的第几天; $GrowPeriod$ 为以天数为单位的生长季长度。

3.4 结果与评价

分类获得的各水稻类型分布如图8(a)、(b)所示, 研究区水稻分布具有一定规律性, 中稻主要集中于中、西部平坦地区, 早、晚双季稻则主要分布于中部偏南北方向, 而山势险峻的南北两端鲜有水稻种植。从图8(c)的局部放大图可看出, 本文方法可

在农田地块尺度上对水稻种植分布的空间和属性进行精细表达, 不仅有利于后期验证, 同时还有利于与权属人、药肥施用量等其它信息作叠加分析, 为更深层次的精准化应用提供数据基础。以下从分类精度和面积精度2方面对方法的有效性进行评价分析。

(1) 分类精度评价

分类误差矩阵如表4所示, 本文方法的总体分类精度达到92.51%, Kappa系数为0.90, 整体分类效果较为理想。早、晚稻的分类精度均为94%以上, 中稻的用户和制图精度接近于90%, 不同类型水稻均得到较有效的识别。

(2) 面积精度评价

在分类结果的基础上, 对同一类型的水稻地块进行面积累加统计, 获得研究区各类型水稻面积。

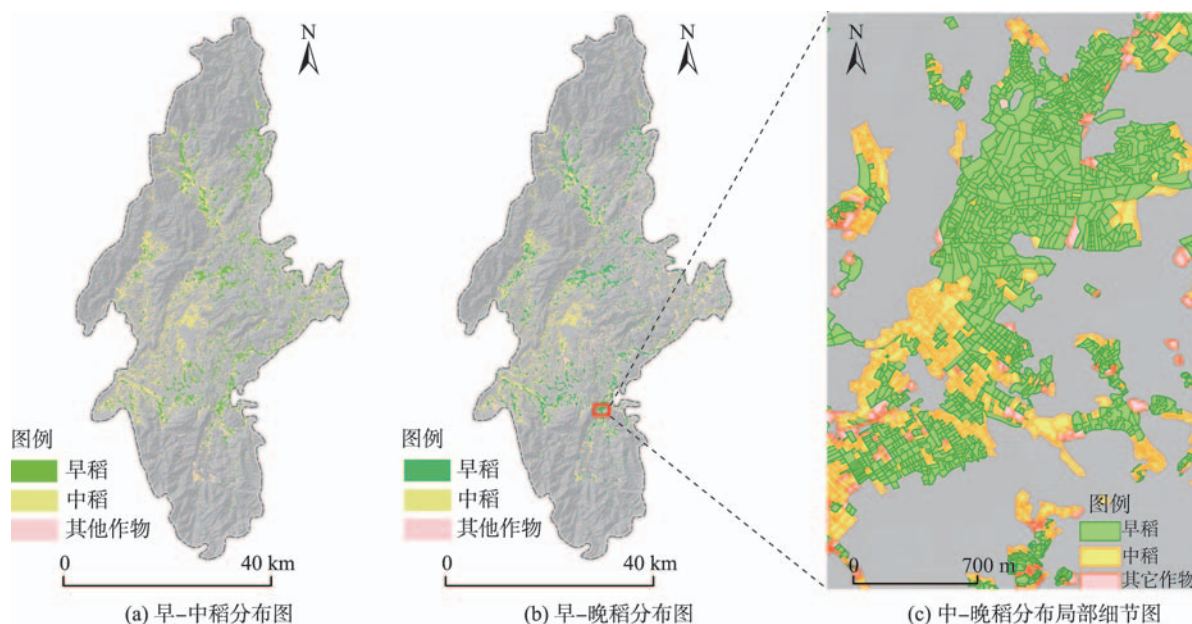


图8 各水稻类型分布图

Fig. 8 The distribution of rice types

表4 水稻分类混淆矩阵

Tab.4 Confusion matrix for rice classification

| 类别 | 早稻 | 中稻 | 晚稻 | 其他地类 | 样本总数 | 用户精度/(%) |
|----------|-------|-------|-------|-------|------|----------|
| 早稻 | 416 | 10 | 0 | 15 | 441 | 94.33 |
| 中稻 | 3 | 285 | 7 | 19 | 314 | 90.76 |
| 晚稻 | 0 | 10 | 379 | 6 | 395 | 95.95 |
| 其他地类 | 18 | 12 | 7 | 241 | 278 | 86.69 |
| 样本总数 | 437 | 317 | 393 | 281 | 1428 | |
| 制图精度/(%) | 95.19 | 89.91 | 96.44 | 85.77 | | |
| 总体精度/(%) | | | | | | 92.51 |
| Kappa系数 | | | | | | 0.90 |

如表5所示,早、中、晚稻的遥感提取面积分别为12.96、11.13和13.32千 hm^2 ,以同年国家统计局湖南调查总队公布的各类型水稻面积为面积精度评价标准,早、中、晚稻的面积精度分别为93.37%、91.23%和95.42%,平均精度达到93.43%,均取得了较高的面积提取精度。

表5 水稻种植面积提取精度
Tab.5 Accuracy of rice planting area extraction

| 类别 | 遥感提取面积/千 hm^2 | 统计数据/千 hm^2 | 面积精度/(%) |
|----|------------------------|----------------------|----------|
| 早稻 | 12.96 | 13.88 | 93.37 |
| 中稻 | 11.13 | 12.20 | 91.23 |
| 晚稻 | 13.32 | 13.96 | 95.42 |
| 总计 | 37.41 | — | — |
| 平均 | — | — | 93.43 |

4 结论与讨论

本文提出了一种图谱认知框架下基于高时空分辨率多星数据协同的精细化作物识别与种植面积提取方法,并以湖南省宁远县为例,开展了地块尺度下不同类型水稻的分类识别与面积提取研究,其总体分类精度和平均面积提取精度分别达到92.51%和93.43%,Kappa系数为0.9,表明了方法的有效性。研究还得出以下结论:

(1)以地块作为分类与面积计算的基本单元,避免了象元级分类中的“椒盐”现象,提高了分类和面积测算精度及结果的可验证性;同时,精准的地块边界比传统面向对象的不规则图斑更具有自然和社会属性意义,有望将遥感信息的分析和应用尺度拓展到地块级别;

(2)多星数据协同及“碎片化”有效数据利用方式显著提高了遥感数据的时空覆盖度,可为多云雨气候条件下的作物种植信息提取和长势监测提供高分辨率、高频度的对地观测信息支持。

(3)通过高时空分辨率数据的“图-谱”信息协同,在构建地块时间序列基础上引入作物物候信息,可有效增加作物的类别可分性,提高作物识别精度。

然而,地块破碎度和作物种植模式对分类精度也会带来影响,目前本文方法适用于地块破碎和套(间)作程度不高的地区,在小地块和作物混杂严重区域应考虑引入像元解混的处理方法。总体而言,本文仍存在以下有待改进之处:(1)影像分割方法优化,使地块对象与农田自然边界更加吻合,以提

高地块获取精度和效率;(2)零碎地块及多作物混杂地块仍难以处理,需加强尺度转换与像元分解模型的研究,以有效解决由此带来的混合像元问题;(3)本研究主要以物候节律信息为主,未来工作将考虑引入光谱、地形等多元特征,研究自适应的特征选取与阈值优化方法,构建多特征联合的自动化作物识别模型,进一步提高作物种植信息提取的精度和智能化水平。

参考文献(References):

- [1] Xiao X, Boles S, Liu J, *et al.* Mapping paddy rice agriculture in southern China using multi-temporal MODIS images[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2005,95(4):480-492.
- [2] Xiao X M, Boles S, Frohling S, *et al.* Mapping paddy rice agriculture in south and southeast Asia using multi-temporal MODIS images[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2006,100(1):95-113.
- [3] Kuenzer C, Knauer K. Remote sensing of rice crop areas [J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2013,34(6): 2101-2139.
- [4] Gumma M K, Thenkabail P S, Maunahan A, *et al.* Mapping seasonal rice cropland extent and area in the high cropping intensity environment of Bangladesh using MODIS 500m data for the year 2010[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2014,91:98-113.
- [5] Hill M J, Donald G E. Estimating spatio-temporal patterns of agricultural productivity in fragmented landscapes using AVHRR NDVI time series[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2003,84(3):367-384.
- [6] Atzberger C, Rembold F. Mapping the spatial distribution of winter crops at sub-pixel level using AVHRR NDVI time series and neural nets[J]. *Remote Sensing*, 2013,5(3): 1335-1354.
- [7] Potgieter A B, Apan A, Dunn P, *et al.* Estimating crop area using seasonal time series of enhanced vegetation index from MODIS satellite imager[J]. *Australian Journal of Agricultural Research*, 2007,58(4):316-325.
- [8] Zheng B J, Campbell J B, de Beurs K M. Remote sensing of crop residue cover using multi-temporal Landsat imagery[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2012,177:99-183.
- [9] Jia K, Wu B F, Li Q Z. Crop classification using HJ satellite multispectral data in the north China plain[J]. *Journal of Applied Remote Sensing*, 2013,7(1):287-297.
- [10] Pan Y Z, Li L, Zhang J S, *et al.* Winter wheat area estimation from MODIS-EVI time series data using the crop

- proportion phenology index[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2012,119:232-242.
- [11] Wardlow B D, Egbert S L, Kastens J H. Analysis of time-series MODIS 250m vegetation index data for crop classification in the U.S. central great plains[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2007,108(3):290-310.
- [12] Ward B D, Egbert S L. Large-area crop mapping using time-series MODIS 250m NDVI data: an assessment for the U.S. Central great plains[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2008,112(3):1096-1116.
- [13] Zhong L H, Gong P, Biging G S. Efficient corn and soybean mapping with temporal extendibility: a multi-year experiment using Landsat Imagery[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2014,140:1-13.
- [14] Dong J W, Xiao X M, Kou W L, *et al.* Tracking the dynamics of paddy rice planting area in 1986-2010 through time series Landsat images and phenology-based algorithms[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2015,160:99-113.
- [15] 骆剑承,周成虎,沈占锋,等.遥感信息图谱计算的理论方法研究[J]. *地球信息科学学报*,2009,11(5):664-669. [Luo J C, Zhou C H, Shen Z F, *et al.* Theoretic and methodological review on sensor information tupe computation[J].*Journal of Geo-information Science*, 2009,11(5): 664-669.]
- [16] 周伟,关键,姜涛,等.多光谱遥感影像中云影区域的检测与修复[J]. *遥感学报*,2012,16(1):137-142. [Zhou W, Guan J, Jiang T, *et al.* Automatic detection and repairing of cloud and shadow regions in multi-spectral remote sensing images[J]. *Journal of Remote Sensing*, 2012,16(1):132-142.]
- [17] Steven M D, Malthus T J, Baret F, *et al.* Inter-calibration of vegetation indices from different sensor systems[J].*Remote Sensing of Environment*, 2003,88(12):412-422.
- [18] 张宏斌,杨桂霞,李刚,等.基于 MODIS NDVI 和 NOAA NDVI 数据的空间尺度转换方法研究——以内蒙古草原区为例[J].*草业科学*,2009,26(10):39-45. [Zhang H B, Yang G X, Li G. Study on the MODIS NDVI and NOAA NDVI based spatial scaling method-a case study in Inner Mongolia[J].*Pratacultural Science*, 2009,26(10):39-45.]
- [19] 张焕雪,曹新,李强子,等.基于多时相环境星 NDVI 时间序列的农作物分类研究[J].*遥感技术与应用*,2015,30(2): 304-311. [Zhang H X, Cao X, Li Q Z, *et al.* Research on crop identification using multi-temporal NDVI HJ images [J]. *Remote Sensing Technology and Application*, 2015,30(2):304-311.]
- [20] 张峰,吴炳方,刘成林,等.利用时序植被指数监测作物物候的方法研究[J].*农业工程学报*,2004,20(1):155-159. [Zhang F, Wu B F, Liu C L, *et al.* Methods of monitoring crop phenological stages using time series of vegetation indicator[J].*Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2004,20(1):155-159.]
- [21] Jonsson P, Eklundh L. Seasonality extraction by function fitting to time-series of satellite sensor data[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2002,40(8): 1824-1832.
- [22] 李治,杨晓梅,梦樊,等.物候特征辅助下的随机森林宏观尺度土地覆盖分类方法研究[J].*遥感信息*,2013,28(6): 48-55. [Li Z, Yang X M, Meng F, *et al.* LULC classification based on random forest with aid of phonological features[J]. *Remote Sensing Information*, 2013,28(6):48-55.]