

基于GF-1时间序列影像的引黄灌区农作物种植结构监测

高浩¹ 符瑜²

(1 国家卫星气象中心, 北京 100081; 2 中国科学院大气物理研究所碳中和中心, 北京 100029)

摘要: 利用2018年农作物生长期的GF-1/WFV高空间分辨率卫星影像数据, 经时间序列谐波分析法(HANTS)去除云和水汽等因素引起的噪声后, 重新构建高质量的NDVI时间序列数据, 结合采集的农作物地面样本数据, 进行主要农作物关键生育期的特征分析, 构建农作物决策分类模型, 开展宁夏引黄灌区主要农作物种植结构的监测分析。研究结果显示: 研究区主要农作物的分类总体精度为86.5%, Kappa系数为0.77, 春小麦、玉米和水稻的分类精度分别为76.9%、88.8%和85.5%, 种植面积分别为45451.0 hm²、214703.1 hm²和81472.6 hm², 分别占引黄灌区农作物面积的9.0%、42.3%和16.1%。基于GF-1/WFV多时相影像数据的决策树分类方法可以为研究区农作物信息提取提供参考, 主要农作物提取能够获得较高的精度, 具有一定的业务监测应用价值。

关键词: 高分卫星, 时间序列, 重构, 决策树, 种植结构

DOI: 10.3969/j.issn.2095-1973.2022.05.021

Crop Planting Structure Monitoring with Multi-Temporal GF-1 Wide Field View Data in Yellow River Irrigation Area of Ningxia

Gao Hao¹, Fu Yu²

(1 National Satellite Meteorological Centre, Beijing 100081 2 Carbon Neutrality Research Center, Institute of Atmospheric Physics, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100029)

Abstract: High quality NDVI time series data are reconstructed after removing the noise caused by cloud and water vapor using Harmonic Analysis of Time Series (HANTS) method based on the GF-1 wide field view (WFV) data of crop growth period in 2018. The characteristics of main crops during key growth periods are analyzed with the ground sampling data, and the crop classification model is constructed to monitor the crop planting structure in Yellow River irrigation area of Ningxia. The results show that the overall classification accuracy of the main crops is 86.5%, and the Kappa coefficient is 0.77. The classification accuracy of spring wheat, maize and paddy rice are 76.9%, 88.8% and 85.5%, respectively. The planting area is 45451.0 hm², 214703.1 hm² and 81472.6 hm², respectively, accounting for 9.0%, 42.3% and 16.1% of the crop area in the Yellow River irrigation area. Based on GF-1/WFV multi-temporal data, the decision tree classification method can be used to obtain high-accuracy main crop information so as to provide reference for the study of main crop information extraction. Therefore, the method is of application value for operational monitoring.

Keywords: GF-1 satellite, multi-temporal, reconstruction, decision tree, planting structure

0 引言

卫星遥感技术因其具有覆盖范围广、时效性强、成本低等优势特点, 取代传统的实地采集的方法, 成为农作物种植结构监测的重要手段^[1-2]。中低分辨率卫星影像数据, 因其更新快、易获取、覆盖范围广等优

势, 被广泛应用于大范围农作物空间分布监测、农作物估产、农情和预报等方面^[3-8]。但中低分辨率数据混合像元现象严重, 光谱识别度有限, 制约了农作物识别和面积估算精度的提高。

2013年我国第一颗高分系列卫星(GF-1)发射成功后, 面向农业应用的高时间、高空间及高光谱分辨率的数据得到应用。国内学者基于GF-1号卫星数据开展了农业种植结构监测应用的研究, 并取得了重要进展^[9-16]。总的来说, 尽管不同的卫星应用技术方

收稿日期: 2021年6月4日; 修回日期: 2021年9月13日

第一作者: 高浩(1982—), Email: gaohao@cma.gov.cn

基金项目: 国家重点研发计划项目(2018YFC1506506), 中国气象局旱区特色农业气象灾害监测预警与风险管理重点实验室开放研究项目(CAMF-201805)

① 1 hm²=0.01 km²。

有通用性,但由于不同空间分辨率、时间分辨率、轨道特点等差异,导致卫星应用的具体实施技术可移植性较差,基于GF-1卫星数据的农作物识别、种植面积估算方法的适应性和应用精度还有待进一步评估和验证。

本研究综合考虑农作物种植结构监测的空间覆盖、时效性和精细化等需求特点,利用2018年宁夏引黄灌区主要农作物生长期的GF-1/WFV高空间分辨率宽幅卫星影像数据,经时间序列谐波分析法(HANTS)去除云和水汽等因素引起的噪声,重新构建了高质量的归一化植被指数(NDVI)时间序列数据,结合实地考察获取的主要农作物地面样本数据,进行研究区主要农作物关键生育期的特征统计分析,构建农作物决策分类模型,开展宁夏引黄灌区主要农作物种植面积、空间分布等种植结构的监测分析,从而提高研究区农情信息监测精度,提升高分卫星在西北旱区农业领域的精准精细化服务能力,为农业生产、管理和决策服务提供信息支持。

1 研究区概况和数据

1.1 研究区概况

宁夏引黄灌区位于黄河上游下河沿和石嘴山水文站之间,地貌类型为黄河冲击平原,地势平坦,属于温带大陆性干旱气候,日照充足、温差较大、干旱少雨、蒸发强烈。年平均温度为8~9℃,年降水量为180~200 mm,年蒸发量为1100~1600 mm。灌区涉及范围包括银川市、石嘴山市、吴忠市和中卫市的12个县(市),土地面积为6573 km²,其中耕地面积2213 km²,主要农作物有春小麦(3—7月);玉米(4—9月);水稻(3—10月)等。

1.2 遥感影像数据

国产高分一号卫星(GF-1)搭载4台宽覆盖多光谱相机(WFV),扫描幅宽800 km,16 m空间分辨率,重返周期2 d,光谱范围0.45~0.89 μm,包含4个波段(表1)。根据研究范围和主要农作物的物候历,从中国资源卫星中心获取2018年覆盖主要农作物(春小麦、玉米和水稻)生长季(3—10月),云覆盖度小于5%,共计184景多时相GF-1(WFV)影像数据。对GF-1影

表1 GF-1卫星有效载荷技术指标

传感器	波段范围/μm	空间分辨率/m	幅宽/km	侧摆能力/°	重访周期/d
多光谱相机(WFV)	Band1: 0.43~0.52	16	800 (4台相机组合)	±35	2
	Band2: 0.52~0.59				
	Band3: 0.63~0.69				
	Band4: 0.77~0.89				

像数据进行几何粗校正、辐射定标、大气校正、几何精校正和镶嵌等预处理,形成GF-1时间序列影像数据,用于农作物种植结构的监测。

1.3 地面样本点数据

2018年8月13—17日,利用手持Garmin-GPSMap60CS和数码相机,采取分层随机采样的方式,到宁夏引黄灌区进行主要农作物的地面样本采集(图1)。实地采集地面样本点470个,其中春小麦样本50个,玉米样本195个,水稻样本164个,其他样本61个。按7:3的比例将采集到的样本分为训练样本和验证样本,用于农作物的分类和精度验证。

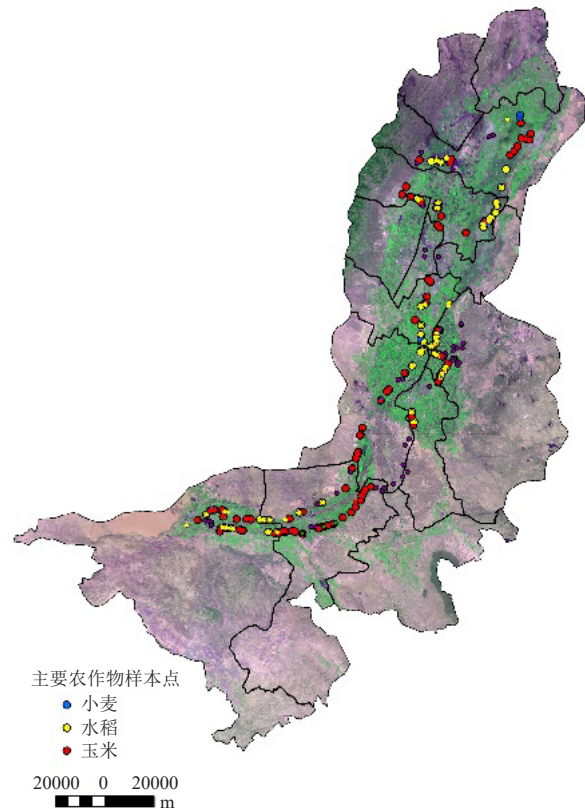


图1 研究区主要农作物地面样本点分布

Fig. 1 Spatial distribution of ground sample points of main crops in the study area

2 研究方法

2.1 技术路线

基于2018年覆盖研究区主要农作物生长期的GF-1/WFV卫星影像数据,进行时序数据的预处理,然后进行归一化植被指数(NDVI)的计算和高质量NDVI时序数据的重构,通过对主要农作物NDVI时序曲线关键生育期特征的统计分析,构建农作物决策树分类模型,实现基于高分卫星的农作物种植结构精准和精细化的监测分析(图2)。

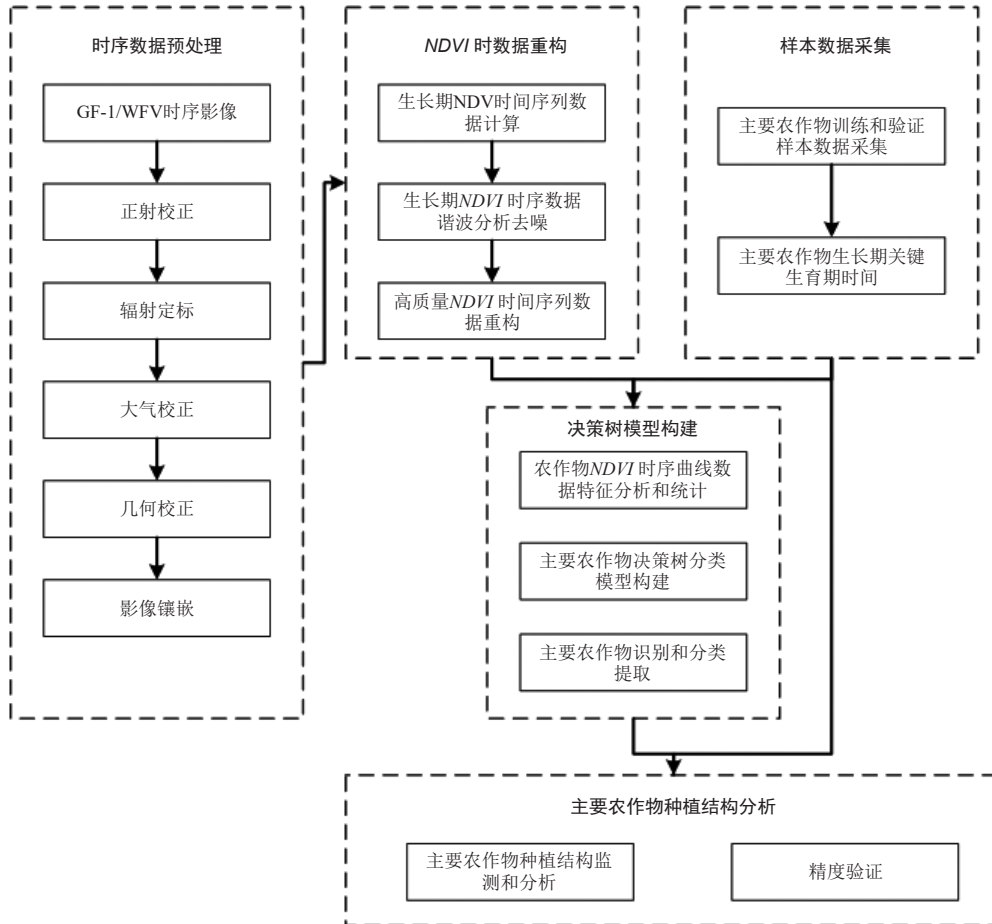


图2 高分一号卫星农作物分类技术路线

Fig. 2 The flowchart of crop classification using GF-1 satellite data

2.2 GF-1 卫星 NDVI 时间序列数据重构

基于宁夏引黄灌区2018年3—10月的184景GF-1/WFV卫星影像数据,进行了3—10月的卫星影像的辐射定标、大气校正、正射校正、地理校正、影像镶嵌等预处理,通过NDVI计算和月最大值合成,形成了覆盖宁夏引黄灌区的2018年3—10月的NDVI时序数据集。NDVI的计算公式如下:

$$NDVI = \frac{R_{nir} - R_{red}}{R_{nir} + R_{red}}, \quad (1)$$

其中:NDVI是归一化植被指数, R_{nir} 和 R_{red} 分别为近红外波段和红波段的反射率。

研究选取的GF-1/WFV卫星影像虽然云覆盖较低,但是原始数据中仍然存在一些噪声,不宜直接进行分析和信息提取。因此,针对建立的NDVI时间序列数据,采用HANTS方法去除云、水汽等干扰的噪声,重新构建高质量的NDVI时间序列数据。HANTS方法进行影像重构时充分考虑了植被生长周期性和数据本身的双重特点,能够用代表不同生长周期的植被频率曲线重新构建时序NDVI影像,真实反映植被的周期性

变化规律,已被广泛的应用到农业遥感领域。

研究中HANTS方法对NDVI时间序列数据进行重构的有效数据范围(Valid data range)设置为[-1, 1],拟合误差(Fitting error tolerance)为0.05,剩余点个数(DOD)为8,频率数(Number of frequencies)为3^[9]。对经过滤波重新构建的NDVI时序数据和最大值合成的NDVI时序数据对比(图3),可以看出,经过时间序列谐波分析法进行平滑处理过的NDVI时间序列数据有效地消除了异常波动,减少了噪声的影响,基本保持了原有曲线的基本趋势,使得NDVI时间序列能够比较真实地反映NDVI植被指数随时间的变化,滤波后的NDVI曲线能更准确地反映作物生长发育状况。

2.3 决策树分类模型构建

根据宁夏主要农作物的种植情况,采用主要农作物物候观测资料归纳典型物候期特征(表2),并结合HANTS滤波后的NDVI时间序列数据获得各个主要类型农作物不同时间段时序曲线。水稻生长前期稻田含有水体特性是区别于其他植被的最显著特征^[11],利用

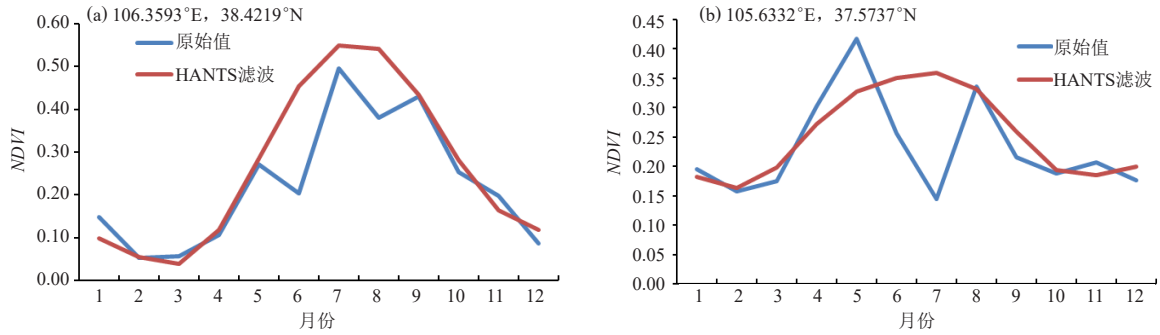


图3 NDVI时序数据重构前后对比
Fig. 3 Comparison of NDVI time series data before and after reconstruction

表2 研究区主要农作物生长历程

Table 2 Growth process of main crops in the study area

项目	3月	4月	5月	6月	7月	8月	9月
春小麦	苗期	分蘖期	拔节抽穗	灌浆期	成熟期		
玉米		播种	出苗	拔节	抽穗	开花乳熟	成熟
水稻	泡田	育苗	移栽	拔节孕穗	扬花	灌浆	成熟收获

归一化水体指数 (NDWI) 可以区分水稻和其他植被。NDWI由以下公式计算:

$$NDWI = \frac{R_{green} - R_{nir}}{R_{green} + R_{nir}}, \quad (2)$$

其中, NDWI是归一化水体指数, R_{green} 和 R_{nir} 分别为绿波段和近红外波段的反射率。

本研究以农作物的NDVI值时序曲线和特征值, 以及关键生育期的NDWI特征作为识别主要农作物的

关键切入点, 通过地面样本和先验物候信息的统计分析获得目标作物的NDVI标准时序曲线和多时相特征, 以及关键生育期的NDVI和NDWI的分割阈值, 建立分类决策树模型(图4), 采用分层决策树方法逐像元提取出主要农作物的空间分布。研究中农作物的关键分割阈值基于70%的地面样本确定, 以地面样本统计主要农作物和下垫面类型逐月的NDVI值, 获得其NDVI时间序列曲线, 同时统计得到不同农作物的NDVI的最大值、最小值、方差等统计特征值, 依据地面样本的特征统计信息最终确定识别主要农作物的关键阈值。

3 结果与分析

3.1 主要农作物分类时序特征

不同地物NDVI时间序列特征显示(图5a), 春小

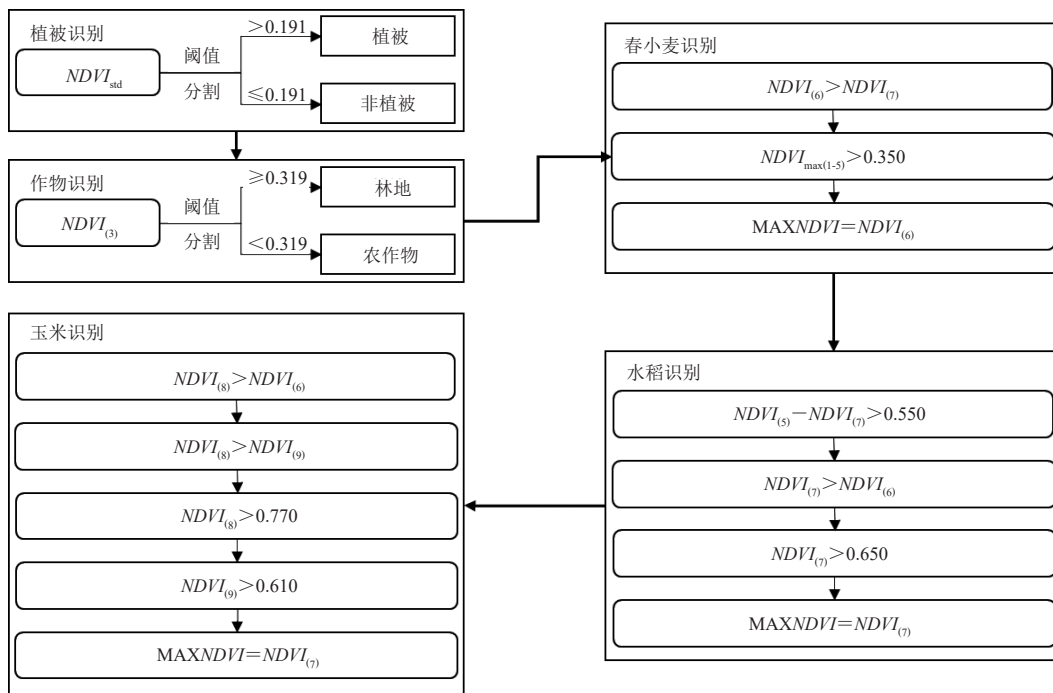
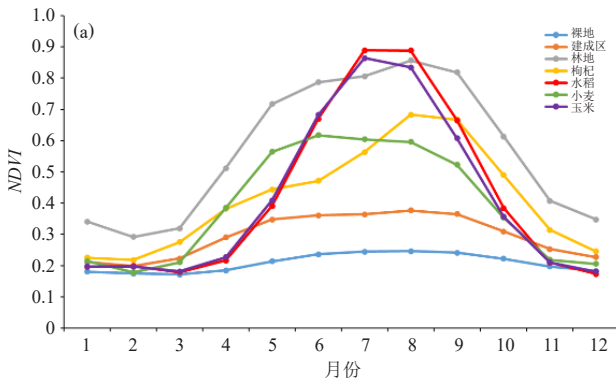


图4 基于GF-1/WFV的研究区主要农作物识别流程
Fig. 4 Identification process of main crops in the study area based on GF-1/WFV

麦、玉米和水稻的NDVI时序曲线都呈现典型的单峰型结构，植被和非植被的NDVI最大值差别较大。从发育过程来看，3—5月间春小麦各个生育期较玉米和水稻提前，其NDVI值都明显高于玉米和水稻，5—6月的拔节期和孕穗期，其NDVI值逐渐增大，6月NDVI值达到生育期峰值，随着灌浆乳熟期的到来，NDVI值逐渐下降，到7月收割后春小麦NDVI值骤降。4—7月玉米的NDVI值迅速增大，7月玉米进入抽穗期，其NDVI值达到整个生育期的高峰，之后玉米停止营养生长进入生殖生长阶段，NDVI值呈现下降趋势，至9月玉米成熟并收割，NDVI值急剧下降。3—4月水稻未开始发育，NDVI值较低，5月水稻开始灌水移栽，至拔节期前水稻具有明显的水体特点，6月水稻处于生长旺盛期，作物特征明显，NDVI值逐渐增大，7月底至8月上旬NDVI值达到生育期最大值，随后水稻成熟并收割，NDVI值急剧下降。

不同地物NDVI的统计特征表明(图5b)，不同地物类型全年的NDVI方差有较大的差异，荒漠、城市



等非植被类型的方差较植被明显较低，可以通过全年NDVI的方差区分植被和非植被；林地全年的NDVI平均值、最小值比农作物偏大，同时1—3月的林地NDVI值比农作物大，可以通过此特征区分林地和农作物；1—5月的春小麦的NDVI值较玉米和水稻都较大，并且6月春小麦NDVI值达到生育期最大值，7月末春小麦全部收获，春小麦地块NDVI值骤降，而此时研究区玉米处于抽穗期，正值整个生育期NDVI峰值期，可以通过此特征区分出春小麦和玉米。5月水稻灌水移栽后包含了水体、土壤和水稻信息，NDWI接近0或小于0，而到7月水稻扬花期，稻田水体减少后反映不出水体信息，NDWI的变化最大，而其他植被区变化较少，通过5月和7月两个关键物候期的NDWI的差值扩大水稻与其他植被的差异，再结合NDVI的增长变化区分水稻。基于地面样本对NDVI和NDWI进行时序统计分析，得到的主要作物的NDVI多时相特征和关键生育期NDWI的分割阈值用于农作物的决策分类。

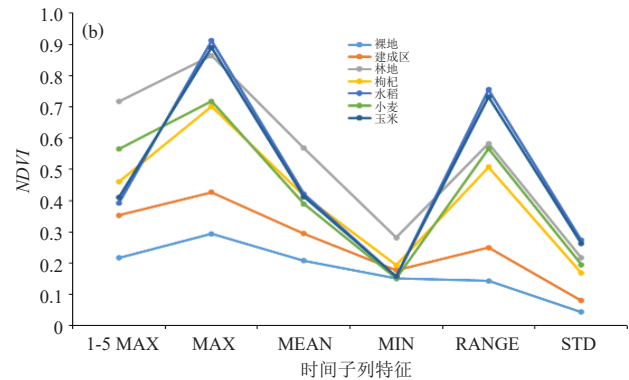


图5 研究区主要地物NDVI时间序列特征(a)和统计特征(b)

Fig. 5 NDVI time series characteristics (a) and statistical characteristics (b) of main ground features in the study area

3.2 主要农作物的分类结果

基于GF-1/WFV卫星利用决策树分类模型提取的宁夏引黄灌区春小麦、玉米和水稻空间分布显示，春小麦、玉米和水稻主要分布在研究区引黄灌区的黄河两岸。其中，春小麦主要散布在研究区北部的引黄灌区；玉米广泛分布在引黄灌区；水稻集中分布于引黄灌区黄河两岸，银川平原分布较为集中。

各作物的种植面积统计结果显示(图6)，春小麦的分布面积为45451.0 hm²，占引黄灌区农作物面积的9.0%；水稻的分布面积为81472.6 hm²，占引黄灌区农作物面积的16.1%；玉米的分布面积为214703.1 hm²，占引黄灌区农作物面积的42.3%。与2018年宁夏各市县农作物播种面积的对比结果显示，水稻面积相对误差0.5%，玉米相对误差为1.0%，春小麦相对误差为6.3%。

3.3 主要农作物分类精度评估

采用2018年8月13—17日在宁夏引黄灌区采集的主要农作物30%的地面样本，对基于分层决策树分类的主要农作物种植空间分布进行精度验证，结果显示(表3)，研究区春小麦的制图精度为76.9%，用户精度为100%，玉米的制图精度为88.8%，用户精度为91.9%，水稻的制图精度为85.5%，用户精度为98.3%，研究区主要农作物的总体分类精度为86.5%，Kappa系数为0.77。结果表明基于GF-1/WFV多时相影像数据的决策树分类方法能够获得较高的精度，具有一定的业务监测应用价值。

4 结论和讨论

基于GF-1/WFV卫星时间序列影像的农作物决策树分类结果显示，研究区主要农作物的分类总体精

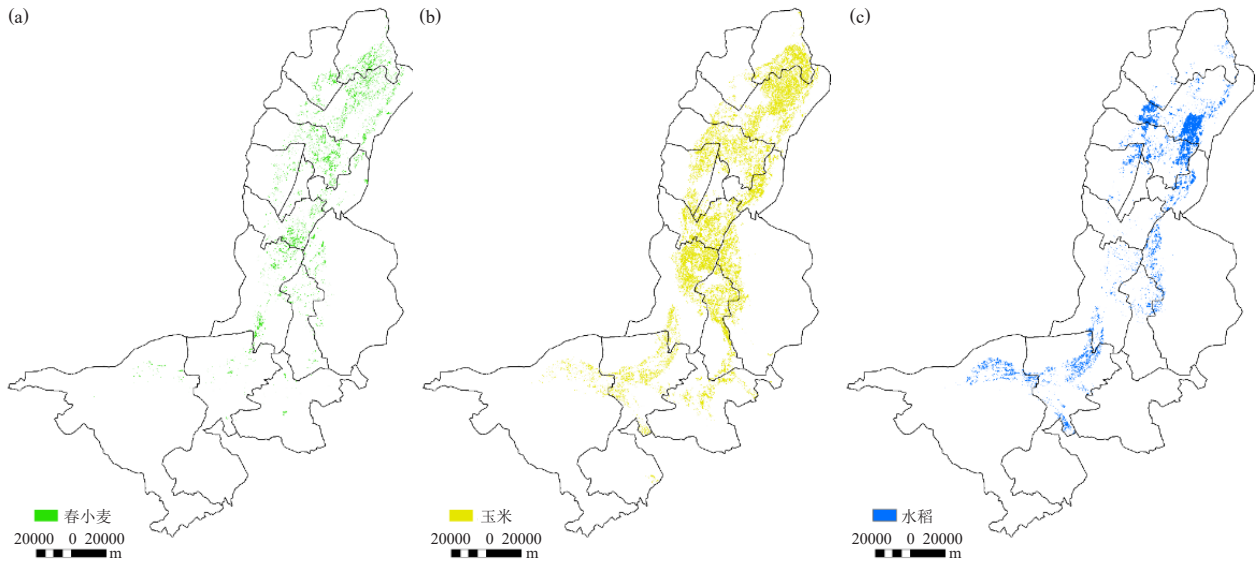


图6 基于GF-1/WFV的研究区主要农作物空间分布

(a) 春小麦, (b) 玉米, (c) 水稻

Fig. 6 Spatial distribution of main crops in the study area based on GF-1/WFV (a) Spring wheat, (b) Corn, (c) Rice

表3 基于GF-1/WFV多时相影像的主要农作物遥感分类精度
Table. 3 Classification accuracy of main crops based on GF-1/WFV multi temporal images

类型	春小麦	玉米	水稻
制图精度	76.9%	88.8%	85.5%
用户精度	100%	91.9%	98.3%
总体精度	86.5%		
Kappa系数	0.77		

度为86.5%，Kappa系数为0.77，其中春小麦、玉米和水稻的分类精度分别为76.9%、88.8%和85.5%。春小麦、玉米和水稻主要分布在引黄灌区的黄河两岸，春小麦、玉米和水稻的种植面积分别为45451.0 hm²、214703.1 hm²和81472.6 hm²，分别占引黄灌区农作物面积的9.0%、42.3%和16.1%。与2018年宁夏各市县农作物播种的统计面积对比，春小麦、玉米和水稻的相对误差分别为6.3%、1.0%和0.5%。

相对于以往研究中采用MODIS和Landsat数据的融合获得高空间分辨率时序数据进行农作物的分类^[17-18]，本研究采用同一高分辨卫星的时间序列数据，保证了时空数据的一致性，可以减小时间序列特征提取上的误差，获得更准确的时间序列特征，从而提高农作物分类的准确性。已有研究多基于光谱特征来进行农作物的分类，忽视了农作物生长过程的关键特征，本研究基于农作物时间序列的关键特征进行分类，将农作物的物候与波谱信息结合，抓住农作物关键期特征区分农作物，避免单景卫星影像中同物异谱、同谱异物现象导致的错分和漏分，从而提高农作物分类的准确性。

本研究虽然通过时间序列影像在主要农作物分类中取得了较高的精度，但仍存在一些不足之处。研究区的农作物关键生育期的6—8月，受到高分辨率卫星影像幅宽和云的影响，无法合成更高时间分辨率的NDVI时间序列数据，对关键生育期的农作物特征阈值的确定造成一定的影响。研究区春小麦和玉米多采用间作种植模式，虽然GF-1卫星具有16 m的空间分辨率，但仍无法避免春小麦和玉米的混合像元，其综合光谱信息影响了作物识别。由于间作模式春小麦和玉米多呈现线状分布，其对春小麦的分类识别影响更加突出，这也是本研究中春小麦提取相对误差较大的重要原因。

采用多时相影像分类的关键在于抓住农作物的关键生育特征，研究中通过时间序列数据分析了研究区的主要农作物物候特征，全年的数据应用存在一定的冗余，对分类的效率会造成较大的影响。本研究的结果为研究区开展主要农作物分类提供了最佳时相高分卫星影像数据选择的依据，从而可以通过选取少量关键生育期的高分卫星数据，抓住农作物关键特征进行信息提取，在保证分类精度的同时也兼顾了业务应用的时效性。

高分一号卫星具有4台16 m分辨率的WFV相机，使得其幅宽达到800 km，从而提高了完全覆盖研究区的可能性，但4台相机红绿蓝和近红外波段的中心波长设置略有差异，从而导致相同时间的NDVI值存在一定的差异，造成分类的特征值的适应性不足，有待于在今后研究区的主要农作物信息提取中进一步改

进, 提高农作物种植结构监测的精度。

致谢: 感谢中国资源卫星应用中心 (<http://www.cresda.com/>) 提供的高分卫星影像数据, 以及宁夏气象科学研究所协助进行农作物样本采集。

参考文献

- [1] 孙九林. 中国农作物遥感动态监测与估产总论. 北京: 中国科学出版社, 1996.
- [2] 唐华俊, 吴文斌, 杨鹏, 等. 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.
- [3] 史定珊, 毛留喜. NOAA/AVHRR冬小麦苗情长势遥感动态监测方法研究. 气象学报, 1992, 50(4): 520-523.
- [4] 吴文斌, 杨桂霞. 用NOAA图像监测冬小麦长势的方法研究. 中国农业资源与区划, 2001, 22(2): 58-61.
- [5] 张明伟, 周清波, 陈仲新, 等. MODIS EVI时间序列的冬小麦长势监测. 农业资源与区划, 2007, 28(2): 29-33.
- [6] 许青云, 杨贵军, 龙慧灵, 等. 基于MODIS NDVI多年时序数据的农作物种植识别. 农业工程学报, 2014, 30(11): 134-144.
- [7] 樊香所, 许文波, 范锦龙. FY-3 250m分辨率数据的华北平原冬小麦提取. 遥感学报, 2015, 19(4): 586-593.
- [8] 吴炳方, 蒙继华, 李强子, 等. “全球农情遥感速报系统(CropWatch)”新进展. 地球科学进展, 2010, 25(10): 1013-1022.
- [9] 杨闫君, 占玉林, 田庆久, 等. 基于GF-1/WFV NDVI 时间序列数据的作物分类. 农业工程学报, 2015, 31(24): 155-161.
- [10] 黄健熙, 贾世灵, 武洪峰, 等. 基于GF-1/WFV影像的作物面积提取方法研究. 农业机械学报, 2015, 46(S1): 253-259.
- [11] 王利民, 刘佳, 杨玲波, 等. 基于NDVI 加权指数的冬小麦种植面积遥感监测. 农业工程学报, 2016, 32(17): 127-135.
- [12] 贺鹏, 徐新刚, 张宝雷, 等. 基于多时相GF-1遥感影像的作物分类提取. 河南农业科学, 2016, 45(1): 152-159.
- [13] 张晶, 占玉林, 李如仁. 高分一号归一化植被指数时间序列用于冬小麦识别. 遥感信息, 2017, 32(1): 50-56.
- [14] 陈志杰, 汪权方, 王新生, 等. 基于GF-1的冬小麦遥感监测区域适用性分析. 地理空间信息, 2017, 15(1): 66-68.
- [15] 王娜, 李强子, 杜鑫, 等. 单变量特征选择的苏北地区主要农作物遥感识别. 遥感学报, 2017, 21(4): 519-530.
- [16] Wei X, Gu X, Yu T, et al. Land-cover classification using multi-temporal GF-1 wide field view data. International Journal of Remote Sensing, 2008, 39(20): 6914-6930.
- [17] Chen B, Huang B, Bing X. Multi-source remotely sensed data fusion for improving land cover classification. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2017, 124: 27-39.
- [18] Zhu L, Radeloff V C, Ives A R. Improving the mapping of crop types in the midwestern U.S. by fusing Landsat and MODIS satellite data. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2017, 58: 1-11.
- [19] 31st International Conference on Neural Information Processing Systems. Long Beach: Curran Associates Inc, 2017: 5622-5632.
- [20] Ham Y G, Kim J M, Luo J J. Deep learning for multi-year ENSO forecasts. Nature, 2019, 7775(573): 568-572.
- [21] Hu J, Weng B, Huang T Q, et al. Deep residual convolutional neural network combining dropout and transfer learning for ENSO forecasting. Geophysical Research Letters, 2021, 48: 1-9.
- [22] Ye F, Hu J, Huang T Q, et al. Transformer for El Niño-Southern oscillation prediction. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2022, 19: 1-5.
- [23] Parviz L, Rasouli K. Development of precipitation forecast model based on artificial intelligence and subseasonal clustering. Journal of Hydrologic Engineering, 2019, 24(12), [https://doi.org/10.1061/\(ASCE\)HE.1943-5584.0001862](https://doi.org/10.1061/(ASCE)HE.1943-5584.0001862).
- [24] Jin W, Zhang W, Hu J, et al. Using the residual network module to correct the sub-seasonal high temperature forecast. Frontiers in Earth Science, 2022, 9: 1-15.
- [25] Weyn J A, Durran D R, Caruana R. Improving data-driven global weather prediction using deep convolutional neural networks on a cubed sphere. Journal of Advances in Modeling Earth Systems, 2020, 12: e02109.
- [26] Vitart F, Ardilouze C, Bonet A, et al. The sub-seasonal to seasonal prediction (S2S) project database. Bulletin of the American Meteorological Society, 2017, 98: 163-176.
- [27] Zhou Y, Yang B, Chen H S, et al. Effects of the Madden-Julian Oscillation on 2-m air temperature prediction over China during boreal winter in the S2S database. Climate Dynamics, 2019, 52: 6671-6689.
- [28] Wu J, Ren H L, Zuo J Q, et al. MJO prediction skill, predictability, and teleconnection impacts in the Beijing Climate Center Atmospheric General Circulation Model. Dynamics of Atmospheres and Oceans, 2017, 75: 78-90.
- [29] Jie W H, Vitart F, Wu T W, et al. Simulations of the Asian summer monsoon in the sub-seasonal to seasonal prediction project (S2S) database. Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society, 2017, 143(706): 2282-2295.
- [30] Wang Y, Xu Z, Wang X, et al. End-to-End video instance segmentation with transformers. arXiv, 2020, <https://doi.org/10.48550/arXiv.2011.14503>.
- [31] 丁一汇, 梁萍. 基于MJO的延伸预报. 气象, 2010, 36(7): 111-122.
- [32] 何金海, 梁萍, 孙国武. 延伸期预报的思考及其应用研究进展. 气象科技进展, 2013, 3(1): 11-17.
- [33] 孙国武, 李震坤, 信飞, 等. 延伸期天气过程预报的一种新方法——低频天气图. 大气科学, 2013, 37(4): 945-954.
- [34] 陈申鹏, 孙国武, 曹鼎文. 大气低频系统与华南强降水过程的研究. 高原气象, 2017, 36(2): 480-490.
- [35] 李维京, 陈丽娟. 动力延伸预报产品释用方法的研究. 气象学报, 1999, 57(3): 338-345.
- [36] 陈丽娟, 李维京, 刘绿柳, 等. 中国区域月气候预测方法和预测能力评估. 高原气象, 2008, 27(4): 838-843.
- [37] Zhu Z, Li T. Statistical extended-range forecast of winter surface air SAT and extremely cold days over China. Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society, 2017, 143(704): 1528-1538.
- [38] 信飞, 陈伯民, 穆海振, 等. 上海地区汛期暴雨的延伸期预测方法及应用. 气象, 2016, 42(11): 1372-1378.
- [39] 陈伯民, 梁萍, 信飞, 等. 延伸期过程预报预测技术及应用. 气象科技进展, 2017, 7(6): 82-91.
- [40] 林爱兰, 谷德军, 李春晖, 等. 广东6月持续性暴雨期间的大气环流异常. 气象学报, 2015, 73(5): 803-818.
- [41] 高建芸, 陈彩珠, 周信禹. 2010年福建前汛期典型持续性暴雨过程的低频特征分析. 气象科技进展, 2013, 3(1): 39-45.
- [42] Hsu P C, Li T, You L J, et al. A spatial-temporal projection method for 10-30-day forecast of heavy rainfall in Southern China. Climate Dynamics, 2015, 44: 1227-1244.
- [43] Gao J Y, Lin H, You L J, et al. Monitoring early-flood season intraseasonal oscillations and persistent heavy rainfall in South China. Climate Dynamics, 2016, 47: 3845-3861.
- [44] You L J, Gao J Y, Lin H, et al. Impact of the intraseasonal oscillation on tropical cyclone genesis over the western North Pacific. International Journal of Climatology, 2019, 39(4): 1969-1984.

(上接8页)