

# 基于多时相 Sentinel-2A 的县域农作物分类

吴静<sup>1</sup> 吕玉娜<sup>2</sup> 李纯斌<sup>1</sup> 李全红<sup>1</sup>

(1. 甘肃农业大学资源与环境学院, 兰州 730070; 2. 甘肃农业大学管理学院, 兰州 730070)

**摘要:** 利用遥感技术精准地获取区域农作物种植结构数据,对指导农业生产、制定农业政策具有重要意义。以景泰县为研究区,以多时相 Sentinel-2A 遥感影像为数据源,计算时序归一化植被指数(Normalized difference vegetation index, NDVI)和红边归一化植被指数(Red edge normalized vegetation index, RENDVI)及其组合特征(NDVI + RENDVI, NDVI - RENDVI 和 NDVI&RENDVI),分析作物特征曲线,并采用随机森林法分别以5种特征参数作为分类特征对研究区农作物进行精细分类。结果表明:根据形态特征,研究区农作物特征值曲线可划分为3种类型:高值型(玉米、水稻、胡麻和马铃薯)、低值型(洋葱、大棚作物和砂田瓜果)和开口型(春小麦、春小麦-秋油菜)。高值型和低值型可在7、8月影像中区分,开口型和前两种类型在5月和9月影像上的特征值有明显差异。3种类型内的作物可以通过不同时相影像区分,高值型的4种作物在9月影像上通过成熟期差异可以区分;低值型的3种作物的特征值差异在全年影像上都可以明显体现;开口型的两种作物利用9月影像可以明显区分。利用 NDVI、RENDVI、NDVI + RENDVI、NDVI - RENDVI 和 NDVI&RENDVI 5种特征分类的总体精度分别为 82.14%、78.16%、81.17%、75.64% 和 86.20%, Kappa 系数分别为 0.78、0.74、0.77、0.71 和 0.83, 总体精度和 Kappa 系数由大到小依次为 NDVI&RENDVI、NDVI、NDVI + RENDVI、RENDVI、NDVI - RENDVI, 说明 RENDVI 辅助 NDVI 可以有效提高分类精度(精度较仅用 NDVI 提高 4.06 个百分点)。选择合适的时期和分类特征,利用 Sentinel-2A 特有的红边波段数据及其较高的空间分辨率在县域农作物精细分类上具有较好的精度。

**关键词:** 农作物分类; Sentinel-2A; 随机森林法; 景泰县

中图分类号: S127 文献标识码: A 文章编号: 1000-1298(2019)09-0194-07

## Fine Classification of County Crops Based on Multi-temporal Images of Sentinel-2A

WU Jing<sup>1</sup> LÜ Yu'na<sup>2</sup> LI Chunbin<sup>1</sup> LI Quanhong<sup>1</sup>

(1. College of Resources and Environmental Sciences, Gansu Agricultural University, Lanzhou 730070, China

2. College of Management, Gansu Agricultural University, Lanzhou 730070, China)

**Abstract:** It is a challenge to acquire accurately regional crop structure information by using remote sensing technology at county scale for the possible reasons of cultivated land fragmentation, scattered distribution and complex planting structure. Jingtai County was taken as the research area, and multi-temporal Sentinel-2A remote sensing image was used as the data source to construct the time sequences of five kinds of feature parameters, which were normalized difference vegetation index (NDVI), red edge normalized vegetation index (RENDVI), and their combinations (NDVI + RENDVI, NDVI - RENDVI as well as NDVI&RENDVI). The random forest method was used to classify the crops based on five kinds of feature parameters. The results were as follows: according to the shape, the multi-temporal VI (vegetation index) feature curve of crops was divided into three types, which were called high-level, including corn, rice, flax and potato, low-level, including onion, green-house crops and sandy-field crops, and open-end type, including spring wheat and spring wheat-autumn oil sunflowers, respectively. Open-end type could be identified by images of May or September, meanwhile, high-level type and low-level type could be distinguished by images of July or August. Among each type, crops could be identified by using images of different times. For high-level type, four crops showed significant

收稿日期: 2019-06-03 修回日期: 2019-07-08

基金项目: 甘肃农业大学科技创新基金-学科建设基金项目(GAU-XKJS-2018-208)和国家自然科学基金项目(31760693)

作者简介: 吴静(1973—),女,副教授,博士,主要从事资源与环境遥感研究, E-mail: wujing@gsau.edu.cn

differences in the images of mature period, for low-level type, images in September could supply much information to distinguish two crops, and as for as open-end type, there were significant differences for three crops all through four growing stages. The sequence of overall accuracy of classification results by five kinds of feature parameters from large to small was NDVI&RENDVI, NDVI, NDVI + RENDVI, RENDVI and NDVI - RENDVI.

**Key words:** crops fine classification; Sentinel-2A; random forests; Jingtai County

## 0 引言

农作物种植种类、面积和产量估算是国家粮食生产安全和经济运行的重要监测指标。遥感技术由于能快速获取作物类型和分布,已成为大尺度范围农作物监测的主要手段之一<sup>[1]</sup>。农作物的遥感精细分类是精确估产的前提,是目前农业遥感的热点之一<sup>[2-5]</sup>。

充分利用农作物的典型反射光谱特征和季相节律特征是区分不同作物的关键理论依据<sup>[6]</sup>,也是利用光学遥感手段进行农作物分类的主要着力点。国内外相关研究多采用农作物生长发育过程中多时相的光学遥感数据提取时间序列的植被指数曲线来分类。采用的遥感数据包括 MODIS<sup>[7-11]</sup>、Landsat<sup>[2-3,12-14]</sup>、HJ 卫星<sup>[15-17]</sup>、GF-1<sup>[18-20]</sup> 等以及多元数据融合<sup>[21-24]</sup>,计算的植被指数包括 NDVI、EVI 等;提取的农作物信息包括单一种类农作物识别及分布信息<sup>[3-4,7,14,17]</sup>,以及多种农作物种植结构<sup>[18-27]</sup>。

近年来,国内对多种农作物分类的研究主要集中在于影响因素可控的小区域(如农场)<sup>[1,15-16,21]</sup>或地势平坦的东北平原<sup>[7-10,19,22,24]</sup>,在地形较复杂的县域尺度上进行农作物分类有一定的挑战性,因为可能遇到地块较为破碎,分布比较零散、作物种植结构相对复杂等问题。

Sentinel-2A 卫星能够提供 10 d 重访周期和最高 10 m 空间分辨率的多光谱数据,尤其是其红边波段数据为农作物类型识别和产量监测提供了强有力

的数据支持<sup>[26]</sup>。目前对于利用 Sentinel-2A 数据的时空优势及其时序特征实现农作物提取的相关研究正在陆续展开<sup>[1,26-28]</sup>。然而农作物种植结构具有强烈的区域性,不同的区域地形地貌、气候、水文特征不同,农作物的种类、分布、物候特征也不同, Sentinel-2A 数据的全面应用需要以实际案例研究为基础,探讨其在具体区域农作物分类方面的能力和应用潜力。本文以西北内陆温带干旱区的景泰县为研究区,在实地调查研究区主要作物及分布的基础上,结合农作物物候信息、土地变更调查数据,利用 2018 年多时相 Sentinel-2A 数据,计算时序 NDVI 和 RENDVI 指数及其组合为特征参数,采用随机森林法对研究区的主要农作物进行分类,并结合实地调查选取验证数据进行结果验证,对比分析不同特征参数提取作物信息的精度,以探讨多时相 Sentinel 数据的不同特征参数应用于干旱区县域农作物分类研究的可行性,以期当地农作物种植结构信息的提取提供新思路。

## 1 研究区与数据源

### 1.1 研究区概况

景泰县位于甘肃省中部(103°33'~104°43'E, 36°43'~37°38'N),河西走廊东端,甘、宁、蒙三省(区)交界处,是黄土高原与腾格里沙漠过渡地带,如图 1 所示。全县面积 5 483 km<sup>2</sup>,境内海拔 1 276 ~ 3 321 m,地势由西南向东北倾斜,地貌类型以倾斜平原为主,地势相对平坦。景泰县属于温带干旱型大陆气候,年均降水量 185 mm,年均蒸发量

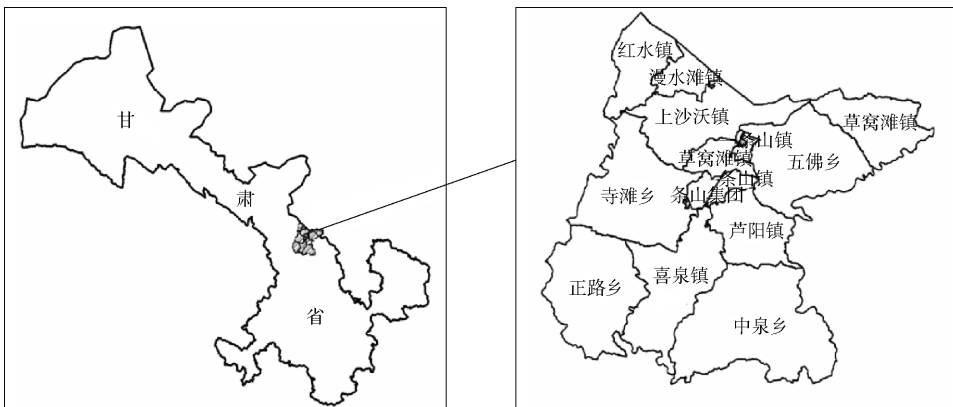


图 1 景泰县地理位置和行政区划

Fig. 1 Location and administrative zoning map of Jingtai County

3 038 mm;年日照时数 2 652 h,日照百分率 60%,年平均太阳辐射量 619 kJ/cm<sup>2</sup>,年均温度 8.2℃,大于等于 0℃年活动积温 3 614.8℃,大于等于 10℃年有效积温 3 038℃,无霜期 191 d,适宜一年一季的农业生产<sup>[29]</sup>。黄河流经县境 110 km,境内有被誉为“中华之最”的景电一、二期高扬程提灌工程,农业生产条件较为便利,是《全国新增 1 000 亿斤粮食生产能力规划(2009—2020 年)》中确定的甘肃省 7 个产粮大县之一。

本研究为减少其他地类的干扰,提高作物分类精度,首先提取出耕地信息,然后在耕地范围内提取作物信息。农作物主要有春小麦、玉米、水稻、秋油菜、胡麻、洋葱、大棚作物、马铃薯、砂田瓜果 9 种类型,其中,春小麦-秋油菜是景台县传统轮作模式,除此之外,其他作物种植都属于一年一季。各种作物物候期见表 1。

表 1 景台县主要农作物物候期

Tab. 1 Crops development period of Jingtai County

物候期	水稻	玉米	春小麦	秋油菜	胡麻	洋葱	大棚作物	马铃薯	砂田瓜果
3月			播种						
上旬									
中旬									
下旬		播种			播种				
4月			出苗					播种	
上旬									
中旬	播种	出苗	分蘖		出苗				播种
下旬	出苗								出苗
5月		育秧	苗期	拔节	苗期	定植		出苗	
上旬									
中旬									幼苗
下旬	移栽	拔节	抽穗		现蕾			现蕾	
6月		返青	开花					开花	
上旬									
中旬			乳熟		开花				开花
下旬		分蘖							
7月		抽雄	成熟						
上旬									
中旬		孕穗			灌浆				成熟
下旬		吐丝		播种					
8月		抽穗	乳熟		成熟			成熟	
上旬									
中旬				幼苗					
下旬		乳熟	成熟		成熟				
9月					现蕾				
上旬									
中旬									
下旬		成熟		开花					
10月									
上旬									
中旬				成熟					
下旬									

注:表中数据来源于实地走访调查及参考中国气象数据网(<http://data.cma.cn/>)

## 1.2 遥感数据及预处理

Sentinel-2A 携带一台多光谱成像仪(MSI),幅宽达 290 km,重访周期 10 d。从可见光和近红外到

短波红外可覆盖 13 个光谱波段,最高空间分辨率为 10 m,在光学遥感数据中,Sentinel-2A 数据是唯一在红边范围含 3 个波段(中心波长分别为 560、665、705 nm)的数据,为细致地监测植被生长情况提供了更多可能性。

通过实地走访调查和物候期分析,选取 2018 年 4 个时期的 Sentinel-2A 卫星遥感影像(成像时间为 5 月 15 日、7 月 24 日、8 月 23 日和 9 月 22 日,产品级别为 Level-1C)。数据来源于 Copernicus Open Access Hub (<https://scihub.copernicus.eu>)。覆盖研究区的图像包括 4 景,编号分别为 48SUG、48SVG、48SUF、48SVF。为保证数据质量,在进行作物精细分类前,利用 Sen2cor 软件包对 Sentinel-2A 影像进行大气校正;利用 SNAP 软件将校正结果重采样为 ENVI 格式,在 ENVI 软件中选取蓝绿红 3 个可见光波段、红边波段 1 和近红外波段(编号分别为 2、3、4、5、8 波段,其中第 5 波段空间分辨率为 20 m,其他波段空间分辨率为 10 m)进行波段叠加、影像拼接及裁剪,得到包含 5 个波段的研究区影像图。根据土地利用变更数据,掩膜获取耕地分布信息。

## 1.3 农作物训练样本及验证数据集

2018 年 7 月底对研究区开展野外实地考察,并记录所到之处的地理位置和作物种类。利用实地调查数据,结合农事历,对影像进行目视解译,选取 8 760 个样本点,包括水稻、玉米、春小麦、春小麦+秋油菜、胡麻、洋葱、大棚作物、马铃薯和砂田瓜果 9 种作物类型。样本点分布较为均匀,其中 2/3 作为训练样本,1/3 作为验证数据。

## 2 研究方法

### 2.1 研究思路

影像预处理之后,首先计算各个时期遥感影像的植被指数,构建特征参数数据集,分析不同作物不同指数的时序变化曲线;然后采用随机森林分类法进行农作物识别得到分类结果,最后根据验证样本进行精度评价。具体流程如图 2 所示。

### 2.2 NDVI 和 RENDVI 计算及时序变化曲线提取

NDVI 和 RENDVI 是农作物监测中常用的光谱指数,计算式为

$$NDVI = \frac{N_{IR} - R}{N_{IR} + R} \quad (1)$$

$$RENDVI = \frac{R - V_{RE}}{R + V_{RE}} \quad (2)$$

式中  $N_{IR}$ 、 $R$ 、 $V_{RE}$ ——Sentinel-2A 数据的波段 8、4、5 的反射率

分别计算 4 个时期的两种指数图像,再进行组合。

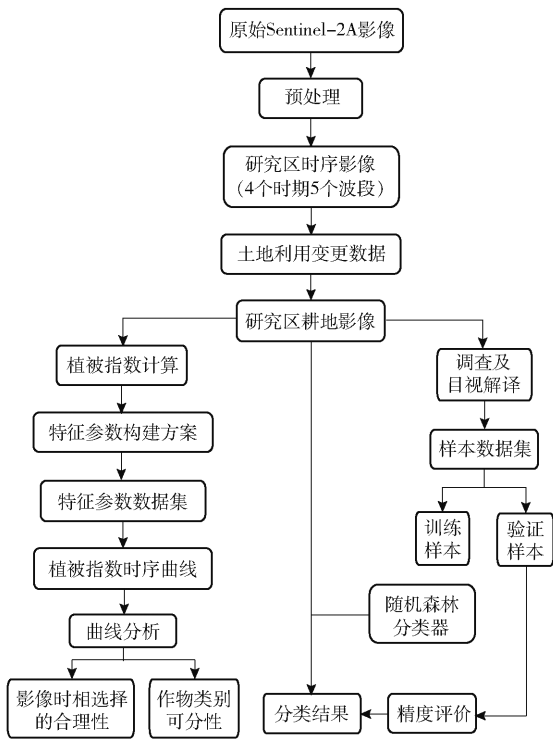


图 2 技术流程图

Fig. 2 Flowchart of technical route

由于不同指数特征或其组合对分类结果的精度影响及贡献程度不同<sup>[30]</sup>,本文设计了 3 种特征指数构建方案(表 2),共提取了 5 种特征指数作为分类特征: NDVI、RENDVI、NDVI + RENDVI、NDVI - RENDVI 和 NDVI&RENDVI(即 NDVI 和 RENDVI 通过 layer stack 组合)。

利用不同时期指数图,统计分析不同作物的特征指数时序变化曲线,反映不同作物类型的物候差异,分析不同作物类别的可分性以及时相选择的合理性。

### 2.3 多种特征的随机森林分类

随机森林分类是组合多棵决策树的预算结果,然后进行投票判断,预测准确率高,是多种遥感分类方法中精度较高的一种方法<sup>[31]</sup>。

本文将 5 种特征指数图像与训练样本一起输入到随机森林分类器,得到 5 种分类结果。

### 2.4 精度验证

本文利用混淆矩阵进行分类结果的精度验证。基于混淆矩阵,可以计算总体分类精度、Kappa 系数、每一类别的制图精度和用户精度。

表 2 特征指数构建方案

Tab. 2 Scheme of feature parameters

特征指数类型	构建规则	特征参数名称	
单独植被指数型	每种植被指数单独作为特征指数	NDVI	RENDVI
植被指数算术运算型	两种植被指数算术运算的结果作为特征指数	NDVI + RENDVI	NDVI - RENDVI
植被指数组合适型	两种植被指数波段组合的结果作为特征指数	NDVI&RENDVI	

总体分类精度是指所有被正确分类的像元数量与总像元数量的比值,计算式为

$$P = \sum_{i=1}^k \frac{x_{ii}}{N} \times 100\% \quad (3)$$

Kappa 系数计算式为

$$K = \frac{N \sum_{i=1}^k x_{ii} - \sum_{i=1}^k x_{i+} x_{+i}}{N^2 - \sum_{i=1}^k x_{i+} x_{+i}} \quad (4)$$

式中  $k$ ——混淆矩阵行列数,代表分类的类别数量  
 $x_{ii}$ ——混淆矩阵中对角线上的值,代表正确分类的像元数  
 $N$ ——验证的像元总数  
 $x_{i+}$ ——混淆矩阵第  $i$  行元素相加之和  
 $x_{+i}$ ——混淆矩阵第  $i$  列元素相加之和

## 3 结果与分析

### 3.1 不同作物指数特征的时间变化分析

基于训练样本数据,统计各种农作物的时序植被指数特征(NDVI、RENDVI)均值,时序植被指数变

化曲线如图 3 所示。

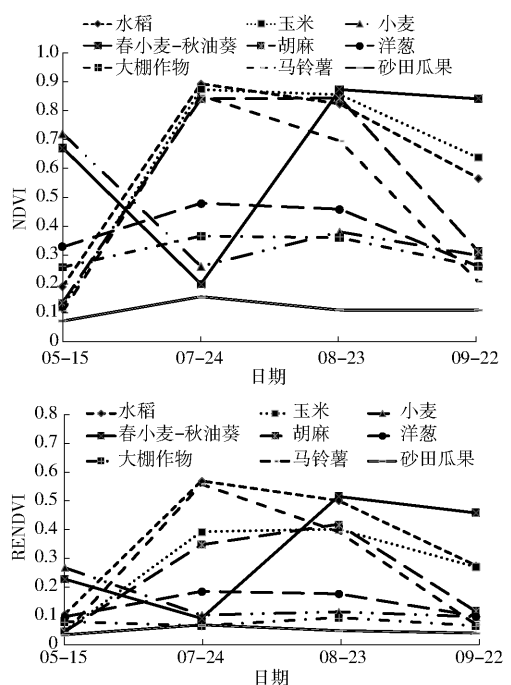


图 3 不同农作物的特征指数时序变化曲线

Fig. 3 VI curves of different crops

从图3中可以看出,春小麦-秋油菜的特征曲线有2个峰,为一年两熟的种植模式,而其他作物的特征曲线都只有1个峰,为一年一熟的种植模式;在各种特征曲线上,洋葱、大棚作物、砂田瓜果3种作物都表现出较低值,并且生长期起伏不大,尤其是砂田瓜果能与其他作物明显区分。

根据图3所示特征,9种作物大致可分为3种类型:高值型(水稻、玉米、胡麻、马铃薯),曲线形态表现为钟型,5月特征值较低且比较集中,7月达到峰值,8月略有下降,9月特征值分散下降。低值型(洋葱、大棚作物、砂田瓜果),曲线形态表现为比较平缓,全年特征值较低,7月有一小峰值。开口型(春小麦、春小麦-秋油菜),曲线形态表现为开口型,即5月已有较高的特征值,9月仍处于较高值。

可以看出,5月是区分开口型和其他类型的最佳时期,7、8月是区分高值型和低值型的最佳时期。开口型春小麦、春小麦-秋油菜在5月中旬表现出较高的特征值,与其他类型作物的特征参数差异较大,可以明显区分;高值型、低值型作物在5月下旬的特征参数比较接近,难以区分。从农事历来看,大部分作物在5月处于苗期,植被指数值较低;到7月下旬,两种类型的差异明显分化,并保持到8月下旬;到9月下旬,大部分作物已成熟收割,高值型和低值型作物的植被指数值降低,两种类型的分异趋缓。

高值型的4种作物在5、7月影像上指数值都比较接近,难以区分,根据农事历,利用表现出成熟期时差的8、9月影像可以区分:马铃薯与胡麻成熟得较早,而水稻和玉米还处于生育期末期,因此马铃薯与胡麻的特征值低于水稻和玉米;低值型的砂田瓜果全年的特征值都低于其他作物,洋葱和大棚作物彼此之间的差异也是显著可见,洋葱的特征值全年高于大棚作物;开口型的春小麦和春小麦-秋油菜的特征参数到8月下旬秋油菜长势旺盛期可以明显区分。

各种作物的RENDVI曲线总体形态与NDVI曲线相似,但曲线起伏趋缓,高值型的作物在生长旺盛期(7月)的特征值分异比NDVI更加明显。

### 3.2 不同特征指数分类的精度对比

为了评估不同指数及其组合特征对分类精度的影响,本文采用随机森林算法对NDVI、RENDVI、NDVI + RENDVI、NDVI - RENDVI、NDVI&RENDVI 5种特征指数分别进行分类,并利用混淆矩阵进行分类精度验证,结果如表3所示。

5种分类结果中,采用NDVI&RENDVI特征组合分类的总体精度最高,其次是NDVI,最后是NDVI - RENDVI,NDVI&RENDVI分类精度比NDVI分类精

度提高了约4个百分点,比NDVI - RENDVI分类精度高出约10个百分点。并且NDVI&RENDVI分类结果与验证数据取得了较好的一致性,Kappa系数为0.83,NDVI次之,Kappa系数为0.78,最低的是NDVI - RENDVI,Kappa系数为0.71。

表3 各种分类结果总体精度及Kappa系数  
Tab.3 Overall accuracy and Kappa coefficient of different classifications

分类特征	总体精度/%	Kappa系数
NDVI	82.14	0.78
RENDVI	78.16	0.74
NDVI + RENDVI	81.17	0.77
NDVI - RENDVI	75.64	0.71
NDVI&RENDVI	86.20	0.83

NDVI - RENDVI分类结果精度最低。从算法原理上分析,NDVI和RENDVI两值相减将共同的红波段消除而用近红外与红边波段相减,削弱了植被由吸收谷红光波段到反射峰近红外的反射陡坎效应,导致NDVI - RENDVI分类的精度最低。

单独利用RENDVI分类的精度较低,但是将RENDVI特征与NDVI特征组合到一起的精度有明显提高。

从NDVI&RENDVI分类结果来看,春小麦、春小麦-秋油菜、砂田瓜果、马铃薯的分类效果最好(用户精度大于90%),胡麻、洋葱、大棚作物分类效果相对较差(用户精度小于80%),被误分为马铃薯、砂田瓜果的概率较高;在NDVI特征分类结果中,玉米、水稻、大棚作物3类的精度较低,而在NDVI&RENDVI特征组合分类结果中,这3类作物的用户精度有了显著提高,从而提高了总体的分类精度(提高了4.06个百分点)。

### 3.3 研究区作物种植结构与分布

景泰县2018年农作物NDVI&RENDVI分类结果如图4所示。

由图4可以看出,具有干旱区特色的砂田瓜果(包括小金瓜、籽瓜等)播种面积最大,主要分布在海拔较高、气温偏低的正路镇、寺滩乡和喜泉镇;大棚种植方式在景泰县比较普遍,广泛分布于全县;玉米、洋葱、马铃薯、胡麻是景泰县重要的农作物,主要分布在北部和中部比较平坦的地区,红水镇、漫水滩镇、条山镇、草窝滩镇等地;水稻面积较小,主要分布在水源条件较好的五佛乡。2018年景泰县作物种植结构如表4所示。

## 4 结论

(1)特征曲线分析表明,根据作物物候期选择

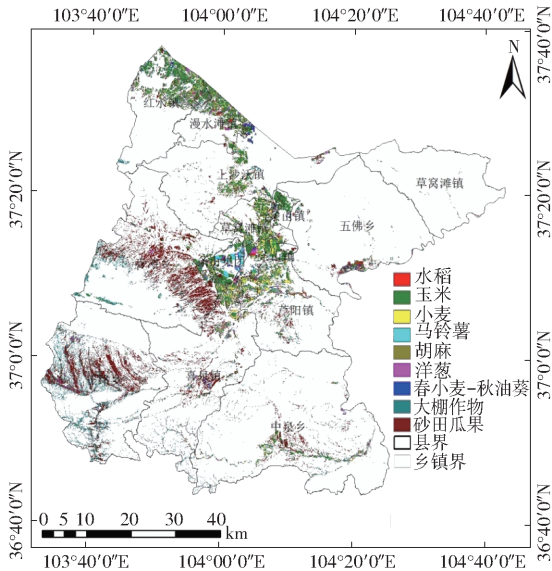


图4 2018年景泰县作物类型空间分布图

Fig.4 Spatial distribution of crops in Jingtai County in 2018

的4个时期图像可以较好地表现研究区作物的生长期差异,能有效区分不同作物类型。

(2)特征选取对分类精度有明显的影响,NDVI - RENDVI 分类精度较差,采用 NDVI&RENDVI 特征组合分类精度最高,较 NDVI 特征分类的总体精度

表4 2018年景泰县作物种植结构

Tab.4 Crops structure of Jingtai County in 2018

作物	面积/hm <sup>2</sup>	比例/%
水稻	718.25	0.91
玉米	13 284.22	16.82
春小麦-秋油菜	126.44	0.16
小麦	4 982.64	6.31
马铃薯	2 371.32	3.01
洋葱	5 385.71	6.82
胡麻	2 394.87	3.03
大棚作物	12 078.05	15.30
砂田瓜果	37 616.94	47.64
总计	78 958.44	100

高 4.06 个百分点,比 RNDVI - RENDVI 特征分类精度高 10.56 个百分点,说明这种特征组合的方式能有效提高分类精度。

(3)RENDVI 特征辅助 NDVI 可以提高分类精度,单独利用 RENDVI 分类精度不高,将 NDVI 和 RENDVI 组合在一起能够明显提高分类精度,说明 Sentinel-2A 特有的红边波段数据及其较高的空间分辨率在农作物精细分类上具有很大的潜力。

参 考 文 献

[1] 郭交,朱琳,靳标. 基于 Sentinel-1 和 Sentinel-2A 数据融合的农作物分类[J/OL]. 农业机械学报,2018,49(4):192-198. GUO Jiao,ZHU Lin,JIN Biao. Crop classification based on data fusion of Sentinel-1 and Sentinel-2[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2018, 49(4):192-198. http://www.jcsam.org/jcsam/ch/reader/view\_abstract.aspx?file\_no=20180422&flag=1&journal\_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2018.04.022. (in Chinese)

[2] LI H Z, LI N H, HANG Z. Deep learning based multi-temporal crop classification[J]. Remote Sensing of Environment, 2019, 221:430-443.

[3] 王文静,张霞,赵银娣,等. 综合多特征的 Landsat 8 时序遥感图像棉花分类方法[J]. 遥感学报,2017,21(1):115-124. WANG Wenjing,ZHANG Xia,ZHAO Yindi, et al. Cotton extraction method of integrated multi-features based on multi-temporal Landsat 8 images[J]. Journal of Remote Sensing, 2017,21(1):115-124. (in Chinese)

[4] SRIKANTH P, RAMANA K V, DEEPIKA U, et al. Comparison of various polarimetric decomposition techniques for crop classification[J]. Journal of the Indian Society of Remote Sensing, 2016,44(4):635-642.

[5] MANGIAROTTI S, SHARMA A K, CORGNE S, et al. Can the global modeling technique be used for crop classification? [J]. Chaos, Solitons and Fractals, 2018,106:363-378.

[6] 胡琼,吴文斌,宋茜,等. 农作物种植结构遥感提取研究进展[J]. 中国农业科学, 2015,48(10):1900-1914. HU Qiong, WU Wenbin, SONG Qian, et al. Recent progresses in research of crop patterns mapping by using remote sensing[J]. Scientia Agricultura Sinica, 2015,48(10):1900-1914. (in Chinese)

[7] 贾建华,刘良云,竞霞,等. 基于多时相 MODIS 监测冬小麦的种植面积[J]. 遥感信息,2005(6):49-51. JIA Jianhua, LIU Liangyun, JING Xia, et al. Monitoring planting area of winter wheat based on multi-temporal MODIS images[J]. Remote Sensing Information, 2005(6):49-51. (in Chinese)

[8] 郝卫平,梅旭荣,蔡学良,等. 基于多时相遥感影像的东北三省作物分布信息提取[J]. 农业工程学报,2011,27(1):201-207. HAO Weiping, MEI Xurong, CAI Xueliang, et al. Crop planting extraction based on multi-temporal remote sensing data in Northeast China [J]. Transactions of the CSAE, 2011, 27(1):201-207. (in Chinese)

[9] 平跃鹏,臧淑英. 基于 MODIS 时间序列及物候特征的农作物分类[J]. 自然资源学报,2016,31(3):503-514. PING Yuepeng, ZANG Shuying. Crop identification based on MODIS NDVI time-series data and phenological characteristics[J]. Journal of Natural Resources, 2016,31(3):503-514. (in Chinese)

[10] 陈思宁,赵艳霞,申双和. 基于波谱分析技术的遥感作物分类方法[J]. 农业工程学报,2012,28(5):154-160. CHEN Sining, ZHAO Yanxia, SHEN Shuanghe. Crop classification by remote sensing based on spectral analysis[J]. Transactions of the CSAE, 2012, 28(5):154-160. (in Chinese)

[11] MUHAMMAD S, NIU Zheng, WANG Li, et al. Crop classification based on time series MODIS EVI and ground observation for three adjoining years in Xinjiang[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2015,35(5):1345-1350.

[12] 张荣群,王盛安,高万林,等. 基于时序植被指数的县域作物遥感分类方法研究[J/OL]. 农业机械学报,2015,46(增刊):246-252.

- ZHANG Rongqun, WANG Sheng'an, GAO Wanlin, et al. Remote-sensing classification method of county-level agricultural crops using time-series NDVI[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2015, 46(Supp.): 246 - 252. [http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view\\_abstract.aspx?file\\_no=2015S040&flag=1&journal\\_id=jcsam](http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?file_no=2015S040&flag=1&journal_id=jcsam). DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.S0.040. (in Chinese)
- [13] 玉素甫江·如素力, 李兰海, 哈丽旦·司地克, 等. 基于面向对象决策树的农作物分类识别方法[J]. 新疆师范大学学报(自然科学版), 2016, 35(1): 25 - 33.
- RUSULI Yusufjiang, LI Lanhai, SIDIKE Halidan, et al. Object-oriented based approach of decision tree for crops classification and recognition[J]. Journal of Xinjiang Normal University(Natural Sciences Edition), 2016, 35(1): 25 - 33. (in Chinese)
- [14] 刘佳, 王利民, 姚保民, 等. 基于多时相 OLI 数据的宁夏大尺度水稻面积遥感估算[J]. 农业工程学报, 2017, 33(15): 200 - 210.
- LIU Jia, WANG Limin, YAO Baomin, et al. Ningxia rice area remote sensing estimation on large scale based on multi-temporal OLI data[J]. Transactions of the CSAE, 2017, 33(15): 200 - 210. (in Chinese)
- [15] 李鑫川, 徐新刚, 王纪华, 等. 基于时间序列环境卫星影像的作物分类识别[J]. 农业工程学报, 2013, 29(2): 169 - 176.
- LI Xinchuan, XU Xin'gang, WANG Jihua, et al. Crop classification recognition based on time-series images from HJ satellite[J]. Transactions of the CSAE, 2013, 29(2): 169 - 176. (in Chinese)
- [16] 周静平, 李存军, 史磊刚, 等. 基于决策树和面向对象的作物分布信息遥感提取[J/OL]. 农业机械学报, 2016, 47(9): 318 - 326.
- ZHOU Jingping, LI Cunjun, SHI Leigang, et al. Crops distribution information extracted by remote sensing based on decision tree and object-oriented method[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2016, 47(9): 318 - 326. [http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view\\_abstract.aspx?file\\_no=20160943&flag=1&journal\\_id=jcsam](http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?file_no=20160943&flag=1&journal_id=jcsam). DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2016.09.043. (in Chinese)
- [17] 周振. 甘蔗种植区域空间识别提取与面积遥感估算研究[D]. 杭州: 浙江大学, 2016.
- ZHOU Zhen. Sugarcane crop classification and acreage estimation based on remote sensing[D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2016. (in Chinese)
- [18] 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[J]. 农业工程学报, 2015, 31(24): 155 - 161.
- YANG Yanjun, ZHAN Yulin, TIAN Qingjiu, et al. Crop classification based on GF-1/WFV NDVI time series[J]. Transactions of the CSAE, 2015, 31(24): 155 - 161. (in Chinese)
- [19] 黄健熙, 侯喬焯, 苏伟, 等. 基于 GF-1 WFV 数据的玉米与大豆种植面积提取方法[J]. 农业工程学报, 2017, 33(7): 164 - 170.
- HUANG Jianxi, HOU Yuzhuo, SU Wei, et al. Mapping corn and soybean cropped area with GF-1 WFV data[J]. Transactions of the CSAE, 2017, 33(7): 164 - 170. (in Chinese)
- [20] 李冰, 梁燕华, 李丹丹, 等. 多时相 GF-1 卫星 PMS 影像提取农作物种植结构[J]. 中国农业资源与区划, 2017, 38(9): 56 - 62.
- LIN Bing, LIANG Yanhua, LI Dandan, et al. Crop planting structure extraction based on multi-temporal GF-1 PMS remote sensing images[J]. Chinese Journal of Agricultural Resources and Regional Planning, 2017, 38(9): 56 - 62. (in Chinese)
- [21] 马丽, 徐新刚, 刘良云, 等. 基于多时相 NDVI 及特征波段的作物分类研究[J]. 遥感技术与应用, 2008, 23(5): 520 - 525.
- MA Li, XU Xin'gang, LIU Liangyun, et al. Study on crops classification based on multi-temporal NDVI and characteristic bands[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2008, 23(5): 520 - 525. (in Chinese)
- [22] 谢登峰, 张锦水, 潘耀忠, 等. Landsat 8 和 MODIS 融合构建高时空分辨率数据识别秋粮作物[J]. 遥感学报, 2015, 19(5): 791 - 805.
- XIE Dengfeng, ZHANG Jinshui, PAN Yaozhong, et al. Fusion of MODIS and Landsat 8 images to generate high spatial-temporal resolution data for mapping autumn crop distribution[J]. Journal of Remote Sensing, 2015, 19(5): 791 - 805. (in Chinese)
- [23] KUSSUL N, LEMOINE G, GALLEGRO F J, et al. Parcel-based crop classification in Ukraine using Landsat-8 data and Sentinel-1A data[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2016, 9(6): 2500 - 2508.
- [24] 欧阳玲, 毛德华, 王宗明, 等. 基于 GF-1 与 Landsat8 OLI 影像的作物种植结构与产量分析[J]. 农业工程学报, 2017, 33(11): 147 - 156.
- OUYANG Ling, MAO Dehua, WANG Zongming, et al. Analysis crops planting structure and yield based on GF-1 and Landsat8 OLI images[J]. Transactions of the CSAE, 2017, 33(11): 147 - 156. (in Chinese)
- [25] 史飞飞, 雷春苗, 肖建设, 等. 基于多源遥感数据的复杂地形区农作物分类[J]. 地理与地理信息科学, 2018, 34(5): 49 - 56.
- SHI Feifei, LEI Chunmiao, XIAO Jianshe, et al. Classification of crops in complicated topography area based on multisource remote sensing data[J]. Geography and Geo-Information Science, 2018, 34(5): 49 - 56. (in Chinese)
- [26] SONOBE R, YAMAYA Y, TANI H, et al. Crop classification from Sentinel-2-derived vegetation indices using ensemble learning[J]. Journal of Applied Remote Sensing, 2018, 12(2): 26 - 45.
- [27] SONOBE R, YAMAYA Y, TANI H, et al. Assessing the suitability of data from Sentinel-1A and 2A for crop classification[J]. GIScience & Remote Sensing, 2017, 54(6): 918 - 938.
- [28] 毕恺艺, 牛铮, 黄妮, 等. 基于 Sentinel-2A 时序数据和面向对象决策树方法的植被识别[J]. 地理与地理信息科学, 2017, 33(5): 16 - 20.
- BI Kaiyi, NIU Zheng, HUANG Ni, et al. Identifying vegetation with decision tree model based on object-oriented method using multi-temporal Sentinel-2A images[J]. Geography and Geo-Information Science, 2017, 33(5): 16 - 20. (in Chinese)
- [29] 周秀梅, 李城德. 景泰灌区玉米新品种引种试验初报[J]. 中国种业, 2017(2): 53 - 55.
- [30] ALCANTARA C, KUEMMERLE T, PRISHCHEPOV A V, et al. Mapping abandoned agriculture with multi-temporal MODIS satellite data[J]. Remote Sensing of Environment, 2012, 124: 334 - 347.
- [31] 刘毅, 杜培军, 郑辉, 等. 基于随机森林的国产小卫星遥感影像分类研究[J]. 测绘科学, 2012, 37(4): 198 - 200.
- LIU Yi, DU Peijun, ZHENG Hui, et al. Classification of China small satellite remote sensing image based on random forests[J]. Science of Surveying and Mapping, 2012, 37(4): 198 - 200. (in Chinese)