

基于阈值特征-机器学习的青铜峡灌区多年种植结构识别

余午阳¹, 王一博¹, 陈新国^{1,2*}, 黄权中^{1,2,3}, 黄冠华^{1,2,3}

(1.中国农业大学 水利与土木工程学院, 北京 100083; 2.中国农业大学 中国水问题研究中心, 北京 100083; 3.中国-以色列国际农业研究培训中心, 北京 100083)

摘 要:【目的】基于阈值特征-随机森林算法对青铜峡灌区多年种植结构进行识别。【方法】以青铜峡灌区为研究对象, 在实地调研和目视解译的基础上, 基于谷歌地球引擎 (Google Earth Engine) 平台, 采用阈值特征-随机森林方法识别 2013—2020 年青铜峡灌区主要粮食作物 (春小麦、春玉米、水稻) 的种植结构。【结果】阈值特征-随机森林算法能够用于干旱灌区多年种植结构识别, 总体分类精度为 0.88, Kappa 系数为 0.76。春小麦、春玉米、水稻的遥感提取面积与统计种植面积之间的线性拟合决定系数 (R^2) 分别为 0.80、0.93 和 0.86; 2013—2020 年作物种植面积由大到小分别为春玉米>水稻>春小麦, 春玉米种植面积呈持续上升趋势, 春小麦种植面积呈先升高后下降的变化趋势, 水稻种植面积呈下降趋势; 春玉米主要集中在灌区的北部和南部, 种植区域呈南移趋势; 春小麦主要集中在灌区的中部和南部, 水稻主要集中在灌区中部地区, 种植区域呈向北迁移的趋势。【结论】阈值特征-随机森林算法能够较好地适用于干旱灌区多年种植结构的识别, 为长时间序列种植结构识别提供了新方法和思路。

关键词: 种植结构; 特征指数; 随机森林; 青铜峡灌区; 粮食作物

中图分类号: F326.1

文献标志码: A

doi: 10.13522/j.cnki.ggps.2023251

OSID: 

余午阳, 王一博, 陈新国, 等. 基于阈值特征-机器学习的青铜峡灌区多年种植结构识别[J]. 灌溉排水学报, 2023, 42(12): 28-35.

YU Wuyang, WANG Yibo, CHEN Xinguo, et al. Extracting Crop Structure from Remote Sensing Images of Qingtongxia Irrigation District Using the Threshold Feature-machine Learning Method[J]. Journal of Irrigation and Drainage, 2023, 42(12): 28-35.

0 引言

【研究意义】及时、准确地获取作物种植结构是区域作物长势监测、产量预估、耗水估算和农业灾害评估的前提^[1]。当前, 灌区内作物种类、种植面积等信息主要依靠统计和抽样调查方法获取。然而, 统计和抽样调查方法无法获取作物的详细空间分布特征, 难以反映灌区实际情况, 无法满足灌区精细化管理需求。遥感技术能够快速提取灌区种植结构信息^[2], 且通过适当的模型构建可实现多年种植结构的获取, 为灌区的高质量、可持续发展提供重要依据。【研究进展】随着大规模云计算、云平台以及地理大数据的不断发展, 谷歌地球引擎 (Google Earth Engine, GEE) 逐渐成为地理空间数据快速处理的主流云平台。该平台具有海量多元数据、超强云端计算以及良好的开发生态等优势。目前, 已有诸多学者基于 GEE 平台, 结合不同类型卫

星遥感影像开展了作物种植结构的识别研究。何昭欣等^[3]基于 GEE 平台快速、准确地提取了江苏省 2017 年冬小麦与冬油菜的种植结构。然而, 仅基于高精度卫星遥感影像数据源并不能有效地提高作物种植结构的识别精度。借助机器学习、深度学习等人工智能算法可以进一步提高遥感影像处理效率和种植结构识别精度^[4]。黄健熙等^[5]利用随机森林算法识别了黑龙江省嫩江县典型地物类别, 精度达到了 84%; Crisóstomo 等^[6]基于长短期记忆神经网络和双向长短期记忆神经网络方法对巴西南部水稻种植区进行了高精度分类识别; 许淇等^[7]基于随机森林算法对宁夏地区多种作物种植结构进行了同步分类提取, 总体精度超过了 81%。在合理选取机器学习算法的基础上, 适宜的特征波段也是作物种植结构识别精度的重要影响因素。熊元康等^[8]选取了不同时间段内的最大归一化植被指数 (NDVI) 的时间序列及其对应的日期, 构建了包含 10 个波段的特征波段影像, 并结合随机森林算法识别了天山北坡经济带的棉花、玉米、小麦的种植结构, 总体分类精度达到 92.19%。李晖等^[9]基于长时间 MODIS 影像数据, 通过 NDVI 构建识别模型, 提取出了 2001、2010、2017 年黑龙江省的作物种植结构; 申健^[10]基于不同作物的 NDVI 差异, 提取出了关中地区 2000—2014

收稿日期: 2023-06-07

修回日期: 2023-07-30

基金项目: 国家自然科学基金项目 (U2243217, 52220105007); 国家级创新训练项目 (202210019041)

作者简介: 余午阳 (2002-), 男。主要从事农业水利工程研究。

E-mail: 1393233240@qq.com

通信作者: 陈新国 (1990-), 男, 博士, 助理研究员, 主要从事农业水文遥感研究。E-mail: chenxinguo28@163.com

©《灌溉排水学报》编辑部, 开放获取 CC BY-NC-ND 协议

年作物种植结构。【切入点】现有研究大多利用单一特征波段和单一机器学习算法识别作物种植结构，且多为短时间序列种植结构的识别。然而，基于多种特征波段、机器学习算法及植被指数阈值特征的灌区种植结构识别研究尚不多见。【拟解决的关键问题】鉴于此，本研究针对青铜峡灌区种植结构日趋多元化的现状，在实地调查取样和目视解译的基础上，借助 GEE 云平台，结合植被指数时序特征和随机森林算法，开展 2013—2020 年青铜峡灌区作物种植结构的分类识别研究，构建一种高效、准确的多年作物种植结构识别方法，为复杂种植结构条件下灌区多年作物种植结构识别提供技术支撑。

1 数据与方法

1.1 研究区概况

青铜峡灌区位于黄河流域上游（图 1），属于典型的大陆性季风气候区。灌区干旱少雨、日照充足、蒸发强烈，多年平均降水量为 180~220 mm，年平均蒸发量为 1 000~1 500 mm，年平均气温为 8.5℃，无霜期为 164 d^[11]。春小麦、春玉米和水稻为灌区内主要农作物。灌区总面积为 6 239 km²，灌溉面积为 3 000 km²^[12]，灌区灌溉系统完善，总干渠长度为 1 084.2 km。灌区土地利用类型来源于 GEE 平台遥感产品 ESA WorldCover（空间分辨率为 10 m），如图 1 所示。

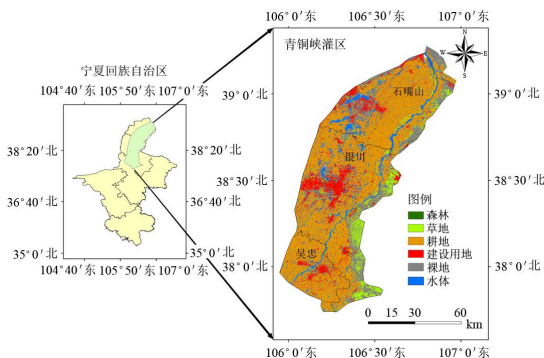


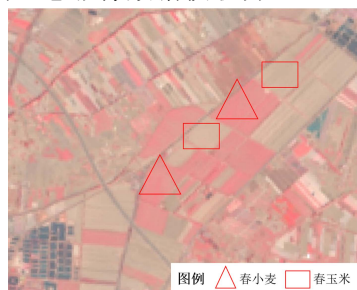
图 1 青铜峡灌区概况

Fig.1 Overview of Qingtongxia irrigation district

1.2 数据来源

1.2.1 遥感数据

本研究使用的遥感影像数据获取自 GEE 云处



(a) 影像 1 (2022 年 4 月 1 日—4 月 30 日, GEE 影像)

理平台的 2013—2020 年 Landsat-8 大气表观反射率 (TOA) 产品，TOA 波段如表 1 所示。

表 1 TOA 波段

Table 1 Band of TOA

波段	波长/ μm	分辨率/m
Blue (蓝)	0.45~0.51	30
Green (绿)	0.53~0.59	30
Red (红)	0.64~0.67	30
Nir (近红外)	0.85~0.88	30
Swir1 (短波红外 1)	1.57~1.65	30
Swir2 (短波红外 2)	2.11~2.29	30

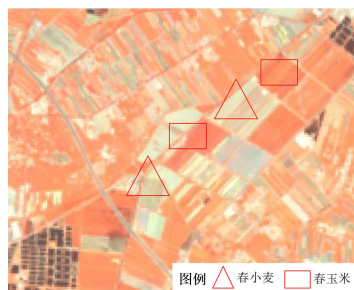
1.2.2 统计数据

从宁夏统计年鉴获取 2013—2020 年灌区内各市（石嘴山、吴忠和银川）主要粮食作物播种面积数据，包括春玉米、春小麦和水稻。县级播种面积数据主要包括石嘴山 3 个市（县、区），吴忠 2 个市（县、区），银川 4 个市（县、区），共计 9 个市（县、区）的粮食作物播种面积数据。

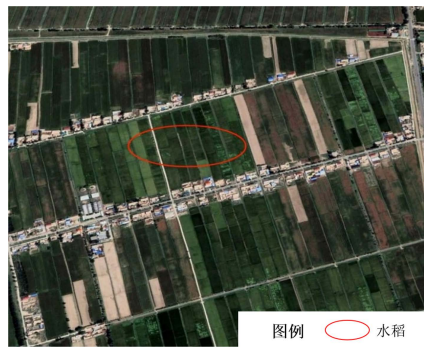
1.2.3 样本数据

以县为单位，在明确土地利用类型的基础上选择农田（水稻、春小麦、春玉米）、林地、果园、水体、建设用地作为采样区。在采样区内作物种类一致、长势均匀且面积大于 250 m² 的区域选择采样点。采样工具为“Earth 地球”手机软件。采样时间为 2022 年 7 月底。

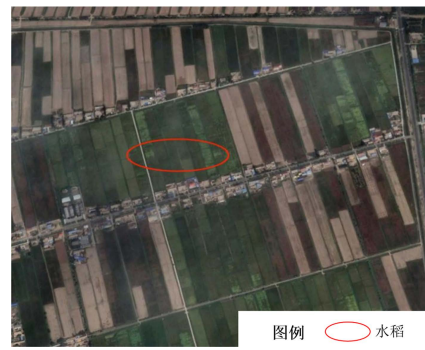
受采样时间的影响，春玉米样本点相对较多（1 106 个），而春小麦和水稻样本点相对较少（55 个和 123 个）。因此，在实地采样基础上结合 GEE 平台的 Landsat-8 影像（分辨率为 30 m）、Google Earth 高分辨率影像（分辨率为 30 m）（图 2），基于以下 3 个特征目视解译标准筛选和补充灌区主要作物的样本点。（1）春小麦生长初期（4 月 1—30 日）和后期（7 月 12 日—8 月 10 日）GEE 影像中像元的假彩色分别为粉红色和淡黄色。（2）春玉米生长初期（4 月 1—30 日）和后期（7 月 12 日—8 月 10 日）的 GEE 影像中像元的假彩色分别为黄褐色和橘黄色。（3）Google Earth 影像的水稻像元由 8 月 22 日的墨绿色转变为 9 月 4 日时的浅绿色，并与其他作物种植区域存在明显差异。



(b) 影像 2 (2022 年 7 月 12 日—8 月 10 日, GEE 影像)



(c) 影像 3 (2022 年 8 月 22 日, Google Earth 影像)



(d) 影像 4 (2022 年 9 月 4 日, Google Earth 影像)

图 2 目视解译影像

Fig.2 Images of visual interpretation

根据以上目视解译原则,对实地采样点进行筛选,剔除明显错误的采样点,并基于上述原则增加差异性、特征明显的同类型采样点,最终获得 3 种作物的样本点。春玉米样本点共计 448 个,春小麦样本点共计 339 个,水稻样本点共计 280 个,如图 3 所示。

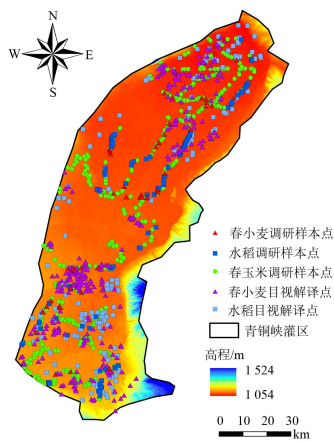


图 3 样本点分布

Fig.3 Distribution of sample points

1.3 特征指数估算

特征指数能够用于区分不同地物类型。分别计算 2022 年 1 月 1 日—2022 年 12 月 30 日春玉米、春小麦、水稻归一化植被指数 ($NDVI$)、比值植被指数 (RVI)、归一化水指数 ($NDWI$)、改进归一化水体指数 ($MNDWI$)、增强植被指数 (EVI)、归一化建筑物指数 ($NDBI$) 六种特征指数^[13-14],并绘制特征指数的时序曲线,作为作物种植结构识别的基础。

1.4 种植结构提取方法

首先利用遥感产品 ESA WorldCover 筛选出青铜峡灌区内的耕地区域,再根据植被特征指数时序曲线结合特征指数阈值提取灌区水稻种植面积,最后基于随机森林分类算法和特征指数阈值提取春小麦和春玉米的种植区域,详细流程见图 4。

1.4.1 水稻种植面积提取

与春玉米和春小麦相比,水稻全生育期灌水量

较大,田面存在水层,可作为提取水稻种植面积的依据。由 $MNDWI$ 时序曲线可知,水稻在 5 月 1 日—6 月 20 日的 $MNDWI$ 明显高于其他作物,主要是由于该时期水稻处于拔节孕穗期,需水量较大,田间保持潜水层^[15]。因此,从 GEE 平台获取 2013 年—2020 年的 5 月 1 日—6 月 20 日期间的青铜峡灌区 Landsat-8 遥感影像,经去云处理和中值合成后设置 $MNDWI$ 阈值为 $-0.2 \sim 0.1$,筛选水稻种植区域。

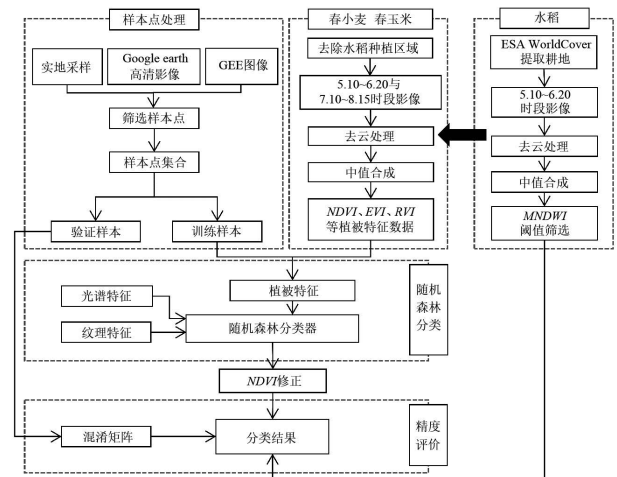


图 4 种植结构识别流程

Fig.4 Flow chart of planting structure recognition

1.4.2 春小麦和春玉米种植面积提取

使用随机森林算法提取春小麦和春玉米的种植区。根据春小麦和春玉米的特征指数时序曲线,以特征指数差距大和作物关键生育期作为时段选取原则,构成光谱特征—植被特征—纹理特征的特征波段,见表 2。其中,纹理特征由灰度共生矩阵生成,选取二阶矩和对比度作为纹理特征波段^[16]。将春玉米和春小麦的样本点随机分为 70% 的训练样本和 30% 的验证样本,以 2 个时段所有特征波段作为随机森林分类算法的训练波段构建模型,对去除水稻种植区域后的 2013—2020 年灌区进行分类,并基于验证样本验证随机森林的分类精度。

除粮食作物外,瓜菜、豆类和油料等作物在青

铜峡灌区也有广泛种植，且生育期与春玉米接近，因此需结合波段阈值特征对春玉米种植面积提取结果进行修正。利用 *NDVI* 对春玉米提取分类结果进行修正，由 *NDVI* 时序曲线可知，7 月 1 日—9 月 10 日春玉米 *NDVI* 与其他作物差距较大，设定 *NDVI* 阈值为 0.6~0.7，对春玉米种植区域进行修正。

表 2 特征波段选取

Table 2 Feature band selection		
特征波段		
时间	0501—0620	0701—0815
光谱特征	Blue (蓝)	Blue (蓝)
	Green (绿)	Green (绿)
	Red (红)	Red (红)
	Nir (近红外)	Nir (近红外)
	Swir1 (短波红外 1)	Swir1 (短波红外 1)
	Swir2 (短波红外 2)	Swir2 (短波红外 2)
植被特征	<i>NDVI</i>	<i>NDVI</i>
	<i>EVI</i>	<i>EVI</i>
	<i>RVI</i>	<i>RVI</i>
	<i>NDWI</i>	<i>NDBI</i>
纹理特征	Gray_asm (二阶矩)	
	Gray_contrast (对比度)	

1.4.3 精度评价

本研究利用混淆矩阵和验证样本点对随机森林算法的分类结果进行精度验证，具体评价指标包括总体分类精度和 Kappa 系数^[2]。

2 结果与分析

2.1 特征指数曲线变化规律

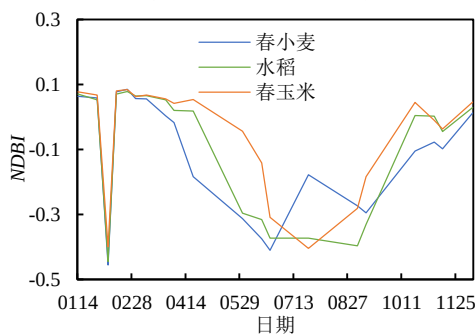
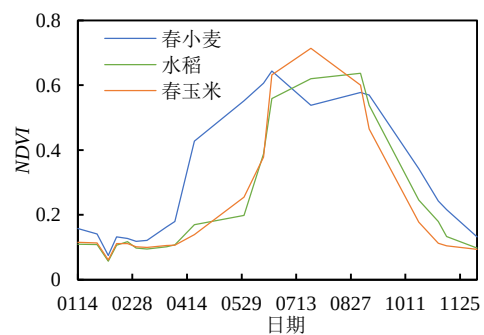
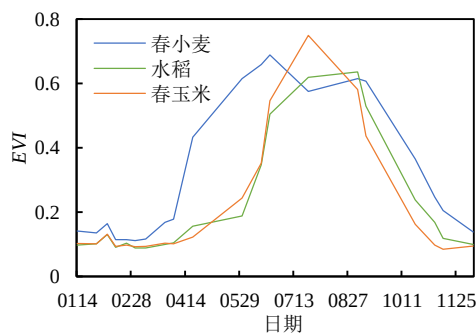
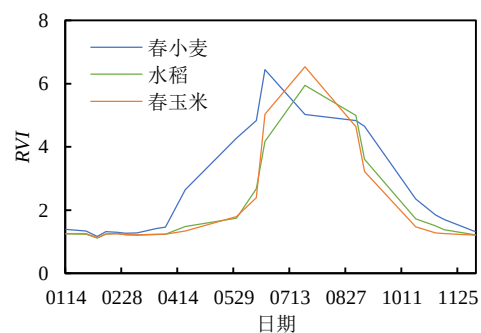
特征指数时序曲线如图 5 所示。3 种粮食作物的特征指数总体变化趋势相似，部分指数在某段时间

内呈明显特异性，可作为种植区域提取的依据。由图 5 (a) 可知，3 种粮食作物在 3—7 月的 *NDBI* 呈下降趋势，而春小麦在 7 月 13 日—8 月 27 日的 *NDBI* 明显大于其他 2 种作物。由图 5 (b) 可知，3—8 月作物 *NDVI* 总体呈上升趋势，8 月后 3 种作物的 *NDVI* 呈下降趋势。其中，春小麦在 3 月底—4 月初的 *NDVI* 相比春玉米与水稻呈明显上升趋势；春玉米在 7 月 1 日—9 月 10 日之间的 *NDVI* 明显大于其他 2 种作物。由图 5 (c) *EVI* 时序曲线、图 5 (d) *RVI* 时序曲线、图 5 (e) *NDWI* 时序曲线可知，这 3 种特征指数的变化规律基本接近，在 3—7 月之间呈上升趋势。其中，春小麦在 3 月底—4 月初相比春玉米和水稻呈明显上升趋势。由图 5 (f) 可知，春玉米与春小麦的 *MNDWI* 在生育期内基本没有明显变化趋势，而水稻在 5 月 1 日—6 月 20 日 *MNDWI* 明显大于其他 2 种作物。

2.2 青铜峡灌区主要粮食作物种植面积变化规律

2013—2020 年青铜峡灌区春小麦、春玉米、水稻的种植面积见图 6。总体而言，灌区以种植春玉米为主，3 种作物种植面积由高到低排序为：春玉米>水稻>春小麦。

各作物种植面积在年际间均存在一定波动。春玉米种植面积基本在 900 km² 上下波动，水稻种植面积在 500 km² 上下波动，春小麦种植面积在 300 km² 存在大幅度的上下波动。水稻在 2019 年的种植面积远小于其他年份，春小麦在 2013 年和 2020 年的种植面积远小于其他年份。

(a) *NDBI*(b) *NDVI*(c) *EVI*(d) *RVI*

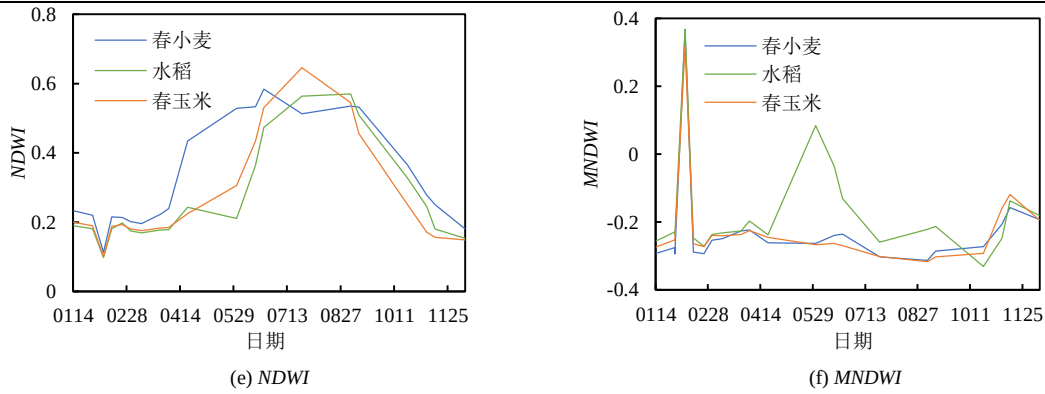
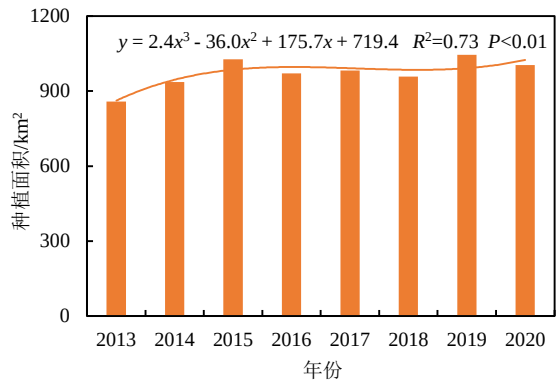
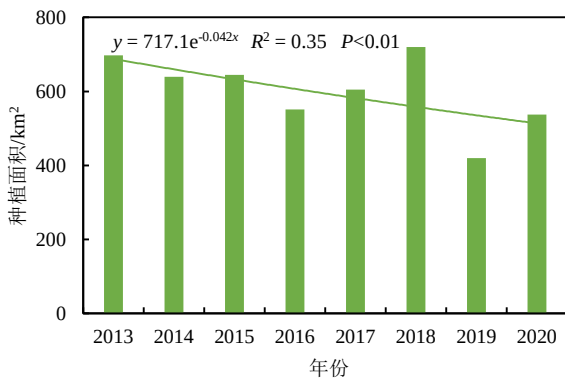


图5 特征指数的时序曲线

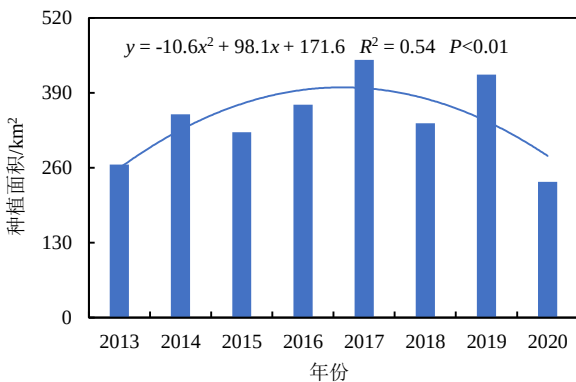
Fig.5 Feature index time series curve



(a) 春玉米



(b) 水稻



(c) 春小麦

图6 2013—2020 灌区主要粮食作物种植面积变化

Fig.6 Histogram of planted area change of major grain crops in Qingtongxia irrigation district from 2013—2020

2013—2020 年, 3 种作物种植面积变化规律存

在较大差异。春玉米种植面积总体呈上升趋势, 水稻种植面积呈下降趋势, 春小麦种植面积呈先升后降的变化趋势。除 2015—2016 年和 2019—2020 年春玉米种植面积存在降低趋势外, 其他年份种植面积呈明显上升趋势; 除 2017—2018 年水稻种植面积有增加趋势外, 其他年份水稻种植面积的降低趋势明显 ($P < 0.01$); 春小麦种植面积呈先增加后降低的变化趋势。

2.3 种植结构时空分布

青铜峡灌区 3 种作物的种植结构时空分布如图 7 所示。春玉米种植范围主要集中在石嘴山市和吴忠市, 即灌区的北部和南部; 春小麦种植范围主要集中在银川市和吴忠市, 即灌区的中部和南部; 水稻种植范围主要集中在银川市, 即灌区中部。对比不同年份作物种植区域, 石嘴山市春玉米种植面积减小, 吴忠市春玉米种植面积增大, 灌区春玉米种植区域呈向南迁移的趋势; 石嘴山市春小麦种植面积增大, 银川市和吴忠市春小麦种植面积减小, 灌区春小麦种植区域呈北移趋势; 银川市和吴忠市水稻种植面积减小, 石嘴山市水稻种植面积略有增大, 灌区水稻种植区域呈北移的趋势。

2.4 精度评价与验证

2.4.1 机器学习算法精度评价

本研究通过混淆矩阵对机器学习算法进行精度评价, 以总体分类精度 P_0 和 Kappa 系数作为评价指标。随机森林算法的总体分类精度为 0.88, Kappa 系数为 0.76, 可见分类精度较高。

2.4.2 遥感提取面积的验证

提取 2013—2020 年春小麦、春玉米、水稻的种植区域并计算其种植面积, 进而与农业统计年鉴中的作物种植面积进行对比, 结果如图 8 所示。春小麦、水稻、春玉米的 R^2 分别为 0.80、0.93 和 0.86, 且验证结果均通过了显著性检验 ($P < 0.001$)。因此, 本研究对灌区 3 种作物种植面积的识别结果精度较高。

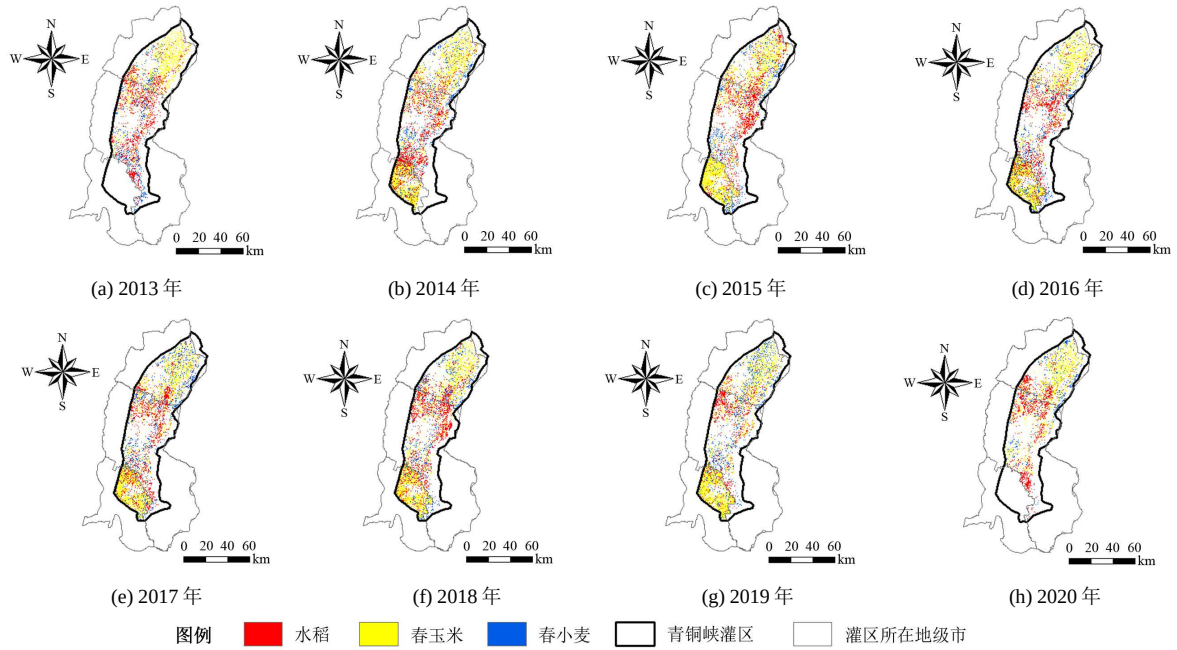


图7 灌区主要粮食作物种植时空分布

Fig.7 Spatial and temporal distribution of major grain crops grown in Qingtongxia irrigation district

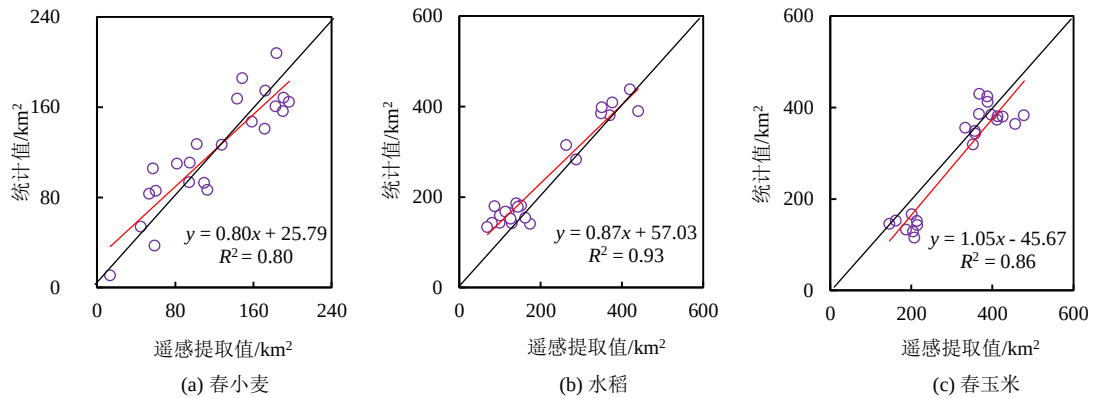


图8 市级水平遥感提取面积与统计数据对比

Fig.8 Comparison of remote sensing extracted area with the statistical data at the municipal level

3 讨论

作物种植结构的准确识别是灌区农业高质量发展的前提。本研究对作物种植结构识别的精度略低于 Peñ̃a-Barragán 等^[17]、熊元康等^[8]研究的精度，主要是实地调研的样本种类较少所导致。此外，灌区呈破碎化种植，混合像元较多、同物异谱或同谱异物等问题也会对分类精度产生影响^[18]。研究时段内遥感图像的云量污染较大且年际分布不均，这也在一定程度上降低了分类精度^[19]。目前已有学者对如何有效去云、降低云污染进行研究^[20-22]，但对于混合像元还未提出较好的解决方案。为得到准确的作物种植结构，不仅需要获取大量实地样本调研资料，还需要采用有效的去云方法提高遥感影像的质量。本研究中，3种作物种植面积提取结果与统计数据之间的线性拟合 R^2 分别为 0.80、0.93 和 0.86。对灌区而言，其行政区划较为复杂，往往由多个不完整的行政区组成，直接使用灌区所在市县的作物种植面

积作为灌区作物种植面积可能与真实值相差较大。牛乾坤等^[18]采用种植面积比来表征作物种植结构特征，相比于直接求和法，该方法更符合实际种植情况，但只能反映各作物种植比例关系。本研究依据作物需水条件以及作物种植均匀度对灌区所在市级或县级统计数据按面积比例进行估算，从验证结果来看此方法可行，但也存在地域差异性大、人为主观因素强、难以形成统一的处理标准等缺陷。

青铜峡灌区作物种植结构时空变化受到多方面因素的影响。对于不同作物而言，其影响因素也有所差异。对于水稻而言，2013—2020 年间其种植面积总体呈下降趋势，年际间存在较大波动；种植范围主要集中在地势平坦、水源充足的灌区中部地区。青铜峡灌区干旱少雨、蒸发量大，水资源对作物生产限制较大。水稻是高耗水作物，水资源对其种植面积和分布的影响尤为明显。研究表明，青铜峡灌区水稻灌溉定额约为 180 万 m^3/km^2 ，远大于小麦和玉米的灌溉定额（分别为 37.5 万 m^3/km^2 和 42 万 m^3/km^2 ）^[23]。青

铜峡灌区农业水资源南多北少,而在中部平原地区水资源相对充足,灌溉设施完善,有利于保障水稻的正常生长^[23]。另外,水稻种植规模和种植区分布还受到农业配水和引水等因素的影响^[24]。

对于春玉米和春小麦而言,2013—2020年春玉米种植面积总体呈上升趋势,春小麦种植面积呈先增加后降低的趋势。春玉米种植区向灌区南部扩张,在银川和吴忠地区春小麦种植面积减小的情况下,石嘴山地区春小麦种植面积增大。总体而言,青铜峡灌区春小麦种植区呈北移趋势,春玉米种植区向南部扩张的趋势明显。除水资源条件外,青铜峡灌区春小麦和春玉米种植面积还受以下因素影响。

①社会经济效益。经济效益是影响近 10 a 春小麦和春玉米种植面积的主要原因之一。宁夏小麦净利润为-146.40 元/hm²,明显低于全国水平,其中小麦单位面积产量比全国平均单位面积产量低 16.7%,物质与服务费用和人工成本分别比全国平均水平高 20.2%和 17.7%;玉米净利润为 2 385 元/hm²,单位面积产量比全国平均水平高 32.9%,其中单价比全国平均低 3.8%,单位面积产量比全国平均高 15.7%,物质与服务费用和人工成本分别比全国平均高 17.7%和 18.4%,土地成本比全国平均低 28.8%^[25]。经济效益的差异是导致春小麦种植面积下降、春玉米种植面积增加的主要原因。②市场需求。市场对玉米需求的增加也是促使玉米种植面积呈上升趋势的重要原因之一。为了更好地满足玉米的市场供应,灌区春玉米的种植区域不断扩大,呈南移趋势,以获得更为适宜的水热条件。畜牧养殖是宁夏地区的主要产业之一,玉米秸秆营养丰富,是青贮饲料的重要原材料之一。据统计,宁夏地区有 25%的玉米销往省外,剩余 75%的玉米中有 90%用于省内的畜牧动物饲料生产^[26]。③农业政策导向。农业政策作为主导农业产生的重要因素,对农作物种植结构的变化起到了举足轻重的作用。宁夏以保障粮食安全为底线,通过调整优化粮食生产结构,按照“稳小麦产量、扩玉米产量”的方针推进粮食储备生产基地建设工程。

4 结 论

1) 阈值特征-随机森林算法能够用于干旱灌区多年种植结构识别,总体分类精度为 0.88, Kappa 系数为 0.76。

2) 春小麦、春玉米、水稻的遥感提取面积与统计种植面积之间的线性拟合 R^2 分别为 0.80、0.93 和 0.86。

3) 2013—2020 年,青铜峡灌区作物种植面积由大到小分别为春玉米>水稻>春小麦,春玉米种植面

积呈上升趋势,春小麦种植面积呈先升高后下降的变化趋势,水稻种植面积呈下降趋势。

(作者声明本文无实际或潜在利益冲突)

参考文献:

- [1] 季富华,刘佳,王利民.农作物类型遥感识别算法及国产高分卫星应用示例[J].中国农业资源与区划,2021,42(7):254-268.
JI Fuhua, LIU Jia, WANG Limin. Summary of remote sensing algorithm in crop type identification and its application based on Gaofen satellites[J]. Chinese Journal of Agricultural Resources and Regional Planning, 2021, 42(7): 254-268.
- [2] 吴迪,杨鹏,周黎勇,等.基于 Sentinel-2 破碎化地块灌区作物种植结构的提取[J].灌溉排水学报,2023,42(4):74-80.
WU Di, YANG Peng, ZHOU Liyong, et al. Using Sentinel-2 sensing imagery to estimate planting structure in fragmented irrigated lands[J]. Journal of Irrigation and Drainage, 2023, 42(4): 74-80.
- [3] 何昭欣,张淼,吴炳方,等. Google Earth Engine 支持下的江苏省夏收作物遥感提取[J].地球信息科学学报,2019,21(5):752-766.
HE Zhaoxin, ZHANG Miao, WU Bingfang, et al. Extraction of summer crop in Jiangsu based on Google Earth Engine[J]. Journal of Geo-information Science, 2019, 21(5): 752-766.
- [4] CAO J, ZHANG Z, LUO Y C, et al. Wheat yield predictions at a county and field scale with deep learning, machine learning, and google earth engine[J]. European Journal of Agronomy, 2021, 123: 126-204.
- [5] 黄健熙,侯裔焯,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 Chinese Society of Agricultural Engineering, 2017, 33(7): 164-170.
- [6] CRISÓSTOMO DE Castro Filho H, ABÍLIO DE Carvalho Júnior O, FERREIRA DE Carvalho O L, et al. Rice crop detection using LSTM, Bi-LSTM, and machine learning models from Sentinel-1 time series[J]. Remote Sensing, 2020, 12(16): 2 655.
- [7] 许淇,李启亮, MATHILDE De Vroey, 等.基于随机森林算法的多作物同步识别[J].山东农业科学,2019,51(3):135-139.
XU Qi, LI Qiliang, MATHILDE De Vroey, et al. Multi-crop synchronization identification based on random forest[J]. Shandong Agricultural Sciences, 2019, 51(3): 135-139.
- [8] 熊元康,张清凌.基于 NDVI 时间序列影像的天山北坡经济带农业种植结构提取[J].干旱区地理,2019,42(5):1 105-1 114.
XIONG Yuankang, ZHANG Qingling. Cropping structure extraction with NDVI time-series images in the Northern Tianshan Economic Belt[J]. Arid Land Geography, 2019, 42(5): 1 105-1 114.
- [9] 李晖,陈雨琪,张紫滢,等.基于长时间序列 MODIS 影像的黑龙江省主要农作物种植结构变化研究[J].杭州师范大学学报(自然科学版),2021,20(6):658-665.
LI Hui, CHEN Yuqi, ZHANG Ziyang, et al. Planting structure changes of the main crops in Heilongjiang Province based on long time series MODIS images[J]. Journal of Hangzhou Normal University(Natural Science Edition), 2021, 20(6): 658-665.
- [10] 申健.关中地区作物种植信息遥感识别及其动态监测[D].杨凌:西北农林科技大学,2017.
SHEN Jian. Crop planting in Guanzhong area and their dynamics retrieved from remote sensing datasets[D]. Yangling: Northwest A & F University, 2017.
- [11] 刘宽,翟家齐,赵勇,等.青铜峡灌区引水变化趋势及影响因素解析[J].灌溉排水学报,2020,39(10):99-107.
LIU Kuan, ZHAI Jiaqi, ZHAO Yong, et al. Variation in water diverted to the Qingtongxia irrigation district and its determinants[J]. Journal of Irrigation and Drainage, 2020, 39(10): 99-107.

- [12] 许凤冉. 青铜峡灌区引黄耗水量的影响因素及其时空变异规律研究[D]. 北京: 中国水利水电科学研究院, 2006.
XU Fengran. Study on influencing factors of water consumption and their spatial-temporal variability in Qingtongxia irrigation area[D]. Beijing: China Institute of Water Resources and Hydropower Research, 2006.
- [13] WANG Fumin, HUANG Jingfeng, CHEN La. Development of a vegetation index for estimation of leaf area index based on simulation modeling[J]. Journal of Plant Nutrition, 2010, 33(3): 328-338.
- [14] YAMADA Y. Crop species recognition and discrimination paddy-rice-growing fields from reaped-fields by the radar vegetation index (RVI) of ALOS-2/PALSAR2[J]. International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, 2016, 8: 1 083-1 087.
- [15] 叶廷平, 周立华, 汤英. 宁夏青铜峡灌区主要农作物地面灌溉制度的分析研究[J]. 节水灌溉, 2012(6): 35-36, 40.
- [16] NAEEM Samreen, ALI Aquib, CHESNEAU Christophe, et al. The classification of medicinal plant leaves based on multispectral and texture feature using machine learning approach[J]. Agronomy, 2021, 11(2): 263.
- [17] PEÑA-BARRAGÁN J M, NGUGI M K, PLANT R E, et al. Object-based crop identification using multiple vegetation indices, textural features and crop phenology[J]. Remote Sensing of Environment, 2011, 115(6): 1 301-1 316.
- [18] 牛乾坤, 刘浏, 黄冠华, 等. 基于 GEE 和机器学习的河套灌区复杂种植结构识别[J]. 农业工程学报, 2022, 38(6): 165-174.
NIU Qiankun, LIU Liu, HUANG Guanhua, et al. Extraction of complex crop structure in the Hetao Irrigation District of Inner Mongolia using GEE and machine learning[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2022, 38(6): 165-174.
- [19] 孙博学, 杨嘉景, 付若曦, 等. 农作物种植结构遥感识别研究进展[J]. 科技创新与应用, 2023, 13(15): 76-79, 84.
- [20] 王晓艳, 陈思勇, 郭慧, 等. MODIS NDSI 产品去云算法及最优阈值选择研究[J]. 遥感学报, 2022, 26(12): 2 603-2 615.
WANG Xiaoyan, CHEN Siyong, GUO Hui, et al. Cloud removal and optimal threshold selection of MODIS NDSI production[J]. National Remote Sensing Bulletin, 2022, 26(12): 2 603-2 615.
- [21] 周莹. 基于深度学习的遥感影像去云方法研究[D]. 哈尔滨: 东北林业大学, 2022.
ZHOU Ying. Research on cloud removal method of remote sensing image based on deep learning[D]. Harbin: Northeast Forestry University, 2022.
- [22] 王龙斌. 基于惩罚权值 TRPCA 模型的遥感图像云去除方法研究[D]. 重庆: 重庆邮电大学, 2021.
WANG Longbin. Research on cloud removal method of remote sensing image based on penalty weight TRPCA model[D]. Chongqing: Chongqing University of Posts and Telecommunications, 2021.
- [23] 徐美, 阮本清, 黄诗峰, 等. 灌区作物种植结构遥感监测及其应用[J]. 水利学报, 2007, 38(7): 879-885.
XU Mei, RUAN Benqing, HUANG Shifeng, et al. Monitoring of crop variety distribution by remote sensing and its application[J]. Journal of Hydraulic Engineering, 2007, 38(7): 879-885.
- [24] 宁夏回族自治区水利厅. 2020 宁夏水资源公报[M]. 宁夏: 宁夏回族自治区水利厅, 2021.
- [25] 张治华, 薛里图. 宁夏粮食生产比较效益及其影响因素研究[J]. 湖北农业科学, 2017, 56(21): 4 183-4 187, 4 216.
ZHANG Zhihua, XUE Litu. A study of comparative benefit of grain production in Ningxia and its influencing factors[J]. Hubei Agricultural Sciences, 2017, 56(21): 4 183-4 187, 4 216.
- [26] 尤力云. 浅谈宁夏地区玉米种植技术及病虫害综合防治技术[J]. 种子科技, 2020, 38(22): 91-92.

Extracting Crop Structure from Remote Sensing Images of Qingtongxia Irrigation District Using the Threshold Feature-machine Learning Method

YU Wuyang¹, WANG Yibo¹, CHEN Xinguo^{1,2*}, HUANG Quanzhong^{1,2,3}, HUANG Guanhua^{1,2,3}

(1. College of Water Resources and Civil Engineering, China Agricultural University, Beijing 100083, China;

2. Center for Agricultural Water Research in China, China Agricultural University, Beijing 100083, China;

3. Chinese-Israeli International Center for Research and Training in Agriculture, Beijing 100083, China)

Abstract: 【Objective】Tracking the change in cultivation areas of different crops in a basin or catchment is essential for agricultural management but challenging. The objective of this paper is to investigate the feasibility of threshold feature - random forest classification model for extracting crop structure from remote sensing imageries of irrigation district. We took Qingtongxia irrigation as an example. 【Method】Using field survey and visual interpretation, the threshold feature-random forest classification method in the Google Earth Engine platform was used to delineate the planting areas of spring wheat, spring maize, and rice within the Qingtongxia irrigation district from 2013 to 2020. 【Result】The threshold feature-random forest classification method is effective for extracting planting structure in the Qingtongxia irrigation district in the seven years, with an overall accuracy of 0.88 and a Kappa coefficient of 0.76. The linear fitting between the extracted areas from the remote sense images and areas obtained from survey gave a R^2 which was 0.80, 0.93 and 0.86, for spring wheat, spring maize and rice, respectively. Data analysis revealed that the planting area of spring maize surpassed that of rice and spring wheat in 2013 to 2020. Spring maize cultivation had notably increased, while spring wheat cultivation initially increased and then declined; rice cultivation also decreased. Spring maize was mainly grown in the North and South of the irrigation district, while the overall irrigation area increased from the North to the South. Spring wheat was primarily cultivated in central and Southern parts of the irrigation district, and rice was in the central region. Spring wheat and rice cultivation areas increased from the South to the North. 【Conclusion】The threshold feature-random forest classification model is effective and accurate for extracting annual change in planting structures in irrigation districts in arid regions. It is novel and perspective for understanding long-term evolution in planting structure in a region.

Key words: crop structure; characteristic index; random forest; Qingtongxia irrigation district; grain crop

责任编辑: 韩 洋