

DOI: 10.13718/j.cnki.xdzk.2023.04.005

基于 GEE 和 MODIS NDVI 时序的 青藏高原农作物信息提取

阎建忠¹, 张敏^{1,2}, 张思颖¹

1. 西南大学 资源环境学院, 重庆 400715; 2. 武汉大学 资源与环境科学学院, 武汉 430079

摘要: 实时、准确地提取作物信息对于了解区域的种植结构和农业生产变化、保障国家粮食安全具有重要作用。谷歌地球引擎(Google Earth Engine, GEE)是一个具有先进存储能力和计算能力的地理信息数据云平台,可以快速获取并处理影像数据,节约时间成本,满足大范围区域作物信息提取的需求,相较于传统的遥感分析手段有明显优势。针对青藏高原作物信息提取困难的现状,通过 GEE 平台,快速获取并处理了 Landsat 数据并与基于 MODIS NDVI 时间序列提取出来的物候参数进行特征构建,充分利用不同地物物候特征的差异进行分类训练,实现青海省东部主要农作物信息的提取。结果表明:① 该方法提取结果精度较高,分类回归树验证的总体精度为 86.23%, Kappa 系数为 0.82。提取结果基本符合研究区的作物种植结构,说明 Landsat 数据与 MODIS NDVI 时间序列耦合的方法能够提高作物识别的精度,对青藏高原地区主要农作物信息自动化提取具有一定的积极意义。② 说明 GEE 平台是实现青藏高原主要农作物较高精度作物信息提取的有效工具。③ 主要的误差来源于零星且种植比例低的玉米地和分布范围广海拔差异大的青稞地,后续研究应着重在零星种植和生育期差异较小的农作物分类提取技术方面进行深入分析。

关键词: 谷歌地球引擎; 青藏高原; 遥感; MODIS NDVI 时间序列; Landsat 数据; 物候参数; 农作物信息提取

中图分类号: S127 文献标志码: A

开放科学(资源服务)标识码(OSID):

文章编号: 1673-9868(2023)04-0055-10



Information Extraction of Main Crops in Eastern Qinghai Province Based on GEE Platform and MODIS NDVI Time Series

YAN Jianzhong¹, ZHANG Min^{1,2}, ZHANG Siying¹

1. College of Resources and Environment, Southwest University, Chongqing 400715, China;

2. School of Resource and Environmental Sciences, Wuhan University, Wuhan 430079, China

Abstract: Real-time and accurate extraction of crop information plays an important and positive role in understanding regional planting structure and changes in agricultural production, and ensuring national food security. As a geographic information data cloud platform with advanced storage and computing capabilities, Google Earth Engine (GEE) can quickly acquire and process image data, save time and cost, and meet the needs of crop information extraction in large areas. Compared with traditional remote sensing,

收稿日期: 2022-05-07

基金项目: 国家自然科学基金项目(42171098)。

作者简介: 阎建忠, 博士, 教授, 主要从事自然地理综合研究。

the analytical method has obvious advantages. In view of the difficult situation of crop information extraction on the Qinghai-Tibet Plateau, this paper uses the GEE platform to quickly acquire and process Landsat data and construct the features with the phenological parameters extracted based on MODIS NDVI time series, and makes full use of the differences in phenological characteristics of different ground phenological features for classification training, to realize the extraction of main crop information in eastern Qinghai Province. The results show that: ① The extraction results of this method are highly accurate. The overall accuracy of classification and regression tree verification is 86.23%, and the Kappa coefficient is 0.82. The extraction results are basically in line with the crop planting structure in the study area, indicating that the method of coupling Landsat data and MODIS NDVI time series can improve the accuracy of crop identification, and has a certain positive significance for the automatic extraction of main crop information in the Qinghai-Tibet Plateau. ② It shows that the GEE platform is an effective tool to achieve high-precision crop information extraction of major crops on the Qinghai-Tibet Plateau. ③ The main errors of this study come from the sporadic and low planting ratio of corn fields, and wide distribution of highland barley fields with large altitude differences. Subsequent research should focus on in-depth analysis on the classification and extraction technology of crops with small differences in sporadic planting and growth periods.

Key words: Google Earth Engine; Qinghai-Tibet Plateau; remote sensing; MODIS NDVI time series; Landsat data; phenological parameters; crop information extraction

青藏高原地区是我国粮食短缺地区之一,提高其粮食自给能力以及确保粮食安全一直受到中央和地方政府的高度重视^[1].同时,青藏高原作为全球气候变化的“启动区”^[2]和“敏感区”^[3],特殊的地理位置及高海拔地形使其气候呈现暖湿化的趋势特征,是全球气候变化研究的热点区域^[4-7].因此在气候变化的背景下,准确高效地获取主要农作物信息,对于掌握当地作物种植变化、维持当地农户生计、保障国家粮食安全、实现区域可持续发展具有重要意义^[8-11].

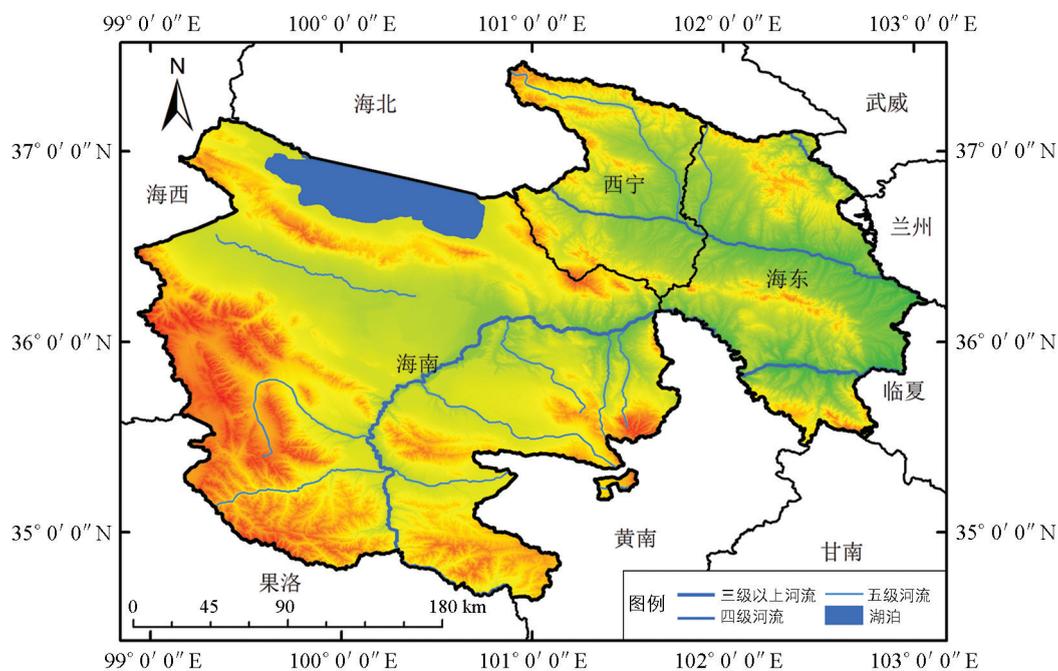
农作物信息是指一个地区或生产单元内作物的组成和布局,包括主要作物的类型、种植空间分布及轮耕信息^[12-13].随着空间技术的发展,遥感技术被广泛应用于作物信息提取.空间分辨率较低的 MODIS NDVI 时间序列数据因其时间分辨率高,经过时序重构后在大范围作物信息提取中也能达到较高的精度^[14-17]; Landsat(TM/ETM+/OLI)数据因其较高的空间分辨率一直是学者们通过遥感提取作物信息的主要数据来源^[18-20],但总体而言,受到地形、云量等因素的影响,高质量的 Landsat 数据较少,时间分辨率较低.目前已有研究表明,将不同时间分辨率和空间分辨率的遥感影像数据进行多源融合,可互相弥补各自的缺点,显著提高作物识别的精度与效率^[12, 21].MODIS 时间序列数据可以弥补 Landsat 数据信息容易缺失的不足,Landsat 数据也可以有效弥补 MODIS 数据刻画空间异质能力差的缺点,二者融合可以产生高时空分辨率的影像数据,能有效提高农作物信息遥感识别提取的可信度和准确度^[22].

传统的遥感分析手段往往受到时间、空间及影像质量等多种因素的限制,较难满足大范围区域提取农作物信息的需求^[23-26].与传统的遥感分析手段相比,谷歌地球引擎(Google Earth Engine, GEE)优势突出,能够快速获取大范围的高分辨率影像数据,并能进行植被指数分析^[27-28]、植被覆盖^[29-30]和作物信息提取及分类^[31]等工作,大大提高工作效率,使高精度遥感动态监测更具可行性.

青藏高原地区由于其地域广、海拔高、相对高差较大、生长季云量丰富,一直是农作物信息提取的难点区域之一,而 MODIS NDVI 数据极易受到云污染、大气变化的影响,且可用的高质量 Landsat 影像较少,同时受限于气候、地形、土地投入等因素,农作物种植结构容易产生混淆.若要将单一影像数据源的技术运用在青藏高原地区农作物识别提取研究上,仍会有较多问题亟待解决.因此本研究以青海省东部为例,尝试通过 GEE 平台快速获取并处理 Landsat8 相关数据产品,将 MODIS NDVI 时间序列数据提取的物候参数与 Landsat8 SR 数据进行类别特征构建,对青海省东部的小麦、玉米、青稞、油菜这 4 种作物进行分类,以实现青海省东部主要农作物的信息提取,希望能为深入研究大区域作物信息的识别提取提供一定的参考性依据.

1 研究区概况

本研究以青海省东部,即西宁市、海东市、海南藏族自治州3个行政区作为研究区,经纬度范围为 $34^{\circ}38' - 37^{\circ}28'N$, $98^{\circ}55' - 103^{\circ}04'E$ (图1),研究区位于青藏高原的东北隅,东与甘肃相连,西与海西州接壤,南与果洛州比邻,北与海北州交界。在地貌分区上属柴达木—河湟中海拔盆地地区,平均海拔2500 m以上,地貌类型主要以高山、平原、丘陵和台地为主,地势起伏较大。地处内陆,属大陆性高原半干旱气候,日照时间长,太阳辐射强,日温差大,年温差小,气候地域差异大,无霜期约90 d。据土地利用覆盖数据统计,2015年研究区耕地面积达 $54.21 \times 10^4 \text{ hm}^2$,占青海省总耕地面积的69.58%,是青海省重要的农业地区。该研究区地处黄河流域和湟水流域,水系较为发达,土壤较为肥沃,有利于农作物生长发育,主要的种植作物有小麦、玉米、青稞、油菜、薯类等,作物熟制为一年一熟,作物生长期为196~250 d。



审图号:GS(2016)1609号

图1 研究区示意图

2 数据来源

2.1 Landsat8 SR数据

Landsat8数据来源于美国地质调查局(United States Geological Survey, USGS),本研究是通过GEE平台(<https://code.earthengine.google.com/>)获取了2015年Landsat8表面反射率数据产品(USGS Landsat 8 Surface Reflectance Tier 1),包含5个可见光、1个近红外(VNIR)波段、2个短波红外(SWIR)波段和2个热红外(TIR)波段,影像分辨率为30 m,时间分辨率为16 d。

2.2 MODIS数据

MODIS植被指数产品MODIS 13Q1来源于美国地质勘探局(<http://glovis.usgs.gov/>)以及美国国家航空航天局(<https://www.nasa.gov/>),包括基于MVC方法16 d合成的250 m分辨率NDVI及其质量控制数据。本研究使用条带号为h25v05和h26v05,时间为2014年1月至2016年12月,每年23个时相的NDVI数据建立时序NDVI影像。

2.3 样本数据

本研究中样本数据点通过野外实地踏勘以及Google Earth影像目视解译获得。实地采样调查时间为2020年7—8月,通过手持式GPS定位仪进行定位,利用相机记录景观信息,获取青稞、小麦、油菜、玉

3.1 MODIS 13Q1 数据预处理

本研究使用的 MODIS 13Q1 数据, 包括基于 MVC 方法 16 d 合成的 250 m 分辨率 NDVI 及其质量控制数据, 该产品已经过几何校正和大气校正, 因而只需对其进行投影和格式的转换. 利用 MRT 软件对 2014—2016 年共 69 景的 MODIS 13Q1 数据进行 NDVI 数据的提取和格式转换, 将投影由原来的正弦投影转换为 UTM-WGS84, 并转换为 Geo-tif 数据格式. 而后将转换后的数据输入 ENVI 5.3 中对像元异常值进行剔除, 对于小于 0 的像元值赋值为 0, 大于 0 的像元值乘以 0.000 1, 并对去除异常值后的数据进行无缝镶嵌和耕地掩膜提取, 形成每年各 23 景的研究区 NDVI 时间序列数据.

3.2 MODIS NDVI 时序重建

本研究使用的 MODIS NDVI 时间序列数据在 TIMESAT 软件进行重构. 选择的数据是 16 d 最大化合成数据, 虽然在一定程度上减弱了云的影响, 但仍存在着如水汽、气溶胶和传感器精度变化等随机干扰因素使 NDVI 时间序列数据出现不规则状况, 无法准确反映地标信息, 因此有必要对其进行 NDVI 时序重建, 以降低时序数据的噪声水平. TIMESAT 软件能够可视化、选择性地重构植被指数时间序列, 其常见方法有: Savitzky-Golay 滤波法、非对称高斯函数拟合法、傅里叶变换法、移动平均法、双逻辑函数法等. 本研究选择 Savitzky-Golay 滤波法, 该法可以模拟一定生长期中植被指数的时间序列数据, 获得其长期变化趋势, 凸显局部异常噪声信息^[32], 减少数据时间、空间尺度和传感器的随机干扰. Savitzky-Golay 滤波法是以最小二乘卷积拟合方法来平滑和计算一组相邻值的函数, 公式如下:

$$Y = \frac{\sum_{i=-m}^m C_i \times Y_{j+i}}{N} \quad (1)$$

式中: Y 为拟合值; Y_{j+i} 为 NDVI 原始值; C_i 为滤波系数; m 为移动窗口的宽度; N 为卷积数目, 数值上为 $2m+1$.

本研究应用 Savitzky-Golay 滤波对研究区 2015 年 NDVI 时间序列进行平滑降噪处理, 得到研究区各地类的 NDVI 光滑曲线. 对比平滑前后的 NDVI 时间序列曲线, 平滑前 NDVI 时间序列曲线存在较多锯齿状波动, 直接用于分析较为困难; 重构后的 NDVI 时间序列曲线保留了原有曲线的基本变化趋势, 在去除一些噪声干扰后, 更突出曲线的总体特征.

3.3 物候参数提取

物候参数在 TIMESAT 软件中完成. 在一般情况下, n 年的 NDVI 时间序列数据能提取 $n-1$ 个完整的季节, 同时在时间序列的开始和结束有 1 个季节的 2 个分节点, 因此至少需要 3 年, 即 2014—2016 年的时间序列数据提取物候参数. 在 TIMESAT 软件中, NDVI 时间序列数据首先经过 Savitzky-Golay 滤波平滑重构, 然后再对物候参数进行提取.

本研究借助 TIMESAT 软件对 NDVI 时间序列采用动态阈值法提取了 9 种物候参数, 以 a 至 i 表示 (图 3). 其中 a, c 为生长季开始和结束的时间点; b, d 为生长季开始和结束时的 NDVI 值; e 为生长季长度, 是生长季开始和结束的时间点的差值; f 为基准值, 是 NDVI 曲线左右最小值的平均值; g 为生长季振幅, 是 NDVI 曲线峰值和基准值之间的差值; h 为生长季中期时间点, 是计算 NDVI 曲线左边缘增加 80% 水平, 右边缘减少 80% 水平的时间平均值; i 为生长季峰值, 是 NDVI 曲线的最高点.

3.4 Landsat8 SR 数据预处理

Landsat8 SR 数据产品由 GEE 使用 USGS 提供的 Docker 映像生成, 来自于 Landsat 8 OLI/TIRS 传感器且经大气校正了表面反射率, 已进行几何校正、辐射校正和大气校正, 故该数据集的获取和预处理主要包括时间筛选、去云处理、裁剪合成等. 根据 2015 年 4 类作物平滑后形成的时间序列曲线 (图 4), 在 GEE 平台上选择的时间周期为 2015 年 5 月 1 日至 2015 年 10 月 31 日, 运用 Filter 算法对影像进行时间筛选和波段筛选, 然后利用其从 CFMASK 算法生成的质量评估波段 QA 定义去云函数, 对云及云阴影进行掩膜去云处理, 并采用

Clip 算法裁剪合成影像, 最后进行 Landsat8 SR 数据的归一化植被指数(NDVI)运算。

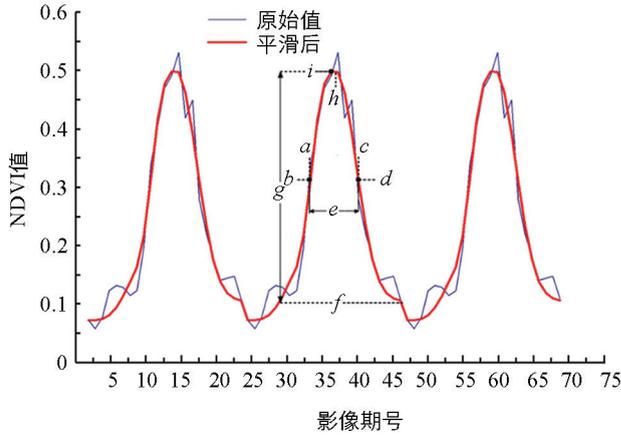


图 3 TIMESAT 提取的物候参数

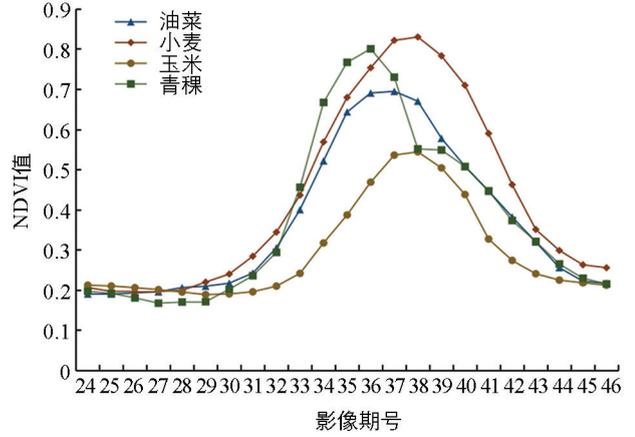


图 4 4 类作物平滑后的时间序列

3.5 数据融合

在 GEE 平台中将提取出来的 Landsat 8 SR 数据的 7 个波段、NDVI、9 个物候参数波段、DEM 及坡度进行波段组合, 再利用土地利用覆盖数据进行耕地掩膜, 得到一组分辨率为 30 m 且包含 19 个类别特征的融合数据, 以其作为研究区耕地作物信息提取的基础数据, 具体类别特征如表 2 所示。

表 2 类别特征波段

数据源	波段	属性	波长范围/ μm
Landsat 8 SR	Band 1	海岸波段	0.43~0.45
	Band 2	蓝波段	0.45~0.51
	Band 3	绿波段	0.53~0.59
	Band 4	红波段	0.64~0.67
	Band 5	近红外波段	0.85~0.88
	Band 6	短波红外 1	1.57~1.65
	Band 7	短波红外 2	2.11~2.29
	NDVI		
MODIS 13Q1 NDVI		生长季开始时间点(<i>a</i>)	
		生长季开始 NDVI 值(<i>b</i>)	
		生长季结束时间点(<i>c</i>)	
		生长季结束 NDVI 值(<i>d</i>)	
		生长季长度(<i>e</i>)	
		生长季基准值(<i>f</i>)	
		生长季振幅(<i>g</i>)	
		生长季中期时间点(<i>h</i>)	
		生长季峰值(<i>i</i>)	
SRTM	DEM		
	SLOPE		
合计		19	

4 结果与分析

4.1 研究结果

4.1.1 CART

CART 分类回归树算法由 Gordon 等^[33]提出, 该算法采用经济学中的基尼系数(Gini Index, GI)作为选择最佳测试变量和分割阈值的准则, 并采用交叉验证法进行修剪, 最终分析结果是一棵兼顾复杂度和错误率的最优二叉树. 基尼系数的定义如下:

$$g_{GI} = 1 - \sum_{j=1}^j P^2(j/h) \quad (2)$$

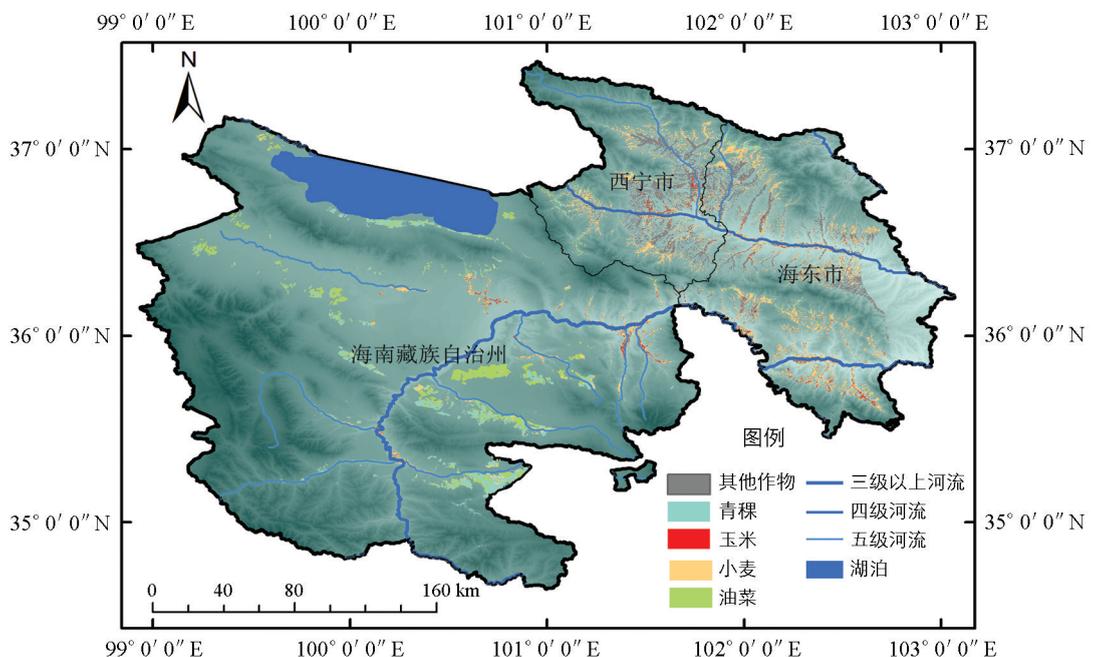
$$P(j/h) = \frac{n_j(h)}{n(h)} \quad (3)$$

$$\sum_{j=1}^j P(j/h) = 1 \quad (4)$$

式中: $P(j/h)$ 是从训练样本集中随机抽取一个样本, 当它的某一测试变量值为 h 时属于第 j 类的概率; $n_j(h)$ 为训练样本集中测试变量值为 h 时属于第 j 类的样本个数; $n(h)$ 为训练样本集中测试变量值为 h 的样本个数; j 为类别个数.

4.1.2 精度验证

在 GEE 平台中, 运用 random Column 算法将样本点随机排列, 为避免模型过度拟合, 保留样本数据点进行验证, 以 7 : 3 的比例分为 2 组, 分别用于训练样本的选取和分类结果的精度验证. 以前面的融合数据作为样本集, 采用 smile Cart 分类方法测试样本, 分类结果中容易出现一些细碎图斑, 因此对分类结果进行八邻域空间滤波处理以实现平滑影像的效果, 再进行空间连通性处理, 去除小斑块, 得到研究区主要农作物提取结果图, 如图 5 所示. 后用验证数据集进行精度验证, 如表 3 所示.



审图号: GS(2016)1609 号

图 5 青海省东部主要农作物信息提取结果图

表 3 精度验证

作物种类	用户精度	制图精度	总体精度	Kappa 系数
小麦	86.84%	89.19%	86.23%	0.82
青稞	94.12%	59.26%		
玉米	60.00%	75.00%		
油菜	70.27%	100%		
其他作物	100%	93.18%		

4.2 研究分析

根据表 3 可知,耕地农作物的总体分类精度为 86.23%,Kappa 系数为 0.82,精度较为理想.从用户精度和制图精度分析,除青稞的制图精度与玉米的用户精度较低外,小麦、油菜及其他作物的用户精度和制图精度都较好.分类结果统计表明,土地覆盖数据中 2015 年耕地总面积为 $54.21 \times 10^4 \text{ hm}^2$,小麦提取面积为 15.44 万 hm^2 ,占 28.48%;青稞提取面积为 8.37 万 hm^2 ,占 15.44%;玉米提取面积为 2.30 万 hm^2 ,占 4.24%;油菜提取面积为 8.85 万 hm^2 ,占 16.33%;其他作物提取面积为 19.25 万 hm^2 ,占 35.51%,整体种植结构比例与 2015 年青海省年鉴中种植结构比例相近,证明了基于 GEE 平台和 MODIS NDVI 时间序列对青藏高原地区的小麦、玉米、油菜、青稞等主要农作物的识别提取有较强的适用性.

青海省东部位于青藏高原,地势起伏大的高海拔地形使得研究区存在些许破碎耕种区,稀疏零散,容易造成多种农作物存在于影像上一个像元内的情况,使得分类工作更为困难,易形成分类误差.玉米在研究区中种植比例较小,实地调查中也发现玉米地大多为零星地块,对分类结果进行平滑处理时容易将玉米作为“噪声”去除,又因实地踏勘采样时玉米样本点不多,整体上容易造成错分、漏分的情况;青稞的分布范围较广,在研究区中海拔低的河湟谷地和海拔高的海南州高地上均有分布,不同分布地区地势起伏大、气温地域差异大,容易造成青稞在分类结果中出现“同物异谱”的现象,降低制图精度.

5 结论

5.1 研究结论

MODIS 影像空间分辨率低下、生长季可用的 Landsat 影像不足以及耕地生产力较低使青藏高原地区成为主要农作物提取的难点区域.本研究通过 GEE 平台,快速获取并处理了 Landsat8 SR 数据并与基于 MODIS NDVI 时间序列提取出来的物候参数进行特征构建,充分利用不同作物物候特征的不同进行分类训练,实现对青海省东部小麦、玉米、油菜、青稞这 4 种主要农作物的信息提取,并得出以下结论:

实验结果表明,本研究所用的农作物信息提取方法在青藏高原地区具有一定的可行性,提取出的作物种植结构较为合理,提取结果具有较高的精度.引入物候参数后,通过对耕地特征的挖掘,能够较好地将主要农作物区分开来,实现对青藏高原地区耕地较高精度的提取.GEE 平台的混淆矩阵显示,研究区主要农作物信息提取的总体精度为 86.23%,Kappa 系数为 0.82,虽然个别作物未达到理想的精度,但对青藏高原地区主要农作物信息自动化提取仍具有一定的积极意义.

GEE 平台作为一个免费访问的云地理空间分析平台,能够方便快捷地获取并处理大量遥感影像及相关数据资源,大幅度减少技术型工作量.在本研究中,利用 GEE 平台能够对研究区影像数据迅速完成去云、镶嵌、裁剪及特征构建等预处理工作,相较于传统的遥感本地处理平台具有突出优点.通过 GEE 平台将 Landsat8 影像与基于 MODIS NDVI 数据提取出来的物候参数进行特征构建,运用 CART 算法能够实现青藏高原较高精度的农作物信息提取,说明 GEE 平台能够有效解决遥感数据获取困难、数据量庞大、处理工作繁复冗杂的问题,极大提高了工作效率.

分析研究区主要农作物信息提取的结果发现,本研究主要的误差来源于零星且种植比例低的玉米地和

分布范围广、海拔差异大的青稞地,依据MODIS NDVI数据和简单的Landsat8波段值无法将其与其他农作物有效地区分开来,导致提取结果出现误差.这表明下一步应着重对青藏高原地区零星种植的农作物和生育期差异较小农作物的分类提取进行深入分析.

5.2 研究不足与展望

由于人类活动和自然因素的影响,不能确保在地类采样中采到的样本完全准确,若样本出现分布不均匀的情况,也会干扰分类器的运行,对训练精度造成一定的影响.其次,“异物同谱”和“同物异谱”现象的产生是影响分类精度的最主要因素,物候参数的引入提高了不同农作物提取的精度,但它一定程度上会受限于作物种类和农户种植习惯的差异,同时由于研究区海拔跨度大,同种农作物的物候也具有一定的空间异质性和非同步性.在今后的研究中,应充分发挥GEE平台在遥感监测研究中能够获取长时间序列、大范围影像,并能借助云端计算极大地缩短影像处理时间的优势,尝试多种分类特征与分类器组合,开展多源、多尺度的农作物信息提取研究,进一步提高分类精度.

参考文献:

- [1] DE COLSTOUN E C B, STORY M H, THOMPSON C, et al. National Park Vegetation Mapping Using Multitemporal Landsat 7 Data and a Decision Tree Classifier [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2003, 85(3): 316-327.
- [2] 林文鹏,王长耀,黄敬峰,等.基于MODIS数据和模糊ARTMAP的冬小麦遥感识别方法[J].*农业工程学报*,2008,24(3):173-178.
- [3] 张友水,原立峰,姚永慧.多时相MODIS影像水田信息提取研究[J].*遥感学报*,2007,11(2):282-288.
- [4] 王云秀,张文宗,姚树然,等.利用MODIS数据监测河北省冬小麦种植信息[J].*遥感技术与应用*,2006,21(2):149-153.
- [5] 王璇.基于MODIS时间序列的河南主要农作物种植信息提取[D].开封:河南大学,2019.
- [6] 胡宗辰.基于MODIS的中国主要粮食作物种植时空分布信息提取方法研究[D].成都:电子科技大学,2013.
- [7] 朱晓禧,方修琦,王媛.基于遥感的黑龙江省西部水稻、玉米种植范围对温度变化的响应[J].*地理科学*,2008,28(1):66-71.
- [8] 王凯,张佳华.基于MODIS数据的湖北省油菜种植分布信息提取[J].*国土资源遥感*,2015,27(3):65-70.
- [9] 杨珺雯,张锦水,潘耀忠,等.基于遥感识别误差校正面积的农作物种植面积抽样高效分层指标研究:以冬小麦为例[J].*中国农业科学*,2018,51(4):675-687.
- [10] 颌继珍,王红说,黄敬峰.基于MODIS时间序列数据的作物季相信息提取[J].*遥感技术与应用*,2010,25(5):647-652.
- [11] 谭大明,季永月,谭海运,等.西藏60多年来青稞生长季日照时长变化趋势[J].*西南师范大学学报(自然科学版)*,2020,45(12):48-57.
- [12] 宋茜.农作物空间分布信息提取及其时空格局变化分析研究[D].北京:中国农业科学院,2018.
- [13] 曾志康,覃泽林,黄启厅,等.基于国产高时空分辨率卫星影像的作物种植信息提取研究[J].*福建农业学报*,2017,32(5):560-567.
- [14] 于利峰,乌兰吐雅,乌云德吉,等.基于纹理特征与MODIS-NDVI时间序列的耕地面积提取研究[J].*中国农业资源与区划*,2018,39(11):169-177.
- [15] HALL J V, LOBODA T V, GIGLIO L, et al. A MODIS-Based Burned Area Assessment for Russian Croplands: Mapping Requirements and Challenges [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2016, 184: 506-521.
- [16] 刘逸竹,吴文斌,李召良,等.基于时间序列NDVI的灌溉耕地空间分布提取[J].*农业工程学报*,2017,33(22):276-284.
- [17] 张森,吴炳方,于名召,等.未种植耕地动态变化遥感识别:以阿根廷为例[J].*遥感学报*,2015,19(4):550-559.
- [18] PHALKE A R, ÖZDOĞAN M. Large Area Cropland Extent Mapping with Landsat Data and a Generalized Classifier

- [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2018, 219: 180-195.
- [19] GRAESSER J, RAMANKUTTY N. Detection of Cropland Field Parcels from Landsat Imagery [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2017, 201: 165-180.
- [20] SONOBE R, YAMAYA Y, TANI H, et al. Mapping Crop Cover Using Multi-Temporal Landsat 8 OLI Imagery [J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2017, 38(15): 4348-4361.
- [21] 张健康, 程彦培, 张发旺, 等. 基于多时相遥感影像的作物种植信息提取 [J]. *农业工程学报*, 2012, 28(2): 134-141.
- [22] THENKABAIL P S, WU Z T. An Automated Cropland Classification Algorithm (ACCA) for Tajikistan by Combining Landsat, MODIS, and Secondary Data [J]. *Remote Sensing*, 2012, 4(10): 2890-2918.
- [23] 郭交, 朱琳, 靳标. 基于 Sentinel-1 和 Sentinel-2 数据融合的农作物分类 [J]. *农业机械学报*, 2018, 49(4): 192-198.
- [24] 史飞飞, 高小红, 杨灵玉, 等. 基于 HJ-1A 高光谱遥感数据的湟水流域典型农作物分类研究 [J]. *遥感技术与应用*, 2017, 32(2): 206-217.
- [25] 班松涛. 县域农作物分类类型遥感识别与提取: 以扶风县为例 [D]. 杨凌: 西北农林科技大学, 2014.
- [26] 程彬. 基于支持向量机的乾安县土地利用遥感分类研究 [J]. *长春师范大学学报*, 2017, 36(12): 86-88.
- [27] 龙爽, 郭正飞, 徐粒, 等. 基于 Google Earth Engine 的中国植被覆盖度时空变化特征分析 [J]. *遥感技术与应用*, 2020, 35(2): 326-334.
- [28] 裴杰, 牛铮, 王力, 等. 基于 Google Earth Engine 云平台的植被覆盖度变化长时间序列遥感监测 [J]. *中国岩溶*, 2018, 37(4): 608-616.
- [29] ZHOU Y, DONG J W, XIAO X M, et al. Continuous Monitoring of Lake Dynamics on the Mongolian Plateau Using all Available Landsat Imagery and Google Earth Engine [J]. *Science of the Total Environment*, 2019, 689: 366-380.
- [30] 朱林富, 谢世友, 杨华, 等. 基于 MODIS-EVI 的四川植被覆盖地形分布特征 [J]. *西南大学学报(自然科学版)*, 2022, 44(9): 122-132.
- [31] 王渊, 赵宇豪, 吴健生. 基于 Google Earth Engine 云计算的城市群生态质量长时序动态监测: 以粤港澳大湾区为例 [J]. *生态学报*, 2020, 40(23): 8461-8473.
- [32] HIRD J N, MCDERMID G J. Noise Reduction of NDVI Time Series: an Empirical Comparison of Selected Techniques [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2009, 113(1): 248-258.
- [33] GORDON A D, BREIMAN L, FRIEDMAN J H, et al. Classification and Regression Trees [J]. *Biometrics*, 1984, 40(3): 874.

责任编辑 包颖