

基于 Google Earth Engine 与机器学习的黄土梯田动态监测

李万源, 田佳, 马琴, 金学娟, 杨泽康, 杨鹏辉

(宁夏大学农学院, 宁夏银川 750021)

摘要: 【目的】梯田是黄土高原最重要的水土保持措施和农业生产措施, 高效、准确地获取长时间序列黄土梯田分布信息, 对黄土高原的水土保持监测和评价十分重要。【方法】在 Google Earth Engine(GEE) 的支持下, 以宁夏回族自治区固原市为研究区, 使用遥感影像监督识别技术, 对比随机森林 (RF)、决策树 (CART)、支持向量机 (SVM) 等 3 种机器学习算法的识别精度, 探讨 LandTrendr 算法在长时间序列动态监测中的优化应用, 最终获取固原市近 30 a 梯田分布信息。【结果】①3 种算法识别精度从大至小依次为随机森林、决策树、支持向量机。②使用随机森林算法识别梯田, 基于样点检验总体精度达 94.10%, Kappa 系数达 0.87, 基于实地斑块检验总体精度达 93.33%, Kappa 系数达 0.80。③ LandTrendr 算法能有效校正时间序列中的错误值。④ 1988—2019 年, 固原市梯田面积减少了 45.90%。⑤固原市西部的梯田使用时间较东部更长。【结论】采用本研究方法在 GEE 云平台可以高效、准确地遥感监测长时序、大尺度的黄土梯田。固原市近 30 a 梯田农业比例逐渐下降, 促进了生态环境持续向好发展。图 4 表 3 参 22

关键词: 黄土梯田; Google Earth Engine; 遥感; 机器学习; LandTrendr

中图分类号: S157.2 **文献标志码:** A **文章编号:** 2095-0756(2021)04-0730-07

Dynamic monitoring of loess terraces based on Google Earth Engine and machine learning

LI Wanyuan, TIAN Jia, MA Qin, JIN Xuejuan, YANG Zekang, YANG Penghui

(School of Agriculture, Ningxia University, Yinchuan 750021, Ningxia, China)

Abstract: [Objective] Terraces are the most important soil and water conservation measures and agricultural production measures in the Loess Plateau, the main region of soil and water loss and the key region of ecological environmental construction in China. The purpose of this study is to obtain the distribution information of loess terraces in a long time series efficiently and accurately, so as to monitor and evaluate soil and water loss in the Loess Plateau. [Method] Google Earth Engine (GEE), a cloud-based platform of remote sensing with high-performance computing resources, was used in this study. Guyuan City of Ningxia, a gully region of the Loess Plateau, was taken as the research area. The recognition accuracy of three machine learning algorithms, including random forest (RF), decision tree (CART) and support vector machine (SVM), was compared by using remote sensing image supervised recognition technology, and the optimized application of LandTrendr algorithm in long-time series dynamic monitoring was discussed. Finally, the distribution of terraces in Guyuan City in recent 30 years was obtained. [Result] (1) The order of identification accuracy of the three algorithms from large to small was RF, CART, and SVM. (2) Using random forest algorithm to identify terraces, the overall accuracy based on sample test was 94.10%, Kappa coefficient 0.87, and the overall accuracy based on field patch test was 93.33%, Kappa coefficient 0.80. (3) LandTrendr algorithm can

收稿日期: 2020-10-25; 修回日期: 2021-04-06

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (31960330)

作者简介: 李万源 (ORCID: 0000-0002-6185-9762), 从事水土保持研究。E-mail: 626251037@qq.com。通信作者: 田佳 (ORCID: 0000-0001-7732-4925), 副教授, 博士, 从事水土保持研究。E-mail: 517153555@qq.com

effectively correct the errors in the time series and improve the accuracy of time series identification. (4) From 1988 to 2019, the area of terraces in Guyuan decreased by 45.90%. (5) The time to use terraces in the west of Guyuan was longer than that in the east. [Conclusion] The RF machine learning algorithm combined with LandTrendr algorithm on GEE can efficiently and accurately monitor long-term and large-scale loess terraces. In the past 30 years, the proportion of terrace agriculture in Guyuan City has gradually declined, which promotes the sustainable development of ecological environment. [Ch, 4 fig. 3 tab. 22 ref.]

Key words: loess terraces; Google Earth Engine (GEE); remote sensing; machine learning; LandTrendr

宁夏回族自治区固原市位于黄土高原沟壑区^[1]。长期的过度放牧、不合理耕作，导致该地区植被稀疏、水土流失加剧^[2]，严重影响了当地社会经济发展和生态安全。梯田有效缓解了农业生产带来的水土流失问题^[3]，从 20 世纪 80 年代开始，固原市实施了大面积的坡改梯工程^[4]。加之 2000 年开始实施的国家退耕还林还草工程^[5]，该地区的水土流失问题有所缓解，生态环境持续向好^[6]。随着遥感技术的快速发展，如何从遥感影像中高效、准确、大尺度地获取梯田时空分布信息，对于指导农业生产、水土保持监测和防治水土流失具有重要的意义。传统的梯田遥感识别主要采用目视解译^[7]，该方法精度较高，但存在耗时耗力、成本高、方法复用性差等问题，目前更多用来采集机器学习 (machine learning) 的样本^[8]。近年来，大部分学者采用面向对象或基于像元的监督识别技术，利用决策树 (CART)、随机森林 (RF)、支持向量机 (SVM)、深度学习 (DL) 等^[9-11] 机器学习算法，先学习采集的样本，然后利用学习好的模型识别新的样本。面向对象技术较基于像元识别技术，不仅依靠地物的光谱特征，还利用像元和像元之间的关系提高识别精度，识别过程更加复杂，影像分辨率要求更高^[7]。但是，无论采用哪种方法进行梯田遥感识别，基本上都是基于单机处理，普遍存在遥感数据获取困难、预处理复杂、性能限制等问题^[9]，难以开展大尺度的遥感识别研究。为了解决这些问题，Google 公司借助其强大的计算资源与海量数据存储，推出了遥感云平台 Google Earth Engine(GEE)^[12]。借助该平台，研究人员可以极大扩展自身原有研究的覆盖范围，提供国家乃至全球尺度的研究成果^[13]。目前，GEE 在大尺度森林变化监测、土地利用类型分类、人类居住地动态监测等^[14-16] 方面应用广泛，但大尺度梯田遥感识别未见相关报道。为此，本研究在 GEE 平台支持下，利用 Landsat 时间序列数据和 SRTM 数字高程模型 (digital elevation model, DEM)，建立每年时间序列影像的百分位数特征。对比 3 种机器学习算法的分类精度大小，选择分类精度最高的识别结果，应用 LandTrendr 时序算法逐像元拟合修正时间序列，实现固原市 1988–2019 年度梯田动态监测的目的。研究结果可为黄土丘陵地区梯田的高效、准确识别和水土保持监测、评价提供参考。

1 研究区概况

固原市 (35°14'~36°31'N, 105°19'~106°57'E) 位于宁夏回族自治区南部的六盘山地区，辖原州区、西吉县、隆德县、泾源县、彭阳县，国土面积 1.05 万 km²。属大陆暖温带半干旱气候，年均气温 6.3 ℃，年均降水量 493.5 mm，降水量由东南向西北递减，年均蒸发量 1 472.9 mm，年均无霜期 152.0 d。域内地形南高北低，沟壑纵横，黄土丘陵面积达 67.9%。地带性土壤以黑垆土为主，但严重的土壤侵蚀导致土壤母质层出露，黄绵土广布。植被总体上由东南的半湿润森林草原区向西北的干旱半干旱草原区过渡^[4]。

2 数据源与研究方法

黄土梯田动态监测的流程可分为 4 个主要功能模块：遥感数据加载、数据预处理、分类算法优选、序列优化。各模块从上到下，层层递进，最终实现黄土梯田动态监测 (图 1)。

2.1 数据源

2.1.1 Landsat 影像 使用 T1 级别 (质量最高) 的 Landsat 地表反射率数据 (surface reflectance, SR)。该数据产品已经过几何校正、辐射校正和大气校正，空间分辨率 30 m，时间分辨率 16 d。由于 Landsat

5/7/8 卫星的服务年限不同, 1988–2011 年使用 Landsat 5 影像, 2012 年使用 Landsat 7 影像, 2013–2019 年使用 Landsat 8 影像, 共使用 1 690 景影像。

2.1.2 高程数据 采用 30 m 空间分辨率的数字高程模型, 具体编号为 SRTMGL1_003。

2.1.3 样本数据 地类仅分为梯田和其他 2 类。通过 Google Earth Pro 提供的高清历史影像, 利用目视解译法采集样本数据。样本数据包括样点数据和斑块数据。样点数据按时间分为 2010–2014 年地类属性相同和 2000 年的样点, 以满足 Landsat 5/7/8 不同卫星分别进行机器学习样本训练的需求。样点采集遵循以下原则: ①在研究区生成 5 km 方形格网, 以使样点分布均匀; ②保持样点 100 m 以内属性相同。样点数据共 2 673 个, 梯田样点 1 040 个, 其他样点 1 633 个。斑块数据为 6 个随机分布的 5 km×5 km 正方形区域, 参考 Google Earth Pro 中 2019 年厘米级高清遥感影像人工勾绘以及实地验证。

2.2 研究方法

2.2.1 合成影像 选择 Landsat 对应卫星影像的红波段 (B_r)、绿波段 (B_g)、蓝波段 (B_b)、近红外 (B_{nir})、短波红外 1 (B_{swir1})、短波红外 2 (B_{swir2}) 6 个光谱波段; 再经裁边 (坏像元)、光谱指数计算 (计算方法如表 1)、去云后, 针对黄土梯田全年季相变化特点^[17], 统计每年度内时间序列影像百分位数特征融合影像^[18], 即逐像元对某一波段 1 a 内所有观测值取其 10%、25%、50%、75%、90% 百分位数, 获得该像元位置该波段对应的 5 个指标波段; 再与 6 个地形特征波段组合, 即由数字高程计算得到的海拔、坡度、坡向, 以及 3 个 3×3、7×7、11×11 像元窗口内地形起伏度波段。共计 61 个特征波段。

2.2.2 机器学习 3 种机器学习算法为随机森林、决策树、支持向量机, GEE 均有内建, 可直接调用。另外, 针对不同卫星分别进行机器学习, 把样点数据分年度映射到对应合成影像并汇总 (如 Landsat 5 包括 2000、2010 和 2011 年的样本), 再按 9:1 划分样本, 90% 的样本用于分类器训练, 10% 的样本用于精度验证。

2.2.3 LandTrendr 算法 LandTrendr 算法将以年时间序列的值进行分割、逐段拟合、平滑^[19], 获取单个像元在整个研究时间段内的整体变化特征。具体介绍参考文献 [19]。

2.2.4 识别结果优化 应用前文分类精度最高的机器学习算法, 对研究区 1988–2019 年逐年进行梯田遥感识别。为减少极端天气和人类活动导致识别错误, 利用地类在时间序列上连续、稳定的特征, 使用 LandTrendr 算法^[19]对识别结果的时间序列 (概率为 0~1 的浮点) 拟合平滑处理。参考中国水土保持措施分类^[20], 提取坡度 > 2° 和坡度 < 25° 区域的梯田, 以减少沟壑地及塬地的误分。

2.2.5 精度验证方法 采用混淆矩阵的方法, 以总体精度、Kappa 系数、生产者精度和用户精度等指标作为识别精度评价依据。具体计算方法参考文献 [18]。

2.3 植被覆盖度计算

植被覆盖度 (fractional vegetation cover, FVC) 采用归一化植被指数和像元二分模型计算。具体计算方法参考文献 [21]。

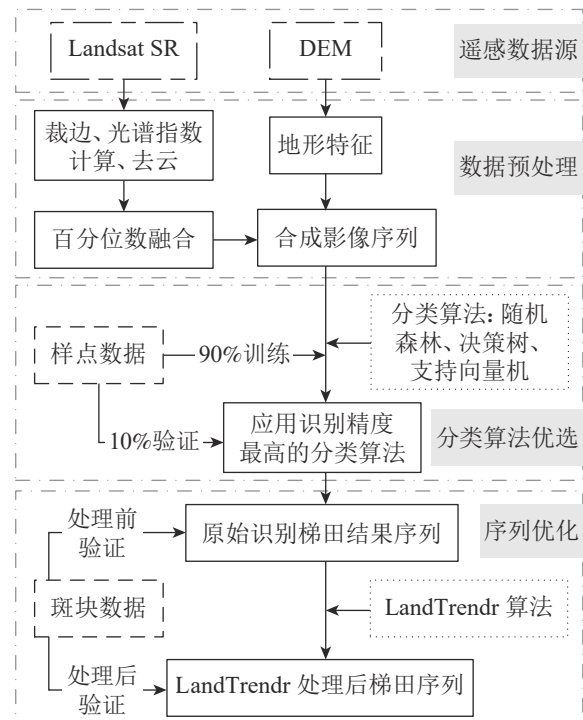


图 1 黄土梯田动态监测流程图

Figure 1 Flowchart of dynamic monitoring of loess terraces

表 1 光谱指数计算方法

Table 1 Calculation methods of spectral index

光谱指数名称	计算方法
归一化植被指数	$B_{NDVI} = (B_{nir} - B_r) / (B_{nir} + B_r)$
增强型植被指数	$B_{EVI} = (B_{nir} - B_r) / (B_{nir} + 6B_r - 7.5B_b + 1)$
归一化建筑指数	$B_{NDBI} = (B_{swir2} - B_{nir}) / (B_{swir2} + B_{nir})$
归一化湿度指数	$B_{NDMI} = (B_{nir} - B_{swir1}) / (B_{nir} + B_{swir1})$
归一化水体指数	$B_{NDWI} = (B_g - B_{nir}) / (B_g + B_{nir})$

说明: B_r 为红波段; B_g 为绿波段; B_b 为蓝波段; B_{nir} 为近红外; B_{swir1} 为短波红外 1; B_{swir2} 为短波红外 2

3 结果与分析

3.1 不同机器学习算法的精度

表 2 为随机抽取的 1 051 个样点的验证结果。4 种精度指标均为随机森林算法最高，决策树算法次之，支持向量机算法最小。随机森林算法基于样点检验的精度分别为：梯田的生产者精度 94.46%、梯田的用户精度 89.03%、总体精度 94.10%、Kappa 系数为 0.87，都远大于另外 2 种算法。因此，后文采用随机森林机器学习算法进行梯田遥感识别。

3.2 识别结果与人工勾绘斑块的验证

表 3 显示：去除交界 100 m 缓冲区后的验证精度高于未去除时 (0 m) 的验证精度。另外，经 LandTrendr 处理后梯田的生产者精度、梯田的用户精度、总体精度和 Kappa 系数分别为：81.75%、85.97%、93.33%、0.80，均大于 LandTrendr 处理前的验证精度。

表 3 原始识别结果及使用 LandTrendr 算法处理后的斑块验证精度 (随机森林)

去除交界缓冲区/m	验证像元数/ ($\times 10^4$ 个)	LandTrendr 处理	梯田的生产者精度/%	梯田的用户精度/%	总体精度/%	Kappa 系数
0	20.66	处理前	78.24	73.47	84.73	0.65
		处理后	80.82	76.18	86.38	0.68
100	14.43	处理前	77.55	84.93	92.04	0.76
		处理后	81.75	85.97	93.33	0.80

说明：去除交界缓冲区是指去除梯田与其他类型交界线缓冲区范围内的像元，减少有地理配准误差较大的像元输入。0 m 代表不去除

3.3 LandTrendr 拟合效果示例

选择 3 个不同位置来展示 LandTrendr 算法拟合效果 (图 2)，位置 A 原始识别结果在 1994、2002、2004 年被错误识别为其他类型，位置 B 原始识别结果在 1997 年被错误识别为其他类型，在 2015 年被错误识别为梯田类型。经 LandTrendr 算法处理后，这些错误类型均被校正。位置 C 原始识别结果与经 LandTrendr 算法处理后的结果均为其他类型，识别类型没有变化。

3.4 近 30 年梯田面积和植被覆盖度

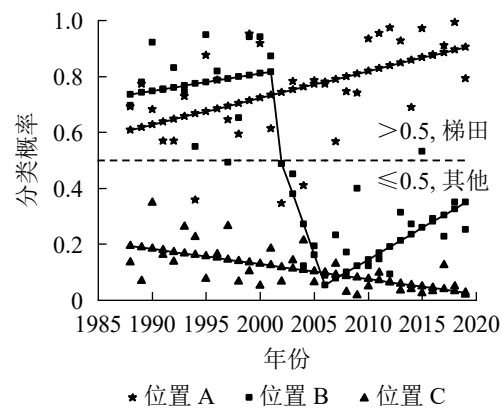
经 LandTrendr 算法处理后的研究区梯田面积 (图 3) 变化趋势更稳定，从 1988 年 5 816.59 km² 减少到 2019 年 3 146.72 km²，年均减少 90.85 km²·a⁻¹。1988–2019 年，研究区植被覆盖度则呈现不断增加的趋势，与梯田面积变化趋势相反。另外，处理前、处理后的梯田面积与植被覆盖度极显著 ($P < 0.001$) 相关，其相关系数分别为 -0.50 和 -0.75。

3.5 梯田使用时间分析

图 4 显示了研究区 1988–2019 年梯田使用时间长短的分布。从整体上来看，梯田主要分布在六盘山脉两侧，且西部的梯田使用时间较东部更长。从局部来看，南部的泾源县区域，梯田零星分布，使用时间相对较短；西部西吉县的沟谷条带、中部的六盘山脉、北部原州区清水河的河谷冲积平原 (红色

表 2 不同机器学习算法识别结果的样点验证精度

机器学习算法	梯田的生产者精度/%	梯田的用户精度/%	总体精度/%	Kappa 系数
随机森林	94.46	89.03	94.10	0.87
决策树	78.89	78.07	84.40	0.66
支持向量机	70.88	67.36	78.02	0.52



位置 A 代表所有年份均为梯田，位置 B 代表梯田向其他转化，位置 C 代表所有年份均为其他。相同形状的点代表同一位置识别结果的概率，其中不带线的点为原始识别结果的概率，带线的点为经 LandTrendr 算法拟合处理后的概率

图 2 3 个不同位置的原始识别结果及使用 LandTrendr 算法处理后的概率

Figure 2 Classification probability of the original results and the results of using LandTrendr algorithm at 3 different positions

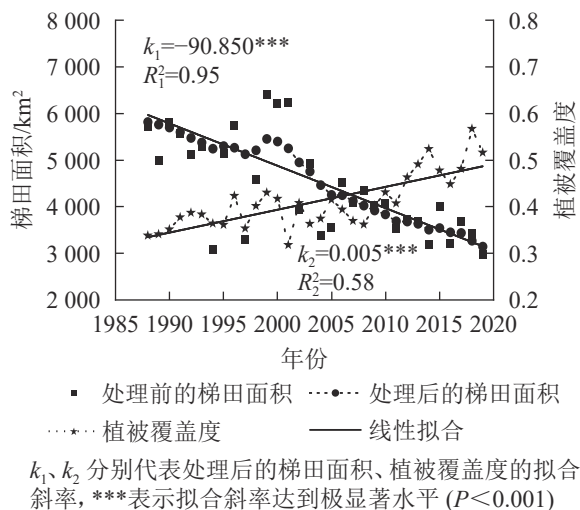


图3 1988—2019年研究区梯田面积与植被覆盖度变化

Figure 3 Variations of annual terraces area and annual mean fractional vegetation cover in the research area from 1988—2019

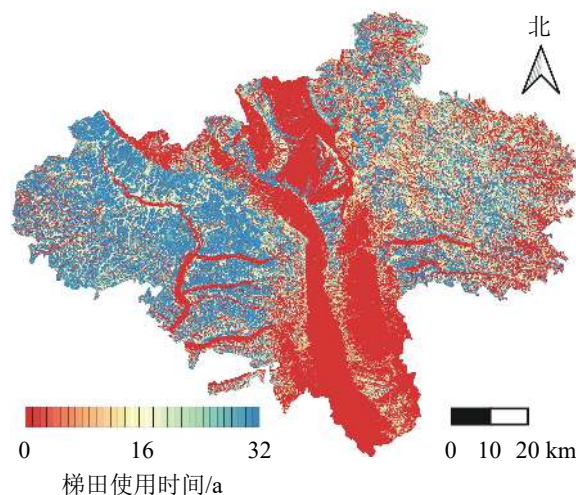


图4 1988—2019年研究区梯田使用时间分布示意图

Figure 4 Distribution of time to use terraces in the research area from 1988—2019

部分)能明显区分出来。

4 讨论

4.1 机器学习识别精度的影响与优化

已有的梯田遥感监测研究^[3-4]受限于单机处理性能和准确的历史样本采集,其研究内容往往时间短、区域小,限制了长时间序列、大尺度遥感监测的应用与发展。本研究使用模型迁移法,针对每一个传感器独立训练机器学习分类模型,减少了样本采集的难度,得以实现黄土梯田动态监测。然而,机器学习的识别精度主要受样本量、特征、机器学习算法的影响^[7]。本研究利用多年采样法增加样本量,选取最优机器学习算法,得到较高的识别精度。另外,关于特征选取,我们前期使用了最大值、最小值、众数、中位数、平均数等多种特征融合方法,但识别精度均低于本研究的百分位数特征融合。而对于深度学习,我们在本地电脑使用相同样本集,多次构建深度学习模型并训练,然而识别精度也低于本研究的随机森林。最后引入 LandTrendr 算法逐像元拟合时间序列轨迹,有效校正了如图 2 中的异常值,提高了识别精度。而且,在斑块验证数据与样点采集时同样保留 100 m 空间误差时,消除 2 种利用类型相邻区域地理配准误差带来的系统错误后,基于 2019 年斑块检验总体精度 93.33%,与样点验证总体精度 94.10% 相当,说明训练好的模型随时间迁移应用,识别性能不会降低。

4.2 梯田面积变化分析

整体来看,研究区 1988—2019 年梯田面积呈减少趋势,植被覆盖度则呈现逐步增长趋势,梯田面积与植被覆盖度极显著相关 ($P < 0.01$),说明梯田面积减少有助于生态环境向好发展。局部来看,研究区在 1988—1996 年梯田面积年均减少 $69.02 \text{ km}^2 \cdot \text{a}^{-1}$,与该时期宁南山区逐步退耕还林还草时间一致;1997—2000 年梯田面积年均增长 $91.60 \text{ km}^2 \cdot \text{a}^{-1}$,与该时期耕地面积增长趋势相同^[22];在 2001—2005 年梯田面积下降较快,梯田面积年均减少 $250.51 \text{ km}^2 \cdot \text{a}^{-1}$,远高于 1988—2019 年年均减少速率 $90.85 \text{ km}^2 \cdot \text{a}^{-1}$,且 2001—2005 年植被覆盖度年均增长速率是 1988—2019 年植被覆盖度年均增长速度的 4 倍,与宁夏“退耕还林工程”生态政策大力实施的时间节点相符;从 2007 年开始,为巩固退耕还林工作,持续推进生态文明建设,研究区梯田面积下降减缓^[6]。另外,研究区西部的梯田使用时间较东部更长,这可能与东部年降水量达 650 mm,而西部年降雨量不到 450 mm^[4],在东部进行梯田退耕后有利于提高植被成活率有关。

5 结论

基于 GEE 云平台, 使用随机森林机器学习算法与 LandTrendr 算法, 可以高效、准确地实现长时间序列、大尺度的黄土梯田动态监测。相比 1988 年, 研究区 2019 年梯田面积减少 45.90%, 植被覆盖度增长 52.44%, 说明近 30 a 梯田农业比例逐渐降低, 生态环境持续向好发展。

6 参考文献

- [1] 杨艳芬, 王兵, 王国梁, 等. 黄土高原生态分区及概况[J]. 生态学报, 2019, **39**(20): 7389 – 7397.
YANG Yanfen, WANG Bing, WANG Guoliang, *et al.* Ecological regionalization and overview of the Loess Plateau [J]. *Acta Ecol Sin*, 2019, **39**(20): 7389 – 7397.
- [2] 中华人民共和国水利部. 第 1 次全国水利普查水土保持情况公报[R/OL]. (2013-11-21)[2021-04-06]. http://www.mwr.gov.cn/zw/slbgb/201612/t20161222_775434.html.
- [3] 马荣亮, 朱立军, 杨晓珍, 等. 茹河流域水土保持工程隔坡梯田应用研究[J]. 水土保持通报, 2008, **28**(6): 135 – 137.
MA Rongliang, ZHU Lijun, YANG Xiaozhen, *et al.* Study of the bench terrace as soil and water conservation engineering in Ruhe watershed [J]. *Bull Soil Water Conserv*, 2008, **28**(6): 135 – 137.
- [4] 胡望舒, 洪辉, 周侃, 等. 黄土丘陵区水平梯田与农民收入的关系及原因: 以宁夏回族自治区固原市为例[J]. 干旱区地理, 2013, **36**(3): 536 – 544.
HU Wangshu, HONG Hui, ZHOU Kan, *et al.* Relationship of level terrace and farmers' income and its causes in loess hilly region: a case study in Guyuan [J]. *Arid Land Geogr*, 2013, **36**(3): 536 – 544.
- [5] FENG Xiaoming, FU Bojie, LU Nan, *et al.* How ecological restoration alters ecosystem services: an analysis of carbon sequestration in China's Loess Plateau [J]. *Sci Rep*, 2013, **3**(1): 2846 – 2850.
- [6] 余峰, 李月祥. 宁夏退耕还林工程研究[M]. 银川: 阳光出版社, 2012: 6 – 13.
- [7] 党恬敏, 穆兴民, 孙文义, 等. 高分辨率遥感影像梯田快速提取方法研究进展[J]. 人民黄河, 2017, **39**(3): 85 – 89, 94.
DANG Tianmin, MU Xingmin, SUN Wenyi, *et al.* Review of quickly discriminating approaches of terrace information based on high resolution remote sensing images [J]. *Yellow River*, 2017, **39**(3): 85 – 89, 94.
- [8] XIONG Jun, THENKABAIL P S, TILTON J C, *et al.* Nominal 30-m cropland extent map of continental Africa by integrating pixel-based and object-based algorithms using Sentinel-2 and Landsat-8 data on Google Earth Engine [J]. *Remote Sensing*, 2017, **9**(10): 1065 – 1091.
- [9] 刘凯, 彭力恒, 李想, 等. 基于 Google Earth Engine 的红树林年际变化监测研究[J]. 地球信息科学学报, 2019, **21**(5): 731 – 739.
LIU Kai, PENG Liheng, LI Xiang, *et al.* Monitoring the inter-annual change of mangroves based on the Google Earth Engine [J]. *J Geo-inf Sci*, 2019, **21**(5): 731 – 739.
- [10] TELUGUNTLA P, THENKABAIL P S, OLIPHANT A, *et al.* A 30-m Landsat-derived cropland extent product of Australia and China using random forest machine learning algorithm on Google Earth Engine cloud computing platform [J]. *ISPRS J Photogramm Remote Sensing*, 2018, **144**(1): 325 – 340.
- [11] 严欣荣, 张美曼, 郑亚雄, 等. 基于 Sentinel-2 的丛生竹林信息提取方法比较及分布特征[J]. 生态学杂志, 2020, **39**(3): 1056 – 1066.
YAN Xinrong, ZHANG Meiman, ZHENG Yaxiong, *et al.* Comparison of extraction methods and the distribution characteristics of cluster bamboo forest information based on Sentinel-2 [J]. *Chin J Ecol*, 2020, **39**(3): 1056 – 1066.
- [12] GORELICK N, HANCHER M, DIXON M, *et al.* Google Earth Engine: planetary-scale geospatial analysis for everyone [J]. *Remote Sensing Environ*, 2017, **202**(1): 18 – 27.
- [13] 谭深, 吴炳方, 张鑫. 基于 Google Earth Engine 与多源遥感数据的海南水稻分类研究[J]. 地球信息科学学报, 2019, **21**(6): 937 – 947.
TAN Shen, WU Bingfang, ZHANG Xin. Mapping paddy rice in the Hainan Province using both Google Earth Engine and remote sensing images [J]. *J Geo-inf Sci*, 2019, **21**(6): 937 – 947.
- [14] CHEN Bangqian, XIAO Xiangming, LI Xiangping, *et al.* A mangrove forest map of China in 2015: analysis of time series Landsat 7/8 and Sentinel-1A imagery in Google Earth Engine cloud computing platform [J]. *ISPRS J Photogramm Remote*

- Sensing*, 2017, **131**(1): 104 – 120.
- [15] GONG Peng, LIU Han, ZHANG Meinan, *et al.* Stable classification with limited sample: transferring a 30-m resolution sample set collected in 2015 to mapping 10-m resolution global land cover in 2017 [J]. *Sci Bull*, 2019, **64**(6): 370 – 373.
- [16] GONG Peng, LI Xuecao, ZHANG Wei. 40-Year (1978–2017) human settlement changes in China reflected by impervious surfaces from satellite remote sensing [J]. *Sci Bull*, 2019, **64**(1): 756 – 763.
- [17] 王彦武, 牛莉婷, 张峰, 等. 黄土区高标准梯田生态服务功能及其价值[J]. 水土保持学报, 2019, **33**(6): 190 – 196.
WANG Yanwu, NIU Liting, ZHANG Feng, *et al.* Ecological service function and its value of high-standard terrace in loess region [J]. *J Soil Water Conserv*, 2019, **33**(6): 190 – 196.
- [18] 柴旭荣, 李明, 周义, 等. 影像的土地覆被快速分类[J]. 遥感技术与应用, 2020, **35**(2): 315 – 325.
CHAI Xurong, LI Ming, ZHOU Yi, *et al.* Rapid land cover classification using Landsat time series based on the Google Earth Engine [J]. *Remote Sensing Technol Appl*, 2020, **35**(2): 315 – 325.
- [19] 王塞, 王思诗, 樊风雷. 基于时间序列分割算法的雅鲁藏布江流域 NDVI(1985–2018) 变化模式研究[J]. 生态学报, 2020, **40**(19): 6863 – 6871.
WANG Sai, WANG Sishi, FAN Fenglei. Change patterns of NDVI (1985–2018) in the Yarlung Zangbo River Basin of China based on time series segmentation algorithm [J]. *Acta Ecol Sin*, 2020, **40**(19): 6863 – 6871.
- [20] 刘宝元, 刘瑛娜, 张科利, 等. 中国水土保持措施分类[J]. 水土保持学报, 2013, **27**(2): 80 – 84.
LIU Baoyuan, LIU Yingna, ZHANG Keli, *et al.* Classification for soil conservation practices in China [J]. *J Soil Water Conserv*, 2013, **27**(2): 80 – 84.
- [21] 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.
PEI Jie, NIU Zheng, WANG Li, *et al.* Monitoring to variations of vegetation cover using long-term time series remote sensing data on the Google Earth Engine cloud platform [J]. *Carsol Sin*, 2018, **37**(4): 608 – 616.
- [22] 王立祥, 李永平, 许强. 中国粮食问题: 宁夏粮食生产能力提升及战略储备[M]. 银川: 阳光出版社, 2015: 92 – 93.