

黄土高原地区土地覆盖类型的时空格局

马慧¹, 赵洪飞¹, 岳超^{1,2}, 赵杰³, 李昱¹, 王梦雨¹

(1.西北农林科技大学 资源环境学院, 陕西 杨凌 712100; 2.中国科学院 水利部
水土保持研究所, 陕西 杨凌 712100; 3.临沂大学 资源环境学院, 山东 临沂 276000)

摘要: [目的] 构建黄土高原地区长时序、高精度的土地覆盖数据集, 对该区 2001—2020 年土地覆盖的时空格局进行分析, 并为该地区生态环境保护和可持续发展提供科学依据。[方法] 利用多源、多时期土地覆盖产品和地面特征数据构建训练样本, 并使用谷歌地球引擎(Google Earth Engine, GEE)平台和随机森林分类模型生成黄土高原地区土地覆盖(land cover of Loess Plateau, LCLP)数据集。在此基础上, 通过空间分析和一元线性回归模型对黄土高原地区土地覆盖类型的时空格局进行分析。[结果] 基于随机森林验证集的结果显示, LCLP 产品的总体精度和 kappa 系数均高于 90%。基于独立验证集的精度验证结果显示, LCLP 的总体精度较现有产品提高了 0.58%~20.23%。同时, 耕地、林地、草地、不透水面和裸地的分类精度均得到了提升。[结论] 本研究构建的 LCLP 数据集分类精度相较于其他产品有了显著提升, 适用于反映黄土高原地区土地覆盖的变化。2001—2020 年, 黄土高原地区耕地和灌木呈现下降趋势, 而林地、水体和不透水面呈现为极显著的上升趋势。从土地覆盖的变化情况来看, 耕地和草地是其他土地覆盖类型新增的主要来源。

关键词: 随机森林; 土地覆盖; 时空格局; 黄土高原

文献标识码: A

文章编号: 1000-288X(2023)06-0358-11

中图分类号: F301.2

文献参数: 马慧, 赵洪飞, 岳超, 等. 黄土高原地区土地覆盖类型的时空格局[J]. 水土保持通报, 2023, 43(6): 358-368. DOI: 10.13961/j.cnki.stbctb.2023.06.041; Ma Hui, Zhao Hongfei, Yue Chao, et al. Spatiotemporal pattern of land cover types on Loess Plateau [J]. Bulletin of Soil and Water Conservation, 2023, 43(6): 358-368.

Spatiotemporal Pattern of Land Cover Types on Loess Plateau

Ma Hui¹, Zhao Hongfei¹, Yue Chao^{1,2}, Zhao Jie³, Li Yu¹, Wang Mengyu¹

(1. College of Natural Resources and Environment, Northwest A&F University, Yangling, Shaanxi 712100, China;

2. Institute of Soil and Water Conservation, Chinese Academy of Sciences and Ministry of Water Resources, Yangling,

Shaanxi 712100, China; 3. School of Resources and Environment, Linyi University, Linyi, Shandong 276000, China)

Abstract: [Objective] A long-term and high-precision land cover dataset was constructed for the Loess Plateau. The spatiotemporal pattern of land cover in 2001 and 2020 was analyzed in order to provide a scientific underpinning for initiatives concerning ecological environmental preservation and sustainable development within the region. [Methods] Training samples were constructed using multiple sources of land cover products and ground feature data from various time periods. The Google Earth Engine (GEE) platform and a random forest classification model were used to generate the land cover of Loess Plateau (LCLP) dataset. Spatial analysis and a univariate linear regression model were then used to analyze the spatiotemporal pattern of land cover types on the Loess Plateau. [Results] According to the validation set built using random forest, LCLP exhibited an overall accuracy and kappa coefficient greater than 90%. Moreover, based on the independent verification set, LCLP demonstrated an overall accuracy ranging from 0.58% to 20.23% higher than existing products. Additionally, the accuracy of the classification of various land cover types, including cultivated land, forest land, grassland, impervious surface, and bare land, was increased. [Conclusion]

收稿日期: 2023-03-20

修回日期: 2023-05-09

资助项目: 国家自然科学基金项目“黄土高原刺槐人工林对于旱胁迫的生理生态响应及其模拟”(41971132)

第一作者: 马慧(1998—), 女(汉族), 陕西省安康市人, 硕士研究生, 研究方向为土地覆盖。Email: mahui_cnrc@nwfafu.edu.cn.

通信作者: 岳超(1982—), 男(汉族), 河南省安阳市人, 博士, 研究员, 主要从事土地利用变化、森林管理和碳循环方面的研究。Email: chaoyue@ms.iswc.ac.cn.

Compared with other datasets, LCLP significantly improved classification accuracy and is suitable for accurately reflecting land cover changes for the Loess Plateau region. During 2001—2020, there has been a decreasing trend in cultivated land and shrubs in the Loess Plateau region, while forest land, water bodies, and impervious surfaces have shown a significant increasing trend. From the perspective of land cover changes, cultivated land and grassland were the primary sources of newly added land cover types.

Keywords: random forest; land cover; spatiotemporal pattern; Loess Plateau

黄土高原是世界上最大、最深的黄土沉积区,长期以来的干旱缺水、水土流失等问题使其成为典型的生态脆弱区和环境敏感区^[1-2]。近 30 a 来,受气候变化、国家土地政策等多重自然与社会经济因素影响,该区域土地覆盖状况发生巨大变化,大量的农田和草地转换为林地和建设用地^[3-4]。土地利用/土地覆盖变化已被确定为全球气候变化的决定因素之一,对生态系统、全球生物地球化学、气候变化和人类脆弱性等均有重要影响^[5-6]。因此,作为气候变化、水文动态、碳循环等研究的基础数据,长时序高精度的土地覆盖数据对于准确把控黄土高原地区人类活动以及生态气候过程具有重要意义^[7-9]。

遥感技术的发展为土地覆盖信息的获取提供重要支持,Google Earth Engine(GEE)的发布,为海量遥感数据的获取和分析提供了有利条件^[10-11]。基于卫星遥感数据和 GEE 平台开发了一系列不同尺度和分辨率的土地覆盖数据集^[10-14]。随着遥感技术的完善和 GEE 的发布,土地覆盖数据集的时间序列更长,时间间隔更短,空间分辨率更高。此外,机器学习算法通过训练数据可以在不明确的情况下做出预测或决策^[15]。用户友好的编程工具以及免费卫星数据的可用性等方面的优势,推动机器学习在基于遥感数据进行土地覆盖类型解译的研究中广泛应用^[16-19]。

随着卫星传感器技术的不断进步,越来越多的高分辨率全球土地覆盖产品相继问世,30 m 分辨率产品包括 FROM_GLC^[13], GlobeLand30^[20], GLC_FCS30^[21] 和 AGLC^[22]。过去几十年,中国经济快速发展和人口增长对土地覆盖产生了显著的影响。为满足研究需要,国内学者也开发了中国区域高分辨率土地覆盖产品。徐新良等利用 Landsat 影像通过人工目视解译创建 30 m 分辨率土地利用/土地覆盖数据集(CNLUCC)^[23]。由于人工目视解译涉及巨大的工作量和庞大的数据量,CNLUCC 无法提供年度的土地覆盖信息。Yang Jie 和 Huang Xin^[10]在 GEE 平台上制作了第一套 30 m 分辨率中国年度土地覆盖数据集(CLCD)。黄土高原地区地形复杂,土地覆盖变化显著^[24]。在该地区,上述土地覆盖数据集精度存在一定的不确定性或不能正确反映退耕还林还

草特征^[25]。朱源等^[26]创建了黄土高原地区 2015 年 250 m 分辨率的土地覆盖产品(ld2015),但是 ld2015 只有一期且分辨率较粗,仅适用于大流域尺度(面积 $>1.0 \times 10^4 \text{ km}^2$)。因此,准确评估黄土高原地区的碳汇、描述黄土高原地区生态环境的时空动态等,需要在现有产品的基础上,构建黄土高原地区更高精度的长时间序列土地覆盖数据集。本研究对多源土地覆盖数据集进行分层随机抽样,获得黄土高原地区的样本集,基于 GEE 平台,利用去云后的 Landsat 数据集和随机森林算法,构建黄土高原地区 2001—2020 年 30 m 分辨率的时间序列土地覆盖数据集(LCLP)。并基于所构建的土地覆盖数据集,对黄土高原地区近 20 a 来土地覆盖的时空格局进行分析。研究结果有助于加深对黄土高原地区土地覆盖变化趋势和模式的理解,并为该地区的生态环境保护 and 可持续发展提供科学依据。

1 研究区概况和数据来源

1.1 研究区概况

黄土高原(33°—41°N, 102°—114°E)位于中国北方。该地区地形复杂,海拔范围为 90~5100 m,平均海拔为 800~1 200 m^[27-28]。黄土高原作为中国四大高原之一,涵盖了山西、河南、陕西、甘肃、宁夏、青海和内蒙古 7 个省级行政区的部分或全部区域,面积约 $6.40 \times 10^5 \text{ km}^2$,东西长度约 1 000 km,南北长度约 750 km^[29]。为了保护和改善西部生态环境,中国于 1999 年实施了退耕还林(还草)等一系列生态环境保护政策,其中,退耕还林(还草)是全球最大的生态恢复和区域发展项目之一^[30]。

1.2 数据来源

1.2.1 遥感影像 遥感影像包括地表反射率数据和高程数据。地表反射率数据集是 Landsat-5 携带的 TM(2000—2011 年)、Landsat-7 携带的 ETM⁺(2012 年)和 Landsat-8 携带的陆地成像仪(OLI)(2013—2021 年)生成并经过大气校正的 30 m 空间分辨率的数据,包含 3 个可见光(Blue, Green, Red)和 1 个近红外波段(NIR)和 2 个处理为正射校正表面反射率的短波红外波段(SWIR1, SWIR2)。高程数据使用的是由航天飞机雷达地形任务(SRTM)产

生的 60°S—56°N 之间最完整、最高空间分辨率 (30 m) 的地球数字高程模型^[31]。

1.2.2 样本数据集 样本数据集提取自现有的高分辨率土地覆盖产品。土地覆盖产品主要包括全球尺度产品(GlobeLand30, GLC_FCS30 和 AGLC), 中国尺度产品(CNLUCC, CLCD) 和黄土高原地区产品(ld2015)。提取多套多期(GlobeLand30 共 3 期: 2000, 2010 和 2020 年; GLC_FCS30 共 5 期: 2000, 2005, 2010, 2015 和 2020 年; AGLC 共 4 期: 2000, 2005, 2010 和 2015 年; CNLUCC 共 4 期: 2000, 2005, 2010 和 2015 年; CLCD 共 5 期: 2000, 2005, 2010, 2015 和 2020 年; ld2015 一期: 2015 年) 土地覆盖产品叠加后具有相同分类属性的样点^[10, 22] (经实地样本数据集^[26] 验证, 根据此方法得到的样本准确性可达到 95%) 并进行分层随机抽样, 最终得到 7 581 个样点(图 1), 其中耕地、林地、草地、灌木、水体、不透水面和裸地的样本个数分别为 1866, 995, 3 592, 398, 74, 230 和 426。为了筛选更加准确的样本数据集, 减小误差, 本研究引入地面特征数据集用于辅助样本数据集的筛选, 包括树高^[32-33]、不透水面^[34-35]、水体^[36-37] 以及农田数据^[38-39]。70% 的样本作为训练样本进行模型训练, 剩下的 30% 作为验证样本评估训练模型的精度。

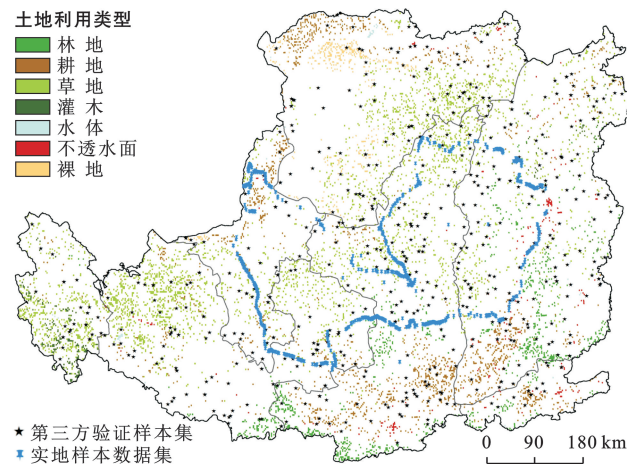


图 1 样本数据集和验证数据集
Fig.1 Samples and validation dataset

1.2.3 验证数据集 用于验证分类精度的样本数据(图 1)选自 2015 年黄土高原地区的实地样本数据集^[26] 以及第三方验证样本集。实地样本集中包括 277 个林地, 70 个灌木, 118 个草地, 379 个耕地, 154 个不透水面, 20 个水体以及 10 个裸地样本点, 共计 1 028 个样本点。第三方验证样本集一部分数据来源于全球众包土地覆盖/土地利用参考数据集^[40] (记录的图像日期作为样本采样时间, 没有记录图像日期的样本则以提交条目的时间作为样本采样时间); 另一

部分数据来源于全球土地覆盖通用验证样本集^[41], 该验证样本集的采样时间为 2010 年。第三方验证样本集共有 618 个样点, 时间范围为 2001—2012 年。

2 研究方法

2.1 分类方法

随机森林分类模型在土地覆盖分类上展现了良好性能^[42], 本研究使用 GEE 平台 (<https://code.earthengine.google.com/>) 的随机森林分类模型进行监督分类。使用的特征变量包括光谱特征(Blue, Green, Red, NIR, SWIR1, SWIR2) 和波段计算得到的指数特征(水体指数^[43-45]、建筑指数^[46]、植被指数^[47]) 以及地形因子(海拔、坡度、坡向和山体阴影)。分类系统参考 CNLUCC 使用的一级分类系统, 结合黄土高原的实际情况, 土地覆盖分为 7 个类型: 耕地、林地、草地、灌木、水体、不透水面和裸地。

2.2 精度评价

精度评价包括两部分: 一是基于随机森林验证样本对本研究构建的分类产品进行精度评估, 二是基于独立的验证样本对本研究构建的分类产品进行精度评估。评估指标包括: 用户精度(UA)、生产者精度(PA)、总体精度(OA)、kappa 系数和平均精度(F_1), 平均精度表示用户精度和生产者精度之间的平衡^[10], 计算公式为:

$$F_1 = 2 \times \frac{UA \times PA}{(UA + PA)} \quad (1)$$

式中: F_1 表示平均精度(%); UA 表示用户精度(%); PA 表示生产者精度(%).

2.3 时空变化分析

逐像元分析 2001—2020 年土地覆盖类型的变化情况, 得到值为 1~20 的栅格。栅格值越大表示土地覆盖变化频率越高。由 2001—2005 年, 2016—2020 年数据叠加的众数值表征退耕还林还草工程实施初期和当前土地覆盖的平均状态, 对各土地覆盖类型的转换进行分析。使用一元线性回归模型分析各个土地覆盖类型随时间变化的趋势。

$$Y_t = \beta X_t + b \quad (2)$$

式中: Y_t 为 t 年的土地覆盖类型面积(km^2); β 为土地覆盖类型的变化速率(km^2/a); X_t 为年份; b 为常数数值。

3 结果与分析

3.1 分类精度验证

随机森林分类模型验证集得到每年土地覆盖分类的总体精度、kappa 系数均高于 90%。其中, 2018 年的

总体精度(96.36%)和 kappa 系数最低(94.69%), 2009 年的总体精度(98.06%)和 kappa 系数最高(97.09%)。从生产者精度和用户精度来看,耕地、林地、草地、水体、不透水面和裸地的精度每年均高于 90%,不透水面的分类精度最高(年均精度约为 100%);灌木的分类精度最低,为 70%~90%。基于

实地样本数据集对分类精度进行验证的结果显示, LCLP 的总体精度(76.07%)和 kappa 系数(68.23%)均高于 GLC_FCS30, CNLUCC, AGLC 和 CLCD。从平均精度来看, LCLP 耕地、林地、草地、水体和裸地的分类精度均高于其他数据集,分别为 91.32%, 84.80%, 60.23%, 95.00%和 64.17%(表 1)。

表 1 基于实地样本数据集的分类精度比较

Table 1 Comparison of classification accuracy based on field samples

土地覆盖数据	精度名称	耕地/%	林地/%	草地/%	灌木/%	水体/%	不透水面/%	裸地/%	总体精度/%	kappa 系数/%
GLC_FCS30	生产者精度	68.07	79.06	46.61	0.00	85.00	56.49	50.00	62.35	51.05
	用户精度	82.43	78.78	19.43	0.00	85.00	94.57	12.20		
	平均精度	75.25	78.92	33.02	0.00	85.00	75.53	31.10		
CNLUCC	生产者精度	92.35	18.77	35.59	25.71	60.00	63.64	20.00	55.84	42.21
	用户精度	74.15	70.27	18.34	26.87	52.17	88.29	3.85		
	平均精度	83.25	44.52	26.97	26.29	56.09	75.96	11.92		
CLCD	生产者精度	96.04	77.98	79.66	1.43	75.00	55.19	10.00	75.49	66.96
	用户精度	84.65	88.89	40.00	33.33	100.00	93.41	9.09		
	平均精度	90.35	83.43	59.83	17.38	87.50	74.30	9.55		
AGLC	生产者精度	93.40	80.51	55.93	1.43	90.00	64.94	30.00	74.42	65.32
	用户精度	82.71	79.93	39.76	5.56	81.82	94.34	33.33		
	平均精度	88.06	80.22	47.85	3.49	85.91	79.64	31.67		
LCLP	生产者精度	91.56	81.95	83.05	8.57	90.00	51.30	70.00	76.07	68.23
	用户精度	91.08	87.64	37.40	35.29	100.00	100.00	58.33		
	平均精度	91.32	84.80	60.23	21.93	95.00	75.65	64.17		

由于实地样本数据集仅对 2015 年的土地覆盖产品进行了精度比较,针对其他时间序列产品的精度验证使用第三方验证样本集。从总体精度看, LCLP 精度(50%)高于 AGLC(49.19%)和 CLCD(48.87%)。

从 kappa 系数来看, LCLP 的精度(36.28%)也是最高的。从平均精度来看, LCLP 耕地(74.69%)、林地(71.57%)、草地(60.09%)、不透水面(57.50%)和裸地(52.73%)的分类精度均高于 CLCD 和 AGLC(表 2)。

表 2 基于第三方验证样本集的分类精度比较

Table 2 Comparison of classification accuracy based on third-party verification samples

土地覆盖数据	精度名称	耕地/%	林地/%	草地/%	灌木/%	水体/%	不透水面/%	裸地/%	总体精度/%	kappa 系数/%
CLCD	生产者精度	61.04	76.12	70.87	13.51	0.00	40.00	10.64	48.87	33.35
	用户精度	73.08	53.13	27.34	29.41	0.00	60.00	88.24		
	平均精度	67.06	64.62	49.11	21.46	0.00	50.00	49.44		
AGLC	生产者精度	61.85	68.66	79.61	0.00	0.00	46.67	10.64	49.19	33.74
	用户精度	78.57	64.79	26.03	0.00	0.00	53.85	75.00		
	平均精度	70.21	66.72	52.82	0.00	0.00	50.26	42.82		
LCLP	生产者精度	56.63	73.13	93.20	2.70	0.00	40.00	11.35	50.00	36.28
	用户精度	92.76	70.00	26.97	7.14	0.00	75.00	94.12		
	平均精度	74.69	71.57	60.09	4.92	0.00	57.50	52.73		

3.2 黄土高原地区 2001—2020 年土地覆盖时空变化特征

3.2.1 不同土地覆盖类型面积占比均值 由 2001—2020 年 LCLP 土地覆盖类型面积占比均值可知,黄

土高原地区最普遍的土地覆盖类型是草地,面积占比为 55.30%±0.89%,其次是耕地,面积占比为 22.78%±0.71%。林地也是黄土高原地区常见的土地覆盖类型,面积占比为 13.30%±0.78%。灌木、水体、不

透水面和裸地的面积比例之和低于 10%，灌木和裸地的面积比例相近，为 3%~4%；不透水面的面积比例为 1%~2%，水体面积比例最低，为 0.48%±0.06%（详见表 3）。

表 3 黄土高原 2001—2020 年不同土地覆盖类型面积比例均值

Table 3 Average area proportion of different land cover types from 2001 to 2020 on Loess Plateau

年份	土地利用类型						
	耕地/%	林地/%	草地/%	灌木/%	水体/%	不透水面/%	裸地/%
2001	23.59	12.19	54.47	3.35	0.34	0.94	5.12
2002	23.63	12.20	55.41	3.12	0.39	1.00	4.25
2003	24.04	12.99	54.47	2.68	0.41	1.03	4.38
2004	22.78	12.18	56.78	3.28	0.45	1.01	3.51
2005	22.77	12.66	55.15	3.54	0.44	1.07	4.38
2006	23.09	12.69	54.26	3.60	0.47	1.23	4.66
2007	22.54	12.58	57.07	2.79	0.44	1.13	3.46
2008	22.44	12.71	55.38	3.17	0.45	1.43	4.43
2009	22.72	12.67	54.85	4.38	0.44	1.30	3.64
2010	22.33	14.04	56.03	2.46	0.44	1.32	3.39
2011	22.35	14.26	56.22	1.94	0.46	1.35	3.41
2012	23.50	13.86	55.63	1.72	0.49	1.40	3.39
2013	24.28	13.40	54.86	2.11	0.51	1.59	3.26
2014	22.82	13.70	55.24	1.95	0.53	1.65	4.11
2015	21.83	14.22	54.79	2.87	0.48	1.66	4.16
2016	22.38	13.93	55.24	2.81	0.55	1.75	3.34
2017	22.63	14.77	53.46	3.02	0.52	1.86	3.75
2018	21.89	13.77	56.49	2.16	0.55	1.89	3.24
2019	21.97	13.67	54.96	3.00	0.60	2.02	3.79
2020	21.96	13.61	55.26	1.97	0.56	2.01	4.63
面积比例均值/%	22.78±0.71	13.30±0.78	55.30±0.89	2.79±0.68	0.48±0.06	1.43±0.35	3.92±0.56

3.2.2 不同土地覆盖类型的空间分布 由多年(2005,2010,2015 和 2020 年)土地覆盖类型的空间分布可知,耕地主要分布于黄土高原地区的南部和东部,集中于陕西的关中平原和山西的汾河平原。林地主要分布于山区,包括南部秦岭山脉、中部子午岭和东部太行山等区域。灌木主要分布在林地外围区域。草地在黄土高原地区的分布较广,主要集中在黄土高原腹地。水体包括黄河以及天然和人工湖泊。不透水面集中分布在城市地区,如西安、太原和呼和浩特等城市中心区域。裸地主要分布在黄土高原地区的西北部(图 2)。

3.2.3 黄土高原 2001—2020 年土地覆盖时间动态分析 2001—2020 年,黄土高原地区的耕地和灌木面积呈显著减少的趋势,减少速度分别为 449.61 和 347.31 km²/a。林地、水体和不透水面呈显著增加的趋势。林地面积增加速度最快,为 658.67 km²/a;不透水面次之,为 365.93 km²/a;水体增加速度最慢,为 61.21 km²/a(图 3)。

退耕还林(草)工程实施初期和当前的土地覆被类型进行转换分析的结果显示,黄土高原地区草地、耕地、林地、裸地、灌木和水体分别有 11.72%,14.93%,18.30%,28.44%,31.83%和 44.88%的土地覆盖发生了转换。相较于 2001 年,2020 年新增草地的主要来源为耕地(6.46%),其次是裸地(2.37%)。2020 年新增林地、耕地、灌木和裸地的最大来源为草地,草地的贡献分别为 13.49%,13.82%,20.54%和 27.69%。2020 年新增水体和不透水面的最大来源为耕地,耕地分别贡献 26.66%和 33.76%(表 4)。

3.2.4 黄土高原地区 2001—2020 年土地覆盖空间变化 黄土高原近 1/2(43.25%)区域的土地覆盖类型发生了转换,转换频次大于 4 次的区域面积比例约为 15%,主要分布在黄土高原地区的西部以及林地外围区域,转换频次小于 4 次的区域主要分布在黄土高原地区的西部,包括宁夏东部、甘肃南部等区域,未发生转换的区域分布在黄土高原地区的北部、西南部和陕西南中等区域(图 4)。

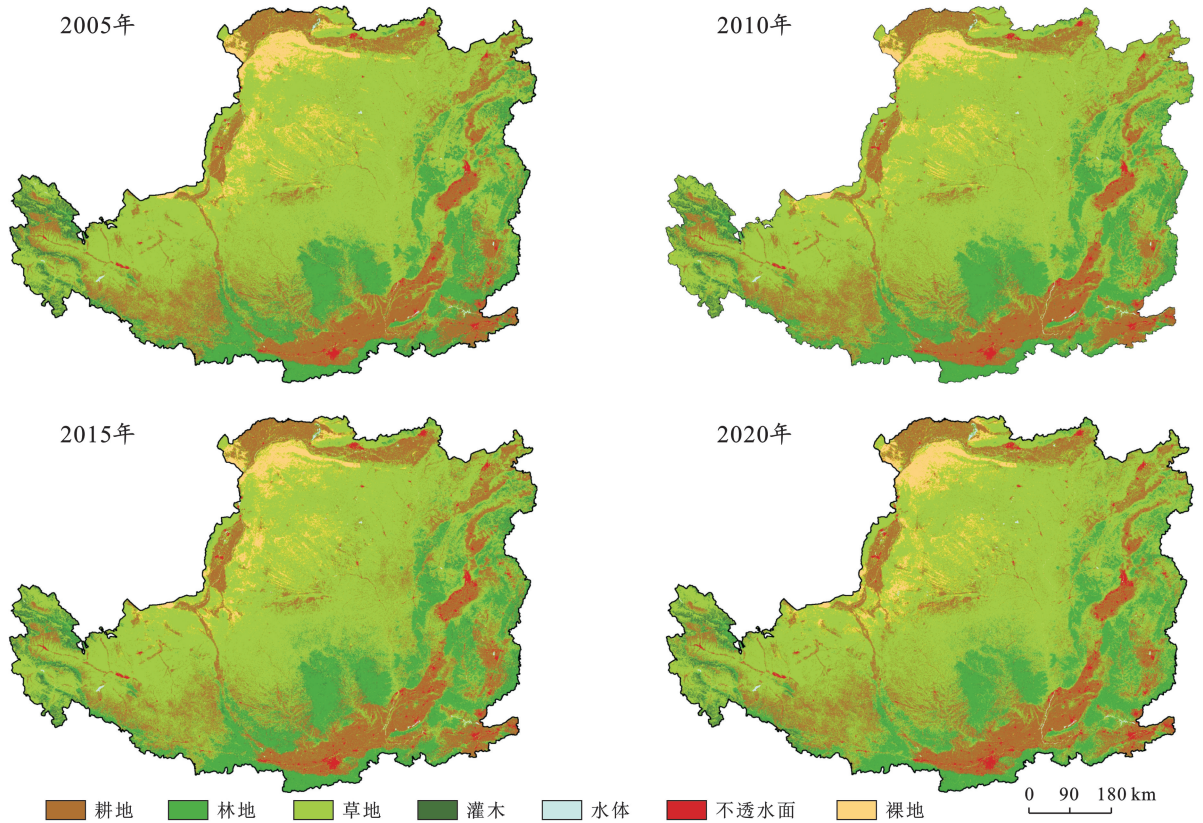


图 2 2005—2020 年黄土高原土地覆盖类型的空间分布

Fig.2 Spatial distribution of land cover types on Loess Plateau from 2001 to 2020

表 4 黄土高原 2001—2020 年的不同土地覆盖类型转换

Table 4 Conversion of different land cover types on Loess Plateau from 2001 to 2020

项目	2001 年						
	草地/%	耕地/%	灌木/%	林地/%	裸地/%	水体/%	不透水面/%
2020 年 草地	88.28	6.46	1.41	1.39	2.37	0.07	0.02
耕地	13.82	85.07	0.09	0.41	0.35	0.22	0.03
灌木	20.54	0.73	68.17	10.55	0.00	0.00	0.00
林地	13.49	1.98	2.82	81.70	0.00	0.01	0.00
裸地	27.69	0.59	0.00	0.00	71.56	0.06	0.09
水体	15.40	26.66	0.09	0.56	1.33	55.12	0.85
不透水面	15.43	33.76	0.01	0.11	0.53	0.53	49.64

相较于 2001, 2020 年黄土高原地区的耕地减少的区域主要集中于西南部、东部和北部, 包括甘肃南部、山西、河南大部分区域以及陕西关中区域。耕地增加的区域主要集中于黄土高原地区的西部和中部, 集中于宁夏和陕西北部。林地面积增加的区域主要由已有林地向外延伸, 子午岭地区的林地几乎没有减少, 山西存在部分林地转换为其他土地覆盖类型。草地增加的区域主要集中于黄土高原地区的西部和东部, 包括甘肃东部、陕西关中和山西部分零散区域, 草地减少的区域和耕地增加的区域存在大范围重合。灌木增加和减少的区域都极其分散, 主要分布在林地外围区域。黄土高原地区西北部的裸地有所减少。

不透水面增加的区域主要由城市向外延伸。水体增加和减少的区域主要依河流分布(图 5)。

3.3 黄土高原典型区域 2001—2020 年土地覆盖面积比例均值和变化特征

子午岭地区主要的土地覆盖类型为林地和草地, 2001—2020 年林地和草地面积比例的均值分别为 55.11% 和 30.97%(表 5)。2001—2020 年不同土地覆盖类型的主要转换方式为耕地转为草地、草地转为耕地、草地转为林地和灌木转为林地(图 6a), 其中草地转为林地的面积最大(857.55 km²)(表 6)。毛乌素沙地的主要土地覆盖类型为草地和裸地, 2001—2020 年林地和草地面积比例的均值分别为 81.23%

和 10.84% (表 5)。2001—2020 年不同土地覆盖类型的主要转换方式为裸地转为草地、草地转为耕地以及

草地转为裸地 (图 6b), 转换面积分别为 4 563.88, 3 462.69 和 2 065.58 km² (表 6)。

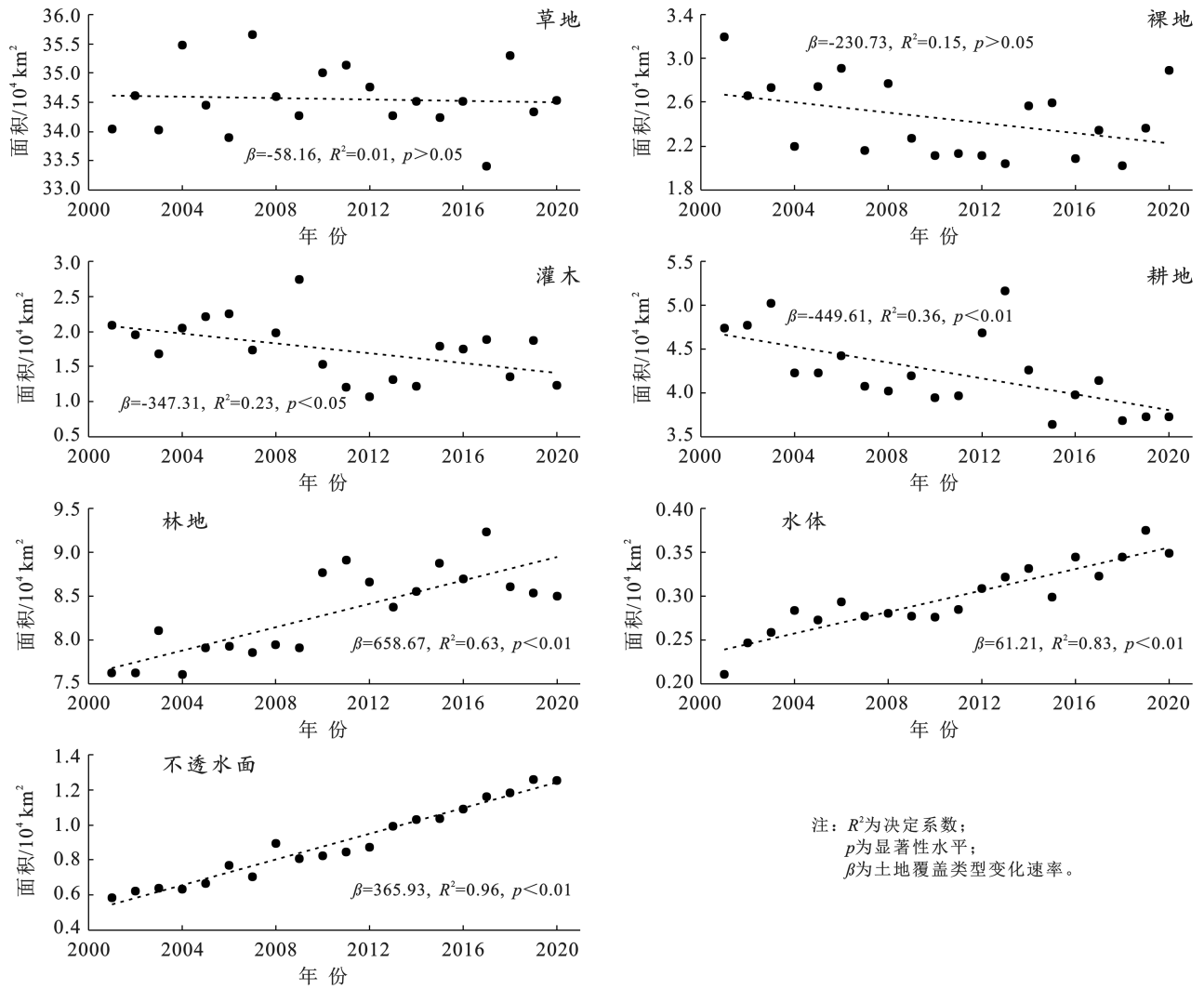


图 3 2001—2020 年黄土高原不同土地覆盖类型随时间变化

Fig.3 Temporal changes of different land cover types on Loess Plateau from 2001 to 2020

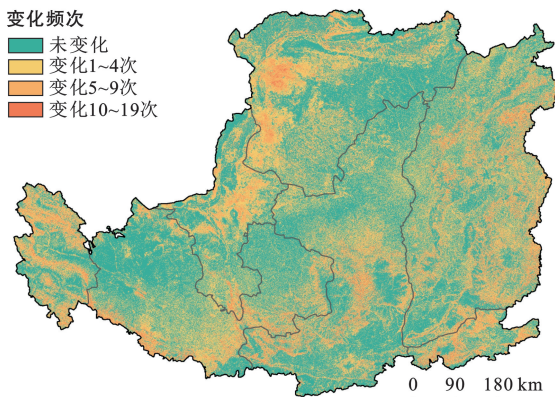


图 4 黄土高原土地覆盖空间变化频次

Fig.4 Frequency of spatial changes of on Loess Plateau

黄土高原沟壑区 A₁ 副区、黄土丘陵沟壑区 B₂ 副区和土石山区及河谷平原区是由杨艳芬等^[48]提出的黄

土高原生态分区的一部分。黄土高原沟壑区 A₁ 副区主要的土地覆盖类型为草地和耕地, 2001—2020 年草地和耕地面积比例的均值分别为 63.48% 和 23.14% (表 5)。2001—2020 年不同土地覆盖类型的主要转换方式为耕地转为草地和草地转为耕地 (图 6c), 转换面积分别为 6 445.50, 4 410.24 km² (表 6)。黄土丘陵沟壑区 B₂ 副区主要的土地覆盖类型为草地, 2001—2020 年草地面积比例的均值为 70.78% (表 5)。2001—2020 年不同土地覆盖类型的主要转换方式为耕地转为草地、草地转为耕地以及草地转为林地 (图 6d), 其中草地转为林地的面积最大 (2 773.36 km²) (表 6)。土石山区及河谷平原区主要的土地覆盖类型为耕地、林地和草地, 2001—2020 年面积比例的均值分别为 36.85%, 25.13% 和 30.72% (表 5)。2001—

2020 年不同土地覆盖类型的主要转换方式为耕地转为草地、草地转为耕地以及草地转为林地(图 6e),转换

面积分别为 6 684.38 km², 3 126.83 km², 3 616.51 km² (表 6)。

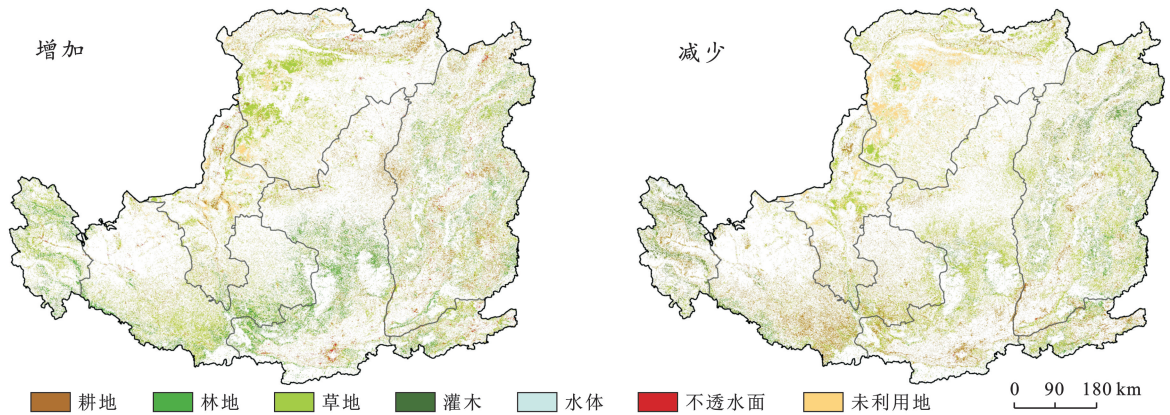


图 5 黄土高原 2001—2020 年土地覆盖类型增减空间分布

Fig.5 Spatial distribution of gain and loss in land cover type on Loess Plateau from 2001 to 2020

表 5 黄土高原典型区域 2001—2020 年不同土地覆盖类型面积比例均值

Table 5 Average area proportion of different land cover types in typical areas of Loess Plateau from 2001 to 2020

黄土高原典型区域	耕地/%	林地/%	草地/%	灌木/%	水体/%	不透水面/%	裸地/%
子午岭	8.62	55.11	30.97	5.19	0.04	0.07	0.01
毛乌素沙地	7.22	0.04	81.23	0.01	0.39	0.26	10.84
黄土高原沟壑区 A ₁ 副区	23.14	4.69	63.48	6.82	0.34	0.48	1.05
黄土丘陵沟壑区 B ₂ 副区	9.50	15.97	70.78	1.95	0.27	0.73	0.80
土石山区及河谷平原区	36.85	25.13	30.72	2.92	0.51	3.84	0.04

表 6 黄土高原典型区域 2001—2020 年主要土地覆盖类型面积转移矩阵

Table 6 Transition matrix area of main land cover types in typical areas of Loess Plateau from 2001 to 2020

黄土高原典型区域	草地→ 耕地/km ²	草地→ 林地/km ²	草地→ 裸地/km ²	耕地→ 草地/km ²	耕地→ 林地/km ²	耕地→ 裸地/km ²	裸地→ 耕地/km ²	裸地→ 草地/km ²	灌木→ 林地/km ²
子午岭	369.97	857.55	0.00	294.89	80.76	0.00	0.00	0.00	256.16
毛乌素沙地	3 462.69	26.33	2 065.58	929.98	9.80	11.52	97.96	4 563.88	0.00
黄土高原沟壑区 A ₁ 副区	4 410.24	846.82	591.18	6 445.50	202.49	12.56	39.38	249.07	668.71
黄土丘陵沟壑区 B ₂ 副区	2 342.59	2 773.36	89.61	1 418.77	84.05	4.04	29.39	581.90	337.32
土石山区及河谷平原区	3 126.83	3 616.51	23.14	6 684.38	818.69	27.02	0.00	2.86	729.12

4 讨论与结论

4.1 讨论

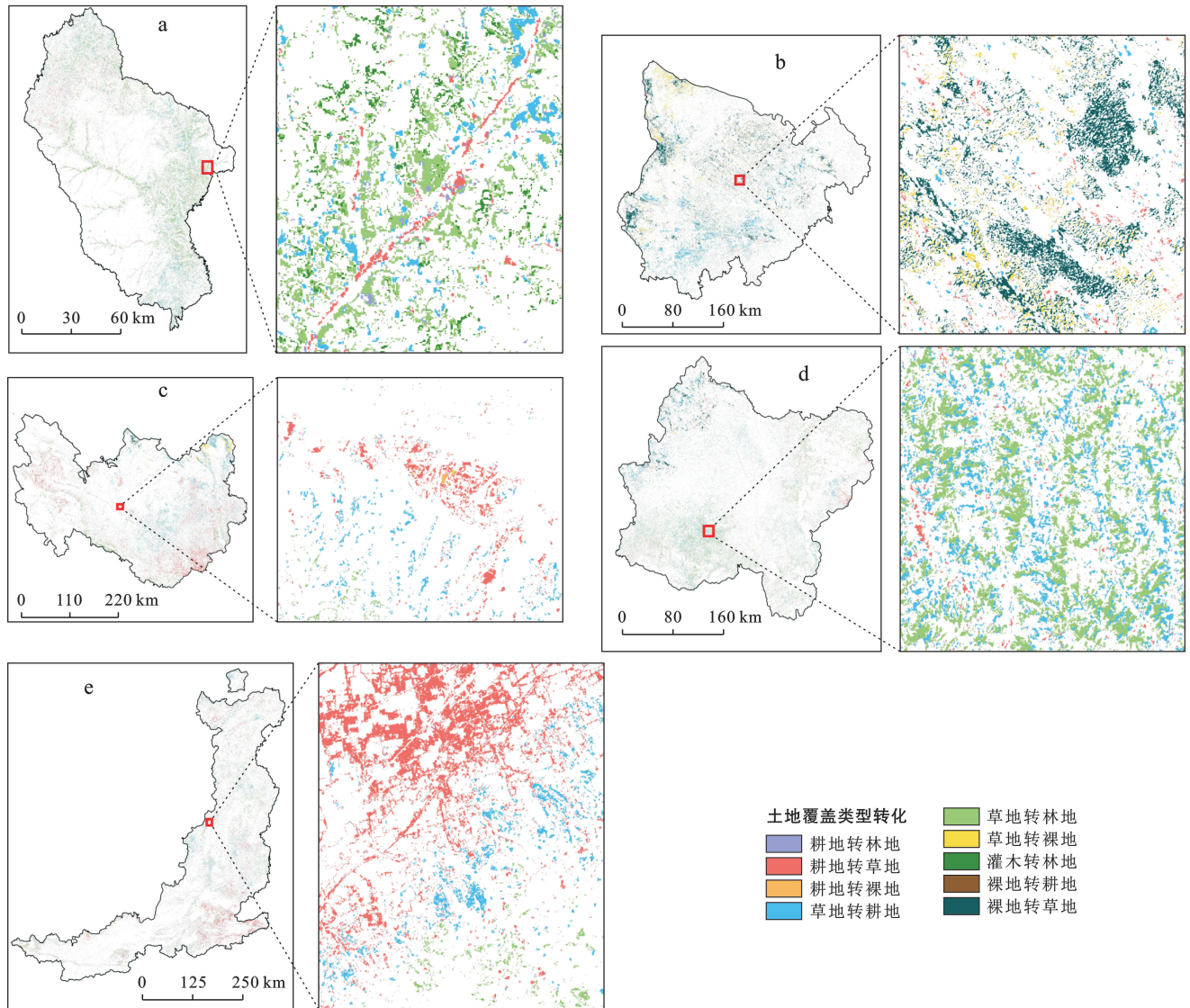
样本的精度问题一直是长时序高精度土地覆盖制图的瓶颈之一^[49-50],本研究的土地覆盖分类精度优于已发布的黄土高原地区长时间序列土地覆盖产品。研究所采用的训练样本是对多源多时相的土地覆盖产品叠加,进行分层随机抽样得到的。除此之外,还借助其他地面特征数据进行筛选,进一步提高了样本点的准确性。

虽然本研究的土地覆盖精度有所提升,但是仍存在不确定性。2020 年有 26.66% 的水体来源于耕地、10.55% 的灌木来源于林地(表 4)。耕地转为水体主要分布在河流和湖泊区域。黄土高原 2000—2018 年

夏秋季节降水量呈现上升趋势^[51],这些区域的耕地转为季节性水淹滩地(本文光谱特征和指数特征均为 5—10 月的数据),具有水体的光谱特征和指数特征。林地转为灌木一方面可能由于人工植被 6~10 a 之后开始退化,顶梢枯死,大都退化为低矮的小老头树^[52]。受生长环境限制,“小老头树”无法生长成为乔木,达到乔木的高度(高达 5~6 m 以上)。在分类时“小老头树”的遥感影像光谱特征可能和灌木相近,因此“小老头树”被识别为灌木。另一方面林地中植被会因自然原因、病虫害等出现枯死现象^[53-54],也存在人为影响例如砍伐等,植被覆盖度降低,因此,遥感影像表现出的特征和灌木类似。此外,基于实地样本数据集的精度评价,各产品灌木的分类精度较差;基于第三方验证样本集的精度评价,AGLC 和 CLCD 灌木和水体

的分类精度较差。LCLP 的总体精度稍低于朱源等^[26]创建的 ld2015 主要原因包括两点: ①重采样 (Majority) 得到 250 m 分辨率的 ld2015 可能提高了产品的总体精度; ②本研究灌木训练样本点的准确

性有待提升, LCLP 灌木的生产者精度和用户精度 (8.57% 和 35.29%) 远低于 ld2015 (57.7% 和 53.2%)。因此, 为了提高土地覆盖产品的精度, 可以进一步提高水体和灌木训练样本点的准确性。



注: a—e 分别表示子午岭、毛乌素沙地、黄土高原沟壑区 A₁ 副区、黄土丘陵沟壑区 B₂ 副区和土石山区及河谷平原区。

图 6 黄土高原典型区域 2001—2020 年不同土地覆盖类型空间变化

Fig.6 Spatial changes of different land cover types in typical areas of Loess Plateau from 2001 to 2020

从土地覆盖类型的面积比例来看, 黄土高原地区主要土地覆盖类型为草地、耕地、林地和灌木, 分别占黄土高原面积的 55.30%, 22.78%, 13.30% 和 3.00%。李妙宇等^[55]的研究结果显示, 黄土高原地区草地、林地 (包括乔木和灌木) 和农田分别占黄土高原面积的 54%, 22% 和 15%, 这与本研究的结论基本一致。然而周书贵等^[56]发现 2008 年黄土高原土地利用/覆被类型以耕地和草地为主, 比例分别为 32.6% 和 41.33%。与本研究结果相差较大, 可能源于本研究开发的土地覆盖产品空间分辨率和分类精度更高, 提

高了对草地和耕地的区分。

从土地覆盖类型的时间变化来看, 本研究结果与张家政等^[57]的结果一致, 1980—2018 年以来建筑用地和林地面积增加, 而裸地和农田的面积减少。毛盛林和上官周平^[4]的结果表明, 2000—2017 年, 黄土高原地区耕地、草地和水域减少, 而林地、裸地和建设用地面积增加。其中, 草地面积减少 (42 410 km²), 裸地面积增加 (27 410 km²) 与本研究土地覆盖面积变化的差异较大。事实上, 草地大范围减少、未利用地大范围增加与黄土高原实施的“退耕还林还草”工程不相符。

从土地覆盖的空间变化来看,孙锐等^[58]的研究发现,黄土高原地区的森林和耕地主要分布于陕西中南部和山西省,草地主要分布于陕西北部 and 宁夏地区,与本研究得到的土地覆盖类型空间分布相似。周晖^[59]研究结果显示,2007—2017年黄土高原地区的非森林区域向森林区域的转变主要发生在陕西省中部,与本研究中林地增加的区域吻合。赵宏飞等^[60]分析发现,1980—2015年黄土高原地区耕地减少最明显的区域位于延河、泾河和渭河等流域,这与本研究中甘肃南部和陕西关中地区的耕地减少情况一致。史晓亮和王馨爽^[61]研究表明,1999—2014年陕北高原和山西吕梁—太行山等地的草地增加,而黄土高原地区西北部以及陕西关中地区的草地减少,这与本研究中草地变化的区域一致。

4.2 结论

(1) 本模型的土地覆盖分类精度优于已发布的黄土高原地区长时间序列土地覆盖产品。

(2) 黄土高原地区最常见的土地覆盖类型是草地、耕地和林地,分别占黄土高原总面积的55.30%, 22.78%, 13.30%。

(3) 2001—2020年,黄土高原地区的耕地和灌木呈减少趋势;林地、水体和不透水面呈显著的增加趋势。

(4) 黄土高原近1/2区域的土地覆盖类型发生了转换,相较于2001年,耕地和草地是2020年其他土地覆盖类型新增的主要来源。

(5) 相较于2001,2020年耕地减少的区域主要集中于黄土高原地区的西南部、东部和北部;草地减少的区域主要集中于黄土高原地区的西部和中部。

[参 考 文 献]

- [1] 邵明安,王云强,贾小旭.黄土高原生态建设与土壤干燥化[J].中国科学院院刊,2015,30(Z1):178-185.
- [2] 孙鸿烈.中国生态问题与对策[M].北京:科学出版社,2011.
- [3] 张志强,陈鹏飞,申维.长武县土地利用/覆被演变规律及其影响下生态服务价值变化研究[J].水土保持研究,2017,24(4):219-226,233.
- [4] 毛盛林,上官周平.近20年黄土高原土地利用/植被覆盖变化特征及其成因[J].水土保持研究,2022,29(5):213-219.
- [5] 李秀彬.全球环境变化研究的核心领域:土地利用/土地覆被变化的国际研究动向[J].地理学报,1996,51(6):553-558.
- [6] Foley J A, DeFries R, Asner G P, et al. Global consequences of land use [J]. *Science*, 2005,309(5734):570-574.
- [7] Van D A, Peña-Arancibia J, Bruijnzeel L A. Land cover and water yield: inference problems when comparing catchments with mixed land cover [J]. *Hydrology and Earth System Sciences*, 2012,16(9):3461-3473.
- [8] 冯敏,孙艳玲,刘斌,等.华北地区植被NDVI与不同气候指标的相关分析[J].水土保持通报,2014,34(1):246-251.
- [9] 张治国,胡友彪,郑永红,等.陆地土壤碳循环研究进展[J].水土保持通报,2016,36(4):339-345.
- [10] Yang Jie, Huang Xin. The 30 m annual land cover dataset and its dynamics in China from 1990 to 2019 [J]. *Earth System Science Data*, 2021, 13(8): 3907-3925.
- [11] 邹亚东,何亮,张晓萍,等.基于GEE数据平台的北洛河流域1970—2019年土地利用结构变化特征[J].水土保持通报,2022,41(6):209-219.
- [12] Loveland T R, Reed B C, Brown J F, et al. Development of a global land cover characteristics database and IGBP DISCover from 1 km AVHRR data [J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2000,21(6/7):1303-1330.
- [13] Gong Peng, Wang Jie, Yu Le, et al. Finer resolution observation and monitoring of global land cover: first mapping results with Landsat TM and ETM+ data [J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2013,34(7):2607-2654.
- [14] Friedl M A, Sulla-Menashe D, Tan B, et al. MODIS Collection 5 global land cover: algorithm refinements and characterization of new datasets [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2010,114(1):168-182.
- [15] Bishop C M, Nasrabadi N M. *Pattern Recognition and Machine Learning* [M]. US: Springer, 2006.
- [16] Abdi A M. Land cover and land use classification performance of machine learning algorithms in a boreal landscape using Sentinel-2 data [J]. *Giscience & Remote Sensing*, 2020,57(1):1-20.
- [17] Talukdar S, Singha P, Mahato S, et al. Land-use land-cover classification by machine learning classifiers for satellite observations: a review [J]. *Remote Sensing*, 2020,12(7):1135.
- [18] Vali A, Comai S, Matteucci M. Deep learning for land use and land cover classification based on hyperspectral and multispectral earth observation data: a review [J]. *Remote Sensing*, 2020,12(15):2495.
- [19] 刘涵,宫鹏.21世纪逐日无缝数据立方体构建方法及逐年逐季土地覆盖和土地利用动态制图:中国智慧遥感制图iMap(China)1.0 [J].遥感学报,2021,25(01):126-147.
- [20] Chen Jun, Chen Jin, Liao Anping, et al. Global land cover mapping at 30 m resolution: a POK-based operational approach [J]. *Isprs Journal of Photogrammetry Remote Sensing*, 2015,103:7-27.
- [21] Zhang Xiao, Liu Liangyun, Chen Xidong, et al. GLC_FCS30: Global land-cover product with fine classification

- system at 30 m using time-series Landsat imagery [J]. *Earth System Science Data*, 2021,13(6):2753-2776.
- [22] 许晓聪,李冰洁,刘小平,等.全球 2000—2015 年 30 m 分辨率逐年土地覆盖制图[J].*遥感学报*,2021,25(9):1896-1916.
- [23] 徐新良,刘纪远,张树文,等.中国多时期土地利用遥感监测数据集(CNLUCC).资源环境科学数据注册与出版系统(<http://www.resdcn.com/DOI>), DOI: 10.12078/2018070201,2018.
- [24] 傅伯杰.黄土高原土地利用变化的生态环境效应[J].*科学通报*,2022,67(32):3769-3779.
- [25] Sun Wengi, Ding Xiaotong, Su Jingbo, et al. Land use and cover changes on the Loess Plateau: a comparison of six global or national land use and cover datasets [J]. *Land Use Policy*, 2022,119:106165.
- [26] 朱源,刘宇,赵亮.2015 年黄土高原地区土地利用/覆被栅格数据[J].*中国科学数据(中英文网络版)*,2017,2(4):52-60.
- [27] 赵鸣飞,王宇航,邢开雄,等.黄土高原山地森林群落植物区系特征与地理格局[J].*地理学报*,2014,69(7):916-925.
- [28] 胡胜,邱海军,王宁练,等.地形对黄土高原滑坡的影响[J].*地理学报*,2021,76(11):2697-2709.
- [29] 师玉锋,梁思琦,彭守璋.1901—2017 年黄土高原地区气候干旱的时空变化[J].*水土保持通报*,2020,40(1):283-289.
- [30] Chen Yiping, Wang Kaibo, Lin Yishan, et al. Balancing green and grain trade [J]. *Nature Geoscience*, 2015,8(10):739-741.
- [31] Farr T G, Rosen P A, Caro E, et al. The shuttle radar topography mission [J]. *Reviews of Geophysics*, 2007,45(2):RG2004.
- [32] Potapov P, Li X, Hernandez-Serna A, et al. Mapping global forest canopy height through integration of GEDI and Landsat data [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2021,253:112165.
- [33] Liu Xiaoqiang, Su Yanjun, Hu Tianyu, et al. Neural network guided interpolation for mapping canopy height of China's forests by integrating GEDI and ICESat-2 data [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2022,269:112844.
- [34] Liu Xiaoping, Huang Yinghuai, Xu Xiacong, et al. High-spatiotemporal-resolution mapping of global urban change from 1985 to 2015 [J]. *Nature Sustainability*, 2020,3(7):564-570.
- [35] Huang Xin, Song Yihong, Yang Jie, et al. Toward accurate mapping of 30 m time-series global impervious surface area(GISA) [J]. *International Journal of Applied Earth Observation Geoinformation*, 2022,109:102787.
- [36] Pickens A H, Hansen M C, Hancher M, et al. Mapping and sampling to characterize global inland water dynamics from 1999 to 2018 with full Landsat time-series [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2020,243:111792.
- [37] Pekel J F, Cottam A, Gorelick N, et al. High-resolution mapping of global surface water and its long-term changes [J]. *Nature*, 2016,540(7633):418-422.
- [38] Teluguntla P, Thenkabail P, Xiong J, et al. NASA Making Earth System Data Records for Use in Research Environments (MEaSUREs) Global Food Security-support Analysis Data (GFSAD) Cropland Extent 2015 Australia, New Zealand, China, Mongolia 30 m V001 [R]. US: NASA, 2017.
- [39] Potapov P, Turubanova S, Hansen M C, et al. Global maps of cropland extent and change show accelerated cropland expansion in the twenty-first century [J]. *Nature Food*, 2022,3(1):19-28.
- [40] Fritz S, See L, Perger C, et al. A global dataset of crowdsourced land cover and land use reference data [J]. *Scientific Data*, 2017,4(1):1-8.
- [41] Zhao Yuanyuan, Gong Peng, Yu Le, et al. Towards a common validation sample set for global land-cover mapping [J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2014,35(13):4795-4814.
- [42] Pal M. Random forest classifier for remote sensing classification [J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2005,26(1):217-222.
- [43] McFeeters S K. The use of the Normalized Difference Water Index(NDWI) in the delineation of open water features [J]. *International Journal of Remote Sensing*, 1996,17(7):1425-1432.
- [44] Xu Hanqiu. Modification of normalised difference water index (NDWI) to enhance open water features in remotely sensed imagery [J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2006,27(14):3025-3033.
- [45] Feyisa G L, Meilby H, Fensholt R, et al. Automated water extraction index: a new technique for surface water mapping using Landsat imagery [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2014,140:23-35.
- [46] Zha Yong, Gao Jay, Ni Shaoxiang. Use of normalized difference built-up index in automatically mapping urban areas from TM imagery [J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2003,24(3):583-594.
- [47] Purevdorj T, Tateishi R, Ishiyama T, et al. Relationships between percent vegetation cover and vegetation indices [J]. *International Journal of Remote Sensing*, 1998,19(18):3519-3535.
- [48] 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.

- Journal of Rural Studies, 2022, 95(1): 241-255.
- [20] 张荣天, 张小林, 陆建飞. 长三角地区乡村发展评价及时空分异特征[J]. 生态与农村环境学报, 2021, 37(6): 698-705.
- [21] 李涛, 佟嘉欣, 周苗苗, 等. 村域乡村发展影响因素及边际效应研究: 基于长江流域典型县域比较分析[J]. 长江流域资源与环境, 2022, 31(12): 2768-2779.
- [22] 甘娜, 汪虹成, 陈红利. 乡村振兴背景下“五位一体”乡村共同体建设路径研究[J]. 农村经济, 2019, 445(11): 69-77.
- [23] 杜国明, 薛濡壕, 王介勇. 村域尺度乡村振兴评价及推进路径: 以黑龙江省拜泉县为例[J]. 经济地理, 2021, 41(8): 19-27.
- [24] Ma Libang, Liu Shichun, Fang Fang, et al. Evaluation of urban-rural difference and integration based on quality of life [J]. Sustainable Cities and Society, 2020, 54(1): 101877.
- [25] 闫周府, 吴方卫. 从二元分割走向融合发展: 乡村振兴评价指标体系研究[J]. 经济学家, 2019, 246(6): 90-103.
- [26] 王怡, 郭萌. 脱贫攻坚与乡村振兴衔接度的演化: 基于熵权-TOPSIS原理对14个“连片特困地区”的测量[J]. 中南林业科技大学学报(社会科学版), 2022, 16(3): 97-104.
- [27] Xu Yinan, Zhao Yingxing, Sui Peng, et al. Emergy-based evaluation on the systemic sustainability of rural ecosystem under China poverty alleviation and rural revitalization: a case of the village in North China [J]. Energies, 2021, 14(13): 1-16.
- [28] 陈鹏宇. 线性无量纲化方法对比及反向指标正向化方法[J]. 运筹与管理, 2021, 30(10): 95-101.
- [29] 张雅静, 孔敏, 胡光铭, 等. 乡村振兴发展水平综合评价体系研究综述[J]. 统计与决策, 2023, 39(7): 39-45.
- [30] 张焱, 赵鸣桥, 周铝, 等. 基于改进TOPSIS法的乡村振兴评价及地区比较[J]. 中国农业资源与区划, 2021, 42(2): 207-217.
- [31] Lyu Xiao, Wang Yanan, Zhao Yuntai, et al. Spatio-temporal pattern and mechanism of coordinated development of “population-land-industry-money” in rural areas of three provinces in Northeast China [J]. Growth and Change, 2022, 53(3): 1333-1361.
- [32] 张丽, 周国华, 刘李勇, 等. 湖南省乡村发展潜力评价及其障碍度诊断[J]. 湖南师范大学自然科学学报, 2022, 45(2): 1-11.
- [33] 王劲峰, 徐成东. 地理探测器: 原理与展望[J]. 地理学报, 2017, 72(1): 116-134.
- [34] 王蓉, 赵雪雁, 兰海霞. 脱贫山区乡村振兴基础水平评价及其影响因素: 以陇南山区为例[J]. 地理科学进展, 2022, 41(8): 1389-1402.
- [35] Wang Huiming, Xu Yihuan, Wei Xiaojian. Rural resilience evaluation and influencing factor analysis based on geographical detector method and multiscale geographically weighted regression [J]. Land, 2023, 12(7): 1-18.
- ~~~~~
- (上接第368页)
- [49] Liu Han, Li Jun, He Lin, et al. Superpixel-guided layer-wise embedding CNN for remote sensing image classification [J]. Remote Sensing, 2019, 11(2): 174.
- [50] Woodcock C E, Loveland T R, Herold M, et al. Transitioning from change detection to monitoring with remote sensing: a paradigm shift [J]. Remote Sensing of Environment, 2020, 238: 111558.
- [51] 吉珍霞. 黄土高原植被物候变化及其对气候因子的响应[D]. 甘肃兰州: 甘肃农业大学, 2022.
- [52] 邵明安, 贾小旭, 王云强, 等. 黄土高原土壤干层研究进展与展望[J]. 地球科学进展, 2016, 31(1): 14-22.
- [53] 李华峰, 张宝芝, 王建明. 子午岭天然山杨林枯死原因调查研究[J]. 甘肃科技, 2008, 24(23): 166-177.
- [54] 金思雨, 彭祚登. 刺槐和油松干旱胁迫响应研究进展[J]. 西北林学院学报, 2022, 37(4): 79-91.
- [55] 李妙宇, 上官周平, 邓蕾. 黄土高原地区生态系统碳储量空间分布及其影响因素[J]. 生态学报, 2021, 41(17): 6786-6799.
- [56] 周书贵, 邵全琴, 曹巍. 近20年黄土高原土地利用/覆被变化特征分析[J]. 地球信息科学学报, 2016, 18(2): 190-199.
- [57] 张家政, 李崇贵, 王涛. 黄土高原植被覆盖时空变化及原因[J]. 水土保持研究, 2022, 29(1): 224-230+241.
- [58] 孙锐, 陈少辉, 苏红波. 2000—2016年黄土高原不同土地覆盖类型植被NDVI时空变化[J]. 地理科学进展, 2019, 38(8): 1248-1258.
- [59] 周晖. 融合多源遥感影像的森林资源变化监测研究[D]. 北京: 北京林业大学, 2020.
- [60] 赵宏飞, 何洪鸣, 白春昱, 等. 黄土高原土地利用变化特征及其环境效应[J]. 中国土地科学, 2018, 32(7): 49-57.
- [61] 史晓亮, 王馨爽. 黄土高原草地覆盖度时空变化及其对气候变化的响应[J]. 水土保持研究, 2018, 25(4): 189-194.