

doi: 10.6046/zrzyyg.2021088

引用格式: 方梦阳, 刘晓煌, 孔凡全, 等. 一种基于 GEE 平台制作逐年土地覆盖数据的方法——以黄河流域为例[J]. 自然资源遥感, 2022, 34(1): 135–141. (Fang M Y, Liu X H, Kong F Q, et al. A method for creating annual land cover data based on Google Earth Engine: A case study of the Yellow River basin[J]. Remote Sensing for Natural Resources, 2022, 34(1): 135–141.)

一种基于 GEE 平台制作逐年土地覆盖数据的方法 ——以黄河流域为例

方梦阳¹, 刘晓煌², 孔凡全¹, 李明哲¹, 裴小龙³

(1. 中国地质调查局海口海洋地质调查中心, 海口 570000; 2. 中国地质调查局自然资源综合调查指挥中心, 北京 100096; 3. 中国地质调查局廊坊自然资源综合调查中心, 廊坊 065000)

摘要: 研究黄河流域多年土地覆盖情况对科学推动黄河流域高质量发展有着重要的意义, 而高频次高精度土地覆盖数据对于土地覆盖监测等至关重要。该文以多年稳定不变区域的几何中心作为样本点, 快速选取了一套可用于逐年影像监督分类的样本点; 而后通过 Google Earth Engine(GEE)对黄河流域 2000—2020 年间年均近千景 Landsat 影像进行无云筛选和逐年拼接操作, 得到黄河流域逐年无云拼接影像; 再通过随机森林分类方法对无云影像进行监督分类, 制作了黄河流域 20 a 逐年土地覆盖数据; 最后选择了 2010 年土地覆盖数据对比国内外知名逐年土地覆盖数据。结果表明: ①样本点选取方法合理可靠, 样本点选取精度高于 94.7%, 满足监督分类样本精度要求; ②基于 GEE 平台制作的逐年土地覆盖数据总体精度为 0.82 ± 0.03 , 平均 Kappa 系数为 0.82, 分类精度、整体及局部分类结果均优于 MCD12Q1 数据集和 ESA-CCI 数据集; ③基于 GEE 平台制作逐年土地覆盖数据的方法一定程度上解决了大尺度土地覆盖数据频次与精度无法兼顾的问题。

关键词: Google Earth Engine; 土地覆盖数据; 黄河流域

中图法分类号: P 962 **文献标志码:** A **文章编号:** 2097-034X(2022)01-0135-07

0 引言

大尺度、长时序、高频次、高精度的土地覆盖数据对研究长期土地利用时空变化具有重要的意义。目前, 国内外广泛使用的大尺度土地覆盖数据多存在频次和精度不能兼顾的问题。国外常用的全球土地覆盖数据产品主要有美国波士顿大学生产的全球土地覆盖数据产品(MCD12Q1 数据集)^[1]和欧洲空间局通过气候变化倡议生产的全球土地覆盖数据产品(ESA-CCI 数据集)^[2]。其中 MCD12Q1 数据集现有 2001—2019 年逐年 500 m 空间分辨率全球土地覆盖数据, 总体精度为 74.8%^[3]; ESA-CCI 数据集时间范围更广, 现有 1992—2019 年逐年 300 m 空间分辨率全球土地覆盖数据, 总体精度为 74.4%^[4]。国内全国土地覆盖数据产品主要有自然资源部发布的 30 m 全球地表覆盖数据产品(GlobeLand30 数据集)^[5]和中科院资源环境科学数据中心提供的中国多时期土地利用土地覆被遥感监测数据集

(CNLUCC 数据集)^[6]。GlobeLand30 数据集有 2000 年、2010 年、2020 年 3 期数据, CNLUCC 数据集则有 1980 年、1990 年、1995 年、2000 年、2005 年、2010 年、2015 年、2018 年 8 期数据, 二者空间分辨率均为 30 m。

总的来看, 国内外广泛使用的逐年土地覆盖数据多为每 5 a 更新一次^[7], 常见数据多为 2000 年、2005 年、2010 年、2015 年、2020 年数据, 缺少中间年份数据。在土地覆盖长期监测中, 5 a 一次的数据频次明显无法满足监测需求, 亟须开展逐年土地覆盖数据产品研究。

黄河是中华民族的重要发祥地, 研究黄河流域多年土地利用情况, 对科学推动黄河流域高质量发展有着重要的意义。Google Earth Engine(GEE)平台是目前世界上先进的 PB 级地理数据科学分析及可视化平台^[8], 与传统遥感数据获取方式和数据处理软件相比, 具有长时间存档数据、运行稳定、计算效率高、上手难度低、使用成本低等优点^[9-10]。本文以黄河流域地表覆盖为例, 通过 GEE 平台快速完

收稿日期: 2021-03-26; 修订日期: 2021-11-07

基金项目: 中国地质调查局项目“南海重要岛礁综合地质遥感调查”(编号: DD20208018)、“自然资源要素综合观测数据集成与应用服务”(编号: DD20208067)和“塔里木河流域巴州北部自然资源要素综合观测”(编号: DD20211430)共同资助。

第一作者: 方梦阳(1992-), 男, 硕士, 助理工程师, 主要从事自然资源调查、监测及观测方面的研究。Email: 1311013525@qq.com。

成 2000—2020 年间 20 a 逐年高精度黄河流域地表覆盖提取工作,解决了现有土地覆盖数据频次与精度无法兼顾的问题,以此为大规模、长时序、高频次、高精度土地覆盖数据制作提供一套基于 GEE 云平台的高效技术路线。

1 研究区概况及数据源

黄河流域(图 1)从西到东横跨青藏高原、内蒙古高原、黄土高原和黄淮海平原 4 个地貌单元。

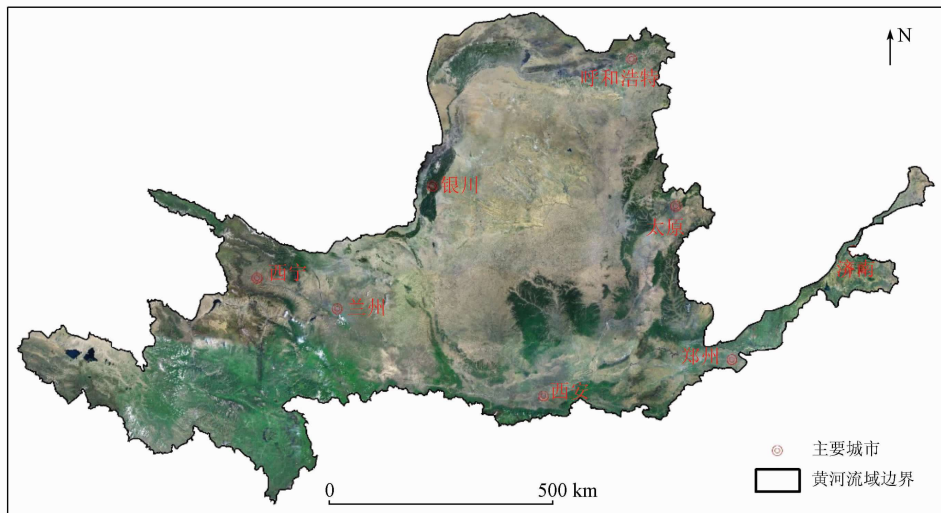


图 1 黄河流域位置

Fig. 1 Location of the Yellow River basin

整个流域地势为西高东低,西部河源地区平均海拔在 4 000 m 以上,由一系列高山组成,常年积雪,冰川地貌发育;中部地区海拔在 1 000 ~ 2 000 m 之间,为黄土地貌,水土流失严重;东部主要由黄河冲积平原组成。黄河流域主要属于南温带、中温带和高原气候区^[11-12]。

本文收集并使用了不同的数据集。土地覆盖数据集为自然资源部发布的 30 m 空间分辨率的 GlobeLand30 数据集。遥感影像数据为 2000—2020 年间 Landsat5/7/8 影像,GEE 平台自带该影像数据

集。此外,来源于 SRTM3 的 30 m 空间分辨率数字高程模型(digital elevation model,DEM)数据和来源于 DMSP-OLS 与 NPP-VIIRS 的 2000—2020 年逐年灯光数据作为辅助数据以提高土地覆盖中植被和建设用地等地类的分类精度。

2 研究方法

2.1 技术流程

本文主要研究方法分为 4 步,技术流程见图 2。

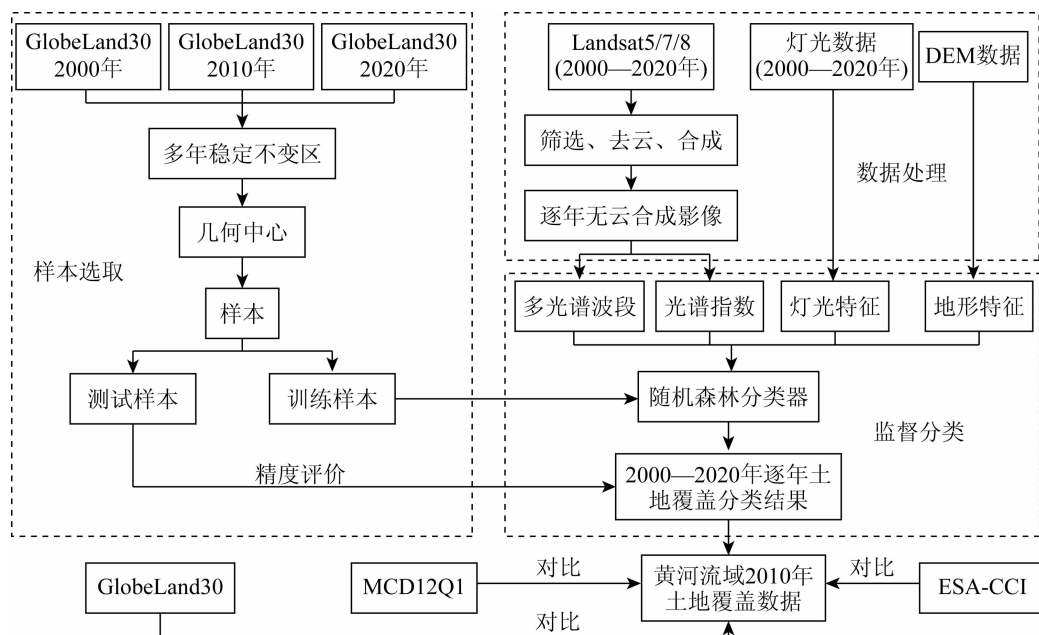


图 2 技术流程

Fig. 2 Technical flow chart

1) 样本选取。利用 2000 年、2010 年及 2020 年土地覆盖数据,根据“一致性”和“稳定性”原则,选取分类样本点,并将样本点划分为训练样本和测试样本。

2) 数据处理。基于 GEE 平台,采用多年影像合成和云掩模的方法,获取黄河流域 2000—2020 年逐年无云的大气顶反射(top of atmosphere reflectance, TOA)影像。

3) 监督分类。利用随机森林分类方法,对黄河流域 2000—2020 年逐年 Landsat 影像进行分类,并利用验证样本点对分类结果进行检查。

4) 结果对比。选取 2010 年黄河流域土地覆盖

数据结果,对比 GlobeLand30 数据集、MCD12Q1 数据集和 ESA – CCI 数据集同一时期数据,检验基于 GEE 平台黄河流域土地覆盖数据产品精度。

2.2 样本点选取

本文参考 CNLUCC 分类系统,根据黄河流域实际土地覆盖情况,结合以往土地覆盖方面研究成果,确定本文中黄河流域土地覆盖分类体系,包括以下 6 个类别:林地、草地、耕地、水体、建设用地、未利用地。为便于后续对比分析,本研究将 GlobeLand30 数据集分类系统、MCD12Q1 数据集采用的 IGBP 分类系统和 ESA – CCI 数据集采用的 LCCS 分类系统对应至 CNLUCC 分类系统^[13],对应关系见表 1。

表 1 4 类分类体系对应表

Tab.1 Corresponding table of four classification systems

CNLUCC 分类系统	GlobeLand30 数据集分类系统	MCD12Q1 数据集 (IGBP 分类系统)	ESA – CCI 数据集 (LCCS 分类系统)
1 耕地	10 耕地	12 农田 14 农田与自然植被镶嵌体	16 耕地 17 农田、树木和其他自然植被镶嵌体 18 农田、灌丛和草本植被镶嵌体
2 林地	20 林地 40 灌木地	1 常绿针叶林 2 常绿阔叶林 3 落叶针叶林 4 落叶阔叶林 5 混交林 6 郁闭灌木林 7 稀疏灌木林	1 常绿阔叶林 2 郁闭落叶阔叶林 3 稀疏落叶阔叶林 4 常绿针叶林 5 落叶针叶林 6 针阔混交林 9 林地和其他自然植被镶嵌体 10 有林火烧地 11 常绿灌丛(有/无稀疏树木层) 12 落叶灌丛(有/无稀疏树木层)
3 草地	30 草地 70 苔原	8 有林草地 9 稀树草原 10 草地	13 草本植被 14 稀疏草本植被或稀疏灌丛
4 水体	50 湿地 60 水体	11 永久湿地 17 水体	7 有林的规律性洪泛区,淡水 8 有林的规律性洪泛区,咸水 15 灌丛/草本植被覆盖的规律性洪泛区 20 水体(自然和人工)
5 建设用地	80 人造地表	13 城镇与建成区	22 人工表面和相关区域
6 未利用地	90 裸地 100 冰川和永久积雪	15 冰雪 16 裸地	19 荒地 21 冰雪(自然和人工)

样本点选取是影响分类结果的重要因素。传统分类方法多为人工选取样本点^[14],该方法针对面积较小的研究区效果较好,但对于大范围研究区,人工选取样本点工作量极大。本文通过对比 2000 年、2010 年及 2020 年 3 个时间基点的土地覆盖数据,选择多年稳定不变区域作为样本区,选择样本区几何中心作为该区域样本点位置,样本类型即为该区域土地覆盖类型。一般来讲,某一区域多期次土地覆盖类型没有变化,即可认为该区域整个时段土地覆盖类型保持稳定,而区域土地覆盖类型变化多由边缘至中心改变,该区域几何中心位置变化概率最小。

通过上述方法选取 10 000 个样本点,样本点分布情况见图 3。参考 Google Earth Pro 软件中的历史

影像数据对所选样本点进行随机验证,随机抽取 1 000 个样本点对照 Google Earth 历史影像数据。结果表明,样本选择精度高于 94.7%,选择多年稳

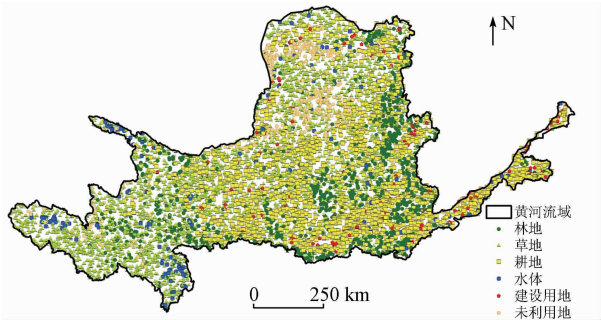


图 3 样本点分布

Fig.3 Samples distribution

定不变区域几何中心作为该地类样本点具有可行性。

样本点按照分类体系进行标注,然后导入 GEE 平台中,以备后续分类模型使用。随机选择 70% 的样本点作为模型训练数据,余下 30% 的样本点作为模型测试数据。

2.3 影像处理

本文基于 GEE 平台,选取了近 20 a 逐年 Landsat 影像数据(30 m 空间分辨率)进行土地覆盖提取,其中 2000—2011 年选取 Landsat5 TM 影像,2012—2013 年选取 Landsat7 ETM+ 影像,2014—2020 年选取 Landsat8 OLI 影像。由于研究区跨南温带、中温带和高原气候区 3 个气候带,植被覆盖随气候有较大变化,同时高原气候区遥感影像受云影响较大。为保证土地覆盖提取结果稳定性,通过 GEE 平台的在线编程,筛选成像时间为当年 5—10 月的无云影像,以保证合成研究区最小云量影像,平均每年数据量为 53 景。利用 GEE 平台提供的 SimpleComposite 算法模块对每年的原始 Landsat 系列卫星影像进行大气校正、辐射定标、影像去云处理等操作,合成年际最小云量 TOA 影像。

2.4 监督分类

本文监督分类方法选用随机森林分类算法。近年来,随机森林算法已经应用到滑坡制图、城市树林制图和地表覆盖分类等领域。研究证明,该方法比传统方法运行更准确、速度更快,得到了研究者的广泛关注^[15-16]。

选用多种类型的特征数据有利于提高监督分类精度。本文选取多光谱波段,光谱特征指数:包括归一化植被指数(normalized difference vegetation index, NDVI)、归一化水体指数(normalized difference water index, NDWI)、归一化建筑指数(normalized difference built-up index, NDBI)、地形特征(高度和坡度)和灯光特征作为随机森林算法的输入变量。根据测试数据对分类结果进行精度评价,主要精度评价指标包括用户精度、制图精度、总体精度及 Kappa 系数。

3 结果与讨论

3.1 分类精度

分类结果精度评价指标情况见表 2。结果表明,基于 GEE 平台的黄河流域 2000—2020 年逐年土地覆盖数据各地类用户精度及制图精度均超过 0.76,总体精度为 0.82 ± 0.03 ,平均 Kappa 系数为 0.82,总体精度优于 MCD12Q1 数据集(74.8%)及 ESA-CCI 数据集(74.4%),略低于 GlobeLand30 数据集(83.50%)。样本点与分类结果之间达到高度的一致性,同时多年数据的总体精度比较平稳,没有太大的起伏差异,这表明本研究在数据选择、特征选择及分类算法选择上可靠、稳定。

表 2 基于 GEE 平台黄河流域逐年(2000—2020 年)土地覆盖数据分类精度

Tab. 2 Classification accuracy of land cover yearly data in the Yellow River basin based on GEE platform from 2000 to 2020

土地类型	分类精度	
	用户精度	制图精度
林地	0.89 ± 0.03	0.90 ± 0.02
草地	0.80 ± 0.04	0.80 ± 0.03
耕地	0.80 ± 0.03	0.81 ± 0.04
水体	0.91 ± 0.03	0.92 ± 0.02
建设用地	0.85 ± 0.04	0.83 ± 0.02
未利用地	0.81 ± 0.05	0.82 ± 0.04
总体精度	0.82 ± 0.03	

3.2 结果对比

本文选取 2010 年作为时间基点,分别从整体和细节对比 GlobeLand30 数据集、基于 GEE 平台的土地覆盖数据、MCD12Q1 数据集和 ESA-CCI 数据集同一时期数据,验证基于 GEE 平台土地覆盖数据产品的适用性(图 4)。图 4(a)为本文方法基于 GEE 平台的黄河流域 2010 年土地覆盖数据产品。整体来看,黄河流域林地主要分布于太行山与秦岭一带,甘肃陇南地区也有大片林地分布;草地主要分布于黄土高原中北部;耕地主要分布于渭河盆地及华北

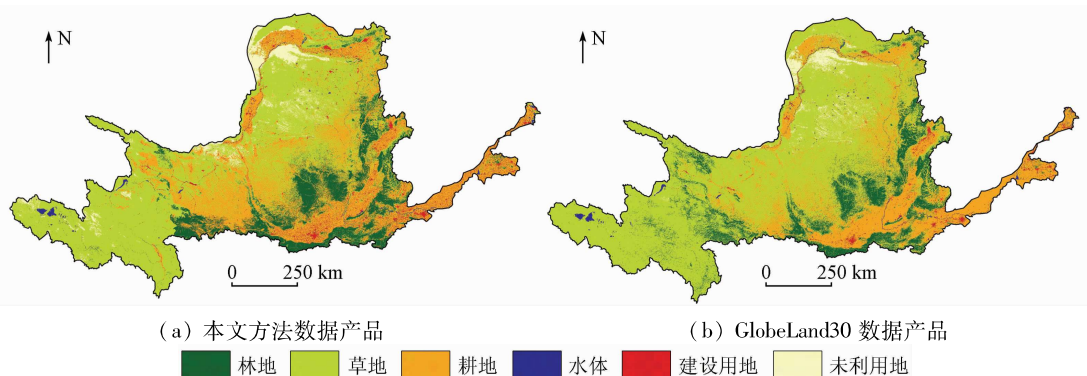


图 4-1 黄河流域 2010 年土地覆盖分类图

Fig. 4-1 Land cover classification map of the Yellow River basin in 2010

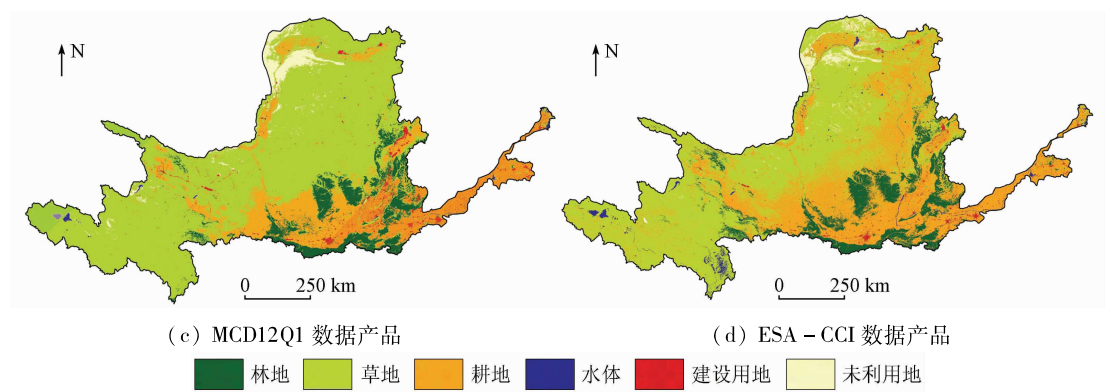


图 4-2 黄河流域 2010 年土地覆盖分类图

Fig.4-2 Land cover classification map of the Yellow River basin in 2010

平原地区,黄河上游银川—呼和浩特地区也有大片耕地分布;黄河流域较大规模水体主要分布于黄河上游源头地区;建设用地主要为黄河流域内城市市域;未利用地主要分布于黄河上游下段内蒙古高原地区。

对比 4 类产品可发现,各类型土地整体空间分布上保持着较高的一致性。4 类数据产品各土地类型面积占比情况见表 3,结果显示,4 类数据产品各地类总体占比趋势一致,主要土地类型均为草地与耕地,占比 60% 以上。四者出入较大的地类主要为草地与未利用地,本文选取的影像时间为当年 5—10 月,因此草地占比稍高,未利用地占比较低。整体来看,基于 GEE 平台的黄河流域 2010 年土地覆

盖数据分类结果合理可靠。

表 3 4 类数据产品各地类面积占比情况

Tab.3 Area proportion of four types of data products by regions (%)

地类	本文方法	GlobeLand30	MCD12Q1	ESA-CCI
林地	11.38	9.94	10.65	11.47
草地	59.84	45.53	42.02	35.73
耕地	23.86	24.28	20.11	35.24
水体	1.18	0.95	8.94	2.94
建设用地	0.76	1.80	1.70	1.40
未利用地	2.98	17.50	16.58	13.21

为检验本文方法土地覆盖数据分类细节精度,本研究选取各地类典型区域作为对比区域,对比 4 类数据产品与 Google Earth 历史影像,对比结果见表 4。

表 4 4 类数据产品逐地类对比

Tab.4 Comparison of four types of data products by regions

地类	Google Earth 历史影像	本文方法	GlobeLand30	MCD12Q1	ESA-CCI
林地					
草地					
耕地					
水体					
建设用地					
未利用地					

林地草地耕地水体建设用地未利用地

结果表明,本文方法基于 GEE 平台的分类结果,在水体、林地、耕地、建设用地 4 种分类结果上,均优于 MCD12Q1 数据集和 ESA-CCI 数据集,接近 GlobeLand30 数据集,具体表现在轮廓更为清晰,细节更为丰富。草地与未利用地分类结果上与 MCD12Q1 数据集分类结果相似,优于 ESA-CCI 数据集,略逊于 GlobeLand30 数据集。

3.3 不足之处

1) 本文基于 GEE 平台制作的黄河流域土地覆盖数据,为 GEE 平台直接计算导出所得结果,未进行细碎图斑合并、人工整饰等后续操作,导致部分区域夹杂较多细碎图斑,影响了数据准确性。

2) 本文参照 CNLUCC 分类标准体系,将黄河流域土地覆盖分为 6 类,对比 GlobeLand30 数据集分为 10 类、MCD12Q1 数据集(IGBP 分类系统)分为 17 类及 ESA-CCI 数据集(LCCS 分类系统)分为 22 类,在分类标准体系的精细程度上较国内外知名数据集仍有差距。

4 结论

1) 本文根据一致性和稳定性原则,提出将多年稳定不变区域作为样本区,选择样本区几何中心作为该区域样本点位置的样本点选择方法,在保证精度的同时大幅提高了监督分类过程中样本点选择的效率。

2) 本文基于 GEE 平台制作的黄河流域土地覆盖数据,总体精度为 0.82 ± 0.03 , 平均 Kappa 系数为 0.82, 分类精度、整体及局部分类结果均优于 MCD12Q1 数据集和 ESA-CCI 数据集。在分类级别要求较低的情况下,可以替代 MCD12Q1 数据集及 ESA-CCI 数据集使用。

3) 本文为大尺度、长时序、高精度逐年土地覆盖数据制作提供一套基于 GEE 云平台的高效技术路线,在一定程度上解决了大尺度土地覆盖数据频次与精度无法兼顾的问题。

参考文献 (References):

- [1] Friedl M, Sulla-Menashe D. MCD12Q1 MODIS/Terra + Aqua land cover type yearly L3 Global 500 m SIN Grid V006 [DB]. NASA EOSDIS Land Processes DAAC, 2019.
- [2] Aurélie B. Global ESA CCI land cover classification map (1992—2015) [DB]. A Big Earth Data Platform for Three Poles, 2018.
- [3] Friedl M A, McIver D K, Hodges J C F, et al. Global land cover mapping from MODIS: Algorithms and early results [J]. Remote Sensing of Environment, 2002, 83 (1/2): 287–302.
- [4] Tsensbazar N E, De Bruin S, Fritz S, et al. Spatial accuracy assessment and integration of global land cover datasets [J]. Remote Sensing, 2015, 7 (12): 15804–15821.
- [5] Chen J, Chen J, Liao A, et al. Remote sensing mapping of global land cover [M]. Beijing: Science Press, 2016.
- [6] 徐新良, 刘纪远, 张树文, 等. 中国多时期土地利用土地覆被遥感监测数据集 (CNLUCC) [Z]. 中国科学院资源环境科学数据中心数据注册与出版系统, 2018.
- [7] Xu X L, Liu J Y, Zhang S W, et al. China multi-period land use land cover remote sensing monitoring data set (CNLUCC) [Z]. Data Registration and Publishing System of the Resource and Environmental Science Data Center of the Chinese Academy of Sciences, 2018.
- [8] 宋宏利, 张晓楠. 国家尺度异源土地覆被遥感产品精度评价 [J]. 国土资源遥感, 2018, 30 (3): 26–32. doi:10.6046/gtzyyg.2018.03.04.
- [9] Song H L, Zhang X N. Precision validation of multi-sources land cover products derived from remote sensing [J]. Remote Sensing for Land and Resources, 2018, 30 (3): 26–32. doi:10.6046/gtzyyg.2018.03.04.
- [10] Hu Y F, Hu Y. Land cover changes and their driving mechanisms in central Asia from 2001 to 2017 supported by Google Earth Engine [J]. Remote Sensing, 2019, 11 (5): 554.
- [11] Johnson B A, Kotaro I. Integrating OpenStreetMap crowdsourced data and Landsat time-series imagery for rapid land use/land cover (LULC) mapping: Case study of the Laguna de Bay area of the Philippines [J]. Applied Geography, 2016, 67: 140–149.
- [12] Manjunatha V, Nophea S, Rajendra P S, et al. Determination of vegetation thresholds for assessing land use and land use changes in Cambodia using the Google Earth Engine cloud-computing platform [J]. Remote Sensing, 2019, 11 (13): 1514.
- [13] 袁丽华, 蒋卫国, 申文明, 等. 2000—2010 年黄河流域植被覆盖的时空变化 [J]. 生态学报, 2013, 33 (24): 7798–7806.
- [14] Yuan L H, Jiang W G, Shen W M, et al. The spatio-temporal variations of vegetation cover in the Yellow River basin from 2000 to 2010 [J]. Acta Ecologica Sinica, 2013, 33 (24): 7798–7806.
- [15] 杨胜天, 刘昌明, 孙睿. 近 20 年来黄河流域植被覆盖变化分析 [J]. 地理学报, 2002, 57 (6): 679–684.
- [16] Yang S T, Liu C M, Sun R. The vegetation cover over last 20 years in Yellow River basin [J]. Acta Geographica Sinica, 2002, 57 (6): 679–684.
- [17] 张景华, 封志明, 姜鲁光. 土地利用/土地覆被分类系统研究进展 [J]. 资源科学, 2011, 33 (6): 1195–1203.
- [18] Zhang J H, Feng Z M, Jiang L G. Progress on studies of land use/land cover classification systems [J]. Resources Science, 2011, 33 (6): 1195–1203.
- [19] 胡云锋, 商令杰, 张千力, 等. 基于 GEE 平台的 1990 年以来北京市土地变化格局及驱动机制分析 [J]. 遥感技术与应用, 2018, 33 (4): 573–583.
- [20] Hu Y F, Shang L J, Zhang Q L, et al. Land change patterns and driving mechanism in Beijing since 1990 based on GEE platform [J]. Remote Sensing Technology and Application, 2018, 33 (4): 573–583.
- [21] Rodriguez-Galiano V F, Chica-Olmo M, Abarca-Hernandez F, et al. Random forest classification of mediterranean land cover using multi-seasonal imagery and multi-seasonal texture [J].

Remote Sensing of Environment, 2012, 121: 93 – 107.

random forests[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2011, 66(1): 56 – 66.

[16] Guo L, Chehata N, Clément M, et al. Relevance of airborne LiDAR and multispectral image data for urban scene classification using

A method for creating annual land cover data based on Google Earth Engine: A case study of the Yellow River basin

FANG Mengyang¹, LIU Xiaohuang², KONG Fanquan¹, LI Mingzhe¹, PEI Xiaolong³

(1. Haikou Marine Geological Survey Center, China Geological Survey, Haikou 570000, China; 2. Natural Resources Comprehensive Survey Command Center, China Geological Survey, Beijing 100096, China; 3. Langfang Natural Resources Comprehensive Survey Center, China Geological Survey, Langfang 065000, China)

Abstract: The study on many years' land cover plays a crucial role in promoting the high – quality development of the Yellow River basin. Meanwhile, high – frequency and high – precision land cover data are vital for land cover monitoring. This study took the basin's geometric center that has been stable for many years to sample and quickly selected a set of sample points that can be used for annual image supervised classification. Then, cloudless images were screened out from nearly one thousand Landsat images on average of the Yellow River basin of each year from 2000 to 2020 and were spliced by year using Google Earth Engine. Then, the random forest classification method was used to conduct the supervised classification of the cloudless images, producing the annual land cover data of the Yellow River basin in the recent 20 years. Finally, the land cover data of 2010 of the basin were compared with well – known annual land cover data at home and abroad. The results are as follows. ① The selection method of sample points used in this study is reasonable and reliable, with a selection accuracy of more than 94.7%, meeting the requirements of sample accuracy for supervised classification. ② The overall accuracy of the annual land cover data created based on Google Earth Engine is 0.82 ± 0.03 , with an average Kappa coefficient of 0.82. The classification accuracy and the overall and local classification results are better than the MCD12Q1 and ESA – CCI datasets. ③ Using the method for creating annual land cover data using Google Earth Engine, the frequency and accuracy of large – scale land cover data can be considered at the same time to a certain extent.

Keywords: Google Earth Engine; land cover data; Yellow River basin

(责任编辑: 张 仙)