

doi: 10.6046/gtzyyg.2020189

引用格式: 牟晓莉, 李贺, 黄翀, 等. Google Earth Engine 在土地覆被遥感信息提取中的研究进展[J]. 国土资源遥感, 2021, 33(2): 01-10. (Mou X L, Li H, Huang C, et al. Application progress of Google Earth Engine in land use and land cover remote sensing information extraction [J]. Remote Sensing for Land and Resources, 2021, 33(2): 01-10.)

# Google Earth Engine 在土地覆被遥感 信息提取中的研究进展

牟晓莉<sup>1,2</sup>, 李贺<sup>1</sup>, 黄翀<sup>1</sup>, 刘庆生<sup>1</sup>, 刘高焕<sup>1</sup>

(1. 中国科学院地理科学与资源研究所资源与环境信息系统国家重点实验室, 北京 100101;

2. 中国地质大学(北京)地球科学与资源学院, 北京 100083)

**摘要:** 谷歌地球引擎(Google Earth Engine, GEE)是一个面向全球尺度的地理空间分析平台,充分集成了 Google Earth 海量的地理和遥感数据资源以及 Google 的强大云端计算能力,为地球系统科学、特别是其重要组成部分的土地覆被遥感信息提取研究提供了一种有效便捷的方式。围绕 GEE 和土地覆被遥感信息提取相关的关键词,查阅了 Web of Science 和知网在 2011—2019 年间国内外发表的所有相关论文,在统计文献发表时间、研究领域、研究区、所属机构和发表期刊等信息的基础上,系统梳理了 GEE 在土地覆被领域的研究应用趋势,重点就大区域制图和多时相变化监测两方面,详细阐述了 GEE 的应用发展潜力,为进一步认识和使用 GEE 提供了科学参考。

**关键词:** 云计算; Google Earth Engine; 遥感; 土地覆被; 信息提取

**中图分类号:** P 23; TP 79 **文献标志码:** A **文章编号:** 1001-070X(2021)02-0001-10

## 0 引言

土地覆被是地表各地物类型及其自然属性和特征的综合体<sup>[1]</sup>。准确的土地覆被信息是自然资源评价的重要手段,也是土地管理和环境监测等多学科应用的基础。遥感具有覆盖范围广、观测速度快、周期性重访和信息量丰富等优势,是目前土地覆被信息提取的重要手段。

随着卫星技术的迅速发展,对地观测卫星数量快速增加,卫星遥感数据量急剧膨胀,遥感数据已具备明显的大数据特征:遥感数据的空间分辨率不断提高,由过去的百米、千米级分辨率逐步提高到现在的亚米级<sup>[2]</sup>;卫星重访周期不断缩短,从过去几十天一次提高到现在的几天、甚至一天内多次重访的程度。随着遥感数据分辨率的提高,人们按照特定的准则,将一定时间间隔内记录的大量影像组合起来,有效利用多时相影像和无缝隙填充技术,增强数据的可用性,使其更加精确地表征目标地物的物候信息,量化跨季节和生长季节的变化特征,提高土地

覆被遥感信息提取的精度<sup>[3]</sup>。这需要面临海量数据存储、高性能处理与分析、跨多平台分发的巨大挑战。

为应对这一挑战,谷歌地球引擎(Google Earth Engine, GEE)遥感大数据处理与分析云平台应运而生,它包括了多源遥感数据的归档、管理、查询、可视化、下载、预处理和数据转换,并利用接口编程构建数据模型和后处理<sup>[4]</sup>。GEE 提供了丰富和及时的多源遥感数据库,可以访问高度并行化的多种算法。云计算能力使得能够在云平台中将 PB 级的遥感图像数据与其他矢量数据相结合,并且无须在办公室计算机上存储、处理和分析,为大区域多时相土地覆被遥感制图提供了崭新的方向。

2013 年, GEE 开始应用于地球科学领域, Hensen 等<sup>[5]</sup>利用 2000—2012 年 Landsat 数据集共计 654 178 景,采用决策树方法,在 GEE 平台对全球森林范围和动态变化进行识别与监测。目前,利用 GEE 平台已开展了大量科学研究,涵盖全球森林变化<sup>[5]</sup>、全球土地覆被图<sup>[6]</sup>、农作物种植提取<sup>[7]</sup>、建筑用地提取<sup>[8]</sup>、种植园扩张<sup>[9]</sup>、地表水体变化<sup>[10]</sup>、全球土壤制

收稿日期: 2020-06-29; 修订日期: 2020-08-23

基金项目: 国家自然科学基金青年科学基金项目“集合四维变分同化叶面积指数和蒸散发的区域冬小麦产量估测”(编号: 41801353)、国家重点研发计划科技基础资源调查专项“红树林资源遥感监测与评估”(编号: 2017FY100706)和国家重点研发计划“固废资源化”重点专项“张家港市固废园区化协同处置技术开发与集成示范”(编号: 2018YFC1903000)共同资助。

第一作者: 牟晓莉(1996-),女,硕士研究生,主要从事资源环境遥感研究。Email: 2804747677@qq.com。

通信作者: 李贺(1987-),男,博士,助理研究员,主要从事资源环境遥感研究。Email: lih@reis.ac.cn。

图<sup>[11]</sup>、灾害评估<sup>[12]</sup>、全球过火面积制图<sup>[13]</sup>等多个方面。同时,GEE 还被直接或间接用于某些定量研究,如林地凋零物和土壤碳含量的空间模拟<sup>[14]</sup>、全球生物量评估<sup>[15]</sup>、全球蒸散和总初级生产量估算<sup>[16]</sup>等。

目前,GEE 的应用领域越来越广,尤其在土地覆被信息提取中的应用最为突出,但至今尚缺少对此研究领域的系统梳理。因此,为便于相关学者能够更加全面了解和利用 GEE 为研究目的,本文首先简单介绍了 GEE 平台结构和优势;然后,对 2011—2019 年间各学科 GEE 应用相关文献系统梳理,重点介绍了 GEE 在土地覆被的应用进展,讨论了 GEE 的应用优势和研究趋势;最后,剖析了 GEE 在土地覆被制图应用中存在的问题,并对 GEE 的未来趋势进行展望。

# 1 GEE 介绍

## 1.1 总体框架

2011 年 GEE 云处理平台出现,它是由 Google 云计算驱动的一个提供全球尺度地理空间信息数据及数据处理服务的平台,包括 Borg 集群管理系统、Bigtable 和 Spanner 分布式数据库、Colossus 以及用于执行并行管理的 Flume Java 框架 4 个部分(图 1)。GEE 将原始影像分割成图块,利用金字塔的方式存储,快速高效地调用数据,分块处理并行计算,节省时间避免冗余计算。在大数据时代背景下,GEE 利用云端优势进行数据查询获取、处理分发与计算分析,性能稳定,而且还可以快速、并行地处理海量数据资源,不受时间与地域限制<sup>[17]</sup>。2013 年,GEE 开始应用于各项科学研究,凭借其强大的数据存储、处理和共享功能,逐渐得到广泛应用<sup>[18]</sup>。Google 将海量数据存入服务器中,GEE 具有免费使用海量服务器的运算能力。由

Google 云端基础框架支持,GEE 的运算能力可对海量全球范围的地球科学数据进行在线可视化计算分析处理。具体来讲,GEE 云平台不仅将海量的遥感影像数据集和地理空间数据集整合起来,而且具备强大的全球尺度运算处理能力,这使得科学家、研究者以及开发人员更为方便地进行识别、监测以及量化地表变化与差异<sup>[18]</sup>。

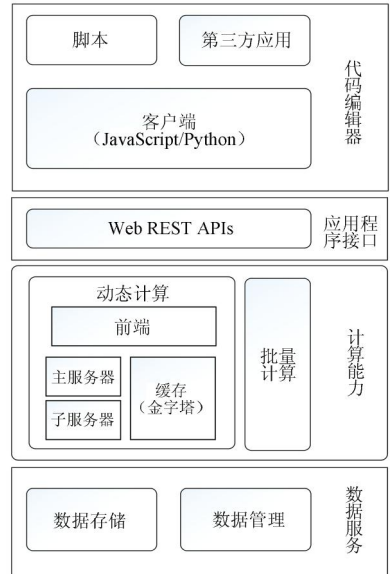


图 1 Google Earth Engine 系统架构图  
Fig. 1 System architecture diagram of Google Earth Engine

GEE 可以轻松免费访问海量地理空间数据集和计算平台,具备不需要大量专业背景知识就可以高性能处理、运算海量数据的优势。仅需可以登录 Google 的普通计算机,用户便可上传和下载数据集,也可与他人共享自己开发的算法脚本。一旦在 GEE 上开发了算法,无需是程序开发、Web 编程或者 HTML 的专家,普通用户便可在代码编辑界面(如图 2)自行

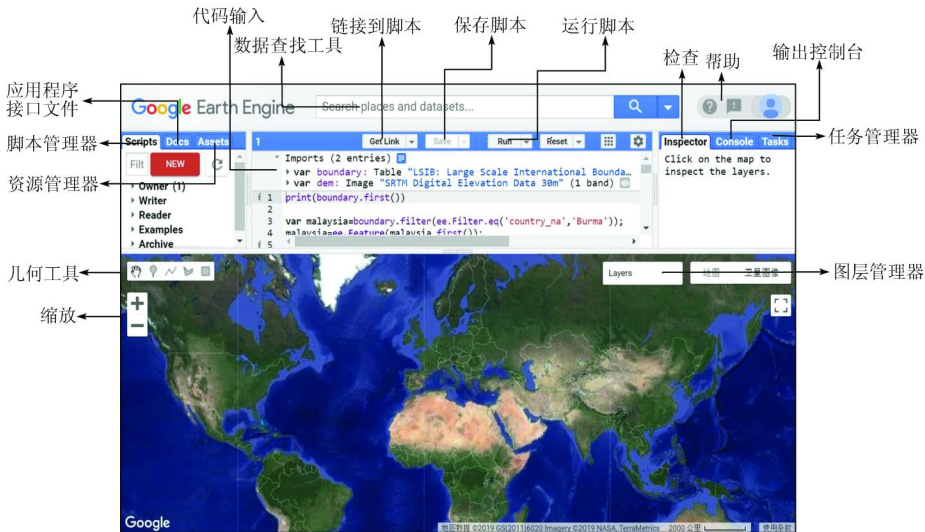


图 2 Google Earth Engine 代码编辑界面  
Fig. 2 Code editor of Google Earth Engine

编写代码生成系统数据产品或运行 GEE 资源支持的交互式应用程序。这种共享功能便于非正式科研机构、科研爱好者或者不发达地区的研究人员利用 GEE,不需要高性能的电脑,也可以学习和借用已上传的算法和数据集展开相关研究。

## 1.2 数据集

GEE 是一个存储和分发 PB 级数据集的云处理平台。自 2008 年 Landsat 添加到 Google 开始,不断有新的数据集成进来,特别是随着 Sentinel 系列和 MODIS 系列等数据集的加入,极大地丰富和扩展了 Google 云端数据资源及其应用领域。除了覆盖近 40 a 的全球卫星影像资源外,GEE 云端包括了大量的矢量、社会、人口统计、数字高程模型以及天气和气候数据等各个学科的科学数据集,还包含如归一化植被指数(normalized difference vegetation index, NDVI)时间序列数据集、美国地质调查局(United States Geological Survey, USGS)大区域土地覆被数据集等产品成果。

GEE 的公共数据目包含 PB 级的地理空间数据集,这些数据集每天不断更新免费提供给用户。相同传感器的所有卫星影像以集合的形式存储,快速过滤和排序功能便于进行数据检索和分析,用户可以快速获取数据。大部分数据已预处理,用户直接从 GEE 云平台中下载数据,减少了数据预处理时间,如 Bascietto 等<sup>[19]</sup>直接下载预处理后 MODIS 地

表温度(land surface temperature, LST)产品和由反射率数据计算得到的 MODIS 增强型植被指数(enhanced vegetation index, EVI)时间序列数据研究连续多年春末霜冻对植被生长的影响。同时,用户也可以在 GEE 上对海量数据进行快速初步计算分析,Araujo 等<sup>[20]</sup>通过在 GEE 上计算水体指数用来建立疾病空间模型,很大程度上减少了工作量。

GEE 不仅可以查询使用 Google 云端的数据集,还允许用户申请共享成果数据集,使用浏览器或命令行的工具通过 REST 接口上传自己的私有数据,如 Sazib 等<sup>[21]</sup>将全球土壤湿度数据和个人开发工具在 GEE 共享,GEE 用户可以直接调用进行干旱评估。

## 2 GEE 在土地覆被中的应用

本文查阅了知网和 Web of Science 上涉及“GEE”的相关文献资源,统计了各文献发表期刊、发表时间、研究区、第一作者所属机构(如果作者提供多个地址以第一个地址为准)的国家、研究内容及其数据源,以探讨 GEE 的研究应用发展与潜力。文献的发表时间为 2011—2019 年,共 291 篇,其中中文文献 22 篇,发表最多的期刊是 *Remote Sensing*, 其次为 *Remote Sensing of Environment*。

近 90% 的研究使用了遥感数据集,如表 1,目前应用最广泛的遥感影像集是 USGS 和国家航空航天

表 1 Google Earth Engine 常用数据集  
Tab. 1 Common datasets in Google Earth Engine

卫星	数据集	空间分辨率/m	重访周期/d	数据的可用性(时间)	供应商	论文数/篇
Landsat	Landsat4—8 表面反射率	30	16	1984 至今	USGS/NASA	177
	Landsat 4 TM	30	16	1982.08.22—1993.12.14		
	Landsat 5 TM	30	16	1984.01.01—2012.05.01		
	Landsat 7 ETM	30	16	1999.01.01 至今		
	Landsat 8 OLI/TIRS	30	16	2013.04.11 至今		
Sentinel	Sentinel-1 SAR GRD	10	33	2014.10.04 至今	欧洲联盟/欧洲空间局/哥白尼计划	58
	Sentinel-2 MSI	10,20,60	5	2015.06.23 至今		
	Sentinel-3 OLCI EFR	300	2	2016.10.18 至今		
MODIS	MODIS(Aqua 和 Terra)	250,500,1 000	1	2000.02.24 至今	LP DAAC/NASA	38
	MOD13 植被指数	250,500	16	2000.02.25 至今		
	MOD09 表面反射率	500	1	2000.02.26 至今		
	MOD10 雪覆盖	500	1	2000.02.27 至今		
ASTER	ASTER	15,30,90	5	2000.03.04 至今	LP DAAC/NASA	7
SRTM	DEM 30	30		2000.02.11—2000.02.22	NASA/USGS/Jet Propulsion Laboratory - 加州理工	11
DMSP	DMSP OLS	1 000		1992.01.01—2014.01.01	National Oceanic and Atmospheric Administration	5
EO-1	EO-2 Hyperion	30		2001 至今		2

局(National Aeronautics and Space Administration, NASA)的 Landsat 系列数据,其次为欧空局的 Sentinel 系列和 NASA 陆地过程分布式数据档案中心(The Land Processes Distributed Active Archive Center, LP DAAC/NASA)的 MODIS 系列。初期研究仅以光学数据为主,随着 Sentinel - 1 的问世,开始出现合成孔径雷达(synthetic aperture Radar, SAR)数据以及光学数据与雷达数据结合使用。随着研究的深入,研究不再局限于 GEE 提供的数据,开始上传更高分辨率数据和数据集,并在 GEE 中进行后续分析。

对比其他云平台,开放的卫星数据以及机器学习技术和图像处理技术使得 GEE 成为最受欢迎的云计算平台,同时也使得 GEE 在遥感信息提取方面更具优势。如图 3 所示,2011—2019 年,GEE 已广泛应用于遥感科学研究的各个领域。2011 和 2012 年没有相关文献,自 2013 出现相关文献,2017 年开始文献数量迅速增加。98% 的研究基于像素的方法,2% 的研究基于面向对象的方法。随机森林凭借鲁棒性强、易于训练和对训练数据不太敏感的优势成为最常用的分类算法,而人工神经网络是最少使用的分类算法。

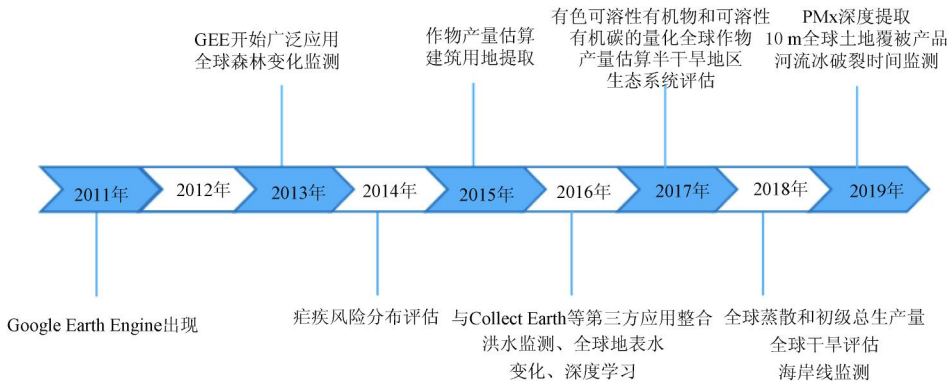


图 3 Google Earth Engine 发展历程时间轴

Fig. 3 Timeline of Google Earth Engine

GEE 已被广泛应用于土地覆被遥感信息提取研究,本文查阅相关文献 233 篇,主要涉及农业遥感制图、植被识别与监测、建设用地提取、水文信息提取和土地覆被分类制图等几个方面。

### 2.1 农业遥感制图

准确的作物面积和动态变化对大尺度农业遥感监测和可持续农业土地管理具有重要意义。2015 年,Lemoine 等<sup>[22]</sup>提出了可以利用 GEE 及其共享遥感数据对全球的作物面积和状态进行监测的设想。水稻占全球耕地面积的 12%,是世界最主要的农作物之一。特别是在亚洲的东北部分,水稻种植迅速发展,Dong 等<sup>[23]</sup>利用 2014 年 3 290 幅 Landsat8 影像,采用改进的基于物候和像素的水稻制图(phenology and pixel - based paddy rice mapping, PPPM)算法,在 GEE 云平台绘制了东北亚地区的水稻分布图,整个过程全部在 GEE 中完成,精度验证的生产者和用户精度分别达到 73% 和 92%,表明 GEE 可以在大区域作物管理方面发挥功效。

Lobell 等<sup>[24]</sup>以美国中西部的玉米和大豆田为研究区,在 GEE 平台对 2008—2013 年所有 Landsat TM/ETM+ 数据进行快速预处理、云掩模和计算叶绿素植被指数(green chlorophyll vegetation index, GC-

VI),利用农业生产系统模拟器作物模型训练农作物产量和 GCVI 的回归关系,提出一个估计作物产量而不需要地面校准数据的可扩展的卫星作物产量制图新方法,这对大尺度农业监测和可持续农业土地管理具有重要意义;Aneece 等<sup>[25]</sup>以美国 7 个农业生态区为研究区,利用 2008—2015 年 99 幅 EO - 1 Hyperion 高光谱影像,采用线性判别分析和支持向量机方法,根据 30 个最优光谱波段来对作物类型和生长阶段进行了分类,研究推动了基于 Hyperion 数据的全球农作物高光谱成像光谱库的建立,对于全球农作物分类和生长阶段识别具有重要意义。

本文查阅到的迄今为止发表的 GEE 农业遥感制图相关文献 52 篇,最常用数据源为 Landsat,主要研究方向为基于机器学习和物候信息的作物提取和作物类型分类。随着研究的深入,作物识别向着高分辨率的小农田块尺度发展。前人通过两个方面提高制图精度:①结合 Landsat 数据和 Sentinel - 1 雷达数据生成 10 m 分辨率的水稻耕作范围产品<sup>[26]</sup>,光学数据和雷达数据相结合,可以显著提高分类的准确性,尤其是多时相分析,SAR 数据可以提供整个生长季节的影像,并消除雨季的云层覆盖;②利



用高分辨率影像 (Sentinel-2 或 WorldView 数据) 提取小农灌溉农田<sup>[27-28]</sup>。为了提高作物产量估算的准确性,人们通过改善作物模型来提高产量估算的精度<sup>[29]</sup>。而农作物生长阶段分类的应用仍有待继续研究。

## 2.2 植被识别与监测

植被是生态环境变化的重要指标,其中植被类型识别和分布是植被研究的基础。缅甸许多地方为了追求一定的经济效益大量砍伐天然林,种植橡胶、棕榈等经济作物, Poortinga 等<sup>[30]</sup>融合海量 Landsat8, Sentinel-1 和 Sentinel-2 影像,减少了单一数据源的限制,在 GEE 平台上精确提取了人工林面积。研究对整个缅甸地区人工林变化进行监测,也为天然林砍伐率较高地区的土地覆被分类提供了新的思路。有时地形和影像可用性也会增加植被分类的难度,如中国的梵净山国家自然保护区,地形陡峭,受云雨影响严重。Tsai 等<sup>[31]</sup>利用多个季节性的 Landsat 时间序列数据和辅助的高程数据,有效减少了云和地形问题的影响,利用调优技术获得的最优分类器参数进行机器学习分类,在 GEE 中得到保护区内植被类型分布图。

植物物候是植物应对节候的周期性变化,一定程度可以反映植物的生长状况和生产力,也是利用时间序列识别植物的重要依据。Workie 等<sup>[32]</sup>以塞尔维亚所有生态区为研究对象,利用 MODIS NDVI 产品、MODIS 地表温度数据以及 2002—2015 年 14 a 间的降水数据,在 GEE 云平台中为每个生态区生成各数据的时间序列产品,傅里叶平滑噪声,使用多元回归分析降水量和温度与 NDVI 的关系,利用 NDVI 的际年变化构建的植物物候,得到了气候变化对生态区内植被物候的影响。红树林是最具生物生产力的生态系统之一,对保护海岸线具有重要意义。Shrestha 等<sup>[33]</sup>利用 MODIS、Landsat 和 Sentinel-1 数据对印度第二大红树林生态系统——Bhitarkanika 野生动物保护区进行大区域多时相监测,采用叶绿素、叶面积指数和总初级生产力 3 个参数对红树林健康进行评估,得出该区域红树林呈现衰退趋势,为保护和恢复红树林生态系统提供依据。

本文查阅到的迄今为止已发表的 GEE 植被(除农作物外)识别与监测相关文献 61 篇,目前研究主要集中于人工林(橡胶、棕榈和果园等)和红树林的识别提取以及植被的动态监测。前人通过植被动态监测的研究不仅可以获取植被的缩减与扩张面积<sup>[34]</sup>、灾害后植被的恢复情况<sup>[35]</sup>和监测物种入侵

情况<sup>[36]</sup>,还可以结合时间序列获取的物候信息确定林木的种植年限<sup>[37]</sup>和植被对气候变化的反应<sup>[32]</sup>。同时,Cao 等<sup>[38]</sup>利用 GEE 和 Landsat 影像研究美国林地的凋零物和土壤碳储量,是未来 GEE 植被监测的一个研究方向。

## 2.3 建筑用地提取及城市化

城市化是目前全世界的趋势,城市化的程度可以反映该地区的发展速度和程度,将光学影像和夜间灯光 DMSP-OLS 数据相结合提取建筑用地逐渐成为热点。Goldblatt 等<sup>[39]</sup>以印度、墨西哥和美国为研究区,利用 Landsat 和 DMSP-OLS 数据,通过将研究区划分为统一的六边形格网来减少如土地组成、土壤、植被等非均匀分布的参数影响,计算了 Landsat 各波段中值和 6 个光谱参数作为随机森林分类器参数,利用 Otsu 算法确定区分 DMSP-OLS 数据建筑用地和非建筑用地的阈值,在 GEE 平台刻画出研究区的城市界限,在植被覆盖地区效果较好,这对利用 GEE 平台高精度提取城市用地具有重要意义。Liu 等<sup>[40]</sup>利用 1990—2010 年所有可用的 Landsat 数据,提出了基于归一化城市用地复合指数(normalized urban areas composite index, NUACI),在 GEE 平台得到了以 5 a 为间隔的全球多时相城市土地地图,研究实现了利用 GEE 平台进行全球尺度的全球城市用地动态监测。

城市化使得建筑表面代替了地表植被,减少了蒸发冷却,改变了地表能量收支,城市蓄热增加,城市与周围非城市区域出现地表温度差,即地表城市热岛(surface urban heat island, SUHI)。Parastatidis 等<sup>[41]</sup>通过 GEE 直接访问庞大卫星图像目录及其行星尺度分析功能,开发了不需要任何预处理或安装软件的 Web 应用程序,采用 SC 算法处理 Landsat 的热红外观测值,估算出从 1984 年至今的全球地表温度产品;Chakraborty 等<sup>[42]</sup>以全球 9 500 个城市为研究区,利用 MODIS 数据,采用 SUE 算法,在 GEE 中表征了全球的 SUHI 强度,并估计每个气候区的日、月、季 SUHI 模式,探讨各因素对 SUHI 的影响,并发现地表植被对 SUHI 季节性变化具有较强的控制作用。

气候引擎(climate engine, CE)是一个 GEE 提供支持的第三方 Web 应用程序,能够处理、可视化、下载和共享多个实时的全球和区域性的气候和遥感数据集及产品。Ravanelli 等<sup>[43]</sup>选取美国 6 个大都市(亚特兰大、波斯顿、芝加哥、休斯顿、菲尼克斯和旧金山)为研究区,利用从 1992—2011 年间采集的 6

000 多景 Landsat 图像,在 GEE 平台结合 CE 工具提取地表温度,对 SUHI 变化以及 SUHI 与地表覆盖之间关系进行了长期而大区域的时空研究,也验证了全球 SUHI 变化监测的可行性。

本文查阅到的迄今为止已发表的 GEE 建筑用地提取及城市化相关文献 32 篇,目前主要研究内容是建筑用地的提取和变化监测,在 2018 年出现城市生态系统相关研究。Huang 等<sup>[44]</sup>在 GEE 中基于 Landsat 数据生成了中国 262 个城市的土地覆盖图,将城市绿地景观结构和城市形态指标分别作为响应变量和预测变量,利用改进的回归树分析方法来确定城市形态对绿地景观结构的影响。为了确定城市景观为居民带来的健康效益,Huang 等<sup>[45]</sup>又在 GEE 中使用 10 823 幅 Landsat 图像和随机森林分类器,绘制了全球 28 个特大城市的地表覆盖图,通过城市绿地可用性和可达性两个指标评估了 2005—2015 年城市绿地健康效益的规模和时空变化情况。

#### 2.4 水文信息提取

伴随工业化和现代化,水资源面临着严重的短缺和污染的危险,水资源的遥感提取和监测对于水资源的保护和合理利用具有重要意义。Busker 等<sup>[46]</sup>以全球 137 个湖泊和水库容量为研究对象,利用 Joint Research Centre 的全球地表水分布数据集和卫星测高数据库(Database for Hydrological Time Series over Inland Waters, DAHITI),应用 GEE 云平台动态监测了 1984—2015 年间水库和湖泊容量变化。

高山冰湖是世界上重要的淡水资源,Zhang 等<sup>[47]</sup>在 GEE 中建立 Landsat 的时间序列,利用修正后的归一化水体指数高效地提取了潜在的高山冰湖区域,再利用非局部活动轮廓绘制单个湖泊轮廓,对于整个亚洲高山区的冰湖进行提取。河流冰的融化是安大略北部每年洪水的主要原因,因此对冰融化的监测和预计可以提高洪水的预警系统精度。Beaton 等<sup>[48]</sup>利用 MODIS 数据,基于阈值技术最大化影像覆盖和去云处理,在 GEE 平台自动提取了 2000—2017 年的冰破裂时间,并生成了冰破裂时间的数据集,将这些数据集的统计数据量为参考处理近实时的影像数据,对了解和监测研究区冰破裂过程具有重要意义。

高山积雪是世界上重要的天然水库,风蚀和雪崩会重新改变积雪的布局,确定积雪分布对合理开发和利用高山雪资源具有重要意义。Wayand 等<sup>[49]</sup>利用 Landsat8 和 Sentinel - 2 遥感影像,计算了一种

新的积雪指数,在 GEE 中得到了全球积雪分布图。根据冬季无雪地区计算的积雪缺失指数确定风蚀或雪崩的源头地区,根据夏季积雪地区的积雪持久性指数确定积雪在风蚀和雪崩的分布情况,提出了评估全球高山地区受风和重力作用影响的雪重分布模型。而且作者将研究成果共享在 GEE 云平台,方便其他学者进行相关研究。

水蒸发是水循环的一个重要环节,水库蒸发量过大会影响饮用水和灌溉的供应,大大减少水库储水的作用。Zhang 等<sup>[50]</sup>对得克萨斯州 200 个水库进行了研究,利用 Landsat 影像,在 GEE 平台上大空间和时间尺度地估算了水库 32 a 间水面蒸发量,研究对维持水库周围生态平衡和保障河口渔业生产具有重要意义。

迄今为止,已发表 GEE 水文信息提取相关文献 42 篇,主要研究方向为地表水(河流、水库和湖等)提取,同时,河流径流量估算<sup>[51]</sup>、河流有色溶解有机质和可溶性有机碳反演<sup>[52]</sup>、水质反演<sup>[53]</sup>和水深测量<sup>[46]</sup>是未来的一个研究方向。虽然 GEE 灾害管理相关研究较少,但通过对于河流冰和流量监测进行洪水管理是 GEE 水文信息提取一个新的研究方向<sup>[49]</sup>。

#### 2.5 土地覆被分类制图

分析土地覆被类型及其动态监测是土地管理的重要方法,也是环境监测的重要方法。北京作为政治文化中心,随着经济快速发展,土地覆盖类型发生了明显变化。Huang 等<sup>[54]</sup>利用 30 a 的 Landsat 5, 7, 8 影像数据,利用 NDVI 的轨迹表征北京市土地覆盖变化,在 GEE 云计算平台得到了 2015 年北京土地覆被分类图,得出 30 a 间北京土地覆被动态变化及其空间格局。伴随卫星和图像处理水平的不断进步,对高精度的区域/全球覆盖需求不断迫切;宫鹏等<sup>[6]</sup>依据“有限全球样本稳定地表覆盖分类”理论,指出了全球训练样本迁移到其他年份或不同传感器获取的遥感数据对最少样本数量和误差限度的要求。按照这一理论,将 2015 年的 30 m 分辨率的训练样本转移至 2017 年 10 m 分辨率的 Sentinel 影像中得到 10 m 分辨率的全球土地覆被图 FROM - GLC10(如图 4 所示)。迄今为止,已发表 GEE 土地覆被分类制图相关文献 39 篇,研究内容是土地覆被和土地覆被变化。目前研究常用数据源仍是 Landsat 影像,随着影像获取技术和处理技术的进步,分类产品也向着更加精细的时间和空间分辨率的全球尺度发展。

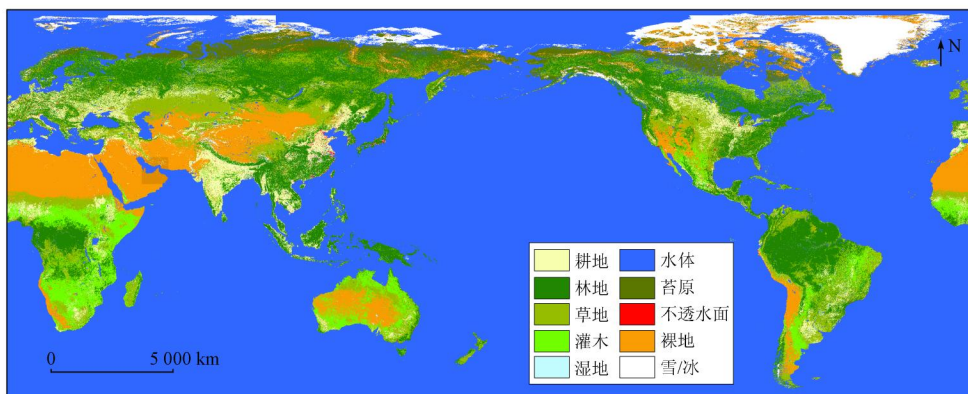


图 4 10 m 空间分辨率的全球土地覆被产品(FROM - GLC10)

Fig. 4 Global land cover products(FROM - GLC10) with 10 m spatial resolution

### 3 总结与展望

GEE 自出现以来,凭借海量数据集,强大的计算能力和方便快捷的交互方式、便捷的数据共享与发布等优势逐渐成为地球系统科学研究的重要工具。GEE 的本质是一个面向时空数据分析的在线集成开发环境。基于 Google 基础设施,GEE 存储了 PB 级的卫星遥感影像以及其他的科学数据集,提供了简单易用的应用程序接口来处理、计算、分析及可视化数据。用户通过浏览器打开 GEE 的在线代码编辑器,调用 GEE 的应用程序接口来编写模型,模型的代码会发送到 GEE 的后端数据中心,使用 GEE 的云计算能力来完成数据处理。

GEE 扩展了处理和分析海量数据的潜力,基本解决了大数据海量性、高速性、多样性和易变性带来的挑战。一方面,95% 以上的 GEE 相关研究使用了多时相数据提高了数据的可用性,通过强大的机器学习算法提高了数据挖掘的潜力;另一方面,GEE 作为存储、共享和处理地理大数据的云平台,提供了具有不同空间、光谱和时间分辨率的即用型产品和遥感图像,符合遥感大数据处理的外在要求。

#### 3.1 存在的问题

GEE 丰富的数据源和强大的计算能力有效解决了全球规模海量数据源的下载、存储和处理难题,为大区域乃至全球尺度多时相遥感制图提供新的思路,但依然存在有待解决的问题:

1)虽然 GEE 主要面向广大科研人员或科研爱好者,而不是程序员,但仍需要一定的编程能力和专业知识才使用。与传统的地理信息系统软件不同,GEE 通常不保存处理过程的中间文件。在 GEE 中,用户从数据获取、处理、分析到最后的输出要有完整思路,而且最终输出结果的准确性未知,所以使用 GEE 进行科学研究需要具有对研究问题的详细

了解和充足的知识储备。

2)虽然 GEE 具有海量的数据资源,但与矢量数据相比,GEE 更适合于处理栅格数据。目前 GEE 相关研究的数据源 90% 以上为光学数据,主要以 Landsat 数据为主,土地覆被产品空间和时间分辨率比较粗糙,而且 GEE 中不包含高分系列数据和带有 L 波段的 SAR 数据。

(3)目前对 GEE 的使用仍需进一步开发,只能用现成的算法,用户个人优化困难,比如 GEE 不包括 Landsat7 的条带修复处理工具,同时在 GEE 中影像和分类结果拼接过程中容易受到影像边缘噪声的影响使得计算分析得到成果存在误差。GEE 中现有的面向对象的图像分析和聚类方法的算法数量有限,目前极少研究基于面向对象的分类方法。

#### 3.2 展望

综上所述,虽然 GEE 土地覆被遥感信息提取相关研究已取得巨大进展,但在精确监测、算法优化和定量反演方面存在困境,需要进行更深入研究。对于 GEE 土地覆被遥感信息提取研究,本文设想了以下 5 个发展趋势:

1)GEE 极大程度地减少了数据源下载和预处理的时间,具备满足海量数据大区域、多时相应用所需要的强大处理能力,GEE 中快速生成的时间序列图像既可以增加影像数据的可用性,也可以基于物候特征对农作物等具有一定周期特征的目标进行提取和分类,目前广泛应用于多个方面,取得多项研究成果。但目前对 GEE 的使用正处于开发阶段,扩展模块较少,如果像 python 那样可以直接调用某些数据包,可以更方便地处理一些问题。

2)对于文献所属国家进行统计发现,主要集中于美国、中国、加拿大和澳大利亚等经济、科技比较发达的国家和地区,这可能是由于受到知识水平和数据共享网络的限制。凭借强大计算和便捷共享能力,GEE 将在经济不发达地区得以推广利用。

3) 伴随着 GEE 的不断发展, 土地覆被研究精度更加精确。GEE 中存储了完整的、不断更新的预处理 Sentinel 系列数据, 使得全球尺度的高时间分辨率土地覆被产品得以高效开发。同时研究也不仅仅局限于 GEE 本身的数据库与函数库, 而是与第三方应用相结合, 如评估土地利用变化的 Collect Earth, 使 GEE 的应用更加全面、精确和实时。

4) 虽然深度学习分类器在 GEE 中并未得到直接支持, 但正在进行的整合深度学习技术和研究, 也可以促进轻松访问其他可扩展的基础框架, 如 Google Compute Engine 和 BigQuery<sup>[55]</sup>。

5) 随着数据源的进步与丰富, GEE 土地覆被提取信息更加深入和全面。土地覆被研究方向更加广泛, 土地覆被的分类类别更加精细, 并伴随着更加深入的定量研究。

## 参考文献 (References):

- [1] 张磊, 吴炳方, 李晓松, 等. 基于碳收支的中国土地覆被分类系统[J]. 生态学报, 2014, 34(24): 7158 - 7166.  
Zhang L, Wu B F, Li X S, et al. Classification system of China land cover for carbon budget[J]. Acta Ecologica Sinica, 2014, 34(24): 7158 - 7166.
- [2] 官鹏, 张伟, 俞乐, 等. 全球地表覆盖制图研究新范式[J]. 遥感学报, 2016, 20(5): 1002 - 1016.  
Gong P, Zhang W, Yu L, et al. New research paradigm for global land cover mapping[J]. Journal of Remote Sensing, 2016, 20(5): 1002 - 1016.
- [3] Chang J, Hansen M C, Pittman K, et al. Corn and soybean mapping in the United States using MODIS time - series data sets[J]. Agronomy Journal, 2007, 99: 1654 - 1664.
- [4] Mutang O, Kumar L. Google Earth Engine applications[J]. Remote Sensing, 2019, 11(5): 591.
- [5] Hansen A M C, Potapov P V, Moore R, et al. Observing the forest and the trees: The first high resolution global maps of forest cover change[J]. Science, 2013, 342: 850 - 853.
- [6] Gong P, Liu H, Zhang M, 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]. Science Bulletin, 2019, 64(6): 370 - 373.
- [7] Rudiyanto, Minasny B, Shah R M, et al. Automated near - real - time mapping and monitoring of rice extent, cropping patterns, and growth stages in Southeast Asia using Sentinel - 1 time series on a Google Earth Engine platform[J]. Remote Sensing, 2019, 11(14): 1666.
- [8] Sun Z, Xu R, Du W, et al. High - resolution urban land mapping in China from Sentinel 1A/2 imagery based on Google Earth Engine[J]. Remote Sensing, 2019, 11(7): 752.
- [9] Ramdani I F. Recent expansion of oil palm plantation in the most eastern part of Indonesia: Feature extraction with polarimetric SAR[J]. International Journal of Remote Sensing, 2018, 40(19): 7371 - 7388.
- [10] Xia H, Zhao J, Qin Y, et al. Changes in water surface area during 1989—2017 in the Huai River basin using Landsat data and Google Earth Engine[J]. Remote Sensing, 2019, 11(15): 1824.
- [11] Padarian J, Minasny B, Mcbratney A B. Chile and the Chilean soil grid: A contribution to GlobalSoilMap[J]. Geoderma Regional, 2017(9): 17 - 28.
- [12] El - behaedi R, Ghoneim E. Flood risk assessment of the Abu Simbel temple complex (Egypt) based on high - resolution spaceborne stereo imagery[J]. Journal of Archaeological Science: Reports, 2018(20): 458 - 467.
- [13] Long T, Zhang Z, He G, et al. 30 m resolution global annual burned area mapping based on Landsat images and Google Earth Engine[J]. Remote Sensing, 2019, 11(5): 489.
- [14] Cao B, Domke G M, Russell M B, et al. Spatial modeling of litter and soil carbon stocks on forest land in the conterminous United States[J]. The Science of the Total Environment, 2018(654): 94 - 106.
- [15] Campos - taberner M, Moreno - mart N Á, Javier G F, et al. Global estimation of biophysical variables from Google Earth Engine platform[J]. Remote Sensing, 2018, 10(8): 1167.
- [16] Zhang Y, Kong D, Gan R, et al. Coupled estimation of 500 m and 8 - day resolution global evapotranspiration and gross primary production in 2002—2017[J]. Remote Sensing of Environment, 2019(222): 165 - 182.
- [17] 刘畅, 李震, 张平, 等. 基于 Google Earth Engine 评估新疆西南部 MODIS 积雪产品[J]. 遥感技术与应用, 2018, 33(4): 584 - 592.  
Liu C, Li Z, Zhang P, et al. Evaluation of MODIS snow products in southwestern Xinjiang using the Google Earth Engine[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2018, 33(4): 584 - 592.
- [18] 郝斌飞, 韩旭军, 马明国, 等. Google Earth Engine 在地球科学与环境科学中的应用研究进展[J]. 遥感技术与应用, 2018, 33(4): 600 - 611.  
Hao B F, Han X J, Ma M G, et al. Research progress on the application of Google Earth Engine in geoscience and environmental sciences[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2018, 33(4): 600 - 611.
- [19] Bascietto M, Bajocco S, Ferrara C, et al. Estimating late spring frost - induced growth anomalies in European beech forests in Italy[J]. International Journal of Biometeorology, 2019, 63(8): 1039 - 1049.
- [20] Araujo N, Osei F, Leonardo L, et al. Modeling schistosoma japonicum infection under pure specification bias: Impact of environmental drivers of infection[J]. International Journal of Environmental Research and Public Health, 2019, 16(2): 176.
- [21] Sazib N, Mladenova I, Bolten J. Leveraging the Google Earth Engine for drought assessment using global soil moisture data[J]. Remote Sensing, 2018, 10(8): 1265.
- [22] Lemoine G, Leo O. Crop mapping applications at scale: Using Google Earth Engine to enable global crop area and status monitoring using free and open data sources[C]//2015 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS). New York: IEEE, 2015: 1496 - 1499.
- [23] Dong J, Xiao X, Menarguez M A, et al. Mapping paddy rice planting area in northeastern Asia with Landsat 8 images, phenology -



- based algorithm and Google Earth Engine[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2016(185):142–154.
- [24] Lobell D B, Thau D, Seifert C, et al. A scalable satellite – based crop yield mapper [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2015(164):324–333.
- [25] Aneece I, Thenkabail P. Accuracies achieved in classifying five leading world crop types and their growth stages using Optimal Earth Observing – 1 Hyperion hyperspectral narrowbands on Google Earth Engine[J]. *Remote Sensing*, 2018, 10(12):2027
- [26] Zhang X, Wu B, Ponce – campos G, et al. Mapping up – to – date paddy rice extent at 10 m resolution in China through the integration of optical and synthetic aperture Radar images [J]. *Remote Sensing*, 2018, 10(8):1200.
- [27] Vogels M, De Jong S, Sterk G, et al. Spatio – temporal patterns of smallholder irrigated agriculture in the horn of Africa using GEO – BIA and Sentinel – 2 imagery [J]. *Remote Sensing*, 2019, 11(2):143.
- [28] Aguilar R, Zurita – Milla R, Izquierdo – Verdiguier E, et al. A cloud – based multi – temporal ensemble classifier to map smallholder farming systems[J]. *Remote Sensing*, 2018, 10(5):729.
- [29] Jin Z, Azzari G, Lobell D B. Improving the accuracy of satellite – based high – resolution yield estimation: A test of multiple scalable approaches[J]. *Agricultural and Forest Meteorology*, 2017(247):207–220.
- [30] Poortinga A, Tenneson K, Shapiro A, et al. Mapping plantations in Myanmar by fusing Landsat – 8, Sentinel – 2 and Sentinel – 1 data along with systematic error quantification [J]. *Remote Sensing*, 2019, 11(7):831.
- [31] Tsai Y, Stow D, Chen H, et al. Mapping vegetation and land use types in Fanjingshan national nature reserve using Google Earth Engine[J]. *Remote Sensing*, 2018, 10(6):927.
- [32] Workie T G, Debella H J. Climate change and its effects on vegetation phenology across ecoregions of Ethiopia [J]. *Global Ecology and Conservation*, 2018, 13:e00366.
- [33] Shrestha S, Miranda I, Kumar A, et al. Identifying and forecasting potential biophysical risk areas within a tropical mangrove ecosystem using multi – sensor data [J]. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2019, 74:281–294.
- [34] Pereira O, Ferreira L, Pinto F, et al. Assessing pasture degradation in the Brazilian cerrado based on the analysis of MODIS NDVI time – series[J]. *Remote Sensing*, 2018, 10(11):1761.
- [35] Souldar C, Albano C, Villarreal M, et al. Continuous 1985—2012 Landsat monitoring to assess fire effects on meadows in Yosemite National Park, California[J]. *Remote Sensing*, 2016, 8(5):371.
- [36] Wang J, Xiao X, Qin Y, et al. Mapping the dynamics of eastern redcedar encroachment into grasslands during 1984—2010 through PALSAR and time series Landsat images [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2017, 190:233–246.
- [37] Chen B, Jin Y, Brown P. Automatic mapping of planting year for tree crops with Landsat satellite time series stacks [J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2019, 151:176–188.
- [38] Cao B, Domke G M, Russell M B, et al. Spatial modeling of litter and soil carbon stocks on forest land in the conterminous United States[J]. *The Science of the Total Environment*, 2018, 654:94–106.
- [39] Goldblatt R, Stuhlmacher M F, Tellman B, et al. Using Landsat and nighttime lights for supervised pixel – based image classification of urban land cover[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2018, 205:253–275.
- [40] Liu X, Hu G, Chen Y, et al. High – resolution multi – temporal mapping of global urban land using Landsat images based on the Google Earth Engine platform [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2018, 209:227–239.
- [41] Parastatidis D, Mitranka Z, Chrysoulakis N, et al. Online global land surface temperature estimation from Landsat [J]. *Remote Sensing*, 2017, 9(12):1208.
- [42] Chakraborty T, Lee X. A simplified urban – extent algorithm to characterize surface urban heat islands on a global scale and examine vegetation control on their spatiotemporal variability [J]. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2018, 74:269–280.
- [43] Ravanelli R, Nascetti A, Cirigliano R, et al. Monitoring the impact of land cover change on surface urban heat island through Google Earth Engine: Proposal of a global methodology, first applications and problems [J]. *Remote Sensing*, 2018, 10(9):1488.
- [44] Huang C, Yang J, Jiang P. Assessing impacts of urban form on landscape structure of urban green spaces in China using Landsat images based on Google Earth Engine [J]. *Remote Sensing*, 2018, 10(10):1569.
- [45] Huang C, Yang J, Lu H, et al. Green spaces as an indicator of urban health: Evaluating its changes in 28 mega – cities [J]. *Remote Sensing*, 2017, 9(12):1266.
- [46] Busker T, De R A, Gelati E. A global lake and reservoir volume analysis using a surface water dataset and satellite altimetry [J]. *Hydrology and Earth System Sciences*, 2019, 23(2):669–690.
- [47] Zhang M M, Chen F, Tian B S. An automated method for glacial lake mapping in high mountain Asia using Landsat 8 imagery [J]. *Journal of Mountain Science*, 2018, 15(1):13–24.
- [48] Beaton A, Whaley R, Corston K, et al. Identifying historic river ice breakup timing using MODIS and Google Earth Engine in support of operational flood monitoring in Northern Ontario [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2019, 224:352–364.
- [49] Wayand N E, Marsh C B, Shea J M, et al. Globally scalable alpine snow metrics [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2018, 213:61–72.
- [50] Zhang H, Gorelick S M, Zimba P V, et al. A remote sensing method for estimating regional reservoir area and evaporative loss [J]. *Journal of Hydrology*, 2017, 555:213–227.
- [51] Huang Q, Long D, Du M, et al. Discharge estimation in high – mountain regions with improved methods using multisource remote sensing: A case study of the Upper Brahmaputra River [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2018, 219:115–134.
- [52] Griffin C G, McClelland J W, Frey K E, et al. Quantifying CDOM and DOC in major Arctic rivers during ice – free conditions using Landsat TM and ETM + data [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2018, 209:395–409.
- [53] 周志立. 基于 GEE 平台的近十年来洪湖水水质遥感反演研究 [D]. 武汉: 湖北大学, 2017.
- Zhou Z L. Remote sensing inversion research of Honghu water quality based on GEE platform in recent ten years [D]. Wuhan:

Hubei University, 2017.

- [54] Huang H, Chen Y, Clinton N, et al. Mapping major land cover dynamics in Beijing using all Landsat images in Google Earth Engine [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2017, 202: 166 – 176.

- [55] Gorelick N, Hancher M, Dixon M, et al. Google Earth Engine: Planetary – scale geospatial analysis for everyone [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2017, 202: 18 – 27.

## Application progress of Google Earth Engine in land use and land cover remote sensing information extraction

MOU Xiaoli<sup>1,2</sup>, LI He<sup>1</sup>, HUANG Chong<sup>1</sup>, LIU Qingsheng<sup>1</sup>, LIU Gaohuan<sup>1</sup>

(1. *State Key Laboratory of Resource and Environmental Information System, Institute of Geographic Sciences and Natural Resources Research, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100101, China*; 2. *School of Earth Science and Resources, China University of Geosciences (Beijing), Beijing 100083, China*)

**Abstract:** Google Earth Engine is a cloud – based, global – scale geospatial analysis platform that makes full use of Google Earth’s rich data resources and cloud computing power to store and process petabyte – level data, being an effective and convenient tool for remote sensing research. Based on the introduction of Google Earth Engine system architecture, the authors firstly sorted out the research fields of Google Earth Engine. 291 related articles on CNKI and Web of Science published from 2011 to 2019 were analyzed, and some results were concluded such as publication time, research field, research area, the first author’s institution and journal of the article. Then the authors analyzed Google Earth Engine’s application and research trends of land use and land cover. The authors found that Google Earth Engine is widely used in the field of land cover remote sensing information extraction and has advantages in global or large – scale study. Based on the advantages of Google Earth Engine in remote sensing information extraction, the authors divided the study fields into agricultural remote sensing mapping, vegetation extent mapping and dynamic monitoring, building extraction, hydrological information extraction and land cover classification mapping. The research and application progress of Google Earth Engine was elaborated from two aspects: large – area mapping and multi – temporal dynamic monitoring. Finally, the authors discussed the Google Earth Engine’s problems and the development potential in land use and land cover. This paper is intended to serve as a basis for further understanding the advantages, application status, trends and potential of Google Earth Engine as well as for further understanding and using Google Earth Engine in the future.

**Keywords:** cloud computing; Google Earth Engine; remote sensing; land cover; information extraction

(责任编辑: 张 仙)