中国科学: 地球科学 2018 年 第 48 卷 第 2 期: 259 ~ 260
SCIENTIA SINICA Terrae earthcn.scichina.com
《中国科学》杂志社 SCIENCE CHINA PRESS

点 评

遥感大数据支持下的全球土地覆盖连续动态监测

董金玮, 匡文慧, 刘纪远*

中国科学院地理科学与资源研究所, 中国科学院陆地表层格局与模拟重点实验室, 北京 100101
* 通讯作者, E-mail: liujy@igsnrr.ac.cn

收稿日期: 2017-09-01; 接受日期: 2017-11-15; 网络版发表日期: 2017-12-26
中国科学院前沿科学重点研究项目(编号: QYZDB-SSW-DQC005)和青年千人计划启动项目资助

20世纪后期以来, 随着全球变化科学研究的不断深入, 对时空连续的高精度土地利用/覆盖数据需求日益迫切(Verburg等, 2015). 在科学需求驱动下, 国家/区域及全球尺度的土地利用/覆盖产品迅速增长. 中国科学院每5年一期的全国尺度土地利用变化遥感数据更新(Liu等, 2014)、国家基础地理信息中心的GlobeLand30全球土地覆盖遥感产品(Chen等, 2015)以及清华大学FROM-GLC土地覆盖产品(Gong等, 2013)等代表了中国科学家在该领域的持续努力. 特别是GlobeLand30数据集, 采用基于"像元-对象-知识"(POK)的方法, 充分利用自动分类提高效率及人工知识保证精度两个方面的优势, 实现了全球尺度30m分辨率高精度土地覆盖遥感制图与数据产品共享. 这些产品已经在国内外广泛应用, 为粮食安全与耕地保护、气候变化模拟与评估、生态结构与功能评价等研究提供了重要的数据支撑(史学丽等, 2016).

以GlobeLand30产品为基准底图, 一系列研究进一步改进了若干专题土地覆盖和利用信息提取方法. 如整合Landsat、HJ-1和MODIS等数据实现了对耕地信息的提取和改进(曹鑫等, 2016); 发展了人造地表覆盖二级类型分类系统及提取的技术方法, 形成了高精度城市建成区及其内部城市不透水地表和植被覆盖组分比例数据产品(匡文慧等, 2016).

然而, 上述有代表性的全球或国家/区域土地覆盖产品仍然是基于单个或几个时间节点的瞬时观测, 难以体现土地覆盖年内或年际动态变化的过程. 随着人类活动的加剧, 土地利用和土地覆盖年内和年际变化特征更加频繁和复杂化. 如何充分利用由多源遥感数据融合形成的更高时间和空间分辨率的遥感大数据实现对全球土地利用/覆盖过程的综合、连续动态监测, 成为提升对陆地系统时空过程认识水平、支撑陆表多要素相互作用过程模拟的关键.

遥感平台的不断更新和遥感数据的免费开放已促使我们进入一个前所未有的遥感大数据时代. 2008年美国国家地质调查局(USGS)开放所有历史存档和实时获取的Landsat数据, 中国资源卫星、欧空局Sentinel-2卫星的对地观测数据获取与共享, 进一步补充了中高空间分辨率卫星遥感数据的来源. 与此同时, 计算和存储能力的迅速提升使得海量遥感数据快速处理成为可能. 遥感大数据和超性能计算的应用, 将有效增强全球土地覆盖产品的时空连续性. 在遥感大数据和云计算技术突飞猛进的今天, 如何实现全球土地覆盖的连续动态监测, 成为土地覆盖制图领域需要攻克的新的挑战. 为实现该目标, 需要考虑在以下几个方面的改进和提升:

(1) 实现多传感器的数据融合. 近年来, 采用单一时相影像进行土地覆盖制图的研究方式已经渐渐被长时间序列Landsat数据进行土地覆盖变化监测的方式

中文引用格式: 董金玮, 匡文慧, 刘纪远. 2018. 遥感大数据支持下的全球土地覆盖连续动态监测. 中国科学: 地球科学, 48: 259–260, doi: 10.1360/N072017-00288
英文引用格式: Dong J W, Kuang W H, Liu J Y. 2017. Continuous land cover change monitoring in the remote sensing big data era. Science China Earth Sciences, 60: 2223–2224, https://doi.org/10.1007/s11430-017-9143-3

© 2017 《中国科学》杂志社

所代替. 如采用所有可用Landsat数据去噪声后整合形成长时间序列数据, 实现对水稻种植面积的提取(Dong等, 2016). 由单一传感器到多传感器融合成为提高土地利用信息获取能力的重要手段. 一方面, 具有相似光谱特征的传感器融合. 如一系列与Landsat具有类似特征的传感器(如Sentinel-2、CBERS-2、IRS、AWiFS等)的整合能够进一步提高数据可获得性, 并使重访周期达到小于1天的频率. 另一方面, 不同类型传感器(如Landsat和MODIS)的融合将进一步提高数据的可获得性, 已经被广泛用于农业土地利用监测等各项研究(Gao等, 2017).

(2) 实现由本地存储计算到云平台计算的转变. 海量遥感数据也对数据存储和计算能力提出了更高的要求. 随着网络和计算机技术的变革, 云存储和云计算技术已经在过去几年得到了迅速发展. 在本地服务器或工作站下载并处理全球或区域范围Landsat等数据需要占用大量资源, 一般服务器或工作站平台已经难以满足海量遥感数据处理的计算要求. 美国宇航局为此构建了一个超级计算平台(NEX), 同步了土地覆盖研究需要的主要遥感数据源来方便专业用户实现数据快速处理和分析. 谷歌和亚马逊公司也为全球尺度大型数据处理提供免费云计算服务; 特别是Google Earth Engine(GEE)平台, 已经集成了MODIS、Landsat等常用遥感数据集, 极大促进了土地覆盖制图研究领域的发展. 未来采用云平台进行大尺度遥感数据的处理和分析将成为土地覆盖制图领域的重要发展方向(Dong等, 2016).

(3) 实现由传统自动分类和人工解译方法向人工智能技术的转变. 土地覆盖自动分类算法仍主要采用监督或非监督分类的手段, 尽管这些算法不断得到改进, 但研究表明算法改进的贡献比起数据和训练样本的贡献要小. 人工解译方法基于人类高级智能具有特殊优势并已用于中国土地利用的连续监测(Liu等, 2014). 然而这些方法很大程度上依赖于训练样本或研究人员的经验知识, 难以实现更大时间、空间尺度及连续动态监测的推广使用. 由于目前遥感数据获取能力的迅速提升, 基于影像的分析方法渐渐向基于长时间序列分析或物候的算法演变, 特别是用于专题土地利用变化的监测. 深度学习算法在图象分析的应用近年来得到迅速发展(Xu等, 2017), 如何借鉴机器学习和深度学习领域新的技术手段提高土地覆盖信息提取能力是一个需要考虑的问题.

参考文献

曹鑫, 陈学泓, 张委伟, 廖安平, 陈利军, 陈志刚, 陈晋. 2016. 全球30m空间分辨率耕地遥感制图研究. 中国科学: 地球科学, 46: 1426–1435

匡文慧, 陈利军, 刘纪远, Xiang W, 迟文峰, Lu D, 杨天荣, 潘涛, 刘爱琳. 2016. 亚洲人造地表覆盖遥感精细化分类与分布特征分析. 中国科学: 地球科学, 46: 1162–1179

史学丽, 聂肃平, 居为民, 俞乐. 2016. GlobeLand30地表数据对北京气候中心气候模式的影响. 中国科学: 地球科学, 46: 1197–1208

Chen J, Chen J, Liao A P, Cao X, Chen L J, Chen X H, He C Y, Han G, Peng S, Lu M, Zhang W W, Tong X H, Mills J. 2015. Global land cover mapping at 30 m resolution: A POK-based operational approach. Isprs-J Photogramm Remote Sens, 103: 7–27

Dong J, Xiao X, Menarguez M A, Zhang G, Qin Y, Thau D, Biradar C, Moore III B. 2016. Mapping paddy rice planting area in northeastern Asia with Landsat 8 images, phenology-based algorithm and Google Earth Engine. Remote Sens Environ, 185: 142–154

Gao F, Anderson M C, Zhang X, Yang Z, Alfieri J G, Kustas W P, Mueller R, Johnson D M, Prueger J H. 2017. Toward mapping crop progress at field scales through fusion of Landsat and MODIS imagery. Remote Sens Environ, 188: 9–25

Gong P, Wang J, Yu L, Zhao Y, Zhao Y, Liang L, Niu Z, Huang X, Fu H, Liu S, Li C, Li X, Fu W, Liu C, Xu Y, Wang X, Cheng Q, Hu L, Yao W, Zhang H, Zhu P, Zhao Z, Zhang H, Zheng Y, Ji L, Zhang Y, Chen H, Yan A, Guo J, Yu L, Wang L, Liu X, Shi T, Zhu M, Chen Y, Yang G, Tang P, Xu B, Giri C, Clinton N, Zhu Z, Chen J, Chen J. 2013. Finer resolution observation and monitoring of global land cover: First mapping results with Landsat TM and ETM+ data. Int J Remote Sens, 34: 2607–2654

Liu J, Kuang W, Zhang Z, Xu X, Qin Y, Ning J, Zhou W, Zhang S, Li R, Yan C, Wu S, Shi X, Jiang N, Yu D, Pan X, Chi W. 2014. Spatiotemporal characteristics, patterns, and causes of land-use changes in China since the late 1980s. J Geogr Sci, 24: 195–210

Verburg P H, Crossman N, Ellis E C, Heinimann A, Hostert P, Mertz O, Nagendra H, Sikor T, Erb K H, Golubiewski N, Grau R, Grove M, Konaté S, Meyfroidt P, Parker D C, Chowdhury R R, Shibata H, Thomson A, Zhen L. 2015. Land system science and sustainable development of the earth system: A global land project perspective. Anthropocene, 12: 29–41

Xu G, Zhu X, Fu D J, Dong J W, Xiao X M. 2017. Automatic land cover classification of geo-tagged field photos by deep learning. Environ Model Software, 91: 127–134