中国科学: 地球科学 2014 年 第 44 卷 第 8 期: 1646 ~ 1660
www.scichina.com earth.scichina.com
《中国科学》杂志社
SCIENCE CHINA PRESS

专题: 遥感与全球变化研究

论 文

基于多源数据集成的多分辨率全球地表覆盖制图

俞乐[①], 王杰[②], 李雪草[①], 李丛丛[③], 赵圆圆[①], 宫鹏[①②④*]

① 清华大学地球系统科学研究中心, 地球系统数值模拟教育部重点实验室, 北京 100084;
② 中国科学院遥感与数字地球研究所, 遥感科学国家重点实验室, 北京 100101;
③ 北京师范大学全球变化与地球系统科学研究院, 遥感科学国家重点实验室, 北京 100101;
④ 全球变化研究协同创新中心, 北京 100875
* 联系人, E-mail: penggong@tsinghua.edu.cn

收稿日期: 2013-12-13; 接受日期: 2014-04-28; 网络版发表日期: 2014-07-11
国家高技术研究发展计划项目(编号: 2009AA12200101)、国家自然科学基金项目(批准号: 41301445)、遥感科学国家重点实验室开放基金项目(编号: OFSLRSS201202)和清华大学科研项目(编号: 2012Z02287)资助

摘要 全球地表覆盖数据产品(如地表覆盖, 植被连续场)最高空间分辨率已达到 30 m. 不同领域的用户对于这些产品的精度和空间分辨率有着不同的需求. 基于此, 本文从制图精度和空间分辨率两方面对现有的 30 m 地表覆盖数据进行改进和分析. 首先通过将两套 30 m 全球地表覆盖产品(FROM-GLC、FROM-GLC-seg(Segmentation))与两套粗分辨率全球产品(基于夜间灯光数据的不透水层 NL-ISA、MODIS 城市产品 MODIS-urban)进行集成, 生成了 30 m 分辨率的地表覆盖新产品 FROM-GLC-agg(Aggregation). 随后, 采用了分辨率低于 30 m 的数据集(如 MODIS 地表覆盖产品 MCD12Q1, 全球地表覆盖产品 GlobCover2009, MODIS 水体掩模产品 MOD44W 等)对 FROM-GLC-agg 进行后处理以进一步消除类别混淆. 经过多源数据合成的新地表覆盖数据产品中来自 30 m 分辨率全球地表覆盖产品的象元仍占 98.9%. 在此基础上, 通过众数聚合和比例聚合这两种升尺度方法生成了 8 套粗分辨率(250 m, 500 m, 1 km, 5 km, 10 km, 25 km, 50 km 和 100 km)全球地表覆盖数据集来满足不同应用的需求. 通过基于混淆矩阵的精度比较表明 FROM-GLC-agg 的总体精度为 65.51%, 该精度显著优于先前的两套 30 m 地表覆盖产品. 多源数据合成后的 30 m 分辨率数据以及升尺度处理后的 250 m, 500 m, 1 km 分辨率数据的最高总体精度分别为 69.50%, 76.65%, 74.60%和 73.47%. 对采用众数聚合法得到的不同分辨率下地表覆盖类型的面积偏差分析显示, 当分辨率超过 5 km 时, 大部分植被类型会有至少 5%的面积偏差. 因此, 对于需要使用粗分辨率地表覆盖数据作为输入的用户, 建议使用包含了准确地表覆盖类型占比的比例聚合数据.

关键词
空间聚合
Landsat
MODIS
生物多样性
气候变化
多分辨率
众数聚合法

20 世纪 80 年代以来, 通过地图编辑生成的粗分辨率(1°和 0.5°)全球地表覆盖产品(Matthews, 1983; Olson 和 Watts, 1982; Wilson 和 Henderson-Sellers, 1985)被用于气候模式和碳循环研究. 随着地球系统和气候系统模式研究的发展, 人们需要更高分辨率(空间分辨率和时间分辨率)、更准确的专题内容和更

中文引用格式: 俞乐, 王杰, 李雪草, 等. 2014. 基于多源数据集成的多分辨率全球地表覆盖制图. 中国科学: 地球科学, 44: 1646–1660
英文引用格式: Yu L, Wang J, Li X C, et al. 2014. A multi-resolution global land cover dataset through multisource data aggregation. Science China: Earth Sciences, 57: 2317–2329, doi: 10.1007/s11430-014-4919-z

稳定的全球地表覆盖产品以便更好地理解全球气候和地球系统(Bontemps 等, 2012). 因此, 全球地表覆盖制图(DeFries 和 Townshend, 1994; Loveland 等, 2000; Hansen 等, 2000; Friedl 等, 2010; Bartholome 和 Belward, 2005; Arino 等, 2008, Bontemps 等, 2010; Tateishi 等, 2011)后来主要使用不同类型的遥感数据, 如 Advanced Very High Resolution Radiometer (AVHRR), MODerate Resolution Imaging Spectroradiometer (MODIS), SPOT-VEGETATION(SPOT-VET), MEdium Resolution Imaging Spectrometer(MERIS). 但是这些数据空间分辨率仍然较低(MODIS 的空间分辨率为 250 m/500 m/1 km, AVHRR 和 SPOT-VEG 的空间分辨率为 1 km, MERIS 的空间分辨率为 300 m). 2008 年 Landsat 数据实现免费获取之后, 人们开始尝试 30 m 分辨率全球地表覆盖遥感制图. 2013 年以来, 发表了多项基于 Landsat Thematic Mapper(TM)和 Enhanced TM Plus(ETM+)数据的 30 m 地表覆盖制图和监测研究成果(Gong 等, 2013; Yu 等, 2013a, 2013b; Sexton 等, 2013; Hansen 等, 2013).

FROM-GLC(Finer Resolution Observation and Monitoring-Global Land Cover)(Gong 等, 2013) 和 FROM-GLC-seg(Yu 等, 2013a)是当前仅有的两套 30 m 全球地表覆盖产品. 但是, 这两套产品还存在许多不足. FROM-GLC 仅采用了单时相(名义年份是 2010 年)Landsat TM/ETM+数据用于制图, 缺乏多时相信息, 因此该产品中随季节动态变化的地表覆盖类型(例如农田和草地)精度有限. FROM-GLC-seg 采用图像分割技术结合了多分辨率数据, 包括 Landsat TM/ETM+数据, 250 m 的时间序列的 MODIS 增强植被指数(Enhanced Vegetation Index, EVI)产品, 生物气候变量, 数字高程模型(Digital Elevation Model, DEM) 和土壤-水分变量进行制图. 其整体精度(Overall Accuracy, OA)和大部分地表覆盖类型的精度得到提高, 但是斑块较小的地表覆盖类型(例如水体、冰雪)由于粗分辨率特征信息的引入反而降低. 前人使用集成不同来源的数据来提高土地覆盖/土地利用数据质量的方法(Sterling 和 Ducharne, 2008; Verburg 等, 2011). 该方法需要考虑不同候选数据的特点, 通过不同的集成规则(例如模糊度排序(Jung 等, 2006), 区域专家知识(Fritz 等, 2011; Vancutsem 等, 2013)来构建更高质量的数据产品. 集成 FROM-GLC 和 FROM-GLC-seg 能否生成更高精度的数据还有待验证.

全球地表覆盖产品的用户, 除了关注精度外, 还关注空间分辨率. 当前可用的地表覆盖数据很少能完全符合具体应用对空间分辨率的需求(Quattrochi 和 Goodchild, 1997; Raj 等, 2013), 通常用户还需要进行额外的数据重采样. Bonstemps 等(2012)对气候模式用户调查发现, 目前最常用的地表覆盖数据是 IGBP (International Geosphere-Biosphere Programme) GLCC(Global Land Cover Characterization)(Loveland 等, 2000), MODIS 地表覆盖产品(Friedl 等, 2010), GLC2000(Global Land Cover 2000)(Bartholome 和 Belward, 2005)等. 这些数据的分辨率都是 1 km 或者 500 m. 但是, 农业、水资源管理和城市规划等应用则需要 30 m 分辨率的数据作为输入(Yu 等, 2013b; Zhong 等, 2012, 2014; 王雷等, 2012). 此外, 公众健康、生物多样性研究、碳科学、水文学和景观变化分析等需要更高分辨率的数据(Liang 等, 2010; Mauser 和 Schadlich, 1998; Zhao 等, 2010; Gong 等, 2012). Zhao 等(2010)发现空间分辨率粗于 1 km 的地表覆盖变化数据在评估地表碳存储及其内部差异和空间格局上会产生显著的偏差. 空间升尺度(降低分辨率)或者降尺度(提高分辨率)是改变数据分辨率以服务于特定需求的常用方法(Wilby 和 Wigley, 1997; Hijmans 等, 2005; Kitron 等, 2006; Ramirez-Villegas 和 Jarvis, 2010). 已有一些小区域的研究, 定量分析了不同地表覆盖类型在不同分辨率下进行尺度变换时引起的面积偏差(Moody 和 Woodcock, 1995; Gupta 等, 2000; He 等, 2002; Gardner 等, 2008; Raj 等, 2013). 但是, 尚未有从全球角度开展的同类研究.

为了支持需要地表覆盖数据作为输入的全球尺度的研究, 本文从地表覆盖产品质量改进和多分辨率处理两方面来对原有产品进行改进和分析. 我们首先尝试将现有的两套全球 30 m 地表覆盖产品(FROM-GLC, FROM-GLC-seg)相结合, 并通过建立决策树规则与两套粗分辨率的不透水层产品进行集成以改进总体精度和不同地表覆盖类型的精度, 生成新的 30 m 地表覆盖数据. 然后, 结合更多数据进行后处理和空间升尺度处理, 生成 9 个分辨率级别(包括 30 m, 250 m, 500 m, 1 km, 5 km, 10 km, 25 km, 50 km 和 100 km)的数据. 最后, 在此基础上定量分析精度改善程度和不同尺度下不同地表覆盖的面积

估算偏程度, 为数据用户提供建议.

1 30 m 全球地表覆盖制图改进方法

FROM-GLC 是首套全球地表覆盖产品, 它使用了覆盖全球(除了南极洲和格林兰岛以外)的 8903 景 Landsat TM/ETM+影像以获取 30 m 空间分辨率的全球地表信息(Gong 等, 2013). 这些影像中, 约 3/4 是在 2010 年前后采集. 通过人工遍历每景 Landsat 影像, 并参考 MODIS 时间序列, 以及 Google Earth 上的高分辨率影像和野外照片(来自 Panoramio, http://www.panoramio.com/), 从中采集了分布全球的 91433 个训练样本和 38664 个验证样本. 采用了 4 种分类器(包括最大似然分类法(Maximum Likelihood Classifier, MLC), J48 决策树算法, 随机森林(Random Forest, RF)和支持向量机(Support vector machine, SVM)), 按照如表 1 所示的分类系统进行分类制图, 其中 SVM 总体精度最高(一级类 OA=63.69%)(下文的精度均指一级类精度).

FROM-GLC-seg 是 FROM-GLC 的改进版本(Yu 等, 2013a). 该产品采用图像分割技术来结合多分辨率数据集, 输入数据除了 FROM-GLC 中的 Landsat TM/ETM+外, 还包括 MODIS EVI 时间序列(250 m), 生物气候变量(1 km), 全球 DEM 数据(1 km), 土壤-水分变量(1 km)等. FROM-GLC-seg 采用与 FROM-GLC 相同的训练样本和验证样本. 考虑到粗分辨率数据引入混合象元的影响, 对分类系统进行了少量调整, 即不透水层类型没有被包含进来进行单独制图, 而是作为裸地处理. 该产品以 RF 为分类器, 获得了比前套产品 FROM-GLC 更好的总体精度(OA=64.42%).

上述两套全球地表覆盖产品(FROM-GLC 和 FROM-GLC-seg)对不透水层的制图效果均不佳. 由于不透水层在反射光谱上的异质性和多样性(Small, 2005), 通常需要特殊方法单独处理(Wang 等, 2010; 2012; Gong 和 Howarth, 1990, 1992a, 1992b). 了解全球范围内不透水层的分布与结构非常重要, 它直接反映了与社会-经济活动和环境/生态影响相关的土地利用格局(Jensen 和 Zown, 1999; Small, 2005). 当前的全球不透水层数据的生产也主要采用单类型制图的方法.

本文从两方面入手来改进 30 m 全球地表覆盖产品精度: (1) 将当前精度最高的两套粗分辨率不透水层产品——基于夜间灯光数据的不透水层产品 Nighttime Light-Impervious Surface Area(NL-ISA)(Elvidge 等, 2007)和 MODIS 城市产品(MODIS-urban)(Schneider 等, 2009, 2010), 降尺度为 30 m; (2) 根据 FROM-GLC 和 FROM-GLC-seg 的特点, 构建决策树以合成这两套产品.

1.1 不透水层数据降尺度处理

Elvidge 等(2007)采用夜晚灯光数据(Nighttime Light)和 LandScan 人口统计数据(http://www.ornl.gov/sci/landscan/), 并参考 U.S. Geological Survey (USGS)National Land Cover Dataset(NLCD)的 30 m 地表覆盖产品中的不透水层, 生成了全球 1 km 的不透水层密度产品 NL-ISA(http://www.ngdc.noaa.gov/dmsp/downloadV4composites.html). 该产品中每个象元的值代表了不透水层的比例, 其数值 0~100 代表着不同的覆盖率(0 代表不含不透水层, 100 代表着象元完全被不透水层覆盖). 采用 USGS NLCD 对 NL-ISA 进行精度评价表明, 其在全美地区的估算误差小于 7.4%.

表 1 FROM-GLC 分类系统(改自 Gong 等, 2013)

一级类	二级类						
农地	水稻田	大棚养殖	其他农地				
森林	阔叶林	针叶林	混交林	果园			
草地	牧草地	天然草地	湿地(草地)	禾本苔原			
灌丛	灌丛苔原						
水体	湖泊	水库/鱼塘	河流	海水			
不透水层	高反照率	低反照率					
裸地	盐碱地表	沙地	砾/岩石地	裸农地	干河/湖床	裸其他裸地	湿地(裸地)
冰雪	积雪/粒雪	冰盖/冰川					
云							

为了使 1 km 的 NL-ISA 产品能够服务于 30 m 全球地表覆盖产品, 需要将其进行降尺度处理(提高空间分辨率). 我们通过对比 FROM-GLC 产品和 NL-ISA 的异同来实现降尺度. 由于 NL-ISA 是比例产品, 首先需要确定一个阈值将其划分为不透水层和非不透水层来与 FROM-GLC 的类别进行对应. 我们通过遍历 NL-ISA 的整个取值范围, 来计算不同阈值下不透水层样本和裸地样本(最容易与不透水层混淆, Gong 等, 2013)区分精度的变化(图 1). 由图 1 可知, 当 NL-ISA 的阈值为 4%时, 不透水层和裸地的 OA 最优(99.57%). 因此, 我们选择这个阈值将 NL-ISA 二值化为不透透水层和非不透水层. 但是, 我们还发现即使是采用如此低(4%)的阈值, 很多城市样本还是被漏分了. 因此, 我们采用了另外一套全球产品(MODIS-Urban)来改进.

MODIS-Urban 是采用 MODIS 数据和全球城市训练样本, 进行基于决策树的监督分类得到的 500m 分辨率全球城市分布产品(Schneider 等, 2009, 2010). 为了避免特殊区域中城市建成区和其他地表覆盖类型之间的混淆, 该产品还引入了气候、植被和城市拓扑等信息进行分层处理. 通过对全球 140 个城市进行验证表明该套产品的整体精度达到了 93%. 我们通过对比 NL-ISA 和 MODIS-urban 发现, NL-ISA 分布范围更大, 但对于面积较小的城市区域, 后者更加准确(因为 MODIS-urban 的空间分辨率比 NL-ISA 要高). 图 2 显示了在不同 NL-ISA 阈值下, 遗漏的 MODIS-urban 中城市面积的比例. 当阈值为 4%时, 会遗漏 24.71%的城市面积.

为了获得更为全面的不透水层信息, 我们将 NL-ISA 和 MODIS-Urban 产品都用于改进 30m 全球地表覆盖产品中的不透水层类型, 具体降尺度集成的流程如图 3 所示. 通过比较位于相同位置的 Landsat TM/ETM+影像, 该流程处理后的不透水层分布范围较 FROM-GLC 更为合理.

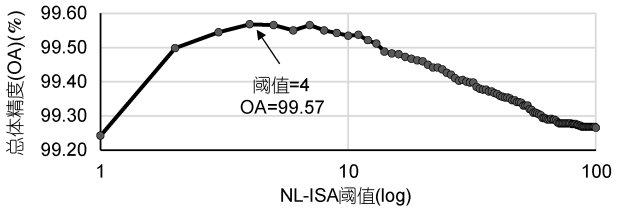


图 1　不透水层和裸地样本在不同 NL-ISA 阈值下的精度变化

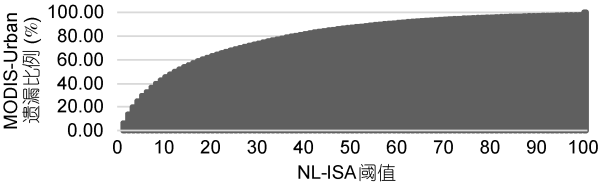


图 2　在不同 NL-ISA 阈值下遗漏 MODIS-Urban 城市面积的比例

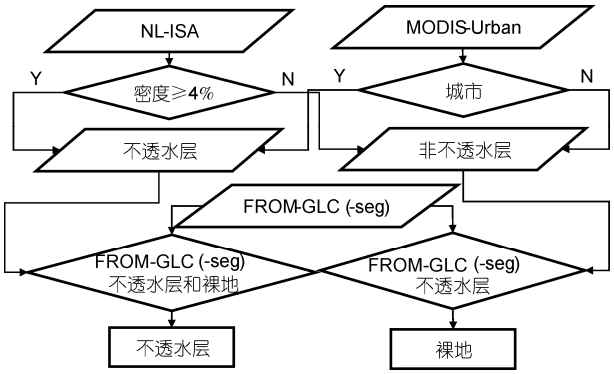


图 3　不透水层降尺度处理流程图

1.2　30 m 地表覆盖产品集成

如上文所述, FROM-GLC 和 FROM-GLC-seg 各有其特点: FROM-GLC-seg 在植被类型和裸地的精度较高; 而 FROM-GLC 对空间分布范围小的类型(如水体、冰雪)存在优势(因为采用了纯 30 m 数据作为输入). 考虑到不透水层精度在 FROM-GLC 很低且在 FROM-GLC-seg 没有制图, 我们采用了两套粗分辨率的全球不透水层产品(NL-ISA 和 MODIS-urban)按照 1.1 介绍的流程进行降尺度处理后作为替代. 其他地表覆盖类型按照图 4 的流程进行集成, 得到新的 30 m 地表覆盖产品 FROM-GLC-agg. 在该集成处理过程中, 所有被分为植被类型(例如农地、森林、灌丛和草地)及裸地的象元均取自 FROM-GLC-seg. FROM-GLC-seg 中的水体和冰雪比较平滑, 没有明显“椒盐效应”, 但不足之处是遗漏了一些小的河流(Yu 等, 2013a). 为了恢复这些小的河流, 加入了 FROM-GLC 中的水体和冰雪. 云覆盖下的地表覆盖信息无法直接获取, 为了减少由于云导致的分类误差, 我们把云作为一类单独的地表覆盖类型(也作为质量标记).

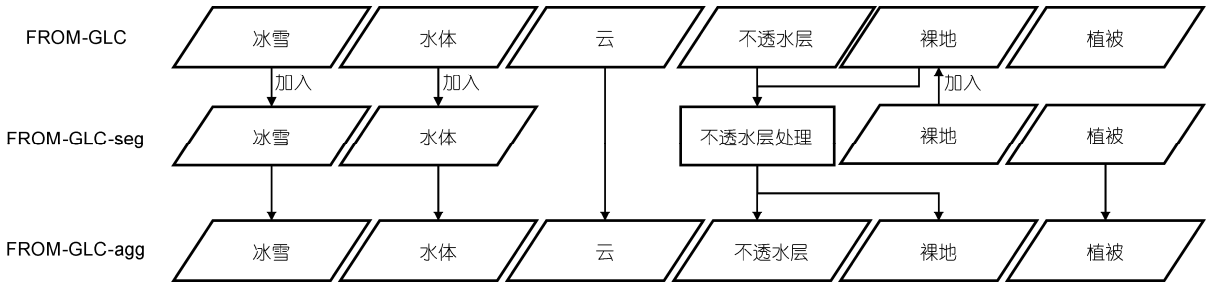


图 4　FROM-GLC-agg 集成流程图

通过上述集成处理后得到的新一套全球 30 m 地表覆盖产品FROM-GLC-agg如图5所示. 采用FROM-GLC项目中采集的38664个验证样本(Gong等, 2013; Zhao等 [1])对其进行精度评价, 混淆矩阵如表 2 所示. FROM-GLC-agg 的一级类精度为 65.51%, 高于FROM-GLC(63.69%)和FROM-GLC-seg(64.42%).

将验证样本点, 按空间位置对应到生态地理特征较为一致的生态区(共 867 个地理单元)(Olson 等, 2001)进行精度分析表明: 分类误差主要集中在过渡区, 相反, 热带雨林、沙漠等分布区则比较容易分对.

2　多分辨率地表覆盖数据构建方法

为了满足不同应用对不同分辨率 s 地表覆盖数据的需求, 我们在 FROM-GLC-agg 的基础上, 采用空间升尺度技术来生成多分辨率数据. 虽然, FROM-GLC-agg 在FROM-GLC和FROM-GLC-seg的基础上进行了改进, 然而 FROM-GLC-agg 仍然存在着很多不足(表 2; 图 6), 主要包括: (1) 由于满足质量要求的Landsat数据的缺乏, 仍有大约65万平方公里陆地面积(不包括南极洲和格林兰岛, 主要分布在北极圈附近)是制图空白区(标记为“No Data”). (2) 在FROM-GLC-agg 中, 云被作为是一种地表覆盖类型(覆盖面积大约为 97 万平方公里), 其下覆盖的真实地表覆盖类型未知. (3) 由于云阴影、山体阴影与水体的反射率都较低, 在分类中极易产生混淆, 水体制图面积多于真实面积. (4) 由于缺少时间序列 Landsat TM/ETM+影像, FROM-GLC-agg 中的裸地分布过高.

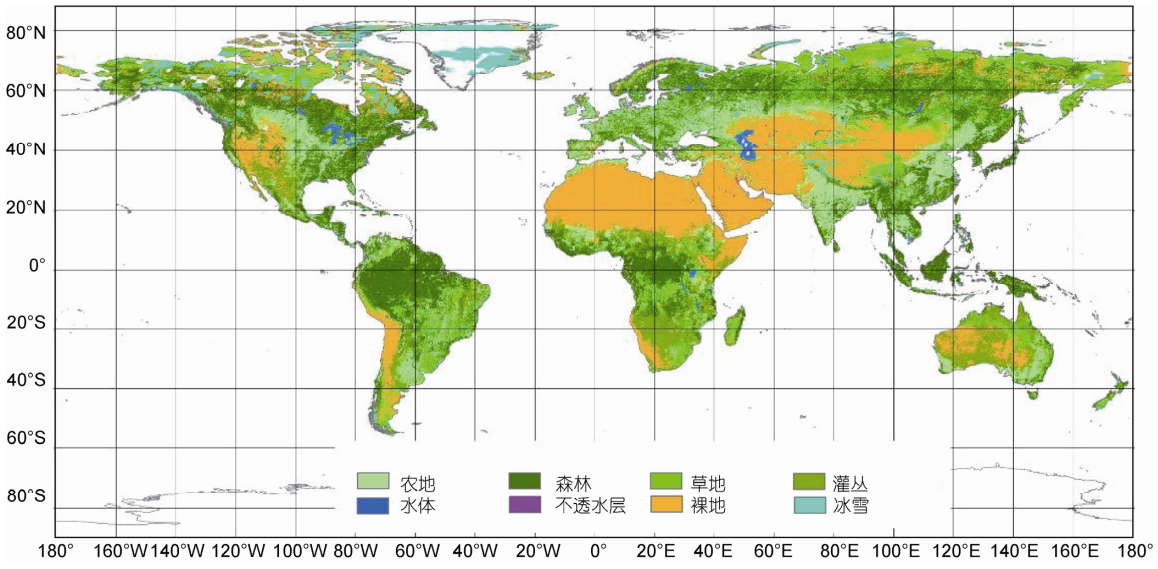


图 5　FROM-GLC-agg 全球地表覆盖图

1) Zhao Y, Gong P, Yu L, et al. 2014. A common validation sample set for global land cover mapping. Int J Remote Sens. In review

表 2　FROM-GLC-agg 混淆矩阵

	农地	森林	草地	灌丛	水体	不透水层	裸地	冰雪	云	生产者精度(PA)(%)
农地	**2587**	388	400	182	43	21	248	0	14	66.62
森林	445	**8982**	792	645	163	8	202	2	122	79.06
草地	970	1114	**2522**	711	111	13	1843	0	44	34.42
灌丛	266	600	823	**1682**	51	8	988	1	16	37.93
水体	13	15	19	2	**1336**	5	32	5	8	93.10
不透水层	89	49	35	15	4	**69**	11	0	4	25.00
裸地	105	17	122	242	57	42	**5688**	0	5	90.60
冰雪	2	16	26	2	150	0	69	**430**	39	58.58
云	14	37	7	1	7	4	30	1	**511**	83.50
使用者精度(UA)(%)	57.60	80.07	53.14	48.31	69.51	40.59	62.43	97.95	66.97	**65.51**

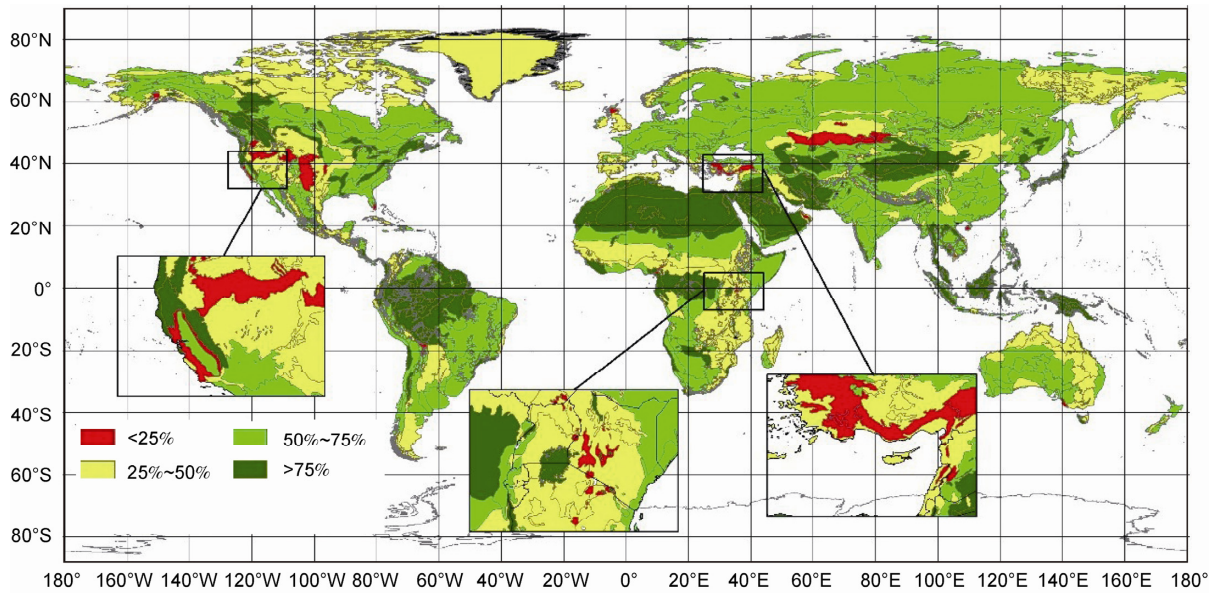


图 6　按生态区的地表覆盖制图精度分布图

季节性裸地, 如裸耕地会被误分为裸地. 又如冰冻区域(例如青藏高原)草原会被误分为裸地.

为了减少 FROM-GLC-agg 中的误分现象, 我们采用多种粗分辨率数据对其进行后处理. 该后处理原则是用高质量(精度)数据会取代低质量数据(或象元), 具体方式如下(图 7): (1) 用 MODIS 地表覆盖产品(Friedl 等, 2010)替代"No Data"和云覆盖象元. 没有 MODIS 地表覆盖数据部分则采用 GlobCover2009 (Bontemps 等, 2010)来替代. 在处理之前, MODIS 地表覆盖产品和 GlobCover2009 产品的地表覆盖类型需要与 FROM-GLC-agg 的地表覆盖类型进行转化(附表 1, http://earth.scichina.com). (2) MODIS 地表覆盖产品, GlobCover2009 和全球水体掩膜数据(Carroll 等, 2004)用来替换或添加进水体类型, 以减少水体和阴影所产生的混淆; (3) 裸地的高估通过引入基于 MODIS 地表覆盖的时空一致性检查后的地表覆盖产品(LC-STC)进行修正(Wang 等, 2014); (4) 在海洋区域引起的地表覆盖类型混淆通过海岸线数据 Global Self-consistent, Hierarchical, High-resolution Geography Database-GSHHG(Wessel 和 Smith, 1996)来排除. 经过上述处理后, 虽然减少了地表覆盖类型之间的混淆, 但是那些被替换或添加进的象元(约占原始象元

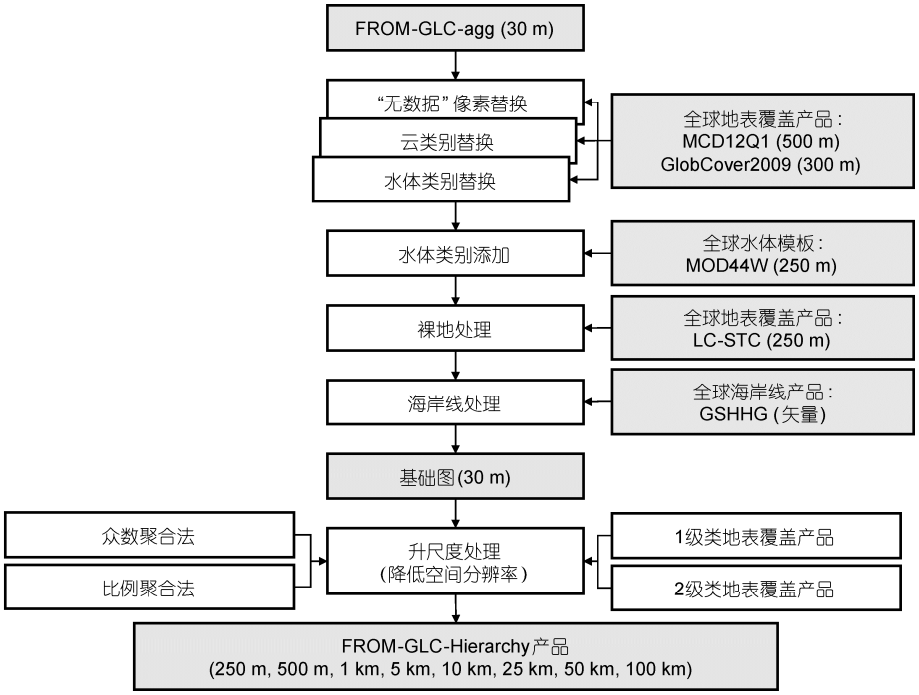


图 7　FROM-GLC-Hierarchy 处理流程图

总量的 1.09%)的空间分辨率等于或者粗于 250 m, 整体空间分辨率不再一致. 由于 98.9%的象元仍是 30 m, 我们称处理后的数据为30 m基础图, 并在此基础上来生成多分辨率土地覆盖产品 FROM-GLC-Hierarchy.

FROM-GLC-Hierarchy 通过类型升尺度方法得到, 即将精细尺度下的像素的类型聚合为粗分辨率下的类型, 常用的方法有: 基于众数聚合法(Turner 等, 1989a, 1989b; Moody 和 Woodcock, 1994, 1995; Benson 和 MacKenzie, 1995; Mladenff 等, 1997; He 等, 2002; Raj 等, 2013), 随机规则法(He 等, 2002), 移动窗口中心距离权重方法(Gardner 等, 2008)等. 当前关于地表覆盖类型面积估计偏差随尺度变化的研究都是在小区域或者采用模拟数据开展的(Woodcock 和 Strahler, 1987; Turner 等, 1989a; Moody 和 Woodcock, 1995; He 等, 2002; Raj 等, 2013), 其结论可以总结为如下规律(He 等, 2002): 升尺度引起的面积高估或低估与不同类型的空间分布模式有关, 优势类型的面积被高估, 小斑块类型的面积被低估.

本文首次以全球地表覆盖数据为对象, 开展不同地表覆盖类型在不同尺度下的面积偏差效应定量研究. 我们采用最常用的众数聚合法作为升尺度方法. 众数聚合法的规则是从精细分辨率图的候选类别中选择出现频率最高的类别, 作为粗分辨率像素的类别(图 8(a)). 当出现多个频率相同的多数类型时, 则在其中随机选择一类作为最终的类型. 另外, 为了支持有些应用采用比例数据作为输入, 我们还采用了比例聚合法进行升尺度处理. 比例聚合法(图 8(b))是计算不同地表覆盖类型的比例, 并存储在不同的

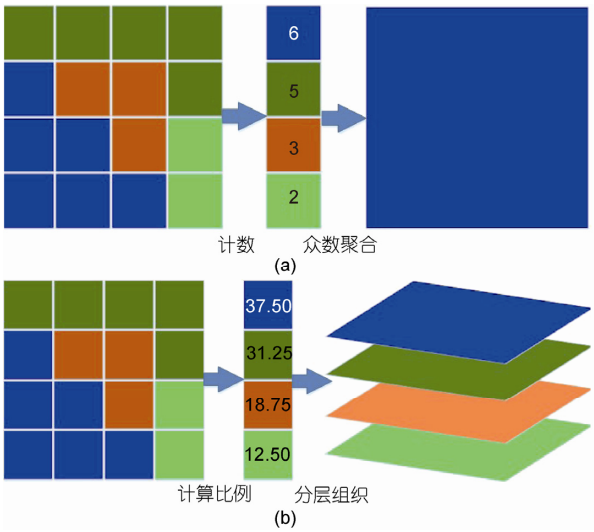


图 8　众数聚类法(a)和比例聚类法(b)示意图

图层中, 每一个像素记录的是在不同分辨率级别下特定类别的比例. 通过采用这两种升尺度方法, 我们从 30 m 基础图生成 8 个粗分辨率级别的地表覆盖数据, 包括 250 m, 500 m, 1 km, 5 km, 10 km, 25 km, 50 km 和 100 km.

后处理和升尺度后的效果分别如图 9 和 10 所示. 该区域 MODIS 条带号是 H27V05, 覆盖了主要包括中国华北平原在内的 1200 km×1200 km 的范围. 在 FROM-GLC-agg 中标记为“No Data”(图中黑色区域)和云(图中白色区域)的像素(图 9(a))被改进为新的地表覆盖类型(图 9(b)). 另外, 改进后的图海消除了水体制图高过真实分布的现象(图 9(a)左下蓝色区域)和由于云及阴影导致的海水误分(图 9(a)右上蓝色区域).

对经过后处理的数据进行升尺度得到从 250 m ~ 100 km 一共 8 个空间分辨率的数据(图 10). 可以看到该区域的主导地表覆盖类型农地、森林和水体随着分辨率的降低而逐渐高估, 而不透水层类型从 50 km 开始之后在图上无法体现.

采用上述 38664 个验证样本进行精度评估表明, 后处理得到的全球基础图的总体精度为 67.63%, 比 FROM-GLC-agg 的精度(65.51%)高 2.12%. 但由于该图是通过多套多分辨率数据直接像素替换而成, 实际分辨率为 30~500 m. 另外, 我们从验证样本中筛选出在 1 km 尺度上具有同质性的样本(称“大样本”, Gong 等, 2013)共 16105 个, 用它对 250 m, 500 m 和 1 km 分辨率数据评价的精度分别为 74.10%, 71.86% 和 70.77%. 考虑到部分验证样本存在随季节的不确定性(即样本类型在植被生长季和非生长季不同)(Zhao 等[1)]), 我们进一步筛选后得到排除了这一不确定性的样本 30616, 其中大样本 13221 个. 采用这些样本计算得到基础图的精度为 69.50%, 采用其中的大样本计算 250 m, 500 m 和 1 km 图的精度分别为 76.65%, 74.60%和 73.47%. 因为缺乏相应尺度的验证样本, 我们没有对更粗分辨率(>5 km)的数据进行同类精度评价, 但进一步的精度分析可以参看下文 3.3 节.

3　分析与讨论

3.1　3 套 30 m 全球地表覆盖产品的比较

从总体精度上看, FROM-GLC-agg(65.51%)较 FROM-GLC(63.69%)和 FROM-GLC-seg(64.42%)略高(表 3). 为了更加详尽地了解这三套产品的特点, 我们采用了多种基于混淆矩阵的精度度量指标, 包括 OA, Kappa 系数(K), Kappa 方差(K_{var}), Kappa 的 95%置信区间(Confidence Interval, CI), 制图者精度(Producer's Accuracy, PA)和使用者精度(User's Accuracy, UA)等来进行对比. 并计算 FROM-GLC, FROM-GLC-seg 和 FROM-GLC-agg 两两之间的 Z-score 来检验每对 Kappa 系数差别的显著性

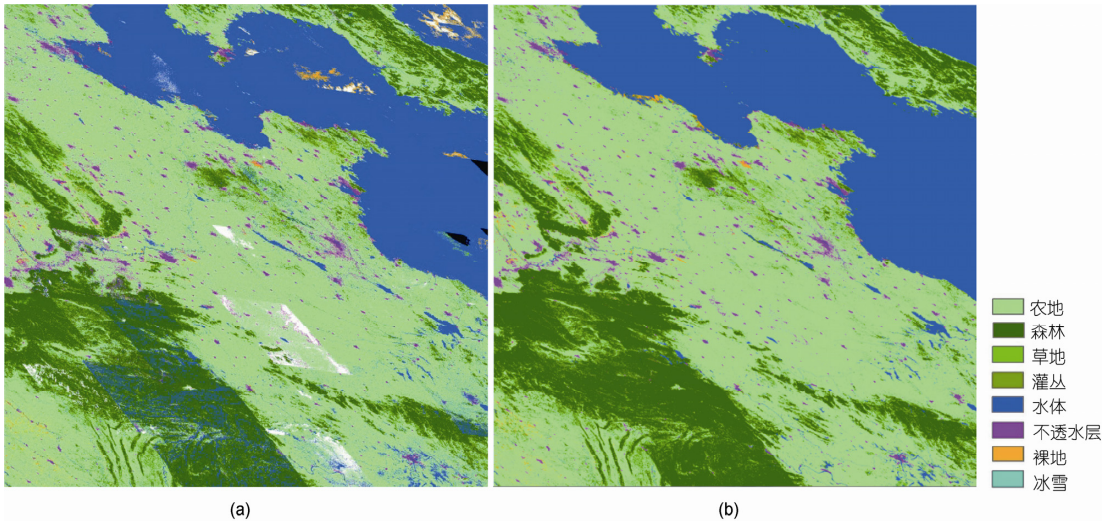


图 9　后处理前(a)后(b)对比

图像原始分辨率为 30 m

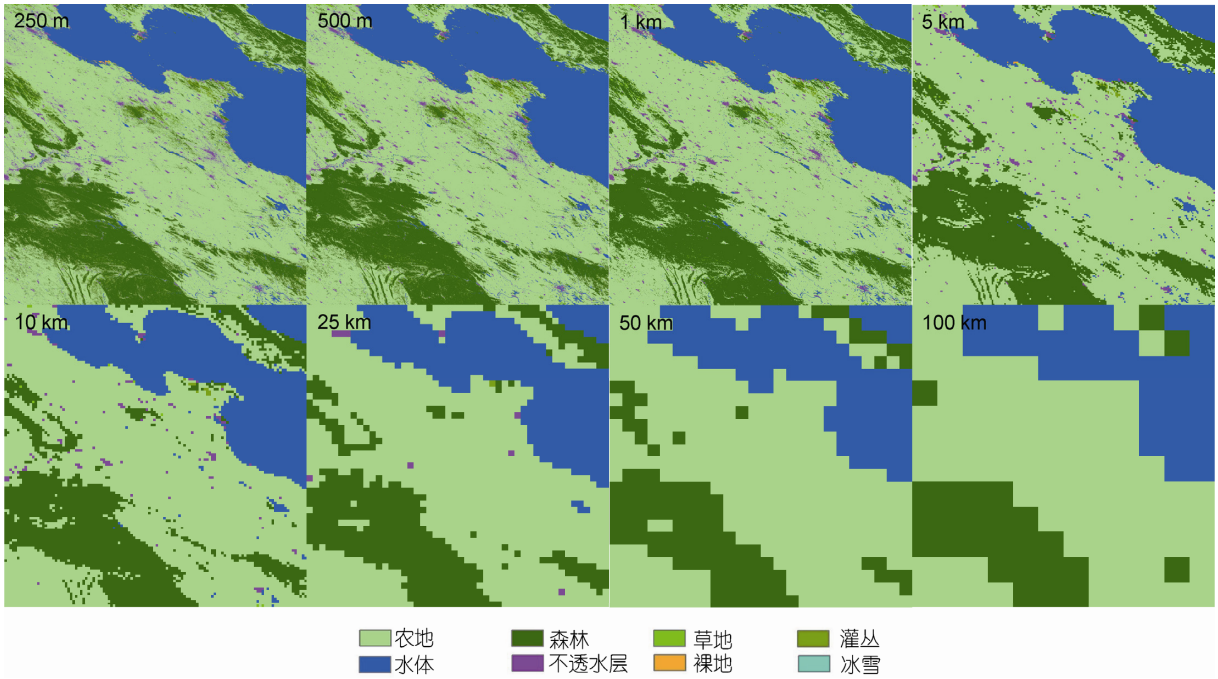


图 10　地表覆盖数据众数聚合示例

表 3　FROM-GLC, FROM-GLC-seg 和 FROM-GLC-agg 的精度比较

	FROM-GLC		FROM-GLC-seg		FROM-GLC-agg	
OA	63.69%		64.42%		65.51%	
K	0.5429		0.5562		0.5722	
K_{var}	9.2804×10^{-6}		9.2137×10^{-6}		9.1341×10^{-6}	
CI	[0.5370, 0.5489]		[0.5502, 0.5621]		[0.5663, 0.5781]	
	UA(%)	PA(%)	UA(%)	PA(%)	UA(%)	PA(%)
农地	43.24	37.59	55.21	67.63	57.60	66.62
森林	80.16	77.10	79.13	80.09	80.07	79.06
草地	53.66	34.18	52.43	34.57	53.14	34.42
灌木	49.11	34.73	48.89	38.45	48.31	37.93
水体	82.88	88.41	72.02	87.72	69.51	93.10
不透水层	34.88	10.53	–	–	40.59	25.00
裸地	56.38	93.45	60.64	91.23	62.43	90.60
冰雪	96.54	85.94	80.87	63.35	97.95	58.58
云	65.82	83.63	–	–	66.97	83.50

(Z-score>1.96 表明两两之间的差异在 95%置信水平内显著).

三套产品两两之间的 Z-scores 结果分别为 Z(FROM-GLC-agg, FROM-GLC-seg)=3.7382, Z(FROM-GLC-agg, FROM-GLC)=6.8198, Z(FROM-GLC-seg, FROM-GLC)=3.0817, 以上数据表明 FROM-GLC-agg 显著优于 FROM-GLC-seg 和 FROM-GLC, 同时 FROM-GLC-seg 显著优于 FROM-GLC.

对比不同地表覆盖类型的 UA 和 PA, FROM-GLC-agg 中有 4 种类型(农地、不透水层、裸地、冰雪, 其中云覆盖类型不计)的 UA 精度最优, 2 种类型(森林和草地)的 UA 精度为次优. 同时, 就 PA 而言, FROM-GLC-agg 在 2 种类型(水体和不透水层)的 PA 精度最优和 5 种地表覆盖类型(农地、森林、草地、

灌木和裸地)的PA精度次优. 不同地表覆盖类型的最优和次优(包括 UA 和 PA)的总和排序依次为: FROM-GLC-agg(6 类最优/次优 UA, 7 类最优/次优 PA), FROM-GLC(5 类最优/次优 UA, 5 类最优/次优 PA), FROM-GLC-Seg(3 类最优/次优 UA, 5 类最优/次优 PA).

3.2　拼接边界的不连续性分析

不同于之前的粗分辨率全球地表覆盖产品采用多时相的遥感数据作为主要数据源, 当前的 30 m 地表覆盖制图以单一时相的 Landsat TM/ETM+影像为主. 由于收集覆盖全球处于一年中植被生长季的数据比较困难, 收集的数据存在季节不一致的情况. 并且, 在通过解译 Landsat TM/ETM+影像收集训练样本和验证样本采集阶段, 根据“所见即所得”的原则来防止主观推断(Gong 等, 2013). 所以, 获取影像的季节差异导致了样本类别的季节差异, 并最终在地表覆盖分类图上体现出部分区域的拼接边界不连续性. 虽然在 FROM-GLC-seg 中, 通过引入 MODIS 时间序列减少了这种现象的分布范围, 但是在集成后的 FROM-GLC-agg 仍然有部分区域存在这种不连续接边(图 5).

图 11 是 Landsat TM/ETM+影像获取时间与该区域植被指数到达最高值时间(通过 MODIS EVI 时间序列数据计算)的相差天数图, 由图可以看出非生长季影像的分布和偏离时间. 对于中高纬度的数据, 相邻影像与生长期偏离远, 同时影像之间的季节差异大, 会导致明显的不连续接边. 尽管一些数字图像处理方法, 例如通过利用两幅影像重叠区的信息进行最佳拼接缝选择(Yu 等, 2012)可以在保持原始数据的前提下, 从视觉上减弱不连续效应, 但本质上这只是一种视觉增强方法且非常耗时. 基于物候和影像质量的选择来替换那些在不合适季节内收集的 Landsat TM/ETM+影像是解决上述现象的一种方法(Franks 等, 2009). 另一种方法是采用多时相的 Landsat TM/ETM+影像来提供完整生长季的观测数据, 以减少季节变换而导致的类别误判, 并进一步提高 30 m 制图精度. 例如, Landsat 时间序列影像对于识别闲置、单期、多年轮作的农地非常有效(Zhong 等, 2012).

为了评价采用多时相TM/ETM+数据用于全球地表覆盖制图的潜力, 我们分析了自 1972 年 Landsat-1 卫星发射以来在每个条带号(path/row)上的重访次数(只计算云量少于 20%的数据)(图 12). 平均到每个条带, 全球被 Landsat 数据覆盖 1 年 4 次以上, 在 2000 年以后 1 年 6 次以上, 可以为开展多时相制图提供便利. 最近关于全球可用 TM/ETM+的分析也进一步详细表明了其重访特性(Kovlskyy 和 Roy, 2013). 迄今为止, TM/ETM+影像是开展高分辨率全球尺度研究

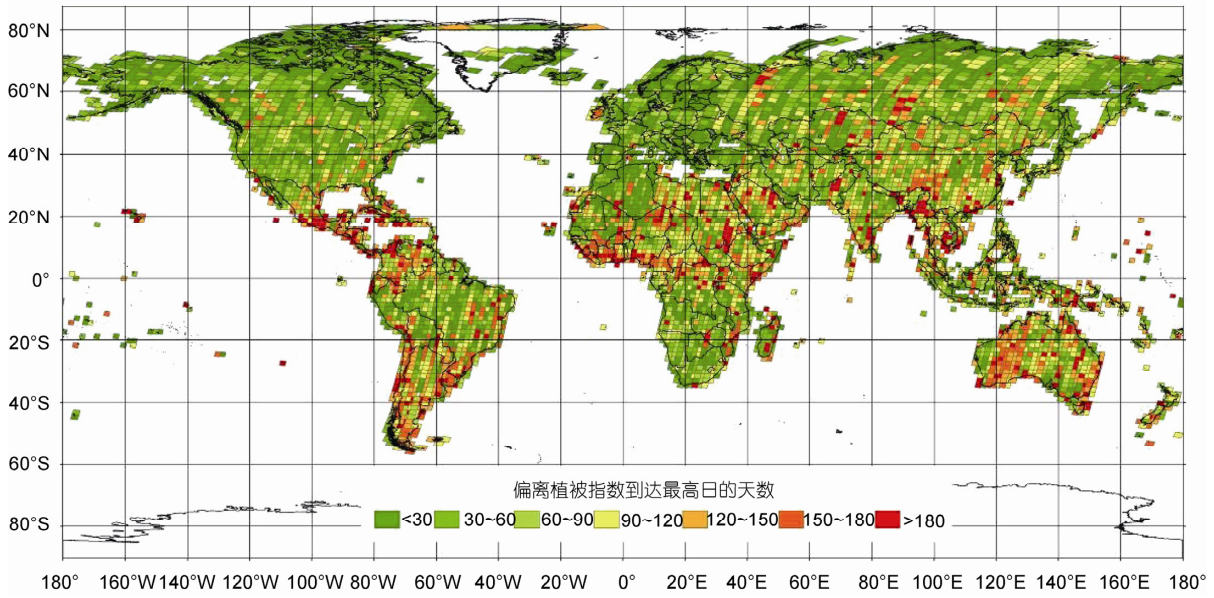


图 11　影像获取时间与该区域植被指数到达最高时间的差异

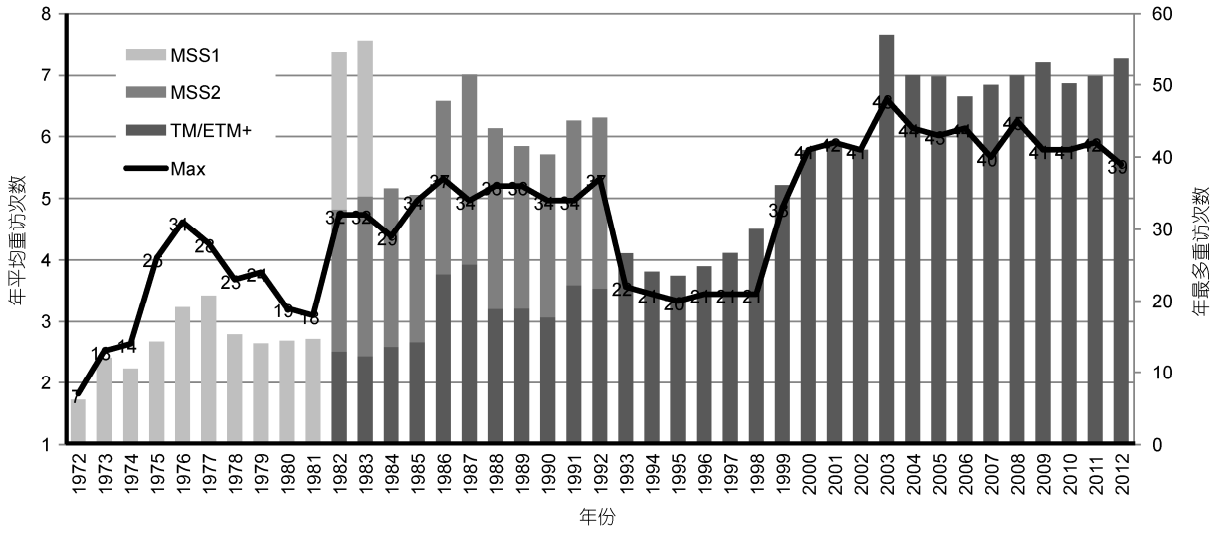


图 12　相同条带号数据在不同年份间的年均重访次数

的最重要数据. 快速处理这批海量数据以挖掘有效信息非常关键, 高性能计算能力已成为全球地表制图的必要条件(Gong 等, 2013; Hansen 等, 2013).

3.3　地表覆盖类型面积偏差的尺度分析

图 13 展示了不同地表覆盖类型在不同空间分辨率下(采用众数聚合法作为升尺度方法)的面积比例散点图, 图中的每一个点代表一景 MODIS(空间覆盖范围为 1200 km×1200 km). *x* 轴是该地表覆盖类型在 30 m 基础图上的比例, *y* 轴是同一类地表覆盖类型在不同分辨率图上的比例. 由图可见, 在粗分辨率上, 大多数类型的面积比例被高估(点分布于 1:1 线以上), 仅有不透水层和冰雪类型面积被低估(点分布于 1:1 线以下). 其中, 不透水层类型的面积估算偏差最为严重. 这主要是因为不透水层是斑块最小的类型, 极易在升尺度时被低估.

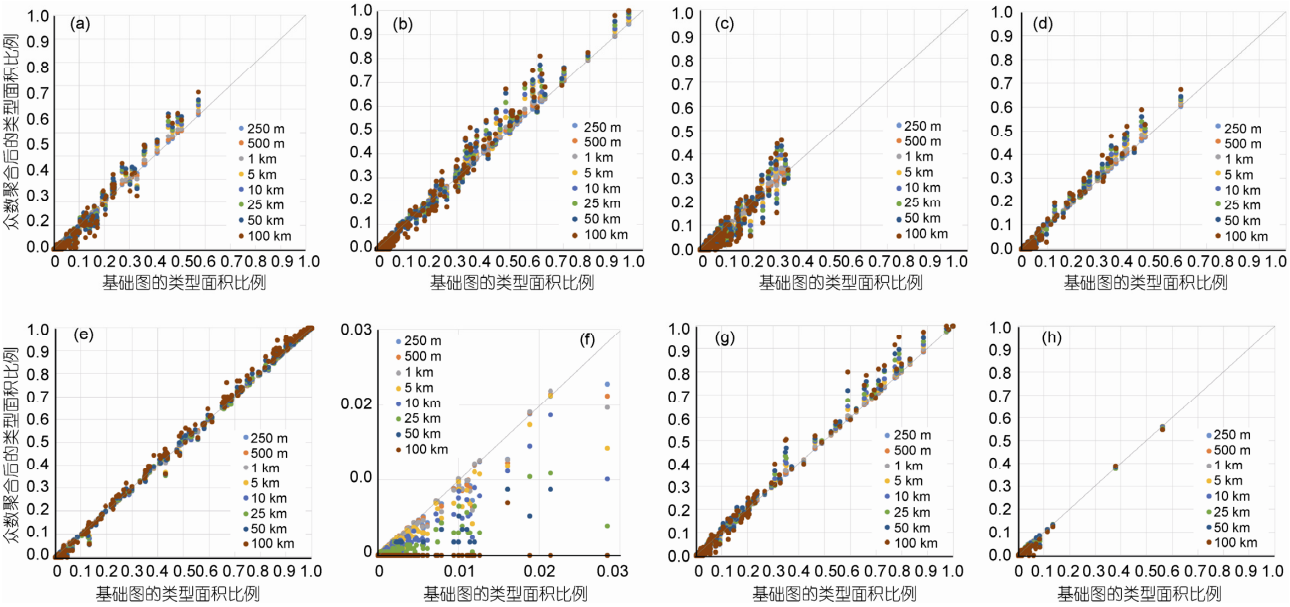


图 13　8 类地表覆盖类型在不同分辨率时和基础图之间的面积比例散点图

(a) 农地; (b) 森林; (c) 草地; (d) 灌丛; (e) 水体; (f) 不透水层; (g) 裸地; (h) 冰雪

所有植被类型都存在着类型面积偏差随空间分辨率降低而增加的现象. 如表 4 中的农地, 在 250 m 时面积偏差为 1%; 而当空间分辨率下降到 25 km 时, 该偏差增加为 8%. 同样, 线性拟合的决定系数 R^2 也从 1 下降为 0.95. 同时均方根误差(Root Mean Square Error, RMSE) 和归一化均方根误差(Normalized RMSE, NRMSE)也随分辨率降低而增加.

从全球角度来看, 不同地表覆盖类型在不同尺度下的高估或低估的程度如表 5 所示. 为了更清晰可读, 在该表中面积偏差小于±1%的加下划线, 斜体字为偏差在±1%~3%, 粗体字为面积偏差±3%~10%, 白色为大于±10%. 该表可以为关注不同地表覆盖类型的用户提供分辨率选择的参考. 简单来讲, 当空间分辨率粗于 5 km 时, 大多数植被类型的面积估计偏差在±5%以上. 因此我们建议在需要用到粗分辨率数据作为输入的应用中, 采用比例数据(即我们采用比例聚合法得到的数据), 它包含了不同地表覆盖类型的原始比例. 该分析提醒在使用粗分辨率地表覆盖产品时需要考虑地表覆盖面积的低估和高估现象, 因为该类偏差会在基于地表覆盖产品为输入的应用模型中进行传递.

4 结论

本文采用了数据集成方法生成了一套新的 30 m 全球地表覆盖产品 FROM-GLC-agg. 其总体精度为 65.51%, 显著优于前两套产品 FROM-GLC(63.69%)和 FROM-GLC-seg(64.42%). 此外, 该产品中单类地表覆盖类型的精度有所改进, 类型间的精度差别也更加平衡. 同时, 本文生成了一套多分辨率全球地表覆盖层级产品 FROM-GLC-Hierarchy(包含 30 m, 250 m, 500 m, 1 km, 5 km, 10 km, 25 km, 50 km, 100 km 共 9 个分辨率级别)以服务于具有不同空间分辨率需求的应用. 其中 30 m, 250 m, 500 m, 1 km 分辨率级别数据的最高总体精度分别为 69.50%, 76.65%, 74.60%和 73.47%. 本文采用的用于构建全球地表覆盖层级产品的框架, 也可以方便地用来集成更多高质量高分辨率的全球和区域地表覆盖产品, 如美国土地覆盖数据集(National Land Cover Database, NLCD)、中国土地利用数据集(National Land Use

表 4 农地在不同空间分辨率时的线性拟合参数

分辨率	斜率	截距	R^2	RMSE	NRMSE
250 m	1.01	-3.43×10^{-4}	1	1.15×10^{-3}	2.00×10^{-3}
500 m	1.01	-9.44×10^{-4}	9.99×10^{-1}	2.99×10^{-3}	5.20×10^{-3}
1 km	1.03	-1.76×10^{-3}	9.97×10^{-1}	6.03×10^{-3}	1.05×10^{-2}
5 km	1.06	-3.51×10^{-3}	9.88×10^{-1}	1.26×10^{-2}	2.19×10^{-2}
10 km	1.07	-4.25×10^{-3}	9.84×10^{-1}	1.50×10^{-2}	2.61×10^{-2}
25 km	1.08	-5.48×10^{-3}	9.77×10^{-1}	1.82×10^{-2}	3.17×10^{-2}
50 km	1.10	-6.87×10^{-3}	9.68×10^{-1}	2.18×10^{-2}	3.79×10^{-2}
100 km	1.08	-8.29×10^{-3}	9.49×10^{-1}	2.60×10^{-2}	4.52×10^{-2}

.

表 5 8 类地表覆盖产品在不同分辨率(众数聚合法)时的估值偏差

分辨率	农地	森林	草地	灌丛	水体	不透水层	裸地	冰雪
250 m	0.53%	0.66%	0.39%	0.57%	0.02%	−11.99%	0.10%	−0.12%
500 m	*1.32%*	*1.66%*	0.62%	*1.72%*	−0.04%	−14.10%	0.36%	−0.33%
1 km	*2.97%*	*2.54%*	*1.93%*	*3.25%*	0.03%	−15.07%	0.86%	−0.45%
5 km	**6.09%**	**5.22%**	*3.65%*	**6.20%**	0.41%	−27.79%	*2.12%*	−0.30%
10 km	**7.21%**	**6.45%**	*3.64%*	**7.63%**	0.58%	−41.88%	*2.85%*	−0.61%
25 km	**8.42%**	**8.18%**	*2.96%*	**9.78%**	0.81%	−65.61%	*4.15%*	*−1.90%*
50 km	**9.86%**	**9.87%**	*2.44%*	11.69%	1.00%	−81.31%	*5.39%*	*−2.80%*
100 km	**8.24%**	**11.40%**	*3.78%*	15.68%	*1.17%*	−96.85%	**7.26%**	*−4.49%*

Database, NLUD)(Liu 等, 2002; 2003)、欧洲 Corine 土地覆盖数据(Corine Land Cover, CLC)、单类型土地覆盖(如水体模板, 植被连续场), 全球陆表湿地潜在分布区图(朱鹏和宫鹏, 2014)等. 根据对不同地表覆盖类型在多种尺度下面积偏差的分析表明, 空间分辨率粗于 5 km 的地表覆盖产品会导致大多数植被类型大于 5%的面积高估. 因此建议有粗分辨率地表覆盖信息需求的应用采用 FROM-GLC-Hierarchy 的比例数据. 本文提到的 FROM-GLC, FROM-GLC-seg, FROM-GLC-agg 和 FROM-GLC-Hierarchy 数据都可以在 http://data. ess.tsinghua.edu.cn 上免费获取.

致谢 感谢新南威尔士大学 Mark Broich 博士对部分内容的探讨.

参考文献

王雷, 李丛丛, 应清, 等. 2012. 中国 1990~2010 年城市扩张卫星遥感制图. 科学通报, 57: 1388–1399

朱鹏, 宫鹏. 2014. 全球陆表湿地潜在分布区制图及遥感验证. 中国科学: 地球科学, 44: 1610–1620

Arino O, Bicheron P, Achard F, et al. 2008. GLOBCOVER-the most detailed portrait of Earth. Esa Bull-Eur Space, 136: 24–31

Bartholome E, Belward A S. 2005. GLC2000: A new approach to global land cover mapping from Earth observation data. Int J Remote Sens, 26: 1959–1977

Benson B J, MacKenzie M D. 1995. Effects of sensor spatial resolution on landscape structure parameters. Landsc Ecol, 10: 113–120

Bontemps S, Defourny P, Bogaert E V, et al. 2010. GLOBCOVER2009 Products Description and Validation Report. http://due.esrin.esa.int/globcover/LandCover2009/GLOBCOVER2009_Validation_Report_2.2.pdf

Bontemps S, Herold M, Kooistra L, et al. 2012. Revisiting land cover observation to address the needs of the climate modeling community. Biogesciences, 9: 2145–2157

Carroll M L, DiMiceli C M, Sohlberg R A, et al. 2004. 250 m MODIS Normalized Difference Vegetation Index, 250ndvi28920033435, Collection 4. Maryland: University of Maryland

DeFries R S, Townshend J R G. 1994. NDVI-derived land cover classification at a global scale. Int J Remote Sens, 15: 3567–3586

Elvidge C D, Tuttle B T, Suttle P C, et al. 2007. Global distribution and density of constructed impervious surfaces. Sensor, 7: 1962–1979

Franks S, Masek J G, Headley R M K, et al. 2009. Large area scene selection interface (LASSI): Methodology of selecting landsat imagery for the Global Land Survey 2005. Photogramm Eng Remote Sens, 75: 1287–1296

Friedl M A, Sulla-Menashe D, Tan B, et al. 2010. MODIS Collection 5 global land cover: Algorithm refinements and characterization of new datasets. Remote Sens Environ, 114: 168–182

Fritz S, You L, Bun A, et al. 2011. Cropland for sub-Saharan Africa: A synergistic approach using five land cover data sets. Geophys Res Lett, 38: L04404

Gardner R H, Lookingbill T R, Townsend P A, et al. 2008. A new approach for rescaling land cover data. Landsc Ecol, 23: 513–526

Gong P, Howarth P J. 1990. The use of structural information for improving land-cover classification accuracies at the rural-urban fringe. Photogramm Eng Remote Sens, 56: 67–73

Gong P, Howarth P J. 1992a. Frequency-based contextual classification and grey-level vector reduction for land-use identification. Photogramm Eng Remote Sens, 58: 423–437

Gong P, Howarth P J. 1992b. Land-use classification of SPOT HRV data using a cover-frequency method. Int J Remote Sens, 13: 1459–1471

Gong P, Liang S, Carlton E, et al. 2012. Urbanization and health in China. Lancet, 379: 843–852

Gong P, Wang J, Yu L, et al. 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

Gupta R K, Prasan T S, Krishna R, et al. 2000. Problems in upscaling of high resolution remote sensing data to coarse spatial resolution over land surface. Adv Space Res, 26: 1111–1121

Hansen M C, DeFries R S, Townshend J R G, et al. 2000. Global land cover classification at 1km spatial resolution using a classification tree approach. Int J Remote Sens, 21: 1331–1364

Hansen M C, Potapov P V, Moore R, et al. 2013. High-resolution global maps of 21s-centrury forest cover change. Science, 342: 850–853

He H S, Ventura S J, Mladenoff D J. 2002. Effects of spatial aggregation approaches on classified satellite imagery. Int J Geogr Inf Sci, 16:

93–109
Hijmans R J, Cameron S E, Parra J L, et al. 2005. Very high resolution interpolated climate surfaces for global land areas. Int J Climatol, 25: 1965–1978
Jensen J R, Zown D C. 1999. Remote sensing of urban/suburban infrastructure and socio-economic attributes. Photogramm Eng Remote Sens, 65: 611–622
Jung M, Henkel K, Herold M, et al. 2006. Exploiting synergies of global land cover products for carbon cycle modeling. Remote Sens Environ, 101: 534–553
Kitron U, Clennon J A, Cecere M C, et al. 2006. Upscale or downscale: Applications of fine scale remotely sensed data to Chagas disease in Argentina and schistosomiasis in Kenya. Geospatial Health, 1: 49–58
Kovalskyy V, Roy D P. 2013. The global availability of Landsat 5 TM and Landsat 7 ETM+ land surface observations and implications for global 30 m Landsat data product generation. Remote Sens Environ, 130: 280–293
Li C, Wang J, Wang L, et al. 2014. Comparison of classification algorithms and training sample sizes in urban land classification with Landsat thematic mapper imagery. Remote Sensing, 6: 964–983
Liang L, Xu B, Chen Y L, et al. 2010. Combining spatial-temporal and phylogenetic analysis approaches for improved understanding on global H5N1 transmission. PLoS ONE, 5: e13575
Loveland T R, Reed B C, Brown J F, et al. 2000. Development of a global land cover characteristics database and IGBP DISCover from 1 km AVHRR data. Int J Remote Sens, 21: 1303–1330
Matthews E. 1983. Global vegetation and land use: New high resolution data bases for climate studies. J Clim Appl Meteorol, 22: 474–487
Mauser W, Schadlich S. 1998. Modelling the spatial distribution of evapotranspiration on different scales using remote sensing data. J Hydrol, 212-213: 250–267
Mladenoff D J, Niemi G J, White M A. 1997. Effects of changing landscape pattern and USGS land cover data variability on ecoregion discrimination across a forest-agriculture gradient. Landsc Ecol, 12: 379–396
Moody A, Woodcock C E. 1994. Scale-dependent errors in the estimation of landcover proportions-implications for global land-cover datasets. Photogramm Eng Remote Sens, 60: 585–594
Moody A, Woodcock C E. 1995. The influence of scale and the spatial characteristics of landscapes on land-cover mapping using remote sensing. Landsc Ecol, 10: 363–379
Olson D M, Dinerstein E, Wikramanayake E D, et al. 2001. Terrestrial ecoregions of the world: A new map of life on Earth. Bioscience, 51: 933–938
Olson J S, Watts J A. 1982. Major World Ecosystem Complex Map. Oak Ridge: Oak Ridge National Laboratory
Quattrochi D A, Goodchild M F. 1997. Scale in Remote Sensing and GIS. Boca Raton: Lewis. 1–72
Raj R, Hamm N, Kant Y. 2013. Analysis the effect of different aggregation approach on remotely sensed data. Int J Remote Sens, 34: 4900–4916
Ramirez-Villegas J, Jarvis A. 2010. Downscaling global circulation model outputs: The Delta method decision and policy analysis working paper No.1. http://www.ccafs-climate.org/downloads/docs/Downscaling-WP-01.pdf
Sexton J O, Song X, Feng M, et al. 2013. Global, 30-m resolution continuous fields of tree cover: Landsat-based rescaling of MODIS vegetation continuous fields with lidar-based estimates of error. Int J Digit Earth, 6: 427–448
Schneider A, Friedl M A, Potere, D. 2009. A new map of global urban extent from MODIS data. Environ Res Lett, 4: 044003
Schneider A, Friedl M A, Potere, D. 2010. Monitoring urban areas globally using MODIS 500m data: New methods and datasets based on urban ecoregions. Remote Sens Environ, 114: 1733–1746
Small C. 2005. A global analysis of urban reflectance. Int J Remote Sens, 95: 335–344
Sterling S, Ducharne A. 2008. Comprehensive data set on global land cover change for land surface model applications. Glob Biogeochem Cycle, 22: GB3017
Tateishi R, Uriyangqai B, Al-Bilbisi H, et al. 2011. Production of global land cover data-GLCNMO. Int J Digit Earth, 4: 22–49
Turner M G, Dale V H, Gardner R H. 1989a. Predicting across scales: Theory development and testing. Landsc Ecol, 3: 235–252
Turner M G, O'Neill R V, Gardner R H, et al. 1989b. Effects of changing spatial scale on the analysis of landscape pattern. Landsc Ecol, 3: 153–162
Vancutsem C, Marinho E, Kayitakire F, et al. 2013. Harmonizing and combining existing land cover/land use datasets for cropland area monitoring at the African continental scale. Remote Sensing, 5: 19–41
Verburg P H, Neumann K, Nol L. 2011. Challenges in using land use and land cover data for global change studies. Glob Change Biol, 19: 974–989
Wang J, Li C, Yu L, et al. 2014. Mapping global land cover in 2001 and 2010 with spatial-temporal consistency at 250 m resolution, ISPRS-J

Photogramm Remote Sens, doi: dx.doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2014.03.007

Wang L, Gong P, Ying Q, et al. 2010. Settlement extraction over North China Plain with Landsat and Beijing-1 data using an improved watershed segmentation algorithm. Int J Remote Sens, 31: 1411–1426

Wessel P, Smith W H F. 1996. A global self-consistent, hierarchical, high-resolution shoreline database. J Geophys Res, 101: 8741–8743

Wilby R L, Wigley T M L. 1997. Downscaling general circulation model outputs: A review of methods and limitations. Prog Phys Geogr, 21: 530–548

Wilson M F, Henderson-Sellers A. 1985. A global archive of land cover and soils data for use in general circulation climate models. Int J Climatol, 5: 119–143

Woodcock C E, Strahler A H. 1987. The factor of scale in remote sensing. Remote Sens Environ, 21: 311–332

Yu L, Holden E J, Dentith M C, et al. 2012. Towards the automatic selection of optimal seam line locations when merging optical remote sensing images. Int J Remote Sens, 33: 1000–1014

Yu L, Wang J, Gong, P. 2013a. Improving 30 meter global land cover map FROM-GLC with time series MODIS and auxiliary datasets: A segmentation based approach. Int J Remote Sens, 34: 5851–5867

Yu L, Wang J, Clinton N, et al. 2013b. FROM-GC: 30 m global cropland extent derived through multi-source data integration. Int J Digit Earth, 6: 521–533

Zhao S Q, Liu S, Li Z, et al. 2010. A spatial resolution threshold of land cover in estimating terrestrial carbon sequestration in four counties in Georgia and Alabama, USA. Biogeosciences, 7: 71–80

Zhong L, Gong P, Biging G S. 2012. Phenology-based crop classification algorithm and its implications on agriculture water use assessments in California's Central Valley. Photogramm Eng Remote Sens, 78: 799–819

Zhong L, Gong P, Biging G S. 2014. Efficient corn and soybean mapping with temporal extendability: A muti-year experiment using Landsat imagery. Remote Sens Environ, 140: 1–13

附录

附表 1　分类系统转换表

FROM-GLC		MODIS 地表覆盖	GlobCover2009
一级类	二级类		
10 农地		12 农地	20 农地与自然植被混合
		14 农地与自然植被混合	30 自然植被与农地混合
	11 水稻田		11 灌溉地
	12 大棚		
	13 其他农地		14 雨浇地
20 森林			110 森林/灌丛与草地的混合
			120 草地与森林/灌丛的混合
	21 阔叶林	2 常绿阔叶林	40 密集到稀疏的常绿阔叶林和半落叶
		4 落叶阔叶林	50 密集的落叶阔叶林
		8 木本稀疏草原	60 稀疏落叶阔叶林/硬木林
			160 密集到稀疏的森林湿地
			170 密集的阔叶林或灌丛湿地
	22 针叶林	1 常绿针叶林	70 密集的常绿针叶林
		3 落叶针叶林	900 稀疏的落叶针叶或常绿针叶
	23 混交林	5 混交林	100 密集到稀疏的针阔混交林
	24 果园		
30 草地		10 草地	
	31 牧草地		
	32 天然草地	9 稀疏草地	140 密集和稀疏的草地
40 灌丛		6 密集灌丛	130 稀疏到密集的灌丛
		70 稀疏灌丛	
50 湿地		11 永久湿地	
	51 草地湿地(转为 30)		180 规则水淹的稀疏和密集草地或者木本植被
	52 裸地湿地(转为 90)		
60 水体		0 水体	210 水体
	61 湖泊		
	62 鱼塘		
	63 水库/鱼塘		
	64 海水		
70 苔原			
	71 灌丛苔原(转为 40)		
	72 禾本苔原(转为 30)		
80 不透水层		13 城市区域	190 人造覆盖
	81 高返照		
	82 低返照		
90 裸地			
	91 盐碱地		
	92 沙地		
	93 岩石地		
	94 裸农地		
	95 干枯河湖床		
	96 其他裸地	16 裸地和稀疏植被	150 稀疏植被
			200 裸地
100 雪/冰		15 雪和冰	220 永久积雪和冰
	101 积雪或粒雪		
	102 冰盖或冰川		
999 云/无数据		254 未分类	230 无数据(燃迹, 云)
		255 填充值	