



论文

GlobeLand30 遥感制图创新与大数据分析专题

全球 30m 空间分辨率耕地遥感制图研究

曹鑫^①, 陈学泓^{①*}, 张委伟^②, 廖安平^②, 陈利军^②, 陈志刚^③, 陈晋^①

① 北京师范大学地表过程与资源生态国家重点实验室, 北京 100875;

② 国家基础地理信息中心, 北京 100830;

③ 安徽理工大学测绘学院, 淮南 232001

* 通讯作者, E-mail: chenxuehong@bnu.edu.cn

收稿日期: 2016-02-02; 接受日期: 2016-07-08; 网络版发表日期: 2016-09-23

国家高技术研究发展计划项目(编号: 2009AA122001)、北京师范大学地表过程与资源生态国家重点实验室项目(编号: 2013-RC-02)和国家自然科学基金项目(批准号: 41301352)资助

摘要 耕地是全球地表覆盖制图中重要的地表覆盖类型之一, 其变化影响着人类社会经济发展、粮食安全与生态环境保护. 现有全球耕地制图产品空间分辨率较粗, 缺乏高空间分辨率的全球耕地数据产品. 本研究利用全球 2000/2010 两期 30m 空间分辨率遥感影像数据集(Landsat TM/ETM+、HJ-1)、MODIS 250m 空间分辨率 NDVI 时间序列数据及多种参考资料, 针对全球尺度 30m 影像中耕地提取的难点, 提出基于像元、对象和知识 3 个层次的耕地提取方法, 即基于像元尺度多特征优化的耕地分类提取、基于对象的耕地自动判别以及基于信息服务和先验知识的交互式对象处理, 完成了全球两期 30m 耕地遥感制图, 并对全球耕地的面积等信息进行统计分析. 结果表明, 全球 2000 年和 2010 年耕地总面积分别为 19.03 亿 ha 和 19.60 亿 ha. 精度评价结果表明, 两期全球 30m 耕地遥感制图总体精度均达到 92% 以上. 本研究研制的 2000/2010 两期的全球耕地遥感数据产品, 在空间分辨率和分类精度上均优于国际上同类产品, 为全球粮食安全、生态环境监测和全球变化等研究提供了重要基础数据.

关键词 耕地, 全球, 30m 分辨率, 遥感制图, NDVI 时间序列

1 引言

随着社会的快速发展, 人类正在以前所未有的方式改变着全球陆地生态系统. 其中影响最为显著的方面之一即为人类活动对土地利用与覆盖的改变(Ramankutty和Foley, 1998). 耕地作为地表覆盖的主

要类型之一, 其变化影响着人类社会经济发展、粮食安全与生态环境保护. 首先, 耕地是人类重要的食物来源及社会发展的基础. 目前全球耕地养活了超过 70 亿的人口, 由于人口的急剧增长造成耕地开发远远超过其承载能力, 耕地肥力下降; 毁林毁草造田, 生态系统破坏严重. 其次, 耕地类型的变化造成水、

中文引用格式: 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, doi: 10.1360/N072015-00291

英文引用格式: Cao X, Chen X H, Zhang W W, Liao A P, Chen L J, Chen Z G, Chen J. 2016. Global cultivated land mapping at 30 m spatial resolution. Science China Earth Sciences, 59: 2275–2284, doi: 10.1007/s11430-015-5291-2

碳和氮等物质循环的改变,引起温室气体增加、全球变暖等一系列环境问题(Xiao等, 2006). 因此在生态、环境和水文等模式研究中耕地信息的获取尤为重要.

目前已有一些全球耕地制图产品,一些全球地表覆盖制图产品中也包含了耕地类型,如DISCover(Loveland等, 2000)、GLC(Hansen等, 2000)、GLC2000(Bartholomé和Belward, 2005)、MODIS Land Cover Product(Friedl等, 2002, 2010)和GlobCover2009(Arino等, 2008; Bontemps等, 2011)等;还有一些对耕地针对性的制图产品,如GLCNMO(Tateishi等, 2011)、SAGE-Agri(Ramankutty等, 2008)、GIAM(Thenkabail等, 2009)、GMRCA(Biradar等, 2009)和MODIS Cropland(Pittman等, 2010)等. 总体而言,现有全球耕地制图产品空间分辨率较粗,在250m~10km. 近年来,全球可持续发展研究、生态多样性保护和气候变化的可靠预测等,都对高分辨率、高精度全球陆表耕地监测数据提出了新的要求. 然而,目前尚缺乏高空间分辨率的全球耕地数据产品.

目前耕地提取所使用的遥感数据源大致可分为3类:以MODIS(Friedl等, 2002)等为代表的高时相分辨率数据、以Landsat TM/ETM+为代表的较高空间分辨率数据和不受云雾等天气条件影响的微波雷达数据. 高时相分辨率遥感数据除MODIS外,还有AVHRR(Hansen等, 2000; Loveland等, 2000)和SPOT VEGETATION(Latifovic等, 2004)等,由于该类数据时相分辨率较高,可形成时间序列数据(如MODIS NDVI时间序列数据),然后利用作物的物候特征建立决策规则进行提取(Friedl等, 2002; Hansen等, 2000). 但由于该类数据空间分辨率较低(300m~1km)、混合像元严重,因此耕地提取精度相对较低. 相对于MODIS等遥感数据, TM/ETM+具有更高的空间分辨率. 使用该类数据进行耕地提取主要依靠影像的光谱、纹理等特征进行监督/非监督分类完成(Vogelmann等, 2001; Homer等, 2004; Bossard等, 2000; 刘纪远等, 2002). 如美国地质调查局使用TM/ETM+影像与其他参考数据完成了全国土地利用/覆盖数据集的提取(Vogelmann等, 2001; Homer等, 2004); 欧洲委员会使用TM数据完成了欧洲大陆44个大类的地表覆盖数据的提取(Bossard等, 2000); 中国科学院使用520景TM数据完成了1990、1995与2000基准年的全国地表覆盖数据提取(刘纪远等, 2002). 由于该类数据时间分辨

率较低,高质量数据获取困难,通常获取的一期TM/ETM+影像只能反映某个时相的状态,易造成裸耕地与裸地、植被与有作物耕地的混分并导致分类精度降低,因此在全球尺度进行耕地提取面临挑战. 具有全天候、高空间分辨率的雷达数据通常用于常年云覆盖地区耕地的提取(Blaes等, 2005),但该类数据的使用多限于局部区域,难以满足全球耕地制图的需要.

在30m分辨率尺度进行全球耕地提取研究存在以下问题:首先,耕地是典型的土地利用类型,而遥感反映的是地表覆盖特性,由于各种类型耕地的地表覆盖特性多样、光谱差异大,单一分类算法难以奏效,需要进行不同分类算法的优化组合与集成. 其次,由于全球尺度上难以获取相同时相的遥感影像,造成影像季节差异较大、几何与辐射校正难度大,难以获得最佳时相的耕地提取影像. 再次,在样本获取与成果检验方面,在全球尺度上受经费、交通与其他因素的限制,样本采集难度大,样本的不完备最终会造成耕地成果检验难度较大. 最后,由于尺度效应,耕地在不同空间分辨率下的提取结果有所差异,且在全球范围耕地系数与尺度之间缺乏定量关系,因此30m分辨率的耕地制图结果不能直接对应统计的耕地面积.

2010年,中国国家高技术研究发展计划设立和启动了“全球地表覆盖遥感制图与关键技术研究”项目,率先开展了全球地表覆盖高精度遥感制图工作. 该项目以30m分辨率遥感数据为主、250m分辨率遥感影像数据为辅,研制2000年、2010年两个基准年的全球地表覆盖数据产品(陈军等, 2011, 2014). 值得说明的是,近些年来遥感计算机分类提取研究取得了较大进展,但面对复杂多变的全球地理景观和30m分辨率遥感影像丰富多样的光谱、纹理特征,无论是通用性还是自动化均存在很大差距,难以满足高分辨率、高精度地表覆盖遥感信息提取的要求. 考虑到每一类地表覆盖要素信息提取对分类算法、数据预处理、先验知识和质量控制等往往有着不同要求,提出了基于像元、对象和知识3个层次的分类策略(陈军等, 2014; Chen等, 2015). 其核心是针对地表覆盖10大类型的各自特点,设计和制订个性化的遥感信息提取方法,依次提取水体、湿地、冰雪、人造地表、耕地、裸地、林灌草和苔原等单一地类,继而进行数据集成. 其中,耕地类型在第五层进行提取,即在水

体、湿地、冰雪和人造地表类型提取完成之后提取。本文主要开展全球陆表耕地遥感提取的研究, 包括总体思路、技术方法、主要成果及初步分析。

2 耕地定义、数据及预处理

2.1 耕地定义

本研究中的耕地类型是指用来种植农作物的土地, 是通过播种耕作生产粮食和纤维的地表覆盖, 包括开荒地、休闲土地、轮歇地和草田轮作地, 以种植农作物为主的间有零星果树、桑树或其他树木的土地; 耕种三年以上的滩地和滩涂。这类土地的人类活动强度高, 有播种和收获的过程。一年中, 收获后土地常呈裸土。作物覆盖程度随物候变化, 地块形状规则, 裸耕地常有耕作的纹理痕迹。耕地类型主要包括一季小麦、小麦/玉米、一季水稻、两季水稻、玉米、大棚种植、牧草地和其他作物。其中, 灌水期水田、草本和灌木经济作物, 如香蕉、咖啡、茶叶等、人工种

植收割饲草的牧草地定义为耕地; 乔木的经济林则定义为林地。

在30m分辨率遥感影像上, 耕地的典型形态主要包括有作物耕地、收割后无作物耕地、灌水期水田、收割后水田、人工牧草地、由迹地开垦的耕地和菜地等。就分布的区域及30m影像上的纹理特征而言, 主要包括平原区耕地、山区/丘陵地区耕地、干旱/半干旱区耕地及其他类型的耕地等。平原区耕地主要位于平原或者盆地, 围绕居民地呈片状分布, 一般面积比较大, 主要包括大规模机械农业区、耕地/村镇交错区、水田、人工牧草地和圆形灌溉耕地等(图1a~c)。山区/丘陵区耕地包括梯田、水田、山区坡耕地、峡谷河流两侧耕地和黄土高原塬梁峁区域的耕地等(图1d和e)。干旱/半干旱区耕地包括农牧交错区、沙漠边缘耕地、绿洲耕地和圆形灌溉耕地等(图1g)。其他类型的耕地主要包括一些分布较为特殊的经济作物(如茶园、咖啡等)、大棚、休耕地/弃耕地和森林中开垦的耕地等(图1f、h和i)。

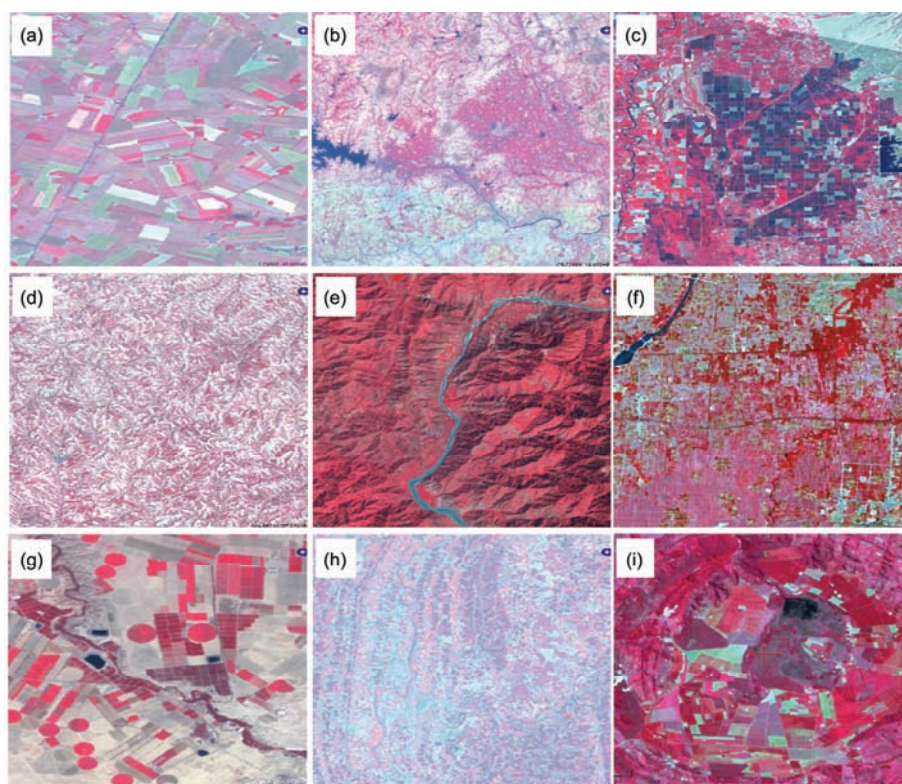


图1 30m 遥感影像上典型耕地形态

(a) 种植与收割农田交错; (b) 耕地与村镇交错; (c) 水田; (d) 黄土高原; (e) 梯田; (f) 大棚用地; (g) 干旱区灌溉耕地; (h) 茶园; (i) 咖啡种植园

2.2 数据及预处理

本研究采用2000/2010年的Landsat TM/ETM+影像作为主要数据来源,同时采用HJ-1数据作为补充.其中2000年Landsat影像共10270景,2010年Landsat影像共9907景,2010年HJ-1影像共2640景.所有30m分辨率影像均经过标准化的流程进行处理,包括几何纠正、缺失数据插补、辐射定标和裁切.有关影像数据筛选和处理的方法可参见Chen等(2015).此外,还使用了2000/2010年MODIS NDVI时间序列数据,空间分辨率为250m,每16天合成一幅NDVI图像,全年共23幅.另外,将多种辅助数据集成于网络信息服务平台,用以帮助分类,包括:(1) Google Earth高清影像及实景照片;(2) SRTM DEM 数据和GDEM数据;(3) 全球现有的5套地表覆盖分类数据,包括国际地圈-生物圈计划的全球土地覆盖数据(IGBP-DISCover)(Loveland等, 2000)、美国马里兰大学的全球土地覆盖数据(UMD-GLC)(Hansen等, 2000)、美国波士顿大学的全球土地覆盖数据(BU-MODIS)(Friedl等, 2002)、欧盟联合研究中心的全球土地覆盖数据(GLC2000)(Bartholomé和Belward, 2005)及欧洲宇航局的GlobCover全球土地覆盖数据(GlobCover2009)(Arino等, 2008; Bontemps等, 2011);(4) Geo-wiki全球耕地数据,由联合国粮农组织(FAO)综合全球已有多种土地覆盖数据,利用全球实地调查样本进行修正得到.

3 耕地提取方法

针对全球耕地提取面临的难题,本研究提出了下图所示的像元、对象和知识3个层次的耕地提取技术思路(图2),即基于像元尺度多特征优化的耕地分类提取、基于对象的耕地自动判别、以及基于信息服务和先验知识的交互式对象处理.

3.1 像元尺度的耕地提取方法

耕地具有复杂的光谱特征、典型的纹理和物候特征.在耕地的光谱特征方面,农作物类型、分布和生长时相的不同,造成耕地光谱相对复杂,既具有以农作物为代表的典型植被光谱又具有裸露田埂为代表的土壤光谱,更多的时候表现为二者的混合,因此需加入纹理和物候特征进行耕地提取.因此,本研究在像元尺度对耕地的提取采用顾及光谱、纹理与物候特

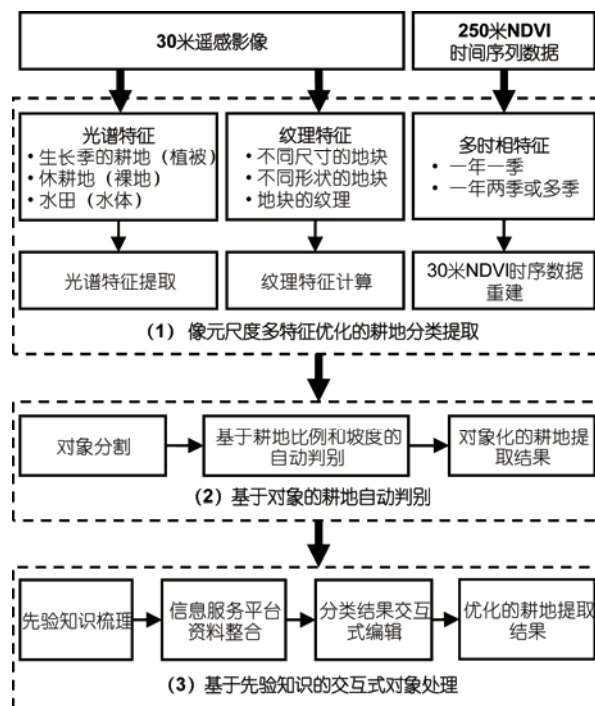


图2 全球 30m 耕地制图方法流程图

征的最大似然分类(MLC)/支撑向量机(SVM)监督分类方法.

(1) 纹理特征. 纹理是耕地非常显著的特征. 由于人工耕作的原因, 耕地明显的行垄耕作痕迹使其具有区别于天然地物的独特纹理特征. 尽管耕地的光谱特征会由于生成阶段、作物类型而有所差异, 但规则的纹理特征基本保持不变, 即使收割后的耕地依然具有一定的纹理特征. 因此纹理特征的使用可以减轻由于时相差异造成的分类误差, 提高耕地提取的精度. 本研究在30m遥感影像上, 首先通过主成分分析(PCA)提取多光谱影像信息量最大的第一主成分(PC1), 利用灰度共生矩阵计算PC1的Variance、Homogeneity、Contrast、Entropy和Second moment等纹理信息, 与光谱信息加入到耕地提取的特征库中.

(2) 物候信息. 耕地作物具有有别于其他天然植被的物候特征, 主要表现为作物具有明显的播种、生长、成熟与收割等时间阶段, 可以用于区分耕地与其他天然植被. 现有的MODIS NDVI产品在时间分辨率上能够较好地满足分类等应用的需求, 然而250m的空间分辨率为限制了该产品的应用, 尤其是在地表类型较为复杂的区域, 混合像元的效应会带

来较大的误差. 本研究采用Rao等(2015)提出的基于线性混合模型的30m NDVI时间序列数据重建模型, 利用1期30m分辨率NDVI数据, 结合MODIS 250m分辨率NDVI时间序列数据, 生成30m NDVI时间序列数据, 用于本研究的耕地提取. NDVI线性混合模型如式(1):

$$\text{NDVI}(x, y, t) = \sum_{c=1}^l f_c(x, y, t) \times \text{NDVI}_c(c, t) + \varepsilon(x, y, t), \quad (1)$$

式中, $\text{NDVI}(x, y, t)$ 是低分辨率像元 (x, y) 在 t 时刻的NDVI值, $f_c(x, y, t)$ 是该像元 t 时刻第 c 类地物的面积比, $\text{NDVI}_c(c, t)$ 是该像元内第 c 类地物的NDVI值, l 是低分辨率像元内地物类型数, ε 是模型误差项. 假设 t_1 到 t_2 时刻, 地物类型并未发生变化, 且NDVI的变化是线性的, 则Landsat与MODIS NDVI变化率之间的关系如式(2):

$$k^{\text{MODIS}}(x, y, t_1 \rightarrow t_2) = \sum_{c=1}^l f_c(x, y, t_1) \times k_c^{\text{TM}}(x, y, t_1 \rightarrow t_2), \quad (2)$$

式中, $k^{\text{MODIS}}(x, y, t_1 \rightarrow t_2)$ 是MODIS像元 (x, y) 从 t_1 到 t_2 时刻的NDVI变化率, $k_c^{\text{TM}}(x, y, t_1 \rightarrow t_2)$ 是该MODIS像元内第 c 类地物(Landsat尺度)从 t_1 到 t_2 时刻的NDVI变化率. 考虑到MODIS增长率数据已知, 如果总地物类型数以及各地物类型的面积比已知, 根据式(2)则可以获得Landsat尺度的NDVI变化率. 然而, 一个MODIS像元往往包含多种地物, 所有地物的变化率都是需要估计的参数. 因此, 为了获得 l 类地物在Landsat尺度上的变化率 $k_c^{\text{TM}}(x, y, t_1 \rightarrow t_2)$, 则至少需要 l 个方程. 考虑到NDVI曲线所表示的植被生长受植被类型和环境条件的影响, 对于一定范围内的邻域假设环境条件相似是合理的, 因此假设邻近像元中的同类地物变化率是相似的. 在引入邻近像元信息后, 任意地物的变化率都可以通过多个邻近相似像元构建线性模型进行求解. 在求得Landsat尺度上的各类地物NDVI变化率之后, 即可在已知观测时刻Landsat数据的情况下得到预测时刻的Landsat NDVI数据.

3.2 基于对象的耕地自动判别

由于像元级分类结果通常较为破碎, 存在明显的“椒盐效应”, 因此像元级的分类结果需进行基于对象自动判别. 首先通过eCognition软件对30m遥感

影像进行对象分割, 对每一个对象通过计算对象中耕地所占比例及对象中平均坡度进行自动判别, 以去除像元层次分类结果中的“椒盐效应”. 基于对象的耕地比例判别指基于像元级的耕地提取结果与对象分割结果, 设置一定的阈值比例, 去除耕地占比较小的对象, 减少破碎化. 参数值过大, 会造成耕地的漏提; 参数值越小, 耕地提取的面积越大; 参数值过小, 会造成其他类型错分为耕地. 本研究中该参数值设为75%. 基于对象的坡度判别主要针对山区耕地与灌草严重混分的情况下, 采用坡度过滤的方法, 根据设定的坡度阈值过滤掉明显不属于耕地的区域. 在全球尺度上, 坡度阈值设置有所区别. 本研究中坡度阈值设为 $15^\circ \sim 30^\circ$, 针对不同区域有所调整. 基于对象的耕地判别虽去除了分类结果中的“椒盐效应”, 然而难免会加重漏分的情况. 通过后续基于先验知识的交互式对象处理, 对数据漏分和错分情况进行进一步处理, 从而达到提高精度的目的.

3.3 基于先验知识的交互式对象处理

由于各区域自然地理特征和经济人文发展等不同, 导致耕地在全球分布不均, 且在不同区域具有不同的形态特征, 直接影响着耕地的提取精度. 因此, 利用耕地在不同区域分布的先验知识, 结合耕地提取指标, 利用人工编辑的方式将对象化的耕地提取结果进行进一步优化, 以提高耕地提取的精度. 为帮助作业人员检核, 利用信息服务平台(Han等, 2015)整合了相关参考资料包括1:100万GIS数据、Google影像、天地图、实地照片和已有地表覆盖产品等通用资料供作业人员在线查看.

(1) 耕地提取指标. 耕地提取的精度与最小图斑、错分率和漏分率相关. 在确定耕地类型提取指标时, 首先按照分类质量优先的原则制定分类质量指标参数, 其次考虑工作量, 尽可能提高分类成果的质量. 耕地最小图斑设定为 6×6 个像元, 成片分布, 无零星噪声点. 面积小于 6×6 个像元的耕地提取出来则保留, 没有提取出来亦无需添加; 大于等于 10×10 个像元的耕地应全部提取出来, 不能遗漏与错提; 面积大于等于 6×6 个像元小于 10×10 个像元的耕地, 每景影像的漏提或错提数最多为2块区域; 对于山区、丘陵、农牧过渡和干旱半干旱区等耕地较破碎区域, 漏提或错提数适当放宽至4块; 对于平原耕地连片区,

漏提或错提数最多为1块区域. 由于训练样本选取不全、分割对象边界不准确等原因, 提取出来的耕地通常存在漏提与错提的现象, 此时, 漏提或错提的比例不得超过耕地区域的1%. 耕地的提取指标如表1所示.

(2) 交互式对象处理. 根据耕地在全球各区域分布的先验知识, 耕地主要分布在水热条件较好、人口稠密和交通便利的温带湿润、半湿润的平原地区, 而在高纬度、高海拔和地形起伏较大的地区相对较少. 其次, 受气候、地形和农业生产方式影响, 使得不同区域的耕地具有各自不同的形态纹理特征, 如在平原区的连片条块状旱作耕地和水田、干旱半干旱区的圆形灌溉地、山区的梯田和丘陵区的坡耕地等. 在交互式对象处理过程中, 主要参考以下标准: 1) 耕地的时间延续性: 两期耕地虽然可能发生一些变化(增加或减少), 但总体而言保持相对稳定性, 在大范围的空间分布上具有很好的时间延续性, 可作为检查判断的一个标准. 2) 合理把握30m尺度原则: 利用30m影像能较容易识别成片的耕地, 而山区、河谷及零星分布的耕地在影像上显示不明显. 因此检查和修改的重点是要保证重要的粮食产区、各主要粮食生产国家的提取精度; 另外要重点检查干旱/半干旱区农牧交错带的耕地提取情况(特别注意非洲国家、澳大利亚、南美洲等). 同时兼顾处理山区、河谷及零星分布的耕地. 3) 影像物候期的影响: 耕地在不同的物候期体现不同的光谱特征, 在收割季节呈裸土特征, 生长季节呈植被特征. 4) 充分利用各种参考资料: 以现有5套全球地表覆盖产品数据及高分辨率影像作为参考资料辅助判别.

4 全球耕地制图结果

4.1 耕地提取实验结果

根据本研究提出的像元、对象和知识3个层次的

耕地提取方法, 即基于像元尺度多特征优化的耕地分类提取、基于对象的耕地自动判别、以及基于信息服务和先验知识的交互式对象处理, 在全球开展了30m分辨率耕地提取. 图3展示了全球不同区域耕地提取的结果.

4.2 全球耕地制图及统计

根据30m全球耕地遥感制图结果(图4), 对全球耕地面积进行统计(表2). 2010年全球耕地总面积为1959.78万km²; 与2000年相比, 两期相对差异为3%. 按照大洲统计, 2010年各大洲耕地面积占全球耕地总面积的比例依次为: 亚洲(35.68%)、欧洲(26.61%)、北美洲(14.48%)、南美洲(11.92%)、非洲(11.32%)和大洋洲(2.97%). 两期监测结果的比较显示, 除欧洲、北美洲在十年间基本保持不变外, 其他各大洲耕地面积均有所增加, 其中, 非洲增加最多, 差异达11.90%; 南美洲次之, 差异为11.34%, 大洋洲和亚洲差异较小, 分别为6.27%和1.58%.

4.3 精度评价

为了验证本研究得到的全球30m分辨率耕地制图结果的精度, 本研究采用空间数据二级抽样检验模型, 即第一级以“图幅”为抽样单元; 第二级以“图幅内空间分类要素”为抽样单元(Tong等, 2011), 对全球耕地制图产品进行精度评价. 全球耕地制图结果按照5°(纬度)×6°(经度)(南北纬60°区域内)及5°(纬度)×12°(经度)(南北纬60°~80°区域)的大小进行分幅, 其中包含耕地的图幅数分别为609(2000年)和611(2010年)幅, 第一级抽样数均为78幅. 根据Tong等(2011)提供的估计样本数量的方法, 全球耕地第二级抽样样本点数在2000和2010年分别为19892个和20634个, 空间布点上采用随机分布的方法. 两级抽样数在全球的分布及精度评价的总体精度见表3.

表 1 耕地提取指标

像元数(N)	漏提、错提指标		
	一般情况	山区、丘陵、农牧过渡带、干旱半干旱等耕地破碎区	平原区耕地连片区
$N < 6 \times 6$	无限制	无限制	无限制
$N \geq 10 \times 10$	1%	1%	1%
$6 \times 6 \leq N < 10 \times 10$	2块	4块	1块

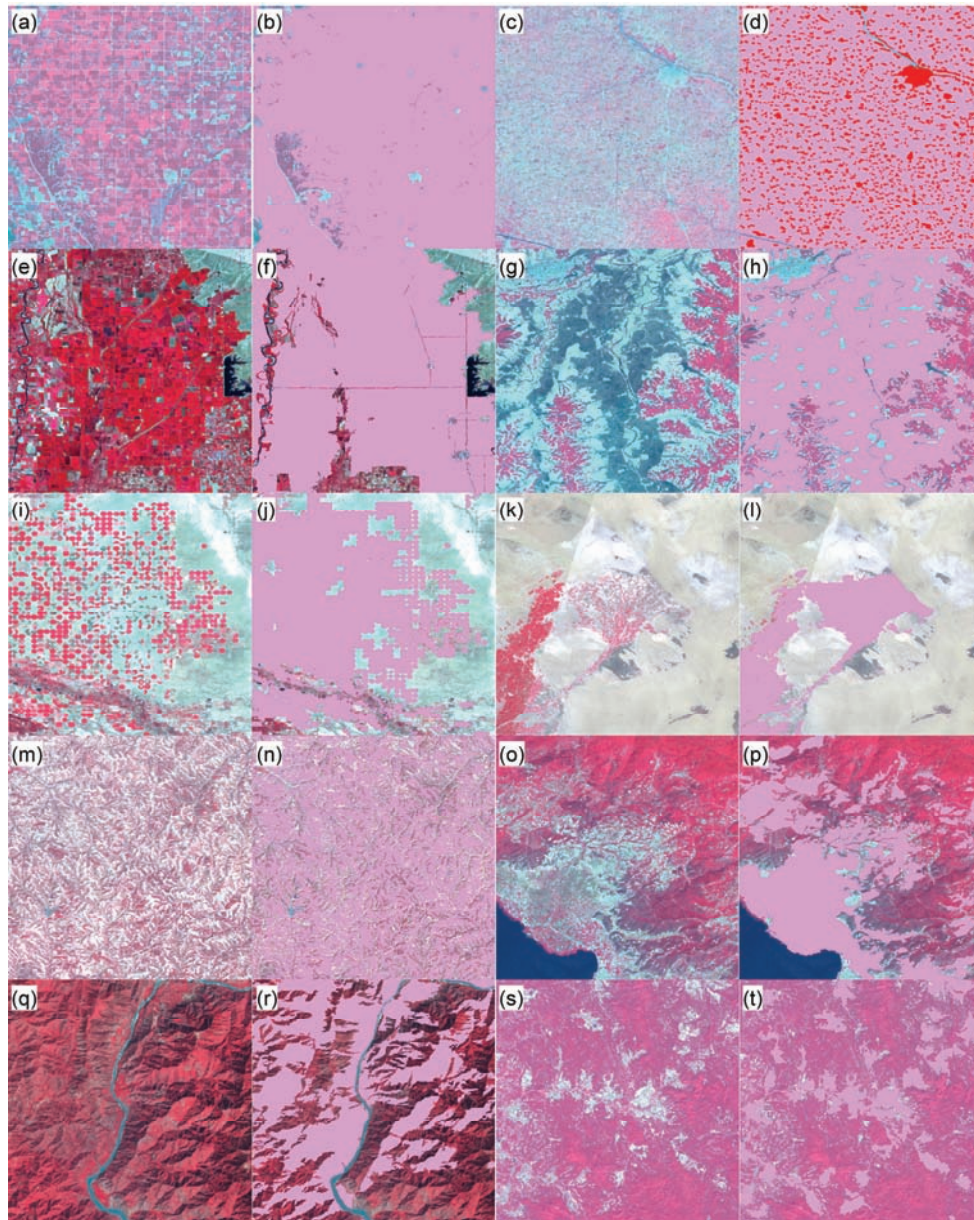


图 3 全球不同区域 30m 耕地遥感提取结果

(a), (b) 美国(40.498°N, 95.442°W), 2000 年; (c), (d) 中国安徽省(33.206°N, 116.497°E), 2000 年; (e), (f) 美国(39.488°N, 121.791°W), 2000 年; (g), (h) 中国东北地区(42.605°N, 126.074°E), 2010 年; (i), (j) 美国(37.684°N, 105.988°W), 2010 年; (k), (l) 中国甘肃省(38.951°N, 103.571°E), 2000 年; (m), (n) 中国黄土高原(37.787°N, 109.581°E), 2010 年; (o), (p) 土耳其(40.521°N, 29.743°E), 2000 年; (q), (r) 巴基斯坦(34.667°N, 72.799°E), 2010 年; (s), (t) 印度(19.988°N, 80.165°E), 2000 年. 耕地类型显示为粉红色

2000 年和 2010 年全球耕地制图总体精度分别为 92.82%和93.13%, 不同区域的耕地遥感产品总体精度均高于83%, 其中大洋洲、欧洲、东南亚及西亚地区、东北亚及中亚地区的耕地精度较高, 美洲(包括北美洲和南美洲)和非洲耕地提取精度较低.

5 讨论与结论

本研究提出了面向多特征全球耕地信息的遥感分类提取方法及工程化技术, 首次研制出两期全球 30m耕地遥感数据产品. 针对全球耕地的多样性和复

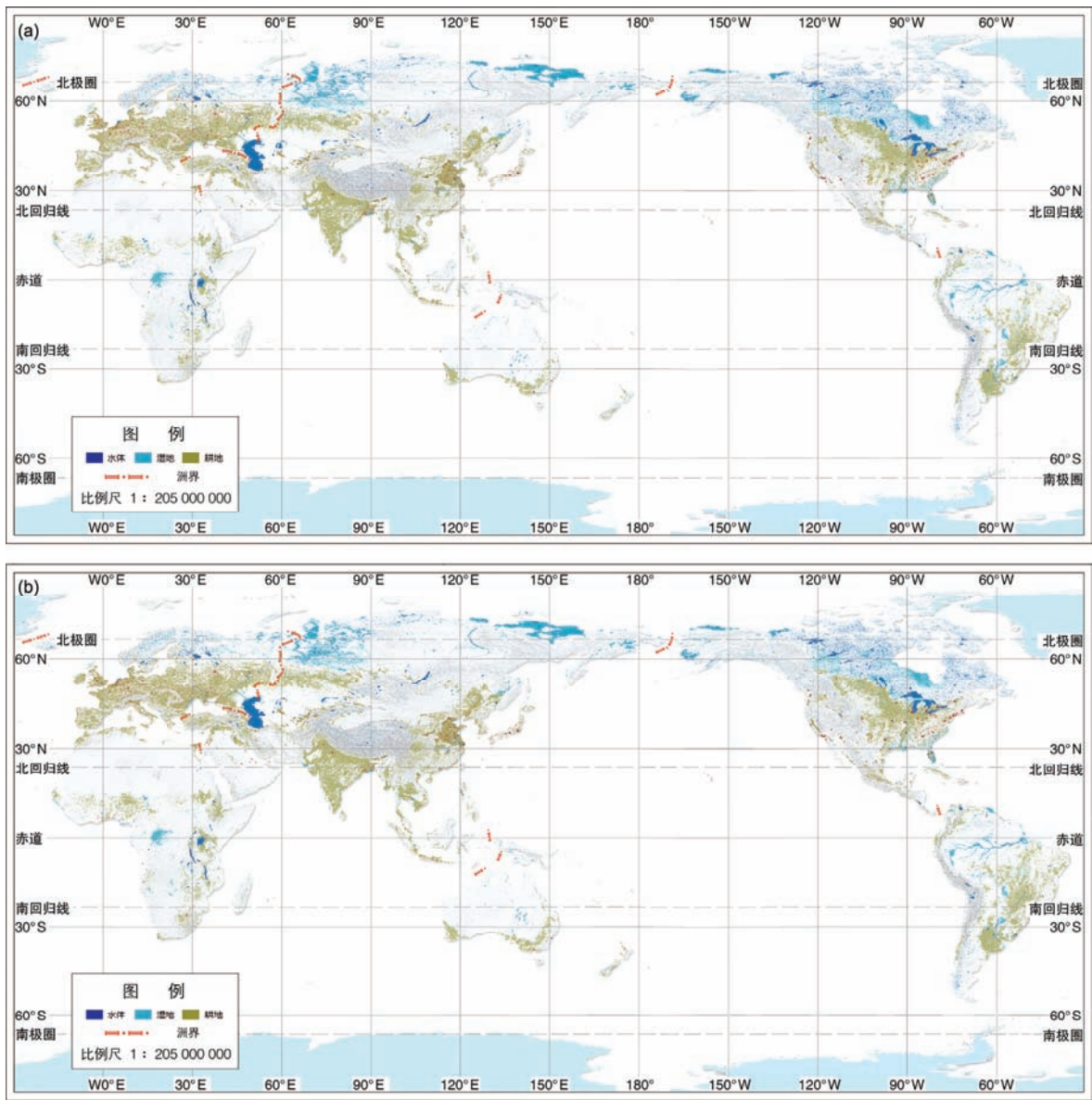


图 4 2000 年(a)和 2010 年(b)的全球 30m 耕地遥感制图结果

表 2 两期全球耕地面积及在各大洲的分布

区域	2000年		2010年		变化率(%)
	耕地面积(亿ha)	百分比(%)	耕地面积(亿ha)	百分比(%)	
全球	19.0272	100.00	19.5978	100.00	3.00
非洲	1.9832	10.42	2.2192	11.32	11.90
亚洲	6.8828	36.17	6.9916	35.68	1.58
欧洲	5.243	27.56	5.2145	26.61	-0.54
北美洲	2.8207	14.82	2.8371	14.48	0.58
南美洲	2.0975	11.02	2.3353	11.92	11.34
大洋洲	0.5478	2.88	0.5822	2.97	6.27

表 3 分区域耕地产品总体精度

区域	图幅数	2000年		2010年	
		样本数	总体精度(%)	样本数	总体精度(%)
东北亚及中亚	16	519	93.63	560	94.75
东南亚及西亚	10	3840	95.31	3840	96.88
欧洲	9	3456	97.40	3456	98.90
非洲	15	5760	84.23	5760	83.17
美洲	21	3629	88.18	4330	86.61
大洋洲	7	2688	98.18	2688	98.47
全球	78	19892	92.82	20634	93.13

杂性,提出了像元、对象和知识3个层次的耕地提取方法,即基于像元尺度多特征优化的耕地分类提取、基于对象的耕地自动判别、以及基于信息服务和先验知识的交互式对象处理;利用多源复合信息,按照耕地提取的质量指标要求,通过全面的人工交互检查与编辑,提高耕地信息的提取精度.所研制出的全球两期(2000/2010)30m分辨率耕地数据产品,分辨率较国际上300~1000m的同类产品高1~2个数量级.根据本研究的统计,全球耕地面积在2000年和2010年分别为19.03和19.60亿ha.精度评价结果表明,两期全球30m耕地遥感制图总体精度均达到92%以上.其他全球地表覆盖产品及统计的耕地面积分别如下:UMD-GLC为14.63亿ha,BU-MODIS为17.43亿ha,Glob-Cover2009为18.41亿ha(包括灌溉农田、雨养农田及混合类型中耕地占50~70%的类型);FAO统计的2010年世界各国农业用地面积总计48.94亿ha,其中可耕地面积为13.88亿ha.由于耕地定义、空间分辨率、分类精度和耕地系数等因素,各种地表覆盖产品及FAO统计的耕地面积之间存在较大差异.

本研究尚存在以下不足:首先,耕地的特征多样,包括旱地、水田、人工牧草地、大棚和经济作物等类型;耕作规模、地块形状差异很大.所采用的影像时相存在不一致的问题,影响了耕地的提取精度.耕地是具有较大季节性波动的地表覆盖类型,而遥感监测只是测定的某一时态下的耕地信息,使得耕地在不同时相影像上特征迥异,造成耕地信息较难判读.其次,本研究提出的耕地制图方法尚依赖于人工经验,例如像元级的分类中,需要人工判别是否加入纹理或多时相信息.对于像元级或对象级均难以识别的丘陵/山区耕地、较为细碎的耕地、咖啡/茶种

植区等,须借助参考资料,直接进行交互式对象处理,这一难题在30m空间分辨率上尚难以解决,存在一定的误差.此外,该方法并未涉及耕地系数,即30m分辨率的耕地制图结果不能直接对应耕地面积的统计数据.第三,就耕地分类信息提取而言,仍然缺少亚类信息,尚需进一步提取二级类的耕地数据,并研制长时间跨度的耕地数据.鉴于单纯依靠30m分辨率遥感影像难以直接提取出耕地所有的亚类信息,必须借助其他遥感数据或地学知识,这在较小地域范围较易实现,但在全球大范围内难度极大,需要进一步的科技创新.最后,全球耕地的国际精度验证工作亟待开展.进一步研究工作包括加强由光谱、尺度、时相和地理分区等差异带来的误差分析,寻找最佳的耕地信息提取方法;开展全球耕地信息精细化分类技术,增强耕地亚类的分类方法研究,进一步开展对全球耕地的持续监测与更新;开展全球范围的耕地成果精度验证工作,进一步完善耕地提取成果的精度.

参考文献

陈军,陈晋,宫鹏,廖安平,何超英. 2011. 全球地表覆盖高分辨率遥感制图. 地理信息世界, 2: 12-14

陈军,陈晋,廖安平,曹鑫,陈利军,陈学泓,彭舒,韩刚,张宏伟,何超英,武昊,陆苗. 2014. 全球30m地表覆盖遥感制图的总体技术. 测绘学报, 43: 551-557

刘纪远,庄大方,张增祥,高志强,邓祥征. 2002. 中国土地利用时空数据平台建设及其支持下的相关研究. 地球信息科学, 3: 3-7

Arino O, Bicheron P, Achard F, Latham J, Witt R, Weber J L. 2008. Globcover: The most detailed portrait of Earth. ESA Bull-Eur Space, 136: 25-31

Bartholomé 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
- Blaes X, Vanhalle L, Defourny P. 2005. Efficiency of crop identification based on optical and SAR image time series. *Remote Sens Environ*, 96: 352–365
- Biradar C M, Thenkabail P S, Noojipady P, Noojipady P, Li Y, Dheeravath V, Turrall H, Velpuri M, Gumma M K, Gangalakunta O R P, Cai X L, Xiao X, Schull M A, Alankara R D, Gunasinghe S, Mohideen S. 2009. A global map of rainfed cropland areas (GMRCA) at the end of last millennium using remote sensing. *Int J Appl Earth Obs Geoinf*, 11: 114–129
- Bontemps S, DeFourny P, Van Bogaert E, Arino O, Kalogirou V, Perez J R. 2011. Globcover2009 products description and validation report. Technical Report. URL: http://due.esrin.esa.int/files/GLOBCOVER2009_Validation_Report_2.2.pdf
- Bossard M, Feranec J, Otahel J. 2000. CORINE land cover technical guide: Addendum 2000. Technical Report No 40. Copenhagen: European Environment Agency. URL: http://image2000.jrc.ec.europa.eu/reports/corine_tech_guide_add.pdf
- Chen J, Chen J, Liao A, Cao X, Chen L, Chen X, He C, Han G, Peng S, Lu M, Zhang W, Tong X, Mills J. 2015. Global land cover mapping at 30 m resolution: A POK-based operational approach. *Isprs-J Photogramm Remote Sens*, 103: 7–27
- Friedl M A, McIver D K, Hodges J C F, Zhang X Y, Muchoney D, Strahler A H, Woodcock C E, Gopal S, Schneider A, Cooper A, Baccini A, Gao F, Schaaf C. 2002. Global land cover mapping from MODIS: Algorithms and early results. *Remote Sens Environ*, 83: 287–302
- Friedl M A, Sulla-Menashe D, Tan B, Schneider A, Ramankutty N, Sibley A, Huang X. 2010. MODIS collection 5 global land cover: Algorithm refinements and characterization of new datasets. *Remote Sens Environ*, 114: 168–182
- Han G, Chen J, He C, Li S, Wu H, Liao A, Peng S. 2015. A web-based system for supporting global land cover data production. *Isprs-J Photogramm Remote Sens*, 103: 66–80
- Hansen M C, Defries R S, Townshend J R G, Sohlberg R. 2000. Global land cover classification at 1 km spatial resolution using a classification tree approach. *Int J Remote Sens*, 21: 1331–1364
- Homer C, Huang C, Yang L, Wylie B K, Coan M. 2004. Development of a 2001 national land-cover database for the United States. *Photogramm Eng Remote Sens*, 70: 829–840
- Latifovic R, Zhu Z L, Cihlar J. 2004. Land cover mapping of North and Central America-Global Land Cover 2000. *Remote Sens Environ*, 89: 116–127
- Loveland T R, Reed B C, Brown J F, Ohlen D O, Zhu Z, Yang L, Merchant J W. 2000. Development of a global land cover characteristics database and IGBP DISC over from 1 km AVHRR data. *Int J Remote Sens*, 21: 1303–1330
- Pittman K, Hansen M C, Becker-Reshef I, Potapov P V, Justice C O. 2010. Estimating global cropland extent with multi-year MODIS Data. *Remote Sens*, 2: 1844–1863
- Ramankutty N, Foley J A. 1998. Characterizing patterns of global land use: An analysis of global croplands data. *Glob Biogeochem Cycle*, 12: 667–685
- Ramankutty N, Evan A T, Monfreda C, Foley J A. 2008. Farming the planet: 1. Geographic distribution of global agricultural lands in the year 2000. *Glob Biogeochem Cycle*, 22: GB1003
- Rao Y, Zhu X, Chen J, Wang J. 2015. An improved method for producing high spatial-resolution NDVI time series datasets with multi-temporal MODIS NDVI data and Landsat TM/ETM+ images. *Remote Sens*, 7: 7865–7891
- Tateishi R, Uriyangqai B, Al-Bilbisi H, Ghar M A, Tsend-Ayush J, Kobayashi T, Kasimu A, Hoan N T, Shalaby A, Alsaadeh B, Enkhzaya T, Gegentana, Sato H P. 2011. Production of global land cover data-GLCNMO. *Int J Digit Earth*, 4: 22–49
- Thenkabail P S, Biradar C M, Noojipady P, Dheeravath V, Li Y, Velpuri M, Gumma M, Gangalakunta O R P, Turrall H, Cai X, Vithanage J, Schull M A, Dutta R. 2009. Global irrigated area map (GIAM), derived from remote sensing, for the end of the last millennium. *Int J Remote Sens*, 30: 3679–3733
- Tong, X H, Wang, Z H, Xie, H, Liang D, Jiang Z, Li J, Li J. 2011. Designing a two-rank acceptance sampling plan for quality inspection of geospatial data products. *Comput Geosci*, 37: 1570–1583
- Vogelmann J E, Howard S M, Yang L, Larson C R, Wylie B K, Van Driel N. 2001. Completion of the 1990s national land cover data set for the conterminous United States. *Photogramm Eng Remote Sens*, 67: 650–662
- Xiao X, Boles S, Frolking S, Li C, Babu J Y, Salas W, Moore B. 2006. Mapping paddy rice agriculture in South and Southeast Asia using multi-temporal MODIS images. *Remote Sens Environ*, 100: 95–113