



论文

GlobeLand30 遥感制图创新与大数据分析专题

全球 30m 分辨率人造地表遥感制图研究

陈学泓^①, 曹鑫^{①*}, 廖安平^②, 陈利军^②, 彭舒^②, 陆苗^③, 陈晋^①, 张委伟^②,
张宏伟^②, 韩刚^②, 武昊^②, 李然^②

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 中国农业科学院农业资源与农业区划研究所, 北京 100081

* 通讯作者, E-mail: caoxin@bnu.edu.cn

收稿日期: 2015-09-18; 接受日期: 2016-02-17; 网络版发表日期: 2016-10-20

国家高技术研究发展计划项目(编号: 2009AA122001, 2009AA122003)资助

摘要 伴随着全球人口增长与经济发展, 城镇化进程预计将在全球范围内持续加速, 而人造地表是城镇化在地表覆盖上的直接体现. 一方面, 人造地表的扩张为工业生产、经济活动、人员居住等提供合适的场地; 另一方面, 人造地表深刻改变了地球的自然表面, 进而影响地表热量交换、水文过程以及生态系统等自然过程. 因此, 对全球人造地表进行精确制图对于自然科学与社会科学等相关领域研究都具有重要意义. 本研究以全球 2000 与 2010 年两个基准年的 30m 分辨率遥感影像为基础, 完成了全球两期 30m 分辨率的人造地表制图任务. 首先, 根据人造地表的地理内涵与 30m 分辨率影像上提取的可行性, 从斑块层面上提出适用于该尺度的人造地表定义; 其次, 考虑到人造地表的光谱复杂性与空间异质性, 对现有像素级分类与对象级分割技术进行组合, 以实现较高精度的人造地表斑块提取; 最后, 通过人工编辑与质量控制的手段, 进一步保证全球范围内的人造地表制图精度. 独立精度评价结果显示, 该地表覆盖分类产品的用户精度达到 80% 以上. 可以认为, 该套产品是目前全球尺度上, 人造地表或相关地表覆盖类型产品中分辨率与精度都最高的分类成果. 该数据将为开展全球城镇时空格局分析、生态环境健康诊断等相关研究工作提供重要的基础数据.

关键词 人造地表, 30m 分辨率, 分类方法, 地表覆盖制图, 遥感

1 引言

长期而形式多样的人类活动(森林砍伐、农业耕作、草原放牧及城镇化)对地表覆盖产生深刻的影响(Foley 等, 2005). 尤其是进入 21 世纪, 人口增长及社

会经济发展的需求刺激全球城镇化呈现加速发展趋势(Heilig, 2012), 这种发展趋势在发展中国家最为显著, 其城镇化无论在速度、空间尺度及形态上都与过去城镇化进程有着较大差异, 对全球社会经济及生态环境的影响不容忽视(Cohen, 2004; Montgomery,

中文引用格式: 陈学泓, 曹鑫, 廖安平, 陈利军, 彭舒, 陆苗, 陈晋, 张委伟, 张宏伟, 韩刚, 武昊, 李然. 2016. 全球 30m 分辨率人造地表遥感制图研究. 中国科学: 地球科学, 46: 1446–1458, doi: 10.1360/N072015-00296

英文引用格式: Chen X H, Cao X, Liao A P, Chen L J, Peng S, Lu M, Chen J, Zhang W W, Zhang H W, Han G, Wu H, Li R. 2016. Global mapping of artificial surface at 30-m resolution. Science China Earth Sciences, 59: 2295–2306, doi: 10.1007/s11430-016-5291-y

2008). 一方面, 城镇化作为社会经济发展的必然结果, 直接刺激区域经济增长、文化演变及提升居民生活水准(Knox和McCarthy, 1994), 各国政府普遍采取了鼓励城镇化的政策, 如我国正在实施新型城镇化计划(Bai等, 2014). 另一方面, 尽管城镇作为一种地表覆盖只占全球陆表面积的很小一部分(Potere和Schneider, 2007), 大规模的城镇化也可能对我们赖以生存的环境产生深刻的负面影响(Small和Nicholls, 2003), 如: 城市热岛效应(Crutzen, 2004; 苗世光等, 2012)、水文过程改变(Weng, 2001; 王喜全等, 2008)、生物多样性减少(Davies等, 2006)及人为碳排放(Svirejeva-Hopkins等, 2004)等. 因此, 设计和实施可持续的城镇化发展政策, 已成为各国政府及国际组织的重要诉求, 关系到区域经济增长与生态环境保护及减缓气候变化的利害平衡(Montgomery, 2008; Batty, 2008; Grimm等, 2008). 作为政策制定的基础信息, 全球高分辨率城镇遥感制图有助于把握全球城镇化进程的空间格局.

城镇化研究历史长久, 但是“城镇”本身的定义却随空间和时间而变化(Cohen, 2004). 因此, 现有的城镇制图, 根据其制图方法和数据源的不同, 其内涵也有很大差异(Schneider等, 2010). 以遥感的视角来看, 由于其信号更多反映地表覆盖状态而非土地利用, 利用遥感制图得到的“城镇”也更倾向于地表覆盖类型, 比如建成区、不透水层等(Potere和Schneider, 2007; Schneider和Woodcock, 2008). Potere等(2009)总结了已发布的10套全球“城镇”(或相关类型)制图产品, 其中有3套源于地表覆盖数据集, 包括: MODIS地表覆盖产品(1km)、GLC2000及GlobCover(Bartholomé和Belward, 2005; Arino等, 2008; Friedl等, 2010). 其他是由各研究机构制作的城镇专题地图, 如: MODIS 500-m、VMAP、HYDE、IMPISA、GRUMP、LITES及Landscan(Danko, 1992; Goldewijk, 2005; Elvidge等, 2001, 2007; Schneider等, 2010; Balk等, 2005; Bhaduri等, 2002). 但这些数据产品存在显著的不确定性, 其估计的城镇面积最大能相差达10倍之多(Potere等, 2009). 其首要原因是, 这些数据对“城镇”的定义各不相同, 反映了各自输入数据的特征, 互相缺乏可比性. 其次, 数据的空间分辨率较粗(300~1000m), 导致大量的小城镇、乡村、聚落被忽略. 除此之外, 除MODIS地表覆盖产品之外的各套数据产品的制图时

期多为单一年代, 无法反映全球城镇化的动态现状. 上述缺陷表明, 在全球范围内尚缺乏一套反映城镇化动态现状的高分辨率遥感制图产品.

为了满足全球更高分辨率的地表覆盖数据需求, 中国启动了利用2000与2010年两个基准年的30m分辨率遥感数据进行全球两期高分辨率地表覆盖制图项目(陈军等, 2014). 该项目的地表覆盖分类体系包括10个一级类, 并采用逐类别提取策略, 各个一级类的分类方法相对独立(Chen等, 2015; 廖安平等, 2014). 本文介绍其中“城镇”类别的提取方法. 在“城镇”的定义上, 本研究采用了联合国粮农组织地表覆盖分类系统(Land Cover Classification System)(Di Gregorio和Jansen, 2000)中“人造地表及其附属区域”类别(artificial surface and associated area, 人造地表)作为主要参考. 该类型描述了由于人类活动形成的非植被表面, 比如建筑(城镇、工业用地和交通设施等), 矿区(露天矿区、采石场)或垃圾填埋地等. 这个定义更接近于遥感能够观测到的信号, 已经被应用于全球遥感地表覆盖数据集中, 包括GLC2000(Bartholomé和Belward, 2005)与GlobCover(Arino等, 2008). 本研究利用30m分辨率遥感影像的光谱、纹理信息及多种参考资料, 结合计算机分类与交互解译等方法, 提取人造地表的分布.

2 利用 30m 分辨率遥感数据提取全球人造地表的关键问题

2.1 30m 分辨率上的定义问题

尽管LCCS已经给出了人造地表的具体定义, 但由于混合像元的普遍存在, 其在30m分辨率的尺度上需要重新定义. 多数地表覆盖产品采用人造地表的面积覆盖率超过50%的判据来定义人造地表像元(如Schneider等, 2010; Schneider和Woodcock, 2008), 但是这会导致低密度的建成区被大量忽略. 由于低密度人造地表区域的特征光谱信号较弱, 这样的问题在低分辨率数据中很难避免. 但是对于30m分辨率数据而言, 除了光谱信号之外还有更多的空间纹理特征可以用于分类, 能够有助于提取低密度的人造地表区域. 因此, 我们不简单地应用固定的比例判据来定义人造地表像元, 而是在斑块(大于3×3像元)层面上对人造地表进行定义, 即具备可识别的人造表面

纹理和光谱特征的斑块被定义为人造地表斑块. 图1显示了一个典型的例子, 人造地表斑块能够很清楚地被目视解译出来, 但是建筑物密度明显低于50%. 这样的混合景观在绿化较好的区域及乡村地区很常见, 对于地理学和人口统计学都具有重要意义, 因而不能被忽略(McCarthy, 2008). 另一方面, 在斑块层面上的定义更容易被目视判别. 尽管可识别的纹理和光谱特征在一定程度上有主观含义, 但是大于50%盖度的判据看似客观, 在实际操作中则难以把握. 由于人造地表的光谱多样性高, 当前的混合像元分解技术仍然难以在像元尺度上获得准确的盖度(Somers等, 2011). 因此, 基于上述两方面的考虑, 我们在斑

块层面上定义人造地表以避免忽略低密度区域.

2.2 Landsat 级别影像的计算机分类局限

过去已经有大量研究利用Landsat级别的影像提取人造地表或相关地表覆盖(Weng, 2012). 很多分类器被尝试或改进用于遥感影像分类, 比如最大似然法、神经网络、决策树、支撑向量机及随机森林等(Seto和Liu, 2003; Pal和Mather, 2003; Nemmour和Chibani, 2006; Rodriguez-Galiano等, 2012). 考虑到混合像元的问题, 混合像元分解技术也被广泛应用于不透水层制图(Ridd, 1995; Lu和Weng, 2006; Xian和Homer, 2010). 除改进分类算法之外, 改进分类器的输入特



图1 低密度人造地表斑块示例

(a) Landsat 图像; (b) 放大的 Landsat 图像; (c) 谷歌地图高分辨率影像

征对提高分类精度可能更为明显(Zhu等, 2012). 在光谱维度上, 专门的光谱指数被用于提取建成区, 比如归一化建筑指数(normalized difference built-up index, NDBI)和指数组合建筑指数(index-based built-up index, ISI)(Zha等, 2003; Xu, 2008). 在空间维度上, 利用移动窗口计算的纹理指数和图像分割技术也被用于城镇制图(Shaban和Dikshit, 2001; Lu和Weng, 2005; Guindon等, 2004). 另外, 训练样本的精细化也能够显著提高分类精度(Chen等, 2012; Sexton等, 2013). 但是, 过去的研究主要是区域范围内的研究(Homer等, 2007; Aitkenhead和Aalders, 2011). 少数在全球尺度上的高分辨率城镇制图尝试(Gong等, 2013), 尽管其分类流程被仔细设计, 精度仍然都不能满足相关研究需求. 原因是全球范围内人造地表的光谱多样性复杂、空间异质性很高、混合像元效应普遍存在等等; 同时人造地表所处的背景也很多样, 包括裸地、植被以及混合背景, 这些因素共同导致人造地表与背景光谱的可分性十分复杂(图2). 因此, 城镇制图的精度一般被认为低于植被制图(Rogan和Chen, 2004), 甚至有研究人员怀疑地表覆盖分类的范式是否适用于城镇制图(Pesaresi和Ehrlich, 2010). 针对人造地表与背景光谱区域差异性较大的特点, 本研究归纳出了6种典型的场景以简化分类问题. 如图2所示, 人造地表根据其光谱特点可以分为两种典型的类型: 1) 纯人造地表, 主要体现人造材料的光谱特点, 包括绿化程度低的建筑、工地、道路、矿区等; 2)

混合植被的人造地表, 能体现出较多的植被光谱信号, 包括乡村居民地、绿化较好的城区等. 人造地表所在背景则归纳为三种广泛存在的景观, 包括裸地、植被以及混合背景, 分别对应于不同的光谱和景观特点. 针对这6种场景组合, 分别采用不同的分类技术来实现较为可靠的分类.

2.3 人工介入与质量控制问题

遥感影像分类结果的精度受多种因素影响, 包括图像质量、景观复杂度、分类流程设计、作业人员技能等(Weng, 2011; Aitkenhead和Aalders, 2011). 单纯依靠计算机分类无法在全球范围内保证较高的分类精度. 因此, 充分的人工介入与编辑, 对于高质量的人造地表制图是不可避免的. 本研究提出结合计算机分类与人工解译的分类流程, 以期得到可靠的人造地表全球制图产品.

然而, 较多的人工介入也会给分类流程带来主观不确定性. 过去的研究试图通过增强分类器和光谱特征的稳健性(Heiden等, 2007; Mountrakis等, 2011)或提高软件交互界面的友好性(如ENVI 5的流程化界面)(Exelis, 2012), 来减少作业人员的主观不确定性. 然而作业人员与作业流程的管理很少被仔细考虑, 很重要的一个原因是试验性研究的人力投入都不大. 考虑到本研究的数据处理规模很大, 大量的人力投入不可避免. 因此, 设计了一个针对作业人员与作业流程的质量控制机制用以减少人工操作时的主观不确定性.

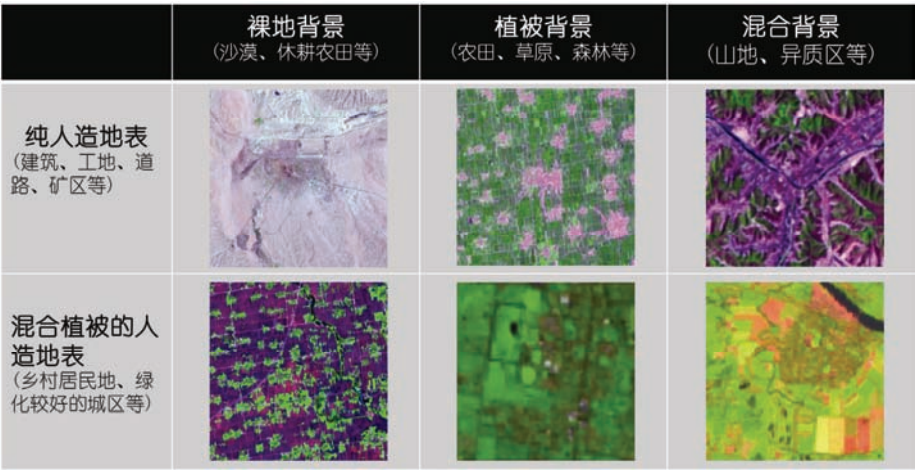


图 2 不同人造地表光谱与背景光谱的可分性

3 方法

考虑到上述关键问题, 本研究以人造地表的具体特征为依据, 设计了一套以像素级分类、对象化识别与知识化编辑为主线, 综合多种计算机分类技术与人工解译的人造地表提取流程。另外, 采用了一个集成多种类型参考数据的网络信息服务平台和一套质量控制体系来支持标准化的人工操作。图3显示了该分类方法的主要流程。

3.1 数据预处理

本项目采用生长季的Landsat TM/ETM+影像作为主要数据来源, 同时采用中国环境星数据作为补充。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DEM数据、V-map、1:100万地形图、谷歌地球、实地照片、以及五套已有的全球地表覆盖产品。所有30m分辨率影像均经过一套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细节可参见Chen等(2015)。由于人造地表是中国遥感地表覆盖制图项目的第四个提取类别, 因此之前提取的水体、湿地、冰雪三个类别对应的区域均被掩膜去除。

3.2 像素级分类

尽管面向对象的分类技术有很多优点(Blaschke, 2010), 但是本研究采用像素级分类技术作为分类的基础步骤。这主要出于两点考虑: 首先, 像素级分类技术较为成熟, 作业人员的熟悉程度也较高, 容易在大范围生产中保证分类质量的稳健性; 其次, 图像分割生成的对象大小不一, 使得纹理指标一致性差, 会影响分类精度(Costa等, 2014)。

像素级分类的关键在于选择合适的分类特征与分类器。由于全球范围内人造地表光谱和形态的复杂性, 很难找到一个单一的有效分类特征和分类器。因此, 本研究总结了6种典型的人造地表与背景的光谱组合(图2), 选择各自相适应的分类特征与分类器组合。

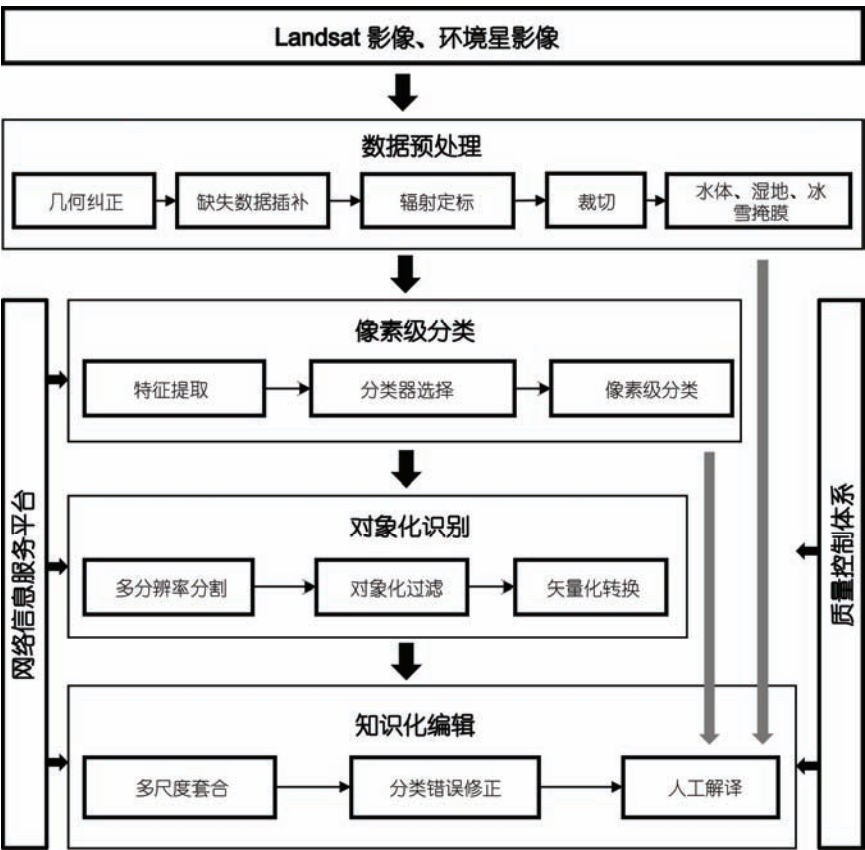


图3 分类流程示意图

光谱维度上的特征,除Landsat卫星6个波段外,还采用了归一化植被指数(normalized difference vegetation index, NDVI)和归一化建筑指数(normalized difference built-up index, NDBI),如以下方程所示:

$$NDVI=(B_4-B_3)/(B_4+B_3), \tag{1}$$

$$NDBI=(B_5-B_4)/(B_5+B_4), \tag{2}$$

其中, B_3 、 B_4 和 B_5 分别表示Landsat TM/ETM+传感器的第3、4和5波段反射率. 这两个指数能够强化光谱中特定地表覆盖类型的信息,有利于分类. 如表1所示, NDVI被用于背景与人造地表反差较大的景观,包括植被背景下的纯人造地表与裸地背景下混合植被的人造地表;而NDBI用于裸地背景下的纯人造地表提取. 考虑到人造地表的异质性较强,大多存在明显的纹理特征,依据Lu和Weng(2005)的研究,还计算了移动窗口内的方差纹理指标:

$$VAR = \frac{\sum_{i,j=0}^{n-1} \left(B_{ij} - \frac{1}{n} \sum_{i,j=0}^{n-1} B_{ij} \right)^2}{n-1}, \tag{3}$$

其中, i 和 j 分别表示移动窗口内的横纵坐标, B_{ij} 表示移动窗口中的像元反射率, n 表示移动窗口的像元数. 对于TM数据,方差纹理用第四波段的反射率在5×5窗口计算;对于ETM+数据,方差纹理用15m分辨率的全色波段在10×10窗口计算(对应于30m分辨率像元的5×5窗口).

在分类器选择上,采用决策树和SVM分类器这两个较为稳健的分类器. 决策树方法光谱含义清晰,阈值由作业人员依据经验设定,因此被用于背景与人造地表反差较大的景观. 而SVM则用于相对复杂的景观特征,其中训练样本选择由作业人员根据实际情况判定.

表 1 不同景观特征下分类特征与分类器的组合

景观特征	分类特征	分类器
裸地背景下的纯人造地表	6波段、NDBI、 方差纹理	SVM
植被背景下的纯人造地表	NDVI、方差纹理	决策树
混合背景下的纯人造地表	6波段、方差纹理	SVM
裸地背景下混合植被的人 造地表	NDVI、方差纹理	决策树
植被背景下混合植被的人 造地表	6波段、方差纹理	SVM
混合背景下混合植被的人 造地表	6波段、方差纹理	SVM

3.3 对象化识别

由于人造地表斑块通常异质性比较强,单纯应用像素级分类会导致大量的“椒盐”误差,因此采用基于对象的处理方法减少分类破碎度.

对象化处理的首要步骤是图像分割. 考虑到方法的成熟度和操作的便利性,采用eCognition软件提供的多分辨率分割功能. 在3个主要分割参数中,尺度参数最为重要. 过大的尺度参数会导致分割不足,而过小的尺度参数则会导致过分割. 在实际的一幅影像中,人造地表斑块的尺度往往变化较大,很可能不存在一个最优的尺度. 图4表示了两种尺度参数下的分割结果(图4中水体与湿地不参与处理),尺度为30的分割对于大多数人造地表斑块较为合适,但是对于少量小斑块(如红圈所示位置)则存在分割不足的问题. 而尺度为10的分割则导致了大量过分割,但是对小斑块则正好合适. 因此,本研究保留了多个分割结果用以后续分类. 考虑到大规模生产中的可行性,一般对一景影像保留1~3个尺度的分割结果.

图像分割完成后,利用对象化过滤技术将像素级分类结果转换为对象级分类结果,以完成人造地表的对象化识别. 该技术主要分为两步:首先计算每个对象内的人造地表像元所占的比例;其次将人造地表像元超过50%的对象分类为人造地表,而将低于50%的对象分类为其他类别. 根据不同尺度的分割结果,可以生成1~3个尺度的对象化分类结果. 图5显示了不同分割尺度下的对象化分类结果,尺度越大,分类图的破碎度越低. 最后,将对象化的分类结果进行矢量化处理,以便于后续的人工编辑.

3.4 知识化编辑

单纯依靠计算机分类很难完全避免分类错误. 为了实现更精确的人造地表制图,参照多种知识的人工解译非常重要. 这是因为人脑能够实现更为复杂的图像纹理识别和先验知识判定. 因此,在计算机分类结果的基础上,以多种辅助数据为参照,作业员通过目视判别对多个尺度的分类结果进行套合,并对其中的分类错误进行修正. 提取人造地表涉及的辅助数据有V-map居民点数据、天地图、1:100万GIS数据、Google地球高分影像、以及其他地表覆盖产品,这些异构多源数据集成到在线服务平台(Han等, 2015)以方便作业人员参考. 对于少部分人造地表分

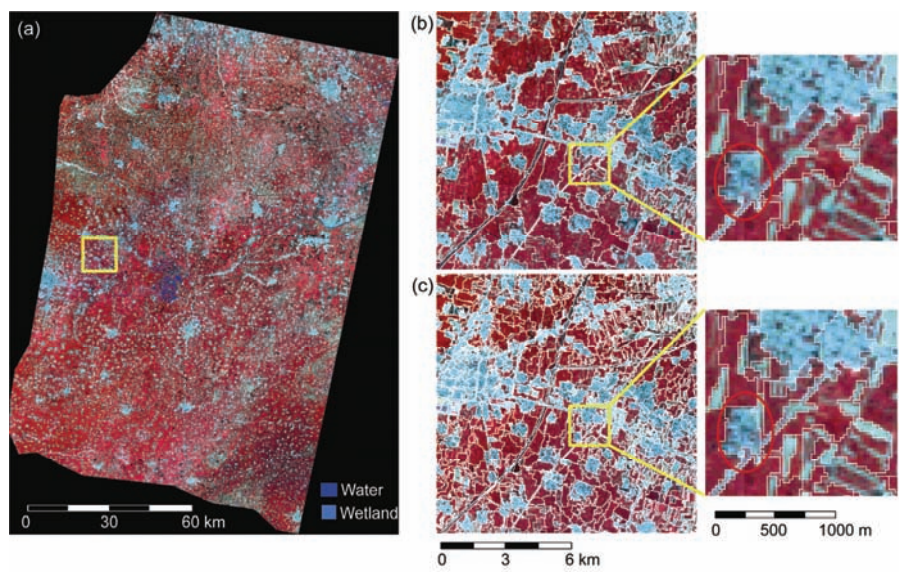


图 4 多分辨率分割示例

(a) Landsat 影像; (b) 尺度参数 30 的分割结果; (c) 尺度参数 10 的分割结果

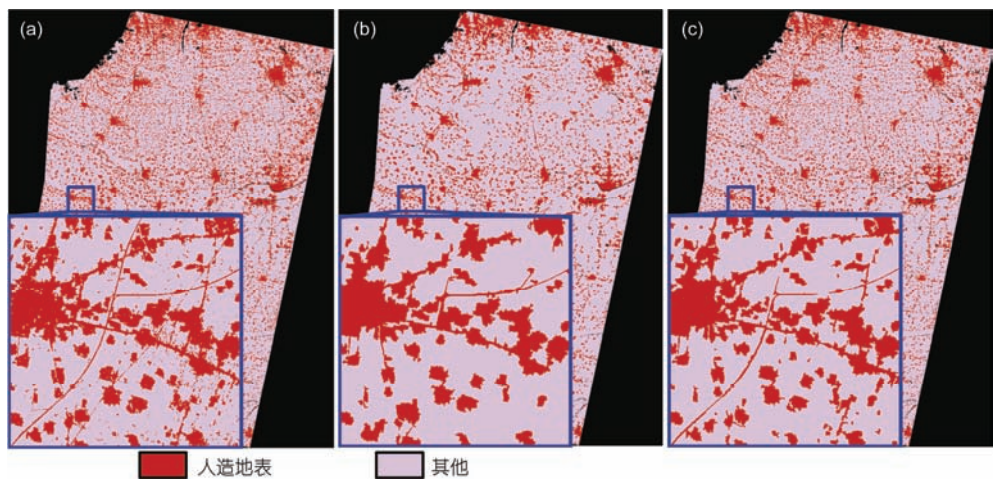


图 5 计算机多尺度对象识别示例

(a) 像素级分类结果; (b) 尺度参数 30 分割下的对象化过滤; (c) 尺度参数 10 分割下的对象化过滤

布很少的图像, 则跳过计算机分类步骤而直接采用人工解译来提取。这是因为在这种情况下, 引入上述计算机分类并不能减少工作量。

3.5 质量控制

由于像素级分类和知识化编辑两个步骤中涉及到大量的人工操作, 因此提出了一套质量控制体系用于保证作业人员的操作质量(图6)。对于像素级分类而言, 特征选取、训练样本选择和阈值确定都非常

重要。为了减少主观性, 每景影像由三个作业人员独立分类。然后检查两两之间的一致率, 如果其中一对的一致率低于90%, 则要求三个作业人员重新分类, 直至三者的一致率都高于90%。最后, 通过投票方法将三个分类结果进行组合。

对于手工编辑后的分类产品, 采取专家核检的方式进行质量控制。由国家基础地理信息中心组织专家对分类结果按照预设质量标准进行检查。考虑到各景影像的景观复杂度不一样, 质量标准根据不

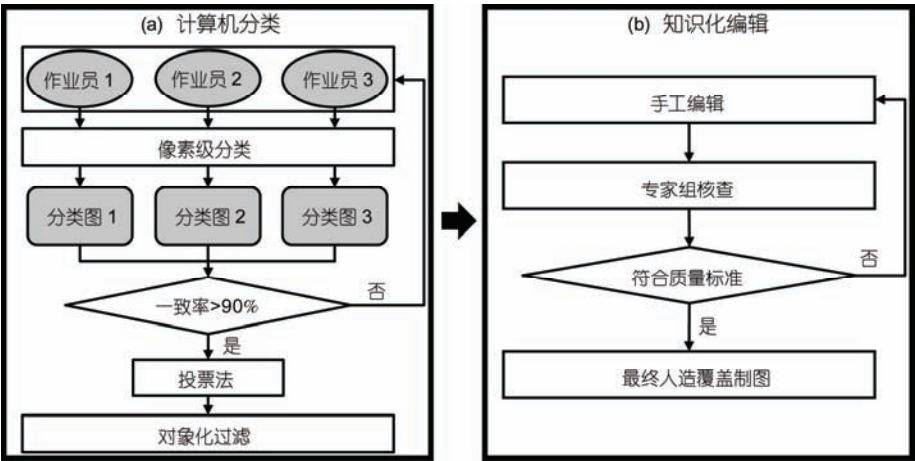


图 6 分类流程中的质量控制体系

同景观存在差异(表2). 对于大于8×8像元的斑块, 不允许存在斑块错提或漏提, 但对斑块面积容许5%的误差. 对于8×8像元及更小的斑块, 不对斑块面积进行质量控制, 仅对斑块数量进行质量控制, 根据人造地表密集程度及斑块大小的不同质量标准各有不同(表2). 为提高核查效率, 首先利用现有参考数据及先验知识组织初步的自动筛查, 得到分类错误的潜在区域, 主要包括: 1) 10年间人造地表减少的区域; 2) 与V-map居民点数据进行比对, 得到漏提的居民点; 3) 与统计数据比较, 提出10年间增长率过快的区域. 然后组织专家对这些潜在分类错误区域进行目视检核, 如果检查出的错误超过质量标准的容许度, 则反馈给作业人员重新进行人工编辑. 在该质量控制流程下, 分类精度能够得到有效的保障.

4 结果

4.1 全球人造地表制图产品

以影像图景为单位的分类结果被拼接为4°×6°(南北纬60°之间)或4°×12°(南北纬60°以上)的UTM投

影标准图幅, 每个图幅对应于一个UTM的6°投影带. 所有的数据可以在项目网址上浏览或下载(<http://www.globeland30.org>). 图7显示了2010年0.1°网格全球人造地表的密度分布图. 可以看出, 发达国家(或地区)的人造地表密度明显高于发展中国家(或地区)的人造地表密度. 在发展中国家中, 中国和印度的人造地表密度相对较高, 主要由于这两个国家人口总量最大, 有很高的土地利用需求. 图8显示了几个代表性城市群的人造地表分布, 可以看出该数据集能够很好地反映出城市与乡村的形态. 根据该数据集, 2000~2010年10年间, 全球人造地表面面积从113×10⁴km²增长到119×10⁴km². 这个数字是GLC2000和GlobCover 2009统计结果的约4倍. 这是由于乡村区域或密度较低的人造地表在粗分辨率产品中都被忽略了, 因此其面积明显偏小. 各大洲的人造地表面积如表3所示, 人造地表在全球范围内都在增长, 增长最多的是亚洲, 而非洲的增长比例最高, 欧洲相对保持稳定. 这说明近10年发展中地区正处于快速城市化进程中.

4.2 人造地表产品的空间细节

为展示30m分辨率的空间细节, 本文展示了三个示例区的人造地表分布, 包括城市区(美国拉斯维加斯)、城乡交界处(埃及开罗东部)、以及乡村区域(中国山东德州). 图9比较了人造地表产品与GLC 2000、Globcover 2009及FROM-GLC(FROM-GLC只有一期产品, 2000年或2010年)在三个示例区的空间细节.

表 2 人造地表提取质量标准

斑块面积A (像元)	单景最多漏提/错提斑块数目	
	一般区域	密集区域
A<4×4	不做控制	
4×4≤A≤8×8	2	4
A>8×8	不允许错提或漏提(斑块面积差异不超过5%)	

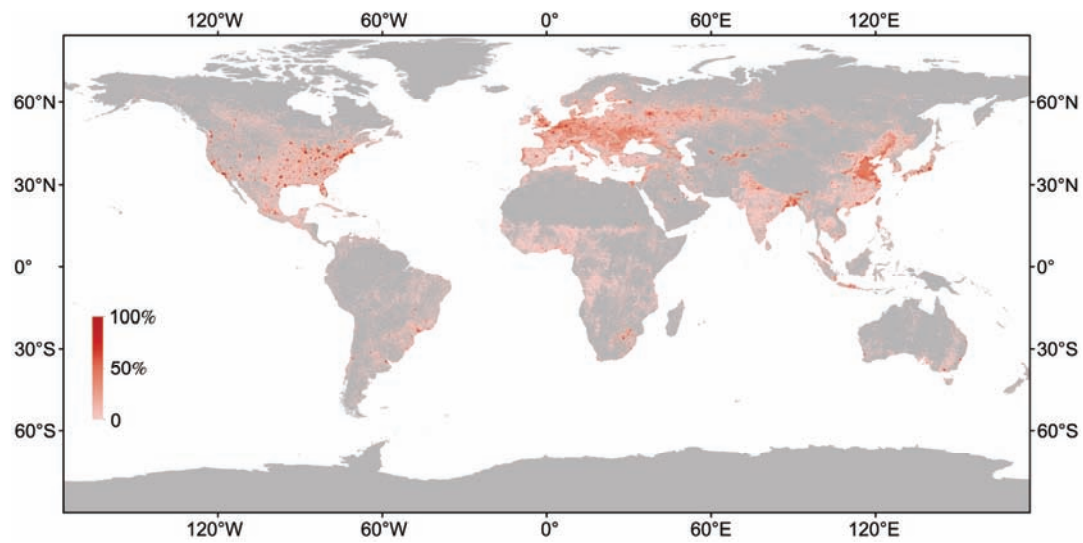


图 7 2010 年全球人造地表的空间格局

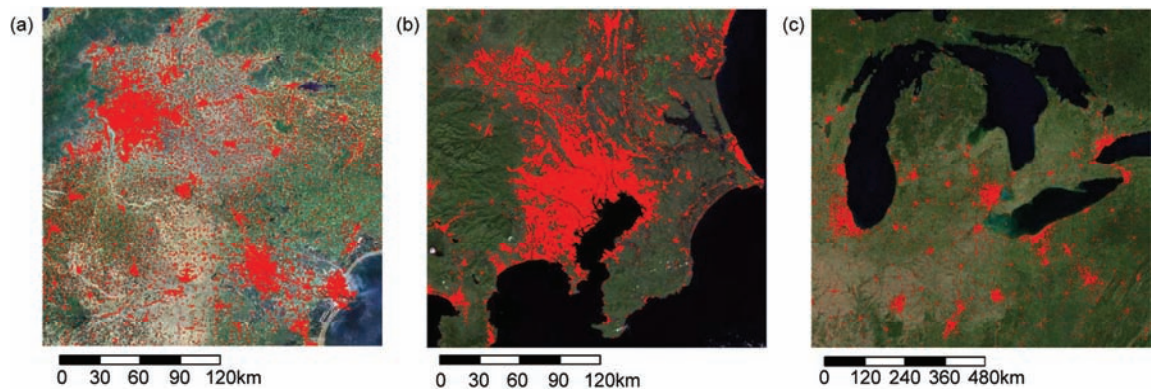


图 8 代表性城市群人造地表分布

(a) 中国京津塘; (b) 日本东京都市圈; (c) 美国五大湖城市群

表 3 各大洲人造地表 2000 与 2010 年基准年面积统计

大洲	2000年 ($\times 10^4 \text{ km}^2$)	2010年 ($\times 10^4 \text{ km}^2$)	变化面积 ($\times 10^4 \text{ km}^2$)	变化率
亚洲	39.06	41.57	2.51	6.43%
欧洲	31.88	32.49	0.61	1.91%
非洲	6.97	7.83	0.86	12.34%
北美洲	27.88	29.37	1.49	5.34%
南美洲	5.81	6.16	0.35	6.02%
大洋洲	1.80	1.88	0.08	4.44%

需要注意的是, FROM-GLC采用不同的分类体系略有不同,其中与人造地表相对应的类别为“不透水

层”,在三个示例区域,两者差异较小,具有可比性.从图9可以看出,提取的人造地表在城乡区域都与Landsat影像高度吻合.10年间拉斯维加斯与开罗的城市扩张都能够正确体现出来.相比于粗分辨率的地表覆盖产品,30m分辨率的人造地表产品能够显示出更精确的城市形态,以往被忽略的小斑块(乡村地区)也能够基本被提取出来.尽管FROM-GLC也是30m分辨率,但是在这三个示例区的分类结果甚至还不如GLC 2000和Globcover 2009.原因是拉斯维加斯与开罗都位于沙漠之中,裸地与人造地表的光谱十分混淆.没有足够精确的训练样本选择和人工编辑,大量城区都被错分为裸地.

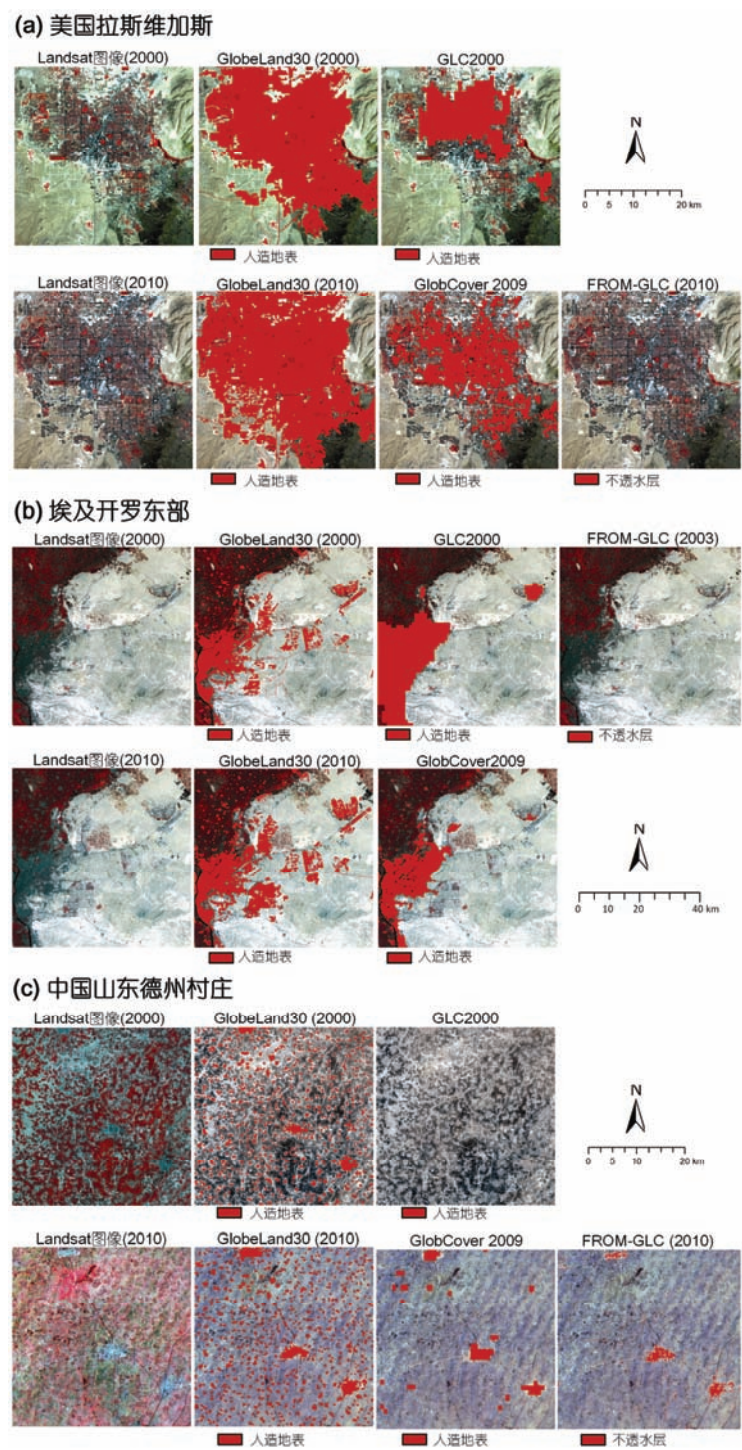


图 9 不同分类产品在三个示例区域的人造地表空间细节
(a) 美国拉斯维加斯; (b) 埃及开罗东部; (c) 中国山东德州村庄

4.3 精度评价

精度评价由独立的研究小组进行评估, 包括中

国科学院遥感与数字地球所、中国农业科学院和中国林业科学院的研究小组. 在全球范围内共选择

154070个像元作为参照样本进行精度评价, 其中参照人造地表像元4269个. 全球范围内, 人造地表的用户精度87.0%, 生产者精度64.6%. 各大洲的精度评价结果如表4所示, 用户精度均在80%以上, 意味着错分误差非常低. 而生产者精度普遍较低, 特别是非洲与亚洲的生产者精度甚至低于60%. 这可能是由于这两个大洲的发展中国家较多, 人造地表分布较为破碎, 与其他地表覆盖类型容易混淆, 提取难度较大. 但是仍然可以相信漏分误差会显著低于过去的粗分辨率产品, 这是由于粗分辨率产品忽略了大量的小斑块或低密度人造地表区域.

5 讨论与结论

本文介绍了利用Landsat数据制作全球人造地表产品的制图方法与产品. 尽管过去已经存在大量基于Landsat数据的地表覆盖制图研究, 在全球范围内进行可靠的地表覆盖分类仍然是极具挑战的课题. 特别是对于人造地表, 其光谱多样性与异质性尤为严重, 增加了计算机分类的难度. 而完全依靠人工解译的分类手段, 尽管精度较高, 但是工作量巨大(刘纪远等, 2002), 不可能在全球范围内实现. 因此, 本文提出了结合计算机分类与人工解译的分类流程以在全球尺度内平衡分类质量与效率. 与小范围的实验研究不同, 我们并未发展出复杂的算法. 相反, 尽可能组合较为成熟的技术或工具, 包括像元级分类及对象化过滤技术等, 以及大量的目视解译工作. 由于大量劳动力的介入, 质量控制系统显得尤为重要, 以减少作业员的主观不确定性. 通过本文提出的这一套分类流程, 生产了2000与2010年两个基准年的人造地表产品.

作为全球尺度上分辨率和精度都最高的人造地表制图产品, 该数据集将对多个研究领域产生巨大贡献. 例如, 过去的关于城市形态的研究多基于有限的样本, 特别在发展中国家样本较少(如Schneider和Woodcock, 2008; Deng等, 2009). 该数据集能够支持

全球范围内城市形态的全面研究, 有助于更全面地理解城市扩张机制(Angel等, 2005). 这套数据对于气候变化研究也有很大的帮助. 城市化带来的热岛效应是温室气体之外全球变暖的另一个重要原因(Kalnay和Cai, 2003), 该数据集能够支持更精确的城市增温估计. 以上仅是两个例子, 可以预期该数据集将进一步支持经济地理、人口、城市形态等多个领域的研究.

作为全球30m分辨率人造地表制图的第一次尝试, 本研究还存在不成熟及进一步探讨的空间. 首先, 该制图方法需要大量的人力投入, 这限制了其在将来人造地表变化的及时更新. 通过结合变化检测技术应当有助于解决该问题(Xian等, 2009; Chen等, 2012). 其次, “人造地表”类别的定义同时考虑了地理含义与遥感分类的可行性, 但是在实际应用中可能无法直接使用. 比如, “不透水层”对水文过程研究意义重大, 而“城市”在城市规划里更被接受. 然而这两个类别与人造地表不能直接等价, 需要进一步的转换. 但是, 不可否认该数据集的重要价值, 以及该研究对将来更精确地表覆盖制图的启示作用.

参考文献

- 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: 551–556
- 廖安平, 陈利军, 陈军, 何超英, 曹鑫, 陈晋, 彭舒, 孙芳蒂, 宫鹏. 2014. 全球陆表水体高分辨率遥感制图. 中国科学: 地球科学, 44: 1634–1645
- 刘纪远, 刘明亮, 庄大方, 张增祥, 邓祥征. 2002. 中国近期土地利用变化的空间格局分析. 中国科学D辑: 地球科学, 32: 1031–1040
- 苗世光, 窦军霞, Chen F, 李炬, 李爱国. 2012. 北京城市地表能量平衡特征观测分析. 中国科学: 地球科学, 42: 1394–1402
- 王喜全, 王自发, 齐彦斌, 郭虎. 2008. 城市化进程对北京地区冬季降水分布的影响. 中国科学D辑: 地球科学, 38: 1438–1443
- Aitkenhead M J, Aalders I H. 2011. Automating land cover mapping of Scotland using expert system and knowledge integration methods. Remote Sens Environ, 115: 1285–1295
- Angel S, Sheppard S C, Civco D L, Buckley R, Chabaeva A, Gitlin L, Kralea A, Parent J, Perlin M. 2005. The dynamics of global urban expansion. Washington DC: Transport and Urban Development Department, The World Bank
- Arino O, Bicheron P, Achard F, Latham F, Witt R, Weber J L. 2008. The most detailed portrait of Earth. Esa Bull-Eur Space, 136: 25–31

表 4 五大洲人造地表分类精度

分类精度	亚洲	美洲	非洲	欧洲	大洋洲
用户精度	88.7%	86.1%	82.1%	89.3%	79.8%
生产者精度	53.5%	75.8%	55.0%	77.0%	77.9%

- Bai X, Shi P, Liu Y. 2014. Society: Realizing China's urban dream. *Nature*, 509: 158–160
- Balk D, Pozzi F, Yetman G, Deichmann U, Nelson A. 2005. The distribution of people and the dimension of place: Methodologies to improve the global estimation of urban extents. In: International Society for Photogrammetry and Remote Sensing. Proceedings of the Urban Remote Sensing Conference. March 2005, Tempe, AZ
- Batty M. 2008. The size, scale, and shape of cities. *Science*, 319: 769–771
- 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
- Bhaduri B, Bright E, Coleman P, Dobson J. 2002. LandScan. *Geoinformatics*, 5: 34–37
- Blaschke T. 2010. Object based image analysis for remote sensing. *ISPRS-J Photogramm Remote Sens*, 65: 2–16
- 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
- Chen X, Chen J, Shi Y, Yamaguchi Y. 2012. An automated approach for updating land cover maps based on integrated change detection and classification methods. *ISPRS-J Photogramm Remote Sens*, 71: 86–95
- Cohen B. 2004. Urban growth in developing countries: A review of current trends and a caution regarding existing forecasts. *World Dev*, 32: 23–51
- Costa H, Carrão H, Bacão F, Caetano M. 2014. Combining per-pixel and object-based classifications for mapping land cover over large areas. *Int J Remote Sens*, 35: 738–753
- Crutzen P J. 2004. New directions: The growing urban heat and pollution “island” effect—Impact on chemistry and climate. *Atmos Environ*, 38: 3539–3540
- Danko D M. 1992. The digital chart of the world project. *Photogramm Eng Remote Sens*, 58: 1125–1128
- Davies R G, Orme C D L, Olson V, Thomas G H, Ross S G, Ding T S, Rasmussen P C, Stattersfield A J, Bennett P M, Blackburn T M, Owens L P F, Gaston K J. 2006. Human impacts and the global distribution of extinction risk. *Proc R Soc B-Biol Sci*, 273: 2127–2133
- Deng J S, Wang K, Hong Y, Qi J G. 2009. Spatio-temporal dynamics and evolution of land use change and landscape pattern in response to rapid urbanization. *Landscape Urban Plan*, 92: 187–198
- Di Gregorio A, Jansen L J M. 2000. Land cover classification system: LCCS: Classification concepts and user manual for software version 1.0. Rome: Food and Agriculture Organization of the United Nations
- Elvidge C D, Imhoff M L, Baugh K E, Hobson V R, Nelson I, Safran J, Dietz J B, Tuttle B T. 2001. Night-time lights of the world: 1994–1995. *ISPRS-J Photogramm Remote Sens*, 56: 81–99
- Elvidge C D, Tuttle B T, Sutton P C, Baugh K E, Howard A T, Milesi C, Bhaduri B L, Nemani R. 2007. Global distribution and density of constructed impervious surfaces. *Sensors*, 7: 1962–1979
- Exelis. 2012. ENVI 5: The Next Generation of Image Analysis. Boulder, Colorado: Exelis Visual Information Solutions
- Foley J A, DeFries R, Asner G P, Barford C, Bonan G, Carpenter S R, Chapin F S, Coe M T, Daily G C, Gibbs H K, Helkowski J H, Holloway T, Howard E A, Kucharik C J, Monfreda C, Patz J A, Prentice C, Ramankutty N, Snyder P K. 2005. Global consequences of land use. *Science*, 309: 570–574
- 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
- Goldewijk K K. 2005. Three centuries of global population growth: A spatial referenced population (density) database for 1700–2000. *Popul Env*, 26: 343–367
- 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
- Grimm N B, Faeth S H, Golubiewski N E, Redman C L, Wu J, Bai X, Briggs J M. 2008. Global change and the ecology of cities. *Science*, 319: 756–760
- Guindon B, Zhang Y, Dillabaugh C. 2004. Landsat urban mapping based on a combined spectral-spatial methodology. *Remote Sens Environ*, 92: 218–232
- 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
- Heiden U, Segl K, Roessner S, Kaufmann H. 2007. Determination of robust spectral features for identification of urban surface materials in hyperspectral remote sensing data. *Remote Sens Environ*, 111: 537–552
- Heilig G K. 2012. World Urbanization Prospects. New York: United Nations, Department of Economic and Social Affairs (DESA), Population Division, Population Estimates and Projections Section
- Homer C, Dewitz J, Fry J, Coan M, Hossain N, Larson C, Herold N, Mckerrow A, VanDriel J N, Wickham J. 2007. Completion of the 2001 National Land Cover Database for the Conterminous United States. *Photogramm Eng Remote Sens*, 73: 337
- Kalnay E, Cai M. 2003. Impact of urbanization and land-use change on climate. *Nature*, 423: 528–531
- Knox P L, McCarthy L. 1994. Urbanization. Englewood Cliffs, NJ: Prentice Hall
- Lu D, Weng Q. 2005. Urban classification using full spectral

- information of Landsat ETM+ imagery in Marion County, Indiana. *Photogramm Eng Remote Sens*, 71: 1275–1284
- Lu D, Weng Q. 2006. Use of impervious surface in urban land-use classification. *Remote Sens Environ*, 102: 146–160
- McCarthy J. 2008. Rural geography: Globalizing the countryside. *Prog Hum Geogr*, 32: 129–137
- Montgomery M R. 2008. The urban transformation of the developing world. *Science*, 319: 761–764
- Mountrakis G, Im J, Ogole C. 2011. Support vector machines in remote sensing: A review. *ISPRS-J Photogramm Remote Sens*, 66: 247–259
- Nemmour H, Chibani Y. 2006. Multiple support vector machines for land cover change detection: An application for mapping urban extensions. *ISPRS-J Photogramm Remote Sens*, 61: 125–133
- Pal M, Mather P M. 2003. An assessment of the effectiveness of decision tree methods for land cover classification. *Remote Sens Environ*, 86: 554–565
- Pesaresi M, Ehrlich D. 2010. A methodology to quantify built-up structures from optical VHR imagery. In: Gamba P, Herold M, eds. 2010. *Global Mapping of Human Settlement: Experiences, Datasets, and Prospects*. Boca Raton: CRC Press. 27–58
- Potere D, Schneider A, Angel S, Civco D L. 2009. Mapping urban areas on a global scale: Which of the eight maps now available is more accurate? *Int J Remote Sens*, 30: 6531–6558
- Potere D, Schneider A. 2007. A critical look at representations of urban areas in global maps. *GeoJournal*, 69: 55–80
- Ridd M K. 1995. Exploring a VIS (vegetation-impervious surface-soil) model for urban ecosystem analysis through remote sensing: Comparative anatomy for cities. *Int J Remote Sens*, 16: 2165–2185
- Rodriguez-Galiano V F, Ghimire B, Rogan J, Chica-Olmo M, Rigol-Sanchez J P. 2012. An assessment of the effectiveness of a random forest classifier for land-cover classification. *ISPRS-J Photogramm Remote Sens*, 67: 93–104
- Rogan J, Chen D M. 2004. Remote sensing technology for mapping and monitoring land-cover and land-use change. *Prog Plan*, 61: 301–325
- Schneider A, Woodcock C E. 2008. Compact, dispersed, fragmented, extensive? A comparison of urban growth in twenty-five global cities using remotely sensed data, pattern metrics and census information. *Urban Stud*, 45: 659–692
- Schneider A, Friedl M A, Potere D. 2010. Mapping global urban areas using MODIS 500-m data: New methods and datasets based on ‘urban ecoregions’. *Remote Sens Environ*, 114: 1733–1746
- Seto K C, Liu W. 2003. Comparing ARTMAP neural network with the maximum-likelihood classifier for detecting urban change. *Photogramm Eng Remote Sens*, 69: 981–990
- Sexton J O, Urban D L, Donohue M J, Song C. 2013. Long-term landcover dynamics by multi-temporal classification across the Landsat-5 record. *Remote Sens Environ*, 128: 246–258
- Shaban M A, Dikshit O. 2001. Improvement of classification in urban areas by the use of textural features: The case study of Lucknow city, Uttar Pradesh. *Int J Remote Sens*, 22: 565–593
- Small C, Nicholls R J. 2003. A global analysis of human settlement in coastal zones. *J Coastal Res*, 19: 584–599
- Somers B, Asner G P, Tits L, Coppin P. 2011. Endmember variability in spectral mixture analysis: A review. *Remote Sens Environ*, 2011, 115: 1603–1616
- Svirejeva-Hopkins A, Schellnhuber H J, Pomaz V L. 2004. Urbanised territories as a specific component of the Global Carbon Cycle. *Ecol Model*, 173: 295–312
- Weng Q. 2001. Modeling urban growth effects on surface runoff with the integration of remote sensing and GIS. *Environ Manage*, 28: 737–748
- Weng Q. 2011. *Advances in Environmental Remote Sensing: Sensors, Algorithms and Applications*. Boca Raton: CRC Press
- Weng Q. 2012. Remote sensing of impervious surfaces in the urban areas: Requirements, methods, and trends. *Remote Sens Environ*, 117: 34–49
- Xian G, Collin H, Fry J. 2009. Updating the 2001 National Land Cover Database land cover classification to 2006 by using Landsat imagery change detection methods. *Remote Sens Environ*, 113: 1133–1147
- Xian G, Homer C. 2010. Updating the 2001 National Land Cover Database impervious surface products to 2006 using Landsat imagery change detection methods. *Remote Sens Environ*, 114: 1676–1686
- Xu H. 2008. A new index for delineating built-up land features in satellite imagery. *Int J Remote Sens*, 29: 4269–4276
- Zha Y, Gao J, Ni S. 2003. Use of normalized difference built-up index in automatically mapping urban areas from TM imagery. *Int J Remote Sens*, 24: 583–594
- Zhu Z, Woodcock C E, Rogan J, Kellndorfer J. 2012. Assessment of spectral, polarimetric, temporal, and spatial dimensions for urban and peri-urban land cover classification using Landsat and SAR data. *Remote Sens Environ*, 117: 72–82