论文

GlobeLand30 遥感制图创新与大数据分析专题

基于遥感和典范对应分析方法优化生态地理分区——以中国区域为例

金佳鑫^{①②}, 王颖^{①②}, 江洪^{①②*}, 孔艳^③, 卢学鹤^{①②}, 张秀英^{①②}

① 江苏省地理信息技术重点实验室, 南京 210046;

② 南京大学国际地球系统科学研究所, 南京 210046;

③ 无锡市城市规划信息中心, 无锡 214072

* 通讯作者, E-mail: jianghong@nju.edu.cn

收稿日期: 2015-08-27; 接受日期: 2016-01-21; 网络版发表日期: 2016-08-25

中国博士后科学基金项目(编号: 2015M570431)、江苏省自然科学基金青年基金项目(编号: BK20150579)和国家高技术研究发展计划项目(编号: 2009AA122001, 2009AA122005)资助

摘要 选取适当生态地理边界对遥感影像进行分割, 降低分区单元内土地覆盖复杂程度, 可有效提高遥感土地覆盖分类精度. 本研究将气象、高程、土壤等环境数据与季节性植被遥感信息相结合, 利用典范对应分析(CCA)和 k 均值聚类等进行生态地理分区的划分, 旨在提出适用于区域遥感地表分类的生态地理分区方案. 以我国为例的研究结果表明, 季节性植被遥感信息与 CCA 相结合, 能够有效筛选出区域生物地理格局主导环境因子, 可将这些主导因子作为生态地理分区的区划指标. 本研究中, 温度要素是我国生物地理格局的主导驱动力, 水分要素次之. 以 MODIS MCD12C1(2005 年)和 GlobCover(2004~2006 年)全球土地覆盖分类产品来评价生态地理分区内土地覆盖复杂程度, 结果表明, 本研究的生态地理分区在土地覆盖类型均数、主要土地覆盖类型面积比例以及主、次要土地覆盖类型面积比例之和等方面, 均优于已有研究结果, 且主、次要土地覆盖类型的植物物种和性状特征差异比较明显, 表明利用表征植被季节特征的环境主导因子进行生态地理区划, 可以有效降低生态地理分区内地表覆盖复杂程度, 更利于地表覆盖遥感分类.

关键词 生态地理分区, 遥感, 典范对应分析, k 均值聚类, 土地覆盖

1 引言

土地覆盖及其变化是全球变化最重要的议题之一(IPCC, 2013). 地表覆盖的空间分布决定着地表的水热分配、辐射平衡等理化特征以及物流与能流的交

互过程等(刘纪远等, 2011). 科学准确地测定全球地表覆盖的空间分布与动态变化, 对于研究地球系统的碳、水分、能量等生物地球化学循环(高志强等, 2004; 刘纪远等, 2005; 葛全胜等, 2008)及其对气候变化的响应与反馈(刘纪远等, 2011)有着重要的科学

中文引用格式: 金佳鑫, 王颖, 江洪, 孔艳, 卢学鹤, 张秀英. 2016. 基于遥感和典范对应分析方法优化生态地理分区——以中国区域为例. 中国科学: 地球科学, 46: 1188–1196, doi: 10.1360/N072015-00216
英文引用格式: Jin J X, Wang Y, Jiang H, Kong Y, Lu X H, Zhang X Y. 2016. Improvement of ecological geographic regionalization based on remote sensing and canonical correspondence analysis: A case study in China. Science China Earth Sciences, 59: 1745–1753, doi: 10.1007/s11430-016-5297-5

价值. 此外, 地表覆盖及其变化也是地理国情监测、可持续发展规划中不可或缺的基础信息和关键参量(刘旭华等, 2005; 刘纪远等, 2009; Liu等, 2014). 卫星遥感技术作为大范围地表覆盖及动态变化监测的主要手段, 在全球地表覆盖制图中发挥着不可替代的作用(牛振国等, 2009; Ran等, 2012; 廖安平等, 2014; 仲波等, 2014). 在遥感分类的过程中, 影像中普遍存在相同地物具有不同光谱反射曲线或者不同地物具有相同光谱反射曲线的现象, 影响土地覆盖自动分类精度与效率. 因此, 选取适当的地理边界对遥感影像进行分割, 强化分割单元区域内地物的光谱同质性, 利于遥感分类精度的提升(Jiang等, 2004).

生态地理分区是基于代表自然界生物和非生物要素的地理相关性的比较研究与综合分析, 按照自然界的地理地带分异规律, 划分或合并而形成的不同等级的区域系统(郑度, 2008). 生态地理分区不仅从空间维度出发, 揭示温度、水分、土壤、生物等要素的地域分异规律, 而且可基于植物、气候以及人类活动等基本的区划指标, 反映相应生态地理区域内的土地覆盖特征. 生态地理分区内部的均质性和生态地理分区之间的异质性是识别区域生态环境特征与差异的重要途径. Jiang等(2004)利用Landsat ETM+遥感影像对美国西北部沿海地区不同年龄的森林进行分类时发现, 按生态地理分区切割影像后, 同一生态地理区域中相同土地覆盖类型的遥感影像光谱特征同质性相对较高、变异较小, 利用生态地理分区切割影像的方法比直接利用整体影像的方法可提高分类精度10~15%. 王洁等(2012)基于生态地理分区对5套国外全球土地覆盖数据产品在实际应用中的不确定性进行研究, 指出地形和地表覆盖复杂程度是引起分类数据不确定性的两个重要因素. 因此, 基于生态地理分区的地表植被等相对均质性, 以生态地理分区分割遥感影像可在一定程度上降低分区内地物类别的复杂程度, 减小“同物异谱”、“同谱异物”的干扰, 从而提高地表覆盖分类精度.

生态地理区划是生物地理学研究的热点问题之一, 国内外已开展了大量全球和区域生态地理区划研究, 可为地表覆盖遥感分类提供辅助数据. 当前, 应用较为广泛的全球生态地理分区方案源于世界自然基金会(World Wild Fund, WWF; <http://www.worldwildlife.org>), 该方案将全球先分为14个生物群

落和8个生物地理分区, 并基于此细化为867个生态地理区. 然而, 该分区结果由多国科学家协作完成, 各区域内区划指标和质量控制有所差异, 缺乏系统性. 此外, 该方案分区数量多、部分分区边界过于破碎, 不利于区域遥感制图. 我国学者在生态地理区划方面成果显著(吴绍洪等, 2003; 郑度等, 2005; 郭志华等, 2007; 高江波等, 2010), 但多数区划方案中遥感与地理信息空间分析和生态群落两方面的表现相对独立. 孔艳等(2013)在前人工作基础上将这两方面的相结合, 利用气候和卫星遥感等数据, 提出生态与光谱综合指标体系下的生态地理区划方案. 该方案既贴近地球系统模式分类的需求(DeFries等, 1995, 1999), 又兼顾了生态地理分区内光谱同质性, 为地表覆盖遥感分类提供重要参考. 尽管如此, 该方案是基于站点进行区划研究, 在一定程度上限制了连续空间信息的表达. 另外, 该方案中聚焦于地表生物群落在年均和7月的植被光谱特性, 欠缺对季相特征的考虑, 不利于区分生长季性状特征相近的地表植被.

针对当前生态地理分区研究现状及存在问题, 本研究综合考虑数据的空间连续性、区划方法的规范性以及地表植物物种与性状差异, 旨在提出适用于大尺度土地覆盖遥感分类的生态地理分区方案. 本研究依托于国家高技术研究发展计划地球观测与导航技术领域重点项目“全球地表覆盖遥感制图与关键技术研究”(陈军等, 2014; Chen等, 2014, 2015), 以大陆(洲)为区划单元, 利用典范对应分析(CCA)和聚类分析等方法, 分析区域气候、地形、土壤以及季节性植被遥感光谱信息等特性所反映的下垫面差异, 依据生态梯度指标的一致性划分生态地理区, 以期降低分区内土地覆盖类型的复杂程度, 为项目提供必要的分类辅助数据. 本研究所聚焦的关键问题是, 在大量环境因子中, 筛选出可指示地表覆盖植被种间差异和季节性特征的主导因子. 本文以中国地区为例, 对生态地理分区的研究方法与结果进行详述与分析.

2 数据与方法

2.1 数据及其预处理

本研究所使用的气象数据来源于英国东安吉利亚大学的CRU(Climatic Research Unit) TS(time-series)

Version 3.21(CRU TS3.21)气象资料(<http://badc.nerc.ac.uk>). 该气候数据依据全球4000多个气象观测站的历史记录资料, 采用Gamma分布参数及插值方法, 构建了1901年1月至2012年12月高分辨率(0.5°×0.5°)栅格数据集. 本研究选取中国区域2001~2010年包括日均温、日温度极差、降水、潜在蒸散发等在内的月均值气象要素数据, 计算各要素的多年月平均值, 并利用ANUSPLIN方法(刘志红等, 2008)将气象数据插值为10km×10km分辨率, 以适用于区域尺度研究. 数字高程模型(DEM)数据采用SRTM version 3.0的DEM数据构建, 其分辨率为1km×1km, 通过对区域范围取中位数的方法进行尺度扩展, 将原始数据转换为10km×10km分辨率. 本研究所使用的土壤属性数据来源于联合国粮食及农业组织(FAO)收集整理的全球土壤地图(FAO, 2008), 其原始数据包括全球131472个样点调查和20920个土壤剖面数据. FAO全球土壤图的原始格式为矢量格式, 参考气候数据将其栅格化至10km×10km分辨率. FAO全球土壤数据分层分为上层土(0~30cm)与下层土(30~100cm), 依据土壤层厚度对土壤上下层属性值进行加权平均, 以表征土壤平均属性信息.

现代遥感技术为区域尺度上连续监测地表生态系统结构与功能的变化信息提供了重要支撑, 本研究中用于表达植被土地覆盖光谱特征的遥感数据有归一化植被指数(normalized difference vegetation index, NDVI)、叶面积指数(leaf area index, LAI)和总初级生产力(gross primary productivity, GPP), 这些遥

感参数均为重要的植物学评价指标, 对研究陆地生态系统与环境相互作用具有重要指示意义. 植被遥感数据来源于美国国家航空航天中心(NASA)发布的MODIS数据产品MOD13、MOD15和MOD17, 原始数据经影像拼接、投影转换及重采样等处理得到中国区域10km×10km分辨率月均值数据.

生态地理分区内土地覆盖复杂程度的高低可用于评价区划结果的优劣. 考虑到不同土地覆盖产品对评价结果影响的不确定性, 本研究选取2005年MODIS MCD12C1 (Friedl 等, 2002) 和 2004 年GlobCover (Arino等, 2007)两种应用较为广泛的全球土地覆盖分类产品, 分别用于生态地理分区结果的评价. MODIS MCD12C1产品由波士顿大学开发, 根据一年的MODIS Terra和Aqua观测所得的数据, 经过监督决策树分类等处理, 得到17种全球主要土地覆盖类型(表1), 空间分辨率为0.05°×0.05°, 总体分类精度约为75%(Yang 等, 2012). 本研究所使用的GlobCover产品来自2004年12月至2006年6月ENVISAT/MERIS数据, 采用多维迭代聚类方法进行分类, 分为22种地表覆盖类型, 空间分辨率为300m, 总精度约为73%. GlobCover与MODIS MCD12C1的分类体系具有一定差异, 为便于参考比较, 本研究将GlobCover原始类别合并为16类, 合并后土地覆盖类型如表1所示.

2.2 区划预选指标

综合考虑地表群落生理生态属性的光谱特征、影

表1 MODIS MCD12C1 和 GlobCover 数据产品的土地覆盖类型

MODIS MCD12C1				GlobCover			
序号	类型	序号	类型	序号	类型	序号	类型
1	水体	10	稀树草原	1	水体	10	草地或禾本植物
2	常绿针叶林	11	草地或禾本植物	2	常绿针叶林	11	湿地
3	常绿阔叶林	12	永久湿地	3	常绿阔叶林	12	农田
4	落叶针叶林	13	农田	4	落叶针叶林	13	农地嵌套自然植被 (农田/植被)
5	落叶阔叶林	14	农地嵌套自然植被 (农田/植被)	5	落叶阔叶林	14	城镇和建设用地
6	混交林	15	城镇和建设用地	6	混交林	15	裸地或稀疏植被
7	郁闭灌丛	16	裸地或稀疏植被	7	灌丛	16	雪/冰
8	低密度灌丛	17	雪/冰	8	多树草原	17	未分类
9	多树草原	18	未分类	9	稀树草原		

响群落空间分布的环境梯度以及适用于全球尺度的获取数据难易程度,本研究选取气象、土壤、高程(DEM)、植被等类型共计24个生态地理区划的预选指标。

基于预处理后的CRU气象数据逐个栅格计算气象预选指标,包括年均温(TMP)、年均日温度极值差(DTR)、1和7月的均温(TMP-01、TMP-08)与降水(PRE-01、PRE-08)、年均降水(PRE)、生长季均温(GS-TMP)和降水(GS-PRE)、年蒸散发(ET)、潜在蒸散发(PET)、潜在蒸散率(PER)(孔艳等, 2013)、生物温度(BT)(解焱等, 2002)、温暖指数(WI)(Kira, 1948)、寒冷指数(CI)(Kira, 1948)、湿度指数(HI)(徐文铎, 1985)。其中,定义北半球植被生长季为4~10月,非生长季为11月至次年3月(Peng等, 2011)。我们选取FAO土壤数据中“土壤黏粒含量”(CLAY%)作为土壤预选指标,该属性既可有效表达土壤质地,又与土壤有机碳、氮等营养状况联系密切,作为最简单有效的土壤指示属性广泛应用于全球生态模型等研究。为反映植被物种与季相差异,本研究选取的植被预选指标包括生长季(GS-)与非生长季(NGS-)的NDVI、LAI和GPP均值。

2.3 典范对应分析

典范对应分析(canonical correspondence analysis, CCA)由对应分析发展而来,是将对应分析与多元回归分析相结合的一种排序方法(陈仲新和张新时, 1996; 贾晓妮等, 2007)。CCA方法需要两个数据矩阵,一是物种数据矩阵,二是环境因子数据矩阵。首先,经过计算得到一组样方排序值和物种排序值,然后利用回归分析方法将样方排序值与环境因子关联起来,这样得到的样方排序值即反映了样方种类组成及生态重要值对群落的作用,同时也反映了环境因子的影响,再用样方排序值加权平均求物种排序值,使物种排序坐标值也间接地与环境因子相联系。通过查看累计贡献率以及环境因子与研究对象前两个排序轴之间的相关性,可判断排序与回归结果的可信性。本研究中,首先利用ArcGIS 9.3软件的“Conversion Tools”工具将10km×10km的DEM栅格数据转化为矢量点数据,然后利用“Geostatistical Analyst”的“Create Subsets”功能,对矢量点数据创建子集,从中随机选取1000个点数据(约为全国点数据总量的1%)作为筛

选生态地理区划指标的样本集,利用样本点提取相应栅格中各个区划预选指标图层的属性值。将遥感指标归入物种数据矩阵,将气候、土壤、高程等指标归入环境因子数据矩阵,利用PC-ORD软件中CCA功能实现生态地理分区主导指标的筛选。

2.4 聚类分析

本研究选用 k 均值聚类方法划分生态地理区。 k 均值聚类是一种非等级性的聚类方法,在生态地表分类研究中有广泛应用(Host等, 1996; Hargrove和Hoffman, 2004; Williams等, 2008)。该方法首先确定需要聚类的类别数目,然后计算机根据数据本身结构的中心初步确定每个类型的原始中心点,逐一计算每一记录到这些中心点的距离,按照距离最近原则分为 k 个类型并重新计算每一类型的中心点,再按照新的中心位置重复上述过程,直到达到预先设定的迭代次数。基于CCA排序后得到影响地表群落分布的主导生态梯度指标,选取样本数据集,在SPSS和ArcGIS软件中实现聚类分析与空间可视化,并利用Winsurf软件与人工交互对聚类结果进行矢量化,得到全国生态地理区边界。

3 结果与讨论

3.1 区划指标筛选

在区划样本集中剔除存在缺失或无效(遥感)数据的样本点,对748个有效样本进行CCA处理,CCA排序结果如图1所示。其中,排序轴1和排序轴2代表CCA第一、第二排序轴,蓝色圆点代表样本栅格,红色箭头代表环境因子。CCA排序坐标轴用以表征对样本物种变化的特征向量,箭头所处的象限表示环境因子与排序坐标轴之间的正负相关性,箭头连线的长度表征了某个环境因子与研究对象分布相关程度的大小,连线越长,表征这个环境因子对研究对象的分布影响越大。箭头连线与排序轴的夹角表征这某个环境因子与排序轴的相关性大小,夹角越小,相关性越高。本研究中第一和第二排序轴对样本植被特征的空间变异的累计解释贡献率为89.2%,可较好地表征研究区生物地理格局。根据环境因子在排序轴上的因子得分计算连线长度,发现因子重要性前5位的均是温度相关的因子,分别为TMP-01、WI、BT、

图1 区划样本集的 CCA 结果

排序轴 1、排序轴 2 代表 CCA 第一、第二排序轴, 蓝色圆点代表样本栅格, 红色箭头代表环境因子

TMP和GS-TMP, 表明在我国温度对生物地理格局影响最显著. 接下来的3个重要因子与水分有关, 依次为ET、PRE和GS-PRE, 表明水分状况在一定程度上也可较好地反映地表覆盖信息. 土壤黏粒含量在环境因子中重要性最低, 表明土壤对生物地理格局影响弱于气象因子, 但已有研究表明土壤在一定程度上会限制植被的空间分布(金佳鑫等, 2013). 根据CCA结果, 选取对生物地理格局影响比较显著的指标, 同时考虑指标类型以及指标间共线性问题, 最终选取TMP-01、WI、GS-TMP、ET、PRE、GS-PRE、DTR、DEM、HI和PER作为有效区划指标.

3.2 生态地理区划结果

基于ArcGIS软件对有效区划指标数据集进行空间采样, 并在SPSS中进行k均值聚类. 为与已有研究(孔艳等, 2013)的生态地理分区结果进行比较, 本研究将全国样本点分为18类, 在ArcGIS软件中实现聚类结果的空间可视化, 利用Winsurf软件与人工交互绘制中国生态地理分区图, 如图2所示.

按各生态地理分区边界分别统计MODIS MCD12C1和GlobCover土地覆盖类型个数、主要和次要土地覆盖类型面积比例等信息, 结果如表2和3所示. 对于MODIS MCD12C1而言, 本研究中生态地理

分区内包含的土地覆盖类型为7~12种, 其中位于我国西北部(青海等地区)的Eco14土地覆盖类型最少, 位于内蒙古等地区的Eco13和东北地区的Eco3次之. 对于土地覆盖类型的比例面积而言, 西北地区(新疆、青海、甘肃、内蒙古等地区)的Eco13、Eco14、Eco4、Eco16、Eco17、东部地区的Eco5以及中南地区的Eco11中, 主要和次要土地覆盖类型面积之和占生态区总面积的90%以上, 其中西北地区的生态区以裸地和草地为主, 东部和中南地区均以农田和混交林为主; 在南部(东南沿海和西南内陆)的生态区(Eco10、Eco12、Eco9和Eco18等)中, 主、次要土地覆盖类型的优势性相对较弱, 二者面积之和一般低于区域总面积的70%. 在各生态地理分区中主、次要土地覆盖类型的植物物种和性状特征差异比较明显. 其中, 位于东部地区的Eco1和Eco3, 华东、华中地区的Eco5和Eco7以及西南地区的Eco18均以混交林和农田(或草地)为主, 植物性状差异明显, 在遥感影像中易于区分. 位于西部和西北地区的Eco13、Eco14、Eco15、Eco16和Eco17主要为裸地和草地, 同样易于区分. 对于东北地区的Eco2和内蒙古地区的Eco4而言, 主要以农田和草地为主, 分类时需考虑农田在人为经营管理条件下(收割、轮作等)特有的季相特征. 其余生态区多以森林和多树草原为主, 分类时需考虑物候、

图2 中国生态地理区划结果

固碳能力等植物性状特征和功能差异,以提高分类精度。

对于GlobCover而言,本研究中生态地理分区内包含的土地覆盖类型为8~11种,其中位于内蒙古等地区的Eco13土地覆盖类型最少。GlobCover结果显示,大多数生态区中所包含的主要土地覆盖类型与MODIS MCD12C1结果一致,但次要类型差异比较明显。此外,GlobCover和MODIS MCD12C1结果中主、次要土地覆盖类型在生态区中的面积比例差异也比较大。由此可见,利用不同土地覆盖分类产品分析生态地理分区特征时会存在一定差异,造成研究结果的不确定性,其原因有如下几方面。首先,不同分类产品对土地覆盖分类体系的划分以及每种土地覆盖类型的定义是不同,这是造成产品间差异最主要的原因;其次,不同土地覆盖分类产品来源于不同传感器,各传感器数据之间的系统误差会造成地物光谱表达的差异;再次,自动分类算法以及人机交互的差异也会影响到分类结果;最后,本研究对GlobCover土地覆盖类型进行了合并,这在一定程度上也会增加数据的不确定性。例如,本研究中将GlobCover的“稀疏植被(<15%)”归为“裸地”,这可能会低估“草地”实际所占面积比例;将“农田(50~70%)/植被(20~

50%)”归为“农田/植被”类型,可能会低估“农田”类型的面积比例,也会影响到生态区内主、次要土地覆盖类型。

3.3 分区结果评价

本研究以生态地理分区内土地覆盖复杂程度来评价生态分区结果,并与已有研究成果进行比较。将本研究生态地理区划结果与孔艳等人(2013)的研究结果进行比较,发现生态地理分区整体空间格局比较一致,均符合任美镔先生提出的中国自然地理区划边界(任美镔和包浩生,1992),但在东北和华中地区部分生态区划边界差异较明显。基于MODIS MCD12C1和GlobCover产品统计孔艳等(2013)的生态地理分区内土地覆盖状况,并与本研究结果进行比较,如表4所示。结果表明,本研究的生态地理分区平均包含10.00种(MODIS MCD12C1)和9.94种(GlobCover)土地覆盖类型,孔艳等(2013)区划中平均包含10.56种(MODIS MCD12C1)和10.45种(GlobCover)类型,就生态地理区内土地覆盖类型复杂程度而言本研究的区划方案中优于前人方案。此外,本研究的生态地理分区中主、次土地覆盖类型面积比例之和也高于孔艳等人区划结果,对提高地表覆盖遥感分类精度更加

表 2 生态地理分区土地覆盖(MODIS MCD12C1)统计表

生态区	含土地覆盖 类型个数	主要土地覆盖类型		次要土地覆盖类型		主、次要土地覆盖 类型比例之和
		名称	比例	名称	比例	
Eco1	10	混交林	58.09%	农田/植被	12.43%	70.53%
Eco2	11	农田	77.69%	草地	7.57%	85.26%
Eco3	8	混交林	42.31%	农田	27.13%	69.45%
Eco4	12	草地	89.67%	农田	5.12%	94.79%
Eco5	11	农田	90.76%	混交林	3.11%	93.88%
Eco6	10	混交林	65.96%	多树草原	14.57%	80.54%
Eco7	12	农田	44.74%	混交林	41.42%	86.16%
Eco8	10	多树草原	42.73%	混交林	31.91%	74.64%
Eco9	9	常绿阔叶林	51.02%	多树草原	16.94%	67.96%
Eco10	11	农田/植被	40.44%	多树草原	21.55%	61.99%
Eco11	9	农田	49.35%	混交林	42.61%	91.96%
Eco12	12	混交林	52.85%	多树草原	14.65%	67.51%
Eco13	8	裸地	72.31%	草地	22.97%	95.28%
Eco14	7	裸地	69.85%	草地	28.40%	98.25%
Eco15	11	草地	61.80%	裸地	25.93%	87.74%
Eco16	11	草地	62.24%	裸地	30.85%	93.10%
Eco17	9	裸地	88.79%	草地	5.22%	94.01%
Eco18	9	混交林	35.87%	草地	32.34%	68.21%

表 3 生态地理分区土地覆盖(GlobCover)统计表

生态区	含土地覆盖 类型个数	主要土地覆盖类型		次要土地覆盖类型		主、次要土地覆盖 类型比例之和
		名称	比例	名称	比例	
Eco1	10	混交林	55.88%	草地	12.38%	68.26%
Eco2	11	农田	27.87%	农田/植被	26.49%	54.37%
Eco3	11	混交林	43.58%	裸地	20.55%	64.12%
Eco4	10	农田	34.67%	裸地	24.03%	58.70%
Eco5	11	农田	85.96%	农田/植被	5.24%	91.20%
Eco6	10	常绿针叶林	61.22%	农田	17.35%	78.56%
Eco7	11	农田	62.68%	农田/植被	16.23%	78.90%
Eco8	9	农田	45.27%	常绿针叶林	18.14%	63.42%
Eco9	9	混交林	48.82%	农田/植被	26.19%	75.01%
Eco10	10	农田/植被	42.30%	农田	22.91%	65.20%
Eco11	10	农田	41.08%	农田/植被	27.40%	68.48%
Eco12	11	农田	33.21%	常绿针叶林	26.16%	59.37%
Eco13	8	裸地	85.34%	农田/植被	6.41%	91.76%
Eco14	10	裸地	62.80%	草地	25.05%	87.85%
Eco15	9	草地	46.09%	裸地	17.70%	63.79%
Eco16	10	裸地	64.09%	农田	12.04%	76.13%
Eco17	9	裸地	86.36%	草地	7.83%	94.19%
Eco18	10	混交林	35.74%	常绿针叶林	28.43%	64.17%

表4 本研究与已有研究之间生态地理分区土地覆盖的比较

中国生态地理分区平均状况		本研究	孔艳等(2013)
MODIS MCD12C1	包含土地覆盖类型个数	10.00	10.56
	主要土地覆盖类型面积比例	60.92%	55.47%
	次要土地覆盖类型面积比例	21.37%	25.99%
	主、次类型面积比例之和	82.29%	81.45%
GlobCover	包含土地覆盖类型个数	9.94	10.45
	主要土地覆盖类型面积比例	53.89%	51.87%
	次要土地覆盖类型面积比例	19.04%	19.70%
	主、次类型面积比例之和	72.93%	71.57%

有利。值得注意的是,使用不同的土地覆盖分类产品对两套分区方案进行评价时,评价结果之间存在一定差异。如前文所述,该结果的不确定性主要来源于不同土地覆盖分类产品之间固有差异。尽管如此,在两套分类产品评价中,本研究的生态地理分区方案均具有较好的表现,体现对前人成果的改进。

4 结论

土地覆盖的复杂程度影响着遥感地表分类的精度。研究表明,选取适当生态地理边界对遥感影像进行分割,降低分类单元内土地覆盖复杂程度,可有效提高遥感分类精度。本研究针对当前生态地理分区的不足,考虑数据的空间连续性、区划方法的规范性以及地表植物物种与性状差异,将气象、高程、土壤等环境数据与季节性植被遥感信息相结合,利用CCA和k均值聚类改进生态地理区划方法,旨在提出适用于区域尺度土地覆盖遥感分类的生态地理分区方案。季节性植被遥感信息与典范对应分析相结合,能够有效筛选出生物地理格局主导环境因子,可将这些主导环境因子作为生态地理分区的区划指标。本研究中,温度要素是我国生物地理格局的主导驱动力,水分要素次之。以现有全球土地覆盖分类产品来评价生态地理分区内土地覆盖复杂程度,结果表明本研究的生态地理分区在土地覆盖类型均数、主要土地覆盖类型面积比例以及主、次要土地覆盖类型面积比例之和等方面,均优于已有研究结果,且主、次要土地覆盖类型的植物物种和性状特征差异比较明显,表明利用表征植被季节特征的气候主导因子生态地理区划,可以有效降低生态地理分区内地表覆

盖复杂程度,更利于地表覆盖遥感分类。值得注意的是,使用不同土地覆盖产品对生态地理分区进行评价时结果会存在一定误差,这种不确定性主要来源于不同土地覆盖产品自身分类体系、数据源和分类方法等方面的差异,在今后的工作中应充分考虑这种不确定,对研究结果进行合理解释。

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30米地表覆盖遥感制图的总体技术. 测绘学报, 43: 551-557
- 陈仲新,张新时. 1996. 毛乌素沙化草地景观生态分类与排序的研究. 植物生态学报, 20: 423-437
- 高江波,黄蛟,李双成,蔡运龙. 2010. 中国自然地理区划研究的新进展与发展趋势. 地理科学进展, 29: 1400-1407
- 高志强,刘纪远,曹明奎,李克让,陶波. 2004. 土地利用和气候变化对农牧过渡区生态系统生产力和碳循环的影响. 中国科学D辑: 地球科学, 34: 946-957
- 葛全胜,戴君虎,何凡能,潘娜,王梦麦. 2008. 过去300年中国土地利用、土地覆被变化与碳循环研究. 中国科学D辑: 地球科学, 38: 197-210
- 郭志华,刘祥梅,肖文发,王建力,孟畅. 2007. 基于GIS的中国气候分区及综合评价. 资源科学, 29: 2-9
- 贾晓妮,程积民,万惠娥. 2007. DCA、CCA和DCCA三种排序方法在中国草地植被群落中的应用现状. 中国农学通报, 23: 391-395
- 解焱,李典谟, Mackinnon J. 2002. 中国生物地理区划研究. 生态学报, 22: 1599-1615
- 金佳鑫,江洪,彭威,张林静,卢学鹤,徐建辉,张秀英,王颖. 2013. 基于物种分布模型评价土壤因子对我国毛竹潜在分布的影响. 植物生态学报, 37: 631-640
- 孔艳,江洪,张秀英,金佳鑫,肖钟湧,程苗苗. 2013. 基于Holdridge和CCA分析的中国生态地理分区的比较. 生态学报, 33: 3825-3836
- 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, 邵全琴, 延晓冬, 樊江文, 邓祥征, 战金艳, 高学杰, 黄麟, 徐新良, 胡云峰, 王军邦, 匡文慧. 2011. 土地利用变化对全球气候影响的研究进展与方法初探. 地球科学进展, 26: 1015–1022
- 刘纪远, 徐新良, 庄大方, 高志强. 2005. 20世纪90年代LUCC过程对中国农田光温生产潜力的影响——基于气候观测与遥感土地利用动态观测数据. 中国科学D辑: 地球科学, 35: 483–492
- 刘纪远, 张增祥, 徐新良, 匡文慧, 周万村, 张树文, 李仁东, 颜长珍, 于东升, 吴世新, 江南. 2009. 21世纪初中国土地利用变化的空间格局与驱动力分析. 地理学报, 64: 1411–1420
- 刘旭华, 王劲峰, 刘明亮, 孟斌. 2005. 中国耕地变化驱动力分区研究. 中国科学D辑: 地球科学, 35: 1087–1095
- 刘志红, Li L T, McVicar T R, van Niel T G, 杨勤科, 李锐. 2008. 专用气候数据空间插值软件ANUSPLIN及其应用. 气象学报, 34: 92–100
- 牛振国, 宫鹏, 程晓, 骥建宏, 王琳, 黄华兵, 沈少青, 吴昀昭, 王晓凤, 王显威, 应清, 梁璐, 张丽娜, 王雷, 姚谦, 杨镇钟, 郭子祺, 戴永久. 2009. 中国湿地初步遥感制图及相关地理特征分析. 中国科学D辑: 地球科学, 39: 188–203
- 任美镠, 包浩生. 1992. 中国自然区域及开发整治. 北京: 科学出版社
- 王洁, 张增祥, 张委伟. 2012. 基于生态地理分区的5套土地利用覆盖数据的不确定性研究. 遥感技术与应用, 27: 865–872
- 吴绍洪, 杨勤业, 郑度. 2003. 生态地理区域系统的比较研究. 地理学报, 58: 686–694
- 徐文铎. 1985. 吉良的热量指数及其在中国植被中的应用. 生态学杂志, 3: 215–222
- 郑度, 葛全胜, 张雪芹, 何凡能, 吴绍洪, 杨勤业. 2005. 中国区划工作的回顾与展望. 地理研究, 24: 330–344
- 郑度. 2008. 中国生态地理区域系统研究. 北京: 商务印书馆. 1–9
- 仲波, 马鹏, 聂爱华, 杨爱霞, 姚延娟, 吕文博, 张航, 柳钦火. 2014. 基于时间序列HJ-1/CCD数据的土地覆盖分类方法. 中国科学: 地球科学, 44: 967–977
- Arino O, Gross D, Ranera F, Bourg L, Leroy M, Bicheron P, Latham J, Di Gregorio A, Brockman C, Witt R, Defourny P, Vancutsem C, Herold M, Sambale J, Achard F, Durieux L, Plummer S, Weber J L. 2007. GlobCover: ESA service for global land cover from MERIS. In: 2007 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium 23–28 July 2007, Barcelona. 2412–2415
- Chen J, Ban Y F, Li S N. 2014. China: Open access to Earth land-cover map. *Nature*, 514: 434
- 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
- DeFries R S, Field C B, Fung I, Collatz G J, Bounoua L. 1999. Combining satellite data and biogeochemical models to estimate global effects of human-induced land cover change on carbon emissions and primary productivity. *Glob Biogeochem Cycle*, 13: 803–815
- DeFries R, Hansen M, Townshend J. 1995. Global discrimination of land cover types from metrics derived from AVHRR pathfinder data. *Remote Sens Environ*, 54: 209–222
- FAO/IIASA/ISRIC/ISS-CAS/JRC. 2008. Harmonized World Soil Database (Version 1.0). Rome, Italy: FAO, and Laxenburg, Austria: IIASA
- 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
- Hargrove W W, Hoffman F M. 2004. Potential of multivariate quantitative methods for delineation and visualization of ecoregions. *Environ Manage*, 34: S39–S60
- Host G E, Polzer P L, Mladenoff D J, White M A, Crow T R. 1996. A quantitative approach to developing regional ecosystem classifications. *Ecol Appl*, 6: 608–618
- IPCC. 2013. Summary for Policymakers. In: Stocker T F, Qin D, Plattner G K, Tignor M, Allen S K, Boschung J, Nauels A, Xia Y, Bex V, Midgley P M, eds. *Climate Change 2013: The Physical Science Basis. Contribution of Working Group I to the Fifth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change*. Cambridge: Cambridge University Press. 3–32
- Jiang H, Strittholt J R, Frost P A, Slosser N C. 2004. The classification of late seral forests in the Pacific Northwest, USA using Landsat ETM+ imagery. *Remote Sens Environ*, 91: 320–331
- Kira T. 1948. On the altitudinal arrangement of climatic zones in Japan (in Japanese). *Kanti-Nogaku*, 2: 143–173
- Liu J Y, Kuang W H, Zhang Z X, Xu X L, Qin Y W, Ning J, Zhou W C, Zhang S W, Li R D, Yan C Z, Wu S X, Shi X Z, Jiang N, Yu D S, Pan X Z, Chi W F. 2014. Spatiotemporal characteristics, patterns, and causes of land-use changes in China since the late 1980s. *Acta Geogr Sin*, 24: 195–210
- Peng S, Chen A, Xu L, Cao C X, Fang J Y, Myneni R B, Pinzon J E, Tucker C J, Piao S L. 2011. Recent change of vegetation growth trend in China. *Environ Res Lett*, 6: 044027
- Ran Y H, Li X, Lu L, Li Z Y. 2012. Large-scale land cover mapping with the integration of multi-source information based on the Dempster-Shafer theory. *Int J Geogr Inf Sci*, 26: 169–191
- Williams C L, Hargrove W W, Liebman M, James D E. 2008. Agro-ecoregionalization of Iowa using multivariate geographical clustering. *Agric Ecosyst Environ*, 123: 161–174
- Yang Y, Liu Y B, Ruan R Z, Ye C, Lu P. 2012. Scale-induced uncertainty in MODIS-based land cover classification. *J Remote Sens*, 16: 868–880