DOI: 10.5846/stxb201911172487
范泽孟,李赛博.中蒙俄经济走廊荒漠化时空格局变化及其驱动因子.生态学报,2020,40(13):4252-4263.
Fan Z M, Li S B.Spatio-temporal pattern change of desertification and its driving factors analysis in China-Mongolia-Russia economic corridor.Acta Ecologica Sinica,2020,40(13):4252-4263.

中蒙俄经济走廊荒漠化时空格局变化及其驱动因子

范泽孟[1,2,3,*],李赛博[1,2]

1 中国科学院地理学与资源研究所,资源与环境信息系统国家重点实验室, 北京 100101
2 中国科学院大学资源与环境学院, 北京 100049
3 江苏省地理信息资源开发与利用协同创新中心, 南京 210023

摘要:针对如何定量揭示中蒙俄经济走廊荒漠化的时空变化规律及其驱动因子的影响作用,在构建荒漠化程度判别标准和指标体系的基础上,基于 Google Earth Engine 云计算平台,在对分类回归树(CART)、支持向量机(SVM)、随机森林(RF)和 Albedo-NDVI 4 个模型精度进行对比分析的基础上,选取精度最高的 CART 模型实现中蒙俄经济走廊区域 2000—2015 年的荒漠化的时空变化分析。另外,在拓展线性趋势法的基础上,构建荒漠化驱动因子定量评估模型,实现气候变化和人类活动对荒漠化驱动效应的定量测度。结果表明:1)CART 模型在中蒙俄经济走廊区域荒漠化信息提取精度最高,总体精度和 Kappa 系数分别 85%和 0.754;2)极重度荒漠化区域主要分布在中国内蒙古自治区西部,蒙古国的南戈壁盟、东戈壁盟和中戈壁盟;3)2000—2015 年间,中蒙俄经济走廊荒漠化总体呈扩张趋势,但极重度、重度和中度荒漠化面积呈缩减趋势。其中,中国的荒漠化面积呈明显缩减趋势,荒漠化程度净改善面积为 15.18 万 km^2,而蒙古国和俄罗斯的荒漠化现象在加重。另外,中蒙俄经济走廊荒漠化恢复区域的气候变化驱动贡献率为 68.8%;而荒漠化退化区域的人类活动驱动贡献率为 69.68%,表明中蒙俄经济走廊荒漠化程度加重区域的驱动作用主要来自于人类活动。

关键词:中蒙俄经济走廊;荒漠化;时空格局;驱动因子;Google Earth Engine

Spatio-temporal pattern change of desertification and its driving factors analysis in China-Mongolia-Russia economic corridor

FAN Zemeng[1,2,3,*], LI Saibo[1,2]

1 *State Key Laboratory of Resources and Environmental Information System, Institute of Geographic Sciences and Natural Resources Research, Chinese Academy of Sciences, Beijing* 100101, *China*
2 *College of Resources and Environment, University of Chinese Academy of Sciences, Beijing* 100049, *China*
3 *Jiangsu Center for Collaborative Innovation in Geographical Information Resource Development and Application, Nanjing* 210023, *China*

Abstract: To explicitly understand the spatio-temporal pattern change of desertification and its driving mechanism in China-Mongolia-Russia economic corridor proposed by the "Belt and Road Initiative", the classification and regression tree (CART), support vector machine (SVM), random forest (RF) and Albedo-NDVI model were compared to better monitor desertification on Google Earth Engine platform. Furthermore, the climate and human factors were introduced into the linear trend method to quantitatively measure the driving effect of each factor on the desertification process. The results show that 1) the classification regression tree model combined with multi-source data can better monitor desertification in the study area. The overall accuracy and kappa coefficient are 85% and 0.754, respectively. 2) From 2000 to 2015, although the area of land degradation and strong degradation was 17,800 km^2more than the area recovered and significantly restored, the

基金项目:国家重点研发计划项目(2018YFC0507202, 2017YFA0603702);中国科学院先导专项 A 类项目课题(XDA20030203);国家自然科学基金项目(419713581)
收稿日期:2019-11-17; **修订日期**:2020-05-08

* 通讯作者 Corresponding author.E-mail: fanzm@lreis.ac.cn

area of extremely severe, severe and moderate desertification was decreased by 73,100 km^2, 43,200 km^2 and 13,900 km^2, respectively. In addition, the desertification area in China has recovered significantly, with a net restoration area of 151,800 km^2. The desertification in Mongolia and Russia is worsening. 3) During the study period, climate change not only played a major role in desertification restoration in the study area, but also played a major role in desertification restoration in various countries. The regions with the main driving force of climate change, accounted for 68.8% of the total desert restoration areas in the study area. In areas where desertification is increasing, human activity is driving more than climate change, accounted for 69.68% of the total desert restoration areas in the China-Mongolia-Russia economic corridor.

Key Words: China-Mongolia-Russia economic corridor; desertification; spatio-temporal pattern; driving mechanism; Google Earth Engine

土地荒漠化作为一个重要的全球性生态环境及社会经济问题,不仅造成生态环境的恶化和全球粮食产量的降低,甚至会危害到人类生存和社会稳定[1-3]。2015 年《联合国防止荒漠化公约》统计显示,全球约有 30 亿人口居住在土地荒漠化区;而且到 2045 年,大约 1.35 亿人将会因荒漠化问题而流离失所。由于荒漠化和干旱,全球农用地正以每年 12 万 km^2的速度转为荒地,而通过修复生态系统退化区的土壤,有望每年储存 30 亿 t 碳[4]。中蒙俄经济走廊作为“一带一路”倡议中的六大经济走廊之一,而中蒙俄跨境铁路、公路和原油管道作为支撑中蒙俄经济走廊区域合作发展的关键枢纽和通道,其沿线区域的荒漠化问题直接关系到跨境铁路、公路和原油管道建设及安全运营重大生态环境[5]。因此,对中蒙俄经济走廊开展土地荒漠化程度识别与驱动机理研究,不仅可以作为有效防止和治理荒漠化的基本前提,而且有助于开展生物多样性、自然保护区及其他生态环境保护领域的技术交流合作。

自 20 世纪 70 年代以来,国内外学者[6-8]利用遥感数据覆盖范围广,获取速度快等优势,将不同平台或传感器的影像数据反演的植被指数[9-11]与土壤[12]、气候[13]、地形[14]等多种数据源结合,对土地荒漠化程度识别。譬如,Lamchin 等基于 NDVI、表土粒径指数(TGSI)和地表反照率(Albedo),并结合决策树方法识别了蒙古国的霍格诺汗自然保护区荒漠化[15]。在此基础上,大量学者尝试将遥感影像反演参数作为输入数据,运用分类回归树(CART)[16]、支持向量机(SVM)[17]和随机森林(RF)[18]等机器学习方法对荒漠化状况进行识别。其中,CART 方法是 Breiman 在 1984 年提出的基于决策树构建的既可用于分类,也可用于连续变量预测的算法[19];SVM 模型是一种基于统计学习理论的重要机器学习算法,即将非线性可分数据映射到高维空间,完成线性可分,已被广泛应用于遥感图像的分类[20];RF 方法是 Breiman 在 2001 年提出的一种基于分类回归树的分类器,能够处理较为复杂的遥感图像,适用于多类别与多特征数据[21]。另外,还有学者在对地表反照率(Albedo)和归一化植被指数(NDVI)进行集成并构建 Albedo-NDVI 特征空间方法,有效实现了荒漠化程度的等级划分[22]。

虽然利用遥感数据和荒漠化程度评估模型可以识别荒漠化状况的动态,但区分并测度荒漠化进程中气候变化和人类活动相对作用强度仍然是一个具有挑战性的工作[23]。现有的基于实际与潜在的植被状况[24-25]、残差趋势法[26]、降水利用率指数[27]虽然能揭示土地荒漠化过程中人类活动的潜在驱动作用,但是无法定量评估气候变化和人类活动在荒漠化过程中的相对作用强度[28]。基于净初级生产力的人类占用(Human Appropriation of NPP, HANPP)部分[29],即气候和遥感数据模拟的潜在净初级生产力(Potential NPP,PNPP)和实际存留在生态系统的实际 NPP(Actual NPP,ANPP)之间的差异,可分别用 PNPP 和 HANPP 表征气候变化和人类活动的影响[30],并利用线性趋势分析方法定量评估荒漠化过程中气候变化和人类活动所占比例。

论文旨在针对中蒙俄经济走廊区域的荒漠化格局及程度的定量分析问题,利用 Landsat、Sentinel-2 等多源遥感影像数据构建荒漠化程度判别标准和指标体系,基于 Google Earth Engine(GEE)云平台,在 CART、SVM、RF 和 Albedo-NDVI 四个模型对荒漠化动态识别精度对比的基础上,筛选最优模型方法,实现中蒙俄经济走廊荒漠化格局及程度的定量识别。并在此基础上,引入线性趋势法计算 PNPP 和 HANPP 在 2000—2015 年的

斜率,实现该时段内 PNPP 和 HANPP 二者斜率的正负组合的情景分析,进而实现气候变化和人文因素对中蒙俄经济走廊荒漠化驱动系数的定量测度。

1 数据与方法

1.1 数据收集与处理

用于荒漠化识别的多源遥感数据均来源于 GEE 平台。其中,2000 年荒漠化分类识别数据源为 Landsat 5 和 Landsat 7 数据,2015 年荒漠化分类识别数据源为 Landsat 8 数据。在荒漠化识别分类过程中,首先,利用 GEE 云计算平台对 2000 年和 2015 年的原始影像进行质量筛选和云掩膜分别获得 3700 景和 2813 景数据;其次,采用 NDVI 最大值合成法进行镶嵌,获得当前年份植被生长状况最好的地表反射率影像;再次,由于荒漠化判别指标多为植被和土壤指数[31],为更好地对遥感影像进行荒漠化识别,将水域、永久积雪和城镇建设用地统一归为“非植被区域”。另外,为更好地构建机器学习算法中荒漠化识别分类的样本数据库,结合 Google earth 的历史影像、Google 照片及现有研究成果[17, 32-33],采用欧空局的全球陆地覆盖数据和 Sentinel-2 Level-1C 产品作为荒漠化分级机器算法训练的样本数据的分类标准(表 1),并基于随机算子选取 70%的样本数据用于训练分类器,30%样本数据用于验证。用于表征气候变化和人类活动的驱动数据,主要包括 MODIS 的 500m 分辨率 NPP 产品(MOD17A3H 和 MOD17A2H)、分月份的 WorldClim 降雨数据、GLDAS-2.1 气温数据、每 8 天的蒸散发数据和逐年份的 GDP 栅格数据[34]。

表 1 荒漠化程度的分类标准

Table 1 Classification criterion of desertification degree level

荒漠化类型 Desertification grade	解译标志 Interpretation features	地表特征 Surface features	植被覆盖度 Vegetation coverage/%
非荒漠化 Non desertification		主要为森林、耕地和高覆盖度草地等	>65
轻度荒漠化 Low desertification		植被开始衰退,原生长植物种类生长受到影响	50—65
中度荒漠化 Medium desertification		出现退化性植物,并分布有低矮的灌丛沙堆	10—50
重度荒漠化 High desertification		局部地段植被消失,草场原有植物种群中混有沙生先锋植物。	1—10
极重度荒漠化 Severe desertification		土地完全失去生产力,植被出现区域性消失,主要为裸地、沙地、戈壁等	<1

1.2 荒漠化程度的判别指标

鉴于荒漠化程度判别指标应具备可反演性、可靠性和实用性的原则[35],选取植被、土壤、地形和气候等参数作为荒漠化程度的判别指标。根据提取的 2000 年和 2015 年的地表反射率影像数据,采用各个指标求算模型(表 2),分别获得:表征地表植被状态生物物理特征的归一化植被指数(NDVI)、植被覆盖度(FVC)和修正的土壤调节植被指数(MSAVI);描述土壤信息的表土粒径指数(TGSI)、地表反照率(Albedo)、归一化水体指数(NDWI)和裸土指数(BSI)。另外,地形指标和气候指标包括:高程、坡度、坡向和陆表温度(LST),坡度和坡向是基于 SRTM 30m 数据,经 GEE 平台的 SRTM 数字高程模型函数计算得出。

表 2　荒漠化程度判别的植被及土壤参数

Table 2　The vegetation and soil parameters for identifying the desertification degree level

参数名称 Parameter	计算方法 Computing function
NDVI	$NDVI=\frac{NIR-Red}{NIR-Red}$
FVC	$FVC=\frac{NDVI-NDVI_s}{NDVI_v-NDVI_s}$
MSAVI	$MSAVI=\frac{2NIR+1-\sqrt{(2NIR+1)^2-8(NIR-Red)}}{2}$
TGSI	$TGSI=\frac{Red-Blue}{Red+Blue+Green}$
Albedo	$Albedo=0.356Blue+0.13Red+0.373NIR+0.085SWIR1+0.072SWIR2-0.0018$
NDWI	$NDWI=\frac{NIR-MIR}{NIR+MIR}$
BSI	$BSI=100\frac{(SWIR1+Red)-(NIR+Blue)}{(SWIR1+Red)+(NIR+Blue)}+100$

NDVI:归一化植被指数 Normalized difference vegetation index;FVC:植被覆盖度 Fractional Vegetation cover;MSAVI:修正的土壤调节植被指数 Modified soil-adjusted vegetation index;TGSI:表土粒径指数 Topsoil grain size index;Albedo:地表反照率;NDWI:归一化水体指数 Normalized difference water index;BSI:裸土指数 Bare soil index

表 2 中,Red 为传感器红色波段,NIR 为近红外波段,MIR 为中红外波段,Blue 为蓝色波段,Green 为绿色波段,SWIR1 为短波红外 1 波段,SWIR2 为短波红外 2 波段;FVC 中 $NDVI_S$和 $NDVI_v$分别表示裸土和植被的 NDVI 值,为排除研究区 NDVI 的噪音现象,选取区域内 NDVI 频率分布直方图的 5%和 95%的 NDVI 值分别作为 $NDVI_S$和 $NDVI_v$值。

在确定以上荒漠化程度提取指标及参数计算方法的基础上,基于 Google Earth Engine 云计算平台上,分别实现分类回归树(CART)、支持向量机(SVM)、随机森林(RF)和 Albedo-NDVI(表 3)的模型算法,提取中蒙俄经济走廊荒漠化程度的空间分布。

表 3　荒漠化程度的分类模型

Table 3　Classification models of desertification grade

模型 Model	模型机理 Model mechanism
分类回归树 CART	对训练样本集的目标变量和测试变量(荒漠化指标)进行循环二分化形成二叉树结构的决策树模型。
支持向量机 SVM	在训练数据集特征空间中基于核函数,寻找有较大区分功能的支持向量并构造分类器,进而最大化样本中土地荒漠化级别的距离[36]。
随机森林 RF	基于统计学理论,随机森林模型利用 bootstrap 抽样方法从原始样本集中抽取多个样本集,然后对每个样本集采用分类回归树模型进行决策树建模,再组合多棵决策树进行预测,最终通过投票得出预测结果。
Albedo-NDVI	利用 NDVI 与 Albedo 的负相关关系,将归一化处理后的 NDVI 和 Albedo 值构建成 Albedo-NDVI 特征空间散点图,并确定两者之间的线性关系式

CART:分类回归树 Classification and regression tree;SVM:支持向量机 Support vector machine;RF:随机森林 Random forest;Albedo-NDVI:Albedo-normalized difference vegetation index

Albedo-NDVI 理论公式:

$$Albedo = k \times NDVI + b$$

$$\alpha \times k = -1$$

$$DDI=\alpha\times NDVI-Albedo$$

式中,DDI 为荒漠化差值指数。

1.3　荒漠化信息提取精度验证与评价

在分别运用 CART、SVM、RF 和 Albedo-NDVI 四个模型获取中蒙俄经济走廊荒漠化程度空间分布的基础

上,选取 120 个样点对荒漠化程度的分类和精度进行验证。其中包括研究区内 24 个全球通量观测塔站点和 GEE 平台随机生成的 96 个样点。在四种分类模型中,基于 GEE 平台的随机算子抽取 30%的样本点用于建立混淆矩阵,得出总体精度(Overall Accuracy, OA)、生产者精度(Producer's Accuracy, PA)、用户精度(User's Accuracy, UA)及 Kappa 系数评价指标,从不同的侧面对比荒漠化识别的精度,其中生产者精度是一个样本点被正确分类的概率,它是对丢失误差的测量。而用户精度是每一行中正确分类的样本点的个数与该行中所有样本点数的比值,它表示了包含误差[47-42]。其理论公式可表达如下:

$$OA = \sum_{i=1}^{i=5} X_{ii}/N$$

$$PA_i = X_{ii}/X_{i+}$$

$$UA_i = X_{ii}/X_{+i}$$

$$\text{Kappa} = \frac{N\sum_{i=1}^{i=5} X_{ii} - \sum_{i=1}^{i=5}(X_{+i} + X_{i+})}{N^2 - \sum_{i=1}^{i=5}(X_{+i} + X_{i+})}$$

式中,N 代表样本点数的总和,X_{ii} 代表混淆矩阵中第 i 种荒漠化类型反演结果与实际结果相同的样本点数,X_{i+} 代表混淆矩阵中第 i 种荒漠化类型的列总和,X_{+i} 代表混淆矩阵中第 i 种荒漠化类型的行总和。

通过建立混淆矩阵,得出各个模型的识别精度估量指标(表 4)。结果表明,在荒漠化分类结果中,CART 模型是研究区荒漠化识别精度最高的分类方法,Kappa 系数为 0.754,其次是 Albedo-NDVI 模型,而 SVM 模型的精度最低。通过对生产者精度对比分析,Albedo-NDVI 模型对中度、重度和极重度荒漠化具有较高的生产者精度,说明对这三种荒漠化级别的漏测现象较小,但是对轻度荒漠化的生产精度极低。CART 模型对各个荒漠化级别的生产者精度都较高,表明总体漏测现象较小。另外,CART 模型对各个荒漠化级别的用户精度同样保持较高值,且相比其他分类模型对非荒漠化区域的用户精度最高,表明总体的多测误差较小,而 Albedo-NDVI 模型对轻度荒漠化的用户精度极低,说明在识别轻度荒漠化区域时,具有很高的多测误差。SVM 和 RF 的用户精度和生产者精度都较低,表明两者在研究区的荒漠化识别效果并不好。

表 4 各种分类算法的精度评价

Table 4 Accuracy evaluation of various classification algorithms

分类模型 Classification model	非荒漠化 Non desertification/%		轻度荒漠化 Low desertification/%		中度荒漠化 Medium desertification/%		重度荒漠化 High desertification/%		极重度荒漠化 Severe desertification/%		总体精度 OA/%	Kappa 系数 Kappa coefficient
	生产者精度 PA	用户精度 UA	生产者精度 PA	用户精度 UA	生产者精度 PA	用户精度 UA	生产者精度 PA	用户精度 UA	生产者精度 PA	用户精度 UA		
CART	95.7	95.5	58.6	77.5	70	77.5	75	37.5	83.4	85.7	85	0.754
SVM	82.2	86.3	17.1	21.2	40	75	75	18.1	10	75	58.75	0.396
RF	88.5	92	34.2	39.3	50	62.5	100	41.4	90	100	75	0.602
Albedo-NDVI	87.5	91.9	0	0	100	50	100	100	100	100	85	0.722

PA: Producer's Accuracy; UA: User's Accuracy; OA: Overall Accuracy

1.4 荒漠化驱动机理综合分析模型

基于 MODIS 数据和利用 BIOME-BGC 模型与光能利用率模型(CASA)模拟获得的 NPP(ANPP)数据产品,提取中蒙俄经济走廊区域的 500m 分辨率的 NPP(ANPP)空间数据。在 GEE 云平台上,实现 Thornthwaite memorial 模型[43]的模型算法设计,进而求解 PNPP 和 HANPP。并结合降水和气温数据的空间数据,在 GEE 平台上构建并实现了中蒙俄经济走廊荒漠化驱动机理综合分析模型,其理论公式可表达如下:

$$\text{PNPP} = 3000(1 - e^{-0.0009695(v-20)})$$

$$v = \frac{1.05r}{\sqrt{1 + (1 + 1.05r/L)}}$$

$$L = 3000 + 25t + 0.05\,t^3$$

$$\mathrm{HANPP} = \mathrm{PNPP} - \mathrm{ANPP}$$

$$\mathrm{Slope} = \frac{n\sum xy - \sum x \sum y}{n\sum x^2 - \left(\sum x\right)^2}$$

式中,r 表示年降水量(mm),t 为年平均气温(℃),x 表示年份,y 为 PNPP 时得到 $\mathrm{Slope}_{\mathrm{PNPP}}(S_p)$,为 HANPP 时得到 $\mathrm{Slope}_{\mathrm{HANPP}}(S_H)$,$n$ 为时间间隔。

对于研究区域,首先基于给定时间段内荒漠化发展状况,即荒漠化程度加重的区域定义为“退化区”,荒漠化程度减轻的区域定义为“恢复区”,将 S_p 和 S_H 的正负组合分为 8 种情景(表 5),以测度气候变化和人类活动所占比例。在驱动因子定性方面,当 S_p 为正值、或 S_H 为负值时,表明在 2000—2015 年,气候变化或者人类活动有利于荒漠化区域的恢复;而当 S_p 为负值、或 S_H 为正值时,表明 2000—2015 年,气候变化或者人类活动会加重土地荒漠化;在驱动因子定量方面,如在荒漠化恢复区域,情景 1 表示恢复完全归因于气候变化,情景 2 表示恢复完全归因于人类活动,情景 3 表示荒漠化恢复由气候变化和人类活动共同引起,情景 4 表示这种状况超出模型的合理范围,气候变化和人类活动都无法解释荒漠化恢复现象,此时的“Error”区域是指被标记为错误的区域,定义为气候变化和人类活动对植被的影响,与研究区植被的实际生长状况并不符。即研究区气候变化和人类活动的驱动作用将加重土地荒漠化,但实际上研究区的荒漠化现象被逐渐改善。

表 5　气候变化和人类活动定量评估模型

Table 5　Quantitative assessment models of climate change and human activities

类型 Type	情景 Scenario	S_p	S_H	气候变化所占比例 Proportion of climate change/%	人类活动所占比例 Proportion of human activities/%
恢复区	情景 1	+	+	100	0
Reversion area	情景 2	−	−	0	100
	情景 3	+	−	$\frac{\lvert S_p\rvert}{\lvert S_p\rvert+\lvert S_H\rvert}\times 100\%$	$\frac{\lvert S_H\rvert}{\lvert S_p\rvert+\lvert S_H\rvert}\times 100\%$
	情景 4	−	+	Error	Error
退化区	情景 1	−	−	100	0
Degradation area	情景 2	+	+	0	100
	情景 3	−	+	$\frac{\lvert S_p\rvert}{\lvert S_p\rvert+\lvert S_H\rvert}\times 100\%$	$\frac{\lvert S_H\rvert}{\lvert S_p\rvert+\lvert S_H\rvert}\times 100\%$
	情景 4	+	−	Error	Error

2　结果与分析

2.1　荒漠化时空分布格局及其转换趋势

根据荒漠化程度指标体系和最佳荒漠化程度评估模型获得 2000 年和 2015 年研究区荒漠化现状(图 1)。通过对比两期荒漠化现状,发现研究区荒漠化空间分布具有很强的地带性特征,极重度荒漠化区域主要分布在内蒙古自治区西部,蒙古国的南戈壁盟、东戈壁盟和中戈壁盟,重度和中度荒漠化区域主要分布在蒙古国的东戈壁盟、及其与内蒙古自治区交界处,轻度荒漠化主要分布在蒙古国的东北部,内蒙古自治区的南部,而非荒漠化区域主要分布在俄罗斯区域和中国东北区域。另外,在 2000 年到 2015 年间,中蒙俄经济走廊区域的轻度荒漠化面积从 71.97 万 km^2 增加到 94.8 万 km^2,以 1.52 万 km^2/a 的速度扩张,极重度、重度和中度荒漠化面积均呈现减小趋势,其中极重度荒漠化面积减少最快,以 4873km^2/a 速度递减(表 6)。其中,中国区域的荒漠化呈恢复趋势,尤其是极重度、重度和中度荒漠化区域呈缩小趋势;蒙古国区域的荒漠化状况则呈加剧趋势,尤其是极重度、中度和轻度荒漠化区域呈逐渐扩张趋势;而俄罗斯区域荒漠化的加重和减轻两个方向的状

况均最为缓慢。

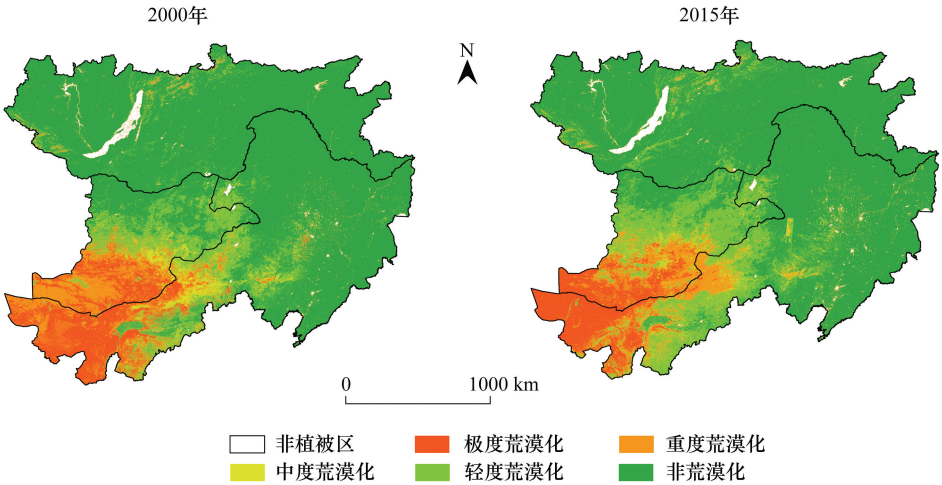

图 1 研究区荒漠化时空分布格局

Fig.1 The spatiotemporal distribution pattern of desertification in the study area

表 6 研究区荒漠化类型面积统计

Table 6 The area of desertification types in the study area

分区 Region	年份 Year	面积/比例 Area/Percent	极重度 Severe	重度 High	中度 Medium	轻度 Low	非荒漠化 Non
研究区	2000	面积/10^4km^2	53.84	44.17	16.81	71.97	455.76
Total study area		比例/%	8.24	6.76	2.57	11.01	69.73
	2015	面积/10^4km^2	46.53	39.85	15.42	94.80	443.19
		比例/%	7.12	6.10	2.36	14.50	67.81
中国区域	2000	面积/10^4km^2	36.29	19.68	12.44	31.10	17.07
China study area		比例/%	30.41	16.49	10.42	26.06	14.30
	2015	面积/10^4km^2	27.22	19.31	9.59	40.14	17.21
		比例/%	22.81	16.18	8.04	33.64	14.42
蒙古国区域	2000	面积/10^4km^2	17.19	22.69	4.29	30.19	36.34
Mongolia study area		比例/%	15.50	20.46	3.87	27.22	32.78
	2015	面积/10^4km^2	19.09	19.05	5.49	40.08	26.96
		比例/%	17.22	17.18	4.95	36.14	24.32
俄罗斯区域	2000	面积/10^4km^2	0.36	1.80	0.08	10.68	402.35
Russia study area		比例/%	0.08	0.42	0.02	2.52	95.03
	2015	面积/10^4km^2	0.22	1.49	0.34	14.58	399.02
		比例/%	0.05	0.35	0.08	3.44	94.25

为更好地理解研究区 2000—2015 年荒漠化空间动态变化,将荒漠化空间格局变化分为五类(图 2,表 7),分别为强烈退化(荒漠化加剧两级及其以上)、退化(荒漠化加剧到相邻一级)、稳定(荒漠化程度不变)、恢复(荒漠化降低到相邻一级)和显著恢复(荒漠化降低两级及其以上)。空间统计结果显示,在 2000—2015 年间,中蒙俄经济走廊的荒漠化程度保持稳定的区域主要分布在中国东部区域和俄罗斯区域,退化和严重退化区主要分布在蒙古国的东部、中国区域与蒙古国区域的西部交界处,恢复和显著恢复区域主要分布在内蒙古自治区和蒙古国的中部地区。另外,在 2000—2015 年间,中蒙俄经济走廊大部分区域的荒漠化程度未发生改变(占研究区面积的 80.91%),而荒漠化程度加重区域和恢复区域分别占总面积的 9.68%和 9.41%。其中,在中国区域,荒漠化恢复区域的面积比荒漠化程度加重区域的面积多 15.18 万 km^2,而在蒙古国区域和俄罗斯区

域,恢复区域的面积则分别比加重区域的总面积少13.20万 km^2和3.76 万 km^2。

同时,基于荒漠化转移矩阵(表 8)可以发现,2000—2015 年研究区荒漠化恢复区域主要来源于极重度荒漠化转为重度荒漠化和轻度荒漠化转为非荒漠化,而荒漠化加重区域主要来源于重度荒漠化转为极重度荒漠化。

2.2　荒漠化驱动力定量评估

结合荒漠恢复区和退化区荒漠化程度数据,运行荒漠化驱动机理综合分析模型,获得气候变化和人类活动在中蒙俄经济走廊荒漠化“恢复区”和“退化区”的影响作用系数(图 3,图 4,表 9)。结果显示,在 2000—2015 年间,气候变化和人类活动在荒漠化恢复区的驱动作用在空间上具有明显的空间分异性。其中,气候变化对蒙古国东部和内蒙古自治区的大部分区域荒漠化恢复起主导作用,而且气候变化驱动作用>50%的荒漠化恢复区域占总恢复面积的 68.8%,而由人类活动驱动作用>50%的恢复区域仅占整个恢复区面积的 27.36%。气候变化对荒漠恢复的驱动作用,在中国区域、蒙古国区域和俄罗斯区域分别占荒漠恢复区面积的 77%、58%和 38%。另外,在 2000—2015 年间,在中蒙俄经济走廊的荒漠化程度加重区域,人类活动的驱动效应则占主导作用,其中,人类活动驱动作用>50%的荒漠化加重区占所有荒漠化加重区域面积的比例高达 69.68%,主要分布在蒙古国的东部和内蒙古的中部地区。

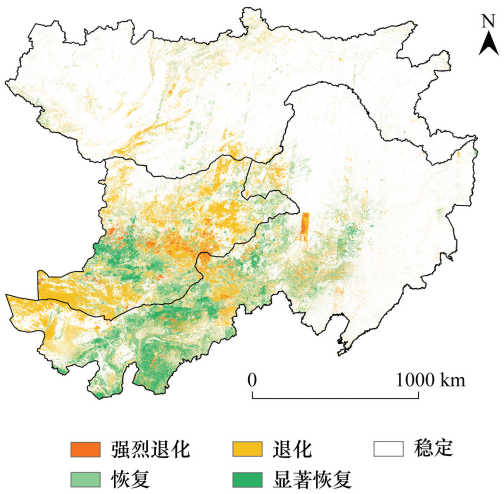

图 2　研究区荒漠化时空格局变化

Fig.2　Changes of spatiotemporal pattern of desertification in the study area

表 7　研究区荒漠化时空格局变化面积统计

Table 7　The change area of spatiotemporal pattern of desertification in the study area

分区 Region	面积/比例 Area/Percent	强烈退化 Severe deterioration	退化 deterioration	稳定 No change	恢复 restoration	显著恢复 Obvious restoration
研究区	面积/$10^4 km^2$	8.21	55.05	528.83	39.31	22.18
Total study area	比例/%	1.26	8.42	80.91	6.01	3.39
中国区域	面积/$10^4 km^2$	4.02	19.47	210.79	23.32	15.35
China study area	比例/%	1.47	7.13	77.23	8.54	5.62
蒙古国区域	面积/$10^4 km^2$	3.69	28.17	60.37	12.61	6.05
Mongolia study area	比例/%	3.33	25.40	54.44	11.37	5.46
俄罗斯区域	面积/$10^4 km^2$	0.50	7.42	257.68	3.38	0.78
Russia study area	比例/%	0.19	2.75	95.52	1.25	0.29

表 8　研究区荒漠化转移矩阵/($\times 10^4 km^2$)

Table 8　Desertification transfer matrix of the study area

2000	2015				
	极重度 Severe	重度 High	中度 Medium	轻度 Low	非荒漠化 Non
极重度 Severe	27.45	14.75	2.29	8.83	0.35
重度 High	17.83	13.88	3.31	8.43	0.41
中度 Medium	0.26	5.79	3.71	5.11	1.86
轻度 Low	0.80	4.78	4.24	44.67	16.13
非荒漠化 Non	0.07	0.51	1.79	27.19	423.90

2000—2015 年间,研究区荒漠化驱动机理结果中含有部分“Error”区域(图 3,图 4),其中恢复区的“Error”区域定义为气候变化和人类活动不利于荒漠化土地恢复,但实际上有利于植被生长的区域,这些“Error”区域主要分布在俄罗斯境内,占所有恢复区域的 3.83%。另外,退化区的“Error”区域定义为气候变化和人类活动有利于荒漠化土地恢复,但实际上抑制了植被生长的区域,这些“Error”区域占所有退化区域的 28.87%。事实上,产生这种现象主要是因为遥感反演荒漠化结果存在一定的不确定性,并且基于 NPP 计算驱动机理,往往也受气候因子的噪音影响,因此这些超出模型解释范畴的“Error”区域难以避免。

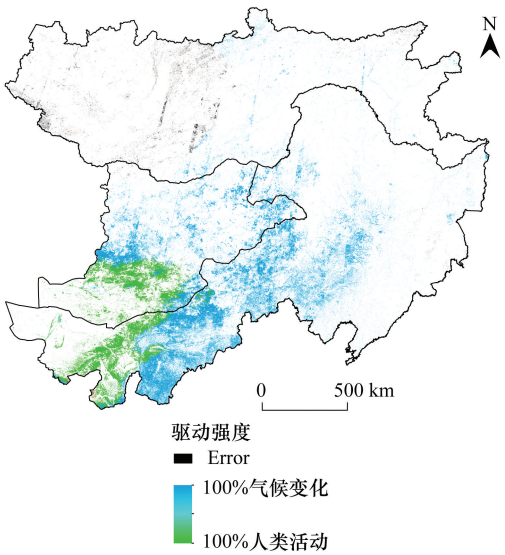

图 3 气候变化和人为因素在恢复区的驱动作用

Fig.3 The driving strength of climate change and human factors in desertification restoration area

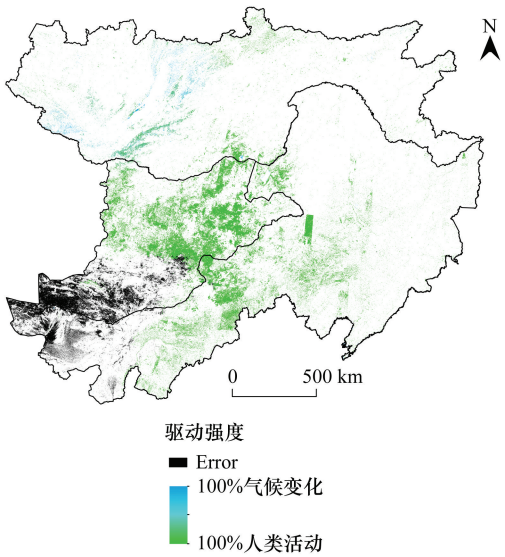

图 4 气候变化和人为因素在退化区的驱动作用

Fig.4 The driving role of climate change and human factors in desertification degradation area

表 9 气候变化和人为因素在退化和恢复区占主导驱动作用的面积/(×10km^2)

Table 9 The area in which climate change and human are dominant drivers of desertification deterioration area and restoration area

分区 Region	气候变化 Climate change		人类活动 Human activities		“Error”区域 “Error” Area	
	退化区 Deterioration area	恢复区 Restoration area	退化区 Deterioration area	恢复区 Restoration area	退化区 Deterioration area	恢复区 Restoration area
研究区 Total study area	8.293	381.162	396.648	151.598	164.319	21.235
中国区域 China study area	0.575	269.877	144.905	78.093	65.622	0.359
蒙古国区域 Mongolia study area	0.013	97.100	188.267	70.809	98.622	0.275
俄罗斯区域 Russia study area	2.903	14.182	63.471	2.693	0.076	20.600

3 讨论

自 21 世纪以来,中蒙俄经济走廊区域的极重度、重度和中度荒漠化面积减少,轻度荒漠化面积增加;中国区域荒漠化土地恢复效果显著,蒙古国区域荒漠化状况在加剧等结果与现有研究成果[15, 18, 44-46]一致。譬如,中蒙俄经济走廊区域的 49.12%为草地,裸地仅占 14.59%。在气候变化和人类活动干扰的共同驱动下,草地退化现象严重,其中新增裸地面积的 89.94%均自于草地退化,但是裸地面积净减少近 800km^2,表明极重度荒

漠化状况呈恢复趋势。

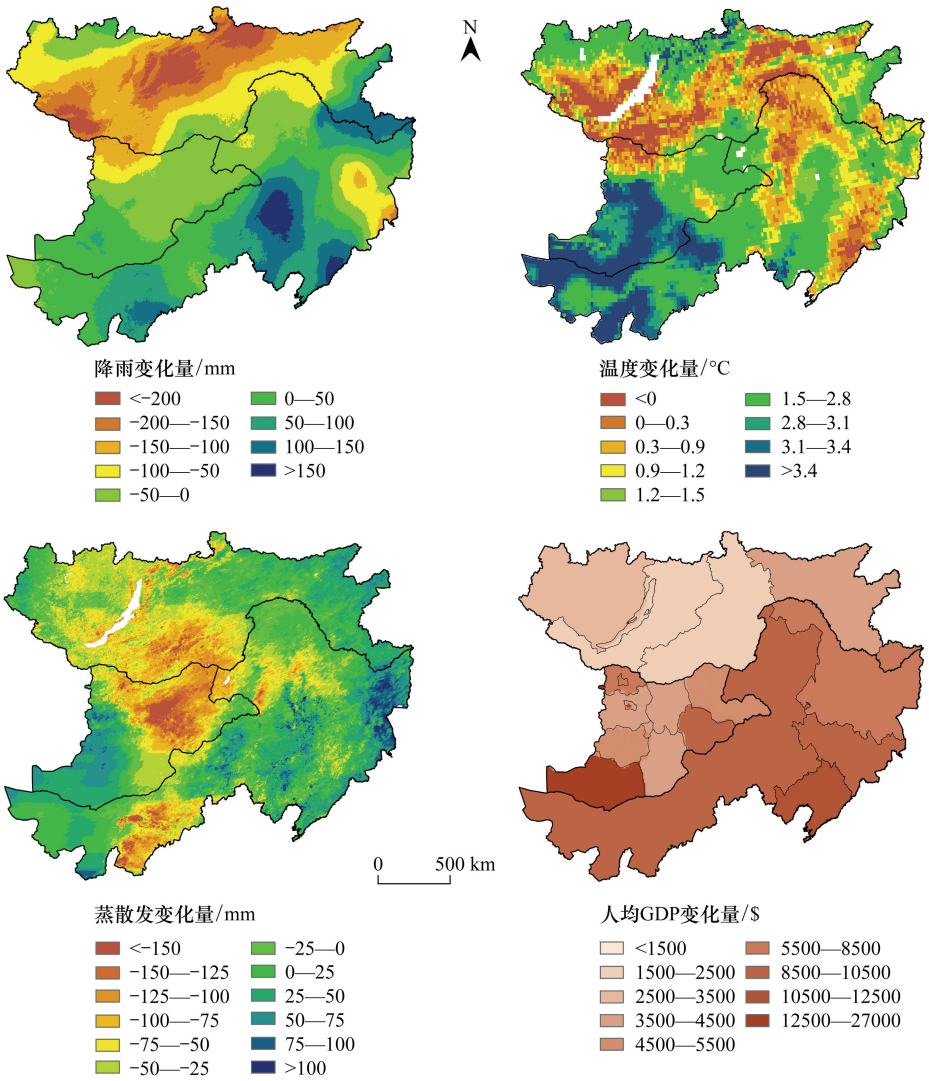

图 5　研究区 2000—2015 气候和人类活动因子变化量

Fig.5　The change of climate and human activity factors in the study area from 2000 to 2015

为了进一步解释线性趋势分析方法对气候变化和人类活动的荒漠化驱动作用测度的不足,分别选取降水量、平均气温和年蒸散发量 3 个植被生长的关键气候参数[38,40,47]和能够综合反映人类活动状态的人均 GDP[48],对模型中未能解释的“Error”区域进行分析。空间统计分析显示,在 2000—2015 年间,中蒙俄经济走廊区域的年降水量减少 29.7mm,年平均气温增加 1.57℃,年蒸散发量减少 17.3mm,人均 GDP 增加 6369 $。年降水量减少区域主要分布“非荒漠化”区(图 1),尤其是俄罗斯区域的中部地区和中国区域的长白山脉部分地区。在中国区域和蒙古国区域的年降水量增加区域主要分布在荒漠化区,其中中国区域的荒漠化“显著恢复”和“恢复”区与年降水量增加量大于 50mm 区的空间分布一致,尤其是中国区域的东北平原、大兴安岭南侧地区和鄂尔多斯高原(图 1,图 5)。

蒙古国区域的“极重度荒漠化”和“重度荒漠化”区的年降水量虽呈增加(0—50mm)趋势,但其升温幅度(>2.8℃)和年蒸散发量增加幅度(>25mm),尤其是荒漠化“严重退化”和“退化”区的升温幅度在 3.0℃以上,再加上该地区的人均 GDP 增加幅度(>8500 $)也大于其他区域。因此,由于该区域升温和蒸散发增加在空间上的叠加,使得荒漠化程度(尤其在“Error”区内)呈加重趋势。同时,位于“Error”区的蒙古国南戈壁盟,由

于对该区域丰富矿产资源(如世界最大的铜矿奥尤陶勒盖金铜矿)大量开采[49],在致使人均 GDP 快速增长的同时,也加重了土地沙化的程度。另外,虽然中国区域的人均 GDP 也呈快速增长趋势,但由于京津风沙源治理工程、退牧还草工程等系列国家重大生态工程的实施,使得中国区域的荒漠化呈恢复趋势。

4 结论

基于 GEE 的云计算平台和多源数据,结合植被、土壤、气候和地形等荒漠化程度的判别指标模型,实现 CART、SVM、RF 和 Albedo-NDVI 4 个模型对荒漠化动态识别精度对比分析的基础上,构建荒漠化驱动机理综合分析模型,实现中蒙俄经济走廊荒漠化程度的时空变化及驱动效应分析。

精度验证表明,CART 模型对中蒙俄经济走廊荒漠化程度信息提取和分类的精度高于 SVM、RF 和 Albedo-NDVI 模型,其 Kappa 系数为 0.754,且对各个荒漠化程度分类的用户精度和生产者精度均比较稳定。虽然 Albedo-NDVI 模型的总体精度也比较高,但是对于轻度荒漠化识别效果较差。

研究结果显示,在 2000—2015 年间,中蒙俄经济走廊区域的荒漠化程度整体呈减弱趋势,尤其是极重度荒漠化、重度和中度荒漠化的区域呈缩减趋势,但轻度荒漠化区域却呈增加趋势。中国区域的荒漠化呈恢复趋势,净恢复面积达 15.18 万 km^2,而蒙古国区域和俄罗斯区域的荒漠化呈加重趋势,其新增的荒漠化面积分别为 13.2 万 km^2和 3.76 万 km^2。

荒漠化程度时空变化及驱动作用分析表明,中蒙俄经济走廊荒漠化程度减弱主要表现为极重度荒漠化转为重度荒漠化、轻度荒漠化转为非荒漠化两种状态,而荒漠化程度加重区域则主要为重度荒漠化转为极重度荒漠化。气候变化在中蒙俄经济走廊荒漠化程度减弱和恢复种起到主导作用,而局部的荒漠化加重区域,人类活动的驱动作用超过了气候变化驱动作用。

参考文献(References):

[1] 朱震达. 全球变化与荒漠化. 地学前缘, 1997, 4(1/2): 213-219.

[2] 王涛, 朱震达. 我国沙漠化研究的若干问题——1. 沙漠化的概念及其内涵. 中国沙漠, 2003, 23(3): 209-214.

[3] Collado A D, Chuvieco E, Camarasa A. Satellite remote sensing analysis to monitor desertification processes in the crop-rangeland boundary of Argentina. Journal of Arid Environments, 2002, 52(1): 121-133.

[4] Chasek P, Akhtar-Schuster M, Orr B J, Luise A, Ratsimba H R, Safriel U. Land degradation neutrality: the science-policy interface from the UNCCD to national implementation. Environmental Science & Policy, 2019, 92: 182-190.

[5] 孟翔冲. 蒙古国沙质荒漠化对中国北方沙质荒漠化影响研究[D]. 长春: 吉林大学, 2012.

[6] Jiang L L, Jiapaer G, Bao A M, Kurban A, Guo H, Zheng G X, De Maeyer P. Monitoring the long-term desertification process and assessing the relative roles of its drivers in Central Asia. Ecological Indicators, 2019, 104: 195-208.

[7] 王涛. 荒漠化治理中生态系统、社会经济系统协调发展问题探析——以中国北方半干旱荒漠区沙漠化防治为例. 生态学报, 2016, 36(22): 7045-7048.

[8] 吕一河, 傅伯杰. 旱地、荒漠和荒漠化: 探寻恢复之路——第三届国际荒漠化会议述评. 生态学报, 2011, 31(1): 293-295.

[9] Tucker C J, Dregne H E, Newcomb W W. Expansion and contraction of the Sahara Desert from 1980 to 1990. Science, 1991, 253(5017): 299-300.

[10] 李宝林, 周成虎. 东北平原西部沙地沙质荒漠化的遥感监测研究. 遥感学报, 2002, 6(2): 117-122.

[11] 李宝林, 周成虎. 东北平原西部沙地近 10 年的沙质荒漠化. 地理学报, 2001, 56(3): 307-315.

[12] Becerril-Pina R, Mastachi-Loza C A, González-Sosa E, Díaz-Delgado C, Bâ K M. Assessing desertification risk in the semi-arid highlands of central Mexico. Journal of Arid Environments, 2015, 120: 4-13.

[13] 刘爱霞, 王长耀, 王静, 邵晓梅. 基于 MODIS 和 NOAA/AVHRR 的荒漠化遥感监测方法. 农业工程学报, 2007, 23(10): 145-150.

[14] 康文平, 刘树林, 段翰晨. 基于 MODIS 时间序列数据的沙漠化遥感监测及沙漠化土地图谱分析——以内蒙古中西部地区为例. 中国沙漠, 2016, 36(2): 307-318.

[15] Lamchin M, Lee J Y, Lee W K, Lee E J, Kim M, Lim C H, Choi H A, Kim S R. Assessment of land cover change and desertification using remote sensing technology in a local region of Mongolia. Advances in Space Research, 2016, 57(1): 64-77.

[16] 王大鹏, 王周龙, 李德一, 崔青春. 综合非光谱信息的荒漠化土地 CART 分类. 遥感学报, 2007, 11(4): 487-492.

[17] Xu E Q, Zhang H Q, Li M X. Object - based mapping of karst rocky desertification using a support vector machine. Land Degradation & Development, 2015, 26(2): 158-167.

[18] 郭强. 中国北方荒漠化遥感动态监测与定量评估研究[D]. 北京: 中国科学院大学(中国科学院遥感与数字地球研究所), 2018.

[19] Breiman L. Classification and Regression Trees. London: Routledge, 2017.
[20] Mallet C, Bretar F, Roux M, Soergel U, Heipke C. Relevance assessment of full-waveform lidar data for urban area classification. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2011, 66(S6): S71-S84.
[21] Breiman L. Random forests. Machine Learning, 2001, 45: 5-32.
[22] 毋兆鹏, 王明霞, 赵晓. 基于荒漠化差值指数(DDI)的精河流域荒漠化研究. 水土保持通报, 2014, 34(4): 188-192.
[23] Wang X M, Chen F H, Hasi E, Li J C. Desertification in China: an assessment. Earth-Science Reviews, 2008, 88(3/4): 188-206.
[24] Geerken R, Ilaiwi M. Assessment of rangeland degradation and development of a strategy for rehabilitation. Remote Sensing of Environment, 2004, 90(4): 490-504.
[25] Feng Q, Ma H, Jiang X M, Wang X, Cao S X. What has caused desertification in China? Scientific Reports, 2015, 5: 15998.
[26] Wessels K J, Prince S D, Frost P E, Van Zyl D. Assessing the effects of human-induced land degradation in the former homelands of northern South Africa with a 1 km AVHRR NDVI time-series. Remote Sensing of Environment, 2004, 91(1): 47-67.
[27] Prince S D, Wessels K J, Tucker C J, Nicholson S E. Desertification in the Sahel: a reinterpretation of a reinterpretation. Global Change Biology, 2007, 13(7): 1308-1313.
[28] Guo Q, Fu B H, Shi P L, Cudahy T, Zhang J, Xu H. Satellite monitoring the spatial-temporal dynamics of desertification in response to climate change and human activities across the Ordos Plateau, China. Remote Sensing, 2017, 9(6): 525-252.
[29] Vitousek P M, Ehrlich P R, Ehrlich A H, Matson P A. Human appropriation of the products of photosynthesis. BioScience, 1986, 36(6): 368-373.
[30] Xu D Y, Li C L, Song X, Ren H Y. The dynamics of desertification in the farming-pastoral region of North China over the past 10 years and their relationship to climate change and human activity. CATENA, 2014, 123: 11-22.
[31] Zhou W, Gang C C, Zhou F C, Li J L, Dong X G, Zhao C Z. Quantitative assessment of the individual contribution of climate and human factors to desertification in northwest China using net primary productivity as an indicator. Ecological Indicators, 2015, 48: 560-569.
[32] 萨如拉. 基于 Landsat TM 数据的中蒙边境地区荒漠化变化分析[D]. 呼号浩特: 内蒙古师范大学, 2017.
[33] 刘琳, 李月臣, 朱翠霞, 杨扬, 李琼瑶. 2001 年—2010 年重庆地区植被 NPP 时空变化特征及其与气候因子的关系. 遥感信息, 2013, 28(5): 99-108.
[34] Kummu M, Taka M, Guillaume J H A. Gridded global datasets for gross domestic product and human development index over 1990-2015. Scientific Data, 2018, 5: 180004.
[35] 刘洁, 孟宝平, 葛静, 高金龙, 殷建鹏, 侯蒙京, 冯琦胜, 梁天刚. 基于 CASA 模型和 MODIS 数据的甘南草地 NPP 时空动态变化研究. 草业学报, 2019, 28(6): 19-32.
[36] 成淑艳, 曹生奎, 曹广超, 韩建平, 汉光昭, 吴方涛. 基于高分辨率遥感影像的青海湖沙柳河流域土地覆盖监督分类方法对比. 水土保持通报, 2018, 38(5): 261-268.
[37] Huang D M, Xu S J, Sun J Q, Liang S L, Song W, Wang Z H. Accuracy assessment model for classification result of remote sensing image based on spatial sampling. Journal of Applied Remote Sensing, 2017, 11(4): 046023.
[38] 范泽孟, 岳天祥, 刘纪远, 马胜男. 中国土地覆盖时空变化未来情景分析, 地理学报, 2005, 60(6): 941-952.
[39] Yue T X, Fan Z M, Liu J Y. Scenarios of land cover in China. Global and Planetary Change, 2007, 55(4): 317-342.
[40] 李婧, 范泽孟, 岳天祥. 中国西南地区土地覆盖情景的时空模拟. 生态学报, 2014, 34(12): 3266-3275.
[41] Fan Z M, Li J, Yue T X, Zhou X, Lan A J. Scenarios of land cover in Karst area of Southwestern China. Environmental Earth Sciences, 2015, 74(8): 6407-6420.
[42] Fan Z M, Li J, Yue T X. Land-cover changes of biome transition zones in Loess Plateau of China. Ecological Modelling, 2013, 252: 129-140.
[43] Lieth H, Box E. Evapotranspiration and primary productivity. Publications in Climatology, 1972, 25(2): 37-46.
[44] Guo Q, Fu B H, Shi P L, Cudahy T, Zhang J, Xu H. Satellite monitoring the spatial-temporal dynamics of desertification in response to climate change and human activities across the Ordos Plateau, China. Remote Sensing, 2017, 9(6): 525.
[45] Jamsranjav C, Fernándes - Giménez M E, Reid R S, Adya B. Opportunities to integrate herders′ indicators into formal rangeland monitoring: an example from Mongolia. Ecological Applications, 2019, 29(5): e01899.
[46] 范泽孟, 李赛博. 新亚欧大陆桥经济走廊土地覆被变化及驱动力分析. 生态学报, 2019, 39(14): 5015-5027.
[47] 刘家福, 马帅, 李帅, 任春颖, 毛德华, 张柏. 1982—2016 年东北黑土区植被 NDVI 动态及其对气候变化的响应. 生态学报, 2018, 38(21): 7647-7657.
[48] 黄和平, 胡晴, 乔学忠. 基于绿色 GDP 和生态足迹的江西省生态效率动态变化研究. 生态学报, 2018, 38(15): 5473-5484.
[49] 刘清. 中蒙跨边境地区近 20 年土地覆被格局与变化分析[D]. 南昌: 江西农业大学, 2016.