



基于随机森林模型的内陆干旱区植被指数变化与驱动力分析：以北天山北坡中段为例

张文强^{1,2} 罗格平^{1,2,3*} 郑宏伟^{1,2} 王浩⁴ HAMD I Rafiq^{1,5,6} 何惠丽^{1,2} 蔡鹏^{1,2}
陈春波^{1,2}

¹中国科学院新疆生态与地理研究所荒漠与绿洲国家重点实验室, 乌鲁木齐 830011; ²中国科学院大学, 北京 100049; ³中国科学院中亚生态与环境研究中心, 乌鲁木齐 830011; ⁴北京师范大学环境学院, 北京 100875; ⁵Royal Meteorological Institute, Brussels 1180, Belgium; ⁶Department of Physics and Astronomy, Ghent University, Ghent 9000, Belgium

摘要 全球变化背景下的干旱区植被变化受气候变化和人类活动双重影响。定量评价植被变化特征及其驱动机制, 对监测干旱区区域生态环境变化, 促进区域可持续发展有重要意义。由于复杂多样的人类活动难以量化, 有关这方面的研究多局限于植被对气候变化的响应, 而对人类活动影响考虑不足, 导致关于这方面的认识存在较大的偏差和不确定性。该文首先提出与土地利用相关的人类活动量化表征方法; 然后运用多元线性回归模型和随机森林模型中的较优模型, 分析气候变化和具体的人类活动对北天山北坡中段归一化植被指数(NDVI)的影响。主要结果: (1) 2000–2015年期间北天山北坡中段年NDVI总体呈增加趋势; 基于随机森林构建的NDVI与气候因子和人类活动的模型拟合精度明显优于多元线性回归模型, 其决定系数(R^2)至少提高了24%; (2) 研究期内与耕地有关的人类活动对北天山北坡中段NDVI分布及时空变化的影响呈增加的特征, 在2000–2015年期间人类活动对NDVI变化的贡献率为0.59, 超过了气候因子。该项研究为气候变化和人类活动对植被的影响研究提供了新思路, 也为干旱区生态环境保护和恢复提供了科学依据。

关键词 归一化植被指数; 气候变化; 人类活动; 随机森林模型; 北天山北坡中段

张文强, 罗格平, 郑宏伟, 王浩, Hamdi R, 何惠丽, 蔡鹏, 陈春波 (2020). 基于随机森林模型的内陆干旱区植被指数变化与驱动力分析: 以北天山北坡中段为例. 植物生态学报, 44, 1113–1126. DOI: 10.17521/cjpe.2020.0111

Analysis of vegetation index changes and driving forces in inland arid areas based on random forest model: a case study of the middle part of northern slope of the north Tianshan Mountains

ZHANG Wen-Qiang^{1,2}, LUO Ge-Ping^{1,2,3*}, ZHENG Hong-Wei^{1,2}, WANG Hao⁴, HAMD I Rafiq^{1,5,6}, HE Hui-Li^{1,2}, CAI Peng^{1,2}, and CHEN Chun-Bo^{1,2}

¹State Key Laboratory of Desert and Oasis Ecology, Xinjiang Institute of Ecology and Geography, Chinese Academy of Sciences, Ürümqi 830011, China; ²University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China; ³Central Asian Center for Ecology and Environmental Research, Chinese Academy of Sciences, Ürümqi 830011, China; ⁴School of Environment, Beijing Normal University, Beijing 100875, China; ⁵Royal Meteorological Institute, Brussels 1180, Belgium; and ⁶Department of Physics and Astronomy, Ghent University, Ghent 9000, Belgium

Abstract

Aims In the context of global change, vegetation changes in arid areas in the context of global change are both affected by climate change and human activities. Quantifying the vegetation dynamics and their driving mechanism are essential for monitoring the ecological environment change in arid areas and for promoting the sustainable development. Because of the complexity of human activities, most researches are limited to the response of normalized differential vegetation index (NDVI) to climate change, while the impacts of human activities have not yet been comprehensively considered.

Methods Firstly, we proposed a quantification method to quantify the main human activities related to land use. Then, the contribution of climate change and human activities to the NDVI in the middle part of the northern slope of the north Tianshan Mountains was analyzed using the multiple linear regression model and random forest model.

Important findings We found that an overall upward trend was evident in NDVI variations from 2000 to 2015.

收稿日期Received: 2020-04-20 接受日期Accepted: 2020-06-02

基金项目: 国家自然科学基金(41671108)和中国科学院国际合作局对外合作重点项目(131965KYSB20160004)。Supported by the National Natural Science Foundation of China (41671108), and the International Partnership Program of Chinese Academy of Sciences (131965KYSB20160004).

* 通信作者Corresponding author (luogp@ms.xjb.ac.cn)

The fitting accuracy of *NDVI* based on the random forest model was significantly better than the multiple linear regression model with an improved R^2 of about 24%. The contribution of human activities related to arable land to *NDVI* change in the study area showed an increasing trend which was greater than climatic factors from 2000 to 2015. This study provides new insight into the effects of climate change and human activities on vegetation and a scientific basis for the protection and restoration of the ecological environment in the arid areas.

Key words *NDVI*; climate change; human activities; random forest model; the middle part of northern slope of the north Tianshan Mountains

Zhang WQ, Luo GP, Zheng HW, Wang H, Hamdi R, He HL, Cai P, Chen CB (2020). Analysis of vegetation index changes and driving forces in inland arid areas based on random forest model: a case study of the middle part of northern slope of the north Tianshan Mountains. *Chinese Journal of Plant Ecology*, 44, 1113–1126. DOI: 10.17521/cjpe.2020.0111

作为全球环境变化生态指示器, 植被能很好地体现气候变化和人类活动主导下的土地利用/覆被变化对区域生态环境的影响(高江波等, 2019)。全球变化背景下气候变化和人类活动对植被的影响是当前地理学领域研究的热点问题(Krishnaswamy *et al.*, 2014; Wang *et al.*, 2016)。植被的动态演变主要与长期的温度和降水等气候因子、短期的人类活动保护/破坏等人为因子密切相关(Zheng *et al.*, 2019), 且已有研究表明, 在短期内人类活动对植被的影响速度和程度均超过了气候因子(Li *et al.*, 2017)。遥感以重复周期短、覆盖范围广的优势已成为监测植被变化的常用手段。目前基于各类遥感数据已发展了40多种植被指数, 并被广泛应用于土地利用/覆被变化监测、植被覆盖度估算、作物识别和草地生产力评估、区域生态环境监测和地物精准分类等方面(Gu *et al.*, 2018), 本文选取众多植被指数中应用最广的归一化植被指数(*NDVI*)作为植被表征指标。

国内外学者针对不同生态脆弱区气候因子和人类活动对植被变化的影响已展开诸多研究, 但绝大多数研究主要分析气候因素对植被变化的影响。如采用空间相关分析, 探索植被对气候变化的响应(张琪等, 2016), 或基于遥感和气象数据的净第一性生产力(*NPP*)评估法分析气候变化对植被的影响(Gang *et al.*, 2015), 或基于生态模型模拟气候变化对植被碳动态的贡献(Sung *et al.*, 2016)。而分析气候变化和人类活动对植被变化的双重影响研究较为薄弱(马启民等, 2019)。这主要是因为与土地利用相关的人类活动复杂多样, 如土地开垦与耕地转移、植树造林与砍伐、城市化、放牧、农业用地的灌溉与施肥等, 很难量化和空间化, 导致人类活动无法与易时空量化的气候变化因子进行时空匹配, 或无法有效耦合到*NPP*反演模型或生态模型中以开展气候因素和人类活动对植被变化的双重影响研究。

目前, 通常采用具有较强个人主观性的定性-半定量方法来表征人类活动对植被变化的影响, 笼统地认为植被变化主要源于土地利用或气候变化(Yang *et al.*, 2017; Hu *et al.*, 2019), 很少细化到与土地利用相关的具体人类活动类型或具体气候因子, 即使采用了一些量化手段, 也基本是采用人口、GDP、耕地、农作物产量等综合社会经济指标表征和量化人类活动(Wang *et al.*, 2016; 王子玉等, 2017), 并基于行政单元进行空间化, 最后基于线性回归模型, 分析植被对气候变化和人类活动的响应。此外, 基于线性回归的残差分析也是众多学者常用的方法(Liu *et al.*, 2018; Zheng *et al.*, 2019), 该方法往往假设研究区内某一时间不受人类干扰, *NDVI*模拟值与*NDVI*实际值的差值为人类活动贡献的部分, 通过残差分析将气候变化和人类活动分离, 但是在人类活动较强的地区, 很难满足其假设条件。这些量化人类活动的方法显然是无法表征人类活动的复杂性和时空异质性, 更无法有效辨识土地开垦与耕地转移、植树造林或砍伐、放牧或围栏、城市化等具体的与土地利用相关的人类活动对植被动态的影响, 这将引起植被变化影响机制认识的偏差和较大的不确定性, 有可能弱化或夸大了一些具体人类活动类型对植被变化的影响或贡献(Gu *et al.*, 2018)。

综上, 目前气候变化和人类活动对植被影响的研究应重点加强气候和人类活动对植被变化影响的分解研究, 但与土地利用相关的主要人类活动时空量化方面还存在较大挑战, 是需要重点解决的关键瓶颈。若此方面能取得有效突破, 则可产生大量有效时空数据, 一些基于大数据分析的数据挖掘和机器学习新方法就可以应用到这方面的研究, 如随机森林、支持向量机、人工神经网络等机器学习方法。随机森林已在地学得到较为广泛的推广(Belgiu & Drăguț, 2016)。尽管随机森林与线性回归模型密切相

关,但其精度和应用效果总体要好于线性回归模型。相关/偏相关分析、线性回归模型等数理统计方法已被广泛应用于气候变化和人类活动对植被变化的贡献研究,但随机森林等机器学习新方法鲜有应用。

天山位于欧亚大陆腹地,是全球干旱地区最大的山系(Liu *et al.*, 2016)。由于气候变暖和不合理的人类活动,天山区域已经出现草场退化、耕地质量下降、土地荒漠化等严重的生态问题(刘艳等, 2018)。北天山北坡中段是新疆人类活动典型区域,自20世纪50年代对北天山北坡中段大规模的水土开发以来,它已经成为新疆经济最发达的地区,也是“一带一路”倡议中一个最重要的核心地带。日益增强的人类活动使生态环境本就脆弱的北天山北坡中段生态问题逐渐突出。因此,研究北天山北坡中段植被时空变化特征及各驱动因子对植被的影响,可为区域生态环境保护与恢复提供科学依据。

基于上述认识和分析,本文以北天山北坡中段为研究区,定量分析气候变化和人类活动对植被NDVI的影响。本研究的主要目标是:(1)提出干旱区与土地利用相关的人类活动时空量化方法:利用遥感技术、统计分析以及野外调查等手段,针对不同

研究时段,实现复杂多样、时空异质性显著不同的人类活动量化表征;(2)分别运用多元线性回归和随机森林回归方法,构建2000–2015年北天山北坡中段气候变化和人类活动对NDVI的影响模型,并通过统计校验,选择较优方法,定量研究气候因子和土地利用及其变化对NDVI的影响,分析北天山北坡中段植被变化的驱动机制。

1 材料和方法

1.1 研究区概况

研究区位于以乌鲁木齐、石河子和克拉玛依市为轴心的新疆准噶尔盆地南缘与天山北坡中段之间(43.02° – 46.22° N, 79.88° – 91.55° E),系天山山脉中段博格达山、依连哈比尔尕山和婆罗科努山分水岭以北的区域(陈曦等, 2004),总面积约 $1.5 \times 10^5 \text{ km}^2$,简称北天山北坡中段(图1)。该区地势南高北低,海拔由山地的5 000 m左右降至沙漠边缘的200 m左右。北天山北坡中段属于温带大陆性干旱气候,夏季干旱炎热,冬季寒冷多风,年平均气温由山区的 $<2^{\circ}\text{C}$ 到平原区的 $6\text{--}8^{\circ}\text{C}$;降水季节变化显著,最大降水量集中在5、6月,2月最少,年降水量由南向北逐渐递减,南部中山带年降水量

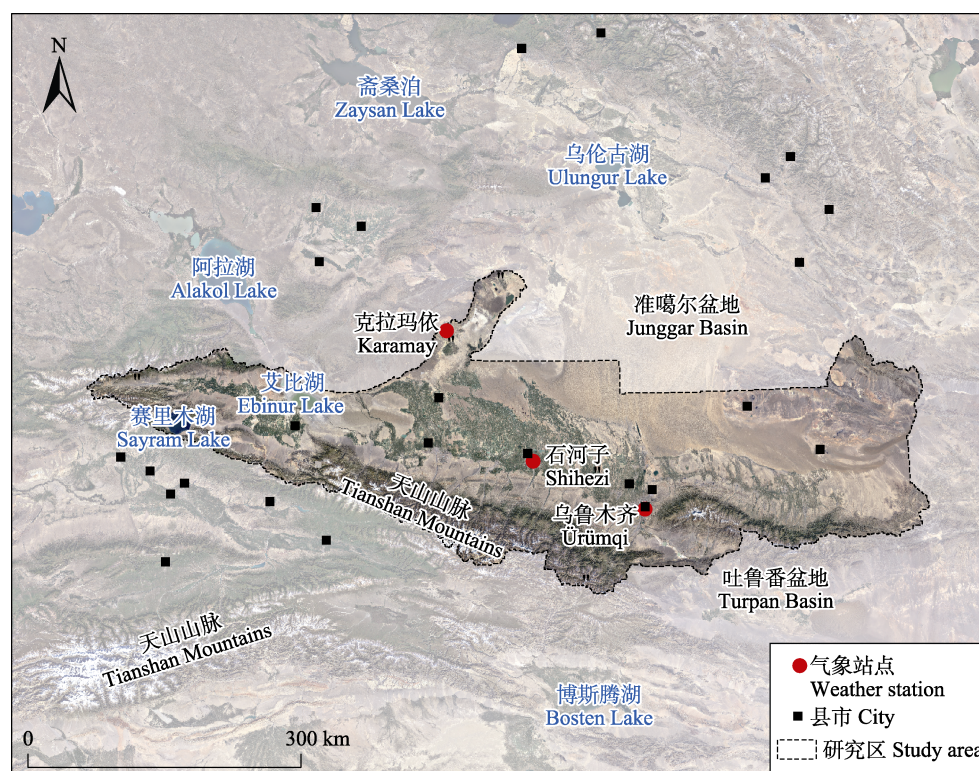


图1 北天山北坡中段研究区气象站点分布。

Fig. 1 Distribution of meteorological stations of the middle part of northern slope of the north Tianshan Mountains.

DOI: 10.17521/cjpe.2020.0111

500–1 000 mm, 中部平原区年降水量约200 mm, 北部沙漠区年降水量约100 mm, 其自然地理条件垂直分带性明显, 并形成典型的山盆相间的地貌格局。北天山北坡中段独特的自然条件使其成为全球温带干旱区大型山地-绿洲-荒漠生态系统的典型代表, 研究区内的博格达片区于2013年成功申请为世界自然遗产, 成为中国第44处世界遗产。

1.2 数据

本研究采用的数据包括遥感影像、气象站点、统计年鉴和野外调查数据(表1)。

NDVI数据源于Google Earth Engine平台提供的空间分辨率为1 km、16天合成的MOD13A2全球NDVI数据集。MODIS-NDVI产品经过水、云、重气溶胶等处理, 保证了数据质量, 加之较高的空间分辨率, 被广泛用于区域植被覆盖变化研究(王建邦等, 2019)。对2000–2015年数据采用最大值合成法(MVC)(高江波等, 2019)合成年NDVI数据, 进一步消除云、大气、太阳高度角等不利影响。

地表植被在生长过程中受各种气候因子的影响, 本研究选取对植被影响最为直接和重要的气温和降水量作为影响植被变化的气候指标。分别统计2000、2005、2010和2015年北天山北坡中段及周边地区(图1)站点的年平均气温、年最高气温、年最低气温和年累积降水量, 使用气候数据空间插值软件ANUSPLIN (高江波等, 2019), 将站点数据插值为1 km空间分辨率的栅格数据。本研究引入海拔作为气候空间插值模型自变量, 数字高程模型(DEM)采用地理空间数据云平台(<http://www.gscloud.cn/>)提供的SRTM DEM 90 m分辨率版本, 已有研究(张仁平等, 2018)表明, 在新疆地区使用ANUSPLIN方法能

有效提高气象数据的插值精度。

2000、2005、2010和2015年土地利用类型(地类)矢量数据来源于中国科学院新疆生态与地理研究所, 是当年基于同期的Landsat TM/ETM/OLI遥感影像, 采用中国科学院土地利用分类标准生产的, 一级类和二级类分类综合精度均在90%以上(贺可等, 2018)。经重分类生成耕地、林地、草地、水体、城市、荒漠6个地类4期矢量数据, 通过空间分析, 获得2000–2005、2000–2010和2000–2015年3个时段土地利用转移矩阵, 以此来表示土地利用的变化。

放牧强度由牲畜数量空间分布计算得到。本研究采用的放牧数据(GLW)源于世界粮农组织(FAO)根据全球牲畜数目采样点及环境数据插值产生、空间分辨率为0.083 33°的栅格数据(Gilbert *et al.*, 2018)。

为了匹配土地利用数据的时间分辨率, 选取2000、2005、2010和2015年4期NDVI和气候因子, 从静态和动态两方面进行植被变化驱动力分析。静态指2000、2005、2010和2015年等4年的气候因子和土地利用对北天山北坡中段同年NDVI空间分布的影响; 动态指基于2000–2005、2000–2010和2000–2015年3个时段气候因子和土地利用的变化与同期NDVI的变化数据, 定量分析气候变化和人类活动对北天山北坡中段NDVI变化的影响。

1.3 研究方法

将研究时段2000–2015年离散化为2000、2005、2010和2015年4期, 用于体现时间变化。4期已空间化的年尺度NDVI、气候因子和人类活动指标中, NDVI为因变量, 气候因子和人类活动指标为自变量。分别基于多元线性回归与随机森林模型拟合NDVI, 定量研究气候变化和与土地利用相关的人

表1 北天山北坡中段相关数据来源
Table 1 Data source of the middle part of northern slope of the north Tianshan Mountains

数据 Data	数据类型 Data type	空间分辨率 Spatial resolution	数据时段 Acquisition time	数据来源 Data source
MODIS-NDVI	栅格 Raster	1 km	2000–2015	https://code.earthengine.google.com
Landsat TM/ETM/OLI	栅格 Raster	30 m	2000, 2005, 2010, 2015	https://earthexplorer.usgs.gov
气象数据 Meteorological data	站点 Station	–	2000–2015	中国气象科学数据共享服务网(http://data.cma.cn/)、当地气象局 China meteorological data sharing service system (http://data.cma.cn/), local weather bureau
土地利用类型 Land use type	矢量 Vector	–	2000, 2005, 2010, 2015	中国科学院新疆生态与地理研究所地观测与系统模拟实验室 Earth observation and systems simulation laboratory, Xinjiang institute of ecology and geography, Chinese Academy of Sciences
放牧数据 Grazing data	栅格、站点 Raster, station	0.083 33°	2000, 2005, 2010, 2015	世界粮农组织(FAO)(http://www.fao.org/livestock-systems/en/)、2015年野外实测数据、新疆统计年鉴 Food and Agriculture Organization (http://www.fao.org/livestock-systems/en/), field data in 2015, Xinjiang statistical yearbook

类活动对NDVI的影响。下面重点提出与土地利用相关的人类活动时空量化方法及2种拟合NDVI的模型。

1.3.1 与土地利用相关的主要人类活动量化方法

本文提出基于时间离散的地类栅格化实现主要人类活动量化。针对每一期地类矢量文件,生成拥有唯一标识的1 km²网格;然后利用Python脚本统计每一网格下各地类的面积,保证每一网格内各地类面积与该网格对应矢量文件中各类面积一致,得到该地类占每一网格面积的比例;最后将各地类网格数据转换成空间分辨率为1 km的栅格数据,据此可获得不同时期耕地、林地、草地、水体、城市和荒漠等地类在每个像元中所占面积比例(以下简称耕地比例、林地比例、草地比例、水体比例、城市比例和荒漠比例)时空分布图。通过不同期地类空间分布图的变化分析,就可量化表征土地开垦与耕地转移、植树造林与林产品收获、城市扩张等与土地利用相关的主要人类活动类型。

通过新疆统计年鉴和走访当地牧民等野外实地调查数据(Huang *et al.*, 2017, 2018)对FAO的GLW进行了修正,以保证放牧数据的精度。FAO可提供2000、2005、2010年的GLW数据,但没有2015年的GLW数据,通过使用2015年牲畜数据,在2010年GLW数据集的基础上线性插值(Han *et al.*, 2016),得到2015年放牧强度空间分布数据集。将4期数据重采样为空间分辨率为1 km的栅格数据。

1.3.2 多元线性回归模型

多元线性回归(MLR)用于分析多个自变量与因变量之间的线性关系(Kasza & Wolfe, 2014)。多元线性回归可表达为:

$$y = a_1x_1 + a_2x_2 + a_3x_3 + \cdots + a_nx_n + b \quad (1)$$

式中, y 表示研究区NDVI年平均值, x_1 、 x_2 、 x_3 、 \cdots 、 x_n 分别表示最高气温、年平均气温、最低气温、降水等气候和土地利用类型, a_1 、 a_2 、 a_3 、 \cdots 、 a_n 分别表示不同因素的回归系数, b 为方程截距。

采用SPSS实现多元线性回归模型的构建,在相关分析的基础上,选择通过0.05显著性检验的影响因子作为自变量构建多元线性回归模型(表2)。

1.3.3 随机森林模型

随机森林(RF)通过自助法(bootstrap)抽样技术从 N 个原始样本集中有放回抽取 n 个样本,从所有属性中选取 k 个属性,选择最佳分割属性作为节点创

建决策树(CART)(Breiman, 2001),通过Bagging算法训练得到 n 个决策树,最后通过对所有决策树的建模结果投票得到最终结果。RF泛化性强,性能稳定,利用网格搜索算法(Lujan-Moreno *et al.*, 2018)探索各期数据的最优参数组合,采用Python中scikit-learn库实现RF模型的构建,并对随机森林模型得到的特征重要性排序。特征重要性指变量对拟合精度贡献率大小,值越大表示越重要,在RF模型中,其特征重要性为相对重要性,总和为1(方馨蕊等, 2019)。

本文采用决定系数(R^2)、均方根误差(RMSE)和平均绝对误差(MAE)作为模型精度评价指标,对MLR和RF进行精度评估。 R^2 越大, RMSE和MAE越小,模型精度越高。

2 结果

2.1 北天山北坡中段NDVI及其主要影响因子时空变化特征分析

2000–2015年期间北天山北坡中段年NDVI介于0.27–0.36之间,年平均NDVI为0.32,并以年平均0.004 1 ($p < 0.001$)的速率波动增加(图2A)。年NDVI最小值(0.27)出现在2001年,年NDVI最大值(0.36)出现在2015年。

以100 m为海拔间隔统计区域内NDVI平均值,分别表征2000、2005、2010和2015年4期北天山北坡中段年NDVI空间格局(图2B–2F)。NDVI < 0.25的区域主要分布在准噶尔盆地南缘非绿洲区域,海拔通常小于700 m; NDVI介于0.25–0.40的区域主要分布在海拔700–1 600 m的低山丘陵带,且分布面积有逐年减少的趋势; NDVI介于0.40–0.60的区域和NDVI > 0.60的区域主要分布在海拔小于700 m的绿洲区和海拔1 600–3 000 m的中山带,且在中山带NDVI随海拔的升高而逐渐增大,直至海拔3 000 m;之后高山带NDVI急剧下降。可以明显看到小于500 m的低海拔区域,有一个明显的峰值(图2B),那是绿洲分布区域,且NDVI逐年增加的趋势很显著。

研究区2000–2015年气温和降水呈微弱增加的特征(图3A–3B),但均不显著;气温空间分布自西向东逐渐降低,降水空间分布则表现出较大的不确定性,不同年份间差异显著。研究区耕地和城市占像元的比例总体呈增加特征,草地、林地、荒漠和水体比例总体呈减少的特征(表3–5),放牧强度

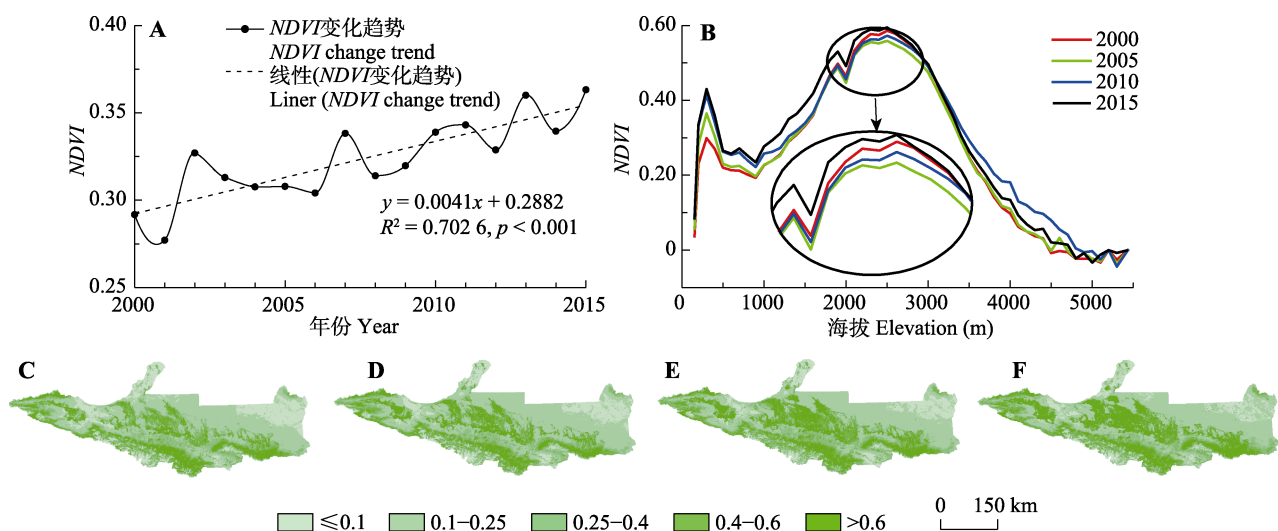


图2 2000–2015年北天山北坡中段年最大归一化植被指数(NDVI)趋势变化(A), NDVI随海拔变化趋势(B)以及2000 (C)、2005 (D)、2010 (E)和2015年(F)的NDVI空间分布。

Fig. 2 Changes in maximum normalized differential vegetation index (NDVI) trend of the middle part of northern slope of the north Tianshan Mountains from 2000 to 2015 (A), changes in NDVI with altitude (B), and NDVI spatial distribution in 2000 (C), 2005 (D), 2010 (E), and 2015 (F).

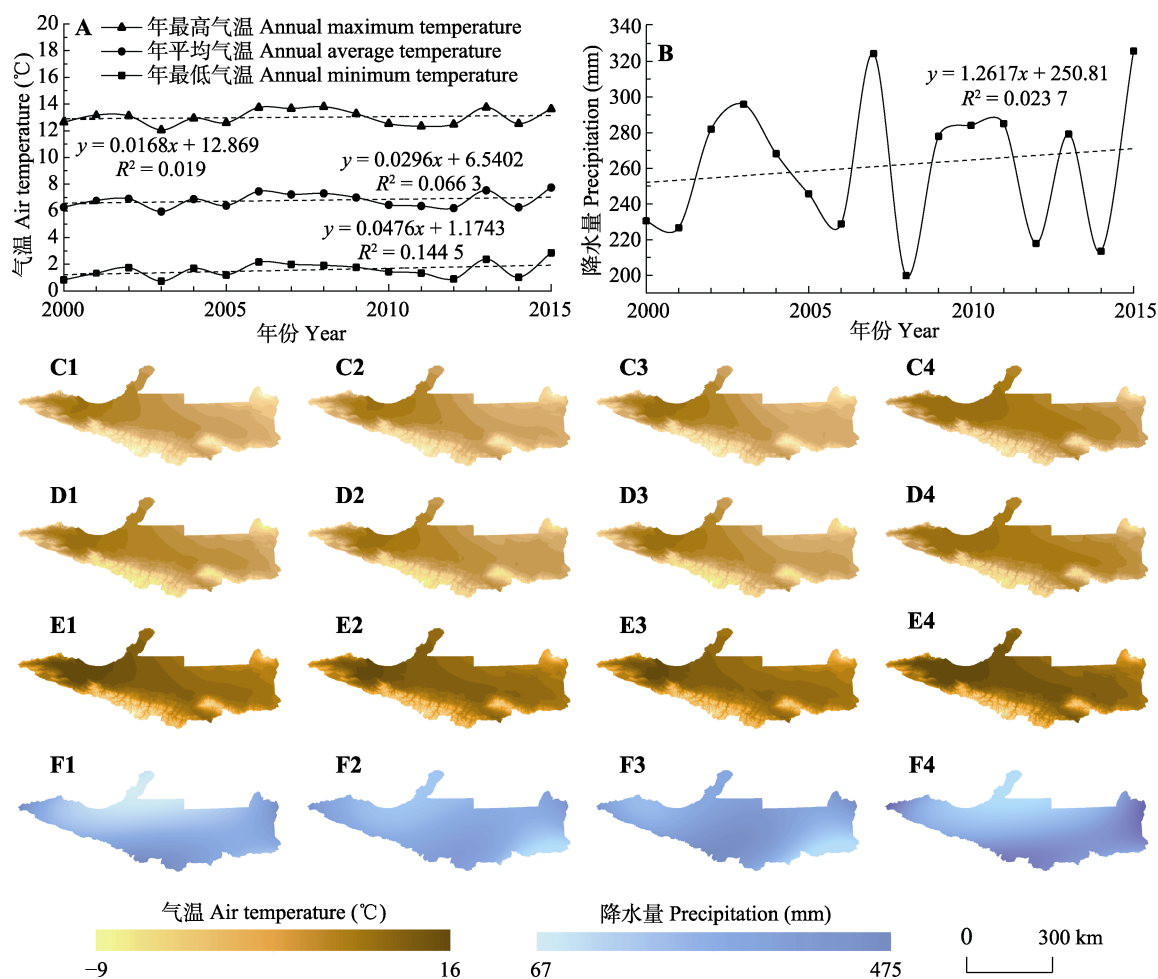


图3 2000–2015年北天山北坡中段研究区站点气候因素趋势变化。A, 温度。B, 降水。C–F, 年最低气温(C)、年平均气温(D)、年最高气温(E)和年累计降水量(F)在2000 (1)、2005 (2)、2010 (3)、2015年(4)的空间分布。

Fig. 3 Changes of climatic factors of study area of the middle part of northern slope of the north Tianshan Mountains from 2000 to 2015. A, Temperature. B, Precipitation. Interpolation results of annual minimum temperature (C), annual average temperature (D), annual maximum temperature (E), and annual cumulative precipitation (F) in 2000 (1), 2005 (2), 2010 (3) and 2015 (4).

表2 2000–2015年北天山北坡中段研究区归一化植被指数(NDVI)影响因子的多元线性回归系数

Table 2 Regression coefficient of each independent variable of normalized differential vegetation index (NDVI) of the middle part of northern slope of the north Tianshan Mountains from 2000 to 2015

自变量 Independent variable	回归系数 Regression coefficient			
	2000	2005	2010	2015
年最低气温 Annual minimum temperature	0.134	0.156	0.127	0.162
年平均气温 Annual average temperature	-0.160	-0.139	-0.122	-0.245
年最高气温 Annual maximum temperature	0.026	-0.014	-0.013	0.072
年累计降水量 Annual cumulative precipitation	0.000 2	0.000 3	0.000 03	0.000 001
耕地比例 Arable proportion	0.005	0.005	0.005	0.005
林地比例 Forest proportion	0.005	0.005	0.007	0.007
草地比例 Grassland proportion	0.002	0.001	0.001	0.001
水体比例 Water body proportion	-0.001	-0.001	-0.001	-0.002
城市比例 Urban proportion	0.003	0.002	0.002	0.002
荒漠比例 Desert proportion	0.001	0.000 1	-0.000 4	-0.000 3
放牧强度 Grazing intensity	0.054	0.038	0.053	0.044
常数项 Constant	0.617	0.983	0.981	0.634

表3 2000–2005年北天山北坡中段土地利用转移矩阵(万km²)

Table 3 Land use transition matrix of the middle part of northern slope of the north Tianshan Mountains from 2000 to 2005 (10⁴ km²)

2000	2005						总计 Total
	耕地 Arable	林地 Forest	草地 Grassland	水体 Water body	城市 Urban	荒漠 Desert	
耕地 Arable	1.568 8	0.003 8	0.040 9	0.001 1	0.010 1	0.021 6	1.646 3
林地 Forest	0.017 9	0.592 0	0.017 3	0.000 5	0.001 7	0.001 9	0.631 3
草地 Grassland	0.140 3	0.004 9	5.606 3	0.005 5	0.006 8	0.534 3	6.298 1
水体 Water body	0.001 3	0.000 1	0.003 8	0.489 3	0.000 4	0.005 0	0.499 9
城市 Urban	0.006 2	0.000 1	0.002 3	0.000 2	0.147 9	0.000 9	0.157 6
荒漠 Desert	0.056 6	0.001 5	0.027 6	0.017 7	0.011 6	5.558 6	5.673 6
总计 Total	1.791 1	0.602 4	5.698 2	0.514 3	0.178 5	6.122 3	14.906 8

表4 2000–2010年北天山北坡中段土地利用转移矩阵(万km²)

Table 4 Land use transition matrix of the middle part of northern slope of the north Tianshan Mountains from 2000 to 2010 (10⁴ km²)

2000	2010						总计 Total
	耕地 Arable	林地 Forest	草地 Grassland	水体 Water body	城市 Urban	荒漠 Desert	
耕地 Arable	1.463 0	0.003 5	0.117 6	0.005 0	0.052 1	0.005 2	1.646 4
林地 Forest	0.057 8	0.208 3	0.332 1	0.003 9	0.004 5	0.023 9	0.630 5
草地 Grassland	0.511 1	0.095 7	4.663 2	0.028 6	0.041 5	0.956 1	6.296 2
水体 Water body	0.007 1	0.000 4	0.050 0	0.224 0	0.001 7	0.216 8	0.500 0
城市 Urban	0.035 5	0.000 2	0.009 5	0.000 2	0.100 1	0.012 2	0.157 7
荒漠 Desert	0.215 4	0.004 2	1.047 6	0.035 9	0.027 4	4.342 1	5.672 6
总计 Total	2.289 9	0.312 3	6.220 0	0.297 6	0.227 3	5.556 3	14.903 4

表5 2000–2015年北天山北坡中段土地利用转移矩阵(万km²)

Table 5 Land use transition matrix of the middle part of northern slope of the north Tianshan Mountains from 2000 to 2015 (10⁴ km²)

2000	2015						总计 Total
	耕地 Arable	林地 Forest	草地 Grassland	水体 Water body	城市 Urban	荒漠 Desert	
耕地 Arable	1.442 8	0.003 2	0.114 7	0.004 7	0.076 4	0.004 6	1.646 4
林地 Forest	0.064 9	0.208 0	0.324 1	0.004 0	0.005 6	0.023 8	0.630 4
草地 Grassland	0.612 9	0.095 7	4.538 3	0.028 2	0.068 6	0.952 4	6.296 1
水体 Water body	0.007 7	0.000 4	0.049 8	0.222 9	0.002 3	0.216 9	0.500 0
城市 Urban	0.034 2	0.000 2	0.008 5	0.000 3	0.102 3	0.012 2	0.157 7
荒漠 Desert	0.281 5	0.004 2	0.985 1	0.036 0	0.042 0	4.323 7	5.672 5
总计 Total	2.444 0	0.311 7	6.020 5	0.297 2	0.297 2	5.533 6	14.903 1

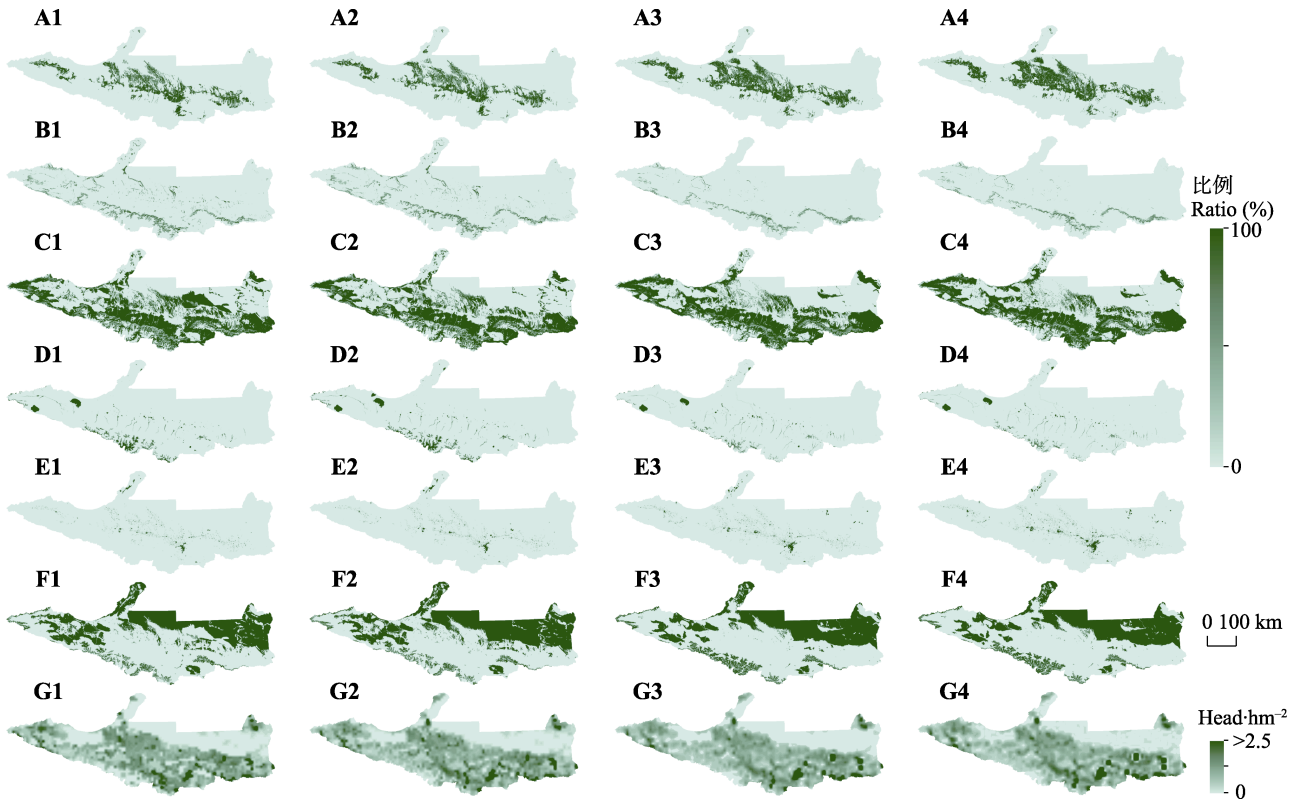


图4 北天山北坡中段耕地(A)、林地(B)、草地(C)、水体(D)、城市(E)和荒漠(F)在每个像元中所占面积比例与放牧强度(G)在2000 (1)、2005 (2)、2010 (3)和2015年(4)的空间分布。放牧强度数据来源于国际粮农组织(FAO)。
Fig. 4 Proportion of arable lands (A), forest (B), grassland (C), water body (D), urban (E) and desert (F) in each pixel and grazing intensity (G) spatial distribution in the middle part of northern slope of the north Tianshan Mountains in 2000 (1), 2005 (2), 2010 (3) and 2015 (4). Grazing intensity data comes from Food and Agriculture Organization of the United Nations (FAO).

呈增加-减少-增加的特征(图4); 各地类之间存在明显的转移关系, 在2000–2005年期间主要为草地转换为耕地和荒漠(表3); 在2000–2010和2000–2015年期间主要为草地和荒漠转为耕地, 耕地、林地和荒漠转为草地, 草地和水体转为荒漠(表4, 表5)。

2.2 北天山北坡中段NDVI拟合模型精度评价与优选

北天山北坡中段NDVI与影响因子的相关系数差异较大(图5), 4期数据中水体和荒漠比例与NDVI呈显著负相关关系($p < 0.01$); 在2000年, 气候因子中年最高气温、年平均气温和年最低气温与NDVI呈显著负相关关系, 在2005年只与年最高气温、年平均气温呈显著负相关关系, 而年最低气温与NDVI呈显著正相关关系; 到2010和2015年, 4个气候因子均与NDVI呈显著正相关关系。

将全部因子作为自变量, 对北天山北坡中段NDVI构建随机森林模型; 分别计算MLR和RF得到的拟合值与NDVI实际值的 R^2 、RMSE与MAE (图6), 并以0.1为间隔统计MLR和RF的NDVI拟合值频率分布直方图(图7)。4期数据中RF模型的 R^2 均在0.90以

上, 比MLR至少提高了24%, 而RF模型的RMSE和MAE均小于MLR模型。

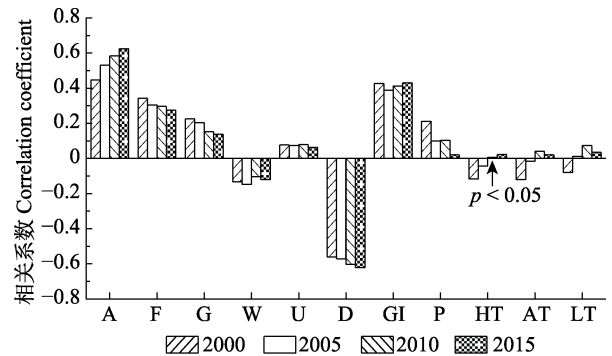


图5 归一化植被指数(NDVI)与影响因子相关分析。A, 耕地比例; AT, 年平均气温; D, 荒漠比例; F, 林地比例; G, 草地比例; GI, 放牧强度; HT, 年最高气温; LT, 年最低气温; P, 年累计降水量; U, 城市比例; W, 水体比例。
Fig. 5 Correlation coefficient between normalized differential vegetation index (NDVI) and impact factors. A, arable proportion; AT, annual average temperature; D, desert proportion; F, forest proportion; G, grassland proportion; GI, grazing intensity; HT, annual maximum temperature; LT, annual minimum temperature; P, annual cumulative precipitation; U, urban proportion; W, water body proportion.

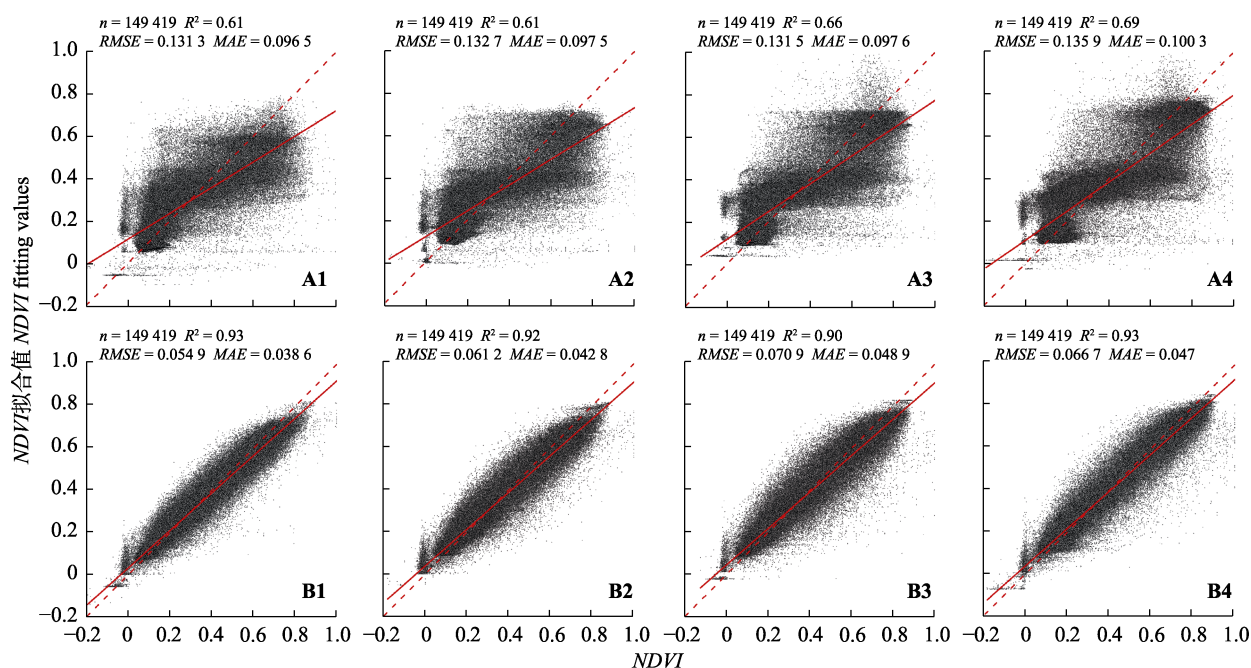


图6 多元线性回归模型(MLR)(A)和随机森林(RF)归一化植被指数(NDVI)拟合值(B)在2000 (1)、2005 (2)、2010 (3)和2015年(4)的验证散点图。MAE, 平均绝对误差; RMSE, 均方根误差。

Fig. 6 Scatter plot of normalized differential vegetation index (NDVI) fitting values of Multiple Linear Regression (MLR)(A) and Random Forest (RF)(B) in 2000 (1), 2005 (2), 2010 (3) and 2015 (4). MAE, mean absolute error; RMSE, root mean square error.

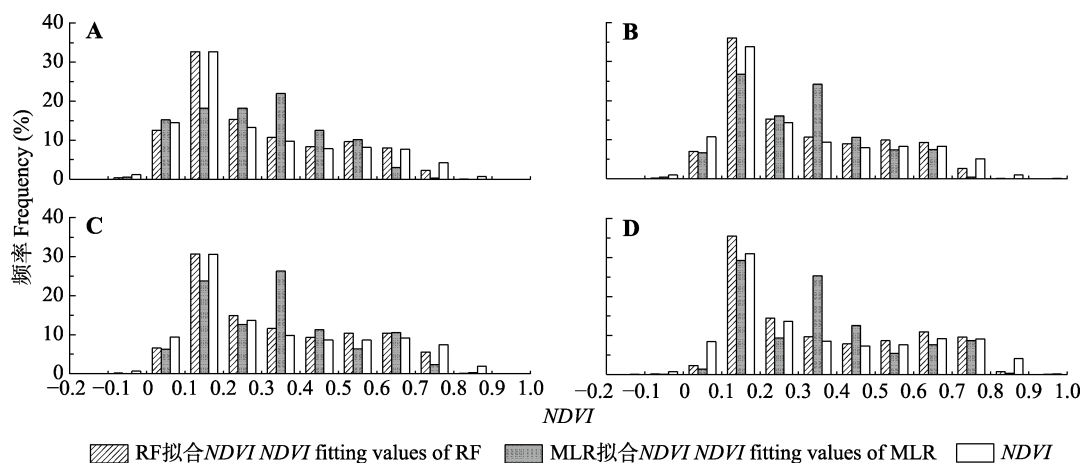


图7 2000 (A)、2005 (B)、2010 (C)和2015年(D)多元线性回归模型(MLR)和随机森林模型(RF)的归一化植被指数(NDVI)拟合值频率分布直方图。

Fig. 7 Frequency distribution histogram of normalized differential vegetation index (NDVI) fitting values of Multiple Linear Regression (MLR) and Random Forest (RF) in 2000 (A), 2005 (B), 2010 (C) and 2015 (D).

除2000年外, 两个模型对 $NDVI < 0.10$ 的低值区存在明显的低估(图7); 在 $0.10 < NDVI < 0.70$ 的区域, RF对 $NDVI$ 存在高估, 而MLR在此区间呈现低估-高估-低估的特征, 但4期数据均表明RF模型拟合值较MLR更接近 $NDVI$ 实际值; 除2015年 $0.70-0.80$ 区间外, 两个模型对 $NDVI > 0.70$ 的高值区域, 存在明显的低估。此外, MLR的拟合值对某些像元的拟合存在严重的失真, 存在不同程度的线性集聚(图6A), 而RF拟合值发生失真的像元数明显小于MLR。综上,

RF拟合的 $NDVI$ 较MLR具有更大的 R^2 , 更高的拟合精度和更小的偏差, 因此采用随机森林模型分析各驱动因子对 $NDVI$ 的影响。

2.3 气候变化和土地利用对北天山北坡中段 $NDVI$ 的影响分析

2.3.1 影响因子的重要性

本文基于随机森林模型各因子的重要性排序, 分析4期气候因子和人类活动对北天山北坡中段 $NDVI$ 空间分布的影响(图8A); 以及气候变化和人类

活动对北天山北坡中段NDVI空间变化的影响(图8B)。

北天山北坡中段水体(主要指冰川和永久积雪)、草地、林地和荒漠的空间分布(静态)主要受气候条件的限制,基本与人类活动的直接影响无关,因此在讨论气候因子和人为因子对NDVI空间分布影响时,把水体、林地、草地和荒漠与年平均气温、年最高气温、年最低气温和年累积降水量等都归为气候因子类;而耕地、放牧强度和城市等主要是人类活动的结果,因此归为人类活动类。根据图8A各个因子对NDVI空间分布的重要性分析,分别计算2000、2005、2010和2015年气候条件和人类活动对NDVI空间分布(静态)的贡献率(表6)。

根据对表3–5的分析,草地NDVI的变化一部分归因于气候变化,但更主要是耕地开垦和放牧的结果,草地退化或荒漠化更是过度放牧导致的,草地的变化短期内主要是人类活动引起的;北天山北坡中段林地的变化主要归因于林业活动如植树造林或森林砍伐。因此本文在讨论气候变化和人类活动对NDVI变化的影响时,仅把水体变化及4个气候因子的变化归类为气候因子类,而将耕地、林地、城市、草地、荒漠和放牧强度等因子的变化归为人类活动。同样根据图8B各个因子变化对NDVI变化的重要性分析,分别计算2000–2005、2000–2010和2000–2015年气候变化和人类活动对NDVI变化的贡献率(表6)。

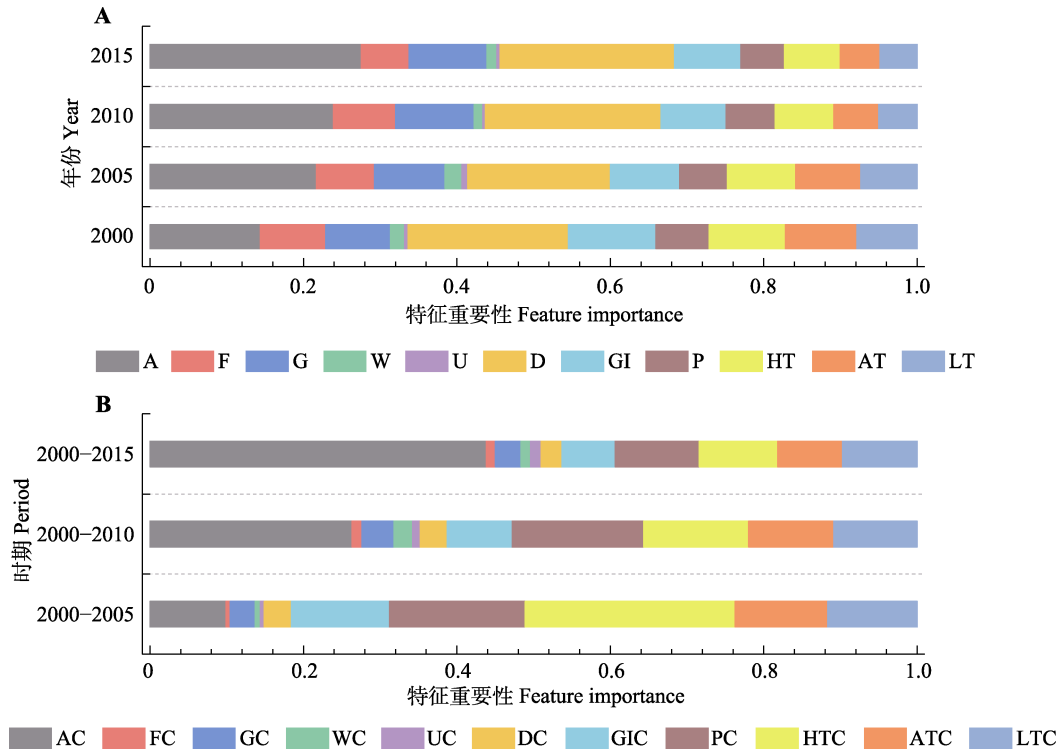


图8 归一化植被指数(NDVI)空间分布及变化的影响因子重要性。A, 每个字母代表各因子对静态NDVI的贡献。A, 耕地比例; AT, 年平均气温; D, 荒漠比例; F, 林地比例; G, 草地比例; GI, 放牧强度; HT, 年最高气温; LT, 年最低气温。P, 年累积降水量; U, 城市比例; W, 水体比例。B, 每个字母加后缀C代表各因子的变化对动态NDVI的贡献。

Fig. 8 Importance of impact factors of spatial distribution and change of normalized differential vegetation index (NDVI). A, Contribution of each factor to static NDVI. A, arable proportion; AT, annual average temperature; D, desert proportion; F, forest proportion; G, grassland proportion; GI, grazing intensity; HT, annual maximum temperature; LT, annual minimum temperature. P, annual cumulative precipitation; U, urban proportion; W, water body proportion. B, Add the suffix C to each letter to dynamic NDVI.

表6 影响因子对归一化植被指数(NDVI)空间分布(静态)与变化(动态)的重要性统计
Table 6 Important statistics of the independent variables for spatial distribution (static) and change (dynamic) of normalized differential vegetation index (NDVI)

	对静态NDVI的贡献率 Contribution to static NDVI				对NDVI变化的贡献率 Contribution to dynamic NDVI		
	2000	2005	2010	2015	2000–2005	2000–2010	2000–2015
气候因子 Climate factor	0.74	0.69	0.67	0.63	0.71	0.55	0.41
人类活动 Human activity	0.26	0.31	0.33	0.37	0.29	0.35	0.59

表7 归一化植被指数(NDVI)拟合值区域差异
Table 7 Spatial difference of normalized differential vegetation index (NDVI) predicted value

	分级标准 Rule (%)	NDVI				NDVI变化 NDVI change		
		2000	2005	2010	2015	2000–2005	2000–2010	2000–2015
高估区 Overrated	<-5	16.70	17.72	15.28	13.54	1.71	2.85	3.78
准确区 Accurate	-5~5	65.73	64.30	68.69	71.68	96.28	93.76	92.01
低估区 Underrated	>5	17.57	17.98	16.03	14.78	2.00	3.39	4.21

2000年对北天山北坡中段NDVI分布贡献最大的是荒漠比例, 2005、2010和2015年为耕地比例, 且耕地比例的贡献率呈逐年增加的特征; 在2000–2005年期间, 年最高气温变化对北天山北坡中段NDVI变化的贡献率最大, 而在2000–2010和2000–2015年期间, 耕地比例变化对北天山北坡中段NDVI变化的贡献率是最大的, 且随着时间推移, 耕地比例变化的重要性也随之增大, 在2000–2015年时, 其值超过了0.40 (图8)。

人类活动因子对NDVI分布和变化的贡献率均呈增加的特征, 但后者的增长率明显大于前者; 气候因子对4期NDVI空间分布的贡献率大于人类活动, 但其值呈降低趋势, 由2000年的0.74降低到2015年的0.63。人类活动对NDVI变化的贡献率由2000–2005年的0.29增加至2000–2015年的0.59, 且随着时间间隔的增加, 人类活动因子对北天山北坡中段NDVI动态贡献已超过了气候因子(表6), 表明与土地利用相关的人类活动对北天山北坡中段NDVI的贡献在不断增强。

2.3.2 NDVI拟合值与NDVI真实值的空间分布差异

用原始NDVI减去NDVI拟合值, 并以表7的分级标准进行分级, 分析随机森林NDVI拟合值与NDVI真实值的空间分布差异(表7; 图9)。4期NDVI拟合值准确区均占北天山北坡中段总面积的60%以上, 呈先减后增的趋势, 总体增加5.95%, 高估区与低估区呈先增后减的趋势, 16年间分别减少3.16%和2.79%。准确区主要分布于研究区内受到人为干扰较少的荒漠, 高估区与低估区主要伴生分布在研究区内常年受到人为干扰较多的绿洲和草地, 一些集聚的高估区分布在东南部乌鲁木齐市周边(图9A–9D)。3个研究时段NDVI变化拟合值准确区占天山北总面积的92%以上, 随着研究时段延长呈现不断减少的趋势, 总体减少4.27%, 高估区与低估区呈持续增加趋势, 分别增加2.07%和2.21%。准确区主要分布在研究区内人为干扰较少的荒漠, 高估区

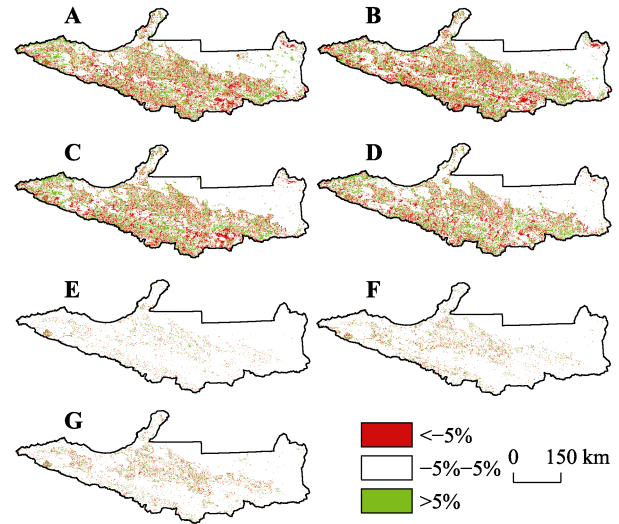


图9 2000 (A)、2005 (B)、2010 (C)、2015 (D)、2000–2005 (E)、2000–2010 (F)和2000–2015年(G)北天山北坡中段研究区归一化植被指数(NDVI)拟合值区域差异。

Fig. 9 Spatial difference of the normalized differential vegetation index (NDVI) predicted values in 2000 (A), 2005 (B), 2010 (C), 2015 (D), 2000–2005 (E), 2000–2010 (F), and 2000–2015 (G) in study area of the middle part of northern slope of the north Tianshan Mountains.

和低估区主要伴生在研究区内常年受到人为干扰较多的绿洲和草地, 还有一些集聚在研究区西南部的赛里木湖周边(图9E–9G)。

3 讨论

本研究提出了基于时段的人类活动时空量化方法, 基本实现了干旱区与土地利用相关的主要人类活动的时空量化与表达, 有效解决了目前气候变化和人类活动对植被变化影响研究中的瓶颈问题。已有的研究因无法有效量化人为因素, 或对人类活动影响考虑不足, 从而导致关于气候变化和人类活动对植被变化的认识存在较大的偏差和不确定性。

在研究方法方面, 鲜有将RF等机器学习方法应用到气候变化和人类活动对NDVI影响的研究方面。本项研究表明, RF模型在量化气候变化和人类活动对NDVI的影响方面, 明显优于传统的多元线性回

归模型。目前相关/偏相关分析、线性回归模型、残差分析、遥感模型和生态模型等已被广泛应用于气候变化和人类活动对植被变化的影响研究(Gang *et al.*, 2015; Sung *et al.*, 2016; 张琪等, 2016), 但由于这些方法无法细化表征人类活动, 也无法将人类活动有效整合到遥感模型或生态模型中, 导致人类活动对植被的影响被弱化。RF等机器学习方法可以通过不断优化迭代表达数据中的非线性关系, 因此机器学习方法拓展了气候变化和人类活动对植被变化影响研究的深度和广度, 可有效弥补目前常用研究方法的局限。

北天山北坡中段海拔低于1 000 m的区域, 其NDVI增加主要归因于在这些区域内, 较低NDVI的荒漠区不断被开发为较高NDVI的耕地(表3–5)。海拔1 000–3 000 m的区域, 2008–2010年之前, 放牧强度呈增加的特征(Han *et al.*, 2016; Huang *et al.*, 2017, 2018), 导致NDVI总体较低, 且2005年NDVI低于2000年的NDVI; 而在2008–2010年之后, 天山开始着手申请自然遗产(2013年申请成功), 自然遗产核心区开始禁牧, 外围区域放牧强度不断降低, 这使得北天山北坡中段的NDVI开始不断增加, NDVI 2005年<2010年<2015年(图2B)。此外, 本研究显示在人类活动频繁的绿洲区NDVI拟合效果不佳, 这是由于绿洲灌溉、施肥、轮作等管理活动完全改变了绿洲NDVI的时空分布。或许通过在构建模型时, 考虑灌溉和施肥因子的影响, 可有效解决这一问题。

另外一个有趣的现象是随着北天山北坡中段温度和降水的增加以及人类活动的增强, 气温(年最高气温、年平均气温和年最低气温)与NDVI的相关性也由研究初期的负相关逐步转变为2015年的正相关(图5)。天山北坡NDVI发生了显著的变化, 呈现增加的趋势(图2), 人类活动对NDVI增加的贡献在增加(表6), 其主要原因是2005年以后, 滴灌逐渐普及, 2010年已经基本全面普及, 导致绿洲扩张显著(表3–5), 这也显著增加了北天山北坡中段NDVI, 尤其是绿洲区域。另一个NDVI增加的原因是: 绿洲扩张和绿洲灌溉显著增加了中低山带和绿洲外围的降水(Cai *et al.*, 2019; Zhang *et al.*, 2019)。NDVI与温度的相关性在2000年呈现负相关关系, 也就是说天山北坡热量条件总体不利于植被生长, 但随着2005年滴灌的不断推广普及、绿洲规模的显著扩大, 显著增加了绿洲、绿洲效应影响的外围荒漠区以及中低山

带降水(Cai *et al.*, 2019; Zhang *et al.*, 2019), 导致NDVI增加, 从而改变了NDVI与温度的关系, 由2000年时的负相关转变为2010–2015年期间的正相关。也可以认为是水分利用效率的提高, 增加了NDVI, 导致其与温度的关系发生了变化, 而且北天山北坡中段水分利用效率的提高很大程度上是人类活动的结果。鉴于NDVI与各因子均存在不同程度的空间自相关性和空间异质性(Seddon *et al.*, 2016)以及植被-气候变化-人类活动的关系复杂、时空不确定性大, 这一现象的产生机制, 还需要进一步探讨。

植被生长在响应气候变化和人类活动过程中体现出非线性过程和叠加效应, 需要从多视角研究植被生长时空变化。本文提出了与土地利用相关的主要人类活动类型量化方法, 但仍需要进一步获取和完善与土地利用相关的人类活动数据, 如可通过大数据分析手段, 获取空间分辨率较高的放牧强度时空数据。在未来研究中, 通过完善NDVI的人为影响因素和人类活动数据, 深化这方面的研究。

4 结论

全球变化背景下的干旱区植被变化受气候变化和人类活动主导下的土地利用/覆被变化的双重影响。本研究实现了干旱区与土地利用相关的主要人类活动类型的时空量化与表达, 采用了在该研究方向鲜有应用的RF模型, 揭示了干旱区气候变化和人类活动对植被NDVI的影响, 量化了气候要素和人为要素对植被NDVI的贡献率, 取得了较好的研究精度和效果, 为区域生态保护与恢复提供了技术支撑。

综合本文研究结果, 得到以下结论:

1) 2000–2015年北天山北坡中段NDVI以年均0.004 1速率波动增加, 研究区内NDVI随海拔变化共有两个峰值, 分别代表海拔低于500 m的绿洲区和海拔1 600–3 000 m的中山带。

2) RF模型拟合精度明显优于多元回归模型。基于RF模拟结果, 人类活动对北天山北坡中段NDVI空间分布及变化的影响呈增加趋势, 并在2000–2015年期间人类活动对NDVI的贡献率(0.59)超过了气候因子。

3) 基于RF的NDVI拟合值准确区主要分布在研究区内受人类活动干扰较少的区域, 高估区与低估区主要分布在绿洲区和牧区, 这是因为人类活动的

复杂性和异质性, 降低了模型的拟合精度, 如绿洲区没有考虑灌溉和施肥等人类活动影响因子, 牧区的放牧强度重采样后时空信息存在精度问题等, 都导致在人类活动频繁地区植被NDVI的拟合效果不佳。未来可通过大数据分析手段, 提高数据的精度/有效性, 或多视角考虑NDVI的影响因子, 尤其是人为因素, 或考虑其他机器学习方法, 并与空间异质性探测方法结合, 多层次深化本研究方向和主题。

参考文献

- Belgiu M, Drăguț L (2016). Random Forest in Remote Sensing: a review of applications and future directions. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 114, 24–31.
- Breiman L (2001). Random forests. *Machine Learning*, 45, 5–32.
- Cai P, Hamdi R, Luo GP, He HL, Zhang M, Termonia P, de Maeyer P (2019). Agriculture intensification increases summer precipitation in Tianshan Mountains, China. *Atmospheric Research*, 227, 140–146.
- Chen X, Luo GP, Xia J, Zhou KF, Lou SP, Ye MQ (2004). Ecological response of climate change on the northern slope of Tianshan Mountains in Xinjiang. *Science in China Series D*, 34, 1166–1175. [陈曦, 罗格平, 夏军, 周可法, 娄少平, 叶民权 (2004). 新疆天山北坡气候变化的生态响应研究. 中国科学D辑, 34, 1166–1175.]
- Fang XR, Wen ZF, Chen JL, Wu SJ, Huang YY, Ma MH (2019). Remote sensing estimation of suspended sediment concentration based on Random Forest Regression Model. *Journal of Remote Sensing*, 23, 756–772. [方馨蕊, 温兆飞, 陈吉龙, 吴胜军, 黄远洋, 马茂华 (2019). 随机森林回归模型的悬浮泥沙浓度遥感估算. 遥感学报, 23, 756–772.]
- Gang C, Zhou W, Wang Z, Chen Y, Li J, Chen J, Qi J, Odeh I, Groisman PY (2015). Comparative assessment of grassland NPP dynamics in response to climate change in China, North America, Europe and Australia from 1981 to 2010. *Journal of Agronomy and Crop Science*, 201, 57–68.
- Gao JB, Jiao KW, Wu SH (2019). Revealing the climatic impacts on spatial heterogeneity of NDVI in China during 1982–2013. *Acta Geographica Sinica*, 74, 534–543. [高江波, 焦珂伟, 吴绍洪 (2019). 1982–2013年中国植被NDVI空间异质性的气候影响分析. 地理学报, 74, 534–543.]
- Gilbert M, Nicolas G, Cinardi G, van Boeckel TP, Vanwambeke SO, Wint GRW, Robinson TP (2018). Global distribution data for cattle, buffaloes, horses, sheep, goats, pigs, chickens and ducks in 2010. *Scientific Data*, 5, 180227. DOI: 10.1038/sdata.2018.227.
- Gu ZJ, Duan XW, Shi YD, Li Y, Pan X (2018). Spatiotemporal variation in vegetation coverage and its response to climatic factors in the Red River Basin, China. *Ecological Indicators*, 93, 54–64.
- Han QF, Luo GP, Li CF, Shakir A, Wu M, Saidov A (2016). Simulated grazing effects on carbon emission in Central Asia. *Agricultural and Forest Meteorology*, 216, 203–214.
- He K, Wu SX, Yang Y, Wang D, Zhang SY, Yin N (2018). Dynamic changes of land use and oasis in Xinjiang in the last 40 years. *Arid Land Geography*, 41, 1333–1340. [贺可, 吴世新, 杨怡, 王丹, 张寿雨, 尹楠 (2018). 近40 a新疆土地利用及其绿洲动态变化. 干旱区地理, 41, 1333–1340.]
- Hu S, Wang FY, Zhan CS, Zhao RX, Mo XG, Liu LMZ (2019). Detecting and attributing vegetation changes in Taihang Mountain, China. *Journal of Mountain Science*, 16, 337–350.
- Huang XT, Luo GP, He HL, Wang XX, Amuti T (2017). Ecological effects of grazing in the northern Tianshan Mountains. *Water*, 9, 932. DOI: 10.3390/w9120932.
- Huang XT, Luo GP, Ye FP, Han QF (2018). Effects of grazing on net primary productivity, evapotranspiration and water use efficiency in the grasslands of Xinjiang, China. *Journal of Arid Land*, 10, 588–600.
- Kasza J, Wolfe R (2014). Interpretation of commonly used statistical regression models. *Respirology*, 19(1), 14–21.
- Krishnaswamy J, John R, Joseph S (2014). Consistent response of vegetation dynamics to recent climate change in tropical mountain regions. *Global Change Biology*, 20, 203–215.
- Li JJ, Peng SZ, Li Z (2017). Detecting and attributing vegetation changes on China's Loess Plateau. *Agricultural and Forest Meteorology*, 247, 260–270.
- Liu Q, Yang ZP, Han F, Wang ZG, Wang CR (2016). NDVI-based vegetation dynamics and their response to recent climate change: a case study in the Tianshan Mountains, China. *Environmental Earth Sciences*, 75, 1189. DOI: 10.1007/s12665-016-5987-5.
- Liu Y, Nie L, Yang Y (2018). Spatio-temporal evolution and climatic driving characteristics of grassland in Tianshan Mountain area in 2001–2015. *Ecology and Environmental Sciences*, 27, 802–810. [刘艳, 聂磊, 杨耘 (2018). 2001–2015年天山地区草地NDVI时空演变和气候驱动特征分析. 生态环境学报, 27, 802–810.]
- Liu ZJ, Liu YS, Li YR (2018). Anthropogenic contributions dominate trends of vegetation cover change over the farming-pastoral ecotone of northern China. *Ecological Indicators*, 95, 370–378.
- Lujan-Moreno GA, Howard PR, Rojas OG, Montgomery DC (2018). Design of experiments and response surface methodology to tune machine learning hyperparameters, with a random forest case-study. *Expert Systems with Applications*, 109, 195–205.
- Ma QM, Jia XP, Wang HB, Li YS, Li SN (2019). Recent advances in driving mechanisms of climate and

- anthropogenic factors on vegetation change. *Journal of Desert Research*, 39(6), 48–55. [马启民, 贾晓鹏, 王海兵, 李永山, 李劭宁 (2019). 气候和人为因素对植被变化影响的评价方法综述. 中国沙漠, 39(6), 48–55.]
- Seddon AWR, Macias-Fauria M, Long PR, Benz D, Willis KJ (2016). Sensitivity of global terrestrial ecosystems to climate variability. *Nature*, 531, 229–232.
- Sung S, Nicklas F, Georg K, Lee DK (2016). Estimating net primary productivity under climate change by application of Global Forest Model (G4M). *Journal of the Korean Society People, Plants, and Environment*, 19, 549–558.
- Wang H, Zhou SL, Li XB, Liu HH, Chi DK, Xu KK (2016). The influence of climate change and human activities on ecosystem service value. *Ecological Engineering*, 87, 224–239.
- Wang JB, Zhao J, Li CH, Zhu Y, Kang CY, Gao C (2019). The spatial-temporal patterns of the impact of human activities on vegetation coverage in China from 2001 to 2015. *Acta Geographica Sinica*, 74, 504–519. [王建邦, 赵军, 李传华, 朱钰, 康重阳, 高超 (2019). 2001–2015年中国植被覆盖人为影响的时空格局. 地理学报, 74, 504–519.]
- Wang ZY, Xu DY, Yang H, Ding X, Li DJ (2017). Impacts of climate change and human activities on vegetation dynamics in Inner Mongolia, 1981–2010. *Progress in Geography*, 36, 1025–1032. [王子玉, 许端阳, 杨华, 丁雪, 李达净 (2017). 1981–2010年气候变化和人类活动对内蒙古地区植被动态影响的定量研究. 地理科学进展, 36, 1025–1032.]
- Yang HF, Yao L, Wang YB, Li JL (2017). Relative contribution of climate change and human activities to vegetation degradation and restoration in north Xinjiang, China. *The Rangeland Journal*, 39, 289–302.
- Zhang M, Luo GP, Cao XS, Hamdi R, Li T, Cai P, Ye H, He HL (2019). Numerical simulation of the irrigation effects on surface fluxes and local climate in typical mountain-oasis-desert systems in the central Asia arid area. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 124, 12485–12506.
- Zhang Q, Yuan XL, Chen X, Luo GP, Li LH (2016). Vegetation change and its response to climate change in Central Asia from 1982 to 2012. *Chinese Journal of Plant Ecology*, 40, 13–23. [张琪, 袁秀亮, 陈曦, 罗格平, 李龙辉 (2016). 1982–2012年中亚植被变化及其对气候变化的响应. 植物生态学报, 40, 13–23.]
- Zhang RP, Zhang YL, Guo J, Feng QS, Liang TG (2018). Comparison of spatial interpolation methods for precipitation distribution in Xinjiang region. *Pratacultural Science*, 35, 521–529. [张仁平, 张云玲, 郭靖, 冯琦胜, 梁天刚 (2018). 新疆地区降水分布的空间插值方法比较. 草业科学, 35, 521–529.]
- Zheng K, Wei JZ, Pei JY, Cheng H, Zhang XL, Huang FQ, Li FM, Ye JS (2019). Impacts of climate change and human activities on grassland vegetation variation in the Chinese Loess Plateau. *Science of the Total Environment*, 660, 236–244.

责任编辑: 张金屯 编辑: 赵航