

# 新疆植被 NDVI 时空变化及定量归因

姜萍, 胡列群, 肖静, 雅森江·库尔班

(新疆维吾尔自治区气象服务中心, 乌鲁木齐 830002)

**摘要:**为揭示自然与非自然因素以及因素之间的交互作用对新疆植被覆盖变化的影响,以归一化植被指数(Normalized Difference Vegetation Index, NDVI)为植被覆盖状况表征指标,结合气候、地形、水文、土壤以及人为干扰等 15 种因子,采用线性趋势分析、随机森林和地理探测器模型,分析了 2000—2018 年新疆地区植被 NDVI 的时空演变特征,并对其空间分异的驱动力进行了定量探测。结果表明:新疆 NDVI 分布呈现北高南低、西高东低、山区高平原低的特点;研究期间植被覆盖状况有明显改善,60.91% 的植被区域 NDVI 呈增加趋势。土壤湿度的解释力最高(0.394),与耕地面积和潜在蒸散发共同主导植被 NDVI 的时空格局;双因子的交互作用能以非线性方式增强对 NDVI 空间分布的解释力,其中,尤以土壤湿度和潜在蒸散发的交互作用影响力最强;各因子存在促进植被生长的最适宜范围或特征,其中,NDVI 空间变化基本与水分因素呈正相关,与辐射量、海拔呈负相关。总体上,土壤水分条件对新疆植被变化的影响更为直接,此外,适度的人类活动对植被恢复已有明显的促进作用。

**关键词:**NDVI; 时空变化; 驱动因子; 地理探测器; 新疆

中图分类号:Q948.15

文献标识码:A

文章编号:1005-3409(2022)02-0212-09

## Spatiotemporal Dynamics of NDVI in Xinjiang and Quantitative Attribution Based on Geodetector

JIANG Ping, HU Liequn, XIAO Jing, YASENJIANG · Kuerban

(Xinjiang Meteorological Service Center, Urumqi 830002, China)

**Abstract:** The spatial and temporal changes of vegetation in Xinjiang were firstly identified based on the Normalized Difference Vegetation Index (NDVI) data from 2000 to 2018 by using linear trend analysis. In combination with 15 other factors including climate, topography, hydrology, soil, and human disturbance etc., the spatial stratification of the impacts of natural and non-natural factors on vegetation changes was then explored by applying the geographical detector model with the Random Forest. The results showed that: the vegetation coverage of the whole region was characterized by high in the north and west, low in the south and east, while the vegetation coverage of the mountains were higher than that of the plains; during 2000—2018, the vegetation had improved significantly, with 60.91% of the vegetated areas showing an increasing trend in NDVI; root-zone soil moisture had the highest explanatory power (0.394), and dominated the spatio-temporal patterns of NDVI together with arable area and potential evapotranspiration; the interaction of each two factors could enhance the explanatory power on the spatial distribution of NDVI in a non-linear manner, among which the interaction of root-zone soil moisture and potential evapotranspiration had the strongest influence in particular; there existed optimum ranges or characteristics for each factor to promote vegetation growth, among which, NDVI spatial variation was basically positively correlated with moisture factors and negatively correlated with radiation and elevation. In conclusion, vegetation change in Xinjiang is more directly influenced by soil moisture conditions, and in addition, moderate human activities have had a significant contribution to vegetation recovery.

**Keywords:** NDVI; spatiotemporal variation; driving forces; Geodetector; Xinjiang Uygur Autonomous Region

收稿日期:2021-04-02

修回日期:2021-04-20

资助项目:中国沙漠气象科学研究所资助项目“新疆植被动态变化遥感监测及其驱动因子量化评估”(Sqj2020008)

第一作者:姜萍(1989—),女,湖北枣阳人,硕士,工程师,主要从事气候环境变化与公众气象服务研究。E-mail:jp544867803@126.com

通信作者:胡列群(1965—),男,江苏南通人,正研级高工,主要从事气候与遥感技术应用研究。E-mail:hlq1965@163.com

植被是陆地地表生态系统的核心组成部分,在全球物质和能量的循环过程中起至关重要的作用<sup>[1]</sup>。植被覆盖度的变化能够直接或间接改变陆地地表下垫面属性,进而对水土保持、气候调节以及生态系统的稳定性等产生影响<sup>[2]</sup>。开展区域尺度地表植被覆盖变化及其驱动力机制研究,对认识陆地生态系统内部相互作用、掌握生态系统恢复成效有重要意义。归一化植被指数(Normalized Difference Vegetation Index, NDVI)是反映植被覆盖及其生长状况的重要指标,现已被广泛应用于植被的动态监测<sup>[3]</sup>。基于长时间序列的 NDVI 数据集,国内外众多学者通过建立主成分分析法、一元线性回归、Theil-Sen 趋势分析、Mann-Kendall 突变检验和相关分析等方法,已对不同时空尺度上植被覆盖时空变化规律及其驱动力机制进行了深入分析研究<sup>[4-6]</sup>。

新疆地处中国西北边陲,境内地形地貌复杂,南北气候差异明显,生态系统较为脆弱。近半个世纪以来,新疆气候出现了明显暖湿化转型<sup>[7]</sup>,导致地区植被活动显著增强,引起学者对区域植被与气候变化响应关系的广泛关注<sup>[8-9]</sup>。进一步的研究表明,植被覆盖的时空变化是区域内气候因素和人类活动等非气候因素共同作用的结果<sup>[10-11]</sup>。为弥补仅考虑气温、降水等气候因子作为驱动力分析的片面性,国内外学者先后提出了回归模型法<sup>[12]</sup>、残差趋势法<sup>[13]</sup>和基于生物物理过程的模型方法<sup>[14]</sup>等,以定量分解气候和人为因素对植被变化的相对贡献。其中,残差分析法更能直观解释人为影响的贡献程度和空间格局,获得最为广泛的应用。如 Luo<sup>[15]</sup>、Li<sup>[16]</sup>、Zhou<sup>[17]</sup>等先后基于该方法在内蒙古地区、青藏高原地区、中国西北部以及全中国范围内开展了气候和人为因素对植被变化贡献的定量评估。然而,残差分析法虽能从像素尺度实现植被影响因子的分离,但方法仅涵盖气温、降水两个气候因素,未考虑其他气候因子对植被覆盖变化的影响,同时,也无法考虑地形、土壤等其他因素以及各因素间的交互作用对植被变化的影响<sup>[18]</sup>。

地理探测器是一种定量探测地理现象空间分异性并揭示其背后驱动力的统计学方法<sup>[19]</sup>。以统计学原理的空间方差分析为基础,该方法不仅能够检验气候、地形、地貌、土壤等多种因子是否是形成植被覆盖时空格局的原因,并且可以量化不同因子及其交互作用对植被覆盖变化的影响力,极大程度提升变因分析的全面性,已被广泛应用于植被 NDVI 驱动因子的探测中<sup>[1,18,20]</sup>。因此,本文以 NDVI 作为植被覆盖状况的表征指标,采用线性趋势法对新疆地区植被覆盖时空分布和变化趋势进行分析,并采用地理探测器量

化分析气候、地形、土壤以及人为因子等多种变量对地区植被覆盖时空变化的驱动作用,旨在为地区生态环境保护与修复提供理论支撑。

## 1 研究区概况

新疆维吾尔自治区位于中国西北边陲(73°40′—96°18′E,34°25′—48°10′N),地处欧亚大陆腹地,四面环山,总面积约为 166 万 km<sup>2</sup>,约占中国国土总面积的 1/6,是中国主要的干旱半干旱区<sup>[21]</sup>。新疆区域内地貌复杂,具有“三山夹两盆”的独特地理环境,并由此形成了山体、绿洲、盆地交替的地貌格局。独特的地形条件使得新疆南北气候差异较大,北疆多年平均气温为 4~8℃,年降水量可达 100~500 mm,蒸发量为 1 500~2 300 mm;南疆年均温为 10~13℃,年蒸发量高达 2 100~3 400 mm,但年降水量多在 100 mm 以下,水资源相对匮乏。在地理位置、地形及水热气候条件的综合影响下,新疆荒漠广袤,植物覆盖度低且种类稀少,草原、荒漠草原是区域内最主要的植被类型,生态环境极为脆弱。

## 2 材料与方法

### 2.1 数据来源与处理

本文所用 NDVI 数据集来源于中国科学院资源环境科学数据中心(<http://www.resdc.cn/>),该数据基于连续时间序列的 SPOT/VEGETATION NDVI 卫星遥感数据,采用最大值合成法生成,时间跨度为 1998—2018 年,空间分辨率为 1 km,能有效反映全国各地植被覆盖的分布及其时空演变<sup>[22]</sup>。

研究共选定 19 个 NDVI 变化潜在影响因子,涵盖气候条件、地形地貌、人为干扰、水文特征、土壤特征及植被状况 6 方面,数据类型、来源及简要说明见表 1。其中,潜在蒸散发(Potential Evaporation)及根部土壤湿度(Root-zone Soil Moisture)来源于全球陆地蒸发 Amsterdam 模型数据集(GLEAM v3.3b),数据考虑了土壤对蒸发的约束以及森林截留等,并使用微波观测降低多云条件的影响<sup>[23]</sup>。人类影响指数(Global Human Influence Index, HII)由社会经济数据和应用中心(SEDAC)整合人口密度、人类土地利用和基础设施(建成区、夜间灯光、土地利用/土地覆盖),以及人类通道(公路、铁路、通航河流)等 9 个全球数据层制作发布,是最新的人类活动对环境的影响地图<sup>[24]</sup>。径流系数能够综合反映流域内自然地理要素(地形、流域特性因子、平均坡度、地表植被情况及土壤特性等)对径流的影响<sup>[25]</sup>。土壤质地是根据土壤颗粒组成划分的土壤类型,能反映土壤化学组成和物理化学性质的不同。

表 1 影响因子数据来源与处理

因子类型	因子	数据来源	数据说明及处理
气候条件	气温(年均气温、最高气温、最低气温)	中国气象科学数据共享服务网气象站点观测数据( <a href="http://cdc.nmic.cn/">http://cdc.nmic.cn/</a> )	整理年值序列数据,采用 Anusplin 软件进行空间插值
	年均累积降水量		
	直接辐射量		
	干旱指数/气候区		
气候条件	潜在蒸散发	1970—2000 年全球干旱指数(Global-aridity_et0)数据集( <a href="https://cgiarcsi.community">https://cgiarcsi.community</a> )	空间分辨率为 30 弧秒(约 1 km),按广义气候分类方案划分为 5 个气候区
		2003—2018 年 Global Land Evaporation Amsterdam Model 数据集(GLEAM v3.3b) ( <a href="https://www.gleam.eu/">https://www.gleam.eu/</a> )	时间分辨率为 Year,空间分辨率为 0.25°×0.25°
	≥10℃ 积温	中国科学院资源环境科学数据中心发布的中国气候背景数据集( <a href="http://www.resdc.cn/">http://www.resdc.cn/</a> )	空间分辨率为 500 m×500 m
地形地貌因子	DEM	中国科学院资源环境科学数据中心发布的全国 1 km DEM 数据	1 km 栅格数据
	地貌类型	中国科学院资源环境科学数据中心发布的中国 100 万地貌类型空间分布数据	1 km 栅格数据,按其标准划分为 7 大类
	坡度	由 DEM 计算生成	基于 DEM 数据,采用 ArcGIS 10.2 Spatial Analyst 工具计算生成坡度、坡向栅格数据
	坡向		
人为干扰	人类影响指数(Human Influence Index, HII)	全球人类影响指数数据集(1995—2004) ( <a href="https://sedac.ciesin.columbia.edu/data/">https://sedac.ciesin.columbia.edu/data/</a> )	1 km 格点数据,取值范围为 0~100
	牲畜数量	《新疆统计年鉴》	县级行政区划统计数据,采用 ArcGIS 10.2 经验克里金插值法生成栅格数据
	耕地面积		
水文特征	径流系数	国家青藏高原科学数据中心发布的“一带一路”沿线国家径流系数和径流深数据(2015) ( <a href="http://westdc.westgis.ac.cn">http://westdc.westgis.ac.cn</a> )	0.1°×0.1°空间分辨率栅格数据
	土壤类型	国家青藏高原科学数据中心发布的中国土壤数据集(HWSD v1.1)(2009)	1 km 栅格数据,美国制(USDA)土壤质地分类标准划分,共 13 类
土壤特征	根部土壤湿度(Root-zone Soil Moisture)	2003—2018 年 Global Land Evaporation Amsterdam Model 数据集(GLEAM v3.3b) ( <a href="https://www.gleam.eu/">https://www.gleam.eu/</a> )	时间分辨率为年,空间分辨率为 0.25°×0.25°
	植被状况	中国科学院资源环境科学数据中心发布的中国 1:100 万植被类型空间分布数据	1 km 栅格数据

气象站点观测数据及统计数据(牲畜数量、耕地面积)分别采用 Anusplin 软件、ArcGIS 空间插值工具实现栅格化处理。结合模型运算能力及研究精度要求,利用 ArcGIS 10.2 对全部数据进行投影转换、裁切、重采样等统一处理,生成空间分辨率为 12 km×12 km 的栅格图层;借助掩膜与栅格计算,对各要素进行背景剔除,仅保留植被类型像元对应的格点值,处理后各图层含样本点 3 467 个;进行栅格转点,而后使用 Intersect 叠加分析提取联合属性表,获得 NDVI 及所有影响因子在空间上的对应值,用以后续分析。

## 2.2 研究方法

(1) 线性趋势分析。采用一元线性回归模型,逐像元对 2000—2018 年新疆地区逐年植被 NDVI 的变化趋势进行计算,主要公式为:

$$\text{slope} = \frac{n \times \sum_{i=1}^n (i \times \text{NDVI}_i) - \sum_{i=1}^n i \times \sum_{i=1}^n \text{NDVI}_i}{n \times \sum_{i=1}^n i^2 - (\sum_{i=1}^n i)^2} \quad (1)$$

式中:slope 为植被 NDVI 变化趋势斜率; $n$  为研究时段年数; $\text{NDVI}_i$  为第  $i$  年新疆地区植被 NDVI 均值。slope 为正值对应 NDVI 呈增长趋势,反之表示 NDVI 呈下降趋势。采用 F 检验对变化趋势显著性水平进行判别<sup>[18]</sup>。

(2) 随机森林。随机森林(Random Forest, RF)算法由 Breiman<sup>[26]</sup>提出,是一种综合决策树、Bagging 集成方法以及随机子空间理论的组成式有监督学习方法,具有克服回归中过拟合问题、对噪声数据不敏感以及适用于大数据集等优势。算法基于 bootstrap 抽样从原始训练集中抽取  $k$  个样本,对各样本分别构造决策树,得到一个由分类器序列  $\{h_1(x), h_2(x),$

... $h_k(x)$ 构成的多决策树分类器组合,最后通过投票产生输出结果。主要公式为:

$$H(x) = \arg \max_y \sum_{i=1}^k I [h_i(x) = Y] \quad (2)$$

式中: $H(x)$ 为输出的分类结果; $h_i$ 为单个决策树; $Y$ 为输出变量; $I$ 为特征函数。

本文使用随机森林算法对影响因子进行重要性评价,以去除多余无效变量,减少数据冗余,提高驱动力分析的效率及合理性。随机森林建模通过 R 软件中“randomForest”程序包实现,抽取 4/5 样本作为训练样本集,决策树数量 ntree 设定为 1 000,节点规模 mtry 按总预测变量数目的 1/3 设定为 6。增长的错误率平方均值 %IncMSE,即 Increased in Mean Squared Error (%)表示该变量的剔除对目标预测准确度的影响,用以直观反映各因子对目标变量(NDVI)的重要程度。

(3) 地理探测器。地理探测器由因子探测器、交互作用探测器、风险探测器和生态探测器组成<sup>[19]</sup>。其中,因子探测器用于探测各单因子  $x$  对目标变量  $Y$  的空间分异的解释程度;交互探测器用于评估任意两因子共同作用时对目标变量  $Y$  的解释程度,可划分为非线性减弱、单因子非线性减弱、双因子增强、独立和非线性增强 5 种交互作用类型;风险探测器则用于检测探测因子对目标变量  $Y$  是否具有风险性。度量值  $q$  是实现因子探测与交互探测的核心指标,其表达式如下:

$$q = 1 - \frac{\sum_{h=1}^L N_h \sigma_h^2}{N \sigma^2} = 1 - \frac{SSW}{SST} \quad (3)$$

式中: $h$  为因变量  $Y$  或自变量  $x$  的分层(分类或分区); $N_h$  和  $N$  分别为层  $h$  和全区的单元数; $\sigma_h^2, \sigma^2$  分

别对应于变量  $Y$  在第  $h$  层和全区的方差。SSW 及 SST 分别为层内方差之和及全区总方差; $q$  的值域为  $[0,1]$ , $q$  值越大,表明该影响因子对目标变量(NDVI)空间分布的解释力越强,反之,则越弱。

### 3 结果与分析

#### 3.1 植被 NDVI 的时空特征

由图 1A 可知,新疆植被 NDVI 分布具有显著的空间差异。大体上,NDVI 表现出北高南低、西高东低、山区高平原低的特点。NDVI 高值区主要集中在天山山区、伊犁河流域、阿尔泰山山区,NDVI 均值普遍大于 0.7;北部沿边境地带及部分南疆盆地绿洲次之,NDVI 可达 0.5 以上。受地形影响,北疆降水较南疆充沛,土壤湿度充足,加之山区林地资源丰富,使其成为新疆主要的林草覆盖区。而南疆南、北侧有高大山体横亘,水汽被阻,常年降水稀少、蒸发量大,导致荒漠广布,植被多稀疏且低矮,是植被覆盖率及生产力的低值区。

2000—2018 年,新疆植被覆盖状况以改善为主,全疆 60.91% 的植被区域 NDVI 呈增加趋势,其中显著增加区域占植被覆盖区域总面积的 12.87% (图 1B—C),主要集中在天山北坡与南疆盆地西北缘绿洲。天山北坡及南疆盆地西北缘绿洲是新疆主要的经济作物种植区,在栽培技术、灌溉方式等多重正向人为因素驱动下,植被覆盖度有明显提升。山前植被区域 NDVI 改善程度次之,认为与气候变暖导致的降水、融雪量增多对其生长所需水分的进一步补给息息相关。植被 NDVI 在南疆盆地东南缘、天山山脉东缘以及北疆盆地边缘出现不同程度的退化,显著退化区域占植被覆盖区域总面积的 10.46%。

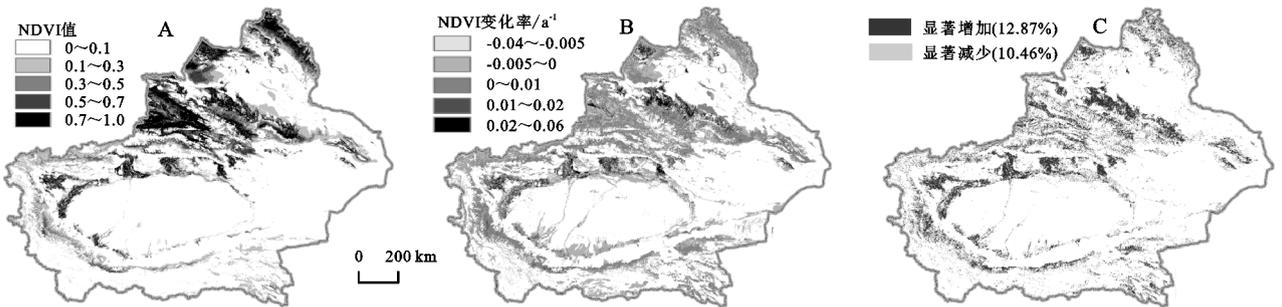


图1 2000—2018年新疆植被 NDVI, NDVI 变率的空间差异

#### 3.2 植被 NDVI 空间分异的驱动力分析

3.2.1 基于随机森林的探测因子选择 以处理后的 NDVI 均值及 19 个 NDVI 潜在影响因子数据分别为因变量和自变量,运用 R 语言建立随机森林回归模型,设定 ntree 和 mtry 参数值,计算错误率 %IncMSE 实现对各因子相对重要性的评分。由结果

(图 2)可以看出,不同因子对 NDVI 的影响程度具有较大差异。在不考虑空间分异性的条件下,径流系数和土壤湿度对新疆植被 NDVI 的影响远大于其他因素,即当地地表径流或植被根部土壤湿度发生变化时,对 NDVI 预测精度的影响最大,这与水分是影响地区植被生长与长期生存的重要环境因子的事

实相符。耕地面积、牲畜数量及人类影响指数 HII 均具有较高的重要性评分,表明农牧业发展变革及其他人类活动会在较大程度上引起新疆地区 NDVI 的变化。地形地貌因子(地貌类型、坡度、坡向)及土壤类型处于重要性评分后 4 位,对应 %IncMSE 均小于 40%,其他各因子重要性相当,对应 %IncMSE 为 40%~50%。

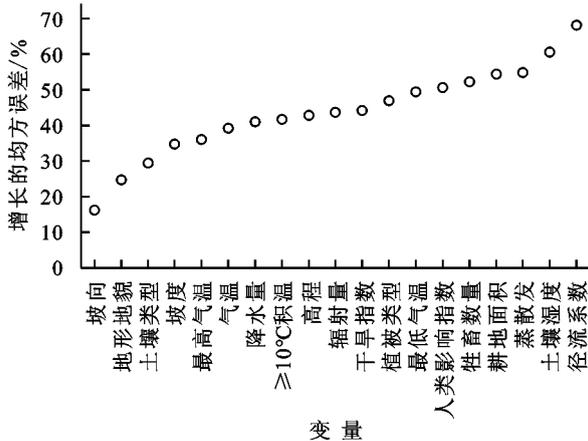


图 2 随机森林 NDVI 预测变量重要性评价

综合考虑随机森林因子重要性评价及地理探测器运算能力,选取位于重要性评分前 15 名的因子构成探测器输入变量,量化探测不同因素对新疆植被 NDVI 空间分异性的解释程度。因地理探测器要求输入变量为类型变量,故采用自然断点法对连续性变量进行离散化处理,该方法能确保组内平均离散方差最小,而组间平均离散方差最大。最终,气候因子(气温、降水、辐射量、 $\geq 10^{\circ}\text{C}$  积温、潜在蒸散发)、人为因子(耕地面积、牲畜数量、HII)、高程、径流系数及土壤湿度 13 个因子经自然断点法划分为 8 类;植被类型根据 1:100 万植被图(图 3F)重分类为林地、草地、灌木、耕地 4 类;干旱指数按广义气候分类方案划分为 5 类气候区,共计 52 005 个( $3\ 467 \times 15$ )数据参与地理探测器计算。部分因子空间分类见图 3。

### 3.2.2 NDVI 空间分异的主导因素地理探测

(1) 因子探测。由因子探测器计算各因子  $q$  值以量化其对植被 NDVI 空间分布的解释程度。由结果可见(表 2),各因子对植被覆盖变化的解释力从大到小依次为:土壤湿度、耕地面积、HII、潜在蒸散发、径流系数、干旱指数、辐射量、海拔、植被类型、 $\geq 10^{\circ}\text{C}$  积温、牲畜数量、最高气温、最低气温、降水量、气温,各因子对应显著性  $p$  值均小于 0.01,通过显著性检验。总体上,影响或表征植被所处环境中土壤及大气水分条件的因子(包括土壤湿度、潜在蒸散发、径流系数以及干旱指数)以及人为干扰因子是影响新疆地区植被

覆盖空间分异性的主要因素,解释力均在 20% 以上。气温(包括最高气温、最低气温、年均气温)、降水量的解释力较低,解释力在 10% 左右。

(2) 交互探测。因子交互作用探测结果(图 4)表明,任意两因子的叠加均会增强单一因子对地区植被覆盖的解释能力,且多表现为非线性增强,说明植被生长与生存往往并非受制于单一因素,而是多种因素协同作用的结果。土壤湿度、HII 以及耕地面积与其他因子交互时对新疆植被 NDVI 空间分异的解释力提升更为明显( $q$  基本大于 0.4)。其中,土壤湿度和潜在蒸散发的交互作用最强(土壤湿度  $\cap$  潜在蒸散发 = 0.518),说明植被蒸腾速率变化能够显著增加下垫面土壤水分含量作为自变量对 NDVI 空间分布的解释。HII 与土壤湿度、干旱指数的组合表现出较高的非线性增强交互作用(HII  $\cap$  土壤湿度 = 0.509, HII  $\cap$  干旱指数 = 0.504),表明植被根部土壤水分含量和植被区气候干旱程度会进一步加强人类活动对植被覆盖的影响。双因子的交互作用能够提高气温对 NDVI 空间分异的影响,但因新疆植被生长季常伴随充足的温度、光照条件,气温与 NDVI 间以负相关为主,因此除土壤湿度、耕地面积外,其他因子与气温的组合对 NDVI 空间分布的解释力仍然较弱。

(3) 风险探测。不同因子促进植被生长或适宜植被生存的最佳范围/类型可通过风险探测器确定。探测结果(图 5)表明,土壤湿度、潜在蒸散发、最低气温、降水量与 NDVI 均值基本呈正相关,最适宜类型均为第 8 分区,即根部土壤湿度为  $0.29 \sim 0.38 \text{ m}^3/\text{m}^3$ ,潜在蒸散发为  $652.7 \sim 773.1 \text{ mm}$ ,降水量为  $348 \sim 535 \text{ mm}$ ,更远离极端低温条件时植被覆盖率最高。辐射量、海拔与 NDVI 基本呈负相关,NDVI 均值最大值出现在二者第 1 分区(辐射量为  $429.0 \sim 467.5 \text{ MJ}/\text{m}^2$ ,海拔为  $-162 \sim 841 \text{ m}$ )。中低海拔区域为新疆植被主要分布区,植被覆盖度较高且长期稳定,随着海拔升高,植被盖度逐渐减少。地区辐射量主要受海拔高度影响,且与海拔呈正相关,故表现出与海拔相似的统计学差异。与此同时,植被能够吸收和反射一部分太阳辐射使到达地面的太阳辐射减少,进一步导致高植被盖度与低辐射量之间的对应关系。NDVI 均值对不同等级的耕地面积、HII、径流系数、干旱指数、年均气温等的响应呈现先增后减的趋势,表明植被覆盖的正向响应依赖于适度的人类活动和干湿适宜的生存环境。

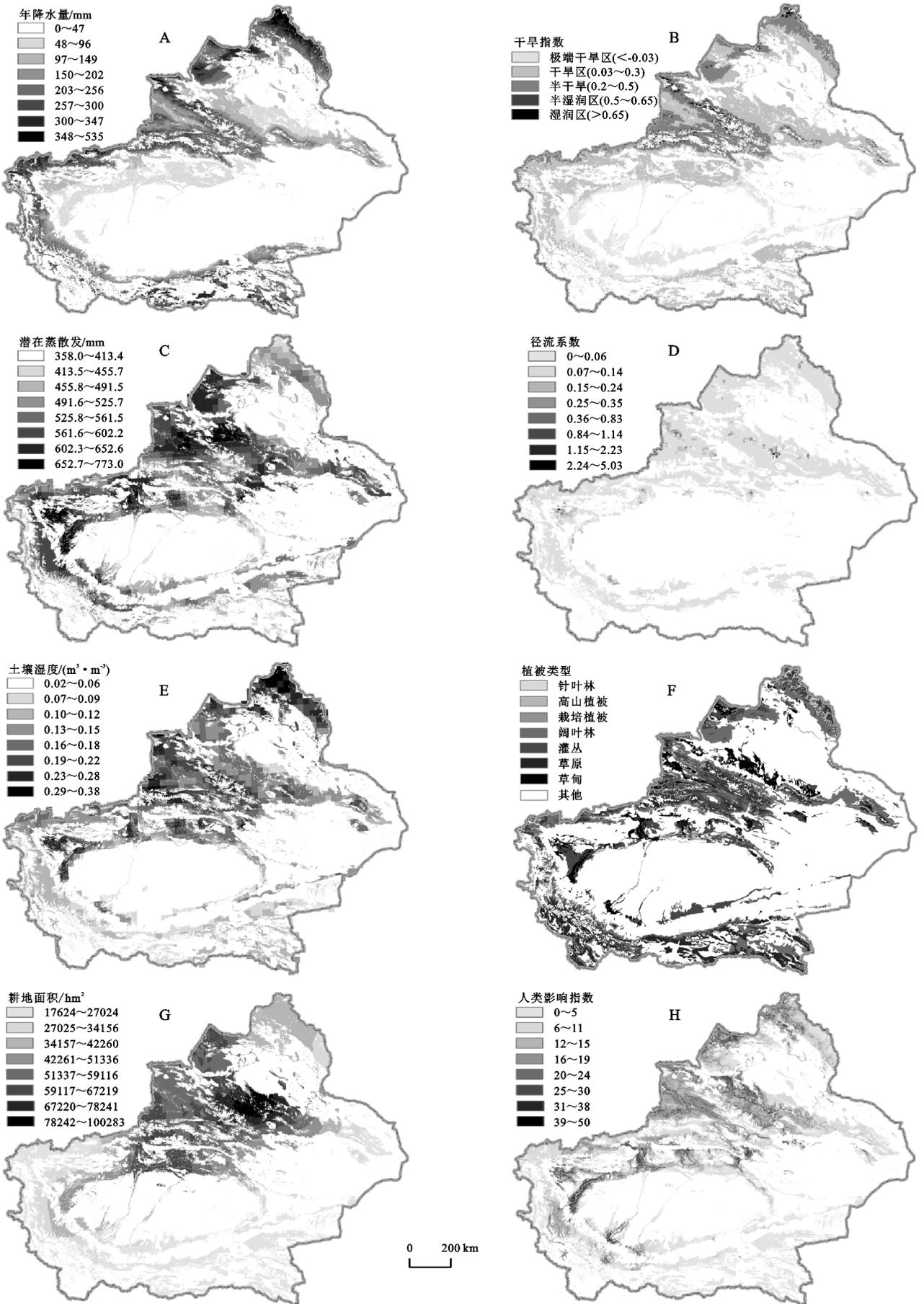


图 3 探测因子空间分类

表 2 因子探测器结果

因子	干旱指数	年均气温	最高气温	最低气温	$\geq 10^{\circ}\text{C}$ 积温	年均降水	潜在蒸散发	辐射量	根部土壤湿度	径流系数	牲畜数量	耕地面积	海拔	HII	植被类型
q 值	0.221	0.053	0.105	0.098	0.121	0.093	0.240	0.180	0.394	0.237	0.121	0.342	0.155	0.327	0.143
p 值(sig.)	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
排序	6	15	12	13	10	14	4	7	1	5	11	2	8	3	9

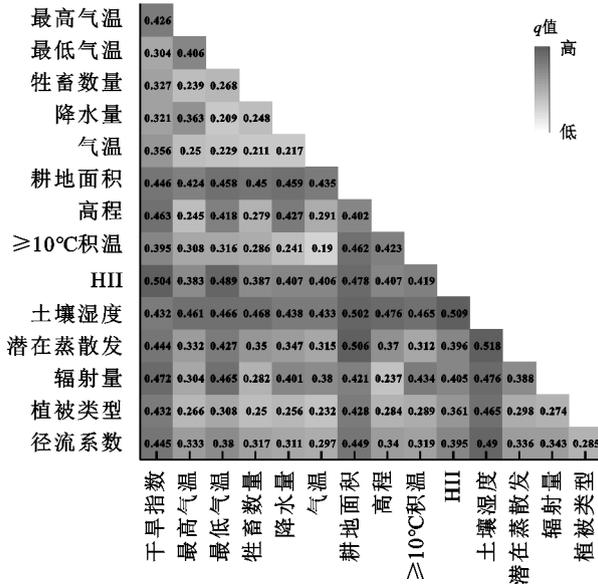


图 4 因子交互作用的解释力

## 4 讨论

(1) 受区域气候差异的影响,2000—2018 年新疆地区植被 NDVI 维持北高南低、西高东低、山区高平原低的分布特点不变<sup>[2,27]</sup>。研究表明,水分是限制新疆植被生长和生产力提升的主导因素<sup>[27]</sup>,近几十年间西北地区气候的暖湿化转变<sup>[28]</sup>,为新疆植被提供了更有利的生长环境。加之农耕技术进步、生态工程实施等一系列人类活动的正向推动,全疆 60.91% 的植被区域 NDVI 呈增加趋势,植被覆盖情况有明显改善。其中,水资源较为丰富的天山北麓、以农耕种植为主的南疆盆地西北缘绿洲改善最为显著,这与已有研究一致<sup>[29]</sup>,也进一步表明自然与非自然因素均会对植被覆盖产生影响。

(2) 对比随机森林对 NDVI 预测变量的重要性评价及地理探测器因子探测结果可见,无论是否考虑 NDVI 的空间分异性,新疆地区植被 NDVI 对土壤湿度、耕地面积以及潜在蒸散发 3 个因子的响应程度始终较高,而气温、降水量的重要性或解释力相对较低。研究表明,我国西北地区植被对土壤湿度的敏感性最强,土壤水分是植被耗水的直接来源,能够决定植被

的格局及其稳定性,并对地表覆盖产生重要影响<sup>[30]</sup>。耕地是人为影响力度最大的植被区,长期的肥水施灌能消减气候乃至地形、土壤贫瘠等的不利影响,维持并改善区域植被覆盖度。新疆为中国干旱区主体,境内以荒漠植被为主,气温升高将加速植被表面蒸发,不利于植被水分储存与利用,进而影响其生长发育,故与 NDVI 呈负相关<sup>[9]</sup>。已有研究显示,新疆地区植被 NDVI 对降水量较为敏感<sup>[27]</sup>,这与本文结果不一致,分析认为原因有二:一是植被根部土壤湿度、径流系数、潜在蒸散发等更多水分指示因子的引入打破了以往研究中单一考虑降水量这一水分因子的片面性。大气降水并非新疆植被所需水分的唯一来源,冰雪融水、地表径流、地下水以及人为灌水均能改善土壤水分条件,维持植被生长。同时,新疆地区降水主要集中在林地资源较为丰富的高海拔山区(图 3A),这些地区往往因气温梯度效应以及林木郁闭而导致地表水土流失及蒸散发大幅减少,土壤水分含量较高,植被的生长将不再受降水量的直接限制。二是引入了人为活动因素对植被 NDVI 的影响评估。生态林工程、围栏封育、轮休牧政策等人类活动已被证实具有促进植被恢复、改善土地退化的实效<sup>[29]</sup>,这些措施的大范围实施,能够直接或间接削弱生态脆弱区植被对大气降水的依赖和敏感性。

(3) 以地理探测器为基础,本研究得以在综合考虑了气候、地形、人为等多类因素下,对新疆地区植被覆盖空间分布的影响因素进行了量化归因分析,但研究仍存在一定的局限性:一是受制于地理探测器计算规模,研究以  $12\text{ km} \times 12\text{ km}$  格点进行要素值采样,势必会影响对各要素实际分布的准确表征,后续应考虑如何在提高数据空间分辨率下开展更细致的研究;二是因子选择与分区的主观性较强,可能无法准确把握植被覆盖变化的全部驱动力及受控区间;三是在因子交互作用时是如何增强对 NDVI 空间分异的解释能力,还需进行更加深入的讨论,提高研究的现实参考价值。

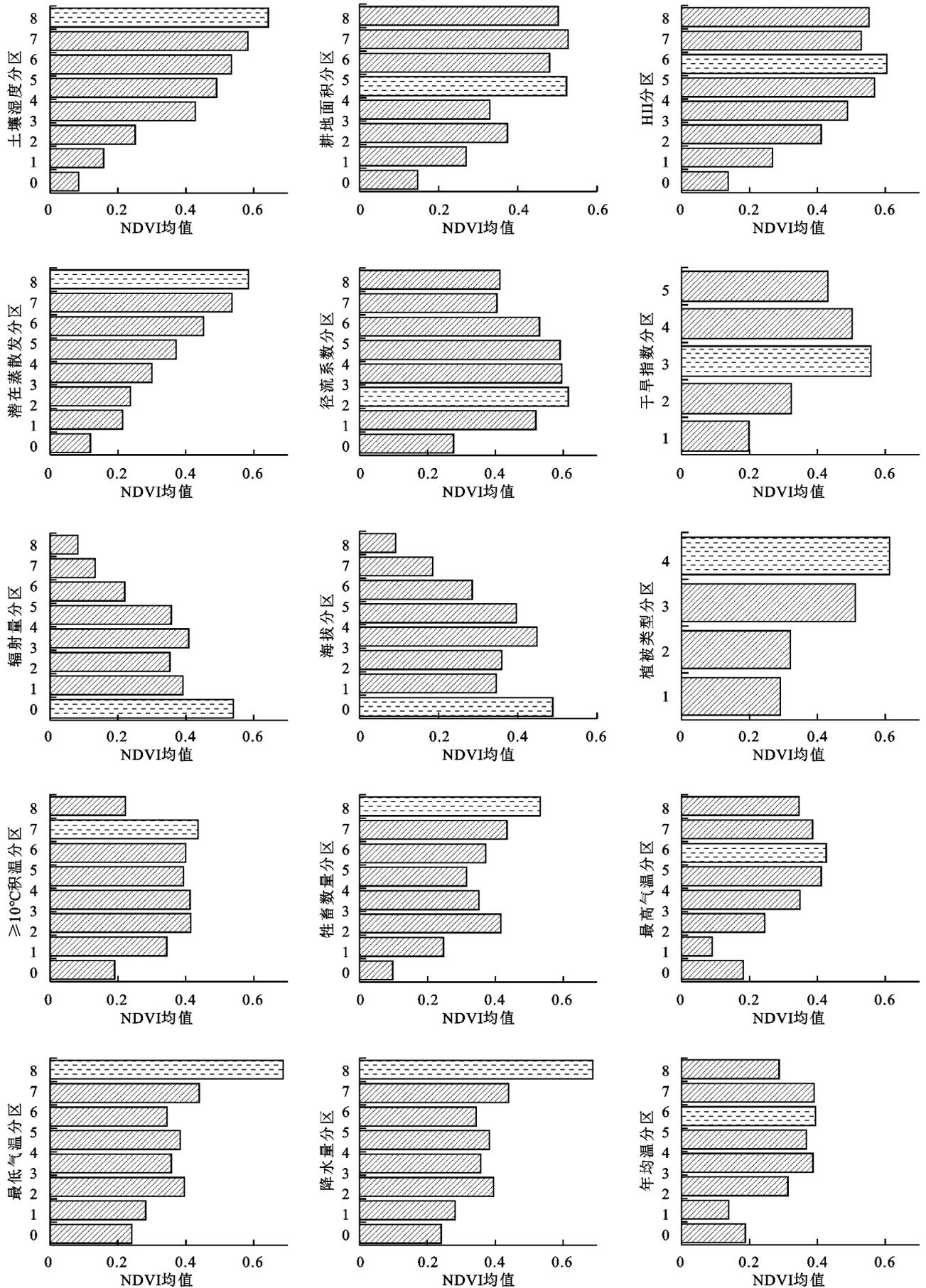


图 5 NDVI 空间分布影响因子风险探测

## 5 结论

本文采用 Slope 趋势分析、随机森林以及地理探测器模型,以 NDVI 时序数据为基础,结合气候、地形、土壤以及人为因子等类型数据,分析了 2000—2018 年新疆地区植被覆盖空间格局及其演变规律,并对植被 NDVI 空间分异性的驱动因素进行了量化评估。研究表明,新疆植被 NDVI 分布具有北高南低、西高东低、山区高平原低的显著空间差异。研究期间,新疆植被覆盖状况有明显改善,60.91% 的植被区域 NDVI 表现出增加趋势,且以天山北坡与南疆盆地西北缘绿洲为主。土壤湿度是影响新疆植被覆盖时空格局的关键因素,解释力  $q$  值为 0.394,耕地面积、HII、潜在蒸散发及径流系数的影响力次之。因子的叠加作用会增强单一因子对地区植被分布的解释能力,其中,土壤湿度和潜在蒸散发的交互作用最强(土壤湿度  $\cap$  潜在蒸散发 = 0.518)。风险探测表明,新疆植被 NDVI 空间变化基本与水分因素,如土壤湿度、潜在蒸散发和降水量等呈现正相关,而与辐射量、海拔和气温等呈负相关。与此同时,适度的人类活动能够有效促进地区植被的生长与生存。

### 参考文献:

- [1] 刘大元,张雪梅,岳跃民,等.基于 Geodetector 的广西喀斯特植被覆盖变化及其影响因素分析[J].农业现代化研究,2019,40(6):1038-1047.
- [2] 刘洋,李诚志,刘志辉,等.1982—2013 年基于 GIMMS-NDVI 的新疆植被覆盖时空变化[J].生态学报,2016,36(19):6199-6208.
- [3] Huang X L, Zhang T B, Yi G H, et al. Dynamic changes of NDVI in the growing season of the Tibetan Plateau during the past 17 years and its response to climate change [J]. International Journal of Environmental Research and Public Health, 2019,16(18):3452-3472.
- [4] Maurer G E, Hallmark A J, Brown R F, et al. Sensitivity of primary production to precipitation across the United States[J]. Ecology Letters, 2020,23(3):527-536.
- [5] 熊巧利,何云玲,李同艳,等.西南地区生长季植被覆盖时空变化特征及其对气候与地形因子的响应[J].水土保持研究,2019,26(6):259-266.
- [6] Gang S, Sun J, Han J, et al. Impacts of Chinese Grain for Green program and climate change on vegetation in the Loess Plateau during 1982—2015[J]. the Science of the Total Environment, 2019,660(10):177-187.
- [7] Wang H, Chen Y, Xun S, et al. Changes in daily climate extremes in the arid area of northwestern China[J]. Theoretical and Applied Climatology, 2013,112(1/2):15-28.
- [8] 戴声佩,张勃,王海军,等.中国西北地区植被覆盖变化驱动因子分析[J].干旱区地理,2010,33(4):636-643.
- [9] 王娜,牛婷,文方,等.新疆 1982—2015 年植被变化及气候影响因素分析[J].新疆环境保护,2020,42(3):32-38.
- [10] 赵鹏,陈桃,王茜,等.气候变化和人类活动对新疆草地生态系统 NPP 影响的定量分析[J].中国科学院大学学报,2020,37(1):51-62.
- [11] Wessels K J, Prince S D, Reshef I. Mapping land degradation by comparison of vegetation production to spatially derived estimates of potential production[J]. Journal of Arid Environments, 2008,72(10):1940-1949.
- [12] Liu Y, Li Y, Li S, et al. Spatial and temporal patterns of global NDVI trends: correlations with climate and human factors [J]. Remote Sensing, 2015, 7(10): 13233-13250.
- [13] Chen T, Bao A, Jiapaer G, et al. Disentangling the relative impacts of climate change and human activities on arid and semiarid grasslands in Central Asia during 1982—2015 [J]. Science of the Total Environment, 2019,653(25):1311-1325.
- [14] Xu H, Wang X, Zhang X. Alpine grasslands response to climatic factors and anthropogenic activities on the Tibetan Plateau from 2000 to 2012 [J]. Ecological Engineering, 2016,92:251-259.
- [15] Luo Z, Wu W, Yu X, et al. Variation of net primary production and its correlation with climate change and anthropogenic activities over the Tibetan Plateau [J]. Remote Sensing, 2018,10(9).DOI:10.3390/rs10091352.
- [16] Li Q, Zhang C, Shen Y, et al. Quantitative assessment of the relative roles of climate change and human activities in desertification processes on the Qinghai-Tibet Plateau based on net primary productivity [J]. Catena, 2016,147:789-796.
- [17] Zhou W, Gang C, Zhou F, et al. Quantitative assessment of the individual contribution of climate and human factors to desertification in northwest China using net primary productivity as an indicator [J]. Ecological Indicators, 2015,48:560-569.
- [18] 王伟,阿里木·赛买提,吉力力·阿不都外力.基于地理探测器模型的中亚 NDVI 时空变化特征及其驱动因子分析[J].国土资源遥感,2019,31(4):32-40.
- [19] 王劲峰,徐成东.地理探测器:原理与展望[J].地理学报,2017,72(1):116-134.
- [20] 张思源,聂莹,张海燕,等.基于地理探测器的内蒙古植被 NDVI 时空变化与驱动力分析[J].草地学报,2020,28(5):292-304.
- [21] 宋佳,徐长春,杨媛媛,等.基于 MODIS16 的新疆干湿气候时空变化及影响因素[J].水土保持研究,2019,26(5):210-221.
- [22] 徐新良.中国月度植被指数(NDVI)空间分布数据集 [DB/OL]. (2018-06-06) [2018-08-08]. <http://www.resdc.cn/DOI.DOI:10.12078/2018060602>.

- 求分析[J].人民黄河,2009,31(4):16-18,124.
- [18] You Q, Kang S, Aguilar E, et al. Changes in daily climate extremes in China and their connection to the large scale atmospheric circulation during 1961—2003 [J]. *Climate Dynamics*, 2011,36(11/12):2399-2417.
- [19] Soltani M, Laux P, Kunstmann H, et al. Assessment of climate variations in temperature and precipitation extreme events over Iran[J]. *Theoretical and Applied Climatology*, 2016,126(3):775-795.
- [20] Zhang X, Yang F. RCLim Dex(1.0) user manual[Z]. Ontario Canada;Climate Research Branch Environment Canada Downsview, 2004.
- [21] 王钰,冯起.陕北地区 1960—2013 年极端气温指数[J]. *中国沙漠*,2016,36(4):1097-1105.
- [22] 李双双,孔锋,韩鹭,等.陕北黄土高原区极端降水时空变化特征及其影响因素[J]. *地理研究*,2020,39(1):140-151.
- [23] 刘吉峰,王金花,焦敏辉,等.全球气候变化背景下中国黄河流域的响应[J]. *干旱区研究*,2011,28(5):860-865.
- [24] Liang K, Bai P, Li J, et al. Variability of temperature extremes in the Yellow River basin during 1961—2011 [J]. *Quaternary International*, 2014,336(26):52-64.
- [25] 姬霖,段克勤.1960—2017 年渭河流域极端气温变化及其对区域增暖的响应[J]. *地理科学*,2020,40(3):466-477.
- [26] 曹言,王杰,柴素盈,等.1970—2014 年云南省气温日较差变化特征及影响因素[J]. *水土保持研究*,2018,25(6):100-108.
- [27] Dong X G, Zhang S T, Zhou J J, et al. Magnitude and Frequency of Temperature and Precipitation Extremes and the Associated Atmospheric Circulation Patterns in the Yellow River Basin (1960—2017), China [J]. *Water*,2019,11(11).DOI10.3390/w11112334.
- [28] Liang K, Liu S, Bai P, et al. The Yellow River basin becomes wetter or drier: The case as indicated by mean precipitation and extremes during 1961—2012[J]. *Theoretical & Applied Climatology*, 2015,119(3/4):701-722.
- [29] 曹晴,郝振纯,傅晓洁,等.1960—2017 年中国极端气候要素时空变化分析[J]. *人民黄河*,2020,42(2):11-17.
- [30] Wang W G, Shao Q X, Yang T, et al. Changes in daily temperature and precipitation extremes in the Yellow River Basin, China[J]. *Stochastic Environmental Research and Risk Assessment*, 2013,27(2):401-421.

~~~~~  
(上接第 220 页)

- [23] Martens B, Miralles D G, Lievens H, et al. GLEAM v3: Satellite-based land evaporation and root-zone soil moisture[J]. *Geoscientific Model Development*, 2017, 10(5):1903-1925.
- [24] Rodríguez-Rodríguez D, Bomhard B. Mapping direct human influence on the world's mountain areas [J]. *Mountain Research & Development*,2012,32(2):197-202.
- [25] Yan J, Jia S, Lv A, et al. Water resources assessment of China's transboundary river basins using a machine learning approach [J]. *Water Resources Research*, 2019,55(1):632-655.
- [26] Breiman L. Random forests [J]. *Machine Learning*, 2001,45(1):5-32.
- [27] 周梦甜,李军,朱康文,等.近 15 a 新疆不同类型植被 NDVI 时空动态变化及对气候变化的响应[J]. *干旱区地理*,2015,38(4):779-787.
- [28] 施雅风,沈永平,李栋梁,等.中国西北气候由暖干向暖湿转型的特征和趋势探讨[J]. *第四纪研究*,2003,23(2):152-164.
- [29] 赵鹏,陈桃,王茜,等.气候变化和人类活动对新疆草地生态系统 NPP 影响的定量分析[J]. *中国科学院大学学报*,2020,37(1):51-62.
- [30] 张强,肖风劲,牛海山,等.我国北方植被指数对土壤湿度的敏感性分析[J]. *生态学杂志*,2005,24(7):715-718.

~~~~~  
(上接第 230 页)

- [17] Chadwick O A, Matson P A. Carbon cycling and soil carbon storage in mesic to Wet Hawaiian Montane Forests[J]. *Ecology*, 2001,82(11):3182-3196.
- [18] 孙海燕,万书波,李林,等.贺兰山西坡不同海拔梯度土壤活性有机碳分布特征及影响因素[J]. *水土保持学报*,2014,28(4):194-199.
- [19] 刘洋洋,王倩,杨悦,等.2000—2013 年中国植被碳利用效率(CUE)时空变化及其与气象因素的关系[J]. *水土保持研究*,2019,26(5):278-286.
- [20] 杨佩国.基于土壤水分分布式动态模型的沙质荒漠化地区生产力估算[D].北京:中国农业大学,2004.
- [21] 张俊佩.贵州石漠化地区主要造林树种耐旱特性及适应性评价[D].北京:中国林业科学研究院,2009.
- [22] 聂莹莹.阳坡—阴坡生境梯度上植物群落物种多样性和地上生物量的变化特点[D].兰州:兰州大学,2010.
- [23] 刘旻霞,刘洋洋,陈世伟,等.青藏高原东缘高寒草甸坡向梯度上植物光合生理特征研究[J]. *土壤与作物*, 2015,4(3):10-18.
- [24] 刘旻霞.亚高寒草甸不同坡向植物光合生理和叶片形态差异[J]. *生态学报*,2017,37(24):8526-8536.