

1982—2021年天山NDVI时空变化及影响因素*

杜琪¹, 杨雪峰^{1,2}

- 新疆师范大学地理科学与旅游学院, 新疆 乌鲁木齐 830054
- 新疆干旱区湖泊环境与资源实验室, 新疆 乌鲁木齐 830017

摘要: 植被动态变化是多因素共同作用的结果, 在干旱和半干旱地区, 植被动态对气候变化更加敏感。天山是全球干旱区最大的山脉, 天山植被的变化情况及其驱动因素的贡献程度目前尚不清楚。鉴于此, 本研究利用Theil-Sen Median趋势分析、Mann-Kendall检验方法, 研究了1982—2021年天山年际和季节性植被时空变化模式, 并利用地理探测器模型, 量化自然因素对归一化植被指数(NDVI)的影响。结果表明, 天山NDVI整体呈增加趋势, 增速为 0.0016 a^{-1} , 明显出现绿化趋势, 但在天山中段北部呈局部退化趋势。海拔、降水、气温间的相互作用, 及其与其他因子[如饱和水汽压差(VDP)等]的相互作用对天山植被分布起主要作用, 且气候因子对植被变化的影响显著增加。本研究可为天山的生态安全和可持续发展提供科学依据。

关键词: 气候变化; 植被; 归一化植被指数; 天山; 地理探测器

中图分类号: K909 **文献标志码:** A **文章编号:** 2097-0137(XXXX)XX-0001-10

Spatio-temporal variations of NDVI and its driving factors in the Tianshan Mountains(1982–2021)

DU Qi¹, YANG Xuefeng^{1,2}

- College of Geography Sciences and Tourism, Xinjiang Normal University, Urumqi 830054, China
- Xinjiang Laboratory of Lake Environment and Resources in Arid Zone, Urumqi 830017, China

Abstract: Vegetation dynamics are driven by multiple factors and are particularly sensitive to climate in arid and semi-arid regions. The Tianshan Mountains, as the largest mountain range in the world's arid regions, have undergone significant vegetation changes, yet the drivers behind these changes and their relative contributions remain insufficiently understood. To address this, we used Theil-Sen median trend analysis and Mann-Kendall test to analyze interannual and seasonal spatiotemporal patterns from 1982 to 2021, and applied a Geodetector model to quantify the effects of natural factors on the normalized difference vegetation index (NDVI). Results revealed an overall increasing trend in NDVI (slope 0.0016 a^{-1}), indicating a marked greening, with localized degradation in the northern part of the central Tianshan. The spatial distribution of vegetation was primarily shaped by interactions among elevation, precipitation, and temperature, as well as between these factors and other environmental variables (e. g., VDP). The impact of climatic factors on vegetation change has increased significantly over the period. This study provides a scientific basis for informing ecological security and sustainable development in the Tianshan.

* 收稿日期: 2025-09-01

录用日期: 2026-01-19

网络首发日期: XXXX-XX-XX

基金项目: 国家自然科学基金(42261062; 41761075)

作者简介: 杜琪(2000年生), 女; 研究方向: 干旱区生态环境遥感;

E-mail: 107622023210602@stu.xjnu.edu.cn

通信作者: 杨雪峰(1972年生), 男; 研究方向: 干旱区生态环境遥感;

E-mail: 7441574262@qq.com



ZR20250182



ZR20250182

Key words: climate change; vegetation; normalized difference vegetation index (NDVI); Tianshan Mountains; geodetector

植被连接了大气圈、水圈和土壤圈,在陆地生态系统中扮演着重要角色,对调节气候、水循环、碳循环、能量循环和平衡生态系统起到关键作用(Piao et al., 2011; Zhao et al., 2018)。监测植被及其驱动因素不仅是了解生态系统状态的重要手段,也是制定环境保护和资源管理策略的基础。随着遥感技术不断发展,空间异质性和观测点的稀疏性不再是长时间、大尺度植被观测的技术限制。由卫星数据提取的各种光谱指数中,归一化植被指数(NDVI, normalized difference vegetation index)因能够准确表征植被覆盖状态,监测植被生长状况,被广泛应用于生态系统研究中(Pettorelli et al., 2005; Li et al., 2021a; Zhang et al., 2023)。

近40年,监测植被生长和探究其变化原因是全球变化研究中的关键主题(Piao et al., 2011)。植被动态变化受气候(降水、气温等)(Mehmood et al., 2024; 金晓亮等, 2025)、地形(Peng et al., 2012; Riihimäki et al., 2017)、土壤湿度(Liu et al., 2019)、CO₂施肥和氮沉降(朱士华等, 2017; Chen et al., 2019; Piao et al., 2020)等多种自然因素影响。同时,人为因素(人口密度、城市化等)也深刻影响着植被变化(deLa et al., 2017; Li et al., 2023)。已有研究表明,植被动态变化是多种因素共同作用的结果。

已有研究运用不同方法探索植被变化的驱动因素,其中最常用的是基于线性关系的传统统计方法,例如运用相关分析方法研究中国干旱区植被对气候变化的响应(Xu et al., 2016);运用普通最小二乘法、简单线性回归、相关系数等方法分析NDVI与气候的关系(Ghebregabher et al., 2020)。然而,植被动态变化和驱动因素的耦合关系是错综复杂的非线性关系,这决定了驱动因素会产生相互影响(郑景云等, 2018; Liu et al., 2020)。因此,尽管上述传统线性统计方法在识别单个驱动因素对植被动态变化影响上具有一定作用,但其忽略了非线性关系下因子的交互影响,也很难量化因子的驱动力,不适合解释复杂驱动机制的综合作用。鉴于此,王劲峰等(2017)提出的地理探测器模型弥补了以往研究中传统线性统计方法的不足,可以识别不同因子的非线性影响,量化植被及其驱动因素的空间异质性,并进一步量化因子间的相互作用。

在干旱和半干旱地区,植被动态对气候变化更加敏感(Wang et al., 2011)。中亚天山是全球干旱区最大的山脉,其宏大的规模和复杂的地理特征在亚洲乃至全球都具有重要地位。因此,利用遥感技术监测该地区的NDVI,并综合评估其植被动态变化及驱动因素对植被动态的影响,对区域生态安全和全球碳循环的研究至关重要。然而,天山因横跨多个国家形成了复杂的自然地理单元,导致该地区的研究成果相对匮乏。已有研究主要以中国境内的新疆天山为研究对象(Zhang et al., 2021; He et al., 2023),未考虑到天山作为一个完整的地理单元,其生态系统与区域气候之间的整体性。虽然部分研究将天山作为整体,探求其植被变化和气候因素之间的关系(吴晓全等, 2016; 陈秀妍等, 2019; Li et al., 2021b),但却忽略了其他驱动因素对植被动态的贡献和空间异质性的影响;并且多数研究的时间序列集中在1982—2015年和2000—2016年,而近年天山植被的变化情况尚不清楚。

为了弥补以往研究的不足,本研究利用Theil-Sen Median趋势分析、Mann-Kendall检验方法,分析了1982—2021年天山年际和季节性植被的时空变化情况。此外,本研究进一步利用地理探测器模型,对多个驱动因素与NDVI变化之间的相关性进行了定量分析,揭示了植被动态变化的主要驱动机制。本研究可为天山地区的生态恢复和保护提供一定的科学依据。

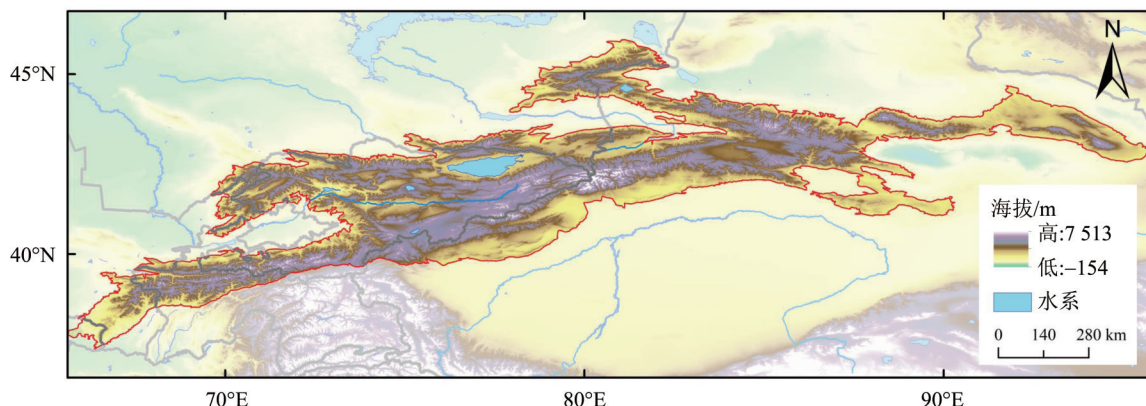
1 材料和方法

1.1 研究区

天山横跨中国、哈萨克斯坦、吉尔吉斯斯坦和乌兹别克斯坦四国,是中亚最大的山脉,占地 8×10^5 km²,处于65°37'E—95°42'E, 37°21'N—45°56'N(Aizen et al., 1997)。天山地形复杂多样,由盆地、平原、山地组成,主要呈西南—东北走向,约一半地区海拔在3 000 m以上(图1)。天山的气候受纬度、海拔及地形影响显著,总体上,西北部地区气候较为湿润,东南部地区则干旱少雨。

1.2 数据处理

影响植被动态的因素很多,本研究选取了8个具有代表性的指标作为自变量。其中,气候因子包括降水、气温、饱和水汽压差(VPD, vapor pressure



审图号为GS(2016)1666,底图边界无修改。

图1 研究区概况

Fig. 1 Overview of the study area

deficit), 土壤因子包括土壤水分(SM, soil moisture)、土壤类型,地形因子包括海拔、坡度、坡向。

自20世纪80年代初以来,AVHRR提供了时间跨度较长且连续的全球陆地表面卫星观测数据,基于这些数据反演的植被指数(如NDVI)被广泛应用于生态研究。本研究中NDVI使用了Jeong et al.(2024)改进的AVHRR NDVI数据(空间分辨率为 0.05° ,数据覆盖1982年1月—2021年12月,每月1幅影像),该数据集改善了AVHRR植被指数数据集中时间不一致的问题。为排除极端值,本研究采用中位数合成方法,分别将4—10月、3—5月、6—8月、9—11月以及12月至次年2月的NDVI合成为生长季、春季、夏季、秋季和冬季的NDVI,并排除其中 $NDVI < 0.1$ 的地区(通常认为无植被)。

降水、气温、VPD、SM来自欧洲中期天气预报中心(ECMWF)的最新再分析产品ERA5-Land (Muñoz Sabater et al., 2019),使用了Zhong et al.(2023)的方法,计算1~100 cm土壤层的SM。同时合成生长季、春季、夏季、秋季、冬季的降水、气温、VPD、SM。土壤类型来自国际应用系统分析研究所(IIASA)和联合国粮食及农业组织(FAO)合作开发的协调世界土壤数据库2.0版(HWSD v2.0)(FAO&IIASA, 2023)。数字高程模型来自ETOPO全球地貌模型(NOAA, 2022),并使用ArcGIS pro提取海拔、坡度和坡向。根据天山的矢量文件对以上数据进行掩膜和裁剪,并使用双线插值法将其重采样为 0.05° 空间分辨率与NDVI数据匹配。

为了满足后续研究要求,选取1982、1987、1992、1997、2002、2007、2012、2017和2021年,共9

期的生长季和季节数据,利用R 4.4.1软件建立渔网,基于 $0.05^\circ \times 0.05^\circ$ 网格生成15 554个采样点,提取空间属性值,根据先验知识或自然间断法对对应年份的连续变量进行离散化。

1.3 研究方法

1.3.1 趋势检验 本研究采用Theil-Sen Median趋势分析和Mann-Kendall检验(Jiang et al., 2015),分析天山区域植被的时空动态。首先使用Theil-Sen Median趋势分析,计算时间序列中任意两点间的斜率,然后取其中位数作为趋势的估计值,并使用Mann-Kendall检验判断趋势显著性。该方法在气象、生态、水文等多个领域应用广泛。

1.3.2 驱动因子分析 本研究采用地理探测器,研究天山地区植被覆盖度的空间分异性及驱动因子对其的解释力。地理探测器 q 统计量,可用于度量空间分异性、探测解释因子、分析变量间的交互关系(王劲峰等,2017)。 $P < 0.05$ 、 $P < 0.01$ 分别代表 q 在0.05和0.01水平上差异显著。其中,分异及因子探测可以确定NDVI的空间变异性,并明确某一因素对NDVI空间变异的解释程度;该因素对植被NDVI空间分异的贡献随着 q 的增加而增加。交互作用探测可识别不同因素间的相互作用,用于定量评估因子共同作用后NDVI解释力的变化。生态探测用于比较两因子对NDVI空间分布的影响是否存在显著差异。

2 结果与分析

2.1 天山NDVI的时空变化特征

2.1.1 NDVI的时间变化特征 1982—2021年,天山植被的时间变化就年际变化而言,无论是全年还

是生长季的NDVI均呈明显的波动和微弱的正增长趋势(图2a,b),其中生长季NDVI增速为 0.0016 a^{-1} ($P<0.05$),峰值出现在2016年为0.3241。在季节尺度上,春、秋和冬季的NDVI也呈正增长趋势(图2c、e、f),但相较生长季的NDVI增速较低,分别为 0.0005 a^{-1}

($P<0.05$)、 0.0008 a^{-1} ($P<0.05$)和 0.0004 a^{-1} ($P<0.05$)。夏季的NDVI(图2d)增速为 0.0022 a^{-1} ($P<0.05$),明显高于其他季节。春季峰值为2016年的0.2398,夏季为2016年的0.4278,秋季为2009年的0.2322,冬季为2004年的0.1762。

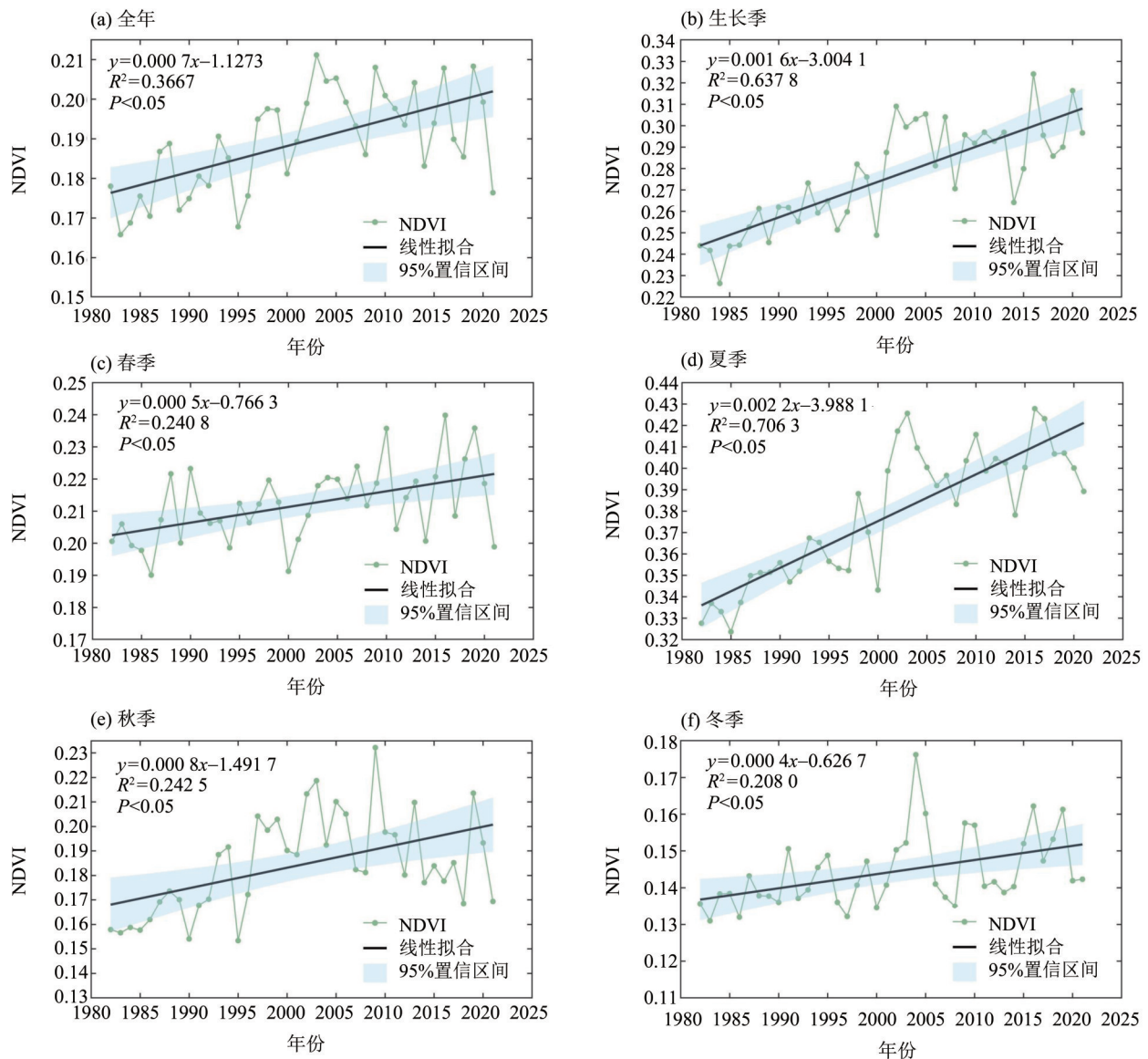


图2 NDVI年际和季节变化趋势

Fig. 2 Interannual and seasonal variation trends of NDVI

2.1.2 NDVI的空间变化特征 本研究采用Theil-Sen Median趋势分析和Mann-Kendall检验相结合,揭示了1982—2021年天山NDVI的变化趋势。在年际尺度上,大部分地区的生长季NDVI呈现绿化趋势,显著绿化占植被总面积的66.85%,轻微绿化占8.95%。有22.65%的地区植被保持稳定,分布在天山东部(哈密市北部、博斯腾湖东侧)、天山中部与塔里木盆地接壤地区、天山西部(乌兹别克斯坦

南部卡什卡达利亚州与苏尔汉河州的交界地区)。此外,还有0.62%的地区植被显著退化,0.93%的地区植被轻微退化,主要集中于伊犁河谷,零星分布于其他地区(图3a)。

春季,1982—2021年天山NDVI的变化趋势以显著增长和保持稳定为主,分别占有植被覆盖地区的46.01%和37.7%;此外,有15.01%、1.06%和0.22%的植被区域分别呈轻微增加、轻微退化和显

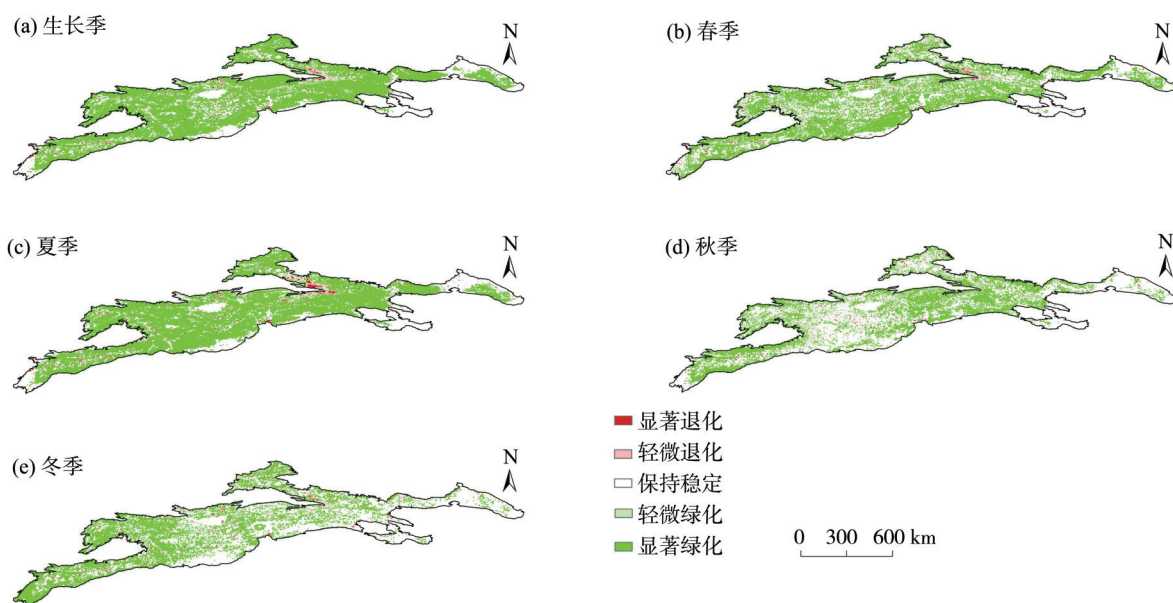
著退化趋势。植被绿化基本发生在中低海拔地区, 植被稳定区位于天山东部, 其植被变化区别于生长季 NDVI 的显著增长趋势, 而植被退化区则集中在伊塞克湖东侧、乌兹别克斯坦的卡什卡达利亚州与撒马尔罕的东南部(图 3b)。

夏季 NDVI 与生长季 NDVI 的空间变化十分相似, 植被显著绿化占植被总面积的 65.09%, 轻微绿化占 8.74%, 稳定不变占 23.72%, 轻微退化占 1.3%, 严重退化占 1.15%。不仅占比类似, 变化区域也基本一致; 比较明显的区别在于伊犁河谷植被退化范围增大更显著(图 3c)。

秋季, NDVI 以保持稳定为主要趋势(占 43.78%),

其次为显著增长区域(占 36.22%)。此外, NDVI 轻微增长、轻微退化和显著退化区域的占比分别为 18.54%、0.94% 和 0.52%。相较于春季, 秋季的植被增长区域在更高海拔地区也出现了明显分布, 但低海拔地区 NDVI 的增长不如春季显著(图 3d)。

冬季 NDVI 是生长季和四季中变化最小的, 有植被覆盖的区域中仅 20.68% 的地区 NDVI 呈显著增加, 1.78% 的地区呈轻微增加, 绝大部分地区的植被保持稳定态势(占 76.94%), 极少数地区的植被发生退化, 0.53% 的地区发生显著退化, 0.07% 的地区发生轻微退化(图 3e)。植被绿化区域主要在天山西部, 与其他季节该区域植被保持稳定的趋势有明显区别。



审图号为 GS(2016)1666, 底图边界无修改。

图 3 1982—2021 年天山 NDVI 的空间变化趋势

Fig. 3 Spatial variation trends of NDVI in the Tianshan Mountains from 1982 to 2021

2.2 单个因子对 NDVI 的独立影响

本研究使用因子探测器识别 SM (X_1)、降水 (X_2)、气温 (X_3)、VPD (X_4)、海拔 (X_5)、坡度 (X_6)、坡向 (X_7)、土壤类型 (X_8) 8 种驱动因子对天山 NDVI 的影响。1982—2021 年, 每隔 5 年计算 1 次驱动因素对植被变化的影响。计算出的 q 统计量越大, 代表该因子对 NDVI 影响的解释力越强, 计算结果见 [增强出版: 附表 1](#)。

1982—2021 年, 对生长季 NDVI 解释力最强的因子不断变化, 1982 年为土壤类型 (15.1%), 1987 年为 VPD (16.1%), 1992 年为降水 (17.3%), 1997 年为土壤类型 (18.8%), 2002、2007、2012 年均 VPD (解

释力分别是 23.5%、19.6%、18%), 2017 和 2021 年均 VPD 和土壤类型 (解释力分别为 18.9% 和 20.6%)。所有驱动因子中, 在生长季对植被影响最大的因子为 VPD 和土壤类型, 其次为降水和气温, 然后为 SM 和海拔。坡度和坡向的 q 普遍小于 1%, 表示其对植被变化的影响相对较小。

对春季 NDVI 影响较大的因子在 1982、1987、1997、2007 和 2012 年均均为降水, 解释力分别为 7.2%、21.4%、16.6%、14.3% 和 10.9%; 在 1992 和 2021 年为土壤类型, 解释力分别为 19.2% 和 11.8%; 在 2002、2017 年分别为气温 (20%) 和 SM (12.3%)。由此可见, 降水、土壤类型对春季 NDVI 的影响最

大,其次为海拔、SM和气温,VPD、坡度和坡向的 q 统计量较小,对植被变化的影响较小。

对夏季NDVI影响最强的因子,按1982—2021年每隔5年排序依次为土壤类型(22.8%)、土壤类型(20.7%)、气温(22.4%)、土壤类型(21.5%)、气温(27.5%)、SM(23.1%)、VPD(23.3%)、气温(24.7%)、土壤类型(22.9%)。由此可见,对夏季NDVI影响最大的是土壤类型、气温、VPD,其次是SM、海拔。和生长季一样,坡度和坡向对植被变化的影响很小。

对秋季NDVI而言,影响最大的因子为气温、海拔,然后为土壤类型,其他影响因子的 q 统计量普遍较小,对植被影响不明显。除1982年土壤类型(7%)解释力最强外,1987、1992、2012和2021年解释力最强的因子均为气温(分别为5.5%、8.3%、11.5%和4.9%),1997、2002、2007和2017年解释力最强的因子均为海拔(分别为11.3%、12.1%、9.6%和8.7%)。

冬季NDVI主要受气温和海拔2个驱动因子影响。除1987和2012年为海拔起主要作用外,其余年份均为气温的解释力最强,远超其他因子。

2.3 影响因子相互作用对NDVI的影响

本研究利用交互作用探测器研究并量化近40年成对驱动因子对天山NDVI的影响,同样每隔5年计算1次。结果表明,成对因子相互作用后均呈非线性增强和双变量增强,代表成对因子的 q 统计量大于单个因子,即成对因子对NDVI的解释力更强。例如,坡度和坡向在单因子作用时普遍为 $q < 1%$,但在与其他因子相互作用后对NDVI的解释力明显提高,普遍为 $q > 10%$ 。利用生态探测器可知成对因子对NDVI分布的影响是否显著。

生长季(图4),1982年天山NDVI的成对主导因子为海拔 \cap 土壤类型(31.3%),1987年为降水 \cap 海拔(34.2%),1992年为VPD \cap 海拔(34.7%),1997年为海拔 \cap 土壤类型(36.5%),2002年为降水 \cap 海拔(50.2%),2007、2012和2017年均为VPD \cap 海拔(分别为45.5%、38%和37.7%),2021年为SM \cap 海拔(40.7%)。由此可知,虽然海拔单独作用时对NDVI影响并不大,但与其他因子相互作用后对NDVI的影响显著提升。

春季(表1),1982和2012年成对因子解释力最高的虽为降水 \cap 海拔(20.8%),但其对植被的影响并不显著($P > 0.05$)。因此,1982年NDVI的成对主导因子为降水 \cap VPD(16.9%),其余年份均为降水 \cap 气温(分别为38.5%、37%、30.9%、43.7%、31.7%、23.8%、

32.5%、28.8%)。由此可见,降水 \cap 气温作为气候因素对春季植被的影响最大。

夏季,1982年影响NDVI的成对主导因子为海拔 \cap 土壤类型(39.4%),其余年份为VPD \cap 海拔(分别为41.5%、47.2%、41.3%、53.4%、49.8%、44.7%、47.4%、45.3%)。因此,虽然VPD和海拔单独作用于NDVI时解释力并不算很强,但两者相互作用后成为了影响夏季植被最主要的成对因子。

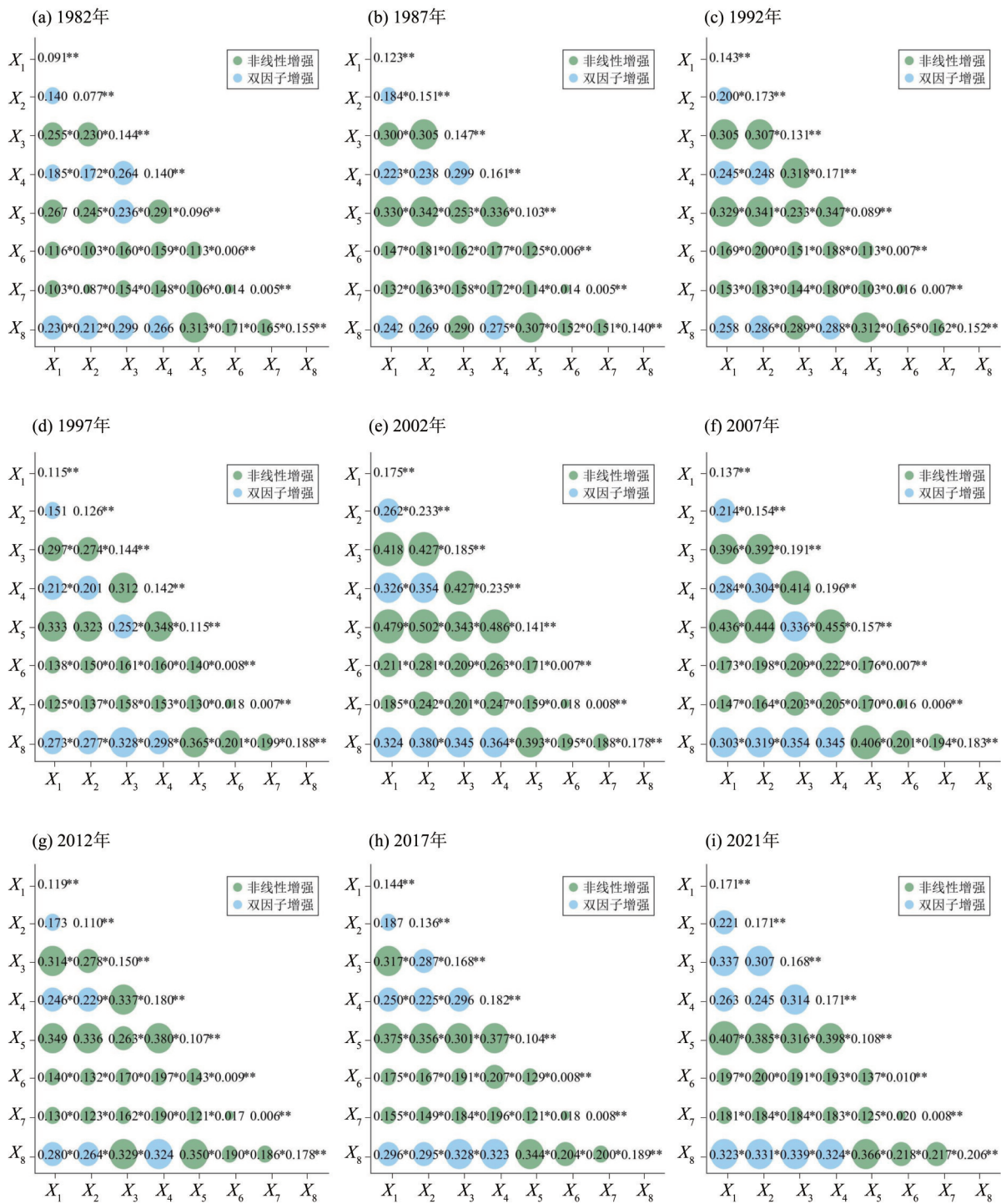
秋季,成对因子的解释力较大但不显著,与春季的情况类似。1982年影响NDVI的成对主导因子为SM \cap 土壤类型(11.1%),1987年为SM \cap 气温(9.3%),1992年为降水 \cap 气温(16.9%),1997年为气温 \cap 土壤类型(20.2%),2002年为海拔 \cap 土壤类型(28.2%),2007年为气温 \cap 土壤类型(19.2%),2012年为降水 \cap 气温(19.3%),2017年为降水 \cap 海拔(17.3%),2021年为降水 \cap 气温(9.2%)。秋季多数成对因子对植被分布的影响均不显著,且成对主导因子变化较大,但总体而言,气温与其他因子交互作用对植被的影响最大。

冬季,1982年影响NDVI的成对主导因子为降水 \cap 气温(44.5%),1987年为海拔 \cap 坡向(24.1%),1992年为降水 \cap 海拔(28.3%),1997年为SM \cap 海拔(49.7%),2002和2007年均为SM \cap 气温(分别为35.2%和33.6%)、2012年为SM \cap 海拔(42.7%),2017年为气温 \cap 坡向(27.3%),2021年为SM \cap 海拔(17.7%)。冬季成对因子对NDVI的解释力远高于单因子。单独作用时,气温和海拔是影响冬季植被分布的主要因素;而气温、海拔与其他因子的相互作用,同样是影响冬季NDVI分布的主导成对因子;这表明气温和海拔对冬季植被分布起到了关键影响。

3 讨论

3.1 天山NDVI的时空变化特征

研究结果表明,1982—2021年天山的NDVI总体呈上升趋势,这与已有对天山地区植被变化的研究结果一致(Piao et al., 2020; 陈秀妍等, 2019)。整体来看,天山大部分地区均呈绿化趋势,特别是天山东段和中段南部一些植被覆盖度较低的区域。而植被退化的地区基本集中于天山中段北部(如伊犁河谷、伊塞克湖周边)。事实上,绿化的大部分区域植被类型为灌丛、草原和荒漠,退化的地区多为农田、森林;退化原因可能与过度放牧、城市化扩展有关。



*: 对 NDVI 分布的影响显著 ($P < 0.05$); **: 对 NDVI 分布的影响极显著 ($P < 0.01$)。

图 4 生长季影响天山植被变化的成对因子的 q 统计量

Fig. 4 Q -statistic of pairwise factors affecting vegetation changes in the Tianshan Mountains during the growing season

植被随季节变化会发生明显改变,不同季节对气候变化的响应也存在显著差异(杜加强等, 2016)。从季节尺度上看,夏季植被绿化最为明显,冬季绿化趋势较缓,且两者绿化区域有明显区别。例如,天山西部夏季植被稳定不变,冬季则显著绿化;这可能因为天山西部海拔较低,冬季气温较高,

且因地处迎风坡受盛行西风影响,水热条件较好;而夏季气温过高,且降水稀少,呈低 SM 和高 VPD,出现水分胁迫现象,植被生长受到限制。气候是影响草原生态系统生态属性大规模模式的主要因素(Bai et al., 2008; Chen et al., 2015),天山西部植被以草原、荒漠为主,受气候影响较大,气候季节性改变

表1 影响天山植被变化的主要成对因子及 q 统计量

Table 1 Major pairwise factors affecting vegetation changes in the Tianshan Mountains and their q -statistics $P < 0.05$									
q 统计量	年份								
	1982	1987	1992	1997	2002	2007	2012	2017	2021
春	$X_2 \cap X_4$ (0.169)	$X_2 \cap X_3$ (0.385)	$X_2 \cap X_3$ (0.370)	$X_2 \cap X_3$ (0.309)	$X_2 \cap X_3$ (0.437)	$X_2 \cap X_3$ (0.317)	$X_2 \cap X_3$ (0.238)	$X_2 \cap X_3$ (0.325)	$X_2 \cap X_3$ (0.288)
夏	$X_3 \cap X_8$ (0.394)	$X_4 \cap X_5$ (0.415)	$X_4 \cap X_5$ (0.472)	$X_4 \cap X_5$ (0.413)	$X_4 \cap X_5$ (0.534)	$X_4 \cap X_5$ (0.498)	$X_4 \cap X_5$ (0.447)	$X_4 \cap X_5$ (0.474)	$X_4 \cap X_5$ (0.453)
秋	$X_1 \cap X_8$ (0.111)	$X_1 \cap X_3$ (0.093)	$X_2 \cap X_3$ (0.169)	$X_3 \cap X_8$ (0.202)	$X_3 \cap X_8$ (0.282)	$X_3 \cap X_8$ (0.192)	$X_2 \cap X_3$ (0.193)	$X_2 \cap X_5$ (0.173)	$X_2 \cap X_3$ (0.092)
冬	$X_2 \cap X_3$ (0.445)	$X_3 \cap X_7$ (0.241)	$X_2 \cap X_5$ (0.283)	$X_1 \cap X_5$ (0.497)	$X_1 \cap X_3$ (0.352)	$X_1 \cap X_3$ (0.336)	$X_1 \cap X_5$ (0.427)	$X_3 \cap X_7$ (0.273)	$X_1 \cap X_5$ (0.177)

导致了植被的季节性变化。春季植被绿化普遍发生在低海拔地区,该地区温度较高,气温回升较早,降水较高海拔地区更充沛,为植物提供了更有利的生长环境。

3.2 NDVI 时空变化格局的影响因素

此前,许多研究都曾探讨天山植被变化的影响因素。陈秀妍等(2019)指出,天山气候在2000—2016年出现了暖湿化趋势,且降水是天山植被变化的主要气候驱动因素。Li et al.(2021)进一步发现,SM在近年天山植被变化中发挥了更大作用。上述结论虽与本研究结果相似,但不同于以往多选取气候因子作为重点研究对象,本研究在近40年尺度上系统识别了多种自然因子对天山植被变化的影响。

从单个因子分析,1982—2021年,研究区域不同时间尺度影响植被NDVI的主要因素发生了很大变化。以生长季为例,该区域的主导因子多次轮换:1982年以土壤类型为主,1987年转为VPD,1992年以降水主导,1997年重回土壤类型,2002—2012年以VPD为主,2017—2021年再次由土壤类型主导。春、夏、秋、冬与生长季类似,主要因素均发生了复杂变化,但春、夏季比较重要的因素为土壤类型、VPD、降水和气温,秋、冬季主要为气温和海拔,而坡度、坡向对植被分布变化的影响几乎可忽略。

植被动态变化是多种因素共同作用的综合结果。例如,海拔可以通过影响水热条件,间接影响气候特征和土地覆盖类型,从而影响植被的空间分化(Peng et al., 2019)、土壤生育能力和土壤水分含量(Trujillo et al., 2012),因此考虑因子的相互作用非常必要。以生长季为例,主导成对因子始终包括海拔,与其配对的因子先后为1982年的土壤类型、1987年的降水、1992年的VPD、1997年的土壤类

型、2002年的降水、2007—2017年的VPD、2021年的SM,可以看出在海拔影响下,其他因素对天山地区植被分布的影响大幅提高。春、夏季,对植被分布影响占据主导地位的成对因子分别为降水 \cap 气温、VPD \cap 海拔。而秋季,即便因子相互作用后比单因子对植被分布的影响增大,但作用仍不明显,表明秋季除本研究中的8个自然因子外,可能受其他因素影响更大;例如,已有研究发现中亚地区秋季的植被生长主要取决于夏季的植被生长(Xu et al., 2017)。冬季,气温和海拔无论作为单因子影响还是与其他因子相互作用时,均对植被分布起关键作用。1982—2021年,随时间变化,不同季节的主要影响因素和成对主导因素也发生了改变。这是因为全球气候变化和人类活动的相互作用,导致不同时期植被生态系统演变中,不同影响因素的重要性发生了变化。由此可知,在不同时期、不同季节,植被生长的驱动因素各不相同。本研究发现,1982—2021年气候因子对植被的影响越来越重要。

3.3 展望

本研究对于驱动因素的选择并不全面,由于天山地区横跨多个国家、地理情况复杂,资料难以获取,未考虑人为因素影响。在未来研究中,可以通过更深入的跨国合作来获取更全面的数据,尤其是与人类活动相关的数据。此外,本研究选取的NDVI数据虽然时间序列较长,但空间分辨率相对较低,较粗空间分辨率的产品会使植被褐化情况被大尺度和长期的绿化掩盖(Yan et al., 2024),未来研究应考虑使用分辨率更高的遥感数据。

4 结论

本研究基于1982—2021年不同季节、年度的天山NDVI数据和8个驱动因子,使用Theil-Sen

Median 趋势分析和 Mann-Kendall 检验研究了天山近 40 年的植被时空变化情况, 并使用地理探测器来量化影响 NDVI 的自然因素解释力。主要结论如下:

1) 1982—2021 年, 天山平均 NDVI 总体呈增长趋势, 生长季增长速率为 0.0016 a^{-1} , 夏季增长最快, 春秋次之, 冬季最慢。天山总体呈绿化趋势, 局部地区植被退化, 主要集中于天山中段北部。气候的季节性改变影响到植被的季节性变化, 其中夏季植

被绿化最为显著。

2) 在不同时期、不同季节, 天山植被生长的驱动因素各不相同。就单因子而言, 在生长季、春季和夏季, 土壤类型、VPD、降水和气温比较重要; 秋、冬季, 气温和海拔比较重要。就成对因子而言, 海拔增加了其他因子的影响力, 降水、气温的相互作用及其与其他因子的相互作用也不容忽视。此外, 近 40 年气候因子对天山植被的影响越来越重要。

参考文献:

- 陈秀妍, 付碧宏, 时丕龙, 等, 2019. 2000—2016 年中亚天山植被变化及气候分异研究[J]. 干旱区地理, 42(1): 162-171.
- 杜加强, 赵晨曦, 贾尔恒·阿哈提, 等, 2016. 近 30 a 新疆月 NDVI 动态变化及其驱动因子分析[J]. 农业工程学报, 32(5): 172-181.
- 金晓亮, 孙慧兰, 叶茂, 等, 2025. 伊犁河流域植被覆盖时空变化趋势及驱动力[J]. 中山大学学报(自然科学版)(中英文), 64(2): 42-55.
- 王劲峰, 徐成东, 2017. 地理探测器: 原理与展望[J]. 地理学报, 72(1): 116-134.
- 吴晓全, 王让会, 李成, 等, 2016. 天山植被 NPP 时空特征及其对气候要素的响应[J]. 生态环境学报, 25(11): 1848-1855.
- 郑景云, 方修琦, 吴绍洪, 2018. 中国自然地理学中的气候变化研究前沿进展[J]. 地理科学进展, 37(1): 16-27.
- 朱士华, 艳燕, 邵华, 等, 2017. 1980—2014 年中亚地区植被净初级生产力对气候和 CO_2 变化的响应[J]. 自然资源学报, 32(11): 1844-1856.
- AIZEN V B, AIZEN E M, MELACK J M, et al, 1997. Climatic and hydrologic changes in the Tien Shan, central Asia[J]. J Clim, 10(6): 1393-1404.
- BAI Y, WU J, XING Q, et al, 2008. Primary production and rain use efficiency across a precipitation gradient on the Mongolia plateau[J]. Ecology, 89(8): 2140-2153.
- CHEN L, LI H, ZHANG P, et al, 2015. Climate and native grassland vegetation as drivers of the community structures of shrub-encroached grasslands in Inner Mongolia, China[J]. Landsc Ecol, 30(9): 1627-1641.
- CHEN J M, JU W, CIAIS P, et al, 2019. Vegetation structural change since 1981 significantly enhanced the terrestrial carbon sink[J]. Nat Commun, 10(1): 4259.
- deLa BARRERA F, HENRÍQUEZ C, 2017. Vegetation cover change in growing urban agglomerations in Chile [J]. Ecol Indic, 81: 265-273.
- FAO, IIASA, 2023. Harmonized world soil database version 2.0. Rome and Laxenburg [EB/OL]. (2023-09-18) [2024-10-12]. <https://doi.org/10.4060/cc3823en>.
- GHEBREZGABHER M G, YANG T, YANG X, et al, 2020. Assessment of NDVI variations in responses to climate change in the Horn of Africa [J]. Egypt J Remote Sens Space Sci, 23(3): 249-261.
- HE X, ZHANG F, CAI Y, et al, 2023. Spatio-temporal changes in fractional vegetation cover and the driving forces during 2001-2020 in the northern slopes of the Tianshan Mountains, China [J]. Environ Sci Pollut Res Int, 30(30): 75511-75531.
- JEONG S, RYU Y, GENTINE P, et al, 2024. Persistent global greening over the last four decades using novel long-term vegetation index data with enhanced temporal consistency [J]. Remote Sens Environ, 311: 114282.
- JIANG W, YUAN L, WANG W, et al, 2015. Spatio-temporal analysis of vegetation variation in the Yellow River Basin [J]. Ecol Indic, 51: 117-126.
- LI P, WANG J, LIU M, et al, 2021. Spatio-temporal variation characteristics of NDVI and its response to climate on the Loess Plateau from 1985 to 2015 [J]. Catena, 203: 105331.
- LIT, ZHANG Q, WANG G, et al, 2023. Ecological degradation in the Inner Mongolia reach of the Yellow River Basin, China: Spatiotemporal patterns and driving factors [J]. Ecol Indic, 154: 110498.
- LI Y, CHEN Y, SUN F, et al, 2021. Recent vegetation browning and its drivers on Tianshan Mountain, Central Asia [J]. Ecol Indic, 129: 107912.
- LIU H, JIAO F, YIN J, et al, 2020. Nonlinear relationship of vegetation greening with nature and human factors and its forecast—A case study of Southwest China [J]. Ecol Indic, 111: 106009.
- LIU S, HUANG S, XIE Y, et al, 2019. Spatial-temporal

- changes in vegetation cover in a typical semi-humid and semi-arid region in China: Changing patterns, causes and implications[J]. *Ecol Indic*, 98: 462–475.
- MEHMOOD K, AHMAD ANEES S, MUHAMMAD S, et al, 2024. Analyzing vegetation health dynamics across seasons and regions through NDVI and climatic variables [J]. *Sci Rep*, 14(1): 11775.
- MUÑOZ SABATER J, 2019. ERA5–Land monthly averaged data from 1950 to present [EB/OL]. (2019–06–23) [2024–08–27]. <https://cds.climate.copernicus.eu/datasets>.
- NOAA National Centers for Environmental Information, 2022. ETOPO 2022 15 arc-second global relief model. (2023–12–08) [2025–05–24]. <https://doi.org/10.25921/fd45-gt74>.
- PENG J, LIU Z, LIU Y, et al, 2012. Trend analysis of vegetation dynamics in Qinghai–Tibet Plateau using Hurst exponent [J]. *Ecol Indic*, 14(1): 28–39.
- PENG W, KUANG T, TAO S, 2019. Quantifying influences of natural factors on vegetation NDVI changes based on geographical detector in Sichuan, western China [J]. *J Clean Prod*, 233: 353–367.
- PETTORELLI N, VIK J O, MYSTERUD A, et al, 2005. Using the satellite-derived NDVI to assess ecological responses to environmental change[J]. *Trends Ecol Evol*, 20(9): 503–510.
- PIAO S, WANG X, CIAIS P, et al, 2011. Changes in satellite-derived vegetation growth trend in temperate and boreal Eurasia from 1982 to 2006 [J]. *Glob Change Biol*, 17(10): 3228–3239.
- PIAO S, WANG X, PARK T, et al, 2020. Characteristics, drivers and feedbacks of global greening [J]. *Nat Rev Earth Environ*, 1(1): 14–27.
- RIIHIMÄKI H, HEISKANEN J, LUOTO M, 2017. The effect of topography on Arctic–Alpine aboveground biomass and NDVI patterns[J]. *Int J Appl Earth Obs Geoinf*, 56: 44–53.
- TRUJILLO E, MOLOTCH N P, GOULDEN M L, et al, 2012. Elevation-dependent influence of snow accumulation on forest greening[J]. *Nat Geosci*, 5(10): 705–709.
- WANG X, PIAO S, CIAIS P, et al, 2011. Spring temperature change and its implication in the change of vegetation growth in North America from 1982 to 2006 [J]. *Proc Natl Acad Sci USA*, 108(4): 1240–1245.
- XU H J, WANG X P, YANG T B, 2017. Trend shifts in satellite-derived vegetation growth in Central Eurasia, 1982–2013 [J]. *Sci Total Environ*, 579: 1658–1674.
- XU Y, YANG J, CHEN Y, 2016. NDVI-based vegetation responses to climate change in an arid area of China [J]. *Theor Appl Climatol*, 126(1): 213–222.
- YAN Y, PIAO S, HAMMOND W M, et al, 2024. Climate-induced tree-mortality pulses are obscured by broad-scale and long-term greening [J]. *Nat Ecol Evol*, 8(5): 912–923.
- ZHANG Y, LIU L Y, LIU Y, et al, 2021. Response of altitudinal vegetation belts of the Tianshan Mountains in northwestern China to climate change during 1989–2015 [J]. *Sci Rep*, 11: 4870.
- ZHANG Y, ZHANG L, WANG J, et al, 2023. Quantitative analysis of NDVI driving factors based on the geographical detector model in the Chengdu–Chongqing region, China [J]. *Ecol Indic*, 155: 110978.
- ZHAO L, DAIA, DONG B, 2018. Changes in global vegetation activity and its driving factors during 1982–2013 [J]. *Agric For Meteorol*, 249: 198–209.
- ZHONG Z, HE B, WANG Y P, et al, 2023. Disentangling the effects of vapor pressure deficit on northern terrestrial vegetation productivity [J]. *Sci Adv*, 9(32): eadf3166.

(责任编辑 江 睿)