

DOI: 10.20103/j.stxb.202410092436

张成, 韦疏桐, 刘希宇, 张尚弘, 唐彩红, 周扬. 基于 Google Earth Engine 平台的西南干热河谷植被时空演变特征及其驱动要素研究. 生态学报, 2025, 45(11): 5398-5412.

Zhang C, Wei S T, Liu X Y, Zhang S H, Tang C H, Zhou Y. Spatial-temporal evolution process of vegetation and influencing factors in the arid-hot valley of southwest China based on Google Earth Engine. Acta Ecologica Sinica, 2025, 45(11): 5398-5412.

基于 Google Earth Engine 平台的西南干热河谷植被时空演变特征及其驱动要素研究

张 成, 韦疏桐, 刘希宇, 张尚弘, 唐彩红, 周 扬*

华北电力大学水利与水电工程学院, 北京 102206

摘要: 西南干热河谷地处横断山脉腹地, 受到气候、地形及人类活动等要素的影响, 垂向上植被分布格局迥异, 低海拔区域为稀树灌木植被生态系统, 高海拔区域为森林植被生态系统, 是西南山区特殊的地理区系, 也是我国典型的生态脆弱带之一。基于 Landsat 卫星遥感影像, 通过 Google earth engine (GEE) 平台获取了 1990—2020 年四个季节归一化植被指数 (NDVI)、地表温度 (LST) 和温度植被干旱指数 (TVDI) 数据, 揭示了近 30 年西南干热河谷植被盖度的时空变化特征, 并基于地形、气象、地表温度等要素分析了影响植被盖度变化的主要因素。结果发现干热河谷低海拔和高海拔区域的气温和地表温度均呈现显著增加, 高海拔温度增加幅度大于低海拔地区。四个季节的 NDVI 在时间序列上亦呈现增加趋势, 高山森林生态系统的植被增长速率 (0.0077/a) 显著高于稀树灌木生态系统 (0.0027/a), 且区域植被盖度均有向高植被盖度的趋势发展。在驱动要素方面, 海拔、坡向、坡度等地形要素导致水热条件不同, 从而使得高低海拔的植被类型存在明显差异, 气温和地表温度的增加是导致植被盖度增加的主要诱因, 在低海拔区域年均地表温度在 20℃ 时植被盖度增加最快, 而高海拔地区 15℃ 时植被盖度增加最快, 而超过该温度阈值后植被增加的速度有所下降。研究为指导西南干热河谷地区植被恢复提供了科学的管理建议及依据。

关键词: 气候变化; 归一化植被指数 (NDVI); 地表温度; 温度植被干旱指数 (TVDI); Google earth engine (GEE); 干热河谷

Spatial-temporal evolution process of vegetation and influencing factors in the arid-hot valley of southwest China based on Google Earth Engine

ZHANG Cheng, WEI Shutong, LIU Xiyu, ZHANG Shanghong, TANG Caihong, ZHOU Yang*

School of Water Resources and Hydropower Engineering, North China Electric Power University, Beijing 102206, China

Abstract: The southwest arid-hot valley, located in the heart of the Hengduan Mountain Range, is an ecologically fragile region in China, deeply influenced by climate, topography, and human activities. These factors contribute to a highly variable vertical vegetation distribution pattern, with distinct vegetation types at different altitudes. At lower altitude area, sparse shrub and grass ecosystems prevail, while at higher altitude area, more developed and diverse forest vegetation systems thrive. This unique ecological distribution is characteristic of the southwest mountainous region, which is renowned for its rich biodiversity, complex ecosystems, and environmental sensitivity. The southwest arid-hot valley is considered one of China's most vulnerable ecological zones, especially due to the ongoing impacts of climate change, human encroachment, and other environmental pressures. This study employed satellite remote sensing data from Landsat imagery spanning three decades (1990—2020). Utilizing the Google Earth Engine (GEE) platform, the research analyzed key environmental variables, including the normalized vegetation index (NDVI), land surface temperature (LST), and the temperature

基金项目: 国家自然科学基金委项目 (52209087, 52379065); 中央高校基本科研业务费 (2024MS068)

收稿日期: 2024-10-09; **网络出版日期:** 2025-04-07

* 通讯作者 Corresponding author. E-mail: zhouyang@ncepu.edu.cn

vegetation drought index (TVDI), to examine how vegetation coverage has changed over time in response to various ecological factors. The findings revealed notable spatial and temporal shifts in vegetation coverage, offering valuable insights into how ecological systems in this region have responded to both natural environmental changes and human-driven factors such as land use changes and climate alterations. Over the past 30 years, both air and surface temperatures have risen significantly, with higher altitude area experiencing more pronounced warming than lower altitudes. This temperature rise has had a direct and significant impact on vegetation growth patterns. NDVI data showed a general increase in vegetation coverage, with alpine forest ecosystems exhibiting a higher growth rate (0.0077/a) compared to shrub and grassland ecosystems (0.0027/a). This indicates that forest ecosystems, particularly at higher altitudes, have been more responsive to the changing climate than lowland ecosystems. Topographical factors, such as altitude, slope direction, and gradient, play a crucial role in shaping vegetation dynamics. These factors create varying hydrothermal conditions across the region, leading to significant differences in vegetation types at different elevations. The study also identified that the primary driver of increased vegetation coverage was the rise in air and surface temperatures. In low-altitude areas, vegetation coverage increased most rapidly when surface temperatures reached around 20°C, whereas in high-altitude regions, the optimal temperature for vegetation growth was found to be approximately 15°C. Beyond these thresholds, the rate of vegetation increase slowed, indicating diminishing returns at higher temperatures. This study offers valuable insights into the driving forces behind vegetation changes in ecologically sensitive regions, especially under the pressures of climate change, using satellite imagery and the GEE platform.

Key Words: climate change; NDVI; land surface temperature; TVDI; Google earth engine (GEE); Arid-hot valley

山区生态系统在全球陆地地理格局中占据重要地位,对维持自然生态系统和人类社会经济发展起着关键作用^[1-2]。山区植物生长是在外部环境变化和扰动下不断适应的动态平衡过程^[3],但随着全球气候变暖,水分和热量条件的变化会影响植物的生理功能和分布密度,导致植被结构的变化,从而影响植被生态系统平衡^[4-5]。山区植被生态系统作为气候变化的敏感区域,是气候变化、土壤和地形等特征变化的指示器。因此,探究气候、地形、土壤状态等自然因素对植被动态演替模式和生长的影响,对于制定生态系统健康恢复策略至关重要。

遥感影像具有连续观察、多时空维度的优势,可以为研究植被时空动态提供数据支撑。其中,归一化差异植被指数(NDVI)是反映区域植被生长状况的重要参数,广泛应用于植被动态变化及其对气候响应的研究。许多学者基于 NDVI 数据研究全球植被时空动态变化对气候变化的响应特征,证明了全球气温上升促使植物更早地结束冬眠,导致过去几十年植物盖度和生长周期明显增加^[6-7]。近年来,相关学者对西南干热河谷分别采用了不同时空分辨率遥感影像进行研究。赵冬林等^[8]使用 MODIS 对 2010—2021 年金沙江干热河谷植被覆盖度及影响要素进行研究,梁巧玲等^[9]基于 Landsat 7 ETM 2000—2020 年研究了元谋干热河谷生态环境质量状态的变化,赵管乐^[10]等同样基于 Landsat 遥感卫星 1996—2020 年研究了攀枝花市生态环境质量变化。除了研究植被的动态变化,探寻气候变化及其他要素对植被的影响也是研究的重点之一。气候变化可能会导致森林、稀疏草原和荒漠生态系统过渡区的迁移,使得植被的适宜区域发生了改变^[11]。而植物通过改变地表反照率、蒸腾作用、光合作用、初级生产力、竞争和干扰等多种方式与气候要素相互作用,影响区域气候和地球碳循环^[12-13]。除了气候要素外,地形和土壤也是塑造自然生态系统中植被分布的重要因素^[14-15]。在地形要素中,海拔的影响最为明显,随着海拔的升高,温度逐渐降低,降水和太阳辐射也随之变化,这导致沿海拔梯度物种分布呈现明显的垂直变化模式^[16-17]。坡向可以影响局部气候中的太阳辐射角度,控制地表热量的变化,是影响土壤水分蒸发的关键因素,从而影响植被的生长和分布^[18]。一般来说,阳坡较干燥,而阴坡则较湿润,植物根据光照条件适应环境,分为喜阳和喜阴两类。坡度通过影响土壤厚度和水分含量来控制物种的分布和生长。一般而言,陡坡土层较薄,水分和营养物质易受到侵蚀。相比之下,缓坡地区土层较深,水分储存较多,

植被更容易生长和发育^[19]。基于此,选择地表温度(Land surface Temperature, LST)和温度植被干旱指数(Temperature Vegetation Dryness Index, TVDI)作为反映区域热量和湿度条件的指标,揭示地形和土壤水分等要素对植被生长特征的影响,进而指导区域植被管理。

干热河谷是西南山区特殊的地理区系,主要分布在金沙江、澜沧江、怒江、雅砻江等河谷地区,总面积约 1.2 万 km²,是横断山区最为突出的自然景观之一,也是典型的生态脆弱带之一。其低海拔地区为稀树灌草生态系统,而高海拔地区为高山森林生态系统。近半世纪持续的气候变化和高强度人类活动,尤其西南金沙江流域修建高坝大库后,使该区域植被生态系统正在遭受气候变化和水利工程建设的多重累积影响,对长江中下游的生态建设、经济发展和社会稳定构成重大威胁。因此,本研究结合 GEE 平台的优势及区域水热矛盾突出的背景,利用 GEE 平台获取了三个指标(NDVI、地表温度和 TVDI),分析 1990—2020 年近 30 年西南地区植被动态演变规律及驱动要素,具体研究的目标为(1)揭示稀疏灌草生态系统和高山森林生态系统不同季节植被盖度的时空演变特征;(2)分析不同海拔、坡度和坡向等地形要素对 NDVI 的分布影响,明确两种植被生态系统时空演变的驱动因素;(3)分析两种植被生态系统的不同温度下的演变的差异性,揭示适宜植被生长的温度阈值,进而为金沙江干热谷的植被恢复和管理提供决策支持。

1 材料与方法

1.1 研究方法

Google Earth Engine (GEE) 是由谷歌、卡内基梅隆大学和美国地质调查局共同开发的云计算平台,提供在线 JavaScript API、离线 Python API 以及分析工具^[20]。作为一个用于地理空间分析的云平台,GEE 能够可视化和计算全球范围的地球科学数据,拥有庞大的遥感数据存档以及强大的并行计算能力^[21]。GEE 提供了超过 40 年的 Landsat 卫星影像及其他不同分辨率的数据集,包括高程数据、气象数据和人口统计数据。与 ENVI 等收费的遥感影像处理工具相比,GEE 平台具备免费、大量数据选择、支持批处理以及集成可视化与计算的优势。凭借丰富的数据集和强大的后端计算能力,GEE 能够满足用户对数据处理与分析的多种需求。

考虑到数据的可获得性和逐年四季监测的需求,选择空间分辨率较高(30 m)以及时间连续性较好的 Landsat 系列数据。Landsat 卫星波段信息由多光谱传感器拍摄获取,可监测蓝、绿、红、近红、中红外、热红外、全色波段等地物光谱信息^[22]。本文选取 1990—2020 年四季、研究区域上空无云覆盖的卫星影像(受天气影响,每个季节的不同年份上存在数据缺失),并将 3—5 月作为春季,6—8 月作为夏季,9—11 作为秋季,12—次年 2 月作为冬季。数据获取时间及卫星传感器信息如表 1 所示。其描述了本研究中使用的每个 Landsat 的光谱带的特性。除热红外(TIR)波段外,还利用红光(Red)和近红外(NIR)波段计算归一化植被指数(Normalized Difference Vegetation Index, NDVI)。Landsat 5 TM、Landsat 7 ETM+、Landsat 8 OLI 和 Landsat 8 TIRS 地表反射率产品已经过辐射定标、大气校正、几何校正、数据重采样和多传感器数据合并等预处理,通过调用云掩膜算法合成目标年份及其前后一年的均值影像。

表 1 Landsat 遥感卫星数据信息

Table 1 Landsat data information

卫星源 Satellite source	波段 Band	波长/ μm Wavelength	数据集 Data set	分辨率/m Resolution	重访周期/d Revisit cycle	数据范围 Range
Landsat 5	红波段/Red: B3	0.63—0.69	C01/T1_SR	30	16	1984.1—2012.05
	近红外/NIR: B4	0.76—0.90	C01/T1_SR	30		
Landsat 7	红波段/Red: B3	0.63—0.69	C01/T1_SR	30	16	1999.1—2013.06
	近红外/NIR: B4	0.77—0.90	C01/T1_SR	30		
Landsat 8	红波段/Red: B4	0.64—0.67	C01/T1_SR	30	16	2013—至今
	近红外/NIR: B5	0.85—0.88	C01/T1_SR	30		

1.2 计算流程

1.2.1 Landsat 数据处理过程

(1) 地表温度计算过程

物体的比辐射率是物体向外辐射电磁波的能力表征。它不仅依赖于地表物体的组成,而且与物体的表面状态(表面粗糙度等)及物理性质(介电常数、含水量等)有关,并与所测定的波长和观测角度等因素有关。在大尺度上对比辐射率精确测量的难度很大,目前是基于某些假设获得比辐射率的相对值,本文主要根据可见光和近红外光谱信息来估计比辐射率。

① 计算植被覆盖度

利用绿色植被近红外反射率和红光反射率的差异来确定 NDVI,其取值范围为-1—1。NDVI 的计算公式:

$$NDVI = \frac{NIR - Red}{NIR + Red} \quad (1)$$

式中,NIR 为近红外波段,Red 为红光波段。

植被覆盖度是指植物在地表上的垂直投影面积所占的比例。通过遥感图像获取植被覆盖度的方法,具有较好的效果,具体公式如下:

$$FVC = \frac{NDVI - NDVI_{min}}{NDVI_{max} - NDVI_{min}} \quad (2)$$

式中, $NDVI_{min}$ 和 $NDVI_{max}$ 分别为完全裸露和完全植被像素的 NDVI 值。

地表比辐射率 ε 计算方法

$$\varepsilon = 0.004 \times FVC + 0.986 \quad (3)$$

② 计算地表温度

通过辐射定标将原始的热红外影像中的 DN (像元值) 转化为传感器在大气顶端探测到的光谱辐射亮度,公式如下:

$$L_\lambda = gain \times DN + bias \quad (4)$$

式中, L_λ 为传感器在大气顶端探测到的光谱辐射亮度,单位是 $W \cdot sr^{-1} \cdot m^{-2} \cdot nm^{-1}$; DN 为原始热红外影像中的像元值; $gain$ 与 $bias$ 分别为辐射定标增益值与偏置值,对于不同卫星不同波段辐射定标常数不一致,可以在产品的头文件中找到^[20]。

最后,利用普朗克函数,根据修正后的水面辐亮度 T 反演水温,其确定公式为:

$$T = \frac{K_2}{\ln \left(\frac{K_1}{L_\lambda(T_s)} + 1 \right)} \quad (5)$$

$$LST = \frac{T}{\left(1 + \left(10.895 \times \frac{T}{14380} \right) \right) \times \ln(\varepsilon)} - 273.15 \quad (6)$$

式中, T_s 为亮度温度, K_1 、 K_2 为普朗克公式常数。公式 6 中 LST 为地表温度,系数 10.985 是适应于 Landsat8 的计算过程,Landsat5 和 7 对应的系数是 11.45。

(2) TVDI 的计算方法

温度植被干旱指数 TVDI (Temperature Vegetation Dryness Index) 是一种基于光学与热红外遥感通道数据进行植被覆盖区域表层土壤水分反演的方法。TVDI 的值域范围为 0—1,TVDI 越大,土壤湿度越低,TVDI 越小,土壤湿度越高。作为同时与归一化植被指数 (NDVI) 和地表温度 (LST) 相关的温度植被干旱指数 (TVDI) 可用于干旱监测,尤其是监测特定年内某一时期整个区域的相对干旱程度,并可用于研究干旱程度的空间变化特征。

温度植被干旱指数的公式:

$$TVDI = \frac{LST_s - LST_{smin}}{LST_{smax} - LST_{smin}} \quad (7)$$

$$LST_{smin} = a + b \times NDVI \quad (8)$$

$$LST_{smax} = c + d \times NDVI \quad (9)$$

式中,NDVI 为对应像元的归一化植被指数;LST_s 为地表温度,LST_{smin} 和 LST_{smax} 分别为像元 NDVI 在特征空间中对应的最低及最高地表温度,即干边和湿边。 a 和 b 是湿边拟合方程的系数, c 和 d 为干边拟合方程系数,这些系数需要通过特征空间中的线性拟合进行计算,如图 1 所示。图 1 为干热河谷稀树灌草区域的冬季 TVDI 计算结果,通过 GEE 云计算直接计算得到,大大提高了 TVDI 的计算效率。

1.2.2 其他数据来源

气象数据来源于国家气象科学数据中心 (<https://data.cma.cn/>) 提供的中国地面气候资料日值数据集 (V3.0),用于获取华坪(海拔 1300m,代表稀树灌草植被生态系统的气候变化特征)和永胜气象站点(海拔 2150m,代表高山森林植被生态系统气候变化特征)的日尺度气象数据。数字高程模型(DEM)数据来源于地理空间数据云 (<https://www.gscloud.cn/>),空间分辨率为 90m。

1.3 研究区域

横断山区的怒江、澜沧江、金沙江及其支流雅砻江、大渡河与岷江以及元江等地区都有干热河谷的分布,当地人称之为“干旱坝子”。其分布面积广阔,总长度约 4224km,总面积 1.2 万 km²。干热河谷区高海拔和低海拔景观差异明显,低海拔区域是主要分布着稀树灌草群落,其外貌特征与热带地区萨王纳群落结构极其相似(图 2),以扭黄茅、孔颖草等禾本科耐旱植物为主,还有小叶落叶具刺灌木(羊蹄甲)或肉质具刺灌木(仙人掌,霸王鞭)夹杂着耐旱的灌木如合欢、车桑子等。高海拔区域以针阔混交林为主,优势物种如云南松、云杉、高山栎等。该区域具有光热资源丰富,气候干旱燥热,水热矛盾突出、植被覆盖率低、水土流失严重、生态恢复困难、社会经济条件差、人为乱伐乱采严重等特点,导致生态系统退化严重甚至有荒漠化趋势。该地区降水集中 5 月中旬到 10 月中旬,年降水量 500—1000mm 不等,干湿季差异明显,雨季降水占全年降雨的 80% 以上。在上述气候和植被类型下发育的土壤特征多为土体偏干、淋溶性较弱、碳酸钙残留、土壤膨胀系数大等,土壤类型以燥红土、变性土为主,一般认为土壤侵蚀是造成区域土壤贫瘠化和土地退化的最重要的原因。随着我国大西南区域的开发,干热河谷的地位日显重要,堪称横断山区的“宝地”。但干热河谷土壤贫瘠、植被结构单一、水土流失严重,区域存在严重的自然灾害例如崩塌、滑坡、泥石流等,是将来生态治理和恢复的主要研究问题。

2 结果与讨论

2.1 干热河谷水热条件变化特征

植被分布特征主要受到水热条件变化的影响,为了分析西南干热河谷两种植被类型的分布特征,首先分析两种植被类型对应的气候区域的变化特征。已有文献证明干热河谷两种植被类型的分界过渡区域约在海拔 1800—2000m 区间^[23],选取华坪和永胜气象站点分别作为低海拔地区(海拔 1300m)和高海拔气象站的代

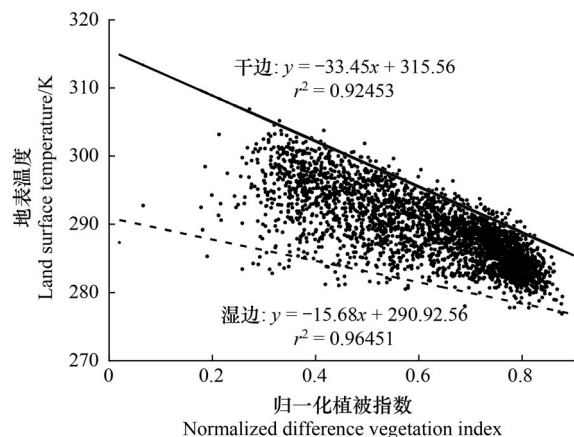


图 1 NDVI-LST 特征空间散点图

Fig.1 Scatterplot of NDVI-LST feature space

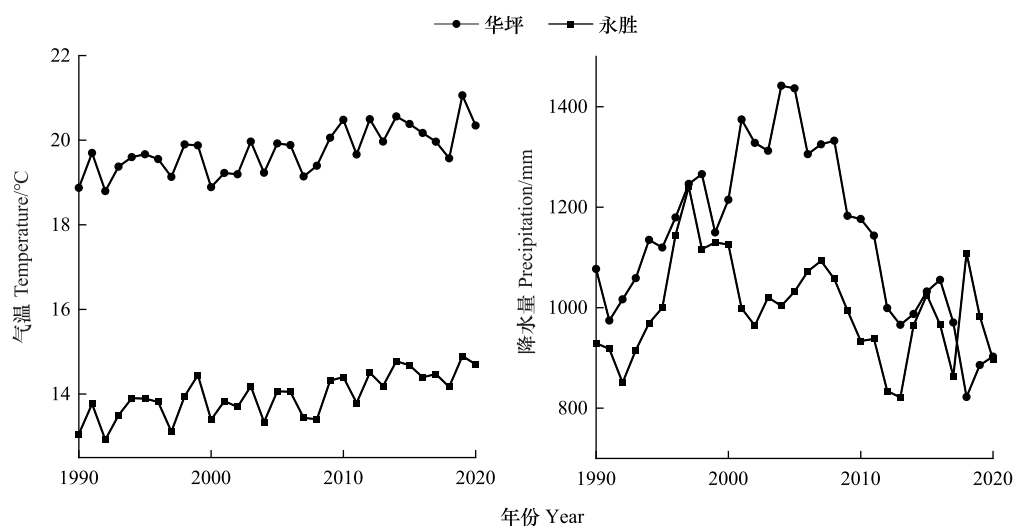


图3 两个代表站点的温度和降雨变化

Fig.3 Temperature and rainfall changes at two sites

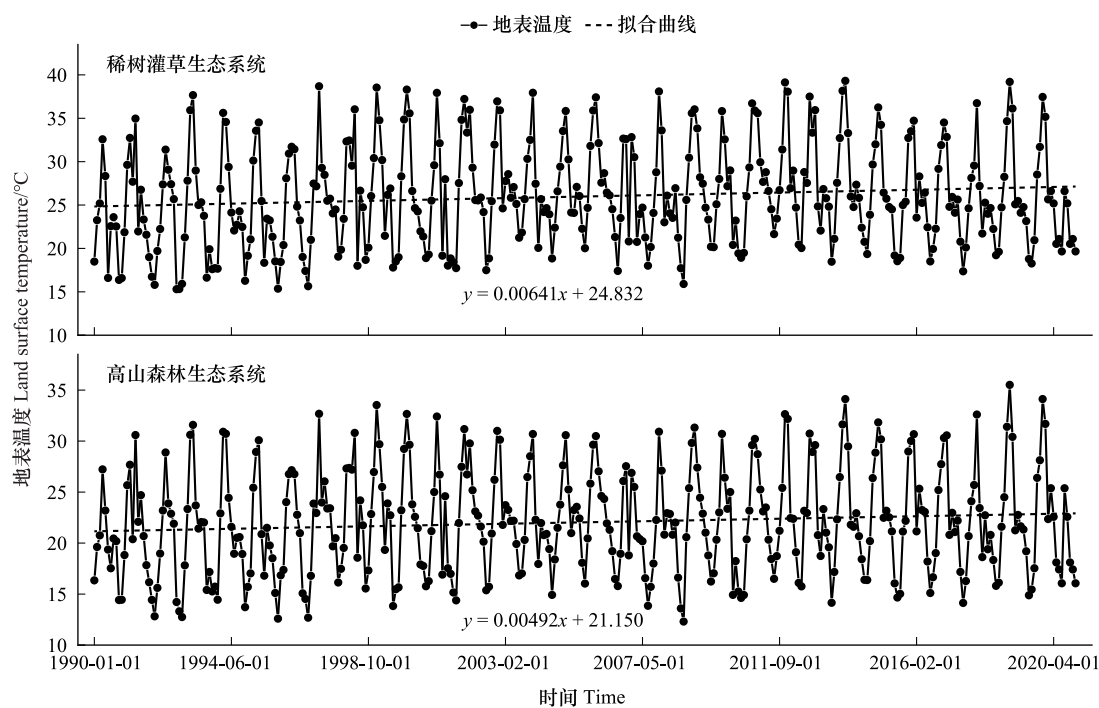


图4 两种生态系统的地表温度变化

Fig.4 Land surface temperature changes in two ecosystems

显著下降,这一现象归因于2009年至2011年间西南地区持续的干旱条件,影响了植被的生长发育。

为了更进一步分析植被NDVI空间分布特征,选择每10年分析NDVI的空间变化趋势(图7和图8)。结果显示,1990年稀树灌草生态系统的NDVI主要分布在0.5至0.7之间,面积占比约69%。到2020年,NDVI的分布主要集中在0.6至0.8之间,面积占比超过70%,表明高覆盖度的植被面积逐渐增加。在高山森林生态系统中,1990年NDVI值集中在0.6至0.8之间,占比约66%。到2020年植被盖度逐渐增加,NDVI值主要在0.7—0.9之间,占比超过85%,表明该地区的植被健康水平已达到较高水平。

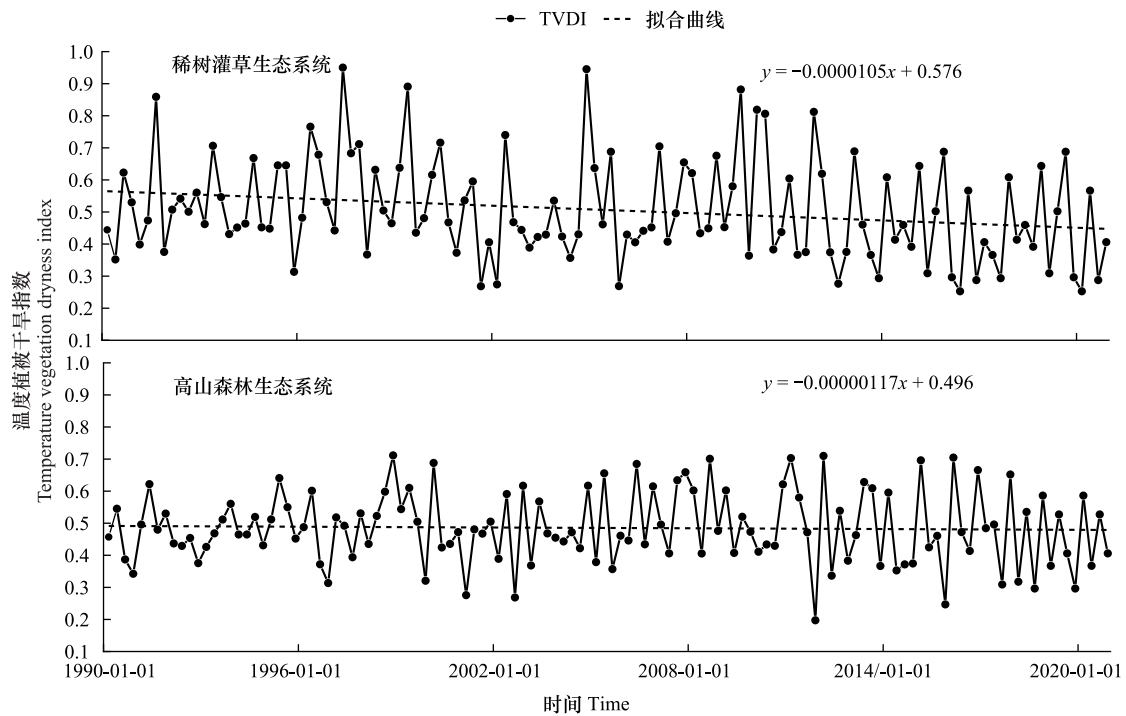


图 5 两种生态系统的 TVDI 变化

Fig.5 TVDI changes in two ecosystems

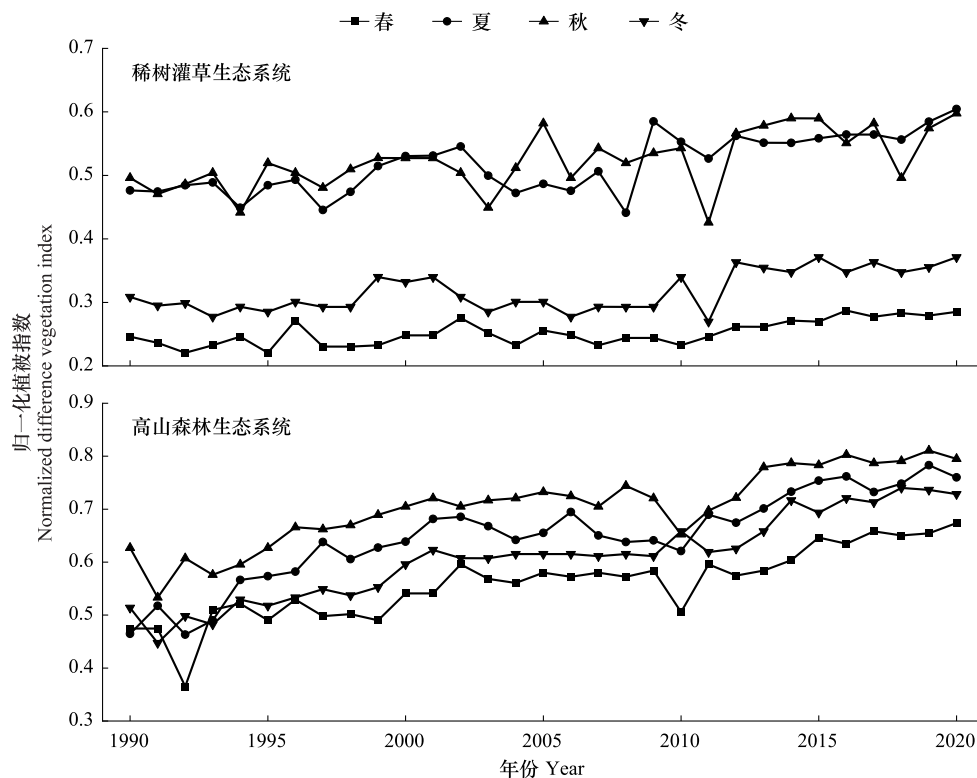


图 6 两种植被随时间变化的 NDVI 特征

Fig.6 NDVI characteristics of two types of vegetation changing over time

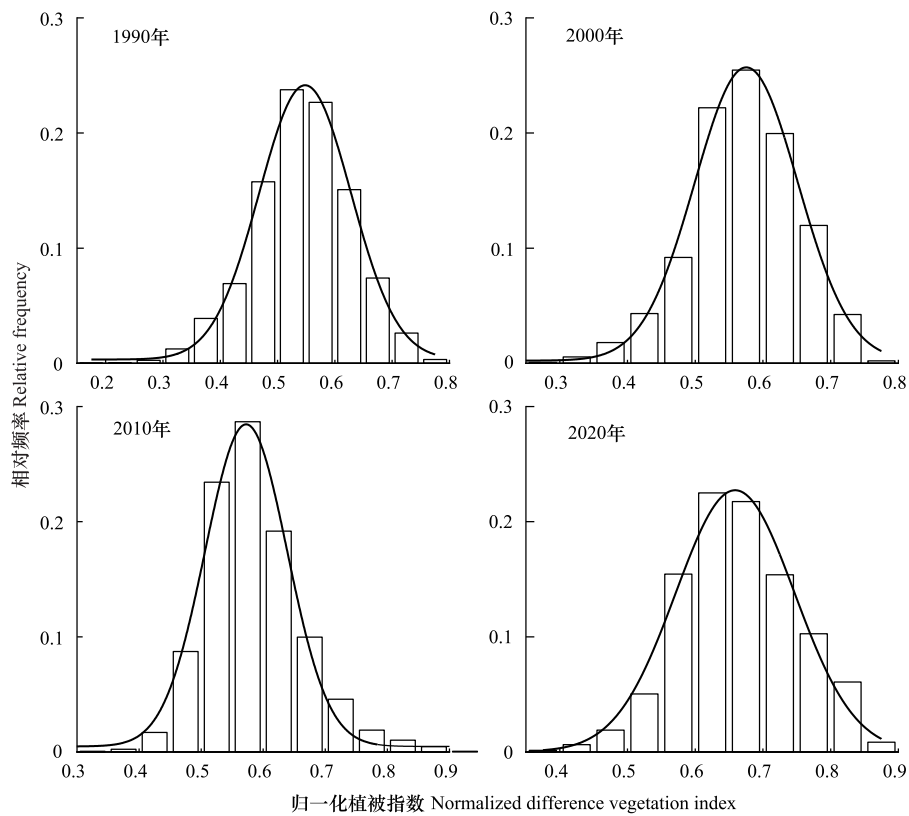


图7 不同时期稀树灌草生态系统 NDVI 直方图变化特征

Fig.7 Grass shrub ecosystem NDVI histogram change characteristics at different times

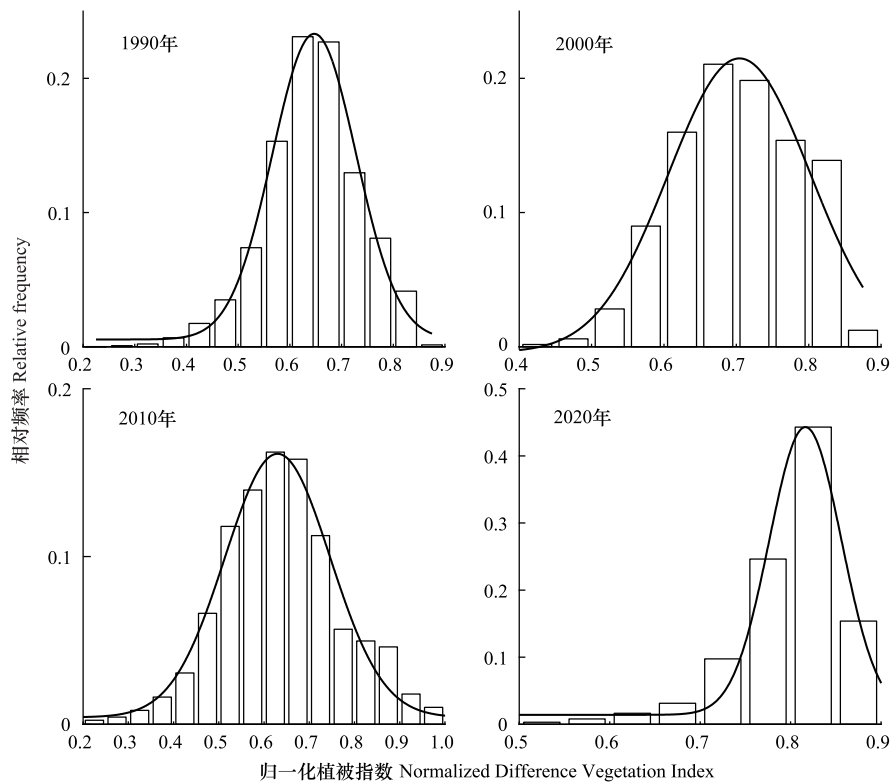


图8 不同时期高山森林生态系统 NDVI 直方图变化特征

Fig.8 Alpine forest ecosystem NDVI histogram change characteristics at different times

2.3 植被时空演变的驱动要素

通过分析海拔、坡向、坡度、气温和土壤湿度等要素与植被 NDVI 的相关关系说明影响植被分布的空间要素(图 9)。海拔与两种植被生态系统的 NDVI 均呈正相关,说明海拔越高 NDVI 值越大,植被盖度越高。稀树灌草生态系统中的 NDVI 与坡向值呈正相关,阴坡植被优于阳坡植被。相反,高山森林生态系统中的 NDVI 与坡向呈负相关,高海拔地区阳坡的 NDVI 大于阴坡的 NDVI。NDVI 和 TVDI 呈显著负相关表明干旱条件会导致稀树灌草生态系统和高山森林生态系统中植被健康的下降,与草灌系统相比,森林系统中 TVDI 与 NDVI 的相关性较低,这可能是由于森林植被的根系更深、水分保持能力更强,使它们在干旱条件下表现出更强的抵抗力。TVDI 与海拔呈负相关,说明海拔越高,土壤湿度越大;TVDI 与坡度呈正相关,说明坡度越大土壤湿度越小。TVDI 和气温呈正相关,较高的温度通常伴随着较高的干旱指数。地形要素与植被 NDVI 的相关性分析证明了海拔、坡度和坡向对植被分布有显著影响^[24],这因为地形可以决定局部的水热条件、土壤发育、径流、渗透率、侵蚀和种子迁移等过程^[25-27],进而影响植被分布和生长。在坡度方面发现随着坡度的增加,植被盖度逐渐增加,主要该区域大部分坡度小于 35°,坡度与植被盖度呈现出正相关^[28]。在坡向方面,低海拔灌木在阳坡上的植被覆盖度显著低于阴坡,这主要是因为阳坡的土壤湿度较低,影响了植被的发育^[29]。

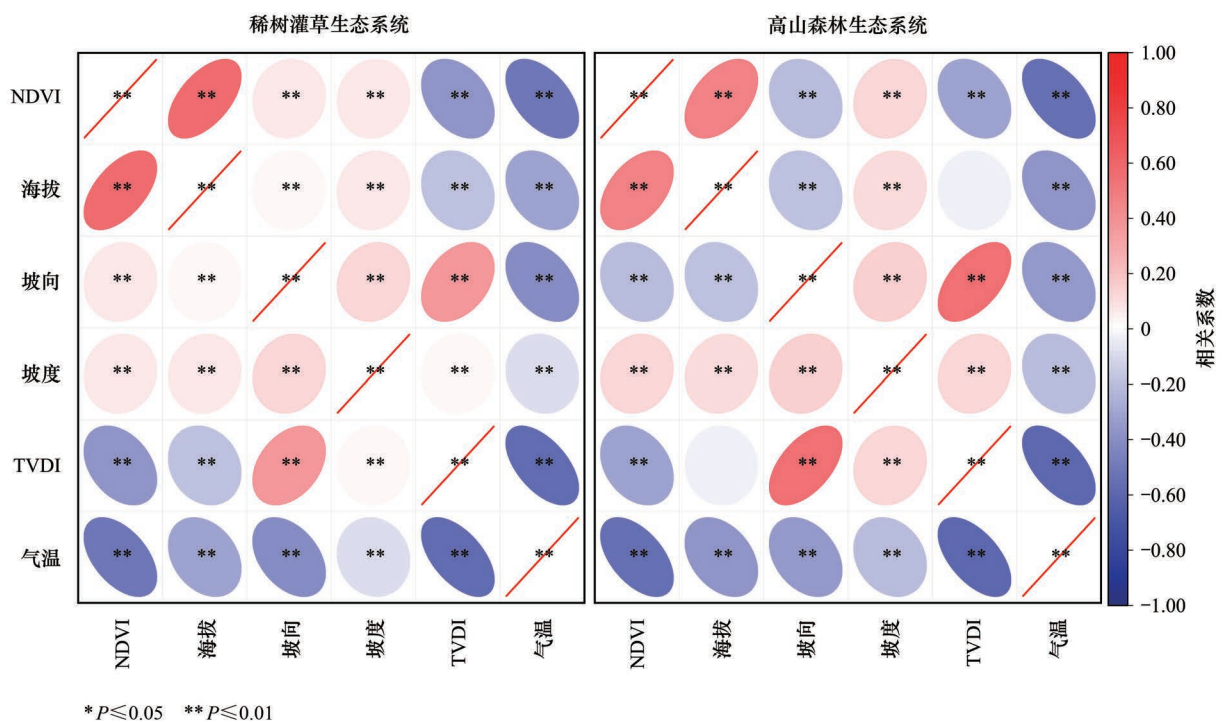


图 9 两种植被类型与各个元素之间的相关性空间热图

Fig.9 Spatial heat map of the correlation between the two planting types and each element

在时间序列上分析了 1990—2020 年每一季节的 NDVI、地表温度、TVDI、气温和降水之间的相关性(图 10)。结果表明,春、夏、秋、冬四季的 NDVI 变化与地表温度、气温和年均温度呈显著正相关,NDVI 与降水的关系以负相关为主。秋、冬季节的 NDVI 与 TVDI 呈现负相关,说明土壤湿度越低,NDVI 值越小,期间干旱会限制植被的发育。地表温度和 TVDI 在夏季呈现显著正相关,说明温度越高,土壤湿度越低。

2.4 NDVI 与地表温度的相关分析

为了更好的反映地表温度对植被盖度的影响,在像元尺度统计了 1990 至 2020 年西南干热河谷的 LST-NDVI 密度散点图,分析了每隔 5 年地表温度对 NDVI 的影响趋势,如图 11 和图 12 所示。在稀树灌草生态系统中,NDVI 值在 0.2 到 0.6 之间,在 2015 年之后 NDVI 的最大值增加到 0.8。温度分布的范围有增大的趋势,从 1990 年的 15℃ 到 37℃ 到 2020 年的 22℃ 到 45℃。LST-NDVI 线性拟合直线斜率在 2015 年之后斜率减小到

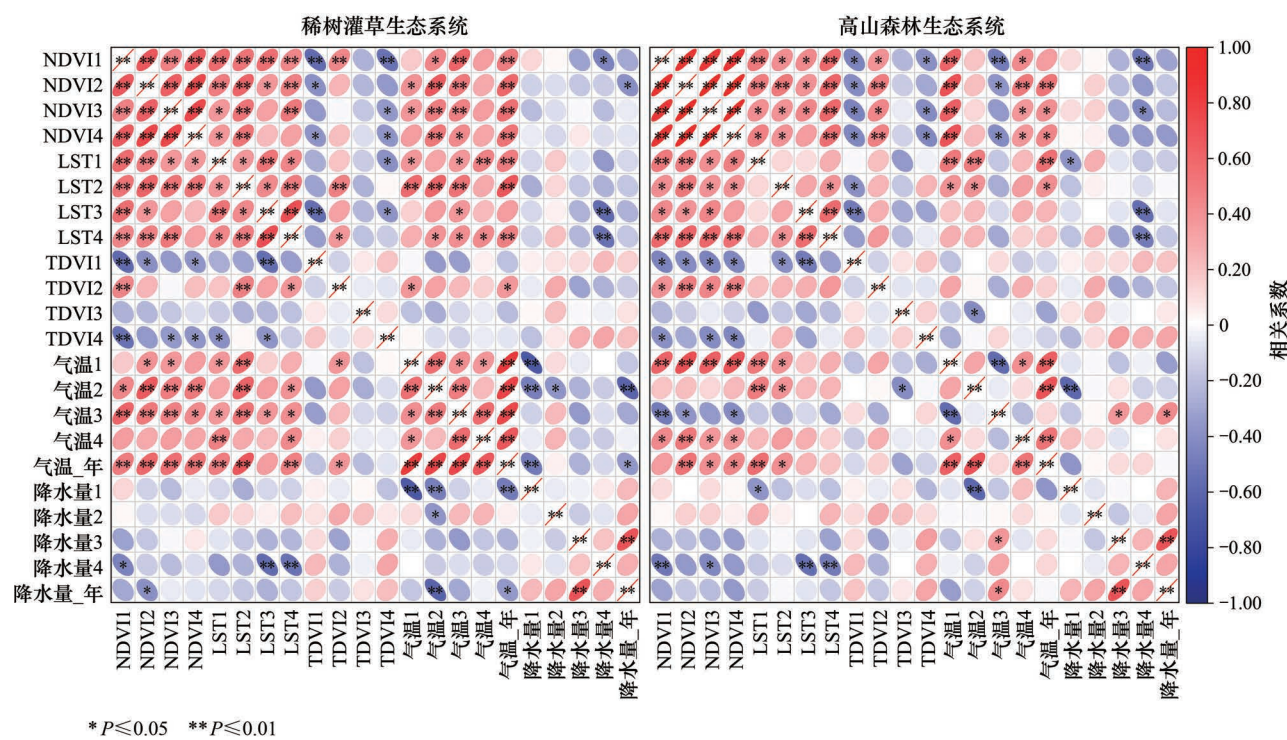
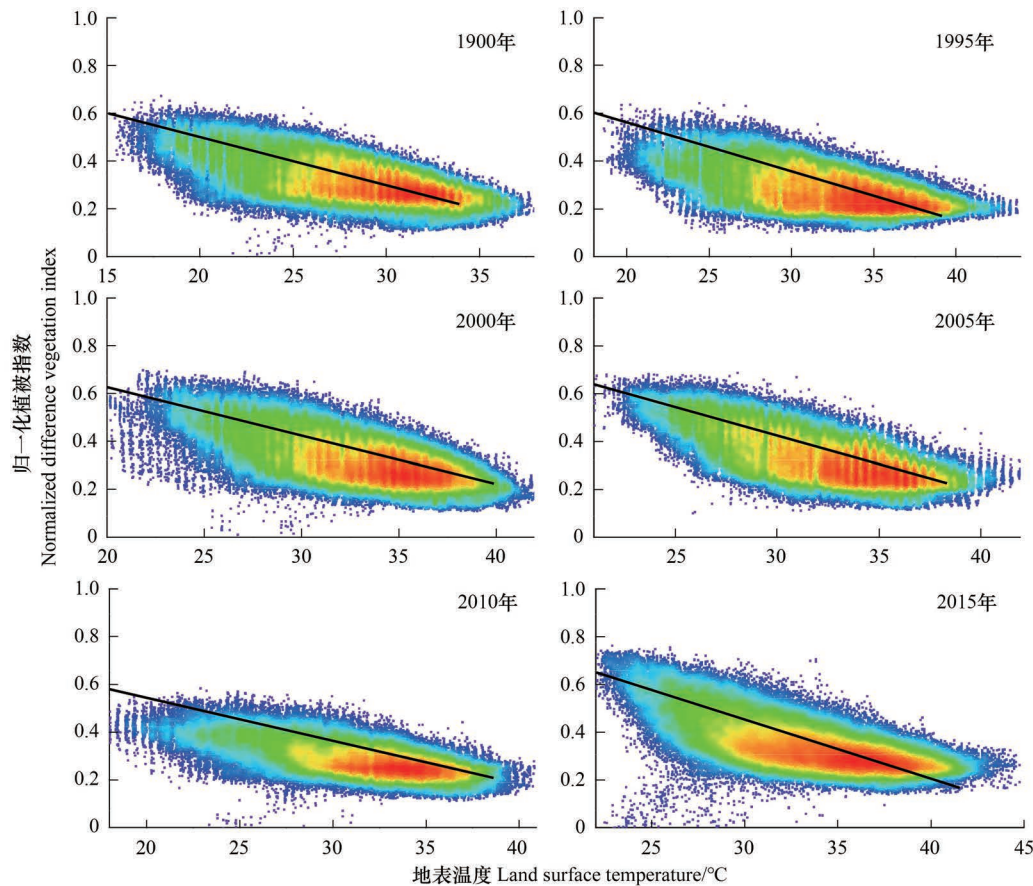


图 10 时间序列中两种植被类型与各个元素之间的相关性热图

Fig.10 Heat map of correlation between two vegetation types and each element in time series

NDVI1: 1990—2020 年春季的 NDVI 值的序列; NDVI2: 1990—2020 年夏季的 NDVI 值的序列; NDVI3: 1990—2020 年秋季的 NDVI 值的序列; NDVI4: 1990—2020 年冬季的 NDVI 值的序列; 气温_年: 1990—2020 年的气温的序列; 其余变量以此类推



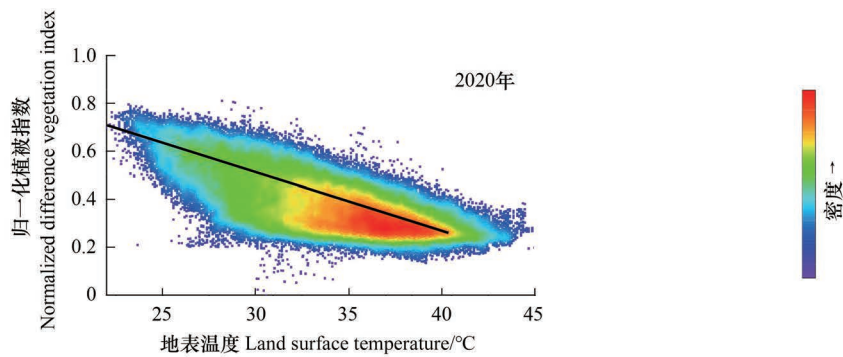


图 11 稀树灌草生态系统中 LST-NDVI 关系

Fig.11 The LST-NDVI relationship in the grass shrub ecosystem

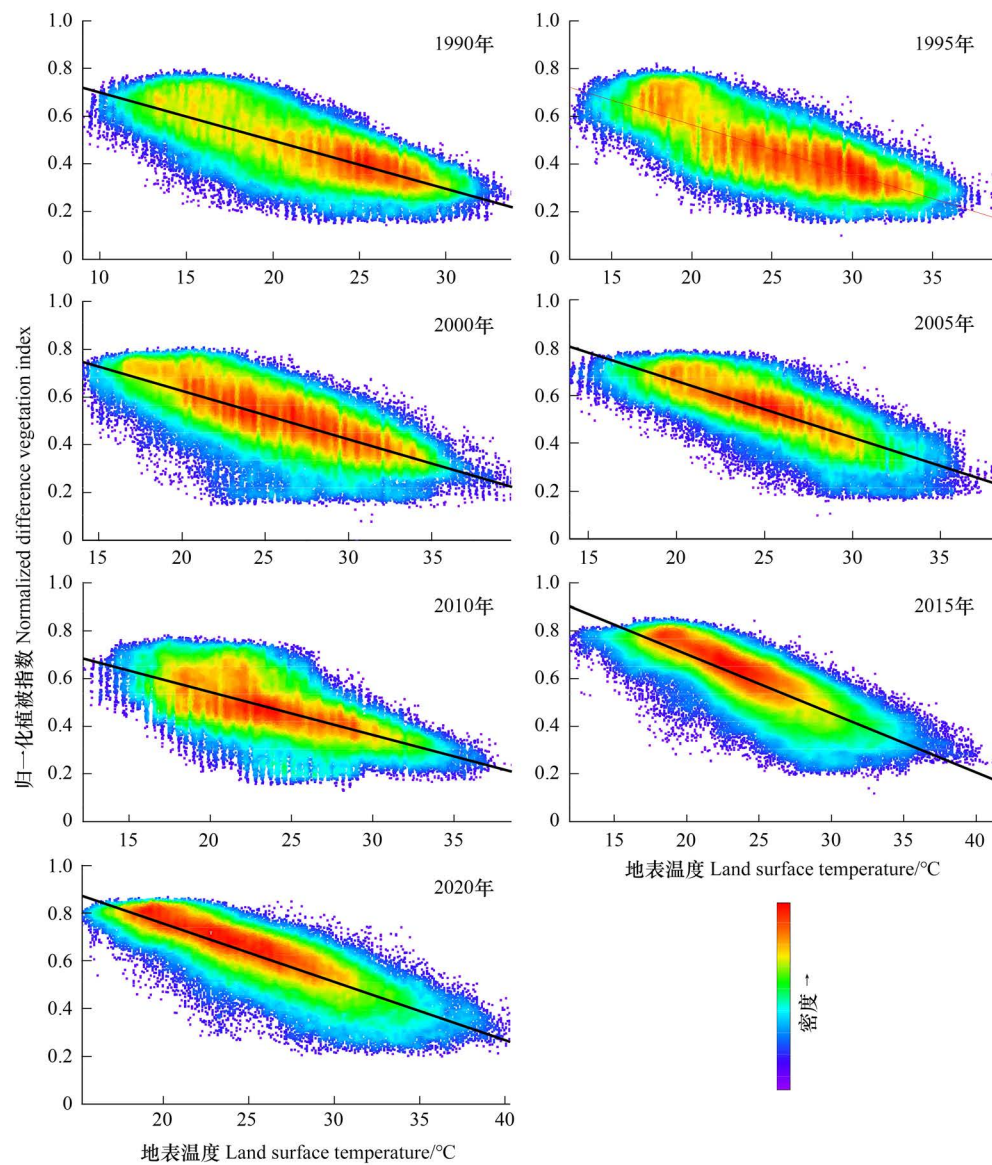


图 12 高山森林生态系统中 LST-NDVI 密度散点图

Fig.12 The LST-NDVI relationship in the alpine forest ecosystem

-0.020,不同年份地表温度与 NDVI 密度之间的关系存在差异。总体而言,在 20—40℃ 区间内,温度越低 NDVI 值相对越大,而低 NDVI 值主要分布在大于 30℃ 的区域内,说明高温能在一定程度上抑制低海拔植被的生长^[30—31]。

在高山森林生态系统中,NDVI 值的范围在 0.2 到 0.8 之间,分布相对广泛。2015 年后,NDVI 的最大值和最小值均呈现出轻微的增加趋势,且温度的分布范围有所扩大,从 1990 年的 9℃ 到 33℃ 到 2020 年的 15℃ 到 40℃,极值的分布范围扩大。LST-NDVI 线性拟合直线斜率有逐渐减小的趋势,从 1990 年的-0.020 到 2020 年的-0.025,但在 2010 年斜率变为到-0.018。NDVI 的高密度区域有明显变化,从 1990 年的 0.3 到 0.6 到 2020 年的 0.5 到 0.8,并且有连续的变化过程(图 12)。NDVI 大于 0.6 在近 30 年出现明显变化,由原来的大于 20℃ 区域向小于 25℃ 区域逐渐增加,植被对温度的响应出现了差异性。

同时,对 1990 年和 2020 年地表温度与 NDVI 之间的关系进行了分析,以说明地表温度和 NDVI 的演变特征(图 13)。在低海拔稀树灌草生态系统中(海拔 1100—1900m),随着温度上升,植被覆盖率逐渐减少,对比 1990 年和 2020 年的生长趋势可以发现,在 20℃ 时植被盖度增加速度最快,更高温度下植被增加的范围较窄,表明植被变化较小,从 1990 年到 2020 年,该地区的平均地表温度上升了 4.3℃。在高山森林生态系统(海拔 1900—2800m)中,在 15℃ 时植被覆盖率最高,从 1990 年到 2020 年,该地区的平均地表温度上升了 2.7℃。随着温度上升,植被变化的幅度逐渐减少。

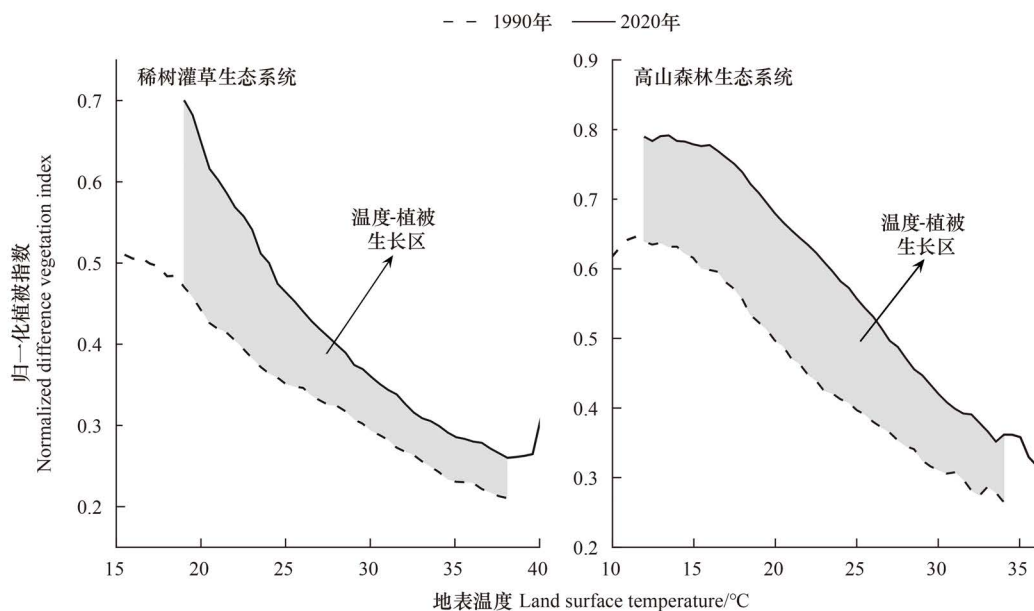


图 13 1990 年和 2020 年植被与地表温度关系的演变

Fig.13 Evolution of the relationship between vegetation and temperature in 1990 and 2020

3 结论

研究发现,过去 30 年间干热河谷地表温度和气温均有不同程度的增加,高海拔地区的温度增加高于低海拔地区,干热河谷低海拔地区土壤湿度有增加的趋势。在时间序列上,两种植被类型的 NDVI 均显著增加,稀树灌草生态系统和高山森林生态系统的年平均增长率分别为 0.0027 和 0.0077。高海拔高山森林生态系统的植被盖度明显高于低海拔稀树灌草生态系统,且高覆盖植被的比例逐年增加。在空间分布上,稀树灌草生态系统的 NDVI 与海拔、坡向、坡度呈正相关,与 TVDI 和气温呈负相关;高山森林生态系统的 NDVI 与海拔、坡度呈正相关,与坡向、TVDI 和气温呈负相关。时间序列分析表明,两种生态系统的 NDVI 与 LST 均呈正相关,NDVI 与气温也呈现正相关。降水与 NDVI 的相关性不显著,大多表现为负相关。从 NDVI 与 LST 的关系来

看,稀树灌草生态系统在 20℃ 是植被增加的最佳温度,而高山森林生态系统 15℃ 为植被增加的最佳温度。本文利用 GEE 高效处理遥感数据,揭示了干热河谷脆弱生态系统的植被动态及其环境驱动因素,为该区域的植被恢复与管理策略的制定提供了理论依据。

参考文献 (References):

- [1] Runting R K, Bryan B A, Dee L E, Maseyk F J F, Mandle L, Hamel P, Wilson K A, Yetka K, Possingham H P, Rhodes J R. Incorporating climate change into ecosystem service assessments and decisions: a review. *Global Change Biology*, 2017, 23(1): 28-41.
- [2] Peters M K, Hemp A, Appelhans T, Becker J N, Behler C, Classen A, Detsch F, Ensslin A, Ferger S W, Frederiksen S B, Gebert F, Gerschlauser F, Gütlein A, Helbig-Bonitz M, Hemp C, Kindeketa W J, Kühnel A, Mayr A V, Mwangomo E, Ngereza C, Njovu H K, Otte I, Pabst H, Renner M, Röder J, Rutten G, Costa D S, Sierra-Cornejo N, Vollstädt M G R, Dulle H I, Eardley C D, Howell K M, Keller A, Peters R S, Ssymank A, Kakengi V, Zhang J, Bogner C, Böhning-Gaese K, Brandl R, Hertel D, Huwe B, Kiese R, Kleyer M, Kuzyakov Y, Nauss T, Schleuning M, Tschapka M, Fischer M, Steffan-Dewenter I. Climate-land-use interactions shape tropical mountain biodiversity and ecosystem functions. *Nature*, 2019, 568(7750): 88-92.
- [3] Ouyang Z Y, Song C S, Zheng H, Polasky S, Xiao Y, Bateman I J, Liu J G, Ruckelshaus M, Shi F Q, Xiao Y, Xu W H, Zou Z Y, Daily G C. Using gross ecosystem product (GEP) to value nature in decision making. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 2020, 117(25): 14593-14601.
- [4] 赵婷, 白红英, 李九全, 马琪, 王鹏涛. 气候变暖背景下秦岭陕西段植被潜在分布区格局变化. *生态学报*, 2023, 43(5): 1843-1852.
- [5] 岳伟鹏, 陈峰, 袁玉江, 喻树龙, 高志鸿, 赵晓恩. 气候变暖背景下云南西北部大果红杉径向生长衰退及其气候驱动因子分析. *生态学报*, 2022, 42(6): 2331-2341.
- [6] Xue J, Wang Y Y, Teng H F, Wang N, Li D L, Peng J, Biswas A, Shi Z. Dynamics of vegetation greenness and its response to climate change in Xinjiang over the past two decades. *Remote Sensing*, 2021, 13(20): 4063.
- [7] Huang J P, Yu H P, Dai A G, Wei Y, Kang L T. Drylands face potential threat under 2 °C global warming target. *Nature Climate Change*, 2017, 7: 417-422.
- [8] 赵冬林, 朱仕荣. 2010—2021 年金沙江干热河谷植被覆盖度时空变化及其影响因素. *生态学杂志*, 2024, 43(8): 2373-2381.
- [9] 梁巧玲, 史正涛, 陈越豪, 何光熊, 史亮涛, 李婕. 基于遥感生态指数的元谋干热河谷生态环境动态监测及其驱动力分析. *水土保持通报*, 2022, 42(6): 146-154, 181.
- [10] 赵管乐, 彭培好. 基于 RSEI 的典例干热河谷区——四川省攀枝花市生态环境变化分析. *山地学报*, 2021, 39(6): 842-854.
- [11] Lenoir J, Svenning J C. Climate-related range shifts—a global multidimensional synthesis and new research directions. *Ecography*, 2015, 38(1): 15-28.
- [12] 易扬, 胡昕利, 史明昌, 康宏樟, 王彬, 张辰, 刘春江. 基于 MODIS NDVI 的长江中游区域植被动态及与气候因子的关系. *生态学报*, 2021, 41(19): 7796-7807.
- [13] 杨浩, 史加勉, 郑勇. 菌根真菌影响森林生态系统碳循环研究进展. *生态学报*, 2024, 44(7): 2734-2744.
- [14] Gottfried M, Pauli H, Futschik A, Akhalkatsi M, Barančok P, Benito Alonso J L, Coldea G, Dick J, Erschbamer B, Fernández Calzado M R, Kazakis G, Krajčič J, Larsson P, Mallaun M, Michelsen O, Moiseev D, Moiseev P, Molau U, Merzouki A, Nagy L, Nakhutsrishvili G, Pedersen B, Pelino G, Puscas M, Rossi G, Stanisci A, Theurillat J P, Tomaselli M, Villar L, Vittoz P, Vogiatzakis I, Grabherr G. Continent-wide response of mountain vegetation to climate change. *Nature Climate Change*, 2012, 2: 111-115.
- [15] Ukkola A M, Prentice I, Keenan T F, van Dijk A I, Viney N R, Myneni R, Bi J. Reduced streamflow in water-stressed climates consistent with CO₂ effects on vegetation. *Nature Climate Change*, 2016, 6: 75-78.
- [16] Zhu X C, Gao L, Wei X R, Li T C, Shao M G. Progress and prospect of studies of Benggang erosion in Southern China. *Geoderma*, 2023, 438: 116656.
- [17] 范泽孟. 青藏高原植被生态系统垂直分布变化的情景模拟. *生态学报*, 2021, 41(20): 8178-8191.
- [18] Singh S. Understanding the role of slope aspect in shaping the vegetation attributes and soil properties in Montane ecosystems. *Tropical Ecology*, 2018, 59(3): 417-430.
- [19] He J L, Zhao W, Li A N, Wen F P, Yu D J. The impact of the terrain effect on land surface temperature variation based on Landsat-8 observations in mountainous areas. *International Journal of Remote Sensing*, 2019, 40: 1808-1827.
- [20] Pérez-Cutillas P, Pérez-Navarro A, Conesa-García C, Zema D A, Amado-Álvarez J P. What is going on within google earth engine? A systematic review and meta-analysis. *Remote Sensing Applications: Society and Environment*, 2023, 29: 100907.
- [21] 郭睿妍, 田佳, 杨志玲, 杨泽康, 苏文瑞, 刘文娟. 基于 GEE 平台的黄河流域森林植被净初级生产力时空变化特征. *生态学报*, 2022, 42

- (13): 5437-5445.
- [22] Zhao J Y, Li H, Cai X B, Chen F, Wang L C, Yu D Q, Li C A. Long-term (2002—2017) impacts of Danjiangkou dam on thermal regimes of downstream Han River (China) using Landsat thermal infrared imagery. *Journal of Hydrology*, 2020, 589: 125135.
- [23] Zhou Y, Yi Y, Liu H X, Tang C H, Zhu Y L, Zhang S H. Effect of geomorphologic features and climate change on vegetation distribution in the arid hot valleys of Jinsha River, Southwest China. *Journal of Mountain Science*, 2022, 19: 2874-2885.
- [24] Yu B W, Liu G H, Liu Q S, Wang X P, Feng J L, Huang C. Soil moisture variations at different topographic domains and land use types in the semi-arid Loess Plateau, China. *Catena*, 2018, 165: 125-132.
- [25] Reid M E, Sisson T W, Brien D L. Volcano collapse promoted by hydrothermal alteration and edifice shape, Mount Rainier, Washington. *Geology*, 2001, 29(9): 779.
- [26] Zhu M, Feng Q, Qin Y Y, Cao J J, Zhang M X, Liu W, Deo R C, Zhang C Q, Li R L, Li B F. The role of topography in shaping the spatial patterns of soil organic carbon. *Catena*, 2019, 176: 296-305.
- [27] Holtmeier F K, Broll G. Wind as an ecological agent at treelines in North America, the Alps, and the European subarctic. *Physical Geography*, 2010, 31(3): 203-233.
- [28] 张媛媛, 王晓锋, 王轶浩, 袁兴中, 李阳兵, 王可洪. 三峡消落带不同坡度狗牙根及实生土壤生态化学计量特征. *生态学报*, 2023, 43(11): 4798-4811.
- [29] 薛盼盼, 缪宁, 罗建琼, 张远东, 毛康珊. 升温突变对川西不同坡向和海拔岷江冷杉径向生长的影响. *生态学报*, 2023, 43(24): 10263-10273.
- [30] 姚昊昕, 李清泉, 赵亮, 吴星麒, 沈新勇, 段春锋, 李畅. 淮河流域暖季极端高温干旱复合事件的演变特征及其与气候和植被的关系. *生态学报*, 2024, 44(13): 5596-5608.
- [31] Fang W, Huang S Z, Huang Q, Huang G H, Wang H, Leng G Y, Wang L, Guo Y. Probabilistic assessment of remote sensing-based terrestrial vegetation vulnerability to drought stress of the Loess Plateau in China. *Remote Sensing of Environment*, 2019, 232: 111290.