#### DOI: 10.5846/stxb202205131341

郑骆珊,李阳兵,汪荣,晏诗杰,曾晨岑,邵景安.1990—2020 年三峡库区植被覆盖转型及其驱动因素.生态学报,2023,43(14):5802-5815. Zheng L S, Li Y B, Wang R, Yan S J, Zeng C C, Shao J A. Vegetation cover transformation and its driving factors in the Three Gorges Reservoir Area from 1990 to 2020. Acta Ecologica Sinica, 2023, 43(14):5802-5815.

# 1990—2020 年三峡库区植被覆盖转型及其驱动因素

郑骆珊1,李阳兵1,2,\*,汪 荣1,晏诗杰1,曾晨岑1,邵景安1,2

- 1 重庆师范大学地理与旅游学院, 重庆 401331
- 2 三峡库区地表过程与环境遥感重庆市重点实验室, 重庆 401331

摘要:探索山区植被覆盖转型,全面评估各驱动因素对其的影响,是理解全球气候变化和碳循环等生态系统过程的重要途径。三峡库区是长江流域生态环境的重要保护区,提供多种生态系统服务。基于植被覆盖(NDVI)数据提出山区植被覆盖转型理论,并运用地理探测器分析了潜在因素对1999—2020年三峡库区腹地植被覆盖的相对贡献。结果表明:(1)近30年三峡库区腹地植被覆盖整体呈良性发展趋势,增长率为0.006/a,空间特征为"东西低,南北高;中间低,四周高";(2)不同时段植被覆盖的空间演化呈现"整体改善,局部退化",空间转型总结为稳定型、波动型、退化型和恢复型4种模式,且以稳定型分布为主,时间上经历了减少、过渡和恢复3个阶段;(3)植被覆盖主要受土壤类型0.225>地貌0.200>土地利用程度0.181>海拔0.158>岩性0.152的驱动,人为和气候因素的作用较弱,表明自然因素是影响植被覆盖的主导因子。此外,双因子的交互作用在影响植被覆盖方面比每个因子单独作用更为重要。这些发现有利于更好的解析山区植被变化的复杂机制,为脆弱生态系统植被的管理和保护提供参考。

关键词:植被覆盖转型;驱动因素;典型山区;三峡库区

# Vegetation cover transformation and its driving factors in the Three Gorges Reservoir Area from 1990 to 2020

ZHENG Luoshan<sup>1</sup>, LI Yangbing<sup>1,2,\*</sup>, WANG Rong<sup>1</sup>, YAN Shijie<sup>1</sup>, ZENG Chencen<sup>1</sup>, SHAO Jing'an<sup>1,2</sup>

- 1 School of Geography and Tourism, Chongqing Normal University, Chongqing 401331, China
- 2 Chongqing Key Laboratory of Earth and Surface Processes and Environmental Remote Sensing in Three Gorges Reservoir Area, Chongqing 401331, China

Abstract: Exploring the transition of vegetation cover in mountain areas and comprehensively assessing the impacts of various drivers on them are important ways to understand ecosystem processes such as global climate change and the carbon cycle. The Three Gorges Reservoir Area is an important protected area for the ecological environment of the Yangtze River Basin and provides a variety of ecosystem services. Based on Normalized Difference Vegetation Index (NDVI) data, this paper proposes the theory of vegetation cover transition in the mountainous areas, and uses geographical detectors to analyze the relative contribution of potential factors to vegetation cover in the hinterland of the Three Gorges Reservoir Area from 1999 to 2020. The results show that: (1) In the past 30 years, the vegetation cover in the hinterland of the Three Gorges Reservoir Area indicated a benign development trend as a whole, with a growth rate of 0.006/a and a spatial characteristic of "low from east to west and high from north to south; low in the middle, high on all sides"; (2) The spatial evolution of vegetation cover at different times presents "overall improvement and local degradation". The spatial transformation is summarized into four modes: stable, fluctuating, degraded and restored, while the stable distribution is the mainstay. The

**基金项目:**重庆市基础科学与前沿技术研究计划专项(cstc2017jcyjB0317,cstc2017jcyjBX0024);重庆市技术创新与应用发展专项(cstc2019jscx-gksbX0060);国家自然科学基金项目(42061035)

收稿日期:2022-05-13; 网络出版日期:2023-03-23

<sup>\*</sup>通讯作者 Corresponding author. E-mail: li-yapin@ sohu.com

three stages of reduction, transition and recovery have been experienced in time; (3) Vegetation cover is mainly driven by soil type 0.225> landform 0.200> land use degree 0.181> altitude 0.158> lithology 0.152, and the role of man-made and climatic factors is weak, indicating that the natural factors are the dominant factors affecting vegetation cover. In addition, the interaction of the two factors is more important in influencing vegetation cover than each factor acting alone. These findings are conducive to better understanding the complex mechanisms of vegetation change in the mountainous areas and provide a reference for the management and conservation of vegetation in fragile ecosystems.

Key Words: vegetation cover transformation; drivers; mountainous area; Three Gorges Reservoir Area

植被是陆地生态系统的重要组成部分,在全球和区域碳循环、能量交换以及气候调节中具有重要作用<sup>[1]</sup>。植被被视为生态系统对气候变化和人类活动反应的敏感指标,能较好地体现区域、大陆和全球尺度的生态环境质量<sup>[2]</sup>。因此,近几十年来,植被变化一直是全球变化研究的关键问题<sup>[3]</sup>。监测植被动态并探索其驱动因素,有利于深入认识植被演替、植被与大气过程的相互作用,对土地利用的科学管理和制定生态保护政策具有重要意义<sup>[4]</sup>。

全球范围内植被覆盖演变在不同时空尺度上得到了很好的记录,整体上呈现逐渐变绿趋势,如:Jiang 等<sup>[5]</sup>研究表明北半球整体正在变绿;Yang 等<sup>[6]</sup>发现中国 72.73%的植被覆盖呈现增长趋势;Chen 等<sup>[7]</sup>检测到 西南地区植被覆盖显著增加。许多研究表明不同区域上植被覆盖的驱动因素有差异,例如:喀斯特地区植被 在不同区域上具有很强的空间异质性<sup>[8]</sup>,西藏寒冷的高山地区,气候变暖降低了植物群落的时间稳定性<sup>[9]</sup>,高原地区植被动态对气候变化尤其敏感<sup>[10]</sup>。植被覆盖被认为是反映山区生态系统变化的重要指标<sup>[1]</sup>。然而,由于山地植被生长环境复杂,且其具有脆弱性和不可逆性<sup>[11-12]</sup>,因此,针对山地植被动态演变过程研究的 需要极为迫切。

已有研究表明山地植被动态不仅与多种自然因素密切相关,如降水、温度、地形和土壤类型,山地植被可受到任何尺度上温度和降水变化影响<sup>[13]</sup>;而且土地利用类型、人均国内生产总值(GDP)等人为因子也是重要的驱动因素,表明山区植被覆盖受自然和非自然因素的共同作用。当前研究采用的传统线性方法只能揭示植被与其驱动力之间的单一关系<sup>[14]</sup>,而自然和人为因素对植被的影响并非简单的线性关系,未充分考虑因素之间的相互作用,无法准确描述植被生长对驱动变量的复杂响应。因此,量化这些潜在因素对植被覆盖的作用过程仍然是极其重要的任务<sup>[15]</sup>。

三峡库区是集农村、山区和移民一体的典型山区,复杂的自然环境和典型性,使其生态安全问题始终备受关注<sup>[16]</sup>。库区地貌以山地、丘陵为主,可利用耕地少且破碎分布,坡耕地比重大,耕地撂荒、林果业的发展成为山区土地利用转型的主要方向,农业生产方式势必受到限制<sup>[17]</sup>。同时,由于三峡大坝建设,引发草地退化、森林破坏等一系列问题,移民政策和劳动力析出使土地利用方式产生了剧烈的变化<sup>[18]</sup>,对生态环境产生了影响。近年来,随着退耕还林等政策的提出,对植被覆盖产生了深刻影响<sup>[19]</sup>。因此,探究三峡库区植被覆盖演变特征、对不同自然和人为因素对植被覆盖的影响进行全面评估非常重要。本文拟通过以下研究目标来加深对上述问题的理解:(1)分析 1990—2020 年自然植被覆盖的时空特征;(2)理清近 30 年植被覆盖转型的阶段特征;(3)量化自然、人为和气候因子及其相互作用对植被覆盖的影响。研究结果旨在为正确评估三峡库区植被覆盖转型演变规律,为科学管理山区植被以及生态系统修复提供理论基础。

## 1 研究区概况

三峡库区腹地位于三峡库区的中心地带(30°39′—31°73′N,107°87′—110°19′E),总面积约 30411km²,占 渝东北生态涵养区的大半面积(图1)。区域地形复杂,环境梯度差异明显,地势东高西低,以丘陵、山地为主,占总面积 69%,河流分布密集,亚热带湿润季风气候,年均温在 14—18℃,年均降雨量大于 1000mm。自然植

被类型多样,主要集中在北部为主的高海拔地区,以亚热带常绿阔叶林为主,除此之外针叶林、竹林、灌木、草丛等植被类型分布广泛。三峡工程建设期为1993—2009年,这一时段的移民政策、过渡砍伐等问题和后期中国政府在西南地区开展的生态修复工程,对该区植被生长产生了较为复杂的影响<sup>[20]</sup>。因此,选择其作为研究区具有典型性和代表性。

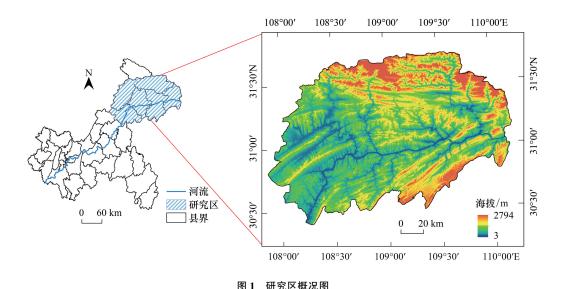


Fig.1 Location map of the study area

### 2 数据与方法

# 2.1 数据来源与处理

本文所使用的 30 年归一化植被指数(NDVI)数据是基于中科院 1990—2020 年 Landsat5、7、8 影像数据,使用最大值合成法(MVC)在谷歌地球引擎平台(https://earthengine.google.com)在线合成植被生长季(4—10月)的月度 NDVI 用于表示年度 NDVI。通过 ENVI 5.3 软件,利用像元二分模型设置阈值为 0.5—0.95,基于 NDVI 数据提取各年植被覆盖度(FVC)数据。反演的 FVC 数据主要是林地、灌木和草地用地类型,而林灌草覆盖范围较大、易识别,影像来源的差异对反演结果影响很小,仍可以揭示三峡库区植被覆盖演变的总体时空变化趋势。

土地利用数据来源于中国科学院资源环境科学与数据中心(https://www.resdc.cn)30m 全球地表覆盖数据,总体精度为85.72%,Kappa 系数0.82。Globe Land 30 数据共包括10个一级类,本文采取同一分类标准将研究区土地利用类型归纳为耕地、林地(包含灌木林)、草地、水域、建设用地和其他用地共6个地类。本研究使用的数据集和各因子的分级标准具体见表1,所用网格均为1km×1km。

### 2.2 研究方法

# 2.2.1 像元二分模型

根据 NDVI 可以统计各像元中植被覆盖状况,计算公式如下:

$$FVC = \frac{NDVI - NDVI_{soil}}{NDVI_{veg} - NDVI_{soil}}$$
(1)

式中: NDVI<sub>veg</sub>和NDVI<sub>soil</sub>为完全被裸露的土壤和植被覆盖的像素 NDVI 值,分别代表一个区域的最小和最大 NDVI 值,置信区间选择 5%—95%的 NDVI 作为NDVI<sub>veg</sub>和NDVI<sub>soil</sub>。具体的 FVC 分类规则如表 2 所示。

#### 表 1 数据来源及说明

Table 1 Sources and descriptions of the data

数据		来源与处理	类型与单位
Data		Sources and handling	Type and unit
自然因素	X <sub>1</sub> 海拔	数字海拔模型 DEM(30m)取自地理空间数据云	栅格/m
Natural factors	$X_2$ 坡度	(www.gscloud.cn/search)	栅格/(°)
	X3 坡向		栅格
	X <sub>4</sub> 地貌	参考 1991 年国家测绘局出版的地形图编制的重庆市地质地貌图	矢量
	X <sub>5</sub> 岩性		矢量
	X <sub>6</sub> 土壤类型	中国科学院资源环境与数据中心(https://www.resdc.cn)	矢量
	$X_7$ 植被类型	2002 年森林资源二类调查数据	矢量
	$X_8$ 年降水	中国气象科学数据共享网(http://cdc.nmic.cn/home.do)发布的	栅格/mm
	X <sub>9</sub> 年均温	中国陆地气候日值数据集(V3.0)经过插值成 30m 的栅格数据	栅格/℃
	X10年日照		栅格/h
人为因素	$X_{11}$ 人均国内生产总值(GDP)	2020 年各区县统计年鉴数据,人均 GDP=区县 GDP/总人口	表格
Human factors	$X_{12}$ 城市化率	2020 年各区县统计年鉴数据,城市化率=城镇人口/常住人口	表格/%
	X <sub>13</sub> 农村劳动力	2020 年各区县统计年鉴数据	表格
	X <sub>14</sub> 土地利用程度	1990-2020 年 Globe Land 30 土地利用数据(https://www.resdc.cn)	矢量

## 表 2 植被覆盖度等级划分

Table 2 FVC classification

植被覆盖度等级 Vegetation coverage levels	代码 Code	植被覆盖度值 FVC value	
低植被覆盖 Low vegetation cover	LC	0≤FVC<0.35	
中植被覆盖 Medium vegetation cover	MC	$0.35 \leqslant \text{FVC} < 0.6$	
高植被覆盖 High vegetation cover	HC	$0.6 \leq \text{FVC} < 0.8$	
全植被覆盖 Full vegetation cover	FC	$0.8 \leq FVC \leq 1$	
无植被覆盖 No vegetation cover	NC	/	

FVC:植被覆盖度 Fractional Vegetation Coverage

### 2.2.2 山区植被覆盖转型理论

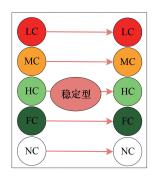
1992 年芬兰地理学家 Mather<sup>[21]</sup>提出"森林转型"的概念,主要用以描述森林面积从减少到增加的转变特征,同时探讨了形成森林转型的主要原因。据此已有研究成果中森林转型研究大多在国家层面上,且主要针对森林面积转型进行描述性分析,而从森林转型的广义角度来看,森林转型已扩展至森林蓄积、覆盖率转型以及森林结构、功能等各种丰富的理论阶段。三峡库区腹地植被覆盖长期受到自然和人为因素的影响,根据本文研究内容,基于 Mather 的森林面积转型"U型"曲线,对森林转型概念进行适当扩充,提出植被覆盖转型理论。植被覆盖转型是指在自然环境和社会经济发展需求的相互作用下,长时间累积变化引起植被覆盖经历不同演变阶段,并且其空间转型趋势也发生转折性变化。根据不同等级植被覆盖的转变方向划分为 4 种转型类型(图 2),不同转型类型反映研究区植被覆盖的优劣状况。

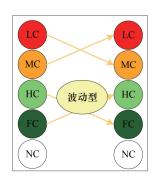
# 2.2.3 $\theta_{\text{slope}}$ 趋势分析

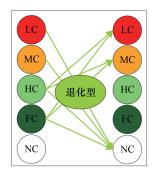
一元线性回归斜率可以逐像元分析植被覆盖度的变化,揭示近30年植被覆盖演变的趋势。

$$\theta_{\text{slope}} = \frac{n \times \sum_{i=1}^{n} \times \text{NDVI}_{i} - \sum_{i=1}^{n} i \sum_{i=1}^{n} \text{NDVI}_{i}}{n \sum_{i=1}^{n} i^{2} - \left(\sum_{i=1}^{n} i\right)^{2}}$$
(2)

式中:n 为时间序列的累计个数; NDVI<sub>i</sub> 为第 i 年的 NDVI;其中  $\theta_{\text{slope}} > 0$ ,表明 NDVI 呈增加趋势,  $\theta_{\text{slope}} < 0$ , NDVI 呈减少趋势。







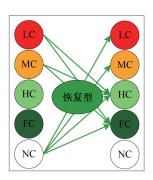


图 2 植被覆盖转型类型划分

Fig.2 Vegetation cover transition type classification

HC-HC:高-高转型;MC-LC:中-低转型;HC-NC:高-无转型;MC-MC:中-中转型;LC-MC:低-中转型;MC-NC:中-无转型;LC-LC:低-低转型;HC-FC:高-全转型;FC-NC:全-无转型;NC-NC:无-无转型;FC-HC:全-高转型;LC-NC:低-无转型;FC-FC:全-全转型;HC-MC:高-中转型;HC-LC:高-低转型;FC-MC:全-中转型;FC-LC:全-低转型;MC-HC:中-高转型;NC-MC:无-中转型;MC-FC:中-全转型;NC-HC:无-高转型;NC-LC:无-低转型;NC-FC:无-全转型;LC-HC:低-高转型;LC-FC:低-全转型

### 2.2.4 地理探测器

该模型是探测数据空间分异性并揭示其驱动因子的一种新的统计学方法,此方法无线性假设,不仅可以 探测数值型数据和定性数据,另一个独特优势是探测两因子交互作用于因变量。

(1)因子探测器 q:衡量单个环境因子对 FVC 空间分异的影响程度,q 值越大,影响程度越大,反之则越小,当 q=0 或 q=1 时,表示该因子不影响或完全控制 FVC 的空间分布特征,表达式为:

$$q = 1 - \frac{\sum_{h=1}^{L} N_h \, \sigma_{h^2}}{N_{-2}} \tag{3}$$

式中: h 为影响因子的类别;  $N_h$  为 h 子区的样本数量; N 表示整个研究区的空间单位总数;  $\sigma_h$  和 h 分别表示 h 子区样本的总方差和方差。

(2)交互探测器:识别任意两因子之间的相互作用对植被覆盖产生的影响程度,表现为增加或者减少对植被覆盖变化的解释力,主要分为以下几种结果(表3)。

表 3 交互作用判断依据

Table 3 Basis for determining interaction

判断依据	交互作用	判断依据	交互作用
Basis for judgment	Interaction	Basis for judgment	Interaction
$q(x1 \cap x2) < \min(q(x1), q(x2))$	非线性减弱	$q(x1 \cap x2) = q(x1) + q(x2)$	独立
$\min(q(x1), q(x2 < q(x1 \cap x2) < \min(q(x1), q(x2)))$	单因子非线性减弱	$q(x1 \cap x2) > (x1) + q(x2)$	非线性增强

#### 3 结果分析

### 3.1 植被覆盖的整体时空特征

本文定义年(4—10月)平均 NDVI 来表征一年内植被生长的平均状态,再根据年 NDVI 计算 FVC 均值(图 3),该结果显著性<0.001(<0.05 即为显著),通过 SPSS 一般线性模型显著性检验。1990—2020 年三峡库区腹地整体 NDVI 值在 0.560—0.802 之间波动,总体呈现上升趋势,与全国植被变化趋势一致,线性增长速率为 0.006/a,同时 1990—2020 年 FVC 与 NDVI 变化特征相同,FVC 值的波动范围在 0.533—0.740 之间,该结果一致表明三峡库区腹地植被覆盖逐渐提高。三峡库区腹地植被 NDVI 总体上偏高,30 年平均 NDVI 值为 0.746,平均 FVC 值为 0.655。NDVI 与 FVC 最低值均出现在 1993 年,而最高值分别出现在 2018 年和 2017 年。

根据年 NDVI 和 FVC 均值变化特征,整体上三峡库区腹地植被覆盖演变呈现 3 个阶段:1990—2000 年三峡库区腹地植被覆盖增长波动较为剧烈,2000—2006 年植被覆盖波动幅度较均匀,呈稳定增长,2006—2020 年植被覆盖呈现明显增加趋势。结果表明:整体上在1990—2020 年,三峡库区腹地植被覆盖度有所改善,植被恢复较成功,且在2000 年后恢复效果较为明显。

为进一步研究三峡库区腹地自然植被的空间分布 格局,在像元尺度上计算 1990—2020 年三峡库区腹地 多年 FVC 平均值。如图 4 所示,高覆盖和全覆盖区域 占整个研究区的75.000%以上,说明三峡库区腹地植被 覆盖度较好。空间分布特征明显,表现为"东西低,南 北高;中间低,四周高":东西两端以低值和中值覆盖度 为主,开州区和万州区植被覆盖面积最少,南北两端全 植被覆盖度占优势,主要分布在巫溪县、巫山县等大巴 山脉延绵区,覆盖区域广。三峡库区腹地中心植被覆盖 等级较复杂,但整体以低覆盖为主,由内向外逐渐增高, 其中极低覆盖区域沿长江横向贯穿三峡库区腹地,呈现 一条"东西"向的带状分布,巫山县东西部植被覆盖差 异极大。整体而言,1990—2020年三峡库区腹地植被 覆盖以高覆盖和全覆盖类型为主,由此反映出三峡库区 腹地植被状况趋于正向演替的良性发展,这与朱林富 等[22]研究结论一致。

# 3.2 植被覆盖转型特征

### 3.2.1 不同时段植被覆盖空间特征

通过像元二分模型分析得到 1990 年、2000 年、2010 年、2020 年四期的逐像元 FVC 空间分布图(图5)。整体上三峡库区腹地植被覆盖度在空间上变化程度大,变化趋势表现为"整体改善,局部退化"。

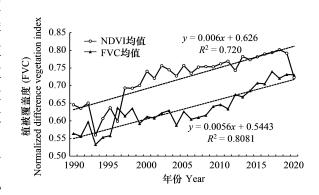


图 3 1990—2020 年研究区植被 NDVI 与 FVC 变化情况 Fig.3 Vegetation NDVI and FVC changes in the study area from 1990 to 2020

NDVI: 植被覆盖 Normalized difference vegetation index; FVC: 植被覆盖度 Fractional vegetation coverage

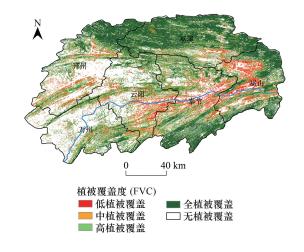


图 4 1990—2020 年研究区 FVC 空间分布特征 Fig. 4 Spatial distribution characteristics of FVC in the study area from 1990 to 2020

1990—2000年,三峡库区腹地植被覆盖度整体呈增加趋势。一方面是以全覆盖扩张为主,扩张范围主要集中在北部、南部和西部边缘地区,生态环境得到提升;另一方面低覆盖分布面积显著缩小,至 2000 年转变为非自然植被覆盖区,主要位于开州区、万州区和云阳县。

2000—2010年,三峡库区腹地植被覆盖度呈现"高增低降"的两极演化特征:低覆盖分布区域向东西明显扩张,侵占部分极高值区域,高覆盖区域保持稳定且向全覆盖区域转化。低覆盖的恶化围绕在 1990—2000 年阶段低覆盖消失的区域,可见第一阶段的土地利用变化对三峡库区腹地的生态环境造成一定的滞后影响,而海拔较高的北部,人类活动强度低,生态环境较好。

2010—2020 年植被覆盖度显著增加,西部中值和低值覆盖区域得到改善,极低值中心向中东部转移,这一时段整体上仍以高覆盖为主,生态环境呈现趋于综合的状态。以防护林工程为例,在我国先后确定的防护林工程中,长江中上游防护林工程等旨在针对经济发展时期重大工程建设带来的生态破坏进行恢复以及营造整体的良好生态环境,在改善生态环境方面取得了很大进展<sup>[20]</sup>,三峡库区腹地生态环境的转变也正是符合这一趋势。

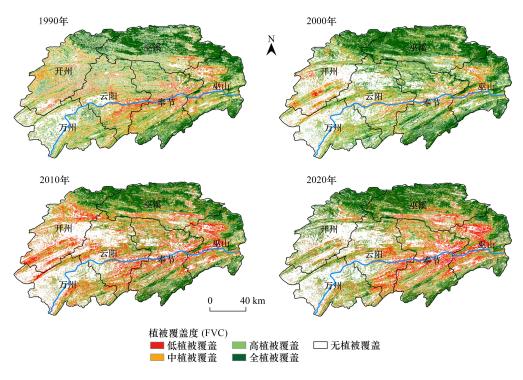


图 5 研究区不同时段 FVC 空间分布特征

Fig.5 Spatial distribution characteristics of FVC in different time periods in the study area

### 3.2.2 植被覆盖转型空间特征

如图 6 所示,1990—2020 年,三峡库区腹地植被覆盖转型空间分布差异明显。但整体以稳定型转型模式为主,占总面积 48.944%(图 7)。各模式的空间分布符合各时段三峡库区腹地植被覆盖的整体变化趋势。稳定型主要分布于全植被覆盖度区域,该区域海拔高,受干扰程度小。波动型与退化型主要集中分布于较低海拔区,面积分别占 19.002%和 22.292%,与中、低值覆盖的空间变化格局基本相同。恢复型分布面积最少,占9.762%,集中分布于开州区、万州区、云阳县等植被覆盖受破坏显著的区域,与近 30 年植被覆盖改善明显的区域基本吻合。

稳定型转型类型覆盖区域广,且以 HC-HC 和 MC-MC 两种转型方式为主,分别占该转型类型的 40.108%和 27.905%;随时间变化大部分中等植被覆盖都持续向

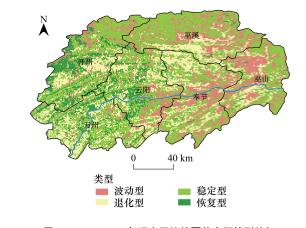


图 6 1990—2020 年研究区植被覆盖空间转型特征

Fig. 6 Spatial transformation characteristics of vegetation cover in the study area from 1990 to 2020

好,其中 MC-HC 占恢复型的 76.212%;波动型主要分布在巫山县和奉节县,其中 MC-LC 转型方向占比最高为 48.240%,表明处于中覆盖度的植被易受干扰且变化较强烈;除稳定型外,三峡库区腹地植被覆盖转型以退化型为主,且 HC-MC 转型方向占比最高为 68.672%;恢复型中以 MC-HC 转型方向为主,表明在研究时段内植被覆盖受破坏区域出现明显好转。

### 3.2.3 植被覆盖转型时间特征

本文依据 1990—2020 年三峡库区腹地植被覆盖度随时间序列的波动特征(图 3),进一步归纳了 1990—2020 年三峡库区腹地植被覆盖转型过程示意图(图 8)。

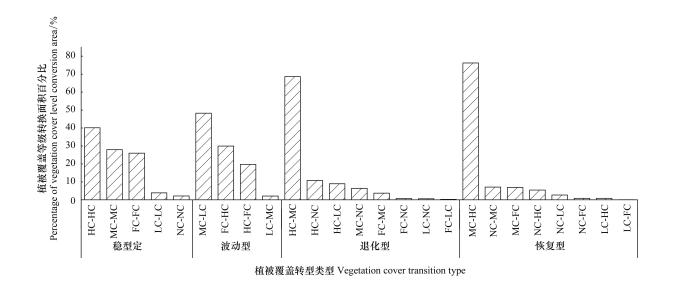
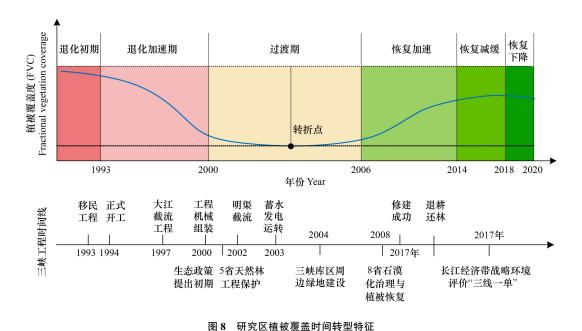


图 7 植被覆盖等级转换占转型类型面积百分比

Fig.7 Vegetation cover level conversion as a percentage of the area of the transition type

三峡库区腹地植被覆盖转型总体为 3 个阶段:植被覆盖退化阶段(1990—2000 年),植被覆盖过渡阶段 (2000-2006年),植被覆盖恢复阶段(2006-2020年),植被覆盖转型受社会-经济-环境系统的共同影响,影 响因素也具有地方性特征。三峡库区腹地经历 1993 年至 2009 年长达 13 年的三峡工程建设核心过程,包括 居民迁移、建设需要的植被砍伐、土地撂荒和退化以及水质污染等,是植被经历减少阶段的关键因素。2000 年中国先后提出各种生态环境政策,如长江中上游防护林工程等旨在针对经济发展时期重大工程建设带来的 生态破坏进行恢复,这是在植被覆盖转型过渡期后,呈现恢复加速的主要原因,在同一时间阶段,中国林业和 生态工程的总体布局,在改善生态环境方面也取得了很大进展[8],三峡库区腹地植被覆盖转型也正是符合这 一趋势。



Characteristics of vegetation cover time transition in the study area

## 3.3 植被覆盖的驱动因素分析

### 3.3.1 各因素对植被覆盖的独立影响

通过单因子探测器计算 q 值,揭示各单因子对植被覆盖的相对影响(图 9),所有因素对植被覆盖度均有显著性影响(P<0.050)。在所有因素中,土壤类型的解释力最高(0.225),其次是地貌(0.200)、土地利用程度(0.181),这些因素对植被覆盖的贡献均超过 15.000%,贡献率均较高。自然因素中土壤类型和地貌的解释力最高,气候因素中年均温(0.142)贡献率较高,其余因素 q 值统计量均较小,表明它们对植被覆盖的贡献率相对较弱。对植被覆盖的贡献率排列为:土壤类型>地貌>土地利用程度>海拔>岩性>年均温>植被类型>人均GDP>农村劳动力>城市化率>年日照>年降水量>坡度>坡向。

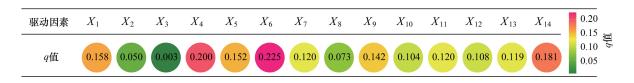


图 9 影响植被覆盖因子的 q 统计数据

Fig.9 q statistics affecting vegetation cover factors

### 3.3.2 各因素对植被覆盖的交互影响

由交互探测器探测任意两因子相互作用的 q 值,结果显示交互 q 统计量均大于相应的个体因子 q 值。如图 10 所示,在所有交互作用中,有 76 对表现为非线性增强,而 22 对表现为二元增强。土地利用程度( $X_{14}$ )与其他因子的交互效应均大于 0.260,土地利用程度与地貌的交互作用最高,达到 0.365。其次土壤类型( $X_6$ )与其他因子交互作用均大于 0.250,土壤类型与土地利用程度、土壤类型与地貌的交互作用最高,q 值分别为 0.354和 0.291。此外,地貌、海拔、岩性与其他因子之间也存在较高的交互作用。进一步说明土壤类型、地貌、海拔、岩性等自然因素是影响三峡库区腹地植被变化的主导因素。而气候因子、人为因子与自然因子交互作用相对较小,但双因子作用仍大于单因子对植被覆盖的影响程度。

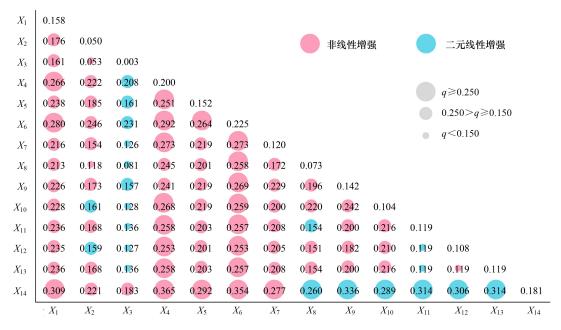


图 10 双因子对植被覆盖的交互作用

Fig.10 Interaction of two factors on vegetation cover

#### 4 讨论

### 4.1 植被覆盖的空间异质性

对长时间序列的植被覆盖时空变化的研究表明,植被覆盖状况在不同时空尺度上都得到良性改善<sup>[23-24]</sup>。本文研究区,在过去 30 年里植被覆盖度呈现上升趋势,并伴有不同阶段的波动,增长速率为 0.006/a(图 3),验证了重庆市植被覆盖恢复较好的结果<sup>[25]</sup>。相比西北地区,高植被覆盖(FVC>0.8)在研究区分布显著,这与西南地区是中国绿化的主要区域有关<sup>[19]</sup>。不同区域的气候特征、研究尺度以及经济差异等可能导致不同的变化结果。

30年平均植被覆盖度的空间异质性明显(图 4)。全植被覆盖和高植被覆盖区域主要分布在巫溪县、奉节县以南以及研究区东部边缘,这些区域海拔较高,且植被类型以针阔混交林、落叶阔叶林为主,证实了阔叶林和针叶林是高植被覆盖出现的主要植被类型<sup>[26]</sup>。而海拔较低的中部、西部地区植被覆盖度低,草甸、竹林是该区的主要植被类型。

三峡库区腹地曾经历较强的人类活动时段,植被覆盖变化的区域多为建成区和经济快速发展的地区,如大坝建设地开州区、万州区和云阳县地区的植被退化明显。人类活动改变地表下垫面的结构与组成,对植被覆盖产生一定影响。通过对三峡库区土地利用转型分析(图11),发现1990年中西部原以草地为主的土地类型,在2000年大面积消失,从而形成非自然植被覆盖区域。这一时段是三峡工程启动的关键期,包括大坝的修建、移民安置、截流蓄水等工程,导致大量草地面积被侵占,同时低海拔周围的大规模人口迁移对移民地土地利用产生影响,Zhang等[18]研究结果表明1995—2000年三峡库区土地利用变化程度最大,移民城镇等是该区域植被覆盖退化的主要原因。土地利用方式、政策等一直是植被覆盖变化的重要影响因素[27]。

在本文研究中,研究时段内大量林草用地向耕地转移,导致自然植被面积减少,但由于生态政策,整体的植

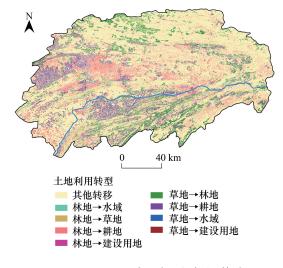


图 11 1990—2000 年研究区土地利用转型

Fig. 11 Land use transformation in the study area from 1990 to 2000

被覆盖度反而增加,所以一系列生态政策改善了植被生长状况,增加了植被的覆盖密度,这是研究区植被覆盖度上升的主要原因,可见生态政策对环境建设具有显著的积极作用。

### 4.2 主导因子的贡献作用

植被覆盖受自然与非自然因素的共同作用,不同地区植被覆盖的主导因素差异很大,并随时间和所选变量而变化 $^{[28]}$ 。如 Ichii 等 $^{[29]}$ 发现北半球中高纬地带 NDVI 与气温呈正相关关系; Li 等 $^{[30]}$ 检测到中亚地区降水的增加为植被生长创造有利条件。本研究结果显示,植被覆盖与土壤类型、地形、土地利用程度、海拔、岩性五个因子高度相关(q>0.1,图 7)。本研究土地利用程度主要以利用方式的改变影响植被转型为主,在 4.1 小节已讨论。

土壤类型的贡献率最大(0.225),这一结果与最近证实自然因素是影响植被变化的主要因素的研究结果一致<sup>[31]</sup>,同样,土壤类型和海拔也被证实在植被动态中占据主导作用<sup>[32–33]</sup>。不同土壤类型上的植被覆盖度均值不同(图 12),棕壤和黄棕壤植被覆盖度较高,分别为 0.907 和 0.899,粗骨土的植被覆盖较低,这些观察到的差异可能与土壤养分和土壤水分有关<sup>[34]</sup>。相比有机物含量低的粗骨土,棕壤肥力高,生物累积作用强,对植被生长更有利。植被生长还取决于土壤水的可用性,这被确定为中亚地区植被变化趋势的驱动因素<sup>[28]</sup>。

整体上, 棕壤、黄棕壤、黄壤、草甸土和褐土等地带性土壤的植被覆盖度较高, 而紫色土、水稻土等非地带性土壤上的植被覆盖度相比地带性土壤较差。

地貌是第二重要影响因素,贡献率为 0.200。植被覆盖度在中山和丘陵地貌较好,低山和平坝植被覆盖度较低。相较于陡峭地势,平地更适合农耕,人类活动也更频繁,人类文明的长期发展抹去了平地的森林痕迹。因此在地形复杂,水热丰富的地区,尤其是排水较好的中山坡地,林地发育往往更为良好。相反,低山和平坝地区则因强烈的人类活动影响导致植被覆盖较低。

海拔上表现为高海拔地区植被覆盖度更高,随着海拔高度从 1 级到 5 级的升高,植被覆盖度呈现稳定的正相关关系,到第 6 级(1800—2761m)植被覆盖度增长迅速,表明植被生长对海拔的响应存在阈值。高海拔地区温度变化显著,一定程度上利于植被生长,复杂的地形和小气候导致植被分布具有差异性。海拔对植被的影响往往与降水和温度联系起来,已有研究发现中国西南部海拔超过 3500m 的地区,从未发现植被增加<sup>[35]</sup>;青藏高原的植被 NDVI 大约在 3500m 处达到峰值后下降<sup>[36]</sup>。海拔更多地被认为是一个间接因素,通过温度、降水和土壤养分等因素影响植被生长。过高的海拔地区热量不足,低温通过降低光合作用和土壤养分释放以及缩短生长季节来限制植被生长。此外,随着海拔的升高,可用水和土壤有效水分的缺乏也可能导致植被的负面变化趋势<sup>[37]</sup>。本文研究区海拔小于 3500m,水热组合在较高海拔地区影响程度更为显著。

不同岩性所形成的土壤的性质差异极大,从而影响水土资源的空间分布以及碳、氮、磷等物质的循环,进一步影响植被生长<sup>[38]</sup>。岩性对植被覆盖的贡献率达到 0.152,整体上沉积岩上的植被覆盖度均较好,其中白云岩上生长的植被覆盖度最高为 0.891,单一泥页岩的植被覆盖度较低为 0.601,而泥页岩与其它岩性混杂后,其生长植被的覆盖度远高于单一性质的泥页岩。单一泥页岩孔隙小,渗透率低,混合后可改善胶结度等物理性质,有利于植被地下部分生长。岩性是影响植被生长的次级因素,更多的间接作用于土壤、水文等形成过程,对植被生长产生综合性影响,同时研究尺度不同也会致使结果差异。此外,在海拔、地貌和岩性等因素的组合影响下,不同地区植被生长和分布的主导因素差异很大,从而导致不同植被类型的覆盖度也有差异。

在本研究中,三峡库区腹地植被覆盖对气候因素的响应不明显,q 统计量相对较低(表9)。这可能归因于中国西南部的丰富降水和适宜温度<sup>[39]</sup>。在降水丰富的亚热带地区,降水与植被覆盖之间的关系较弱,温度也不是植被生长的限制性因素<sup>[40]</sup>,因此,气候不再是影响区域范围内植被动态的主要因素。气候因素的影响具有明显的区域性差异,Yang等<sup>[41]</sup>检测到气候变化对内蒙古草原的影响大于过度放牧;在干旱和半干旱地区植被覆盖对降水的敏感性更强<sup>[42]</sup>,这可能是受不同气候类型影响,如以大陆性气候为主的内陆地区有更高的降水需求,而中国西南地区降水丰富,气候适宜致使植被覆盖变化与气候因素的相关性较弱;山地和高原地区植被覆盖对气候因子的响应程度高<sup>[10]</sup>。研究尺度的不同,植被变化对气候因子的响应也有差异,祁鹏卫等<sup>[43]</sup>发现年均温、年均降水是影响重庆市植被覆盖变化的主要因子,但相同之处在于均发现非自然因素中人类活动对植被覆盖变化的影响较高,而坡向的贡献率最低。坡度和坡向对植被的影响远低于海拔,但与海拔结合,对水热条件的空间分布影响显著<sup>[44]</sup>,从而影响植被的生长。

自然因素对植被覆盖有重要影响,但人为因素的影响不可忽视。人类活动对植被覆盖的影响复杂,一般而言,实施生态恢复计划和植树造林促进植被良性发展<sup>[22]</sup>。在本研究中,人均 GDP、城市化率和农村劳动力也影响植被覆盖,其影响相对较弱。q 值仅反映单个因素对植被覆盖的独立影响,当与其他因素相互作用时其影响力会增加。人均 GDP、城市化率和农村劳动力通常用于表征人类活动强度,如高人口密度对植被覆盖产生负面影响<sup>[45]</sup>,同时在中国西南研究发现低人口密度有利于植被生长<sup>[46]</sup>。三峡库区是典型山地,平地面积少,宜居性较低,人类活动并非植被生长的决定因子。此外,植被覆盖演变可能对本研究中未考虑的人为因素作出反应。如退耕还林、生态保护等措施也是影响植被覆盖变化的重要因素<sup>[44]</sup>。因此,为了揭示植被覆盖及其驱动因素之间的复杂联系,仍然需要进一步研究。

# 4.3 双因子对植被覆盖的交互作用

尽管坡度、坡向、年降水和年日照对植被覆盖的单因素影响相对较弱,但当与土壤类型、地貌类型、土地利

用程度和海拔相结合时,其解释能力显著增强(图 10)。例如:坡度和土壤类型的相互作用( $q(X_2 \cap X_6)$  = 0.246, $q(X_2)$  = 0.050),坡向和土壤类型( $q(X_3 \cap X_6)$  = 0.231, $q(X_2)$  = 0.003),年降水和海拔( $q(X_8 \cap X_1)$  = 0.213, $q(X_8)$  = 0.073),年日照和海拔( $q(X_{10} \cap X_1)$  = 0.228, $q(X_2)$  = 0.104),年降水和土地利用类型( $q(X_8 \cap X_{14})$  = 0.260, $q(X_8)$  = 0.073),坡度和地貌类型( $q(X_2 \cap X_4)$  = 0.222, $q(X_2)$  = 0.050)等。此外,土壤类型、地貌类型和海拔也加剧了人类活动对植被覆盖的作用,例如:土地利用程度和海拔( $q(X_{14} \cap X_1)$  = 0.309, $q(X_2)$  = 0.181),农村劳动力和地貌类型( $q(X_{13} \cap X_4)$  = 0.258, $q(X_2)$  = 0.119),人均 GDP 和土壤类型( $q(X_{11} \cap X_6)$  = 0.257, $q(X_{11})$  = 0.120)等。在双因子交互作用中的q值均大于单个因子中的q值,可以得出结论,双因子的交互作用在影响植被覆盖方面比单因子发挥着更重要的作用<sup>[47]</sup>。此外,双因子的交互作用并非简单的叠加,而是具有非线性增强的过程。

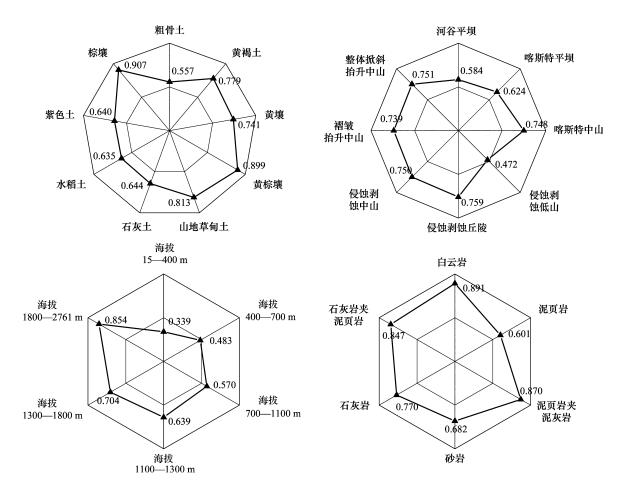


图 12 主导因子对植被覆盖的贡献作用

Fig.12 Contribution of dominant factors to vegetation cover

### 5 结论

根据对森林转型理论进行扩充,本文提出山区植被覆盖转型理论,从"时间-空间"角度解析典型山区三峡库区腹地植被覆盖转型特征及其内在驱动机制,主要结论如下:

(1)1990—2020 年三峡库区腹地植被覆盖出现短暂下降和波动趋势,说明在过去有过恶化现象,植被覆盖明显减少的地区主要分布在研究区中部和西部,植被覆盖增加的地区主要分布在巫溪县、奉节县南部以及巫山县西部。总体上表现为"东西低,南北高;中间低,四周高",植被覆盖度呈现上升趋势,与中国植被呈现变绿趋势的结果保持一致。

- (2)不同时段三峡库区腹地植被覆盖的空间特征差异明显,根据各等级植被覆盖度的转型方向,总结出稳定型、波动型、退化型和恢复型4种植被覆盖空间转型模式,具体以稳定型分布为主,转型类型与植被覆盖等级空间分布基本一致;时间上三峡库区腹地植被覆盖转型经历减少、过渡和恢复3个阶段,减少阶段受工程建设影响并滞后到植被覆盖转型过渡阶段,政策对植被恢复的效果较好。
- (3) 植被覆盖转型主要受自然因素的影响,其主导因子贡献率表现为土壤类型 0.225>地貌 0.200>土地利用程度 0.181>海拔 0.158>岩性 0.152,人为和气候因素的作用相对较弱。此外,双因子之间的交互作用对植被覆盖的影响程度远高于各因子的单独作用。

然而,本文仍存在一些局限性和不确定性。例如,缺乏对人工植被覆盖特征的对比研究,水资源的可利用性、生态工程项目的实施等驱动因素应纳入未来的研究中,进一步精确植被覆盖演变的特征及影响因素。但研究结果仍能反映三峡库区腹地植被覆盖的主要转型方向和驱动机制,这些结果对管理和保护山区植被以及陆地生态系统的演化具有重要意义。

#### 参考文献 (References):

- [ 1 ] Gao X, Huang X X, Lo K, Dang Q W, Wen R Y. Vegetation responses to climate change in the Qilian Mountain Nature Reserve, Northwest China. Global Ecology and Conservation, 2021, 28; e01698.
- [2] Brandt M, Yue Y M, Wigneron J P, Tong X W, Tian F, Jepsen M R, Xiao X M, Verger A, Mialon A, Al-Yaari A, Wang K L, Fensholt R. Satellite-observed major greening and biomass increase in South China Karst during recent decade. Earth's Future, 2018, 6(7): 1017-1028.
- [ 3 ] Huang C B, Zhou Z X, Wang D, Dian Y Y. Monitoring forest dynamics with multi-scale and time series imagery. Environmental Monitoring and Assessment, 2016, 188(5): 1-15.
- [4] Zhu L J, Meng J J, Zhu L K. Applying Geodetector to disentangle the contributions of natural and anthropogenic factors to NDVI variations in the middle reaches of the Heihe River Basin. Ecological Indicators, 2020, 117; 106545.
- [ 5 ] Jiang L G, Liu Y, Wu S, Yang C. Analyzing ecological environment change and associated driving factors in China based on NDVI time series data. Ecological Indicators, 2021, 129: 107933.
- [6] Yang K, Sun W Z, Luo Y, Zhao L. Impact of urban expansion on vegetation: the case of China (2000-2018). Journal of Environmental Management, 2021, 291: 112598.
- [7] Chen W, Bai S, Zhao H M, Han X R, Li L H. Spatiotemporal analysis and potential impact factors of vegetation variation in the Karst region of Southwest China. Environmental Science and Pollution Research International, 2021, 28(43): 61258-61273.
- [8] Cao J, Jiang Z, Yuan D, Xia R, Zhang C. The progress in the study of the karst dynamic system and global changes in the past 30 years. Geology in China, 2017, 44(5): 874-900.
- [ 9 ] Ma Z, Liu H, Mi Z, Zhang Z, Wang Y, Xu W, Jiang L, He J S. Climate warming reduces the temporal stability of plant community biomass production. Nature Communications, 2017, 8: 15378.
- [10] Diaz H F. Climatic Change at High Elevation Sites. Climatic Change, 1997, 36(3): 233-251.
- [11] Wang X H, Wang B T, Xu X Y, Liu T, Duan Y J, Zhao Y. Spatial and temporal variations in surface soil moisture and vegetation cover in the Loess Plateau from 2000 to 2015. Ecological Indicators, 2018, 95: 320-330.
- [12] Liu L B, Wang Y, Wang Z, Li D L, Zhang Y T, Qin D H, Li S C. Elevation-dependent decline in vegetation greening rate driven by increasing dryness based on three satellite NDVI datasets on the Tibetan Plateau. Ecological Indicators, 2019, 107: 105569.
- [13] 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, Krajči 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(2): 111-115.
- [14] Du Z, Zhang X, Xu X, Zhang H, Wu Z, Pang J. Quantifying influences of physiographic factors on temperate dryland vegetation, Northwest China. Scientific Reports, 2017, 7: 40092.
- [15] Jong R D, de Bruin S, de Wit A, Schaepman M E, Dent D L. Analysis of monotonic greening and browning trends from global NDVI time-series. Remote Sensing of Environment, 2011, 115(2): 692-702.
- [16] Peng L, Deng W, Liu Y. Understanding the role of urbanization on vegetation dynamics in mountainous areas of southwest China: mechanism, spatiotemporal pattern, and policy implications. ISPRS International Journal of Geo-Information, 2021, 10(9): 590.
- [17] Liang X Y, Li Y B, Zhou Y L. Study on the abandonment of sloping farmland in Fengjie County, Three Gorges Reservoir Area, a mountainous area in China. Land Use Policy, 2020, 97: 104760.
- [18] Zhang J X, Liu Z J, Sun X X. Changing landscape in the Three Gorges Reservoir Area of Yangtze River from 1977 to 2005: land use/land cover, vegetation cover changes estimated using multi-source satellite data. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2009, 11(6): 403-412.

- [19] Tong X, Brandt M, Yue Y, Horion S, Wang K, Keersmaecker W D, Tian F, Schurgers G, Xiao X, Luo Y, Chen C, Myneni R, Shi Z, Chen H, Fensholt R. Increased vegetation growth and carbon stock in China Karst via ecological engineering. Nature Sustainability, 2018, 1(1): 44-50.
- [20] Macias-Fauria M. Satellite images show China going green. Nature, 2018, 553(7689): 411-413.
- [21] Mather A S, The Forest Transition. Area, 1992, 24(4): 367-379.
- [22] 朱林富,谢世友,杨华,马明国.基于 MODIS EVI 的重庆植被覆盖变化的地形效应.自然资源学报,2017,32(12);2023-2033.
- [23] Huang J, Ge Z X, Huang Y Q, Tang X G, Shi Z, Lai P Y, Song Z J, Hao B F, Yang H, Ma M G. Climate change and ecological engineering jointly induced vegetation greening in global Karst regions from 2001 to 2020. Plant and Soil, 2022, 475 (1/2): 193-212.
- [24] Huang S Z, Zheng X D, Ma L, Wang H, Huang Q, Leng G Y, Meng E H, Guo Y. Quantitative contribution of climate change and human activities to vegetation cover variations based on GA-SVM model. Journal of Hydrology, 2020, 584: 124687.
- [25] Liu L B, Wang Y, Wang Z, Li D L, Zhang Y T, Qin D H, Li S C. Elevation-dependent decline in vegetation greening rate driven by increasing dryness based on three satellite NDVI datasets on the Tibetan Plateau. Ecological Indicators, 2019, 107: 105569.
- [26] Zhang X M, Yue Y M, Tong X W, Wang K L, Qi X K, Deng C X, Brandt M. Eco-engineering controls vegetation trends in southwest China Karst. The Science of the Total Environment, 2021, 770; 145160.
- [27] Wang J, Wang K L, Zhang M Y, Zhang C H. Impacts of climate change and human activities on vegetation cover in hilly Southern China. Ecological Engineering, 2015, 81: 451-461.
- [28] Guo L H, Wu S H, Zhao D S, Yin Y H, Leng G Y, Zhang Q Y. NDVI-based vegetation change in Inner Mongolia from 1982 to 2006 and its relationship to climate at the biomescale. Advances in Meteorology, 2014, 2014; 692068.
- [29] Ichii K, Kawabata A, Yamaguchi Y. Global correlation analysis for NDVI and climatic variables and NDVI trends: 1982-1990. International Journal of Remote Sensing, 2002, 23(18): 3873-3878.
- [30] Li Z, Chen Y N, Li W H, Deng H J, Fang G H. Potential impacts of climate change on vegetation dynamics in Central Asia. Journal of Geophysical Research: Atmospheres, 2015, 120(24): 12345-12356.
- [31] Huo H, Sun C P. Spatiotemporal variation and influencing factors of vegetation dynamics based on Geodetector: a case study of the northwestern Yunnan Plateau, China. Ecological Indicators, 2021, 130: 108005.
- [32] Peng W F, Kuang T T, Tao S. Quantifying influences of natural factors on vegetation NDVI changes based on geographical detector in Sichuan, Western China. Journal of Cleaner Production, 2019, 233; 353-367.
- [33] Meng X Y, Gao X, Li S Y, Lei J Q. Spatial and temporal characteristics of vegetation NDVI changes and the driving forces in Mongolia during 1982—2015, Remote Sensing, 2020, 12(4): 603.
- [34] Du Z, Zhang X, Xu X, Zhang H, Wu Z, Pang J. Quantifying influences of physiographic factors on temperate dryland vegetation, Northwest China. Scientific Reports, 2017, 7: 40092.
- [35] Liu H Y, Jiao F S, Yin J Q, Li T Y, Gong H B, Wang Z Y, Lin Z S. Nonlinear relationship of vegetation greening with nature and human factors and its forecast-A case study of Southwest China. Ecological Indicators, 2020, 111: 106009.
- [36] Liu L B, Wang Y, Wang Z, Li D L, Zhang Y T, Qin D H, Li S C. Elevation-dependent decline in vegetation greening rate driven by increasing dryness based on three satellite NDVI datasets on the Tibetan Plateau. Ecological Indicators, 2019, 107: 105569.
- [37] Liu L B, Wang Y, Wang Z, Li D L, Zhang Y T, Qin D H, Li S C. Elevation-dependent decline in vegetation greening rate driven by increasing dryness based on three satellite NDVI datasets on the Tibetan Plateau. Ecological Indicators, 2019, 107: 105569.
- [38] 马士彬, 安裕伦, 杨广斌. 基于 GIS 的喀斯特区域不同岩性基底植被 NDVI 变化分析. 水土保持研究, 2017, 24(2); 202-206, 212.
- [39] Tong X W, Wang K L, Brandt M, Yue Y M, Liao C J, Fensholt R. Assessing future vegetation trends and restoration prospects in the Karst regions of southwest China. Remote Sensing, 2016, 8(5): 357.
- [40] Qiao Y N, Jiang Y J, Zhang C Y. Contribution of Karst ecological restoration engineering to vegetation greening in southwest China during recent decade. Ecological Indicators, 2021, 121: 107081.
- [41] Yang J, Wan Z Q, Borjigin S, Zhang D, Yan Y L, Chen Y L, Gu R, Gao Q Z. Changing trends of NDVI and their responses to climatic variation in different types of grassland in Inner Mongolia from 1982 to 2011. Sustainability, 2019, 11(12): 3256.
- [42] Tong X W, Wang K L, Brandt M, Yue Y M, Liao C J, Fensholt R. Assessing future vegetation trends and restoration prospects in the Karst regions of southwest China. Remote Sensing, 2016, 8(5): 357.
- [43] 祁鹏卫, 张贤. 2000—2019 年重庆市植被覆盖时空变化特征及其驱动因素. 生态学报, 2022, 42(13): 5427-5436.
- [44] Meng X Y, Gao X, Li S Y, Lei J Q. Spatial and temporal characteristics of vegetation NDVI changes and the driving forces in Mongolia during 1982 2015. Remote Sensing, 2020, 12(4): 603.
- [45] Hao J, Xu G Y, Luo L, Zhang Z, Yang H L, Li H Y. Quantifying the relative contribution of natural and human factors to vegetation coverage variation in coastal wetlands in China. CATENA, 2020, 188: 104429.
- [46] Liu HY, Jiao FS, Yin JQ, Li TY, Gong HB, Wang ZY, Lin ZS. Nonlinear relationship of vegetation greening with nature and human factors and its forecast-A case study of Southwest China. Ecological Indicators, 2020, 111: 106009.
- [47] Bai L, Jiang L, Yang D Y, Liu Y B. Quantifying the spatial heterogeneity influences of natural and socioeconomic factors and their interactions on air pollution using the geographical detector method; a case study of the Yangtze River Economic Belt, China. Journal of Cleaner Production, 2019, 232: 692-704.