

DOI:10.13869/j.cnki.rswc.2024.05.005.

李永平, 赵晓燕, 谈树成, 等. 川南城市群植被覆盖度时空演变及驱动力[J]. 水土保持研究, 2024, 31(5): 399-409.

Li Yongping, Zhao Xiaoyan, Tan Shucheng, et al. Spatial and Temporal Evolution of Vegetation Cover and Driving Forces in the Urban Agglomeration of South Sichuan Province[J]. Research of Soil and Water Conservation, 2024, 31(5): 399-409.

# 川南城市群植被覆盖度时空演变及驱动力

李永平<sup>1</sup>, 赵晓燕<sup>2,3</sup>, 谈树成<sup>4</sup>, 吴 汉<sup>3</sup>

(1. 内江师范学院 国际教育学院, 四川 内江 641000; 2. 云南大学 国际河流与生态安全研究院, 昆明 650500;

3. 内江师范大学 地理与资源科学学院, 四川 内江 641000; 4. 云南大学 地球科学学院, 昆明 650500)

**摘 要:** [目的] 探究川南城市群植被覆盖度时空演变规律, 并分析其驱动机制, 以期为推动长江上游生态环境保护和社会经济可持续发展提供参考和决策依据。[方法] 以植被覆盖度为研究对象, 采用变异系数和线性回归研究方法分析了 2001—2021 年川南城市群植被变化时空演变特征, 并采用地理探测器模型探究了其影响因素。[结果] (1) 川南城市群植被覆盖度整体状况良好, 植被覆盖度为 0.4 以上的区域占比为 71.74%。植被覆盖度变化以低波动为主, 占比为 78.16%。植被退化趋势显著, 占比为 8.89%。(2) 各驱动因子对植被覆盖度影响程度降序排列为高程>土地利用类型>年均气温>坡度>人口密度>GDP>城镇化率>年均蒸散发>年均降水量>坡向。其中, 前 6 个因子的解释力  $q$  值均大于 16%, 是影响植被覆盖度变化的主要驱动因子。(3) 任意两个因子交互关系以双因子增强和非线性增强为主, 其中高程与土地利用类型交互的  $q$  值最大, 为 0.369。(4) 当高程 1 200~1 400 m、年均气温 12.15~15.16 °C、坡度 32°~35°、人口密度小于 22.31 人/km<sup>2</sup>、GDP 为 122~1 221 元/km<sup>2</sup> 以及土地利用类型为林地时, 最适宜植被生长。[结论] 2001—2021 年川南城市群植被覆盖度整体状况良好, 地形地貌、气象条件和社会经济因素均对区域植被变化产生显著影响。

**关键词:** 植被覆盖度; 驱动因素; 地理探测器; 川南城市群

中图分类号: Q948

文献标识码: A

文章编号: 1005-3409(2024)05-0399-11

## Spatial and Temporal Evolution of Vegetation Cover and Driving Forces in the Urban Agglomeration of South Sichuan Province

Li Yongping<sup>1</sup>, Zhao Xiaoyan<sup>2,3</sup>, Tan Shucheng<sup>4</sup>, Wu Han<sup>3</sup>

(1. Office of International Exchange and Cooperation, Neijiang University, Neijiang, Sichuan 641000, China; 2. Institute of International Rivers and Ecological Security, Yunnan University, Kunming 650500, China; 3. School of Geography and Resource Science, Neijiang University, Neijiang, Sichuan 641000, China; 4. School of Earth Science, Yunnan University, Kunming 650500, China)

**Abstract:** [Objective] The aims of this study are to explore the spatial and temporal evolution patterns of vegetation cover in the urban agglomeration of southern Sichuan, to analyze its driving mechanism, and to provide reference and decision-making basis for promoting ecological environmental protection and sustainable socioeconomic development in the upper reaches of the Yangtze River. [Methods] The vegetation cover was taken as the research object. The coefficient of variation and linear regression research methods were used to analyze the spatial and temporal evolution characteristics of the vegetation change in the urban agglomeration of south Sichuan from 2001 to 2021, and the geographic detector model was used to explore the influencing factors. [Results] (1) The overall condition of vegetation cover in the south Sichuan urban agglomeration was good, and the proportion of areas with vegetation cover of 0.4 or more was 71.74%. The

收稿日期: 2023-10-11

修回日期: 2023-11-01

资助项目: 国家自然科学基金项目(41872089); 云南省教育厅科学研究资助项目(2021Y005); 内江师范学院校级青年项目(2022QN19)

第一作者: 李永平(1990—), 男, 云南曲靖人, 硕士, 讲师, 主要从事地理信息学、生态遥感及生态修复研究。E-mail: 541138718@qq.com

通信作者: 谈树成(1970—), 男, 河南光山人, 博士, 教授, 主要从事地理信息系统、地质灾害及矿床学研究。E-mail: shchtan@ynu.edu.cn

<http://stbcj.paperonce.org>

change of vegetation cover was dominated by low fluctuation, accounting for 78.16%. The trend of vegetation degradation was significant, accounting for 8.89%. (2) The degree of influence of each driving factor on vegetation cover was ranked in descending order: elevation > land use type > average annual temperature > slope > population density > GDP > urbanization rate > average annual evaporation > average annual precipitation > aspect. Among them, the explanatory power  $q$ -values of the first six factors were all greater than 16%, which were the main driving factors affecting the change of vegetation cover. (3) Any two-factor interactions were dominated by two-factor enhancement and nonlinear enhancement, in which the  $q$  value of the interaction between elevation and land use type was the largest, 0.369. (4) When the elevation was 1 200 to 1 400 m, the mean annual temperature was 12.15 to 15.16 °C, the slopes were 32° to 35°, the population density was less than 22.31 people/km<sup>2</sup>, the GDP was 122 to 1 221 yuan/km<sup>2</sup> and when the land use type was woodland, the vegetation was most suitable. [Conclusion] The overall condition of vegetation cover in the south Sichuan urban agglomeration from 2001 to 2021 was good, and topography, meteorological conditions and socioeconomic factors all had a significant impact on regional vegetation changes.

**Keywords:** vegetation cover; drivers; geographical detector model; south Sichuan urban agglomeration

目前,全球变暖已成为气候变化的主要趋势,如何利用遥感大数据和统计分析软件,采用数学模型对大尺度范围内的生态环境时空变化特征、演变趋势以及驱动机制进行定量归因研究成为学者们关注的焦点。植被作为生态系统的重要组成部分,是监测生态环境变化的重要指标,能够敏锐地反映气候变化和人类活动对生态环境的影响<sup>[1-3]</sup>。植被覆盖度是指植被冠层在地面的垂直投影面积占统计区总面积的百分比<sup>[4-5]</sup>,是刻画地表植被生长状况的重要参数,已被学者广泛应用于植被监测、干旱监测、农作物估产、水土保持、城市宜居等问题研究。

遥感是指运用传感器对目标物体电磁波的辐射、反射特性进行探测。由于遥感具有获取的信息量大、精度高、效率高和低成本的优点而被广泛应用于大尺度、长时序范围的植被动态变化监测研究<sup>[6]</sup>。武锦辉等<sup>[7]</sup>基于叶面积指数数据,采用临界慢化模型对三峡库区植被恢复力进行遥感定量估算研究。刘冬冬等<sup>[8]</sup>采用 Mann-Kendall 检验、Theil-Sen Median 分析、Hurst 指数和变异系数等多种方法研究了赣南 NDVI 的时空变化,并探究了植被的驱动因素。张元梅等<sup>[9]</sup>采用像元二分模型、一元线性回归和残差分析方法对环塔里木盆地的植被覆盖开展了时空演变和驱动力分析。然而,要想针对性地制定生态环境保护政策和推动区域经济高质量发展,仅仅探究植被时空变化特征和演变趋势是远远不够的,必须对影响植被变化的因素进行探究,定量归因植被变化的驱动力。已有研究建立了气候条件与植被变化的驱动关系。姚楠等<sup>[10]</sup>采用像元二分法、一元线性回归分析了黄土高原植被覆盖度时空变化特征,运用时滞偏相关法对植被与气温、降水的关系开展了研究。郭建晓

等<sup>[11]</sup>采用像元二分模型、趋势分析、偏相关分析以及残差分析等方法对青藏高原植被覆盖度时空变化特征及其与水热因子和人类活动的关系开展了研究。然而,事实上,区域植被动态变化是受多种因素的综合影响,主要包括自然和人类活动两大方面,其内在驱动机制异常复杂且植被与驱动力并非都存在线性关系。王劲峰等<sup>[12]</sup>提出的地理探测器模型无需线性假设,不仅能揭示植被变化与驱动力的内在机制,而且能探测植被驱动因子的空间分异性,受到研究者的认可并广泛应用于植被研究。崔国月等<sup>[13]</sup>基于 Landsat 数据,采用 GIS 技术与图谱融合法探究了雄安新区 30 a 的土地利用变化特征,并采用地理探测器模型对植被覆盖度的驱动力进行定量分析。陈雪萍等<sup>[14]</sup>采用地理探测器对科尔沁沙地植被 NDVI 的驱动力进行研究,发现土壤类型、地貌类型和年均气温是影响 NDVI 变化的主要因子。陈康等<sup>[15]</sup>采用地理探测器模型对湟阳河流域植被覆盖度的驱动机制开展了研究,发现降水量、人口密度、GDP 的驱动力大于 20%,是主要驱动因子。聂桐等<sup>[16]</sup>采用地理探测器模型对河南省植被的空间分异性和驱动机制开展了研究,发现土壤类型、土地利用类型、GDP 和人口密度对 NDVI 的空间分布影响最大。

四川盆地自然资源丰富,社会经济发达,但生态环境脆弱,其战略地位十分重要。已有学者对四川盆地植被开展了研究,Peng 等<sup>[3]</sup>研究发现四川盆地中部城市区植被覆盖度低,气温和降水交互作用增强对植被覆盖的影响。李荣茜等<sup>[17]</sup>发现气温与植被变化呈负相关,降水与植被变化呈正相关。陶帅等<sup>[2]</sup>研究结果表明,宜宾市植被覆盖自北向南逐渐优化,生态环境逐渐变好。然而以上的研究偏向于探究自然因

子与植被的关系,而对社会经济因素考虑较少,且川南城市群植被的研究尚有空白。因此,本文借助谷歌地球引擎平台,快速高效处理 Landsat 系列遥感数据,获取川南城市群 2001—2021 年的植被覆盖度,采用变异系数、一元线性回归分析方法探究植被覆盖度的时空变化特征,并采用地理探测器模型对植被变化的空间分异性和驱动机制开展研究。研究结果有助于为长江上游生态环境保护提供科学支撑,也为其他相关领域的研究提供参考和借鉴。

## 1 研究区概况与数据来源

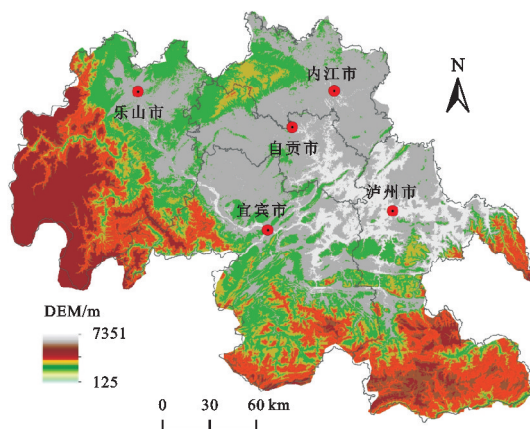
### 1.1 研究区域

川南城市群位于四川省的南部,主要包括乐山、内江、自贡、宜宾和泸州市 5 个地级市,地理坐标为  $102^{\circ}54' - 106^{\circ}19' E, 27^{\circ}39' - 30^{\circ}00' N$ ,总面积约  $48\,000\text{ km}^2$  (图 1)。区内地势起伏大,地形以丘陵和山地为主,最高海拔  $4\,207\text{ m}$ ,最低海拔  $180\text{ m}$ 。乐山市的马边、峨边彝族自治县以及泸州市的古蔺县海拔较高,自贡市、内江市和泸州市的北部地区海拔低。川南城市群位于亚热带季风湿润气候区,夏热冬温,四季分明,季风发达。降水集中在每年的 5—9 月,年平均降雨量  $1\,000 \sim 1\,600\text{ mm}$ ,最冷月气温高于  $0^{\circ}\text{C}$ ,年平均气温  $15 \sim 18^{\circ}\text{C}$ 。乐山市西南山地和泸州市南部山地气候呈典型的垂直地带性特征,年降水量在  $1\,000\text{ mm}$  左右,冬季气温低于  $0^{\circ}\text{C}$ 。土地利用类型有耕地、林地、草地、建筑用地、水体、灌木地和湿地等,河流水系发达,青衣江、沱江、岷江、长江水系流经研究区。植被生长茂盛,主要有亚热带灌木林、常绿阔叶林,代表性土壤有黄壤、水稻土和紫色土。截至 2022 年,川南城市群 GDP 生产总值为  $11\,633$  亿元,占四川省 GDP 总量的  $20.51\%$ 。乐山、自贡、内江、宜宾、泸州的城镇化率从 2000 年的  $23.24\%$ ,  $22.8\%$ ,  $17.31\%$ ,  $15.98\%$ ,  $15.24\%$  增长到 2021 年的  $53.11\%$ ,  $55.4\%$ ,  $50.07\%$ ,  $51.39\%$  和  $50.24\%$ 。区内人口众多,5 个地级市常住人口  $4\,412.2$  万人,城镇发展速度快,交通网络密布,社会经济发展水平高,对四川省经济发展和周边省、市发展具有辐射作用。

### 1.2 数据源与预处理

本文所用的数据主要有遥感影像数据、驱动因子数据以及行政矢量边界数据。遥感影像数据主要采用美国 NASA 陆地卫星 Landsat TM 和 OLI 数据,来源于美国地质调查局 (USGS) 网站 (<http://glovis.usgs.gov/njtc.vpn358.com/>),空间分辨率为  $30\text{ m}$ ,时间分辨率为  $16\text{ d}$ 。2001—2013 年使用 Landsat 5 遥感影像,2014—2021 年使用 Landsat 8 遥感影像。2001—2021 年遥感影像数据在谷歌地球引擎平台 (<https://earthengine.google.com>)

进行筛选和预处理,筛选研究区不同时间以及云量  $< 20\%$  的遥感影像,并对其进行影像拼接、去云、水体掩膜、裁剪和镶嵌。根据已有研究结果,利用归一化植被指数,采用像元二分模型计算得到植被覆盖度指数。参考李晶<sup>[18]</sup>、陆荫等<sup>[19]</sup>的植被覆盖度划分方法,将其划分为 5 个等级,即低植被覆盖度 ( $0 \sim 0.2$ )、较低植被覆盖度 ( $0.2 \sim 0.4$ )、中植被覆盖度 ( $0.4 \sim 0.6$ )、较高植被覆盖度 ( $0.6 \sim 0.8$ )、高植被覆盖度 ( $0.8 \sim 1$ )。



注:基于标准地图服务系统下载的审图号 GS(2019)3333 号的标准地图制作,底图未做修改,下同。

图 1 研究区区位

Fig. 1 Location map of study area

根据以往研究中对植被驱动因素的选取,结合川南城市群实地调研情况,在充分考虑了驱动因子的代表性、科学性和可量化的基础上<sup>[2,6]</sup>,驱动因子数据主要包括地形、气象和社会经济方面的数据。其中坡度、坡向、高程和行政矢量数据来自地理空间数据云 (<http://www.gscloud.cn/search>),空间分辨率为  $30\text{ m}$ 。年均气温、年均降水量、年均蒸散发数据、土地利用类型来自于国家地球系统科学数据中心 (<http://www.geodata.cn/data/>),城镇化率数据来源于四川省统计年鉴 (<http://tjj.sc.gov.cn/>)。GDP 和人口密度数据下载于中国科学院资源环境科学数据中心 (<https://www.resdc.cn/>),空间分辨率为  $1\text{ km}$ 。采用 ArcGIS 软件的空间分析工具对驱动因子数据进行处理。为了使驱动因素每一组内部的相似性最大,而外部组与组之间的相异性最大,以最大程度地减少组内平方差之和。采用自然断点法将坡向、年均气温、GDP、人口密度、城镇化率分为 5 类;年均降水量、年均蒸发量分为 6 类;坡度、高程、分为 8 类;根据我国《土地利用现状分类》(GB/T21010-2017)标准<sup>[20-21]</sup>和在考虑川南城市群土地利用现状的基础上,将土地利用类型划分为耕地、林地、草地、水体、湿地、灌木地、建筑用地和未利用地 (图 2)。最后将植被覆盖度与 10 个驱动因子数据进行关联,生成属性表来确定植被覆盖度与驱动因子的定量关系。



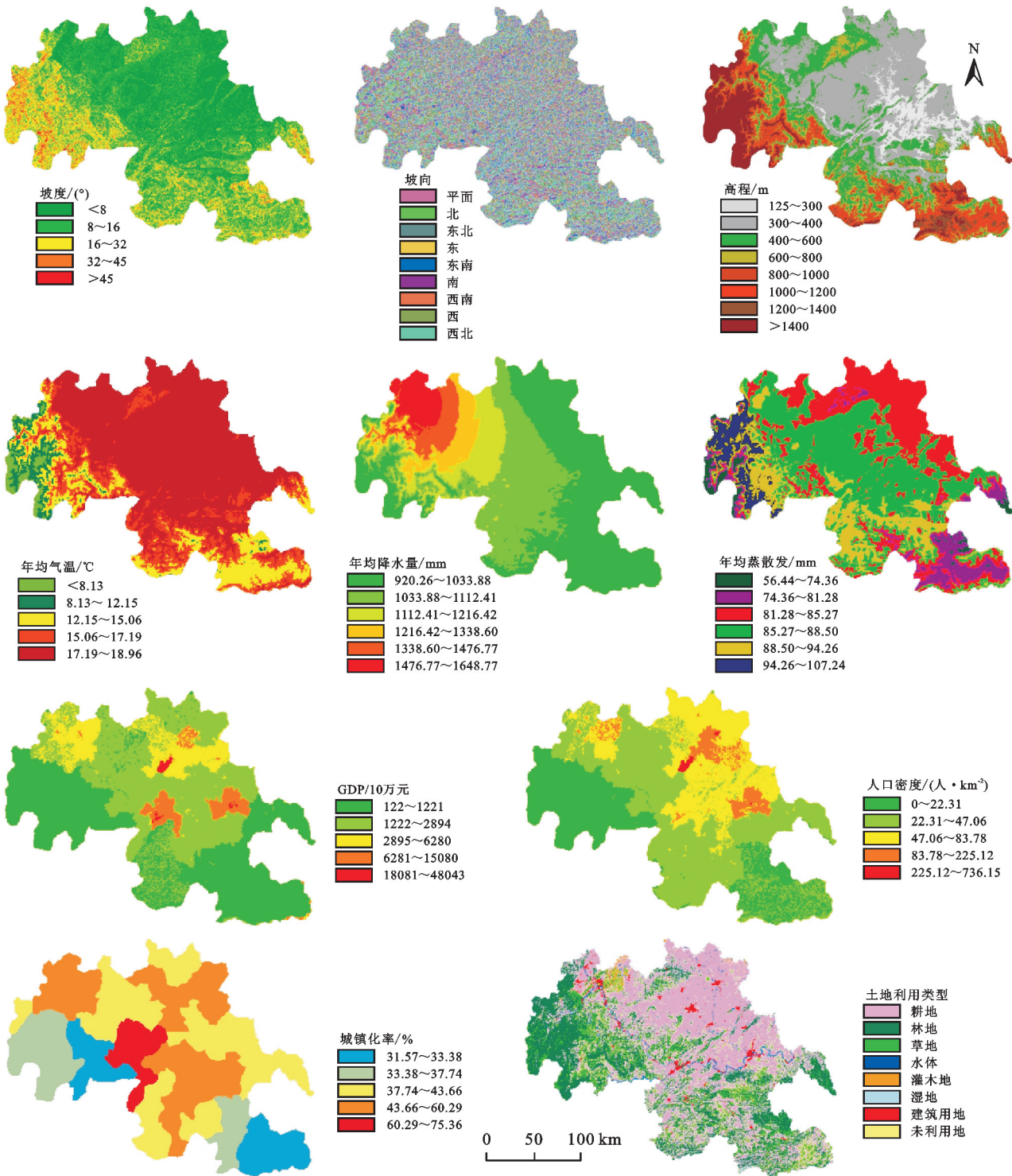


图 2 川南城市群植被覆盖度驱动因子及其空间分布

Fig. 2 Schematic diagram of vegetation cover drivers and their spatial distribution in the South Sichuan urban agglomeration

2 研究方法

2.1 变异系数法

变异系数法(Coefficient of Variation)是一种客观赋权法,用于反映数据的离散程度,通过计算植被标准差与均值的比值来反映植被在时空变化上的相对波动程度。按照前人研究<sup>[22]</sup>,将变异系数划分为 5 个等级,分别是低波动变化( $C_v<5\%$ )、较低波动变

化( $5\%<C_v<10\%$ )、中等波动变化( $10\%<C_v<15\%$ )、较高波动变化( $15\%<C_v<20\%$ )和高波动变化( $C_v>20\%$ )。其计算公式如下:

$$C_v = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (FVC_i - \overline{FVC})^2}{n-1}} / \overline{FVC} \tag{2}$$

式中: $n$  代表观测年份; $C_v$  为变异系数; $\overline{FVC}$  为植被

平均覆盖度;FVC<sub>*i*</sub>为第*i*年的植被覆盖结果。

2.2 一元线性回归分析方法

一元线性回归分析方法是指采用 Slope 函数模拟每个像元的变化趋势来反映植被覆盖度在研究区域内的空间变化特征。根据川南城市群植被覆盖度的增减趋势和显著性检验结果,将植被覆盖度变化趋势分为 5 个等级,分别是明显退化、轻微退化、基本稳定、轻微改善和明显改善<sup>[6,17]</sup>。其计算公式如下:

$$\theta_{\text{slope}} = \frac{n \times \sum_{i=1}^n (i \times \text{FVC}_i) - \sum_{i=1}^n i \times \sum_{i=1}^n \text{FVC}_i}{n \times \sum_{i=1}^n i^2 - (\sum_{i=1}^n i)^2} \quad (3)$$

式中:θ<sub>slope</sub>为 FVC 线性回归趋势;*i*为观测年份的值;FVC<sub>*i*</sub>为第*i*年的 FVC 值。当 θ<sub>slope</sub>>0 时,表示该像元植被覆盖度呈现增加趋势,而 θ<sub>slope</sub><0 时,表示该像元植被覆盖度呈现减少趋势;θ<sub>slope</sub>=0 时,表示该像元植被覆盖度没有变化。

2.3 地理探测器

地理探测器由王劲峰等提出,主要是探测自变量和因变量的空间分异性,既可以探测数值型变量也可以探测定性变量,变量无需线性假设,能够揭示自变量与因变量的内在驱动关系。该模型主要包含因子探测、交互探测、生态探测和风险探测 4 个部分,其具体计算公式见参考文献<sup>[23]</sup>。目前已应用在生态、气象、水文、矿产和社会经济等领域<sup>[24]</sup>。

本文基于 Excel GeoDetector 软件(<https://www.geodetector.cn/>)对植被覆盖度的空间分异性及驱动因子的耦合关系进行探测。其中,因子探测主要检测植被覆

盖度的空间分异性特征,探讨植被覆盖度对驱动因子空间分异的解释程度,其解释力大小用 *q* 值衡量,*q* ∈ [0,1]。*q* 值越大表示植被覆盖度的空间分异性越显著,驱动因子对植被覆盖度的解释力越强。交互式探测器主要识别两个驱动因子的交互作用关系,评估两个因子同时作用时对植被覆盖度的解释力是增强、减弱还是独立。其交互作用关系有非线性减弱、单因子非线性减弱、双因子增强、独立、非线性增强 5 种模式。风险区探测主要是判断两个子区域之间的属性平均值是否具有显著差异,并探测出驱动因子中适应植被生长的范围。生态探测主要用于检测两个驱动因子对植被覆盖度空间分布是否存在显著性。

3 结果与分析

3.1 川南城市群植被覆盖时空变化特征

3.1.1 川南城市群植被覆盖空间分布 根据植被覆盖度分级标准<sup>[18-19]</sup>,以 5 a 为间隔分别计算 2001—2021 年植被覆盖度不同等级所占面积的百分比,如表 1 所示。研究区多年平均植被覆盖度以中、较高和高 3 个等级为主,占到研究区总面积的 71.74%,整体上植被覆盖度状况良好。21 a 间植被覆盖度变化整体上分为两个阶段,从 2001—2016 年,FVC 的变化有下降趋势,较高和高植被覆盖从 40.42%下降到 37.32%,而低和较低植被覆盖从 24.82%上升到 30.87%;从 2016—2021 年,FVC 的变化有上升趋势,较高和高植被覆盖从 37.32%上升到 42.04%,而低和较低植被覆盖从 30.87%下降到 26.09%,期间植被覆盖度的波动变化较大。

表 1 2001—2021 年川南城市群植被覆盖度各等级的面积占比

Table 1 Area share of each class of vegetation cover in the Chuannan urban agglomeration from 2001 to 2021 %

植被状况	等级	多年平均	2001 年	2006 年	2011 年	2016 年	2021 年
低植被覆盖	0~0.2	7.95	7.07	8.75	8.16	9.18	6.59
较低植被覆盖	0.2~0.4	20.31	17.75	21.44	21.08	21.69	19.58
中植被覆盖	0.4~0.6	32.09	34.76	31.84	30.25	31.80	31.80
较高植被覆盖	0.6~0.8	25.24	26.90	24.34	25.4	23.32	26.23
高植被覆盖	0.8~1	14.41	13.52	13.64	15.1	14.00	15.81

2001—2021 年川南城市群植被覆盖度在不同时间尺度下的空间格局差异明显,如图 3 所示。研究区低植被覆盖度主要分布在长江上游支流沿岸,水面开阔且反射率高;较低植被覆盖主要分布在沿江沿河地区、城市建筑密集区和交通道路沿线,受人类活动干扰较强。大部分地区植被覆盖度为 0.4~0.6,高和较高植被覆盖分布在乐山市、泸州市南部、宜宾市西南部地区。2001 年植被覆盖度低于 0.4 的区域主要是

乐山市和宜宾市主城区,所占比例为 24.82%,2006—2016 年植被覆盖度低于 0.4 的区域主要为自贡市大部分地区和泸州市主城区,所占比例为 30%左右,这主要是因为城镇建设和交通道路建设使得区域植被覆盖度降低,到 2021 年植被覆盖度低于 0.4 的区域所占比例为 26.17%,人工绿化植被增多,植被覆盖度相较 2016 年有一定程度上的改善。

3.1.2 川南城市群植被覆盖时间变化 为了探究川



南城市群植被在 2001—2021 年变化的趋势,采用 Slope 函数对川南城市群植被覆盖度变化趋势进行线性回归斜率拟合,得到植被变化趋势结果,如图 4A 所示。2001—2021 年研究区植被退化的区域比改善的区域多 1 709.98 km<sup>2</sup>,占比为 3.56%。其中,植被呈显著退化和轻微退化的区域面积为 16 225.57 km<sup>2</sup>,占比为 33.81%,主要分布在内江市主城区、资

中县、泸州市泸县、宜宾市高县以及地势低平的农耕区;植被覆盖度显著改善和轻微改善的区域面积为 14 515.59 km<sup>2</sup>,占比为 30.25%,主要分布在乐山市大部分地区、泸州市南部山区和宜宾市部分地区。这得益于四川省从 2002 年开始全面推行植树造林和退耕还林的举措,在地势较大的丘陵和山地种植人工林,增加了植被覆盖度。

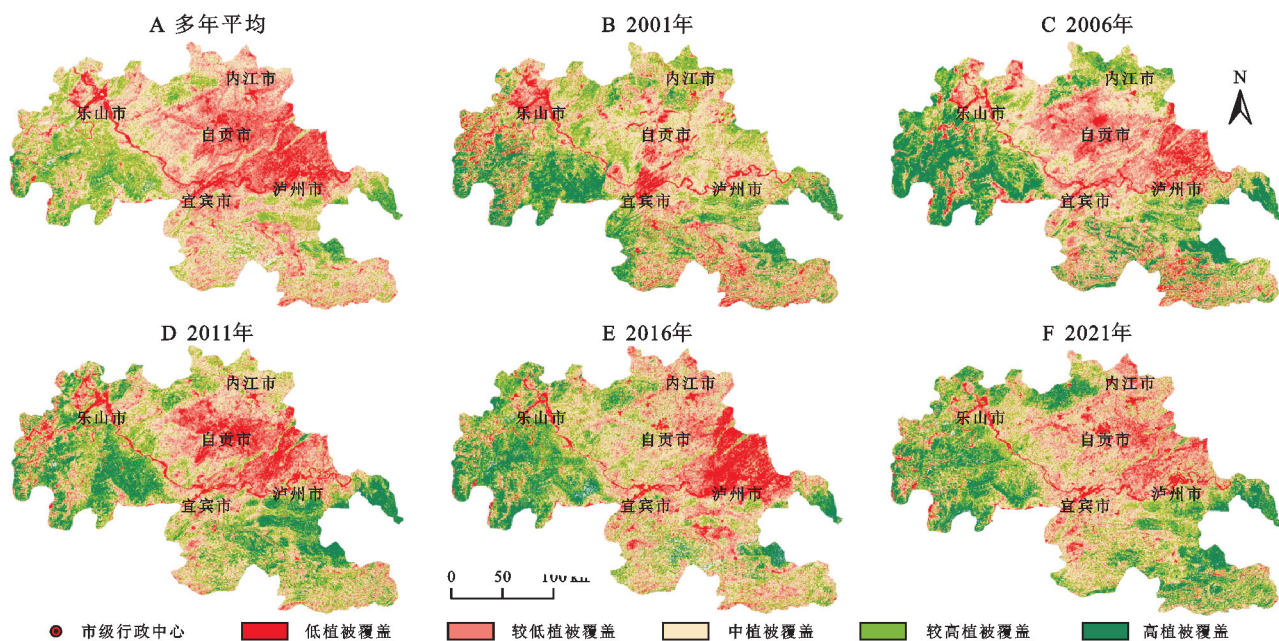


图 3 川南城市群 2001—2021 年植被覆盖度空间分布

Fig. 3 Spatial Distribution of Vegetation Cover in South Sichuan Urban Agglomeration, 2001–2021

### 3.2 川南城市群植被变化稳定性分析

根据川南城市群 2001—2021 年植被覆盖度统计结果,采用变异系数法对川南城市群植被覆盖度的时序变化特征进行分析,采用等差方法将其分为低波动、较低波动、中等波动、较高波动和高波动,如图 4B 所示。可以看出川南城市群不同地区的植被覆盖度变异系数呈现明显差异,变异系数较小的区域主要分布在乐山东南部、泸州南部和宜宾的大部分地区。变

异系数较大的区域主要分布在城市中心和地势平缓的农耕区。研究区植被覆盖度变化以低、较低和中等波动为主,占到研究区总面积的 68.56%,这些区域的植被覆盖度等级以中等、较高和高为主。植被覆盖度变化为较高波动( $15\% < C_v < 20\%$ )和高波动( $C_v > 20\%$ )的区域面积占比分别为 15.27%和 16.16%。这些区域的植被覆盖度等级以低和较低为主。

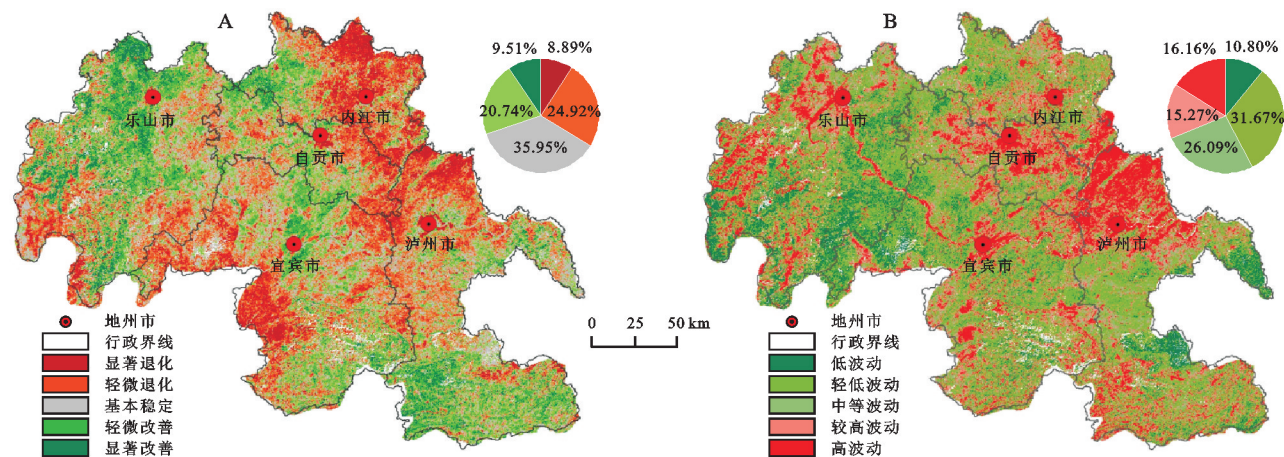


图 4 川南城市群植被覆盖度变化趋势和变异系数分析

Fig. 4 Trends and coefficients of variation of vegetation cover in the urban agglomerations of South Sichuan Province

3.3 驱动力识别

3.3.1 单因子探测分析 运用地理探测器的单因子探测公式计算各驱动因子对植被覆盖度变化的解释力  $q$  值的大小,如图 5 所示。根据驱动因子解释力大小进行降序排序:高程>土地利用类型>年均气温>坡度>人口密度>GDP>城镇化率>年均蒸散发>年均降水量>坡向。其中,高程、土地利用类型、年均气温、坡度、人口密度、GDP 是川南城市群植被覆盖度变化的主要驱动因子,解释力均在 16% 以上。表明植被覆盖度变化受到了自然因素(高程、年均气温、坡度)和社会经济因素(土地利用类型、人口密度、GDP)共同作用的影响。坡向、年均降水量、年均蒸散发对植被覆盖度变化的解释力较弱,其中坡向的影响力最小,解释力为 0.702%。

3.3.2 交互作用探测分析 为了探测任意两个驱动因子对植被覆盖度变化的解释力,根据交互作用探测的 5 种交互关系,得到图 6。从图中可以看出任意两个因子交互作用的  $q$  值均大于单因子作用的  $q$  值,且交互关系以双因子增强和非线性增强为主,不存在独立交互关系。坡向与其他因子、年均降水量与其他因子呈非线性增强,坡度、高程、年均气温、年均蒸散发、GDP、人口密度、城镇化率和土地利用类型中任意两

个因子交互作用呈双因子增强。在这些交互作用关系中,高程与其他因子交互作用关系最大,解释力  $q$  值均在 0.276 以上,其次是土地利用类型与其他因子的交互作用也都超过了 0.267。其中,高程∩土地利用类型( $q=0.369$ )>年均气温∩土地利用类型( $q=0.334$ )>GDP∩土地利用类型( $q=0.331$ )>坡度∩土地利用类型( $q=0.328$ )。综上所述,驱动因素交互作用增强了川南城市群植被覆盖度空间变化的影响力。

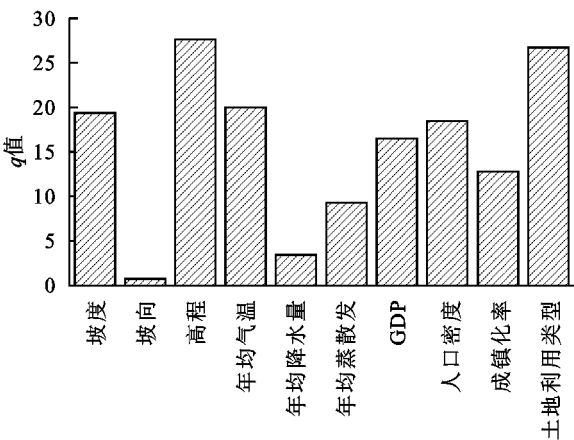
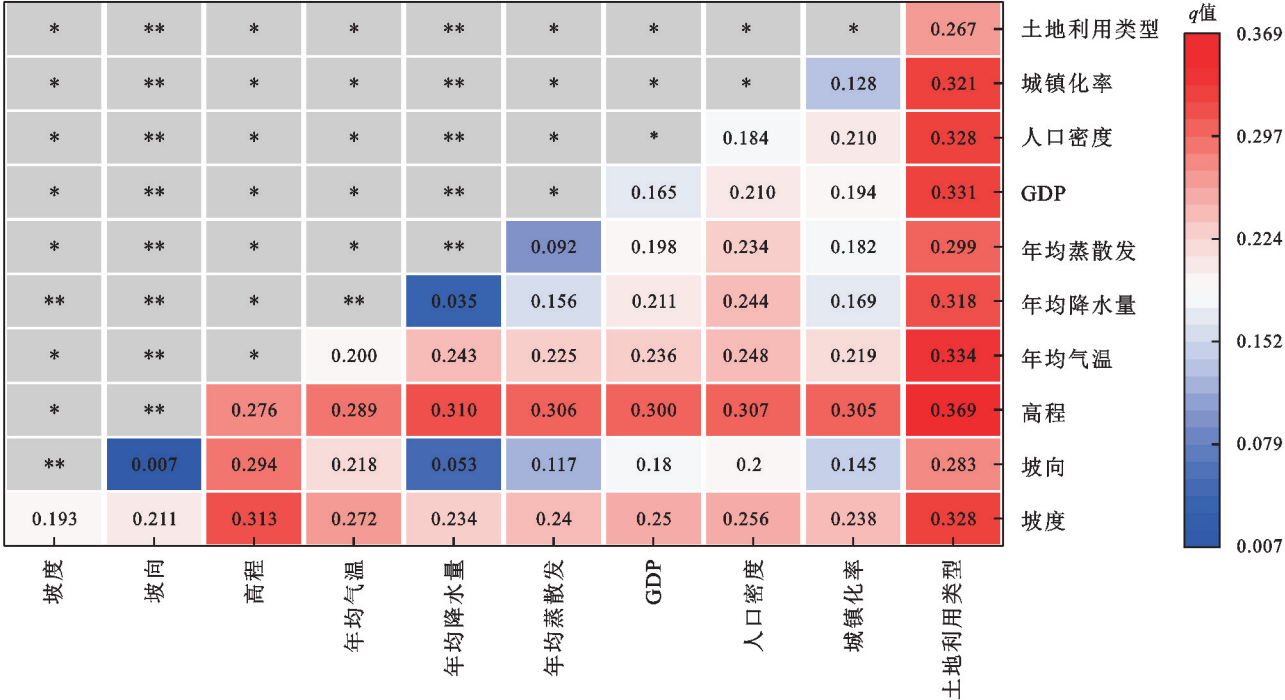


图 5 川南城市群植被覆盖度变化的因子探测结果

Fig. 5 Factor Detection Results of Vegetation Cover Changes in South Sichuan Urban Agglomeration



注:“\*”和“\*\*”分别表示两个驱动因子双因子增强和非线性增强。

图 6 各驱动因子对植被覆盖度变化的交互作用影响

Fig. 6 Interaction effects of drivers on changes in vegetation cover

3.3.3 风险和生态探测分析 风险探测用于确定有利于植被生长的因子范围或类型,因子分类值越大越适宜植被生长。

运用地理探测器模型的风险探测分析,得到各驱动因子在不同范围的植被覆盖度值,用  $t$  值表示,如图 7 所示。



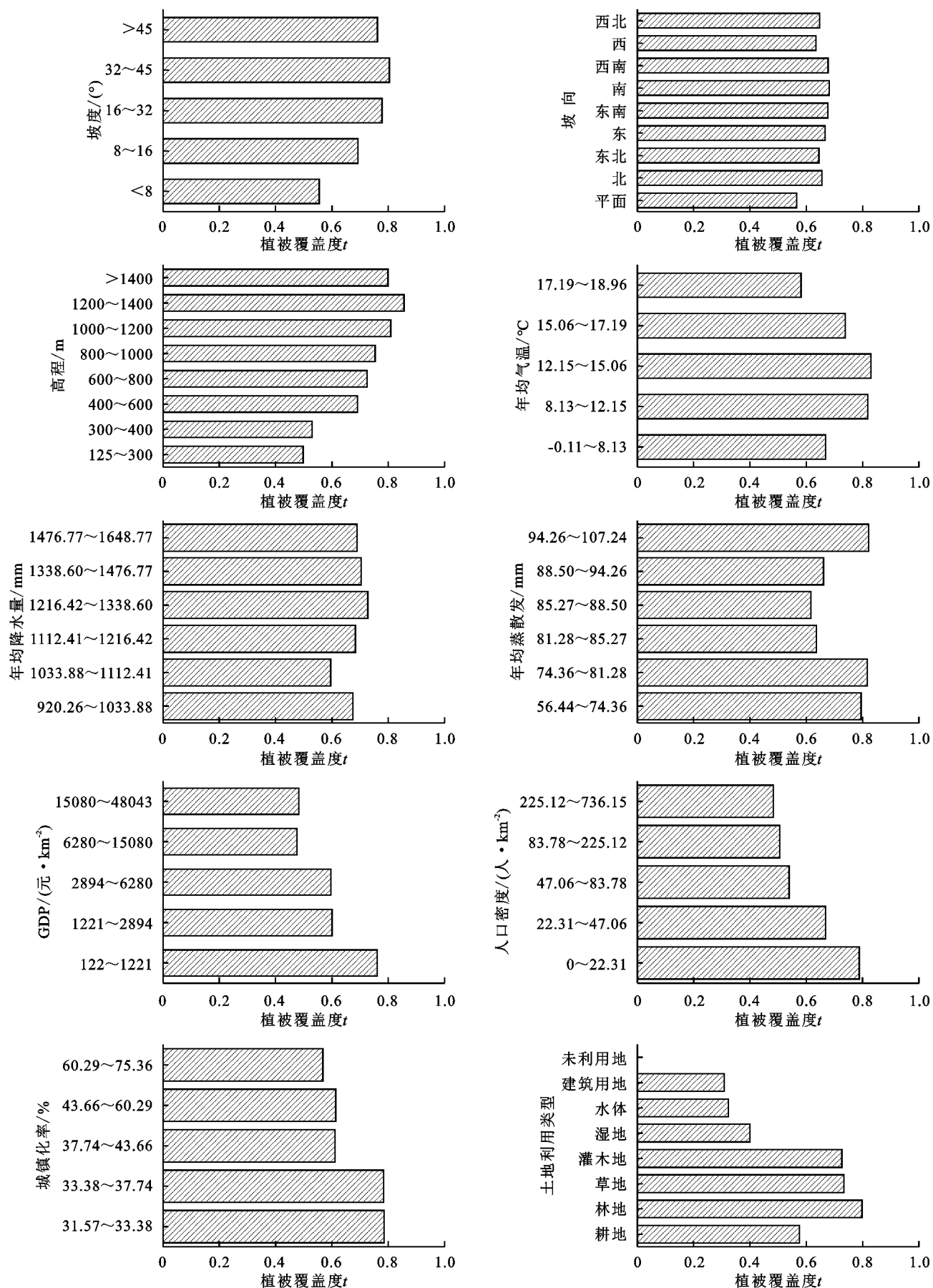


图7 驱动因子不同范围内植被覆盖度的统计结果

Fig. 7 Statistical results of vegetation cover at different ranges of the driving factor



从图7中可以看出,驱动因子的不同范围对植被覆盖度的影响有显著的差异, $t$ 值越大表示越适宜植被生长,植被覆盖度越高。随海拔高度和坡度的增加,植被覆盖度呈增长趋势,当海拔为1 200~1 400 m和坡度为 $32^{\circ}\sim 45^{\circ}$ 时,植被覆盖度 $t$ 值分别达到最大值0.856,0.804。植被覆盖度变化随坡向的变化不大,但向阳坡的 $t$ 值大于背阴坡。这些结果表明在地形地貌因素中,高程和坡度是植被生长的主要因素,高海拔地区和陡峭坡有利于植被生长,这与研究区的自然环境、地形地貌和农耕文化关系密切,地势低平和缓坡地带是人类活动的密集区,有利于城镇建设,对自然环境的干扰力度大。年均气温对植被覆盖度的响应是先升高后降低,当年均气温为 $12.15\sim 15.06^{\circ}\text{C}$ 时,植被覆盖度 $t$ 值最大为0.83。社会经济因子中,当GDP为 $122\sim 1\,221$ 万元/ $\text{km}^2$ ,人口密度为 $0\sim 22.31$ 人/ $\text{km}^2$ ,城镇化率为 $31.57\%\sim 33.38\%$ 时,植被覆盖度值分别达到最大值0.761,0.788,0.784。土地利用类型为林地、草地和灌木地时,植被覆盖度值均在0.632以上,这说明人类活动对植被覆盖度影响显著,人类活动干扰越少、强度越弱越有利于植被生长。

生态探测用于检测驱动因子对植被覆盖度空间分布的显著性。研究结果表明,35对驱动因子对FVC空间分布具有显著性差异。除坡度外,大部分变量与坡向、高程、年均降雨量、人口密度和城镇化率存在显著性差异。坡度与坡向、年均降雨量、年均蒸散发存在显著性差异,但对FVC空间分布的影响与其他驱动因子相比没有多大的差异。

## 4 讨论

研究发现川南城市群植被覆盖度整体状况良好,植被覆盖度大于0.4的区域面积占比为71.74%,这与陶帅等<sup>[2]</sup>、peng等<sup>[3]</sup>的研究结果一致。空间尺度上,研究区的西部和南部地区海拔高、人口密度小、植被类型主要为林地和草地、自然条件优越,受人类干扰少,植被覆盖度高<sup>[3,25]</sup>;而中东部地区地势低平,有内江市、自贡市、泸州市等城市群,受人类活动影响,生态环境相对脆弱,植被覆盖度低。

通过趋势分析发现,研究区有33.81%的区域存在植被退化风险,主要分布在资中县、泸县、高县、内江市主城区和地势低平的农耕区。变异函数分析发现,植被的稳定性在空间上呈显著差异,城市中心和地势平缓的农耕区波动较大,稳定性差。植被生长和变化受多种因素共同作用<sup>[6,26]</sup>,其中高程、土地利用

类型、年均气温、坡度、人口密度和GDP是影响区内植被生长的主要自然和人为因素。一方面,地势平坦地区适宜城镇建设和开展农业活动,人口密度较大,人类活动对环境的干扰和破坏力大,农业活动对植被生长的影响较大。另一方面,研究区气候为亚热带季风气候,降水量充沛,植被对降水的响应较低。但受区域地理环境的影响,地势起伏大,气温是影响植被生长的关键因子,其他研究支持我们的结论<sup>[3,27-28]</sup>。此外,土地利用类型对植被的影响较为显著,林地、草地和灌木地植被覆盖度较高,人口密度与植被生长呈负相关,居住的人口越稀疏植被覆盖度越高。

地理驱动因素的交互作用影响植被变化<sup>[29]</sup>。我们的研究表明,任意两个驱动因子的交互作用对植被覆盖度变化的驱动力均强于单因子,这与其他研究报道的相一致<sup>[30-31]</sup>。我们发现10个驱动因子对植被覆盖度的变化表现为非线性增强和双因子增强。其中,高程、年均气温、土地利用类型的交互作用对植被覆盖度的影响最大,可能是由于海拔高度的变化导致了年均气温的差异和土地利用类型的不同<sup>[3]</sup>。

## 5 结论

(1) 2001—2021年川南城市群植被生长状况良好,植被覆盖度在0.4以上的区域占比为71.74%。植被覆盖度呈西部和南部高,中部低的空间分布格局。植被以低波动为主, $C_v < 15\%$ 的区域占比为68.56%。植被退化趋势显著,主要分布在城市建筑密集区、地势低平农耕区、交通道路沿线等受人类活动影响较大的区域。

(2) 植被覆盖受自然和人为因素共同作用影响。自然因素中的高程、年均气温、坡度,人为因素中的土地利用类型、人口密度和GDP是影响植被覆盖变化的主要驱动因子,其解释力 $q$ 值均在16%以上。

(3) 任意两个因子交互作用增强了对植被的影响,交互关系以双因子增强和非线性增强为主。其中,高程与土地利用类型的解释力最强, $q$ 值为0.369,说明人类活动对区域植被覆盖影响显著。

(4) 地理探测器探测了适宜植被生长的因子范围和类型,当高程1 200~1 400 m、年均气温 $12.15\sim 15.16^{\circ}\text{C}$ 、坡度 $32^{\circ}\sim 35^{\circ}$ 、人口密度小于22.31人/ $\text{km}^2$ ,GDP为 $122\sim 1\,221$ 元/ $\text{km}^2$ 时有利于植被生长。

### 参考文献(References):

- [1] 李晶,刘乾龙,刘鹏宇.1998—2018年呼伦贝尔市植被覆盖度时空变化及驱动力分析[J].生态学报,2022,42(1): 220-235.

- Li J, Liu Q L, Liu P Y. Spatio-temporal changes and driving forces of fraction of vegetation coverage in Hulunbuir(1998—2018)[J]. *Acta Ecologica Sinica*, 2022,42(1):220-235.
- [2] 陶帅, 邝婷婷, 彭文甫, 等. 2000—2015 年长江上游 NDVI 时空变化及驱动力: 以宜宾市为例[J]. *生态学报*, 2020, 40(14):5029-5043.
- Tao S, Kuang T T, Peng W F, et al. Analyzing the spatio-temporal variation and drivers of NDVI in upper reaches of the Yangtze River from 2000 to 2015: A case study of Yibin City[J]. *Acta Ecologica Sinica*, 2020, 40(14):5029-5043.
- [3] 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 [J]. *Journal of Cleaner Production*, 2019, 233:353-367.
- [4] Yan K, Gao S, Chi H J, et al. Evaluation of the vegetation-index-based dimidiate pixel model for fractional vegetation cover estimation[J]. *Ieee Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2021, 60:1-14.
- [5] Wang B, Jia K, Wei X Q, et al. Generating spatiotemporally consistent fractional vegetation cover at different scales using spatiotemporal fusion and multiresolution tree methods[J]. *Isprs Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2020, 167:214-229.
- [6] Liu C L, Li W L, Wang W Y, et al. Quantitative spatial analysis of vegetation dynamics and potential driving factors in a typical alpine region on the northeastern Tibetan Plateau using the Google Earth Engine [J]. *Catena*, 2021, 206:105500.
- [7] 武锦辉, 张亮亮, 赵秉琨, 等. 基于临界慢化模型和 GLASS LAI 的植被及其恢复力遥感监测研究: 以三峡库区为例[J]. *生态学报*, 2023, 43(12):1-12.
- Wu J H, Zhang L L, Zhao B K, et al. Remote sensing assessing of vegetation and its resilience based on critical slowing down model and GLASS LAI: A case study in the Three Gorges Reservoir Area [J]. *Acta Ecologica Sinica*, 2023, 43(12):1-12.
- [8] 刘冬冬, 潘萍, 付佳, 等. 2000—2020 年赣南植被覆盖时空变化特征及驱动因素[J]. *应用生态学报*, 2023, 34(11):2919-2928.
- Liu D D, Pan P, Fu J, et al. Spatiotemporal variation and driving factor of vegetation coverage from 2000 to 2020 in southern Jiangxi Province, China [J]. *Chinese Journal of Applied Ecology*, 2023, 34(11):2919-2928.
- [9] 张元梅, 孙桂丽, 鲁艳, 等. 气候变化和人类活动对塔里木盆地植被覆盖度的影响[J]. *东北林业大学学报*, 2024, 52(05):75-81.
- Zhang Y M, Sun G L, Lu Y, et al. Effects of climate change and human activities on vegetation coverage in Ring Tarim Basin [J]. *Journal of Northeast Forestry University*, 2024, 52(5):75-81.
- [10] 姚楠, 董国涛, 薛华柱. 基于 GoogleEarthEngine 的黄土高原植被覆盖度时空变化特征分析[J]. *水土保持研究*, 2024, 31(1):260-268.
- Yao N, Dong G T, Xue H Z. Analysis on the characteristics of the spatiotemporal change in vegetation coverage on the Loess Plateau using the google earth engine [J]. *Research of Soil and Water Conservation*, 2024, 31(1):260-268.
- [11] 郭建晓, 桑会勇, 翟亮. 青藏高原植被覆盖度时空变化特征及其驱动因素[J]. *生态学杂志*, 2023, 42(11):2665-2674.
- Guo J X, Sang H Y, Zhai L. Spatiotemporal variations and driving factors of vegetation coverage on the Qinghai-Tibet Plateau [J]. *Chinese Journal of Ecology*, 2023, 42(11):2665-2674.
- [12] Jiang W G, Yuan L H, Wang W J, et al. Spatio-temporal analysis of vegetation variation in the Yellow River Basin [J]. *Ecological Indicators*, 2015, 51:117-126.
- [13] 崔国月, 王世东, 张学军. 1991—2021 年雄安新区土地利用与植被覆盖变化遥感研究[J]. *自然资源遥感*, 2023, 35(4):214-225.
- Cui D Y, Wang S D, Zhang X J. A remote sensing-based study on change in land use and vegetation cover in Xiong'an New Area from 1991 to 2021 [J]. *Remote Sensing for Natural Resources*, 2023, 35(4):214-225.
- [14] 陈雪萍, 赵学勇, 张晶, 等. 基于地理探测器的科尔沁沙地植被 NDVI 时空变化特征及其驱动因素[J]. *植物生态学报*, 2023, 47(8):1082-1093.
- Chen X P, Zhao X Y, Zhang J, et al. Variation of NDVI spatio-temporal characteristics and its driving factors based on geodetector model in Horqin Sandy Land, China [J]. *Chinese Journal of Plant Ecology*, 2023, 47(8):1082-1093.
- [15] 陈康, 丁永康, 张笑晨. 基于地理探测器的滏阳河流域植被覆盖时空变化与驱动力分析[J]. *地学前缘*, 2023, 30(5):526-540.
- Chen K, Ding Y K, Zhang X C. Spatiotemporal dynamics and control factors of vegetation cover in the Fuyang River Basin based on geographical detector model [J]. *Earth Science Frontiers*, 2023, 30(5):526-540.
- [16] 聂桐, 董国涛, 蒋晓辉, 等. 基于地理探测器的河南省植被 NDVI 时空变化及驱动力分析[J]. *生态学杂志*, 2024, 43(1):273-281.
- Nie T, Dong G T, Jiang X H, et al. Temporal and spatial variations and driving force analysis of NDVI in Henan Province based on Geodetector [J]. *Chinese Journal of Ecology*, 2024, 43(1):273-281.

- [17] 李茜荣,杨东,冯磊,等.成渝经济圈 2000—2018 年植被 NDVI 的动态变化[J].生态学杂志,2021,40(9):2967-2977.
- Li X R, Yang D, Feng L, et al. Dynamics of vegetation NDVI in Chengdu-Chongqing economic circle from 2000 to 2018[J]. Chinese Journal of Ecology, 2021,40(9):2967-2977.
- [18] 李晶,闫星光,闫萧萧,等.基于 GEE 云平台的黄河流域植被覆盖度时空变化特征[J].煤炭学报,2021,46(5):1439-1450.
- Li J, Yan X G, Yan X X, et al. Temporal and spatial variation characteristic of vegetation coverage in the Yellow River Basin based on GEE cloud platform[J]. Journal of China Coal Society, 2021,46(5):1439-1450.
- [19] 陆荫,张强,李晓红,等.黄河流域甘肃段植被覆盖度时空变化及对气候因子的响应[J].水土保持通报,2020,40(2):232-238.
- Lu Y, Zhang Q, Li X H, et al. Temporal and spatial variation of vegetation coverage and its response to climate factors in Gansu section of Yellow River Basin [J]. Bulletin of Soil and Water Conservation, 2020,40(2):232-238.
- [20] 康紫薇,张正勇,位宏,等.基于土地利用变化的玛纳斯河流域景观生态风险评价[J].生态学报,2020,40(18):6472-6485.
- Kang Z W, Zhang Z Y, Wei H, et al. Landscape ecological risk assessment in Manas River Basin based on land use change[J]. Acta Ecologica Sinica, 2020,40(18):6472-6485.
- [21] 李永平,赵晓燕.基于土地利用变化的沱江流域景观生态风险时空分异研究[J].内江师范学院学报,2023,38(4):94-101.
- Li Y P, Zhao X Y. Landuse-change-based space-time differentiation study of landscape ecological risks in the Tuojiang River Basin[J]. Journal of Neijiang Normal University, 2023,38(4):94-101.
- [22] 陈登魁,马超,王夏冰,等.1982—2015 年可可西里 NDVI 变化特征及其气候响应[J].干旱区研究,2018,35(6):1410-1417.
- Chen D K, Ma C, Wang X B, et al. Variation of NDVI and its response to climate change in hoh xil during the period of 1982—2015[J]. Arid Zone Research, 2018,35(6):1410-1417.
- [23] 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.
- Wang J F, Xu C D. Geodetector: Principle and prospective[J]. Acta Geographica Sinica, 2017,72(1):116-134.
- [24] Zuo Y F, Li Y H, He K N, et al. Temporal and spatial variation characteristics of vegetation coverage and quantitative analysis of its potential driving forces in the Qilian Mountains, China, 2000—2020 [J]. Ecological Indicators, 2022,143:109429.
- [25] 李茜荣,杨东,冯磊,等.成渝经济圈 2000—2018 年植被 NDVI 的动态变化[J].生态学杂志,2021,40(9):2967-2977.
- Li X R, Yang D, Feng L, et al. Dynamics of vegetation NDVI in Chengdu-Chongqing economic circle from 2000 to 2018[J]. Chinese Journal of Ecology, 2021,40(9):2967-2977.
- [26] 金凯,王飞,韩剑桥,等.1982—2015 年中国气候变化和人类活动对植被 NDVI 变化的影响[J].地理学报,2020,75(5):961-974.
- Jin K, Wang F, Han J Q, et al. Contribution of climatic change and human activities to vegetation NDVI change over China during 1982—2015 [J]. Acta Geographica Sinica, 2020,75(5):961-974.
- [27] 郑杰,冯文兰,牛晓俊,等.四川省植被变化及其与气象因子的相关性分析[J].水土保持通报,2016,36(2):99-104.
- Zheng J, Feng W L, Niu X J, et al. Vegetation change and its correlation with meteorological factors in Sichuan Province [J]. Bulletin of Soil and Water Conservation, 2016,36(2):99-104.
- [28] Lamchin M, Lee W K, Jeon S W, et al. Long-term trend and correlation between vegetation greenness and climate variables in Asia based on satellite data[J]. Science of the Total Environment, 2018,618:1089-1095.
- [29] Zhou Y, Li X H, Liu Y S. Land use change and driving factors in rural China during the period 1995—2015 [J]. Land Use Policy, 2020,99:105048.
- [30] Guo B, Wang Y, Pei L, et al. Determining the effects of socioeconomic and environmental determinants on chronic obstructive pulmonary disease (COPD) mortality using geographically and temporally weighted regression model across Xi'an during 2014—2016 [J]. Science of the Total Environment, 2021,756:143869.
- [31] Yuan X F, Shao Y J, Wei X D, et al. Study on the potential of cultivated land quality improvement based on a geological detector[J]. Geological Journal, 2018,53(S1):387-397.