研究论文|Research Article
时空智能|Spatio-Temporal Intelligence

引用格式:张李洋, 江洪, 岳晓峰, 等. 基于 SEVI 的长汀县植被活力时空分异及驱动因子研究 [J]. 海南大学学报(自然科学版中英文), 2026, 44(4): 402−416.

Citation: Zhang Liyang, Jiang Hong, Yue Xiaofeng, et al. Spatiotemporal differentiation of vegetation vitality and driving factors in Changting County based on the SEVI[J]. Natural Science of Hainan University, 2026, 44(4): 402−416.

Open Access

基于 SEVI 的长汀县植被活力时空分异及驱动因子研究

张李洋[1,2,3], 江　洪[1,2,3] ✉, 岳晓峰[4], 刘家明[1,2,3], 黄楠鸿[1,2,3]

(1. 福州大学 数字中国研究院(福建), 福建 福州 350108; 2. 空间数据挖掘与信息共享教育部重点实验室, 福建 福州 350108; 3. 卫星空间信息技术综合应用国家地方联合工程研究中心, 福建 福州 350108; 4. 北京电子科技学院, 北京 100070)

摘　要: 为探究南方红壤区水土流失治理背景下长汀县植被活力的长期变化规律与驱动因素, 以 2000—2020 年的 Landsat 影像构建长时序植被活力数据集, 采用集成地形校正模型削弱山地复杂地形的影响, 来提高影像的光谱一致性和分类精度。结合随机森林分类方法实现主要植被类型的高精度识别, 进一步利用 Theil-Sen 趋势分析和 Mann-Kendall 显著性检验, 揭示长汀县 2000—2020 年间植被活力的时空演化特征, 并通过地理探测器解析其空间分异的主导驱动力及交互作用机制。结果表明: 长汀县 4 类植被活力中, 阔叶林活力最高, 针叶林与竹林次之且数值相近, 灌草丛最低, 均呈波动上升趋势。重点与非重点治理区变化趋势同全县一致, 重点区阔叶林活力优势更突出, 区域间植被活力存在差异; 全县植被活力显著提升, 极显著增加区占 52.17%, 重点治理区恢复速度快于非重点治理区; 地形因子和植被类型是植被活力变化的主要驱动力, 人类活动因子影响力逐渐增强, 体现出生态治理与社会发展交互作用的动态演化。

关键词: 阴影消除植被指数; 植被活力; 地形校正; 时空演化; 地理探测器

中图分类号: TP79　　**文献标志码:** A　　**文章编号:** 1004-1729(2026)04-0402-15

DOI: 10.65658/j.hndk.2025101502　　CSTR: 32403.14.hndk.2025101502

Spatiotemporal differentiation of vegetation vitality and driving factors in Changting County based on the SEVI

Zhang Liyang[1,2,3], Jiang Hong[1,2,3] ✉, Yue Xiaofeng[4], Liu Jiaming[1,2,3], Huang Nanhong[1,2,3]

(1. The Academy of Digital China, Fuzhou University, Fuzhou 350108, China; 2. Key Lab of Spatial Data Mining & Information Sharing,Ministry of Education, Fuzhou 350108, China; 3. National Engineering Research Center of Satellite Spatial Information Technology and Applications,Fuzhou 350108, China; 4. Beijing Electronic Science & Technology Institute, Beijing 100070, China)

Abstract: To investigate the long-term patterns of variation and driving factors of vegetation vitality in Changting County in the context of soil erosion control in the red soil region of southern China, a long-term vegetation vitality dataset was constructed from Landsat imagery from 2000 to 2020. The integrated topographic correction (ITC) model was applied to mitigate the impact of complex mountainous terrain,

Received: 2025−10−15; **Revised:** 2026−02−03; **Accepted:** 2026−02−10.
✉ **Corresponding author(s):** Jiang Hong, E-mail: jh910@fzu.edu.cn.

thereby enhancing the spectral consistency and classification accuracy of the imagery. High-precision identification of major vegetation types was achieved by integrating the random forest classification method. Furthermore, the Theil-Sen trend analysis and the Mann-Kendall significance test were employed to reveal the spatiotemporal evolution characteristics of vegetation vitality in Changting County from 2000 to 2020. The geodetector was utilized to analyze the dominant driving forces and interaction mechanisms underlying its spatial heterogeneity. The results indicate that among the four vegetation types, broad-leaved forests exhibited the highest vitality, followed by coniferous forests and bamboo forests with similar values, while shrub-grass communities showed the lowest vitality. All vegetation types demonstrated a fluctuating upward trend. The trends in key treatment areas and non-key treatment areas aligned with the overall county pattern. However, the vitality advantage of broad-leaved forests was more pronounced in key treatment areas, and regional differences in vegetation vitality were observed. Vegetation vitality across the county improved significantly, with areas showing a highly significant increase accounting for 52.17%. The recovery rate in key treatment areas exceeded that in non-key treatment areas. Topographic factors and vegetation type were the primary drivers of vegetation vitality change, while the influence of human activity factors has gradually increased, reflecting the dynamic interplay between ecological governance and socio-economic development.

Keywords: shadow-eliminated vegetation index; vegetation vitality; topographic correction; spatiotemporal evolution; geodetector

0 引 言

植被活力主要指植被各组成部分(如冠、叶、茎、枝等)的生长状况以及冠层的茂盛程度[1−2],是衡量植被长势、健康状况、结构完整性和恢复潜力的重要参数,在生态系统的监测与评估中具有极其重要的意义。植被活力是一个健康生态系统的重要组成部分,是综合反映植被生理、生态和形态特征的指标,是植被领域研究的热点和难点。基于遥感数据计算的植被指数是评估区域植被活力的一种重要手段,能减少大气等非植被因素的干扰,既直接反映植被的冠层茂盛程度,又能够间接体现植被的生长状况[3]。在众多植被指数中,归一化差异植被指数(normalized difference vegetation index, NDVI)被广泛地用于植被活力的监测[4],其在揭示植被活力的长期动态变化方面表现尤为出色,成为监测大范围植被活力的重要手段。无人机技术的迅速发展,为小范围高精度植被活力监测提供了高动态高分辨率的影像支持[5],基于无人机高光谱和多光谱数据的各种植被指数在小范围植被区域内的高精度监测中表现优异,但受限于客观条件难以在大面积区域推广应用。经典植被指数表现优异,但是由于受到复杂山区地形的影响,其很难较好地反映出位于地形阴影区域内植被的实际生长状况。为解决此问题,Jiang 等[6−8] 提出了阴影消除植被指数(shadow-eliminated vegetation index, SEVI)以消除地形阴影的影响,可以更加精准地表征复杂山地区域植被活力水平[9]。

植被活力的演变驱动机制是区域植被恢复研究的核心内容,其变化是多维度复杂因子共同作用的结果。早期研究多采用植被活力与气温、降水等自然因素的相关性或简单的回归分析法揭示单一气候因子对植被活力的影响[10−11]。随着遥感技术与各类统计数据精度的不断提升,研究人员逐步开始研究气候因子的时滞效应、累积效应及其交互作用对植被生长状况的影响[12−13]。除自然因素外,人类活动对生态环境的影响逐渐加大,能够在区域尺度上改变植被的生长状况。研究人员主要采用主成分分析法和专家评价法等定性分析方法以及残差分析法等定量分析法[14−16],从两个角度分析复杂因子对植被变化的影响。本研究选取水土流失治理取得显著成效的长汀县,揭示长汀县 2000—2020 年植被活力的空间分布格局和时序变化趋势,并从自然因素和人类活动两个方面探究其变化的影响因素,以期为区域植被恢复提供理论支撑。

1 研究区域概况与数据源

1.1 研究区域概况 长汀县(116°00′45″ ~ 116°39′20″E, 25°18′40″ ~ 26°02′05″N)位于福建省西南部,全县总面积3 099 km^2,地形崎岖复杂,以丘陵山地为主,整体地势呈现出中部低、四周高的格局,海拔最高处可达1 442 m,最低处为168 m,相对高差达1 274 m,属于典型的亚热带季风气候,年均气温17.6 ℃,年均降水量1 882 mm,温暖湿润的气候条件为生态系统提供了良好的水热基础。植被类型以针叶林、阔叶林、竹林和灌草丛为主,土壤类型以红壤为主,抗侵蚀能力较差,区域生态环境因长期不合理地开发利用,曾遭受严重破坏[17]。以河田镇为首的7个乡镇是长汀县水土流失重点治理区域,也是全国水土流失最严重的地区之一[18−19]。经过多年综合治理,长汀县植被恢复成效显著,已经从生态脆弱区转变为全国水土流失治理重点示范区。

1.2 数据源与预处理 数据源数据年份为2000—2020年,格式为栅格,如表1所示。对21期Landsat数据进行辐射定标和大气校正等预处理,对其余因子数据进行投影转换、合成、掩膜重采样到30 m空间分辨率,最后统一进行裁剪,以满足后续研究需要。

表1 数据源

数据类型	数据来源	空间分辨率	时间分辨率	说明
Landsat数据	美国地质调查局(USGS)	30 m	1年	每年10月至12月遥感影像
气象数据	国家地球系统科学数据中心	1 km	1月	逐月气温降水数据
DEM数据	地理空间数据云	30 m	1年	包括高程、坡度、坡向
人口密度数据	WorldPop	1 km	1年	逐年人口密度
GDP数据	中国科学院资源环境科学数据中心	1 km	1年	逐年GDP数据
土地利用数据	中国科学院资源环境科学数据中心	30 m	1年	逐年土地利用数据
夜间灯光数据	Harvard Dataverse	1 km	1年	逐年夜间灯光数据

2 研究方法

2.1 植被活力算法

2.1.1 阴影消除植被指数 阴影消除植被指数是一种针对复杂地形山区阴影开发的新型植被指数,引入最佳调节因子$f(\Delta)$,能够很好地解决地形阴影的过校正与欠校正问题,具体计算为

$$I_{\mathrm{SEVI}} = I_{\mathrm{RVI}} + f(\Delta) \times I_{\mathrm{SVI}} \tag{1}$$

$$I_{\mathrm{RVI}} = \frac{\rho_{\mathrm{nir}}}{\rho_{\mathrm{r}}} \tag{2}$$

$$I_{\mathrm{SVI}} = \frac{1}{\rho_{\mathrm{r}}} \tag{3}$$

式中,I_{SEVI}为阴影消除植被指数,I_{RVI}为比值植被指数,$f(\Delta)$为地形调节因子,I_{SVI}为阴影植被指数,ρ_{nir}为近红外波段地表反射率,ρ_{r}为红光波段地表反射率。

SEVI使用陡坡块信息熵算法(block information entropy, BIE)计算$f(\Delta)$,其核心思想是假设遥感影像阴阳坡植被均质的情况下,阴坡区域校正效果越好,信息熵越大。首先对坡度数据进行重采样,然后选择坡度分位数大于99%的像素块为陡坡块,最后以0.001为步长,迭代计算最大信息熵,选择其对应的$f(\Delta)$值为最佳调节因子。

2.1.2 归一化差异植被指数 NDVI基于植被在近红外与可见光波段的光谱反射差异构建,其耦合植被光合生理特性[20−21](如叶绿素含量、光合活性),可有效弱化地形阴影和大气散射等非植被因素干扰。归一化差异植被指数多尺度长时序数据集易获取且连续性强,同时与生物量和叶面积指数等植被活力关键

参数呈显著相关，能稳定量化植被绿度、生长动态和生产力水平[22−24]，是表征植被活力的理想可靠指标，在一定程度上能够消除由于地形阴影造成的影响，计算公式为

$$I_{\mathrm{NDVI}}=\frac{\rho_{\mathrm{nir}}-\rho_{\mathrm{r}}}{\rho_{\mathrm{nir}}+\rho_{\mathrm{r}}} \tag{4}$$

式中，I_{NDVI}为归一化差异植被指数，ρ_{nir}为近红外波段地表反射率，ρ_{r}为红光波段地表反射率。

2.2 地形校正

2.2.1 SCS+C 校正 SCS+C 校正[25]是一种成熟的地形校正方法，计算公式为

$$L_{\mathrm{SCS+C}}=L_{\mathrm{T}}\times\left(\frac{\cos\theta\cdot\cos\sigma+c}{\cos i+c}\right) \tag{5}$$

式中，$L_{\mathrm{SCS+C}}$为 SCS+C 校正后的反射率值，L_{T}为倾斜地表像元反射率值，θ为太阳天顶角，σ为地形坡度角，i 为太阳入射角，c 为地形校正参数。

2.2.2 集成地形校正 集成地形校正（integrated topographic correction,ITC）是一种基于数据驱动的地形校正方法，由 Jiang 等[7]于 2022 年提出。主要流程包括：（1）计算阴影消除植被指数（SEVI），对原始影像进行 SCS+C 校正并提取出阴阳坡；（2）使用随机森林回归算法，基于阳坡区域 SEVI 与多光谱波段反射率数据，构建回归模型；（3）基于阴坡 SEVI 结合预训练模型对阴影区域进行校正。

2.2.3 地形校正效果评价 地形校正效果评价需基于本影、落影和邻近非阴影阳坡样本组[26]，主要采用目视判别影像亮度与纹理改善，对比阴阳坡反射率趋近度的方法来评价地形校正的效果。

2.3 植被分类

2.3.1 样本数据与分类模型 本研究于 2024 年 10 月在研究区内进行实地调研，详细记录各类地物样本点信息。根据研究的需要，将类别分为针叶林、阔叶林、竹林、灌草丛和非林地 5 类。将实地调研样本点和小组往年调研样本点数据结合 Google Earth 高分辨率遥感影像，叠加各类地物的光谱和纹理等信息进行筛选，共选取 1 500 个样本点用于训练和验证，训练集和验证集的比例为 7∶3。以 2024 年样本为基础，综合识别 Google Earth 高分辨率遥感影像以及 Landsat 影像的地物特征，对样本点明显错误的部分进行修改，形成逐年分类的样本点数据。

相关研究[27−28]表明，随机森林模型对植被分类的效果较好。随机森林采用 Bootstrap 重采样策略，以随机有放回的方式从原始训练样本集 M 中筛选出 n 个样本子集，用于搭建单棵决策树，所有决策树的生成过程互不干扰，且均遵循统一的概率分布特征。模型通过整合全部决策树的分类输出结果，基于多数投票准则划定每个样本的最终分类归属。采用随机森林模型对地形校正后的遥感影像进行分类，经多组试验验证，将构建随机森林的决策树数量设定为 400 棵。

2.3.2 精度验证 借助混淆矩阵开展植被分类结果的精度检验，其中 Kappa 系数与总体精度（overall accuracy,OA）用于对分类结果进行全局层面的综合精度评价；用户精度（user's accuracy,UA）侧重衡量分类结果中各类植被的实际归属正确性，制图精度则聚焦评估每一类植被被准确识别与划分的可靠程度。

2.4 植被活力变化趋势分析

2.4.1 Thell-Sen media 趋势分析 采用 Theil-Sen media 趋势分析方法[29]，对 2000—2020 年长汀县植被活力的变化趋势及其空间异质性进行分析，计算式为

$$S_{\mathrm{lope}}=\mathrm{median}\left(\frac{x_i-x_j}{j-i}\right),\ 2000\leqslant i\leqslant j\leqslant 2020 \tag{6}$$

式中，S_{lope}为变化趋势，median 为取中值函数，x_i 和 x_j 分别为第 i 年和第 j 年被测数据的某一像元的值。

2.4.2 Mann-Kendall 显著性检验 采用 Mann-Kendall 显著性检验方法[30]分析长汀县植被活力的变化趋势是否具有显著性。该方法主要依赖两个关键参数进行判断，指示趋势方向的统计值 Z 和斜率幅度（每单位时间的变化），计算公式为

$$S=\sum_{j=1}^{n-1}\sum_{i=j+1}^{n}\mathrm{sgn}(x_j-x_i) \tag{7}$$

式中,S 为统计量,用于量化时间序列数据中趋势的方向和强度;x_i 和 x_j 分别为第 i 年与第 j 年某一像元对应的观测值;n 为样本数量;sgn 为符号函数,其公式为

$$\mathrm{sgn}(x_j-x_i)=\begin{cases}1, & x_j-x_i>0\\0, & x_j-x_i=0\\-1, & x_j-x_i<0\end{cases} \tag{8}$$

S 服从正态分布,均值为 0,方差为

$$\mathrm{Var}(S)=\frac{n(n-1)(2n+5)}{18} \tag{9}$$

当 $n\geqslant 10$,标准正态统计量 Z 值计算公式为

$$Z=\begin{cases}\dfrac{S-1}{\sqrt{\mathrm{Var}(S)}}, & S>0\\0, & S=0\\\dfrac{S+1}{\sqrt{\mathrm{Var}(S)}}, & S<0\end{cases} \tag{10}$$

2.5 植被活力驱动力分析

2.5.1 地理探测器 采用地理探测器[31]中的因子探测与交互探测方法,分析地理现象的空间分异特征,并识别各驱动因子之间的因果关联。因子探测的公式为

$$q(X)=1-\frac{\sum_{h=1}^{L}N_h\sigma_h^2}{N\sigma^2} \tag{11}$$

式中,$q(X)$为因子对地理现象空间分异的解释力,h 为分层序号,L 为总层数,N_h 为第 h 层样本数,N 为总样本数,σ_h 为第 h 层的标准差,σ 为总标准差。

使用交互探测判别因子 X_i 和 X_j 共同作用相对单因子时解释力的差异,自变量交互探测表如表 2 所示。

表 2 自变量交互探测表

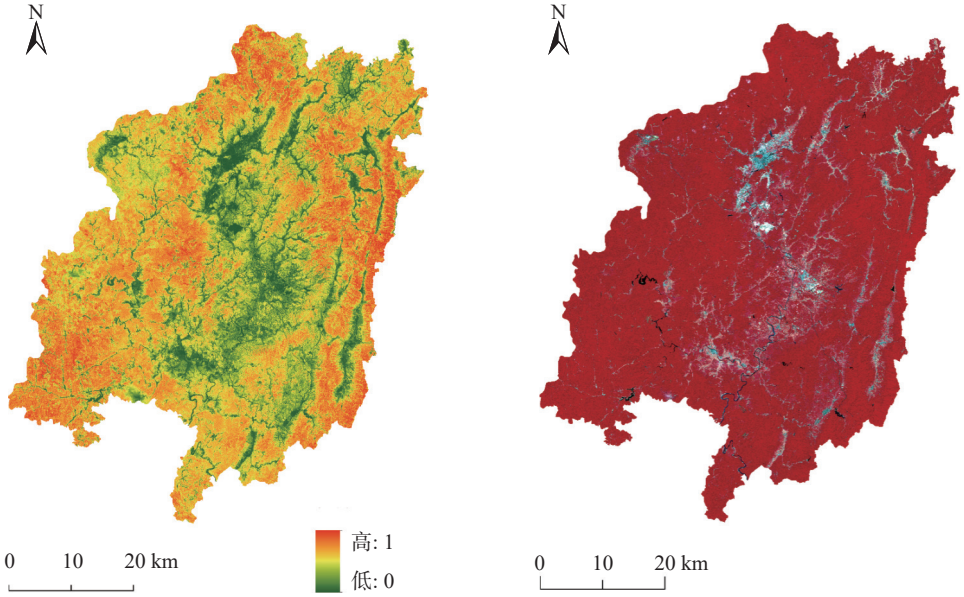
交互作用类别	判定依据
非线性减弱	$q(X_i\cap X_j)<\min(q(X_i),q(X_j))$
单因子非线性减弱	$\min(q(X_i),q(X_j))<q(X_i\cap X_j)<\max(q(X_i),q(X_j))$
双因子增强	$q(X_i\cap X_j)>\max(q(X_i),q(X_j))$
独立	$q(X_i\cap X_j)=q(X_i)+q(X_j)$
非线性增强	$q(X_i\cap X_j)>q(X_i)+q(X_j)$

注:$q(X_i)$和$q(X_j)$分别为自变量X_i和X_j对因变量的单因子解释力,$q(X_i\cap X_j)$为两个自变量交互作用后的解释力。

3 结果与分析

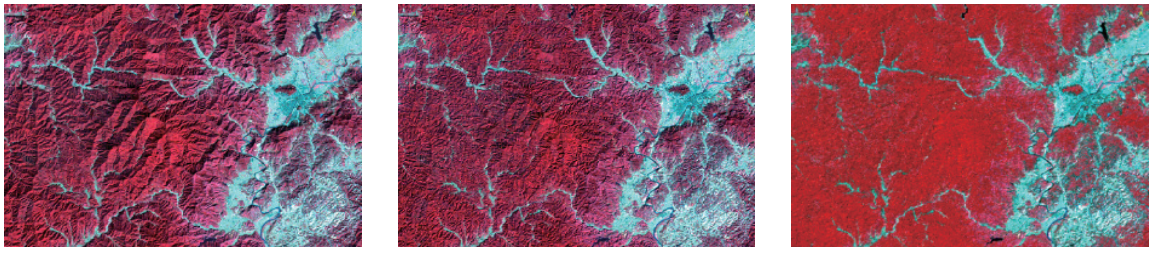
3.1 SEVI 与 ITC 结果 经过计算,得到长汀县 2000—2020 年 SEVI 及 ITC 数据,如图 1 所示。经目视分析可知,未经地形校正的原始影像具有非常明显的地形阴影效应,具体表现为遥感影像上阴坡反射率较低,信息缺失严重,如图 2a 所示。基于 SEVI 的 ITC 效果相比经典的 SCS+C 校正效果更好,其能够更好地校正 SCS+C 上难以校正的落影问题,使得图像整体均一性更好,阴阳坡反射率一致性更高,如图 2b 和图 2c 所示。NDVI 图像能够在一定程度上提亮阴坡,有一定的地形校正效果,但经过处理后,图像纹理

特征仍较为明显，如图 2d 所示。SEVI 图像校正效果较为明显，阴阳坡亮度接近，具有较好的校正效果，如图 2e 所示。

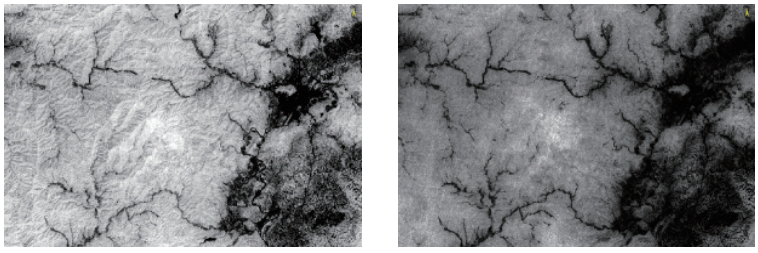


a SEVI b ITC

图 1 全县 Landsat8 影像 SEVI 和 ITC 结果



a 原始影像 b SCS+C校正 c ITC



d NDVI e SEVI

图 2 样区 Landsat8 影像地形校正效果对比

为定量研究不同模型的地形校正效果，选取对于绿色植被区域具有较强吸收特性的红光波段并结合两种植被指数进行对比分析。随机提取 300 组相邻的本影、落影和阳坡样本对应位置的各影像反射率均值并进行统计，结果如图 3 所示。从未经地形校正的原始遥感影像统计结果中可以观察到，阳坡区域的反射率明显高于本影和落影区域；经过 SCS+C 校正后，本影反射率有明显的提高，与阳坡反射率接近，但落影反射率仍明显低于阳坡和本影，表明 SCS+C 在本影区域的校正效果较好，而对落影区域的校正能力有限；在进行 ITC 之后，本影、落影的反射率都得到了较大的提升，二者均与阳坡反射率较为接近，说明 ITC 效果更好，能够较好地还原被地形阴影遮挡的地物信息；在 NDVI 影像中，本影和落影反射率较未校正影像更接近阳坡，但与阳坡仍有明显的差距，表明其有一定的地形校正效果，但整体效果有限；SEVI 影像阳坡、本影和落影的光谱曲线差距较小，说明其消除地形阴影的能力优于 NDVI，具有更强的地形校正

能力,以 SEVI 代替较常使用的 NDVI 表征植被活力,能够更加准确地反映植被生长状况。

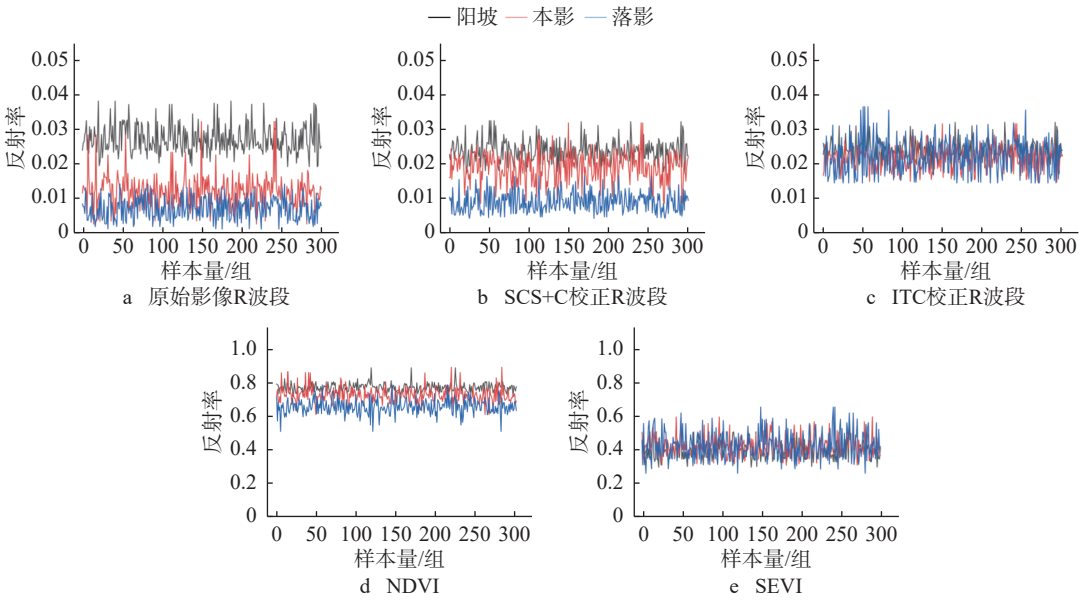


图 3 阳坡、本影和落影样本反射率变化

综上,计算长汀县 21 年的 SEVI 以构建长汀县植被活力数据集,并对 Landsat 影像进行 ITC,以消除地形阴影的影响。经验证,SEVI 和 ITC 效果相较于经典方法表现均更为优异,满足后续研究的需要。

3.2 植被活力变化趋势

3.2.1 分类精度评价 为评估不同地形校正方法对遥感影像分类精度的影响,对 2020 年未校正影像、SCS+C 校正影像以及 ITC 影像的分类效果进行了对比分析,如表 3 所示。从整体分类效果来看,原始影像的 Kappa 系数为 0.691,表明由于受到地形阴影的影响,分类结果存在一定的误差;经 SCS+C 校正后影像的 Kappa 系数提高至 0.767,表明其能在一定程度上减轻地形阴影对分类精度的影响;而经 ITC 后的 Kappa 系数达到 0.873,明显高于前两者,表明其在减轻地形阴影干扰、提升整体分类精度方面具有更优表现。从各类别的分类精度来看,ITC 后影像的制图精度和用户精度分别为 0.875 和 0.870,显著高于未校正影像的 0.721 和 0.675,以及 SCS+C 校正影像的 0.789 和 0.735)。综上,ITC 相较于其他方法能够更好地消除地形阴影对分类精度的影响,显著提升了分类精度。经 ITC 后的 21 年长汀县遥感影像分类精度均超过 0.800,能够满足后续研究的需要。

表 3 地形校正前后分类精度对比

影像类别	制图精度	用户精度	Kappa系数	总体精度
原始影像	0.721	0.675	0.691	0.788
SCS+C影像	0.789	0.735	0.767	0.841
ITC影像	0.875	0.870	0.873	0.912

3.2.2 植被分类结果分析 选取 2000、2010 和 2020 年植被分类结果,如图 4 所示,其中针叶林分布最广,大量分布在长汀县的东部、中部和西南部分地区;阔叶林次之,主要分布在长汀县的西部和南部地区;竹林主要分布在长汀县的西北部,与针叶林和阔叶林交错分布;灌草丛分布范围较小,且主要分布在林地与非林地的交界处。长汀县植被分布极为广泛,2020 年全县植被面积达到 2 702.02 km^2,占全县面积的 87%。综合对比图 4 中 3 年植被分布情况可知,2000—2020 年长汀县非林地面积减少较为明显且大多转化为针叶林、阔叶林和灌草丛。

根据 21 年分类结果计算各类植被的面积,绘制出长汀县 2000—2020 年 4 类植被面积变化如图 5a 所示。在 4 类植被中,针叶林面积最大,阔叶林次之,竹林和灌草丛则占比较小。长汀县植被面积在

21 年间呈现出稳步增加的趋势，其中针叶林从 2000 年的 1 240 km^2 增长到 2020 年的 1 711 km^2，增长速率为 22.43 $km^2 \cdot a^{-1}$，面积上升趋势最为显著且涨幅最大；阔叶林增长速率为 8.79 $km^2 \cdot a^{-1}$，在 2010 年后增长趋势放缓；竹林和灌草丛增长速率分别为 4.35 $km^2 \cdot a^{-1}$ 和 1.99 $km^2 \cdot a^{-1}$，虽然涨势较缓且涨幅较小，但是涨势较为平稳。重点治理区和非重点治理区的各类植被面积如图 5b 和图 5c 所示，两区域内分布面积最大的植被均为针叶林，且多年来都呈现出增长趋势，但增长速度不同，重点治理区为 12.27 $km^2 \cdot a^{-1}$，高于非重点治理区的 10.21 $km^2 \cdot a^{-1}$，是由于重点治理区内进行了长期的植树造林等人工治理手段，且其种植的树种主要是以马尾松为主(针叶林)；两片区域内面积占比第二的植被都是阔叶林，且重点治理区阔叶林面积和年均增速明显少于非重点治理区，说明生态基底优势显著，支撑阔叶林的自然扩张更为高效；竹林主要分布在非重点治理区(126.34 ~ 210.72 km^2)远大于重点治理区的分布面积(18.96 ~ 37.21 km^2)，灌草丛主要分布在重点治理区(77.89 ~ 112.83 km^2)，非重点治理区分布则较为有限(31.88 ~ 58.92 km^2)，表明重点治理区生态基础相对薄弱，但在长期持续的人工治理下，植被恢复进展明显，虽然部分区域仍处于植被恢复的初级阶段，但整体生态系统正逐步朝向稳定化和多样化方向发展。

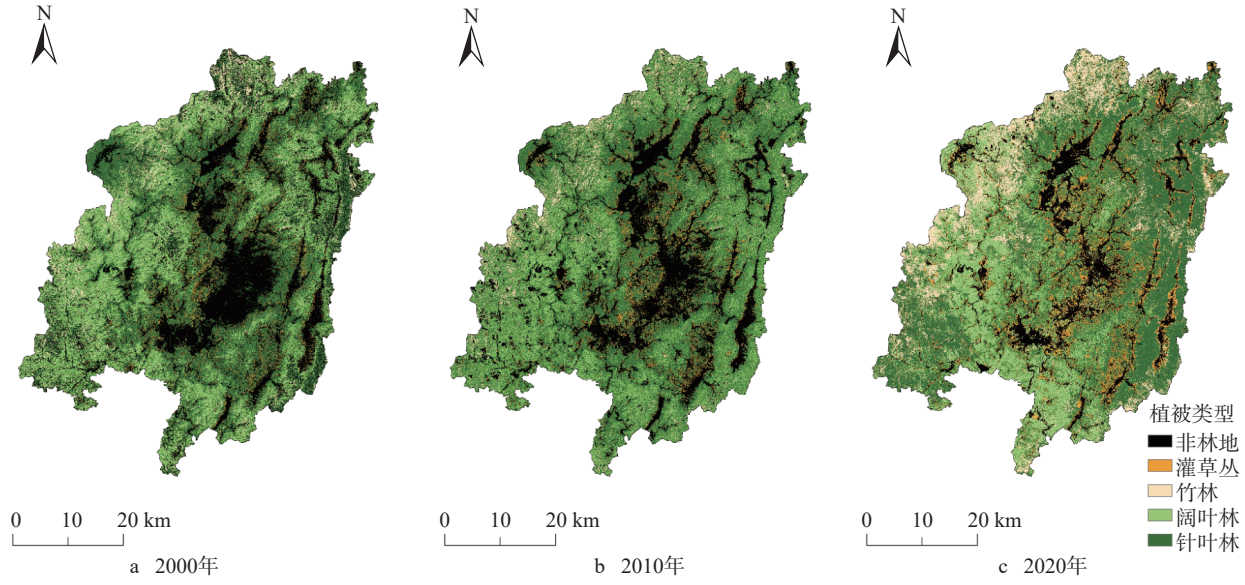


图 4 2000、2010 和 2020 年植被分类结果

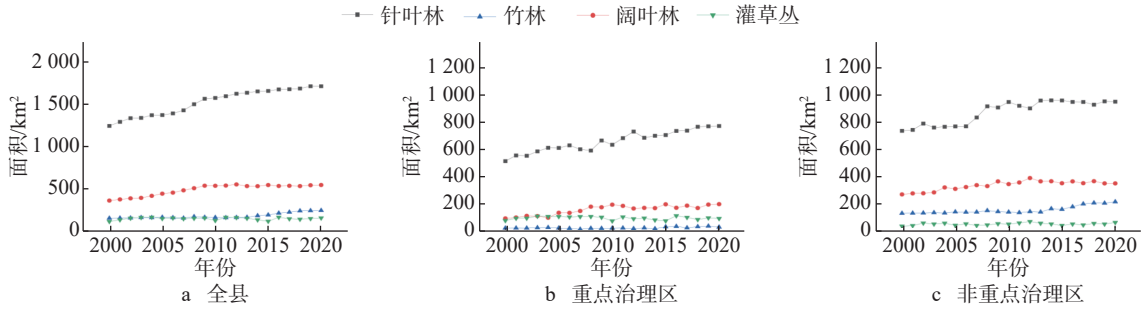


图 5 2000—2020 年 4 类植被面积变化

3.2.3 植被活力变化分析 根据植被分类结果，采用叠加分析的方法逐年提取 4 类植被对应区域的 SEVI 并计算其均值，得到长汀县在 21 年间 4 类植被活力的变化情况，如图 6a 所示。总体来看，4 类植被中，阔叶林的植被活力最高，针叶林和竹林次之，二者数值相近，略低于阔叶林，灌草丛的植被活力最低，且与其他 3 类植被差距较大。由图 6b 和图 6c 可知，重点治理区与非重点治理区的 4 类植被活力变化趋势与全县总体一致。但重点治理区内阔叶林的植被活力要明显高于该区域内的其他植被类型。相比之下，非重点治理区的阔叶林虽然活力仍高于其他类型，但优势不明显，与针叶林和竹林的活力值更为接近。

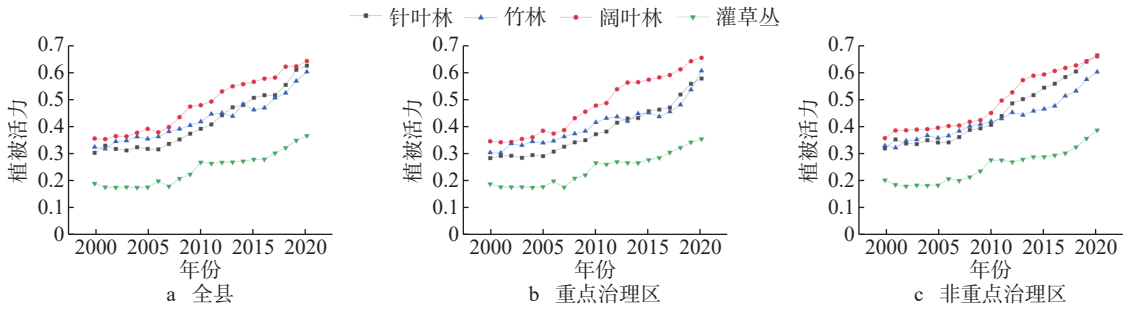


图6 2000—2020年4类植被活力变化

横向对比图6中的每一类植被的活力变化,可以看出:在21年间,不同区域针叶林的植被活力差异较为显著,呈现出"重点治理区大于全县,全县大于非重点治理区"的分布特征,表明以马尾松为主的针叶林种植在水土保持方面的治理措施具有较好的成效;三区域阔叶林的植被活力差距极小;竹林和灌草丛的植被活力大致表现为"重点治理区和全县几乎一致,都大于非重点治理区",是因为二者生长周期较短,基于年尺度的植被活力统计难以准确反映其变化规律,且竹林和灌草丛在分布上极不均匀,前者主要分布在非重点治理区内,后者主要分布在重点治理区内。整体来看,4类植被的植被活力在21年间均呈现出波动上升的趋势,从全县角度来看,针叶林的植被活力年均增长量最高,达到了0.015,其次是阔叶林和竹林,年均增长量分别是0.014和0.013,灌草丛的植被活力则较为稳定,增长不明显,仅为0.005。总体而言,长汀县21年来各类型植被的植被活力均呈现出较为稳定的增长趋势,表明经过长期科学有效的治理,长汀县植被群落得到极大的恢复。

3.2.4 植被活力变化趋势分析 基于Theil-Sen Media趋势分析与Mann-Kendall显著性检验结果,长汀县植被活力变化趋势被划分为9种类型[32],如表4所示。其中,植被活力极显著增加的区域占比最大,达到52.17%,其次为显著增加和不显著增加的区域,分别占比19.57%和17.05%。21年间,长汀县植被活力呈现出增加趋势的面积占全县面积的94.56%,而呈现出减少趋势的面积仅占全县面积的5.44%。

表4 植被活力变化趋势统计

β	Z	植被活力趋势变化	面积百分比/%
$\beta<0$	$2.58<Z$	极显著减少	0
	$1.96<Z\leqslant 2.58$	显著减少	0
	$1.65<Z\leqslant 1.96$	微显著减少	0
	$Z\leqslant 1.65$	不显著减少	5.44
$\beta=0$	Z	无变化	<0.01
$\beta>0$	$Z\leqslant 1.65$	不显著增加	17.05
	$1.65<Z\leqslant 1.96$	微显著增加	6.77
	$1.96<Z\leqslant 2.58$	显著增加	19.57
	$2.58<Z$	极显著增加	52.17

注:β表示植被活力变化的趋势斜率,Z是显著性检验的统计量。

对长汀县水土流失重点治理区和非重点治理区植被活力变化趋势进行统计,不同治理区植被活力趋势变化面积统计如表5所示。重点治理区内,植被活力极显著增加区域面积占比最大,达到59.82%,高于非重点治理区的44.04%;显著增加、微显著增加和不显著增加区域面积占比相较于非重点治理区更低,主要原因在于重点治理区的植被基础较为薄弱,治理过程中采取了植树造林等以人工恢复为主的生态修复措施,使得该区域生态环境产生了明显的改善,各类型植被活力增长明显。长汀县植被活力变化趋势的空间分布如图7所示。由图可以看出,长汀县21年间植被活力变化趋势以增加为主,其中极显著增加区域占比最大,主要分布在长汀县的中部和东部;显著增加、微显著增加和不显著增加区域则零星分布在长汀县的西部和北部地区且占比较小;不显著减少区域在分布上与城市建设区域和水体区域较为重合。

表 5　不同治理区植被活力趋势变化面积统计

植被活力趋势变化	重点治理区各类趋势面积占比/%	非重点治理区各类趋势面积占比/%
极显著减少	0	0
显著减少	0	0
微显著减少	0	0
不显著减少	5.72	5.20
无变化	<0.01	<0.01
不显著增加	13.51	19.97
微显著增加	5.13	8.12
显著增加	15.82	22.67
极显著增加	59.82	44.04
总计	100	100

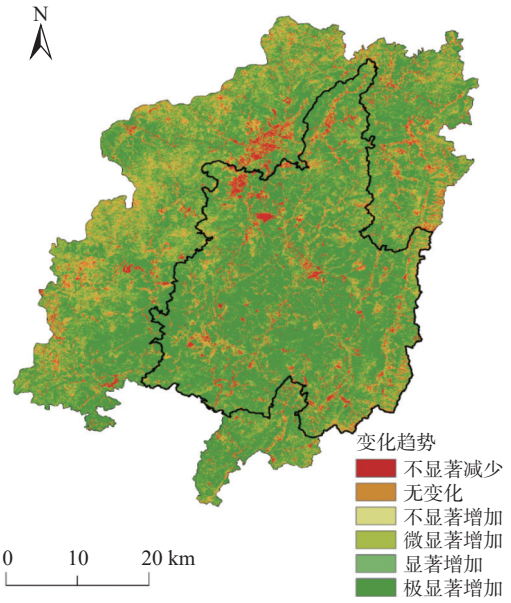


图 7　植被活力变化趋势空间分布

整体来看，21 年间长汀县植被活力呈显著增加趋势，重点治理区因集中实施人工生态治理措施，植被恢复成效尤为突出，植被活力提升幅度远超非重点治理区。全县范围内极显著增加区域分布广泛，而植被活力减少区域零星分散且多与人类活动密集区重合，反映生态治理与城乡建设间的动态平衡。

3.3　驱动力分析　合理地选择影响因子是揭示长汀县植被活力变化背后驱动因素的关键。植被活力的变化是自然和人类活动等多种复杂的影响因素共同驱动的结果。从自然因素与人类活动两个方面选择关键影响因子来解析长汀县植被活力变化的驱动因素，如表 6 所示。基于 2000、2005、2010、2015 和 2020 年 5 年的植被活力数据，分别进行因子探测和交互探测分析。

3.3.1　因子探测结果　因子解释力如图 8 所示。所选 8 个不同类型因子均可通过 0.01 的显著性检验，说明因子选择能够较好地揭示植被活力变化的内在驱动因素。从图中可以看出：植被类型、降水和气温等自然地理因子的解释力普遍较高，尤其是植被类型、降水和气温 3 个因子的解释力在 2000 年和 2010 年均高于 0.4，为所有因子中解释力最强的，表明这些因子对该地区植被活力空间分布具有决定性作用。土壤类型的解释力多个年份也保持在较高水平，反映出生态基础条件对于植被活力的重要影响。人口和土地利用类型两类人类活动因子的整体解释力相较于自然因子偏低，但在整体上仍然处于一个较高的水平且较为稳定，表明人类活动对于区域植被活力也产生了重要影响；夜间灯光指数和 GDP 解释力整体较

低,但在2020年表现出明显上升,表明随着社会经济的发展,人类活动因素对区域植被活力的影响正在逐渐加深。

表6 影响因子

因子类型	影响因子	含义
自然因素	土壤类型(X_1)	长汀县土壤类型
	植被类型(X_2)	长汀县植被类型
	降水(X_3)	年降水量
	气温(X_4)	年均气温
人类活动	人口(X_5)	人口分布
	土地利用类型(X_6)	长汀县土地利用类型
	夜间灯光(X_7)	夜间灯光亮度分布
	GDP(X_8)	GDP分布

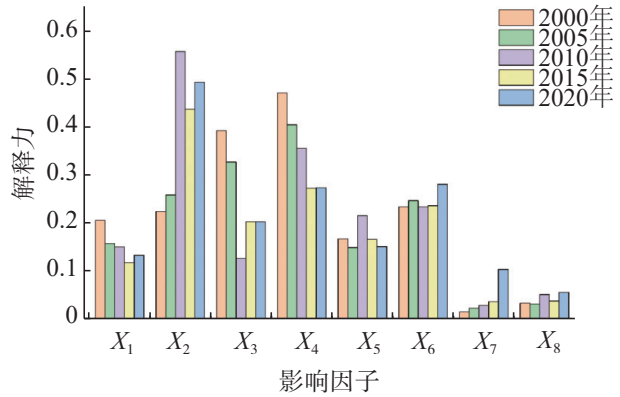


图8 影响因子解释力

总体来看,长汀县植被活力主要受植被类型、降水和气温等自然因子主导,人类活动因素如土地利用和人口等则起到辅助影响作用,且随时间变化影响力逐步增强。

3.3.2 交互探测结果 交互探测分析旨在揭示不同因子之间的共同作用如何驱动植被活力的空间变化,基于地理探测器的交互因素探测模块,对长汀县植被活力变化的多种驱动因子之间的交互影响关系进行分析,如图9所示。各因子之间的交互作用均呈现“双因子增强”或“非线性增强”的特征,相比于单一因子,因子间的相互作用对植被活力空间异质性的解释能力更强。2000年解释力最高的前4组因子分别是气温和植被类型(0.616)、降水和植被类型(0.583)、土地利用类型和气温(0.581)、土地利用类型和降水(0.539);2005年解释力最高的前4组因子分别是气温和植被类型(0.571)、降水和植被类型(0.536)、土地利用类型和气温(0.531)、土地利用类型和降水(0.482);2010年解释力最高的前4组因子分别是气温和植被类型(0.701)、降水和植被类型(0.597)、植被类型和土壤类型(0.593)、人口和植被类型(0.588);2015年解释力最高的前4组因子分别是气温和植被类型(0.552)、降水和植被类型(0.527)、人口和植被类型(0.470)、土地利用类型和植被类型(0.464);2020年解释力最高的前4组因子分别是气温和植被类型(0.617)、降水和植被类型(0.592)、土地利用类型和植被类型(0.540)、植被类型和土壤类型(0.524)。

由交互探测结果可见,植被活力的空间分异受多因子协同驱动。植被类型与气温的组合在5个年份中均位列解释力首位,反映二者与区域生态环境存在稳定耦合关系,对植被活力具有长期显著的调控效应。气候因子(气温、降水)与植被类型的交互组合长期保持高解释力,且稳定性突出,体现全球气候变化对区域植被活力的影响持续且显著。人类活动相关因子中,土地利用类型、人口与其他因子的交互解释力较强且存在时序波动,表明不同时段人类活动的剧烈程度对植被活力空间格局产生了阶段性影响。总体而言,长汀县植被活力的驱动机制呈现以植被类型和气候等自然因素为主导,人类活动因素协同调控的时序演变特征,且不同时期主导因子的组合具有动态变化属性。

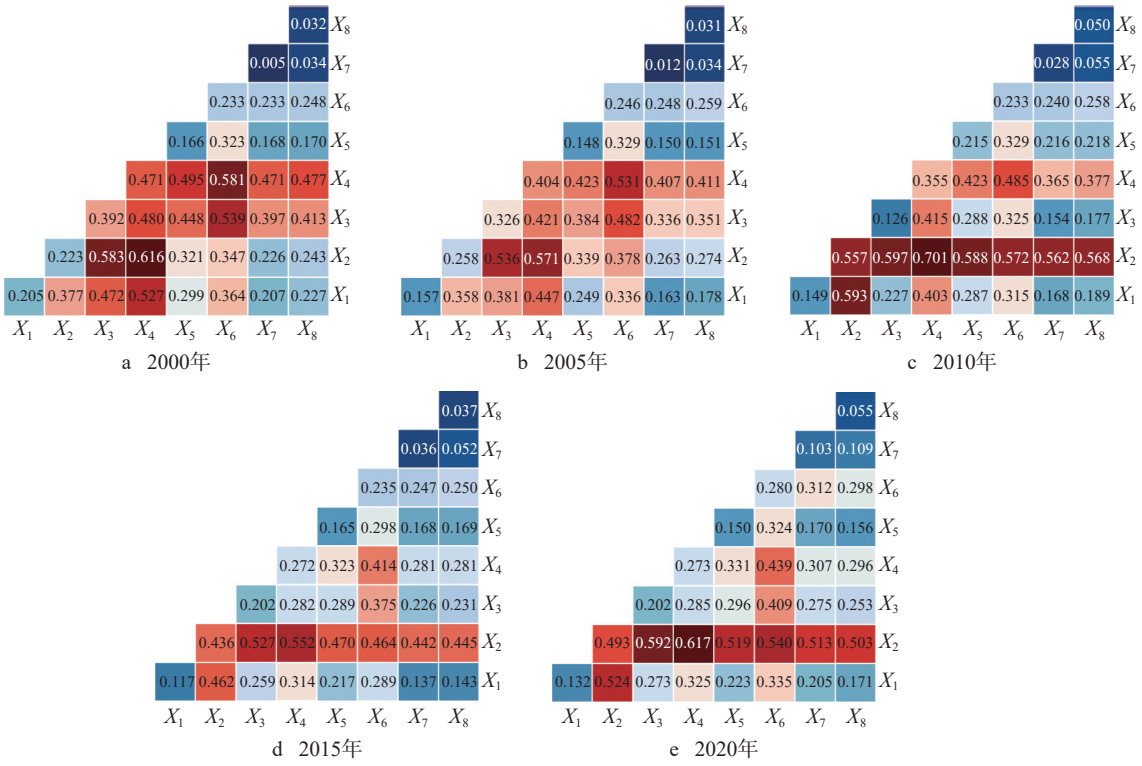


图 9 各影响因子交互探测结果

4 结 论

(1)2000—2020 年长汀县 4 类植被活力呈阔叶林最高、针叶林与竹林次之、灌草丛最低的格局,均波动上升,重点与非重点治理区趋势同全县,但重点治理区针叶林增速最高,整体体现长期科学治理下植被群落显著恢复。

(2)2000—2020 年长汀县整体植被活力显著提升,极显著增加区域占全县面积的 52.17%,显著增加区域占 19.57%,生态修复效果明显。重点治理区植被恢复速度显著快于非重点治理区,二者极显著增长面积比例分别为 59.82% 和 44.04%。

(3)植被类型和气温是影响长汀县植被活力空间格局的核心驱动力,人类活动因子(夜间灯光、土地利用、GDP)对植被活力空间分异的解释力逐年增强,反映出生态治理与社会发展交互作用的动态演化。

参考文献:

[1] Kozlov M V, Zvereva E L, Zverev V E. Plant growth and vitality[M]//Kozlov M V, Zvereva E L, Zverev V E. Impacts of point polluters on terrestrial biota: comparative analysis of 18 contaminated areas. Dordrecht: Springer, 2009: 133−195.

[2] Costanza R, Norton B G, Haskell B D. Ecosystem health: new goals for environmental management[M]. Washington, D C: Island Press, 1992.

[3] Yan K, Gao S, Yan G J, et al. A global systematic review of the remote sensing vegetation indices[J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2025, 139: 104560.

[4] Cho S H, Lee G S, Hwang J W. Drone-based vegetation index analysis considering vegetation vitality[J]. Journal of the Korean Association of Geographic Information Studies, 2020, 23(2): 21−35.

[5] Kim Y S. Analysis of vegetation change in Taehwa River basin using drone hyperspectral image and multiple vegetation indices[J]. Journal of the Korean Society of Environmental Restoration Technology, 2021, 24(1): 97−110.

[6] Jiang H, Yao M L, Guo J, et al. Vegetation monitoring of protected areas in rugged mountains using an improved shadow-

eliminated vegetation index (SEVI)[J]. Remote Sensing, 2022, 14(4): 882.

[7] Jiang H, Chen A L, Wu Y F, et al. Vegetation monitoring for mountainous regions using a new integrated topographic correction (ITC) of the SCS + C correction and the shadow-eliminated vegetation index[J]. Remote Sensing, 2022, 14(13): 3073.

[8] Jiang H, Wang S, Cao X J, et al. A shadow-eliminated vegetation index (SEVI) for removal of self and cast shadow effects on vegetation in rugged terrains[J]. International Journal of Digital Earth, 2019, 12(9): 1013−1029.

[9] 江洪, 袁亚伟, 王森. 阴影消除植被指数(SEVI)去除地形本影和落影干扰的性能评估与应用 [J]. 地球信息科学学报, 2019, 21(12): 1977−1986.
Jiang H, Yuan Y W, Wang S. Shadow-Eliminated Vegetation Index (SEVI) for Removing Terrain Shadow Effect: Evaluation and Application[J]. Journal of Geo-Information Science, 2019, 21(12): 1977−1986.

[10] Nicholson S, Farrar T. The influence of soil type on the relationships between NDVI, rainfall, and soil moisture in semiarid Botswana. I. NDVI response to rainfall[J]. Remote Sensing of Environment, 1994, 50(2): 107−120.

[11] Bonan G B, Pollard D, Thompson S L. Effects of boreal forest vegetation on global climate[J]. Nature, 1992, 359(6397): 716−718.

[12] Ding Y X, Li Z, Peng S Z. Global analysis of time-lag and -accumulation effects of climate on vegetation growth[J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2020, 92: 102179.

[13] 刘少华, 严登华, 史晓亮, 等. 中国植被 NDVI 与气候因子的年际变化及相关性研究 [J]. 干旱区地理, 2014, 37(3): 480−489.
Liu S H, Yan D H, Shi X L, et al. Inter-annual variability of vegetation NDVI, accumulated temperature and precipitation and their correlationsin China[J]. Arid Land Geography, 2014, 37(3): 480−489.

[14] 彭凯锋, 蒋卫国, 侯鹏, 等. 三江源国家公园植被时空变化及其影响因子 [J]. 生态学杂志, 2020, 39(10): 3388−3396.
Peng K F, Jiang W G, Hou P, et al. Spatiotemporal variation of vegetation coverage and its affecting factors in the Three-river-source National Park[J]. Chinese Journal of Ecology, 2020, 39(10): 3388−3396.

[15] Li S S, Yan J P, Liu X Y, et al. Response of vegetation restoration to climate change and human activities in Shaanxi-Gansu-Ningxia Region[J]. Journal of Geographical Sciences, 2013, 23(1): 98−112.

[16] Estoque R C, Murayama Y. Landscape pattern and ecosystem service value changes: implications for environmental sustainability planning for the rapidly urbanizing summer capital of the Philippines[J]. Landscape and Urban Planning, 2013, 116: 60−72.

[17] 陈淼, 汪小钦, 林敬兰, 等. 土地利用和植被覆盖变化对长汀县 30 多年土壤侵蚀变化的定量影响 [J]. 水土保持学报, 2023, 37(5): 168−177, 188.
Chen M, Wang X Q, Lin J L, et al. Quantitative effects of land use and vegetation cover changes on soil erosion in Changting county in recent 30 years[J]. Journal of Soil and Water Conservation, 2023, 37(5): 168−177, 188.

[18] 余智超, 金时来, 李琳, 等. 不同空间分辨率遥感数据对水土流失区植被覆盖度的影响: 以福建省长汀县为例 [J]. 亚热带水土保持, 2025, 37(3): 7−10.
Yu Z C, Jin S L, Li L, et al. The influence of remote sensing data with different spatial resolutions on fractional vegetation cover in soil erosion areas: case study of Changting county, Fujian province[J]. Subtropical Soil and Water Conservation, 2025, 37(3): 7−10.

[19] 林静, 江洪, 岳辉, 等. 长汀县生态系统服务权衡与协同关系 [J]. 海南大学学报(自然科学版), 2024, 42(3): 301−311.
Lin J, Jiang H, Yue H, et al. Trade-offs and synergies among ecosystem services in Changting County[J]. Journal of Hainan University (Natural Science), 2024, 42(3): 301−311.

[20] Lindner L, Sergiyenko O, Rivas-lópez M, et al. Exact laser beam positioning for measurement of vegetation vitality[J]. Industrial Robot: An International Journal, 2017, 44(4): 532−541.

[21] Lambert J, Denux J P, Verbesselt J, et al. Detecting clear-cuts and decreases in forest vitality using MODIS NDVI time

series[J]. Remote Sensing, 2015, 7(4): 3588−3612.

[22] Bai Y, Li S G, Zhou J X, et al. Revisiting vegetation activity of Mongolian Plateau using multiple remote sensing datasets[J]. Agricultural and Forest Meteorology, 2023, 341: 109649.

[23] Zhao S, Wu X Q, Zhou J X, et al. Spatiotemporal tradeoffs and synergies in vegetation vitality and poverty transition in rocky desertification area[J]. Science of the Total Environment, 2021, 752: 141770.

[24] Klinge M, Dulamsuren C, Erasmi S, et al. Climate effects on vegetation vitality at the treeline of boreal forests of Mongolia[J]. Biogeosciences, 2018, 15(5): 1319−1333.

[25] Soenen S A, Peddle D R, Coburn C A. SCS+C: a modified sun-canopy-sensor topographic correction in forested terrain[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2005, 43(9): 2148−2159.

[26] 林兴稳, 闻建光, 吴胜标, 等. 地表反射率地形校正物理模型与效果评价方法研究进展 [J]. 遥感学报, 2020, 24(8): 958−974.

Lin X W, Wen J G, Wu S B, et al. Advances in topographic correction methods for optical remote sensing imageries[J]. Journal of Remote Sensing, 2020, 24(8): 958−974.

[27] 李雨阳, 刘舫, 胡文君, 等. 基于多源遥感数据的植被精细分类方法对比 [J]. 世界地质, 2025, 44(2): 311−321.

Li Y Y, Liu F, Hu W J, et al. Comparation on vegetation fine classification methods based on multi-source remote sensing data[J]. Global Geology, 2025, 44(2): 311−321.

[28] 姚敏, 江洪, 李振龙, 等. 基于 ITC 的福州市植被分类及其变化驱动力分析 [J]. 海南大学学报(自然科学版), 2025, 43(3): 327−340.

Yao M, Jiang H, Li Z L, et al. Vegetation classification and driving forces analysis of vegetation change in Fuzhou City based on ITC[J]. Natural Science of Hainan University, 2025, 43(3): 327−340.

[29] Sen P K. Estimates of the regression coefficient based on Kendall's tau[J]. Journal of the American Statistical Association, 1968, 63(324): 1379−1389.

[30] Gocic M, Trajkovic S. Analysis of changes in meteorological variables using Mann-Kendall and Sen's slope estimator statistical tests in Serbia[J]. Global and Planetary Change, 2013, 100: 172−182.

[31] Wang J F, Zhang T L, FU B J. A measure of spatial stratified heterogeneity[J]. Ecological Indicators, 2016, 67: 250−256.

[32] 闫奕飞, 白强, 孙虎, 等. 黄河流域植被变化和产水服务的时空特征分析 [J]. 水土保持学报, 2024, 38(1): 130−139.

Yan Y F, Bai Q, Sun H, et al. Analysis of spatio-temporal characteristics of vegetation cover and water production services in the Yellow River Basin[J]. Journal of Soil and Water Conservation, 2024, 38(1): 130−139.

作者贡献声明

张李洋负责论文结构设计, 数据收集、处理与分析, 论文撰写。江洪提供经费和资源支持, 负责论文构思、指导和修改。岳晓峰参与数据收集、处理和论文的修改。刘家明参与数据收集和处理。黄楠鸿参与数据收集和处理。

利益冲突声明

作者声明, 不存在已知的可能影响本论文所报告工作的竞争性经济利益或个人关系。

AI 使用声明

本文的英文题名、摘要和关键词采用腾讯元宝翻译生成, 并进行了部分修改。

伦理声明

本文不涉及人类或动物研究。

电子补充材料

补充材料可在本文的在线版本中获取 https://doi.org/10.65658/j.hndk.2025101502。

数据可用性

支持论文结论所需的所有数据均已包含在稿件中。如需获取与本文相关的其他数据,可向通信作者提出申请。

致谢/Acknowledgements

本文得到福建省科技计划引导性项目(2023N0031)和长汀县2025年度省级水土流失综合治理科技项目的支持。

This work was supported by the Science and Technology Plan Leading Project of Fujian Province (2023N0031) and the Provincial Science and Technology Project for Soil and Water Conservation of Changting County in 2025.

作者简介

张李洋(2001—),男,湖北荆门人,福州大学数字中国研究院地理学专业2023级硕士研究生。E-mail: zly201900@163.com。

江 洪(1975—),男,福建三明人,福州大学 数字中国研究院(福建)副研究员,博士,硕士生导师,研究方向:青山遥感,植被指数,地形校正,生态资产,弱目标识别,精准农业,信息管理与电子政务等。E-mail: jh910@fzu.edu.cn。

岳晓峰(2002—),男,福建长汀人,北京电子科技学院网络空间安全专业2024级硕士研究生。E-mail: yxf200201@163.com。

刘家明(2000—),男,福建南平人,福州大学数字中国研究院测绘工程专业2023级硕士研究生。E-mail: 1208989304@qq.com。

黄楠鸿(2000—),男,福建漳州人,福州大学数字中国研究院测绘工程专业2023级硕士研究生。E-mail: 15260158053@163.com。

(责任编辑:张秀梅,英文校对:王玖琪)

This is an open access article under the terms of the Creative Commons Attribution 4.0 International License (CC BY 4.0, https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/).

© The Author(s) 2026. Published by Journal Editorial Department of Hainan University.