DOI:10.13869/j.cnki.rswc.2026.06.030 CSTR:32311.14.rswc.2026.06.030
张璐, 詹庆明. 粤港澳大湾区植被覆盖度时空变化及驱动因子[J]. 水土保持研究,2026,33(6):324-333,348.
Zhang Lu, Zhan Qingming. Spatiotemporal variations in fractional vegetation cover and their driving factors in Guangdong-Hong Kong-Macao Greater Bay Area[J]. Research of Soil and Water Conservation,2026,33(6):324-333,348.

粤港澳大湾区植被覆盖度时空变化及驱动因子

张 璐[1,2], 詹庆明[1,2]
(1.武汉大学 城市设计学院,武汉 430072; 2.武汉大学 数字城市研究中心, 武汉 430072)

摘 要:[目的]系统揭示粤港澳大湾区植被覆盖度(Fractional Vegetation Cover,FVC)的时空演变特征及其驱动因子,为区域生态环境管理与可持续发展提供科学依据。[方法]基于Google Earth Engine(GEE)平台,利用MODIS MOD13Q1数据集并采用像元二分模型反演2000—2023年生长季(每年4—9月)FVC。结合Theil-Sen Median趋势分析、Mann-Kendall检验、变异系数(Coefficient of Variation,CV)及空间自相关分析等方法,分析了FVC的时空变化特征;同时,基于Light Gradient Boosting Machine(LightGBM)模型和Shapley Additive Explanations(SHAP)方法探讨了主要驱动因子及其阈值效应。[结果](1)2000—2023年粤港澳大湾区生长季FVC的多年均值为0.67,整体呈显著上升趋势(年均增速为0.001 1/a,$p<0.05$),空间分布格局表现为"中部低、外围高";FVC变化趋势以改善为主(55.8%),其中22.8%的区域达到显著改善水平;(2)地表温度、人口密度与土地利用类型是影响FVC的主要驱动因子,其中地表温度平均SHAP值最高(>0.06)、人口密度与土地利用类型的平均SHAP值均超过0.05,累计贡献率为54.23%;地表温度与人口密度在分别突破18.14 ℃和4 119.26人/ km²的阈值后,对FVC的正向促进逐渐减弱并转为负向抑制。[结论]近24年来,粤港澳大湾区植被覆盖度的演变具有显著的空间异质性与非线性驱动特征,热环境与人类活动是区域植被生长的核心阻力。

关键词:植被覆盖度; 粤港澳大湾区; 驱动因子; 空间自相关; 机器学习
中图分类号:Q948; Q948.156 **文献标识码:**A **文章编号:**1005-3409(2026)06-0324-10

Spatiotemporal variations in fractional vegetation cover and their driving factors in Guangdong-Hong Kong-Macao Greater Bay Area

Zhang Lu[1,2], Zhan Qingming[1,2]
(1.*School of Urban Design*, *Wuhan University*, *Wuhan* 430072, *China*;
2.*Research Centre for Digital City*, *Wuhan University*, *Wuhan* 430072, *China*)

Abstract: [**Objective**] This study systematically reveals the spatiotemporal evolution characteristics of fractional vegetation cover (FVC) and its driving factors in the Guangdong-Hong Kong-Macao Greater Bay Area, thereby providing a scientific basis for regional ecological environment management and sustainable development. [**Methods**] Based on the Google Earth Engine (GEE) platform, the MODIS MOD13Q1 dataset was used, and the pixel-based binary model was employed to retrieve FVC during the growing seasons (April to September each year) from 2000 to 2023. Combining Theil-Sen median trend analysis, Mann-Kendall tests, coefficient of variation (CV), and spatial autocorrelation analysis, this study analyzed the spatiotemporal variation characteristics of FVC. Additionally, based on the Light Gradient Boosting Machine (LightGBM) model and the Shapley Additive Explanations (SHAP) method, the primary driving factors and their threshold effects were explored. [**Results**] (1) From 2000 to 2023, the multi-year average FVC during the growing season in the Guangdong-Hong Kong-Macao Greater Bay Area was 0.67, with an overall significant upward trend (annual

收稿日期:2026-01-23 **修回日期:**2026-01-30 **接受日期:**2026-02-11
资助项目:国家自然科学基金项目"面向治理能力提升的基于时空大数据的空间规划方法研究"(52078389)
第一作者:张璐(1992—),女,山西太原人,硕士研究生,研究方向为数字城乡规划。E-mail:2024282090105@whu.edu.cn
通信作者:詹庆明(1964—),男,福建永安人,博士,教授,主要从事数字城乡规划与智慧城市研究。E-mail:qmzhan@whu.edu.cn

growth rate of 0.001 1/a, $p < 0.05$). The spatial distribution pattern was characterized by "low in the central region and high in the peripheral areas". The FVC variation trends were predominantly improving (55.8%), among which 22.8% of the region reached a significantly improved level. (2) Land surface temperature, population density, and land use type were the primary driving factors affecting FVC. Among them, land surface temperature had the highest average SHAP value (>0.06), and the average SHAP values of population density and land use type both exceeded 0.05, with a cumulative contribution rate of 54.23%. After land surface temperature and population density exceeded the thresholds of 18.14 ℃ and 4 119.26 people/km^2, respectively, their positive promoting effects on FVC gradually weakened and turned into negative inhibitory effects. [**Conclusion**] Over the past 24 years, the evolution of FVC in the Guangdong-Hong Kong-Macao Greater Bay Area has exhibited significant spatial heterogeneity and nonlinear driving characteristics. The thermal environment and human activities are the core constraints restricting regional vegetation growth.

Keywords: fractional vegetation cover (FVC); Guangdong-Hong Kong-Macao Greater Bay Area; driving factors; spatial autocorrelation; machine learning

全球气候变化正在深刻影响陆地生态系统的结构与功能[1]。植被作为调节气候、涵养水土及维系碳循环的核心要素，其覆盖度变化已成为评估区域生态系统健康状况的重要指标[2]。植被覆盖度(Fractional Vegetation Cover, FVC)指单位面积内植被地上部分垂直投影占总面积的比例，是表征地表植被状况的关键参数[3]。研究FVC的时空演变特征与驱动机制，不仅有助于揭示区域生态环境质量的变化趋势，也为生态系统调控与可持续发展提供科学依据[4]。

近年来，随着遥感技术和计算机方法的发展，基于多源遥感数据的FVC长时序分析已成为生态监测的重要手段。国内外学者已在不同地区开展了丰富的FVC研究。杨少康等[5]基于MODIS MOD13A3数据研究发现，2000—2019年长江上游流域生长季FVC呈显著上升趋势，且降水与人类活动是植被生长的主导驱动；任雨航等[6]基于Landsat归一化植被指数(Normalized Difference Vegetation Index, NDVI)数据结合Theil-Sen Median趋势分析与地理探测器模型，揭示了水分条件在不同阶段对植被变化的主导作用；赵琛旭等[7]则基于Google Earth Engine(GEE)平台对江苏省2013—2022年FVC研究表明，气候变化与人类活动的交互作用是区域植被覆盖变化的主要控制因素；王睿卿等[8]通过分析2000—2015年珠江流域植被NDVI时空变化及驱动因素，发现其年际呈阶段式增长、中高转高植被覆盖度改善，人为因素影响大于自然因素，自然与社会因子交互以双因子增强为主；陈文裕等[9]基于Theil-Sen, Mann-Kendall、相关分析及地理探测器，对2000—2020年珠江流域NDVI时空演化及驱动因素进行分析，发现土地覆盖类型、人口密度和夜间灯光强度对NDVI空间分异的解释力度较高。这些研究为不同尺度下植被动态分析提供了方法参考，也凸显了区域特异性研究的必要性，尤其是在人口密集、经济高速发展的城市群区域，大尺度、高分辨率和长时序的植被监测与驱动因子解析仍需深入探究。

粤港澳大湾区作为全球重要的经济与文化中心，近年来经历了快速的城市扩张与人地矛盾加剧，导致区域生态系统面临显著压力，植被覆盖变化成为衡量其生态安全的重要指标。赵桔超等[10]的研究发现，大湾区植被覆盖整体呈"中间低、四周高"的空间分布特征，并受人类活动与气候条件的双重影响。冯娴慧等[11]指出，高温高湿的气候对植被生长具有正向驱动作用。然而，现有研究主要关注单一驱动因子或采用年均统计值进行全局回归分析，忽视了驱动因子的时空异质性，且对驱动因子之间非线性影响特征与阈值效应缺乏定量刻画。因此，开展粤港澳大湾区植被覆盖度变化及其驱动机制的系统研究具有重要的理论意义与应用价值。

本文基于MODIS NDVI数据，利用像元二分模型反演大湾区逐年生长季FVC，并结合变异系数(CV)、Theil-Sen Median趋势分析、Mann-Kendall(MK)检验等方法，揭示FVC的时空变化趋势；通过空间自相关分析识别FVC的空间聚集模式及热点、冷点分布；采用Light Gradient Boosting Machine (LightGBM)与Shapley Additive Explanations(SHAP)模型，解析驱动因子的贡献及影响阈值。本研究将为粤港澳大湾区的生态环境保护、土地利用规划及城市可持续发展提供科学依据。

1　研究区概况与数据来源

1.1　研究区概况

粤港澳大湾区位于中国华南沿海，地处北纬

21°28′—24°29′，东经111°21′—114°53′，总面积约5.6×10⁴ km²。区域由香港、澳门两个特别行政区及广东省的广州、深圳等9市组成，构成典型的“9+2”城市群格局，是我国最具经济活力和城市化水平最高的地区之一。区域地势整体呈西北高、东南低特征，西北部多为山地丘陵，东南部为珠江三角洲平原，南部濒临南海。基于数字高程模型（DEM）数据，研究区高程分布范围为－107～1 602 m，地形起伏差异明显，山地、丘陵与平原交错分布。大湾区地形复杂多样，空间分异显著，为后续植被覆盖度时空变化分析提供了重要的地形背景支撑。

1.2 研究数据来源与处理

植被指数数据以美国国家航空航天局（NASA）的MOD13Q1数据集为基础，该数据空间分辨率为250 m，时间分辨率为16 d，采用GCS_WGS_1984地理坐标系。基于Google Earth Engine（GEE）云计算平台，提取粤港澳大湾区2000—2023年植被生长季（每年4—9月）的逐月NDVI影像，并通过最大合成法生成年度NDVI栅格数据集，以最大限度消除云及大气噪声的干扰。

环境驱动因子数据主要包括气象要素与人类活动指标。其中，气温、降水、风速、土壤湿度、饱和水汽压差、辐射、实际蒸散发、潜在蒸散发和干旱指数9类气象因子来源于TerraClimate月度数据集，其空间分辨率约为0.04°。人口密度数据来自WorldPop，空间分辨率为100 m。夜间灯光数据来自国家地球系统科学数据中心的类DMSP-OLS数据集，空间分辨率为1 km。土地利用数据来自中国年度土地覆盖数据集（Annual China Land Cover Dataset，CLCD），在此分类体系下，研究区主要包括农田、森林、灌木、草地、水域、裸地和不透水面7种类型。地表温度数据来自美国国家航空航天局（NASA）的MOD11A2数据集，空间分辨率为1 km。地形信息则基于美国地质调查局提供的SRTMGL1_003 DEM数据，分辨率为30 m。不同数据产品的详细参数见表1。

对土地利用、人口密度以及夜间灯光之外的数据，全部进行生长季（4—9月）合成。此外，为保障多源数据在空间分析中的一致性，所有栅格数据均通过ArcGIS Pro进行统一地理配准（坐标系为GCS_WGS_1984），并采用重采样方法将空间分辨率统一至500 m。

表1 研究数据来源

Table 1 Sources of research data

数据		分辨率	时间范围	来源
归一化植被指数		250 m	2000年至今	MOD13Q1数据集，美国国家航空航天局NASA网站（http://modis.gsfc.nasa.gov/）
气象数据	气温	0.04°	1958—2024年	TerraClimate数据集（https://www.climatologylab.org/terraclimate.html）
	降水			
	辐射			
	风速			
	土壤湿度			
	饱和水汽压差			
	实际蒸散发			
	潜在蒸散发			
	干旱指数			
人口密度		100 m	2000—2020年	WorldPop人口数据（https://www.worldpop.org）
地表温度		1 km	2000年至今	MOD11A2数据集，美国航天航空局NASA网站（http://modis.gsfc.nasa.gov/）
土地利用数据		30 m	1985—2025年	中国年度土地覆盖数据集（CLCD）http://doi.org/10.5281/zenodo.4417809
数字高程模型		30 m	2000年	SRTMGL1_003数据集，美国地质调查局（https://www.usgs.gov.cn）
夜间灯光数据		1 km	1992—2024年	类DMSP-OLS数据集，国家地球系统科学数据中心（https://www.geodata.cn/main/）
行政边界数据				国家地理信息公共服务平台（https://cloudcenter.tianditu.gov.cn）

2 研究方法

2.1 像元二分模型

本研究基于归一化植被指数（NDVI），通过像元二分模型[12]计算FVC，计算公式如下：

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

式中：FVC为植被覆盖度；NDVI为归一化植被指数；$NDVI_{veg}$和$NDVI_{soil}$分别为完全植被覆盖和无植被覆盖地表的NDVI值。结合研究区植被覆盖情况，选取5%置信度截取NDVI上下阈值，将NDVI数值5%和95%区域分别取平均值，得出$NDVI_{veg}$和$NDVI_{soil}$。借鉴相关文献划分标准[13]，并结合研究区生态环境特点和整体植被覆盖情况，本研究将FVC分为低（FVC＜

0.2)、中低(0.2≤FVC<0.4)、中(0.4≤FVC<0.6)、中高(0.6≤FVC<0.8)和高(FVC≥0.8)5个等级。

2.2　变异系数分析

变异系数(Coefficient of Variation, CV)又称标准离差率,能够表征变量的相对稳定性或波动程度[14]。公式如下:

$$\sigma=\sqrt{\frac{1}{n}\sum_{I=1}^{N}\left(\mathrm{FVC}_i-\mu\right)^2} \tag{2}$$

$$\mathrm{CV}=\sigma/\mu \tag{3}$$

式中:σ为FVC的标准差;FVC_i为第i年植被覆盖度;μ为FVC的多年均值。CV值越大表明植被波动越剧烈;反之则趋于稳定。采用自然断点法,将其分为极低波动(CV<0.05)、低波动(0.05≤CV<0.10)、中等波动(0.10≤CV<0.15)、高波动(0.15≤CV<0.20)及极高波动(CV≥0.20)5个等级。

2.3　Sen趋势分析与Mann-Kendall检验

Theil-Sen Median趋势分析法,又被称为Sen's斜率估计,是一种稳健的非参数统计的趋势计算方法[15]。计算公式如下:

$$\beta=\mathrm{Median}\left(\frac{\mathrm{FVC}_j-\mathrm{FVC}_i}{j-i}\right),\ 2000\leqslant i<j\leqslant 2023 \tag{4}$$

式中:β为FVC的年际变化斜率,其中$\beta>0$表示FVC呈上升趋势,$\beta<0$表示FVC呈下降趋势。

Mann-Kendall非参数统计检验方法[16],常与Sen's斜率估计相结合,广泛应用于长时间序列数据的趋势显著性检验中。统计量S的计算公式如下:

$$S=\sum_{i=1}^{n-1}\sum_{j=i+1}^{n}\mathrm{sgn}\left(\mathrm{FVC}_j-\mathrm{FVC}_i\right) \tag{5}$$

式中:n为时间序列长度;$\mathrm{sgn}(\mathrm{FVC}_j-\mathrm{FVC}_i)$为符号化函数,其定义如下:

$$\mathrm{sgn}\left(\mathrm{FVC}_j-\mathrm{FVC}_i\right)=\begin{cases}1 & \mathrm{FVC}_j-\mathrm{FVC}_i>0\\ 0 & \mathrm{FVC}_j-\mathrm{FVC}_i=0\\ -1 & \mathrm{FVC}_j-\mathrm{FVC}_i<0\end{cases} \tag{6}$$

本研究中n值为24(≥10),统计量S服从近似正态分布,其方差var(S)计算公式如下:

$$\mathrm{var}(S)=\frac{n(n-1)(2n+5)}{18} \tag{7}$$

最后,对统计量S进行标准化,并将其定义为Z进行趋势检验,公式如下:

$$Z=\begin{cases}\dfrac{S-1}{\sqrt{\mathrm{var}(S)}} & S>0\\ 0 & S=0\\ \dfrac{S+1}{\sqrt{\mathrm{var}(S)}} & S<0\end{cases} \tag{8}$$

给定显著性水平$\alpha=0.05$当$|Z|>Z_{1-\alpha/2}$(1.96)时,拒绝零假设H_0(即研究的时间序列没有上升或下降的趋势)。结合Sen趋势值β与Mann-Kendall(MK)检验显著性Z值,将研究区变化趋势显著性划分为显著退化($\beta<0$, $|Z|>1.96$)、轻微退化($\beta<0$, $|Z|\leqslant 1.96$)、基本稳定($|Z|=0$)、轻微改善($\beta>0$, $|Z|\leqslant 1.96$)及显著改善($\beta>0$, $|Z|>1.96$)5类[17]。

2.4　空间自相关分析

空间自相关分析是通过计算空间要素所在位置及其邻近位置的方差值,以探究其空间聚集特征,可分为全局自相关和局部自相关[18]。本研究使用GeoDa软件,对2000—2023年粤港澳大湾区植被覆盖度进行空间自相关分析。

采用全局莫兰指数(Global Moran's I)表示植被覆盖度整体的空间聚集特征。计算公式如下:

$$I=\frac{n\sum_{i=1}^{n}\sum_{j=1}^{n}w_{ij}\left(x_i-\overline{x}\right)\left(x_j-\overline{x}\right)}{\sum_{i=1}^{n}\sum_{j=1}^{n}w_{ij}\sum_{i=1}^{n}\left(x_i-\overline{x}\right)^2} \tag{9}$$

式中:I为全局莫兰指数;n为网格单元的数量;x_i和y_i分别为网格单元i和网格单元j的植被覆盖度数值;$\overline{x}$为所有网格单元的植被覆盖度平均值;w_{ij}为空间权重矩阵。

采用局部莫兰指数(Local Moran's I),生成植被覆盖度LISA聚类图,从局域尺度分析植被覆盖度空间聚集特征。计算公式如下:

$$I_i=\frac{n\left(x_i-\overline{x}\right)\sum_{j=1}^{n}w_{ij}\left(x_j-\overline{x}\right)}{\sum_{i=1}^{n}\left(x_i-\overline{x}\right)^2} \tag{10}$$

式中:I_i为局部莫兰指数。

2.5　皮尔逊相关性分析

皮尔逊相关系数(Pearson Correlation Coefficient, r)是一种广泛用于度量两个连续变量之间线性相关程度的统计指标[19]。其计算公式如下:

$$r=\frac{\sum_{i=1}^{n}\left(x_i-\overline{x}\right)\left(y_i-\overline{y}\right)}{\sqrt{\sum_{i=1}^{n}\left(x_i-\overline{x}\right)^2}\sqrt{\sum_{i=1}^{n}\left(y_i-\overline{y}\right)^2}} \tag{11}$$

式中:x_i和y_i分别为两个不同驱动因子的观测值;$\overline{x}$和$\overline{y}$为样本均值。本研究首先采用皮尔逊相关系数对所有驱动因子进行共线性诊断,若两个因子之间的$|r|>0.7$,则判定存在强共线性[20]。

2.6　机器学习模型

在城市研究领域,机器学习技术凭借其强大的建模能力与适应性,能有效应对传统方法在处理复

杂城市系统时的瓶颈[21]。其中，套索回归（Least Absolute Shrinkage and Selection Operator，Lasso）是一种在最小二乘法基础上引入L1正则化的线性回归方法，能有效识别关键特征并消除多重共线性影响[22]。随机森林（Random Forest，RF）、自适应增强算法（Adaptive Boosting，AdaBoost）、梯度提升回归树（Gradient Boosting Regression Tree，GBRT）、极端梯度提升算法（eXtreme Gradient Boosting，XGBoost）、轻量梯度提升机（Light Gradient Boosting Machine，LightGBM）与类别型梯度提升算法（Categorical Boosting，CatBoost）作为典型的集成学习算法[23]，通过降低模型方差、减少过拟合风险，通常能实现更精准的预测性能，为揭示复杂城市环境下的FVC驱动机制提供可靠的方法论支撑。

为评估7种机器学习主流模型的预测效果，筛选出最佳模型进行后续分析，本研究采用均方根误差（RMSE）、平均绝对误差（MAE）和决定系数（R^2）3个指标对各模型预测结果进行衡量，计算公式如下：

$$\mathrm{RMSE}=\sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\left(y_i'-y_i\right)^2} \tag{12}$$

$$\mathrm{MAE}=\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\left|y_i'-y_i\right| \tag{13}$$

$$R^2=1-\frac{\sum_{i=1}^{n}\left(y_i'-y_i\right)^2}{\sum_{i=1}^{n}\left(y_i'-\bar{y}_i\right)^2} \tag{14}$$

式中：n为样本数；y_i为真实值；$\bar{y}$为真实值的平均值；y_i'为预测值。

2.7 SHAP模型

Shapley加性解释（Shapley Additive Explanations，SHAP）方法立足于合作博弈论与局部解释性原理，通过对各特征对模型预测的平均边际贡献进行加总，以定量刻画该特征对预测结果的重要性[24]。本研究基于最佳机器学习模型，引入SHAP框架，对各影响因素的重要性进行评估。

2.8 广义加性模型

广义加性模型（Generalized Additive Models，GAM）通过非参数平滑函数来拟合响应变量与解释变量之间的关系，具有极高的灵活性和解释性[25]。其公式如下：

$$g\left[E(y)\right]=\beta_0+\sum_{i=1}^{p}f_k(x_k) \tag{15}$$

式中：$g[E(y)]$为响应变量的期望值通过链接函数g转化后的值；β_0为截距项；$f_k(x_k)$为针对第k个驱动因子x_k的平滑函数。

3 结果与分析

3.1 植被覆盖度的时空变化特征

3.1.1 时间变化特征 由图1可知，粤港澳大湾区2000—2023年植被生长季FVC均值变化范围介于0.656～0.685。其中，研究时段FVC均值由2000年最低值0.656增长至2023年0.683，并于2016年增长至最大值0.685，多年均值为0.670，24年间增速仅为0.001 1/a。24年间粤港澳大湾区FVC总体呈现波动上升趋势，植被变化的阶段性明显，2000—2011年波动较大，2011—2013年有相对较大增加，2013年之后总体趋于稳定。

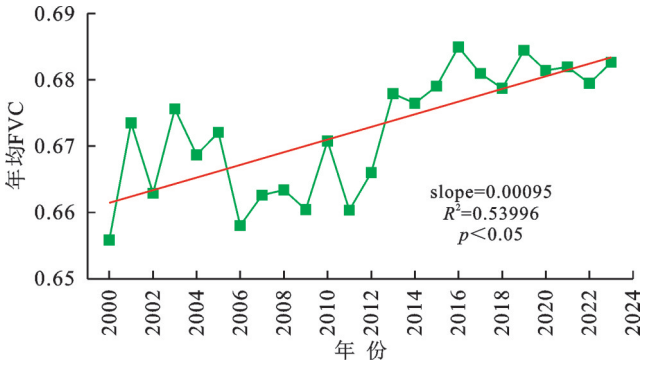
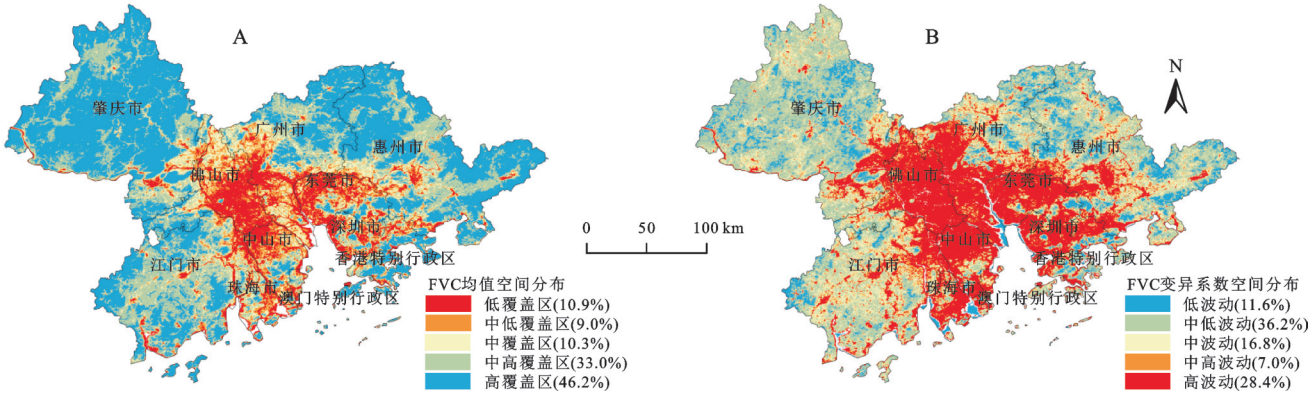


图1 大湾区2000—2023年植被生长季FVC均值年际变化趋势

Fig. 1 Interannual variation trend of average FVC during growing season in Greater Bay Area (2000—2023)

3.1.2 空间分布特征 粤港澳大湾区2000—2023年植被生长季FVC均值空间分布整体呈现出中部向外围地区逐渐递增的分布格局。由图2A可以看出，中高和高覆盖区占总面积的69.8%，主要分布于大湾区的东部、西部和北部等外围区域，而低覆盖区面积占比为10.9%，主要集中于中部和东南部地区。研究期内，东部的惠州、西部的肇庆和江门、北部的广州等大部分区域FVC呈现持续增长态势，中覆盖度向中高及高覆盖度的转变较为明显；值得注意的是，大湾区中部佛山和东莞、南部的中山和珠海等局部区域的低覆盖区面积则呈扩张趋势。

整体来看，中高波动与高波动区域合计占比达35.4%，表明区域FVC整体呈现波动较显著的特征。由图2B可知，从各等级占比看，高波动区域占比较高，为28.4%，主要集中分布于中部的广州市、深圳市、佛山市、东莞市和中山市；中高波动区域面积占比最小，仅为7.0%，零散分布于高波动区域的外围地带；中低波动区域占比最高，达到36.2%，主要分布于北部的肇庆市和东部的惠州市。空间分异规律上，大湾区北部、西部及东部等外围区域CV值低值聚集，对应FVC空间变化较为稳定；而中部和南部区域CV值高值集中，表明该区域FVC空间变化相对剧烈。



注：基于标准地图服务系统下载的审图号GS(2024)0650号的标准地图制作，底图未做修改，下图同。

图 2　大湾区 2000—2023 年植被生长季 FVC 均值与变异系数空间分布

Fig. 2　Spatial distribution of average FVC and coefficient of variation during growing season in Greater Bay Area (2000—2023)

3.1.3　空间趋势特征　Sen 趋势分析 β 值介于 −0.048 2～0.043 1（图 3A），其中的 60.6% 区域植被覆盖呈改善趋势（$\beta>0$）。结合 Sen 趋势与 Mann-Kendall 检验结果，大湾区植被覆盖虽然以改善趋势为主（55.8%），但多为轻微改善（33.0%），而退化趋势也主要表现为轻微退化（21.0%）。从空间分布上看（图 3B），显著退化区域（7.3%）分布稀疏，仅零星见于广州市的南部、江门市的东部和肇庆市的北部；轻微退化区域多环绕于显著退化区域周边，形成局部过渡带；基本稳定的区域主要集中于佛山市和东莞市的西北；显著改善区域呈斑块状集中分布，主要位于广州市的北部、惠州市的东部和肇庆市的西南部等区域；轻微改善区域则广泛覆盖大湾区大部分范围，构成空间主体。

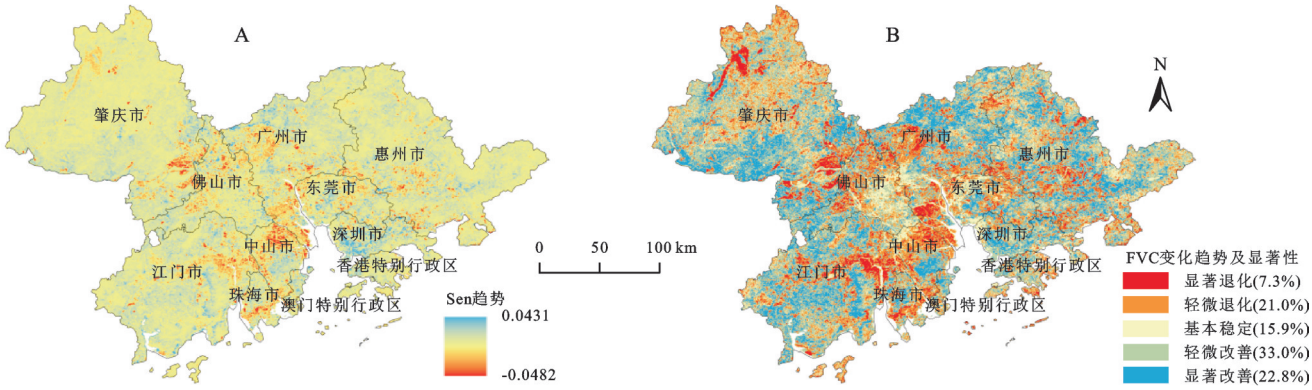


图 3　大湾区 2000—2023 年植被生长季 FVC 变化趋势及显著性空间分布

Fig. 3　Spatial distribution of FVC variation trends and significance during growing season in Greater Bay Area (2000—2023)

3.2　植被覆盖度的空间聚集特征

3.2.1　全局自相关　研究基于 GeoDa 软件，针对大湾区尺度开展空间自相关分析，并通过计算全局莫兰指数（Global Moran's I）定量测度 FVC 的整体空间自相关水平，结果如图 4A 显示：全局 Moran's I 值为 0.701（p=0.001，Z=1661.028），该指数值接近 1，表明大湾区 FVC 整体呈现显著的空间正自相关特征，反映相邻区域间 FVC 值的相似性极强，整体形成显著的空间聚集格局。

3.2.2　局部自相关　由图 4B 可知，研究区 FVC 呈现显著的空间聚类特征：热点区（高—高聚集）面积占比达 55.1%，主要分布于外围山地丘陵区，典型区域包括惠州市东部、肇庆市西部。该区域 FVC 值普遍高于 0.8，且与邻域植被覆盖呈现高度协同一致性，反映其生态本底稳定性强。冷点区（低—低聚集）面积占比 28.2%，集中于中部城市群核心区，典型区域涵盖佛山市、东莞市与深圳市等。此类区域 FVC 值显著偏低（<0.4），且与周边区域协同覆盖水平较低，其形成与城市化进程导致的植被破碎化密切相关。异常区包括高—低异常（面积占比 5.1%）和低—高异常（面积占比 4.0%），主要散布于热点区与冷点区的过渡缓冲带，如广州市郊区，反映出局部空间异质性受边界效应的显著影响。

值得注意的是，上述空间聚集格局与图 4 所示的变异系数（CV）分布特征呈现显著相关性：热点区对应 CV 低值区，表征 FVC 时空稳定性强；冷点区则对应 CV 高值区，反映 FVC 时空波动显著，二者在空间分布上具有较好的耦合性。

3.3　植被覆盖度的驱动因子分析

3.3.1　模型评价结果　本研究基于 3 种模型效能评

价指标，评估7种候选模型对FVC的预测性能。由表2可知，LightGBM模型表现最优，其决定系数（R^2）达0.661 9，均方根误差（RMSE）为0.143 8，平均绝对误差（MAE）为0.098 1。因此，本研究选用LightGBM模型，并结合SHAP方法对关键驱动因子进行识别与解释。

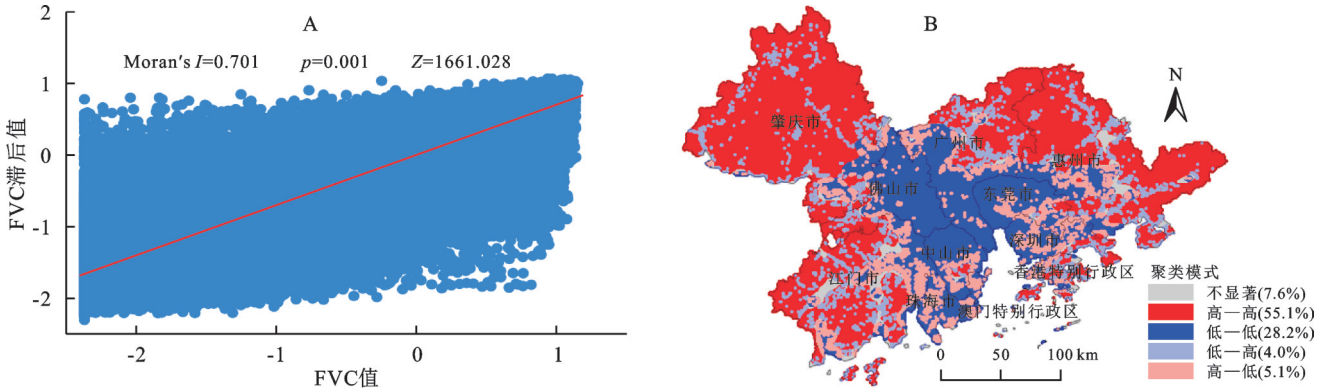


图4 大湾区FVC空间自相关Moran's I散点图及LISA聚类图

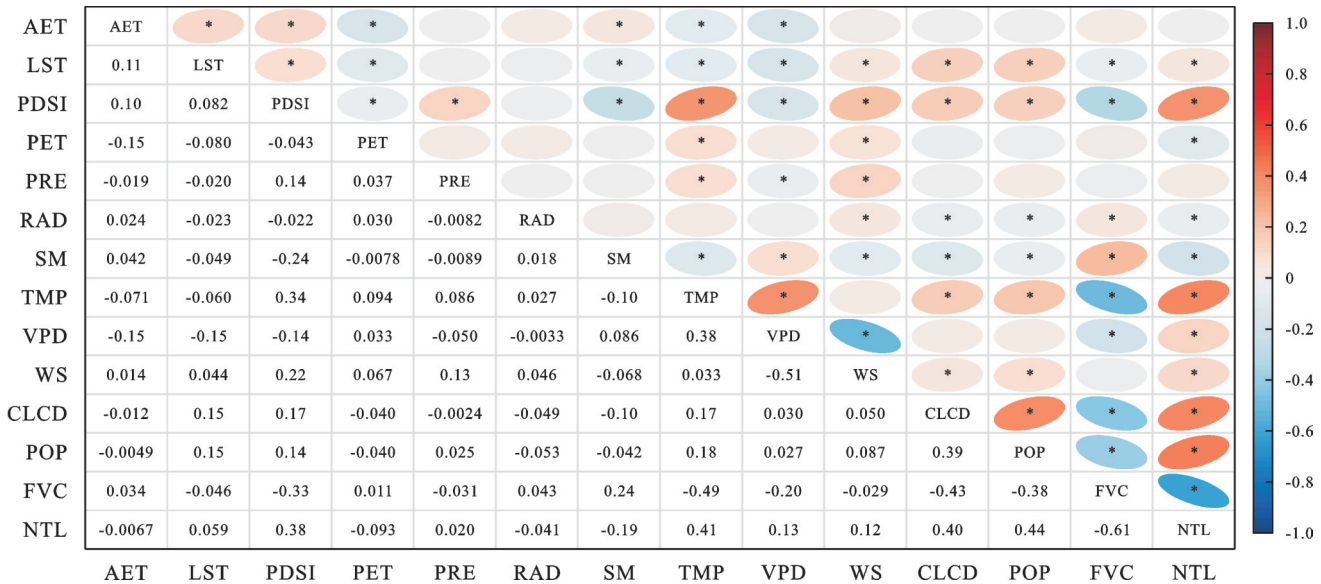
Fig. 4 Moran's *I* scatter plot and LISA cluster map of spatial autocorrelation of FVC in Greater Bay Area

表2 模型评价指标结果

Table 2 Results of model evaluation indicators

模型	R^2	RMSE	MAE
AdaBoost	0.5832	0.1597	0.1217
CatBoost	0.6326	0.1499	0.1036
GBRT	0.6133	0.1538	0.1051
Lasso	0.4835	0.1777	0.1335
LightGBM	0.6619	0.1438	0.0981
RF	0.6564	0.1450	0.0995
XGBoost	0.6020	0.1560	0.1068

3.3.2 驱动因子共线性分析 整体来看（图5），绝大多数驱动因子之间的相关系数都低于0.5，驱动因子间共线性风险较低。同时，本研究选用的LightGBM模型是一种基于梯度提升决策树框架的非参数算法，该模型不受数据正态分布假设的限制，且对多重共线性具有内在的鲁棒性，能够有效应对特征间的共线性干扰并捕捉非线性驱动机制。因此，本研究保留了全部13个初始因子，以确保驱动因子分析的系统性和完整性。



注：AET为实际蒸散发；LST为地表温度；PDSI为干旱指数；PET为潜在蒸散发；PRE为降水；RAD为辐射；SM为土壤湿度；TMP为气温；VPD为饱和水汽压差；WS为风速；CLCD为土地利用类型；POP为人口密度；FVC为植被覆盖度；NTL为夜间灯光数据；*表示相关性在0.05水平上显著（$p<0.05$）。

图5 驱动因子相关性分析热图

Fig. 5 Heatmap of correlation analysis of driving factors

3.3.3 驱动因子重要性分析 基于SHAP值分析方法，本研究系统解析了13种驱动因子对FVC影响的重要性（表3）。其中，地表温度（LST）以平均绝对SHAP值0.065 5居首位，贡献率达20.98%；人口密度（POP）与土地利用类型（CLCD）次之，两者累计解释能力达33.24%；而风速（WS）、辐射（RAD）、蒸散

发（AET/PET）等气象与水文因子的贡献率均低于5%，解释性较弱。

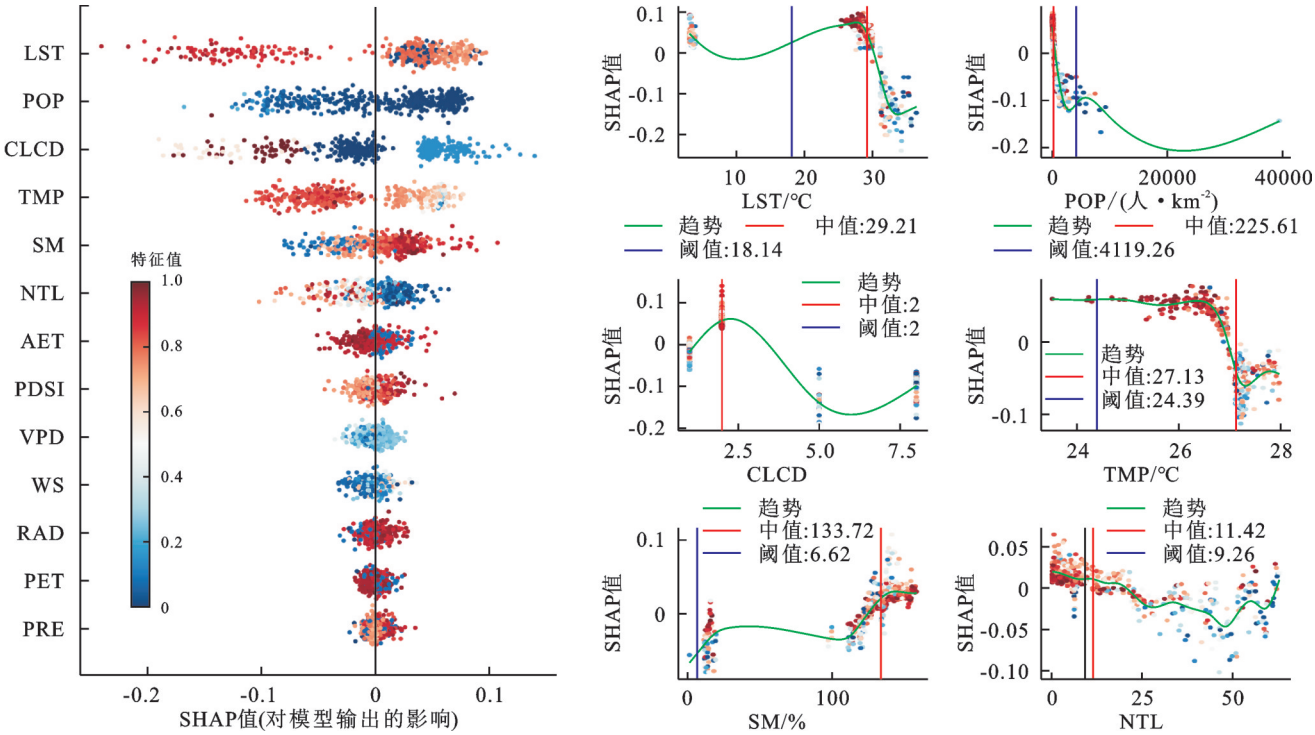
表 3　驱动因子重要性排序及占比

Table 3　Ranking of driving factors by importance and proportion

排名	驱动因子	平均绝对SHAP值	相对重要性占比/%
1	地表温度	0.0655	20.9812
2	人口密度	0.0521	16.6796
3	土地利用类型	0.0517	16.5648
4	气温	0.0481	15.4244
5	土壤湿度	0.0257	8.2397
6	夜间灯光指数	0.0193	6.1684
7	实际蒸散发	0.0101	3.2288
8	干旱指数	0.0086	2.7457
9	饱和水汽压差	0.0077	2.4611
10	风速	0.0069	2.2249
11	辐射	0.0062	1.9918
12	潜在蒸散发	0.0052	1.6575
13	降水	0.0051	1.6319

由图6左侧SHAP全局重要性分布图可知，FVC受多因子综合影响且存在作用阈值。其中，土壤湿度（SM）、实际蒸散发（AET）、干旱指数（PDSI）和降水（PRE）的特征值增大时，SHAP值总体呈增大趋势并逐渐转为正值，表明水分条件改善使FVC所受负向影响减弱并向正向增强转变；相反，当地表温度（LST）、人口密度（POP）、气温（TMP）、夜间灯光指数（NTL）和饱和水汽压差（VPD）的特征值增大时，SHAP值显著减小至负值区间，反映高温干燥环境及高强度人类活动对FVC的正向驱动逐渐减弱并转为强烈抑制。土地利用类型（CLCD）方面，特征值较低的农田、森林、灌木、草原等类型SHAP值多为正，呈正向贡献；特征值较高的水域、裸地、不透水面等类型SHAP值多为负，起负向阻碍作用。整体而言，所有驱动因子均在特定SHAP值处发生影响方向转变，揭示其存在明确的作用阈值。

3.3.4　*驱动因子阈值效应分析*　本研究通过广义加性模型（GAM）拟合SHAP依赖图，精准识别各驱动因子对FVC影响的非线性响应特征及敏感阈值（Thr）。图6右侧解析了六大核心因子对FVC的阈值效应，依次为地表温度（LST）、人口密度（POP）、土地利用类型（CLCD）、气温（TMP）、土壤湿度（SM）和夜间灯光指数（NTL）。



注：（1）该图左侧为SHAP全局重要性分布图，定量揭示各因子的边际贡献强度（SHAP值）及正负效应分布；右侧为SHAP依赖图，利用GAM（广义加性模型）拟合散点趋势（Trend），并识别核心因子的敏感阈值（Thr）与非线性响应特征。（2）研究区域涵盖7种土地利用类型。各类别及其对应的数值编号分别为1农田、2森林、3灌木、4草原、5水域、7裸地以及8不透水面。

图 6　基于 LightGBM-SHAP 与 GAM 拟合的驱动力解析图

Fig. 6　Driving force analysis based on LightGBM-SHAP and GAM fitting

地表温度（LST）在18.14 ℃以下时对FVC呈正向波动影响，温度持续升高（尤其超过30 ℃）则正向影响急剧减弱并转为强烈负向抑制；人口密度（POP）在4 119.26人/km²以内影响由正转负，超过该

阈值后SHAP值骤降并稳定于负值区间，凸显高强度人类活动的显著抑制作用；土地利用类型以特征值2.00为临界点，低值类型（农田、森林等）表现为正向影响，高值类型（水域、不透水面等）则呈负向阻碍；气温在24.39 ℃以下时对FVC保持稳定正向影响，超过阈值后正向效应渐弱并于高温段转为负向；土壤湿度整体呈上升趋势，阈值6.62%以上时负向影响减弱，随湿度增加最终转为正向驱动；夜间灯光指数（NTL）在9.26以下影响波动较小，突破阈值后SHAP值波动下降，负向影响逐步增强。

4 讨论与结论

4.1 讨 论

粤港澳大湾区作为高度城市化的沿海经济区，其植被覆盖度（FVC）的“中部低、外围高”空间格局深刻反映了人类活动与自然本底的重要作用。中部城市群（如广州、深圳）因高强度土地开发导致植被破碎化，而外围丘陵山区（如惠州、肇庆）受地形庇护维持较高生态稳定性。这种分异与变异系数（CV）高值区集中于中部的结果一致，凸显城市化进程对植被波动性的放大效应。本研究通过LightGBM和SHAP模型进一步揭示，地表温度（LST）、人口密度（POP）和土地利用类型（CLCD）为三大核心驱动因子，其非线性响应特征表明传统线性回归分析可能低估了因子的复杂性。具体而言，LST的影响呈现显著的双阈值效应：低于18.14 ℃时适度升温有益，超过阈值则加剧水分胁迫；其与气温（TMP）、饱和水汽压差（VPD）的协同效应进一步放大了城市热岛对中部植被恢复的抑制，这表明城市化不仅直接改变下垫面，还通过复杂的气候反馈回路间接调控植被动态。同时，在高不透水面区域（CLCD＞2.0），人口密度（POP）超过4 119.26人/km²阈值后对FVC的抑制作用显著增强，而在森林/灌木等低值区则表现出一定韧性。土壤湿度（SM）在高于6.62%时也转为正向驱动，强调了水分管理的关键作用。这些非线性阈值效应共同解释了研究区FVC变异系数（CV）高值集中于中部、反映城市化放大植被波动性的现象。

深入剖析驱动因子的作用路径，能更精准地理解植被变化的生态过程。LST作为首要因子，其影响兼具直接的生理胁迫和间接的气候调节。人口密度（POP）与夜间灯光指数（NTL）共同量化的人类活动强度，其空间分布与FVC冷点区高度吻合，印证了高强度开发对生态空间的侵占及伴随污染、基建带来的间接退化压力。CLCD则通过改变地表物理属性驱动FVC变化，例如森林与农田（低CLCD值）因冠层结构和土壤保育功能呈现正向贡献，而不透水面（高CLCD值）则通过阻隔水分下渗导致植被退化。这些因子的非线性阈值效应共同构成了城市化进程中植被退化的复杂图景，其背后机制涉及生境破碎化、边缘效应加剧及生态系统服务功能下降，最终超越单一因子的简单归因，凸显多因子耦合效应在塑造区域植被格局中的核心地位。

本研究结果有望为粤港澳大湾区的生态保护和空间规划提供明确的量化依据与行动方向，识别出的关键阈值可直接服务于生态控制线优化、城市开发边界管控和生态红线划定的科学决策。针对中部FVC冷点区，亟需严格限制建设用地扩张，并基于景观生态学原理（如邬建国[26]所述）加强生态廊道建设以提升景观连通性，缓解破碎化。对于外围热点区，在保护其生态红利的同时，需警惕变化的不稳定性，实施适应性管理。研究存在两点局限：（1）主要依赖遥感与再分析数据，未来需融合更高精度实地观测和社会经济数据以精细刻画人类活动效应；（2）全域尺度分析可能掩盖不同植被类型的响应差异。未来研究应结合高精度土地覆盖数据，开展分区分类的精细化驱动力解析，并借鉴结构方程模型等方法（如曹祺文等[27]），深入辨析自然与人为因子的直接与间接路径，为区域生态系统精准管理和碳中和目标实现提供更坚实的科学支撑。

4.2 结 论

（1）2000—2023年FVC总体呈显著上升趋势（$p<0.05$），年均增速为0.001 1/a，多年平均值为0.67。但空间分异特征明显，55.80%的区域FVC呈改善趋势，7.30%的区域则表现为显著退化趋势，尤其是在大湾区的城市化密集区域，FVC的退化现象较为明显。

（2）基于最优的LightGBM模型与SHAP方法的驱动机制解析，地表温度、人口密度与土地利用类型是影响粤港澳大湾区FVC时空变化的主要驱动因子，其中地表温度对FVC的影响最为显著（贡献率达20.98%）。各驱动因子对FVC表现出显著的非线性阈值效应，当热环境因子（地表温度、气温）分别突破18.14 ℃和24.39 ℃，人为干扰因子（人口密度、夜间灯光指数）分别超过4 119.26人/km²与9.26时，其对FVC的抑制作用呈显著增强趋势；土地利用类型在特征值大于2.00后（如不透水面）也表现出强烈的负向抑制作用。

本研究通过对主流机器学习模型对比，验证了LightGBM在大尺度生态遥感反演中的优越性能；通过耦合SHAP解释框架，破解了传统黑箱模型在预测精度与可解释性不可兼得的瓶颈。研究成果可为

粤港澳大湾区生态保护与可持续发展提供科学依据,并为类似区域的生态环境定量监测提供优选模型与方法参考。

参考文献(References):

[1] 牛忠恩,何洪林,张梦宇,等.2003—2020年中国陆地生态系统质量评价及归因分析[J].地理学报,2025,80(7):1901-1919.
Niu Z N, He H L, Zhang M Y, et al. Assessment and attribution analysis of terrestrial ecosystem quality in China from 2003 to 2020[J]. Acta Geographica Sinica, 2025,80(7):1901-1919.

[2] 谢楚芳,舒潼,刘毅,等.以植被生物完整性评价梁子湖湖滨湿地生态系统健康[J].长江流域资源与环境,2015,24(8):1387-1394.
Xie C F, Shu T, Liu Y, et al. Evaluating the health of Liangzi Lake riparian wetland ecosystem based on vegetation biotic integrity[J]. Resources and Environment in the Yangtze Basin, 2015,24(8):1387-1394.

[3] 陈云浩,李晓兵,史培军.基于遥感的植被覆盖变化景观分析:以北京海淀区为例[J].生态学报,2002,22(10):1581-1586.
Chen Y H, Li X B, Shi P J. Landscape analysis of vegetation cover change based on remote sensing: a case study of Haidian District, Beijing[J]. Acta Ecologica Sinica, 2002,22(10):1581-1586.

[4] Andreatta D, Gianelle D, Scotton M, et al. Estimating grassland vegetation cover with remote sensing: a comparison between Landsat-8, Sentinel-2 and PlanetScope imagery[J]. Ecological Indicators, 2022,141:109102.

[5] 杨少康,刘冀,魏榕,等.长江上游流域生长季植被覆盖度时空变化特征及其成因[J].长江流域资源与环境,2022,31(7):1523-1533.
Yang S K, Liu J, Wei R, et al. Spatiotemporal characteristics and causes of vegetation coverage during the growing season in the Upper Yangtze River Basin[J]. Resources and Environment of the Yangtze River Basin, 2022,31(7):1523-1533.

[6] 任雨航,冯毅,陈文凯,等.成都龙泉山城市森林公园植被覆盖度变化特征及驱动因素[J].应用生态学报,2025,36(7):2103-2113.
Ren Y H, Feng Y, Chen W K, et al. Characteristics and driving factors of vegetation coverage changes in Longquan Mountain Urban Forest Park, Chengdu[J]. Chinese Journal of Applied Ecology, 2025,36(7):2103-2113.

[7] 赵琛旭,刘兴冉,朱骥,等.2013—2022年江苏省植被覆盖度时空变化趋势及其驱动因素[J].水土保持通报,2025,45(3):397-406.
Zhao C X, Liu X R, Zhu J, et al. Spatiotemporal trends and driving factors of vegetation coverage in Jiangsu Province from 2013 to 2022[J]. Bulletin of Soil and Water Conservation, 2025,45(3):397-406.

[8] 王睿卿,蒋晓辉,聂桐.基于地理探测器的珠江流域NDVI时空变化及驱动力分析[J].人民珠江,2022,43(7):61-73.
Wang R Q, Jiang X H, Nie T. Spatiotemporal variation and driving force analysis of NDVI in the Pearl River Basin based on Geographic Detector[J]. People of the Pearl River, 2022,43(7):61-73.

[9] 陈文裕,夏丽华,徐国良,等.2000—2020年珠江流域NDVI动态变化及影响因素研究[J].生态环境学报,2022,31(7):1306-1316.
Chen W Y, Xia L H, Xu G L, et al. Dynamic variation of NDVI and its influencing factors in the Pearl River Basin from 2000 to 2020[J]. Ecology and Environmental Sciences, 2022,31(7):1306-1316.

[10] 赵桔超,张韶华,尹晓雪,等.粤港澳大湾区植被覆盖变化及其影响因素分析[J].测绘科学,2022,47(3):75-84.
Zhao J C, Zhang S H, Yin X X, et al. Analysis of vegetation cover change and its influencing factors in the Guangdong-Hong Kong-Macao Greater Bay Area[J]. Surveying and Mapping Science, 2022,47(3):75-84.

[11] 冯娴慧,曾芝琳.粤港澳大湾区植被覆盖特征与变化趋势的自然驱动力研究[J].生态环境学报,2022,31(9):1713-1724.
Feng X H, Zeng Z L. Natural driving forces of vegetation cover characteristics and change trends in the Guangdong-Hong Kong-Macao Greater Bay Area[J]. Ecology and Environmental Sciences, 2022, 31(9): 1713-1724.

[12] 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 characteristics and driving factors of vegetation cover in Southern Jiangxi from 2000 to 2020[J]. Chinese Journal of Applied Ecology, 2023,34(11):2919-2928.

[13] Wang Q, Zhang Q P, Zhou W. Grassland coverage changes and analysis of the driving forces in Maqu County[J]. Physics Procedia, 2012,33:1292-1297.

[14] 郑颖娟,刘军会,刘洋,等.2000—2018年鄂尔多斯市植被覆盖度变化及驱动因素分析[J].环境科学研究,2022,35(11):2458-2468.
Zheng Y J, Liu J H, Liu Y, et al. Analysis of vegetation cover changes and driving factors in Ordos City from 2000 to 2018[J]. Environmental Science Research, 2022,35(11):2458-2468.

[15] 徐建华.现代地理学中的数学方法[M].3版.北京:高等教育出版社,2017.
Xu J H. Mathematical methods in modern geography[M].3rd ed. Beijing: Higher Education Press, 2017.

(下转第348页)