粤港澳大湾区陆地生态系统关键碳循环参数 30-m 栅格数据集（2001–2025）研发

游嘉锴[1,2,3]，张英慧[1,2,3*]，胡忠文[1,2,3]，郭善昕[4]，王敬哲[5]，邬国锋[1,2,3]

1. 深圳大学建筑与城市规划学院 自然资源部大湾区地理环境监测重点实验室，深圳 518060；
2. 广东省城市空间信息工程重点实验室，深圳 518060；
3. 深圳市空间信息智能感知与服务重点实验室，深圳 518060；
4. 中国科学院深圳先进技术研究院，深圳 518055；
5. 深圳职业技术大学人工智能学院，深圳 518055

摘 要：植被参数是表征区域生态动态的核心指标，对区域的精细化生态监控以及阐述陆地生态系统的碳源汇特征、变化具有重要应用价值。归一化植被指数（Normalized Difference Vegetation Index, NDVI）、增强型植被指数（Enhanced Vegetation Index, EVI）与叶面积指数（Leaf Area Index, LAI）、光合有效辐射吸收比例（Fraction of absorbed photosynthetically active radiation, FPAR）及总初级生产力（Gross Primary Production, GPP）共同构成了表征陆地生态系统碳循环的关键参数。针对现有 MODIS 植被产品由于主算法失效导致的时空不连续，以及 500-m 分辨率造成的混合像元问题，本研究以粤港澳大湾区为研究区，在土地覆盖类型一致性的约束下，引入 mSSA 算法对 5 种 MODIS 核心植被参数产品的主算法失效区域进行时空重建。随后，提取 Landsat 年最大 NDVI 作为空间纹理特征，通过空间权重约束完成对重建后数据集的降尺度处理。研究最终生产了空间分辨率为 30 m 的 2001 至 2025 年的粤港澳大湾区陆地生态系统关键碳循环参数数据集。利用 MODIS 标准植被参数数据集产品对本产品进行验证，验证结果表明，大湾区陆地生态系统关键碳循环参数数据集与 MODIS 产品保持高度一致，各植被参数的 R^2 介于 0.729 至 0.941 之间，拟合斜率在 0.82 至 0.96 之间。数据集内容包括：（1）粤港澳大湾区边界数据；（2）粤港澳大湾区陆地生态系统关键碳循环参数数据，包括：每 8 天的 GPP 数据集、LAI 数据集和 FPAR 数据集，每 16 天的 EVI 数据集和 NDVI 数据集。数据集存储为.shp 和.tif 格式，由 4,893 个数据文件组成，数据量为 1.01 TB。

关键词：MODIS；植被参数；降尺度；时空重建；高空间分辨率

DOI: https://doi.org/10.3974/geodp.2026.05.08

CSTR: https://cstr.escience.org.cn/CSTR:20146.14.2026.05.08

收稿日期：2026-03-25；**修订日期**：2026-09-20；**出版日期**：2026-10-25

基金项目：深圳市（JCYJ20220818101617037）；国家自然科学基金（42201347，42401065）；广东省自然科学基金（2026A1515010626）

***通讯作者**：张英慧，深圳大学自然资源部大湾区地理环境监测重点实验室，zyhui@szu.edu.cn

数据引用方式：[1] 游嘉锴，张英慧，胡忠文等. 粤港澳大湾区陆地生态系统关键碳循环参数 30-m 栅格数据集（2001–2025）研发[J]. 全球变化数据学报, 2026, 10(5): 577–589. https://doi.org/10.3974/geodp.2026.05.08. https://cstr.escience.org.cn/CSTR:20146.14.2026.05.08.

[2] 游嘉锴，张英慧，胡忠文等. 粤港澳大湾区陆地生态系统关键碳循环参数 30-m 栅格数据集（2001–2025）[J/DB/OL]. 全球变化数据仓储电子杂志, 2026. https://doi.org/10.3974/geodb.2026.03.10.V1. https://cstr.escience.org.cn/CSTR:20146.11.2026.03.10.V1.

数据可用性声明：
本文关联实体数据集已在《全球变化数据仓储电子杂志（中英文）》出版，可获取：
https://doi.org/10.3974/geodb.2026.03.10.V1 或 https://cstr.escience.org.cn/CSTR:20146.11.2026.03.10.V1.

1 前言

植被参数（Vegetation Parameters）是根据植被的光谱特性，对遥感多光谱数据进行组合计算得到的特征数值，是对地表植被状况简单、有效的经验度量。其在土地覆盖、环境变化、第一性生产力分析、陆地生态系统碳汇等方面具有重要应用价值，是连接地表植被物理结构与生理功能的关键纽带[1–3]。在此基础上，归一化植被指数（NDVI）[4]、增强型植被指数（EVI）[5]与叶面积指数（LAI）[6,7]、光合有效辐射吸收比例（FPAR）[8]及总初级生产力（GPP）[9]共同构成了表征陆地生态系统碳循环的关键参数，是粤港澳大湾区等高异质性区域精细化生态监控以及阐述陆地生态系统的碳源汇特征、变化的重要基础[2]。目前，基于卫星遥感数据已生产了多套植被参数产品，其中 MODIS 产品应用最为广泛[10–12]。然而，当受云雨干扰等因素导致主反演算法失效时，启用的备用算法会导致长时序数据中出现异常波动和偏差[13]，这种时空不连续性极大限制了现有植被参数产品在精细化时间动态监测中的应用潜力[8]。

针对上述问题，现有研究多采用时间序列重建算法或多源数据融合技术[14,15]。然而，基于谐波分析的 HANTS 等算法高度依赖植被严格的周期性变化假设，难以刻画高异质性区域非规则的植被变化情况[14]。而部分学者提出的多源数据时空融合技术[16–18]，往往受限于极轨卫星的低频重访周期，从而难以捕捉到有效的无云参考数据，导致融合模型因缺乏有效输入而失效[19,20]。现有方法普遍受限于单像元的严格物候周期预设，或受制于无云参考影像的获取瓶颈，未能充分挖掘高异质性地表内部同质像元间的协同演化特征。

此外，500-m 空间分辨率的 MODIS 植被参数产品在表征大湾区高度破碎化的地表时[21]，依然存在严重的混合像元问题[22–24]。该区域复杂的用地结构导致单一粗像元内混合了多种用地类型，这种混合像元效应不仅掩盖了真实的植被空间异质性，还导致区域生态评估出现系统性偏差，从而难以支撑精细尺度的生态监管需求[22]。因此，亟需通过空间降尺度技术提升植被参数产品的空间表征能力[22,25,26]。

为此，本研究以粤港澳大湾区为研究区域，在土地覆盖类型一致性的约束下，引入 mSSA 算法[27]，通过时空质量加权筛选最优邻近像元，实现了对 5 种 MODIS 植被参数产品主算法失效区域的高质量重建。其次，针对空间混合像元效应，研究进一步提取 Landsat 年最大 NDVI 作为表征植被空间分布状态的纹理特征，以此作为空间权重约束，对重建后的产品进行降尺度处理。最终，构建了粤港澳大湾区 2001 至 2025 年、30-m 空间分辨率的陆地生态系统关键碳循环参数数据集产品，为区域生态系统评估与精细化管理提供了数据支撑。

2 数据集元数据简介

《粤港澳大湾区陆地生态系统关键碳循环参数 30-m 栅格数据集（2001–2025）》[28]的名称、作者、地理区域、数据年代、时间分辨率、空间分辨率、数据集组成、数据出版与

共享服务平台、数据共享政策等信息见表 1。

表 1　《粤港澳大湾区陆地生态系统关键碳循环参数 30-m 栅格数据集（2001–2025）》元数据简表

条　目	描　述
数据集名称	粤港澳大湾区陆地生态系统关键碳循环参数 30-m 栅格数据集（2001–2025）
数据集短名	GBA_VP
作者信息	游嘉锴, 深圳大学自然资源部大湾区地理环境监测重点实验室, youjiakai2024@mails.szu.edu.cn 张英慧, 深圳大学自然资源部大湾区地理环境监测重点实验室, zyhui@szu.edu.cn 胡忠文, 深圳大学自然资源部大湾区地理环境监测重点实验室, zwhoo@szu.edu.cn 郭善昕, 中国科学院深圳先进技术研究院, sx.guo@siat.ac.cn 王敬哲, 深圳职业技术大学人工智能学院, jzwang@szpt.edu.cn 邬国锋, 深圳大学自然资源部大湾区地理环境监测重点实验室, guofeng.wu@szu.edu.cn
地理区域	粤港澳大湾区
数据年代	2001–2025 年
时间分辨率	LAI、FPAR 和 GPP 数据集为 8 天，NDVI、EVI 数据集为 16 天
空间分辨率	30 m
数据格式	.shp、.tif
数据量	1.01 TB
数据集组成	粤港澳大湾区边界数据，粤港澳大湾区陆地生态系统关键碳循环参数数据
基金项目	深圳市(JCYJ20220818101617037); 国家自然科学基金(42201347, 42401065); 广东省自然科学基金 (2026A1515010626)
数据计算环境	Python 3.12
出版与共享服务平台	全球变化科学研究数据出版系统 http://www.geodoi.ac.cn
地址	北京市朝阳区大屯路甲 11 号 100101，中国科学院地理科学与资源研究所
数据共享政策	（1）“数据”以最便利的方式通过互联网系统免费向全社会开放，用户免费浏览、免费下载；（2）最终用户使用“数据”需要按照引用格式在参考文献或适当的位置标注数据来源；（3）增值服务用户或以任何形式散发和传播（包括通过计算机服务器）“数据”的用户需要与《全球变化数据学报（中英文）》编辑部签署书面协议，获得许可；（4）摘取“数据”中的部分记录创作新数据的作者需要遵循 10%引用原则，即从本数据集中摘取的数据记录少于新数据集总记录量的 10%，同时需要对摘取的数据记录标注数据来源[29]
数据和论文检索系统	DOI，CSTR，Crossref，DCI，CSCD，CNKI，SciEngine，WDS，GEOSS，PubScholar，CKRSC，OARL

3　数据研发方法

3.1　数据来源

（1）植被参数数据

本数据集的生产依赖于 MOD17A2H[30]、MOD15A2H[11]与 MOD13Q1[31]三套空间分辨率为 500 m 的 MODIS 标准产品，其中，MOD17A2H 提供 8 天时间分辨率的 GPP 数据；MOD15A2H 提供 8 天时间分辨率的 LAI 数据和 FPAR 数据，MOD13Q1 提供 16 天时间分辨率的 EVI 数据和 NDVI 数据。各产品均配备了独立的质量控制图层（Quality Control，

QC），用于标识像元的反演算法类型以及云、气溶胶和冰雪的污染状态，为后续的高质量观测值筛选提供基础依据。

（2）土地覆盖类型数据

研究选用 MCD12Q1 产品作为土地覆盖辅助数据[32]，用于在时空重建过程中提供地表同质性约束。分类体系采用 LC_Type3 标准，提取出草地、灌木、阔叶作物、稀树草原、常绿阔叶林、落叶阔叶林、常绿针叶林与落叶针叶林共八种核心植被类型，剔除水体与非植被覆盖区，以确保算法在同类地物中提取协同特征。

（3）空间纹理特征参考数据

研究选取 Landsat 系列卫星影像计算生成的 30-m 空间分辨率年最大 NDVI 数据作为降尺度算法的空间纹理特征参考数据[33]。该数据表征了植被在年际尺度上的最优生长潜力与精细空间分布结构。

3.2 算法原理

（1）主算法结果选取

依据植被参数产品的质量控制图层信息，本研究对原始时间序列进行了严格的数据清洗。依据质量控制信息识别并剔除受云层遮挡、高气溶胶厚度干扰以及触发备用经验算法的反演像元，仅保留由主反演算法生成的无污染、高质量的有效观测值，并将其他无效像元统一标记为缺失值，便于后续对主算法失效的区域进行时空重建。

（2）顾及土地覆盖类型的 mSSA 时空重建算法

针对主算法失效造成的时空数据缺失，研究引入 mSSA 算法进行时空连续性重建。为避免异质地表引入外源噪声，重建过程施加了严格的土地覆盖一致性约束。对于任意缺失像元，算法在其动态空间窗口内搜索与中心像元具备相同土地覆盖类型的有效邻近像元，并计算时空综合权重 S：

$$S = \frac{N^q}{(d+0.5)^p} \tag{1}$$

式中，N 表示该邻近像元在时间序列上的有效观测次数，d 表示邻近像元至中心像元的切比雪夫距离。p 和 q 为调节时空重要性的超参数。选取综合权重 S 最高的前 K 个同类型像元构建多重时间序列矩阵，利用 mSSA 提取共同特征，预测并填补中心像元的缺失值，从而完成主算法失效区域的高质量时空重建。

（3）基于空间权重的降尺度算法

为解决 500-m 空间分辨率下 MODIS 植被参数产品无法满足精细化地表监测需求的问题，本研究采用基于空间权重的空间降尺度算法。在空间降尺度处理中，受制于长重访周期及频繁的云雨遮挡，获取时间严格匹配的单期无云 Landsat 影像难度极大[34,35]，针对这一问题，本算法的核心物理逻辑与基本假设是：尽管植被的绝对光谱反射率在年内呈现显著的物候周期波动，但同一区域内异质性地表植被的空间相对分布特征（即空间纹理特征）在一年周期内具有稳定性[36]。因此，本研究利用与之对应年份的 Landsat 年最大 NDVI 作为高分辨率参考影像，提取 30-m 空间分辨率下的精细纹理特征，并将其传递至 500-m 的 MODIS 产品中。

首先，将 30-m 分辨率的 Landsat 参考影像聚合至 500-m 分辨率，生成背景场影像 $NDVI_{500m}$。其次，利用 mSSA 算法重建后的 MODIS 植被参数 VP_{500m} 与其聚合后的背景场影像计算空间转换系数 $K_{Spatial}$，该系数量化了粗分辨率尺度下动态参数与静态底图的数值对应关系，反映了地表的空间纹理细节：

$$K_{Spatial}=\frac{VP_{500m}}{NDVI_{500m}+\epsilon} \tag{2}$$

式中，ϵ 为防止分母为零的极小函数。为消除粗分辨率格网产生明显的方块边界，保证重构结果的空间连续性，本研究对 $K_{Spatial}$ 进行了双线性插值处理，确保了转换系数在相邻像元间的平滑过渡。最后，将 30-m 参考影像 $NDVI_{30m}$ 与平滑后的空间系数相乘，得到最终保持精细纹理且无边界伪影的 30-m 空间分辨率陆地生态系统关键碳循环参数产品：

$$VP_{30m}=K_{Spatial}\times NDVI_{30m} \tag{3}$$

3.3　技术路线

本数据集的研发流程总体分为数据预处理、时空重建与空间降尺度三个核心环节(图 1)。依据 MODIS 植被参数产品的质量控制信息剔除受云、雪、气溶胶污染的像元以及备用算法反演结果，仅保留高质量的主算法区域，同时以 MCD12Q1 提供的土地覆盖类型作为空间约束，剔除水体与非植被区域。其次，针对主算法失效及数据缺失区域，利用观测质量与空间距离计算综合权重，在同一植被类型的邻域内优选像元构建多重序列矩阵，并将

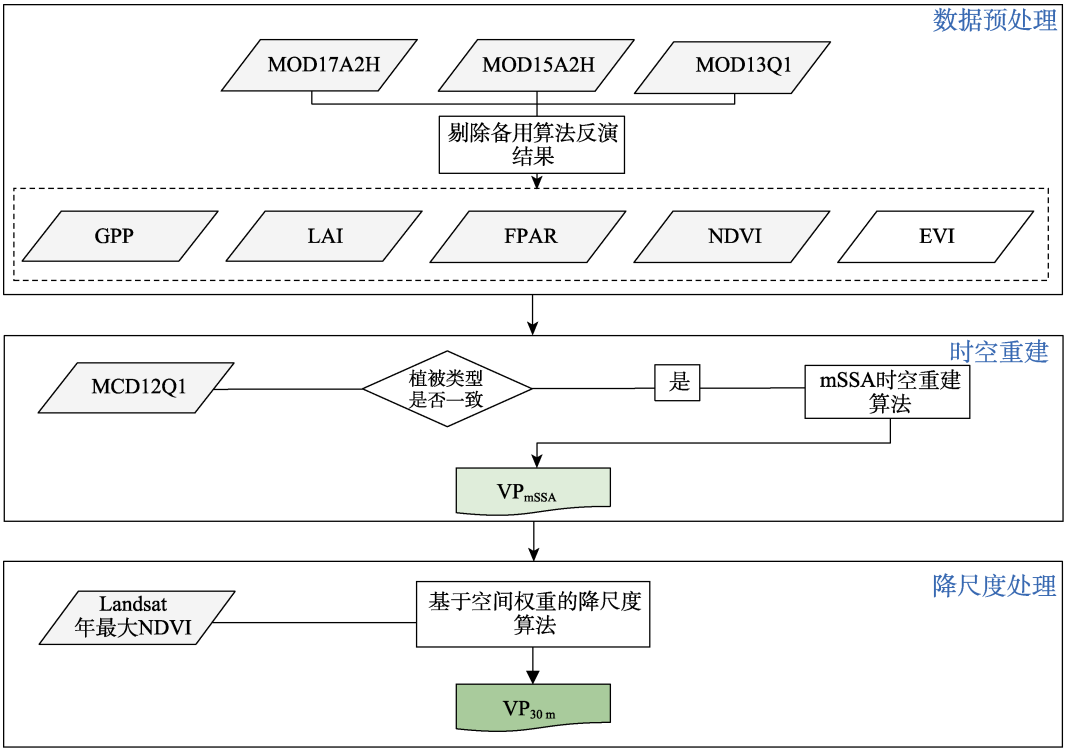


图 1　数据集研发技术路线图

其输入到 mSSA 模型中提取关键的共同变化特征，实现对缺失值的预测，生产 500-m 空间分辨率的时空无缝产品。随后，以 Landsat 年最大 NDVI 作为高分辨率参考影像，基于其提供的空间纹理特征完成对 500-m 空间分辨率产品的降尺度处理。最终生产大湾区 2001 至 2025 年、30-m 空间分辨率的 NDVI、EVI、LAI、FPAR 与 GPP 关键碳循环参数的时空无缝数据集产品。

3.4 数据验证

为验证数据集精度，本文利用相关分析和误差分析对处理结果进行精度检验。为了检验 MODIS 标准植被参数数据集产品与大湾区数据集之间的相关性与评价其结果误差，本文计算了决定系数（ R^2 ）、均方根误差（RMSE）：

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^{n}\left(y_i - \hat{y}_i\right)^2}{\sum_{i=1}^{n}\left(y_i - \bar{y}\right)^2} \tag{4}$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\left(y_i - \hat{y}_i\right)^2} \tag{5}$$

式中，n 为样本总数，y_i 为 MODIS 数据集产品的值，$\hat{y}_i$ 为对应的大湾区 30-m 空间分辨率陆地生态系统关键碳循环参数数据集的值，$\bar{y}$ 为 MODIS 数据集产品的平均值。

4 数据结果与验证

4.1 数据集组成

粤港澳大湾区陆地生态系统关键碳循环参数 30-m 栅格数据集（2001–2025）主要包含 2001 至 2025 年间的 5 种核心参数，即 8 天时间分辨率的 GPP 数据集，LAI 数据集和 FPAR 数据集，16 天时间分辨率的 EVI 数据集和 NDVI 数据集。其中，30m_XX 是表示 XX 植被参数数据集，包含子文件夹 GBA_XX_30m_Downscaled_2001，表示 2001 年的 XX 植被参数数据集，子文件中的 GBA_XXXX_30m_YYYYMMDD.tif 为对应的植被参数数据集，YYYY 代表年份，MM 代表月份，DD 代表日期，如 GBA_NDVI_30m_20010101.tif 表示 2001 年 1 月 1 日这一期的 NDVI 数据（表 2）。

4.2 数据结果验证

图 2 展示了粤港澳大湾区陆地生态系统关键碳循环参数 30-m 栅格数据集（2001–2025）（分别聚合至 250 m 与 500 m 空间分辨率）与原始 MODIS 数据集在 4 个不同时期的逐像元对比结果。降尺度后的数据集与原始数据保持了高度的数值相关性，5 种参数在各季节的拟合线均紧密贴合 1:1 对角线。

各项参数的精度表现出一定的季节性差异。NDVI、EVI 和 GPP 在各个季节均表现出较高的稳定性，R^2 维持在 0.865 以上，最高可达 0.941；对应的 RMSE 处于极低水平，NDVI 和 EVI 的 RMSE 基本稳定在 0.09 以内，GPP 的 RMSE 在 0.0054 kg C·m^{-2} 以内，拟合线斜率集中在 0.91 至 0.96 之间。相比之下，LAI 和 FPAR 的拟合精度呈现出一定的季节性波动。在冬、春季节，两者的 R^2 均能保持在较高水平，但在夏、秋两季，两者的相关性相对减弱，

表 2　数据集主要文件列表

文件夹名称	命名方式	数据说明	数据格式	数据数量	数据量
30m_NDVI	GBA_NDVI_30m_YYYYMMDD	YYYY 年 MM 月 DD 日的 NDVI 数据文件。无需放缩	.tif	574	136 GB
30m_EVI	GBA_EVI_30m_YYYYMMDD	YYYY 年 MM 月 DD 日的 EVI 数据文件。无需放缩	.tif	573	137 GB
30m_LAI	GBA_LAI_30m_YYYYMMDD	YYYY 年 MM 月 DD 日的 LAI 数据文件。无需放缩	.tif	1,145	281 GB
30m_FPAR	GBA_FPAR_30m_YYYYMMDD	YYYY 年 MM 月 DD 日的 FPAR 数据文件。无需放缩	.tif	1,144	278 GB
30m_GPP	GBA_GPP_30m_YYYYMMDD	YYYY 年 MM 月 DD 日的 GPP 数据文件，单位为 kg C·m^{-2}。官方 2022 年数据损坏导致数据缺失	.tif	1,150	294 GB

LAI 的 R^2 降至 0.789，RMSE 升至 0.4800，FPAR 的 R^2 降至 0.729，RMSE 升至 0.1017。尽管如此，两者回归斜率整体依然保持在 0.82 与 0.92 之间。这一结果说明，本数据集在保留原始观测数据的空间分布规律的同时，对季节更替带来的地表异质性变化做出了合理的数值响应。

为进一步量化降尺度算法在恢复地表空间异质性方面的精度表现，本研究引入了 10-m 空间分辨率的 Sentinel-2 影像对大湾区 30-m 空间分辨率数据集进行独立交叉验证。考虑到 Sentinel-2 标准产品直接推算 LAI、FPAR 等高级参数易引入系统误差，本验证聚焦于直接表征植被冠层特征的 NDVI 与 EVI 参数。

图 3 展示了大湾区 30-m 空间分辨率的 NDVI 和 EVI 数据集与聚合后的 Sentinel-2 数据的散点密度分布及线性回归结果。在冬季（DOY 001）植被相对稀疏的时期，大湾区产品与 Sentinel-2 展现出高度一致性，NDVI 的 R^2 达到 0.758，RMSE 为 0.1245；EVI 的 R^2 为 0.535，RMSE 为 0.1168。在秋季（DOY 289），南方植被处于较高覆盖的时期，两种植被参数的相关性略低于冬季，NDVI 和 EVI 的 R^2 分别为 0.690 和 0.529。整体而言，大量像元聚集在 1:1 对角线附近，拟合线斜率维持在 0.61 至 0.74 之间，且截距较小。这表明大湾区 30-m 空间分辨率数据集在 30-m 尺度上恢复了与 Sentinel-2 传感器吻合的空间细节与数值分布。

4.3　数据结果分析

（1）大湾区陆地生态系统关键碳循环参数空间分布

图 4 展示了研究区 2001 至 2025 年 5 种陆地生态系统关键碳循环参数在 1 月、4 月、7 月和 10 月的多年平均空间分布。5 种参数在空间分布上保持高度一致，高值区主要集中在肇庆、惠州和江门等外围山地丘陵区域，低值区主要分布在广州、深圳、东莞、佛山、中山及港澳等环珠江口城市群区域。30-m 空间分辨率的数据结果显示了城市内部绿地与河网等局地尺度的地物边界轮廓。在年内的时序变化上，5 种参数均呈现季节性变化。1 月各项参数处于全年较低水平，4 月整体数值明显上升，7 月各项参数达到年内最高值，10 月各项参数数值较 7 月下降，但整体高于 1 月与 4 月的水平。

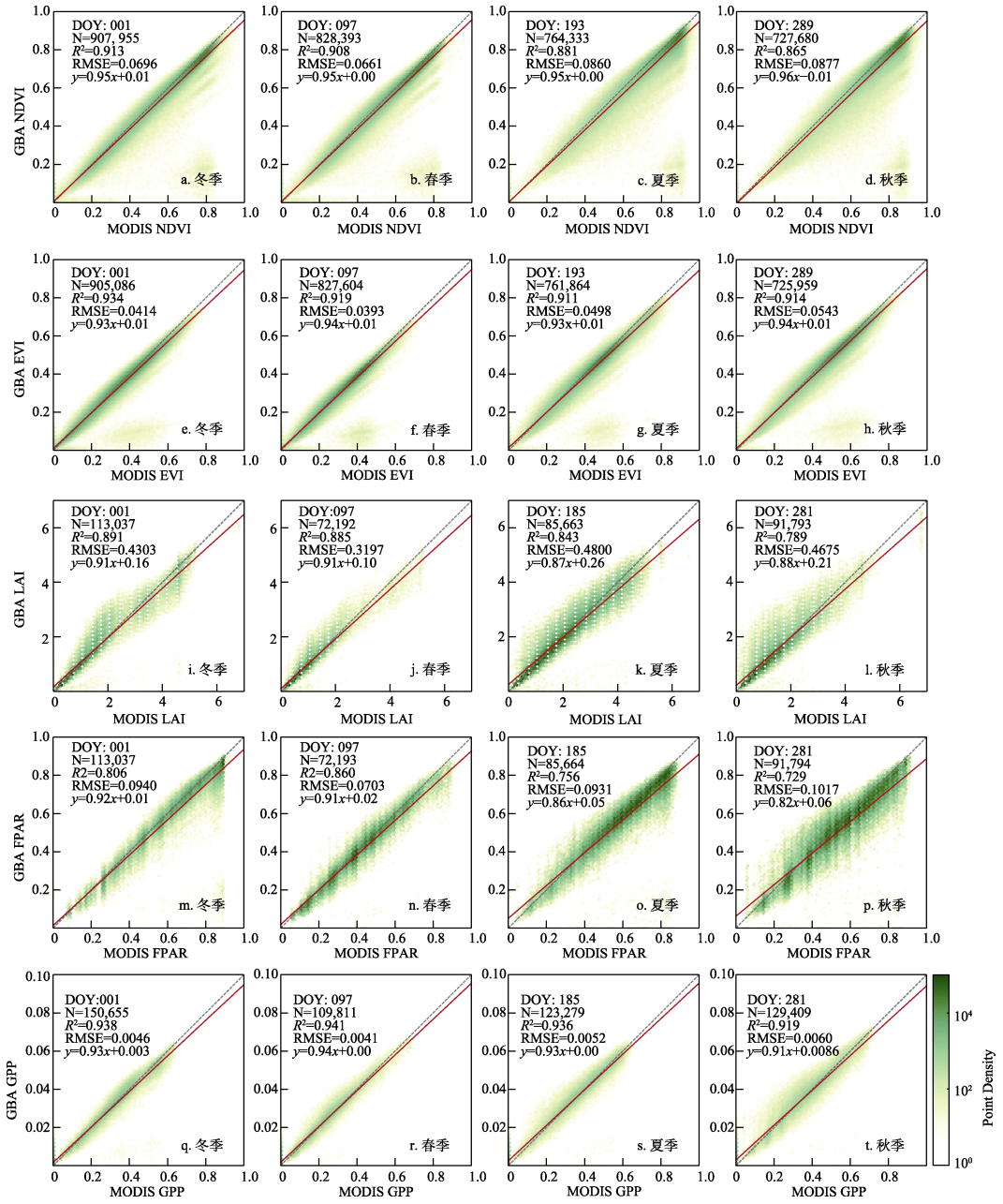


图 2 本数据集与原始 MODIS 数据集验证散点图

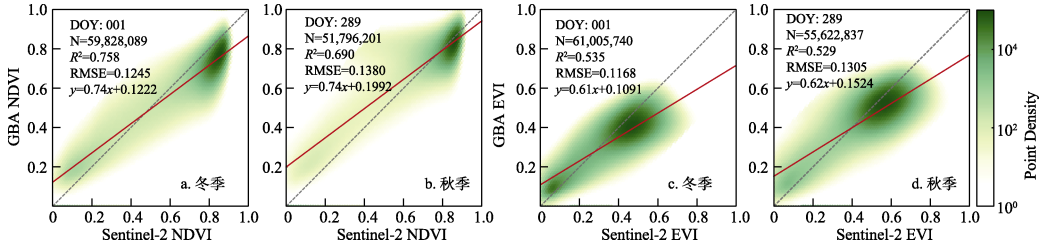


图 3 本数据集与 Sentinel-2 观测数据交叉验证散点图

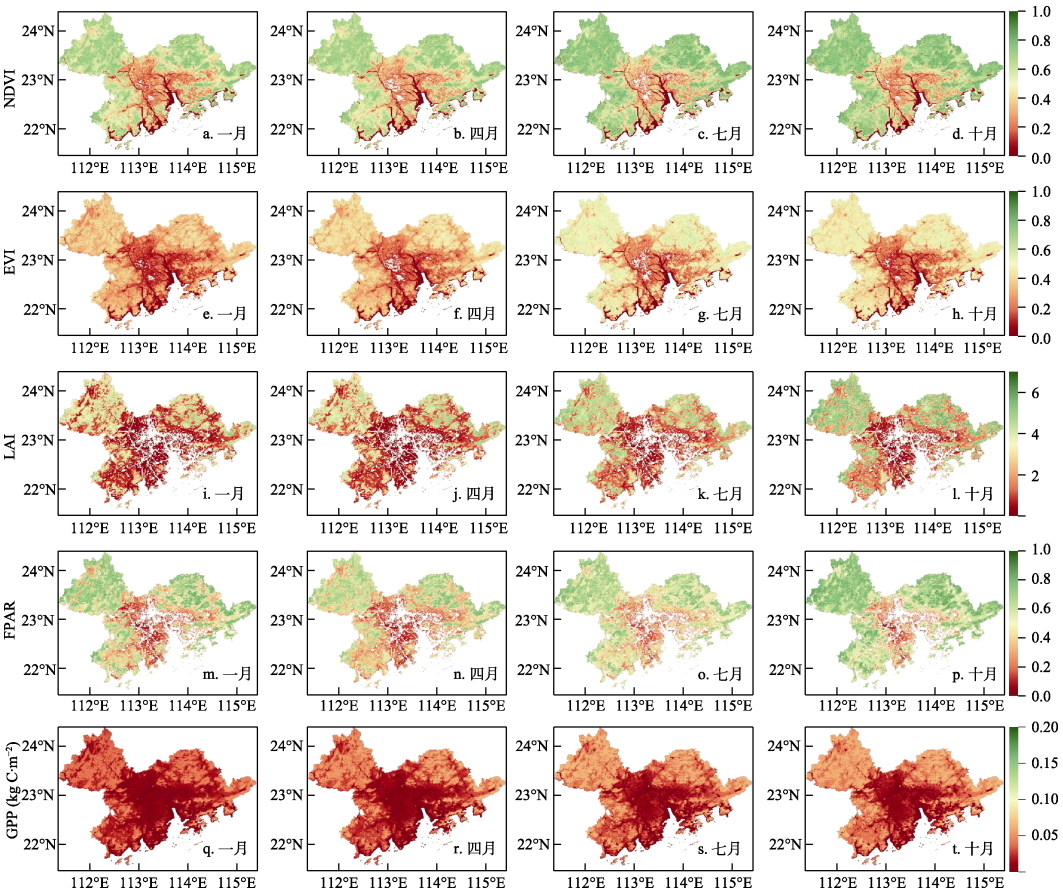


图 4　粤港澳大湾区陆地生态系统关键碳循环参数多年平均值空间分布图（2001–2025）
（依据审图号 GS(2019)4342 的标准地图制作）

（2）大湾区陆地生态系统关键碳循环参数时序变化

图 5 展示了 2001–2025 年粤港澳大湾区 5 种陆地生态系统关键碳循环参数（NDVI、EVI、LAI、FPAR、GPP）的时序变化。在年内尺度上，5 种参数均呈现出明显的高度一致的周期性季节波动特征，时间序列曲线连续。2001 至 2025 年间，5 种参数均表现出统计学上显著的线性增长趋势，具体而言，NDVI、EVI、FPAR 的年增长速率分别为 0.0050、0.0038 与 0.0050，LAI 的年增长速率为 0.0266，GPP 的年增长速率为 0.0004 kg C·m^{-2}。

（3）大湾区陆地生态系统关键碳循环参数时空重建与降尺度效果

图 6 对比了 5 种核心植被参数在 MODIS 原始影像、时空重建影像与最终的大湾区陆地生态系统关键碳循环参数数据集中的局部空间细节。原始影像中存在明显的数据缺失（图中白色像元），在时空重建影像中，缺失区域的像元得到有效填补，影像的空间连续性得以恢复。在最终的大湾区数据集中，空间分辨率提升至 30 m，还原了地表空间纹理与细微的地物边界特征。

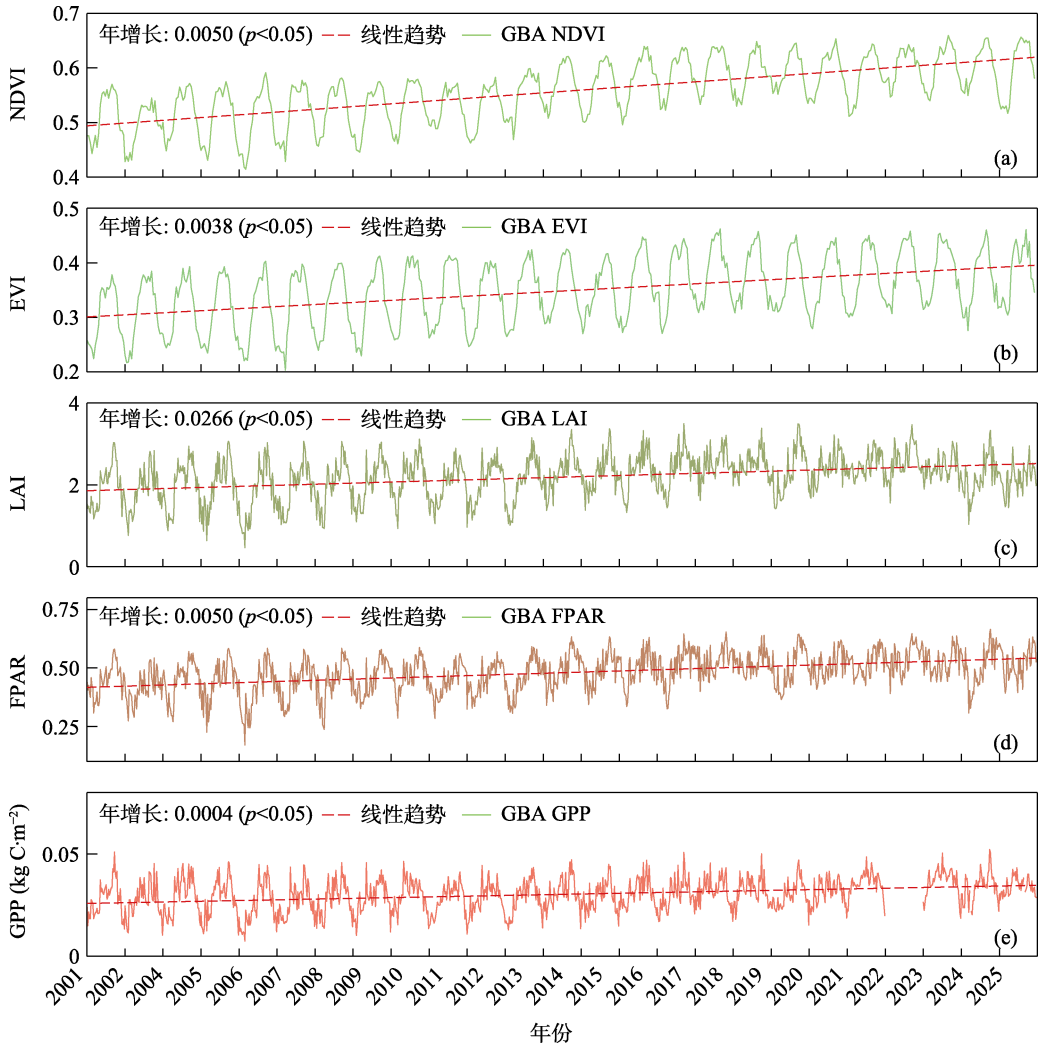


图 5 粤港澳大湾区陆地生态系统关键碳循环参数时序变化图（2001–2025）

5 讨论和总结

MODIS 植被参数产品在全球生态与气候变化研究中发挥了基础性作用，但在粤港澳大湾区等高度异质性与人类活动高频干扰的区域，其 500-m 的粗空间分辨率与频繁的云雨污染导致了严重的混合像元效应及数据不连续。本研究以粤港澳大湾区为研究区，在严格的土地覆盖类型约束下引入 mSSA 时空重建算法，并协同 Landsat 年最大 NDVI 提取的精细空间纹理特征，构建了基于空间权重的降尺度模型。特别地，针对多源数据时空融合中 Landsat 与 MODIS 观测时间不一致问题，本研究将年最大 NDVI 作为相对稳定的静态空间约束底图，通过计算空间转换系数，将这种稳定空间纹理特征映射至 MODIS 的粗像元中[16]，最终在缺乏高频无云 Landsat 影像的南方多云雨地区实现了高质量的降尺度。由此生产了 2001 至 2025 年、30-m 空间分辨率且时空连续的 5 种陆地生态系统关键碳循环参数（NDVI、

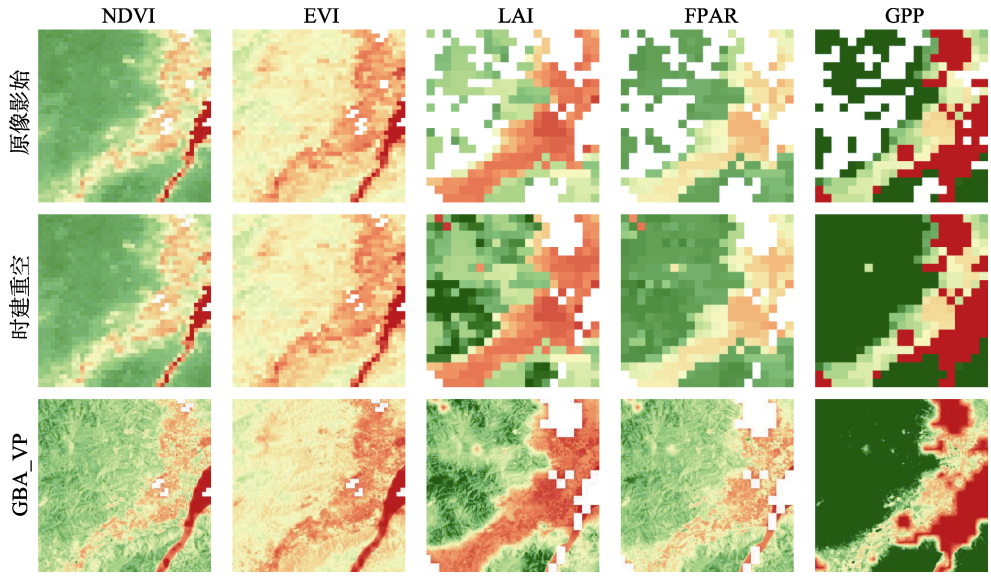


图 6　大湾区核心陆地生态系统关键碳循环参数局部空间重建与降尺度对比图

EVI、LAI、FPAR、GPP）数据集。

利用原始 MODIS 观测数据进行逐像元验证的结果表明，该降尺度数据集在保留大尺度空间分布基本格局的同时，大幅提升了地表纹理细节的表达能力。整体拟合精度展现出极高的可靠性，其中 NDVI、EVI 和 GPP 的 R^2 常年稳定在 0.865 以上。需要指出的是，LAI 和 FPAR 的拟合精度存在受物候驱动的季节性波动。在植被郁闭度达到峰值的夏季与秋季，受制于光学遥感信号的饱和效应以及复杂冠层结构的非线性散射，两者的相关性出现一定程度的衰减，R^2 分别降至 0.789 与 0.729，但其线性回归斜率依然维持在 0.82 以上的合理区间。该数据集改善了现有粗分辨率产品在高度破碎化地表应用中的局限性，其提供的 5 种关键碳循环参数，为大湾区的碳汇估算以及生态系统动态监测提供了更为精细的底层数据支撑。

作者分工：游嘉锴、张英慧、邬国锋对数据集的开发做了总体设计；游嘉锴、郭善昕采集和处理了数据；游嘉锴、张英慧设计了模型和算法；胡忠文、王敬哲做了数据验证；游嘉锴、张英慧撰写了数据论文等。

利益冲突声明：本研究不存在研究者以及与公开研究成果有关的利益冲突。

参考文献

[1] Xue, J. R., Su, B. F. Significant remote sensing vegetation indices: a review of developments and applications [J]. *Journal of Sensors*, 2017, 2017(1): 1353691.

[2] Bannari, A., Morin, D., Bonn, F., *et al.* A review of vegetation indices [J]. *Remote Sensing Reviews*, 1995, 13(1–2): 95–120.

[3] 刘志涛, 王少剑, 方创琳等. 粤港澳大湾区生态系统服务价值的时空演化及其影响机制[J]. 地理学报, 2021, 76(11): 2797–2813.

[4] Pettorelli, N., Vik, J. O., Mysterud, A., *et al.* Using the satellite-derived NDVI to assess ecological responses to environmental change [J]. *Trends in Ecology & Evolution*, 2005, 20(9): 503–510.

[5] Jiang, Z. Y., Huete, A. R., Didan, K., *et al.* Development of a two-band enhanced vegetation index without a blue band [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2008, 112(10): 3833–3845.

[6] Fang, H. L., Baret, F., Plummer, S., *et al.* An overview of global leaf area index (LAI): methods, products, validation, and applications [J]. *Reviews of Geophysics*, 2019, 57(3): 739–799.

[7] 刘洋, 刘荣高, 刘良云等. 叶面积指数遥感反演研究进展与展望[J]. 地球科学进展, 2013, 28(7): 738–748.

[8] Zhang, Y. H., Fang, H. L., Wang, Y., *et al.* Variation of intra-daily instantaneous FAPAR estimated from the geostationary Himawari-8 AHI data [J]. *Agricultural and Forest Meteorology*, 2021, 307: 108535.

[9] Zhang, Y. H., Hu, Z. W., Wang, J. Z., *et al.* Temporal upscaling of MODIS instantaneous FAPAR improves forest gross primary productivity (GPP) simulation [J]. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2023, 121: 103360.

[10] Zhang, X., Friedl, M. A., Schaaf, C. B., *et al.* Monitoring vegetation phenology using MODIS [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2003, 84(3): 471–475.

[11] Myneni, R. B., Hoffman, S., Knyazikhin, Y., *et al.* Global products of vegetation leaf area and fraction absorbed PAR from year one of MODIS data [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2002, 83(1–2): 214–231.

[12] 刘丽, 张英慧, 胡忠文等. MODIS 全球叶面积指数产品再处理数据集（2001–2021）[J]. 全球变化数据学报, 2023, 7(3): 242–251. https://doi.org/10.3974/geodp.2023.03.02. https://cstr.escience.org.cn/CSTR:20146.14.2023.03.02.

[13] Meraner, A., Ebel, P., Zhu, X. X., *et al.* Cloud removal in Sentinel-2 imagery using a deep residual neural network and SAR-optical data fusion [J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2020, 166: 333–346.

[14] Shen, H. F., Li, X. H., Cheng, Q., *et al.* Missing information reconstruction of remote sensing data: a technical review [J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Magazine*, 2015, 3(3): 61–85.

[15] Zhu, X. L., Cai, F. Y., Tian, J. Q., *et al.* Spatiotemporal fusion of multisource remote sensing data: literature survey, taxonomy, principles, applications, and future directions [J]. *Remote Sensing*, 2018, 10(4): 527.

[16] Zhu, X. L., Chen, J., Gao, F., *et al.* An enhanced spatial and temporal adaptive reflectance fusion model for complex heterogeneous regions [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2010, 114(11): 2610–2623.

[17] Gao, F., Masek, J., Schwaller, M., *et al.* On the blending of the Landsat and MODIS surface reflectance: predicting daily Landsat surface reflectance [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2006, 44(8): 2207–2218.

[18] Zhu, X. L., Helmer, E. H., Gao, F., *et al.* A flexible spatiotemporal method for fusing satellite images with different resolutions [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2016, 172: 165–177.

[19] Shen, H. F., Wu, J. A., Cheng, Q., *et al.* A spatiotemporal fusion based cloud removal method for remote sensing images with land cover changes [J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2019, 12(3): 862–874.

[20] Emelyanova, I. V., Mcvicar, T. R., van Niel, T. G., *et al.* Assessing the accuracy of blending Landsat–MODIS surface reflectances in two landscapes with contrasting spatial and temporal dynamics: a

framework for algorithm selection [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2013, 133: 193–209.

[21] 熊畅, 吴卓, 曾梓瑶等. 基于“空间形态-破碎化-聚集度”的粤港澳大湾区森林景观格局时空演变[J]. 生态学报, 2023, 43(8): 3032–3044.

[22] Chen, X., Wang, D. W., Chen, J.*, et al.* The mixed pixel effect in land surface phenology: a simulation study [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2018, 211: 338–344.

[23] Tao, X., Liang, S. L., He, T.*, et al.* Estimation of fraction of absorbed photosynthetically active radiation from multiple satellite data: model development and validation [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2016, 184: 539–57.

[24] 郑文泓, 胡忠文, 张英慧等. 基于 Landsat 密集时间序列影像的 1990–2020 年粤港澳大湾区水体动态变化[J]. 环境生态学, 2025, 7(1): 53–64.

[25] Hu, Z. W., Chu, Y. Q., Zhang, Y. H.*, et al.* Scale matters: how spatial resolution impacts remote sensing based urban green space mapping? [J]. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2024, 134: 104178.

[26] Hsieh, P. F., Lee, L. C., Chen, N. Y. Effect of spatial resolution on classification errors of pure and mixed pixels in remote sensing [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2001, 39(12): 2657–2663.

[27] Oropeza, V., Sacchi, M. Simultaneous seismic data denoising and reconstruction via multichannel singular spectrum analysis [J]. *Geophysics*, 2011, 76(3): V25–V32.

[28] 游嘉锴, 张英慧, 胡忠文等. 粤港澳大湾区陆地生态系统关键碳循环参数 30-m 栅格数据集(2001–2025)[J/DB/OL]. 全球变化数据仓储电子杂志, 2026. https://doi.org/10.3974/geodb.2026.03.10.V1. https://cstr.escience.org.cn/CSTR:20146.11.2026.03.10.V1.

[29] 全球变化科学研究数据出版系统. 全球变化科学研究数据共享政策[OL]. https://doi.org/10.3974/dp.policy.2014.05 (2017 年更新).

[30] Running, S. W., Zhao, M. Daily GPP and annual NPP (MOD17A2/A3) products NASA Earth observing system MODIS land algorithm [J]. *MOD17 User's Guide*, 2015, 2015: 1–28.

[31] Huete, A., Didan, K., Miura, T.*, et al.* Overview of the radiometric and biophysical performance of the MODIS vegetation indices [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2002, 83(1): 195–213.

[32] Sulla-Menashe, D., Gray, J. M., Abercrombie, S. P.*, et al.* Hierarchical mapping of annual global land cover 2001 to present: the MODIS Collection 6 Land Cover product [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2019, 222: 183–194.

[33] Wulder, M. A., Roy, D. P., Radeloff, V. C.*, et al.* Fifty years of Landsat science and impacts [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2022, 280: 113195.

[34] Onojeghuo, A. O., Blackburn, G. A., Wang, Q. M.*, et al.* Rice crop phenology mapping at high spatial and temporal resolution using downscaled MODIS time-series [J]. *GIScience & Remote Sensing*, 2018, 55(5): 659–677.

[35] Li, X. Q., Peng, Q. Y., Shen, R. Q.*, et al.* Long-term reconstructed vegetation index dataset in China from fused MODIS and Landsat data [J]. *Scientific Data*, 2025, 12(1): 152.

[36] Holben, B. N. Characteristics of maximum-value composite images from temporal AVHRR data [J]. *International Journal of Remote Sensing*, 1986, 7(11): 1417–1434.