

# 中国城市植被物候的梯度差异规律及其格局

崔颖<sup>1</sup>, 陈云浩<sup>1</sup>, 耿昊<sup>1</sup>, 李康宁<sup>2</sup>, 李晓慧<sup>3</sup>

1. 北京师范大学, 地理科学学部, 遥感与数字地球全国重点实验室, 北京 100875;

2. 中国矿业大学(北京), 地球科学与测绘工程学院, 北京 100083;

3. 北京市地质灾害防治研究所, 北京 100120

**摘要:** 植被物候是气候条件、下垫面变化及人类活动干扰等对生态系统的综合反映, 亦是城市化和气候变化的重要反馈指标。伴随城市化进程的加快, 城市与乡村的植被物候往往会呈现差异, 然而有关中国城市植被物候的梯度差异规律和格局尚缺乏系统性认识。为此, 本文基于哨兵2号 (Sentinel-2) 数据, 采用动态阈值法提取2019–2024年中国128个城市及其周边区域的植被春季物候 (SOS) 和秋季物候 (EOS), 探究“城市–城镇–乡村”植被物候差异及其分布格局。研究结果表明: (1) 中国城市植被SOS较周边城镇提前1.26天, 较周边乡村提前1.49天; 城市EOS较周边城镇推迟1.51天, 较周边乡村推迟1.25天。(2) 不同植被类型中, 森林对城市化的物候响应最为显著且响应幅度最大。(3) 不同气候背景下, 温带气候区对城市化梯度的物候响应最强; 亚热带和热带气候区的城乡物候差异整体较弱且稳定性较低。(4) 不同城市规模下, SOS提前效应随城市规模增大而增强; EOS在中小规模城市中表现为推迟效应, 在超大城市中则转变为提前效应。上述结果为城市植被物候变化研究提供了更清晰的科学证据, 有助于加深对城市化进程中植被物候响应及其社会生态效应的理解, 可为城市可持续发展、生态文明建设等管理决策提供有益参考。

**关键词:** 遥感, 城市化, 植被物候, 哨兵2号, 动态阈值法, 梯度差异规律

**中图分类号:** P2

**引用格式:** 崔颖, 陈云浩, 耿昊, 李康宁, 李晓慧. XXXX. 中国城市植被物候的梯度差异规律及其格局. 遥感学报, XX(XX): 1–17

CUI Ying, CHEN Yunhao, GENG Hao, LI Kangning, LI Xiaohui. XXXX. The Gradient Difference and Pattern of Urban Vegetation Phenology in China. National Remote Sensing Bulletin, DOI: 10.11834/jrs.20266070]

## 1 引言

植被物候是植物生长过程中以年为周期的自然现象 (陆佩玲等, 2006), 反映了气候条件的阶段性积累对植物生长发育的综合影响 (Sparks等, 1995; Menzel等, 1999)。对于理解生态系统对气候系统的响应和反馈至关重要 (Garonna等, 2016)。城市植被物候是城市化效应的直接反映 (Kyba等, 2017), 通过“以空间换时间 (space-for-time, SFT)”方法 (Fukami等, 2005) 量化城乡植物物候差异, 有助于揭示城市化对植被及生态系统功能的多方面影响 (Zhou, 2022; Yin等, 2024), 对于提升陆地碳汇潜力

(Piao等, 2022)、追踪城市化引发的局地气候变化 (Jochner等, 2015) 和应对后城市化阶段的气候挑战 (Lu等, 2023) 具有重要作用。

随着空间对地观测技术的持续发展, 遥感数据凭借其时间连续性强、空间覆盖面广及获取效率高等优势 (Piao等, 2019), 已被广泛应用于大尺度的植被物候变化监测 (Qi等, 2020; Wang等, 2022; Ji等, 2023; 谢志蕊等, 2024)。通过分析卫星影像植被指数的时序变化可提取关键物候期信息 (Gong等, 2024; Zeng, 2020), 进而揭示不同场景下的植被物候特征与规律, 为城市生态保护等管理决策提供科学依据 (Luo等, 2007)。在众多植被指数中, 增强型植被指数

收稿日期: 2026-02-27; 预印本: XXXX-XX-XX

基金项目: 国家自然科学基金(编号: 42571400, U23A2018)

第一作者简介: 崔颖, 研究方向为资源环境遥感。E-mail: cuiying@mail.bnu.edu.cn

通信作者简介: 陈云浩, 研究方向为资源环境遥感。E-mail: cyh@bnu.edu.cn

(Enhanced Vegetation Index, EVI) 具有更强的动态表征能力, 被认为更适用于城市环境的植被物候监测 (Zhou 等, 2016; Kowalski 等, 2020)。物候提取方法主要包括导数法 (White 等, 1997)、曲率法 (Zhang 等, 2006)、滑动平均法 (Bornez 等, 2020) 和阈值法 (White 等, 2009)。其中, 动态阈值法可依据植被类型和环境条件自适应调整阈值, 克服了固定阈值法的区域局限性, 显著提升了物候提取的稳健性与跨区域适用性。目前遥感物候研究中广泛使用的MCD12Q2物候产品, 是基于500 m空间分辨率MODIS时序EVI和动态阈值法提取的。然而该分辨率下单个像元的物候值往往是多类、多株植被的混合响应, 即使经过粗分类处理, 所得物候参数也难以准确反映一致性的物候特征 (Jeganathan 等, 2014)。城市地表空间异质性高, 以绿化草地、景观植被为代表的典型城市植被斑块通常仅有10 m甚至更小的空间尺度, 500 m像元的解析能力显然不足, 因此亟需引入高分辨率物候数据以揭示城市植被物候规律。

研究表明, 哨兵2号数据在植被物候研究中具有较高的有效性 (Misra 等, 2020)。Vrieling 等 (2018) 最早指出, 尽管哨兵2号反演的植被物候与物候相机等地面观测结果之间存在一定偏差, 但其高时空分辨率特征显著提升了区域尺度物候信息获取的一致性与可比性, 为生态过程及其动态变化研究提供了重要的数据基础。Raphaël 等 (2020) 根据德国气象局站的地面物候观测发现基于哨兵1号和哨兵2号数据提取的油菜开花物候的精度误差不超过4天。Tian 等 (2021) 通过地面观测数据验证了哨兵2号所提取物候参数的准确性, 指出在选择适宜光谱指数和拟合方法的前提下, 哨兵2号可独立用作地面观测的有效替代手段。Moon 等 (2021) 发现Landsat8和哨兵2号的融合数据HLS与PlanetScope影像及PhenoCam物候相机所获取的物候信息高度一致, 进一步佐证了哨兵2号数据的可靠性。Grabska 等 (2024) 指出哨兵2号可有效捕捉不同树种间的物候差异及其年际变化。综上, 基于哨兵2号数据开展物候研究能够充分发挥高分辨率遥感数据在空间细粒度和分类一致性方面的优势, 降低空间异质性引入的误差 (Zhang 等, 2017), 从而提高物候估算结果的代表性与可靠性。

中国目前正经历快速而深刻的城市化进程, 城市人口和建设用地占比持续增长, 城市热岛等区域气候效应普遍显现。与此同时, 中国幅员辽阔, 涵盖高原、温带、亚热带至热带的多种气候类型, 为开展不同气候背景下的城市物候研究提供了丰富的气候梯度条件。在植被类型方面, 中国拥有森林、草地、灌丛、湿地和农田等多类自然和人工生态系统, 为探索不同植被类型物候响应差异奠定了良好基础。因此, 中国兼具多层次城市发展规模、复杂气候条件与多样生态系统的综合优势, 是研究城市化影响下植被物候变化的理想区域。

综上, 本文以高时空分辨率哨兵2号多光谱遥感影像为数据基础, 系统剖析2019-2024年中国128个典型城市植被物候的“城市-城镇-乡村”梯度差异规律, 并结合同源土地利用/土地覆盖数据、气候区划数据等, 进一步解析不同情境下城市化的植被物候响应特征。研究结果有助于厘清中国城市植被物候变化规律, 深化对城市化进程中植被物候响应机理及其社会生态效应的理解。

## 2 研究区与数据

### 2.1 研究区构建

本文以GHSL-SMOD (Global Human Settlement Layer-Settlement Model) 数据中城市核心区域面积 (Area) 大于100 km<sup>2</sup>的128个中国城市 (表1) 作为研究对象。研究区构建方法如下: 首先, 利用QGIS的Buffer By Percentage插件为每个城市核心区域建立三倍面积缓冲区; 其次, 剔除缓冲区中与城市核心区域高程极值差异大于50 m的像元 (Zhou 等, 2016; Xiang 等, 2024); 再次, 根据GHSL-SMOD数据将缓冲区进一步划分为城市、城镇和乡村, 最后, 将处于同一地级市内相同梯度的像元进行聚合。图1以乌鲁木齐、西宁、北京、哈尔滨、南京5个典型城市为例, 展示了“城市-城镇-乡村”梯度的空间划分结果。

缓冲区面积设为城市区域的三倍, 主要目的是保障三类城市化梯度的样本量具有可比性, 理想状态下三区有效像元数量应近乎相等。然而, 缓冲区内依据GHSL-SMOD划分后, 部分像元会被归入城市而非城镇或乡村 (如图2 (c) 所示), 加之高程异常剔除进一步减少了缓冲区有效像元,

若缓冲区倍数过小, 城镇和乡村像元数量将显著低于城市核心区, 导致梯度间样本失衡。图2统计了全国128个城市各梯度的累计像元数量, 结果表明三区像元量级总体接近, 印证了三倍缓冲区设计的样本均衡性。此外, 不同植被类型在三类梯度中的像元数量存在明显的量级分化: 森林与耕地像元数量最为充足, 草地、湿地、灌木等类型虽相对较少, 但各梯度仍达数十万至数百万量级, 统计结果具有代表性。上述量级差异反映了城市化进程中自然植被面积随城市化强度增大而减少

的客观规律, 与本研究的生态背景相一致。同时, 既有研究表明城市化对植被物候的影响范围通常延伸至城市边缘10 km以外 (Zhang 等, 2004; Zhou 等, 2016), 三倍面积缓冲区在空间上足以覆盖这一影响范围, 具有生态学合理性。

最终, 研究区由128组相互独立的“城市核心区域-城镇区域-乡村区域”空间单元构成。经过地形控制和城乡三元划分处理, 为后续城乡物候差异分析构建了边界清晰、空间可比的研究单元。

表1 研究城市列表

Table 1 Cities included in the Study

Area	>1500km <sup>2</sup>	1000~1500km <sup>2</sup>	500~1000km <sup>2</sup>	100~500km <sup>2</sup>
高原气候区 (PC)			西宁	
中温带气候区 (MTemC)			哈尔滨、沈阳	长春、银川、呼和浩特、大同、乌鲁木齐、兰州、锦州、牡丹江、赤峰、佳木斯、阜新
南温带气候区 (STemC)	北京		天津、郑州、西安、青岛、石家庄、济南	太原、洛阳、大连、临沂、唐山、淄博、焦作、潍坊、徐州、安阳、枣庄、邢台、淮北、邯郸、漯河、咸阳、宝鸡、商丘、保定、沧州、泰安、阜南、临汾、德州、濮阳、莱芜、平顶山、聊城、开封、新乡、阳泉、东营、长治、许昌、南阳
北亚热带气候区 (NSC)	上海、苏州	宁波、无锡、杭州	南京、武汉、绍兴、常州、合肥	长沙、南通、嘉兴、襄阳、南阳、湖州、湘潭、株洲、常德、宜兴、扬州、芜湖、马鞍山、盐城、岳阳、荆州、宜昌、益阳
中亚热带气候区 (MSC)		成都	温州、重庆、台州、福州	昆明、保山、昭通、贵阳、宜宾、自贡、绵阳、柳州、桂林、衡阳、萍乡、赣州、南昌、衢州
南亚热带气候区 (SSC)	广州	深圳、泉州、东莞、佛山	揭阳、惠州	莆田、中山、潮州、玉林、台北、漳州、南宁、珠海、江门、肇庆、梅州、台中、北海、清远
北热带气候区 (NTroC)				海口、茂名、高雄
中热带气候区 (MTroC)				三亚

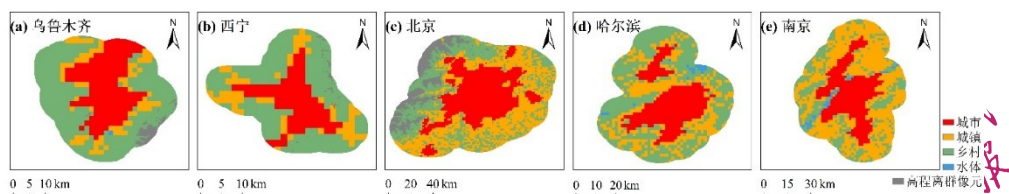


图1 典型城市城乡梯度划分地图

Fig. 1 Spatial delineation of urban-suburban-rural gradients for five representative cities: (a) Urumqi, (b) Xining, (c) Beijing, (d) Harbin, and (e) Nanjing

## 2.2 数据介绍

研究使用的多源数据集包括以下六类:

(1) 多光谱遥感数据: 哨兵2号 (Sentinel-2) 卫星搭载的多光谱成像仪 (MSI) 具备较高的时

空分辨率与多光谱成像能力, 可实现对地表植被的高频动态精细监测。Harmonized Sentinel-2 MSI 是在原始 Level-2A 产品基础上经 sen2cor 处理生产的标准化数据集, 空间分辨率约 10 m、时间分辨率约 5 天。经辐射校正、几何校准等标准化处理

后，有效降低了观测条件差异引起的系统偏差，提升了多时相数据的一致性。本文基于该数据集的蓝光、红光和近红外波段，计算了研究区 2019 - 2024 年全时相 EVI，为提取植被春季物候 (SOS) 和秋季物候 (EOS) 提供数据基础。

(2) 城乡划分数据：GHSL-SMOD 是根据人口规模、人口密度和建成区密度共同定义的 1 km 分级栅格数据 (Schiavina 等, 2022)，时间分辨率为 5 年，被认为是目前最佳的城乡制图产品 (McCallum 等, 2022)。本文使用其一级分类产品 GHSL-SMOD-L1 的 2020 年数据，依其定义将 Code 3、Code 2、Code 1 分别作为城市、城镇与乡村区域。详细参数见表 2。

(3) DEM 数据：本文采用空间分辨率为 30 m 分辨率的 ASTER GDEM (ASTER Global Digital Elevation Model) 全球数字高程模型数据，剔除城镇与乡村区域中海拔高于“城市区域最大值+50 m”或低于“城市区域最小值-50 m”的像元，以

控制高程因素对城乡物候差异分析的潜在干扰 (Hopkins, 1920)。

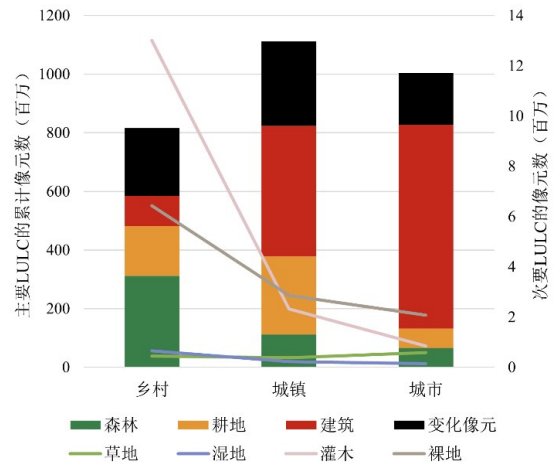


图2 全国 128 个城市“城市-城镇-乡村”三区各植被类型累计像元数量统计

Fig.2 Cumulative pixel counts of land cover types across urban, suburban, and rural zones for 128 Chinese cities

表 2 城乡划分标准

Table 2 Logical definition for Urban-Town-Rural areas

类别	原数据 (GHSL-SMOD-L1) 中的编号及定义	人口密度 (人/km <sup>2</sup> )	集群人口 (人)	建筑密度 (km <sup>2</sup> /km <sup>2</sup> )	拓扑规则
城市 (U)	3: 城市, 人口稠密的区域 (cities, densely populated area)	>1500	>50000	>0.50	4 连通集群
城镇 (T)	2: 城镇, 半密集的区域 (towns & semi-dense area, intermediate density area)	300~1500	5000~50000	无	8 连通集群
乡村 (R)	1: 乡村, 人烟稀少的区域 (rural areas, thinly populated area)	<300	<5000	无	无

(4) 土地利用/土地覆盖数据：Dynamic World (Brown 等, 2022) 是基于哨兵 2 号 L1C 影像生成的土地利用/土地覆盖 (LULC) 数据集，空间分辨率为 10m，更新频率约 2~5 天。图 3 展示了乌鲁木齐、西宁、北京、哈尔滨、南京的 LULC 空间分

布。本文采用逐年众数法从 2019 - 2024 年间动态分类数据中提取各像元年内出现频率最高的地类类型，构建年度 LULC 图层，用于区分研究区不同植被类型的物候变化特征。

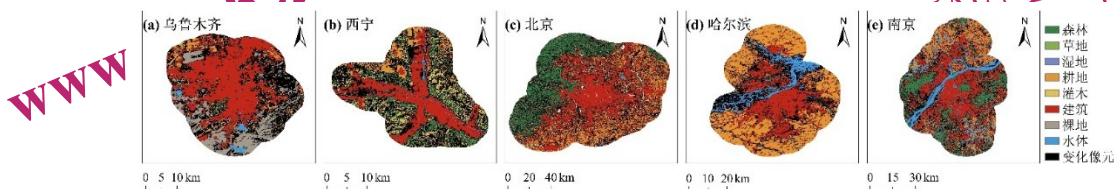


图 3 典型城市土地利用/覆盖空间分布图

Fig.3 Spatial distribution of land use/land cover for five representative cities: (a) Urumqi, (b) Xining, (c) Beijing, (d) Harbin, and (e) Nanjing

(5) 气候区划数据：本文采用中国国家气象局颁布的中国气候区划数据对研究城市进行分区，

归纳不同背景气候下的城市物候响应特征。该数据综合考量热量、水分指标及地形地貌特征，将

中国划分为9个初级气候区(图1)。

(6) 物候地面观测数据: 物候地面观测数据取自中国物候观测网(China Phenological Observation Network) 2019-2020年观测记录的植物“开始展叶期”和“叶开始变色期”(该数据目前仅更新至2020年), 涵盖北京、西安、沈阳、民勤、哈尔滨、呼和浩特、南京、长沙、合肥和昆明共10个观测站点, 涉及白蜡、刺槐、榆树和紫丁香4种木本植物。上述物种均为我国暖温带落叶阔叶林中的典型树种(葛全胜等, 2014), 其物候观测记录对区域尺度的森林物候具有较高代表性, 可作为城市森林物候遥感反演结果的验证参照。

### 3 研究方法

#### 3.1 EVI时间序列构建

本文使用Harmonized Sentinel-2 MSI产品提供的 $MSK_{CLDPRB}$ 和 $MSK_{SNWPRB}$ 质量控制波段, 剔除云遮挡大于70%及积雪覆盖大于90%的影像(Descals等, 2020), 并依据式(1)计算所有有效影像的EVI。

$$EVI = 2.5 \times \frac{B_8 - B_4}{B_8 + 6B_4 - 7.5B_2 + 1} \quad (1)$$

其中 $B_2$ 、 $B_4$ 、 $B_8$ 分别为蓝光、红光与近红外波段的地表反射率。

为降低由哨兵2号影像计算所得EVI时间序列中的噪声和不连续性(Zeng等, 2020), 采用移动窗口法对EVI观测值进行时间平滑, 同时剔除异常值( $EVI < 0$ 或 $EVI > 1$ 的时相), 生成128个城市2019-2024年时间间隔为20天的EVI时间序列。平滑方法见式(2)。

$$\overline{EVI}_{(t)} = \frac{1}{n_t} \sum_{i=1}^{n_t} EVI_i, t \in [t - \frac{lag}{2}, t + \frac{lag}{2}] \quad (2)$$

其中 $\overline{EVI}_{(t)}$ 表示以lag大为时间窗口、在时刻t的EVI平滑值, lag为时间窗口长度, 设为20(Descals等, 2020);  $n_t$ 为该时间窗口内实际包含的有效影像数;  $EVI_i$ 为第i景影像的原始EVI值。在此基础上, 采用三次样条插值法(Descals等, 2020)将20天间隔的EVI时序数据重建为连续的日尺度EVI时间序列(Descals等, 2020)。

#### 3.2 物候参数提取

参考MODIS地表覆盖动态产品(MCD12Q2)

的物候提取思想(Gray等, 2019), 本文基于逐年EVI时间序列的峰谷结构与特定阈值识别植被生长阶段与关键物候节点(Bolton等, 2020), 方法流程如图4所示。

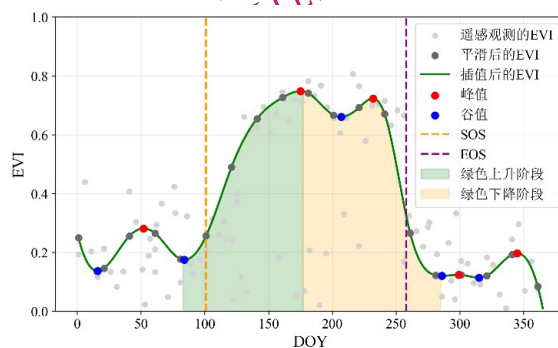


图4 基于EVI时间序列提取物候关键参数的方法示意图

Fig.4 Schematic illustration of phenological parameter extraction from EVI time series

首先, 在重建后的逐年EVI时间序列中, 利用Python信号处理模块scipy.signal识别所有局部极大值(峰值, peaks)与局部极小值(谷值, valleys)。随后对每个候选峰进行遍历, 搜索满足式(3)中时间约束条件的EVI局部最小值, 并将其对应日期作为该“绿色上升阶段(greenup segment)”的起始时间。

$$\begin{cases} t_{up}^0 = \max(1, t_{peak}^{i-1}, t_{peak}^i - 185) \\ t_{up}^1 = t_{peak}^i - 30 \\ t_{up}^i \in [t_{up}^0, t_{up}^1] \end{cases} \quad (3)$$

其中,  $t_{up}^0$ 和 $t_{up}^1$ 分别表示“绿色上升阶段”的起始和结束日期,  $t_{peak}^i$ 为第i个候选峰对应的日期。 $t_{up}^i$ 为候选峰i所对应的“绿色上升阶段”的起始时间, 若该起始时间与候选峰之间的EVI振幅满足(式4), 则判定该“绿色上升阶段”有效, 否则舍弃该候选峰并继续搜索其他候选峰。

$$\begin{cases} \theta \geq 0.35 \cdot (EVI_{max} - EVI_{min}) \\ \theta \geq 0.2 \end{cases} \quad (4)$$

其中 $\theta$ 为基于年度振幅的相对阈值,  $EVI_{max}$ 和 $EVI_{min}$ 分别为该年EVI的最大值和最小值。

对于每个对应有效“绿色上升阶段”的候选峰, 进一步在满足式(5)时间约束条件的范围内搜索EVI局部最小值, 并将其对应日期确定为该“绿色下降阶段(greendown segment)”的结束时间。

$$\begin{cases} t_{down}^0 = t_{peak}^i + 30 \\ t_{down}^1 = \min(365, t_{peak}^{i+1}, t_{peak}^i + 185) \\ t_{down}^i \in [t_{down}^0, t_{down}^1] \end{cases} \quad (5)$$

$t_{down}^i$  为候选峰  $i$  所对应的“绿色下降阶段”的结束时间，若该结束时间与候选峰之间的  $EVI$  振幅同样满足上述振幅约束条件  $\theta$ ，则将该候选峰对应的“绿色上升阶段”起始时间到“绿色下降阶段”结束时间的完整区间视为一个有效的植被生长阶段。

识别出所有有效生长阶段后，在年尺度内构建生长振幅基准，以增强物候提取在年际比较中的时间一致性与生态合理性。本文采用双向遍历策略确定物候关键节点：将 SOS 定义为该年第一个有效生长阶段中， $EVI$  相对于“绿色上升阶段”起始时间的振幅首次达到该阶段最大振幅 15% 的日期；将 EOS 定义为该年最后一个有效生长阶段中相对于“绿色下降阶段”起始时间的振幅末次达到该阶段最大振幅 85% 的日期。其中 15% 和 85% 阈值参考 MCD12Q2 产品中“Greenup”和“Dormancy”的定义设定 (Gray 等, 2019)。此外，年积日 (Day of Year, DOY) 小于 30 或小于 180 的 SOS，和 DOY 小于 180 或大于 360 的 EOS 像元将作为异常值被剔除 (Li 等, 2017)。上述策略将遥感物候提取结果限制在合理的年积日区间范围，同时确保 SOS 表征全年最早发生的有效返青事件、EOS 表征全年最后一次真实的植被衰退事件，从而有效规避短期波动或异常峰值对物候识别的干扰。

### 3.3 遥感物候精度验证

遥感物候精度验证是大尺度物候研究中的关键问题 (Schwartz 等, 1999; Wu 等, 2017; Zhang 等, 2018)。受地面观测与遥感观测尺度差异的制约，二者一致性通常较低 (Badeck 等, 2004; 谢志英等, 2024)，因此仍需结合公开物候产品开展辅助验证 (Wang 等, 2025)。本文以地面站点观测物候为基准，对哨兵 2 号提取的物候结果与 MCD12Q2 遥感物候产品进行统一对比验证。通过计算两者相对于地面观测的误差指标 (平均绝对误差 MAE、均方根误差 RMSE) 及相关性指标 (决定系数  $R^2$ )，评估不同数据源在物候提取精度上的差异，从而检验哨兵 2 号数据在物候观测精度的改进效果。指标计算公式如式 (6)~式

(8) 所示，其中  $y_i$  为地面观测值， $\hat{y}_i$  为遥感提取值， $\bar{y}_i$  表示地面观测值的均值， $n$  为样本数。

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i| \quad (6)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (7)$$

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y}_i)^2} \quad (8)$$

### 3.4 城乡植被物候差异计算

本研究基于上述方法分别提取城市 (Urban, U)、城镇 (Town, T) 与乡村 (Rural, R) 梯度的植被春季物候 (SOS) 与秋季物候 (EOS)。对于第  $i$  个城市在第  $t$  年不同城市化梯度内的所有植被像元，分别计算其 SOS 和 EOS 的均值，记为  $\Phi_m(i, t)$ ，其中  $m \in \{U, T, R\}$ ， $\Phi \in \{SOS, EOS\}$ 。在此基础上，进一步定义“城市-乡村”、“城市-城镇”以及“城镇-乡村”三组城乡物候差异：

$$\begin{cases} \Delta\Phi_{UR(i,t)} = \Phi_{U(i,t)} - \Phi_{R(i,t)} \\ \Delta\Phi_{UT(i,t)} = \Phi_{U(i,t)} - \Phi_{T(i,t)} \\ \Delta\Phi_{TR(i,t)} = \Phi_{T(i,t)} - \Phi_{R(i,t)} \end{cases} \quad (9)$$

其中， $i$  表示 128 个城市， $t$  为 6 个研究年份。对于 SOS 而言， $\Delta\Phi < 0$  表示城市区域物候较对照区域提前；对于 EOS 而言， $\Delta\Phi > 0$  表示城市区域物候较对照区域延迟。

进一步结合 10 m 分辨率土地利用/覆盖 (LULC) 数据，对不同植被类型分别统计各梯度下的物候指标。设第  $i$  个城市中第  $k$  类植被在第  $t$  年城市、城镇和乡村梯度下的物候均值分别为  $\Phi_m(i, k, t)$ ，其中  $k$  对应 5 种植被类型 (森林、灌木、草地、湿地和耕地)。分植被类型的城乡物候差异计算方法与式 (9) 一致。后续城乡物候差异分析均基于上述分梯度、分植被类型的物候指标展开。

## 4 结果分析

### 4.1 物候提取精度验证

基于哨兵 2 号提取的物候数据与 MCD12Q2 物候产品的精度对比如图 5 所示。与地面站点观测相比，哨兵 2 号在绝对误差指标上表现更优：SOS 的 MAE 与 RMSE 分别为 10.40 天和 13.89 天，均低于

MCD12Q2 (14.29天和17.07天); EOS的差异更为显著, 哨兵2号的MAE与RMSE分别为10.62天和14.42天, 远低于MCD12Q2 (34.39天和36.51天)。尽管MCD12Q2在SOS回归分析中的决定系数略高 ( $R^2=0.62$ 和 $0.51$ ), 但其回归斜率偏离1:1线且存在明显系统偏移, 表明其趋势一致性虽相对较高, 绝对时间误差却不可忽视。相比之下, 哨兵2号在线性相关性上略低, 但绝对日期估算更接近站点

观测值。对于EOS, 两种遥感产品的 $R^2$ 均较低, 表明秋季物候的站点与像元之间的一致性普遍较弱, 这与此前研究观点一致 (Donnelly 等, 2022; 王敏钰等, 2022)。综合误差指标与趋势一致性分析, 哨兵2号提取的物候结果在区域尺度上具有更高的精度优势。高空间分辨率有效削弱了混合像元对光谱信号的干扰, 使物候估算值更贴近地面实测, 尤其在EOS方面优势更为突出。

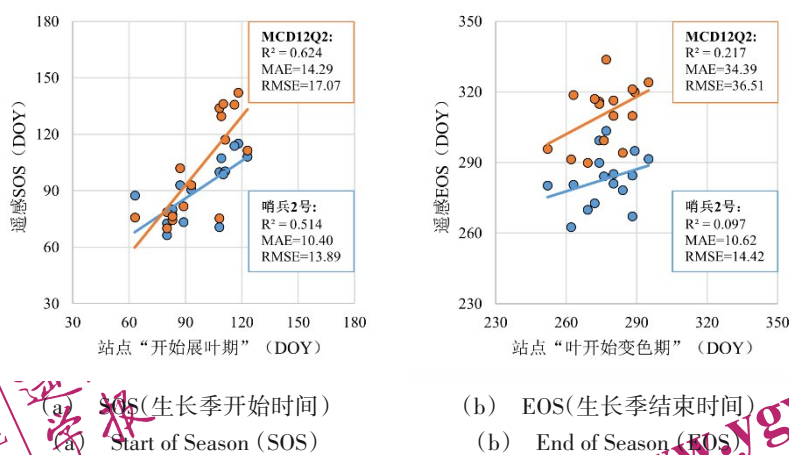


图5 地面观测物候与遥感反演物候的对比散点图

Fig.5 Scatter plots comparing ground-observed and remote sensing vegetation phenology

#### 4.2 城市植被物候的城乡梯度差异

图6-7展示了5个典型城市的植被SOS与EOS提取结果空间分布。可以看出, 纬度较高城市(乌鲁木齐、西宁、北京、哈尔滨)的城市SOS普遍早于周边城镇和乡村区域, EOS则整体晚于外

围区域, 城乡物候梯度特征清晰可辨; 而纬度较低城市(南京)的植被物候城乡梯度差异相对较弱, 空间分异不显著。不同城市因气候背景、城市规模及植被类型组成不同, 物候梯度的幅度与空间格局存在一定差异。

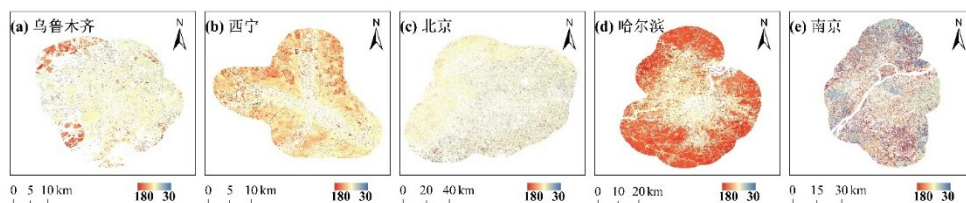


图6 典型城市“城市-城镇-乡村”梯度下植被SOS空间分布图

Fig.6 Spatial distribution of SOS across urban-suburban-rural gradients for five representative cities: (a) Urumqi, (b) Xining, (c) Beijing, (d) Harbin, and (e) Nanjing

基于128个城市连续6年的配对样本 ( $N = 768$ ), 分析哨兵2号提取的植被物候在城市、城镇、乡村三类城市化梯度下的差异特征。图8展示了全国尺度上不同城市化梯度下生长季起始时间(SOS)和结束时间(EOS)的分布特征及其显著性差异。

在SOS方面, 全国尺度上乡村、城镇和城市的平均SOS分别为第98.09天、第97.87天和第96.60天, 整体呈现由乡村向城市逐渐提前的趋势。配对样本t检验结果表明, 城市相对于乡村的SOS显著提前约1.49天 ( $p < 0.001$ ), 较城镇显著提前约1.26天 ( $p < 0.001$ )。城镇与乡村之间的SOS

差异较小（仅提前0.23天），未达到统计显著水平（ $p > 0.05$ ），表明城镇在生长季起始阶段的物候特

征整体上仍更接近乡村。

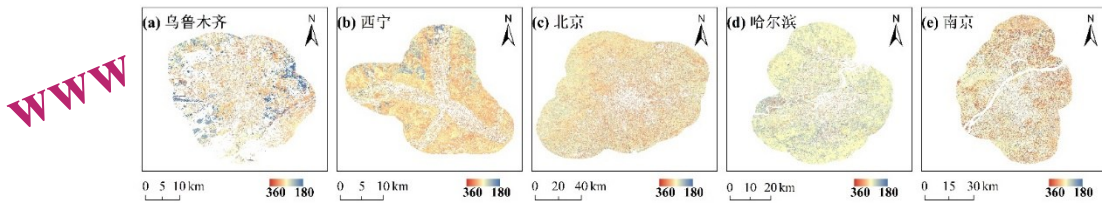


图7 典型城市“城市-城镇-乡村”梯度下植被EOS空间分布图

Fig.7 Spatial distribution of SOS across urban-suburban-rural gradients for five representative cities: (a) Urumqi, (b) Xining, (c) Beijing, (d) Harbin, and (e) Nanjing

在EOS方面，不同城市化梯度呈现出与SOS相反且更为复杂的差异格局。乡村、城镇和城市的平均EOS分别为第274.80天、第274.53天和第276.04天，EOS分布并未遵循城乡梯度的单调变化规律，城镇反而是生长季最早结束的区域。配对样本t检验结果表明，城市EOS较乡村显著推迟约1.25天（ $p < 0.001$ ），较城镇推迟幅度更大，约为1.51天（ $p < 0.001$ ）。城镇与乡村之间的EOS差异仅为0.26天，未通过显著性检验（ $p > 0.05$ ），表明城镇在生长季结束阶段的物候特征整体上也更接近乡村，但其方向性表现为城镇EOS早于乡村。

综合SOS与EOS的变化特征可以发现，城市化对植被物候的影响并非线性递增，而是依赖于

城市化强度和阶段的差异。城镇区域虽在SOS上略早于乡村，但在EOS上不仅未表现出推迟效应，反而呈现出更大程度的提前，整体上不利于生长季的延续；城市区域则同时表现为SOS显著提前和EOS显著推迟，二者共同作用导致城市生长季明显延长。上述结果表明，城市化程度较低时可能不足以延长生长季持续性，而充分的城市化则对植被生长季具有更为显著的延长效应。这一分阶段效应有助于补充和深化此前研究关于城市化对植被物候具有方向一致性影响的认识（Wohlfahrt等，2019），并强调在城市化研究中需兼顾城市化的空间异质性与阶段性特征。

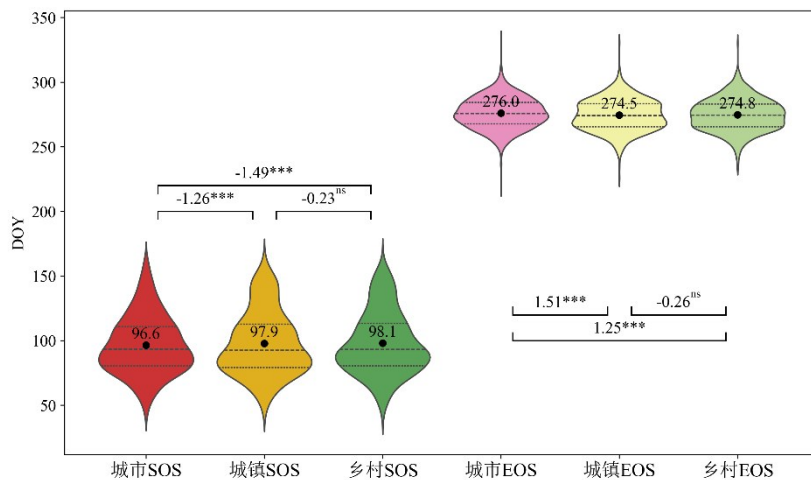


图8 中国城市植被物候的城市-城镇-乡村梯度差异

Fig.8 Statistics on the differences of vegetation phenology along Urban-Town-Rural gradients in China

为进一步验证上述城乡物候差异的时间稳定性，本文绘制了2019 - 2024年植被城市化梯度差异（ $\Delta$ SOS和 $\Delta$ EOS）的年度变化折线图（图9），并采用Mann-Kendall非参数检验对城乡差异的年

际趋势进行显著性检验。结果表明，城市-乡村、城市-城镇和城镇-乡村三组梯度的 $\Delta$ SOS和 $\Delta$ EOS均未呈现显著变化趋势（ $p \geq 0.05$ ），且各组Sen's斜率绝对值均接近于零。上述结果说明，城乡植被

物候差异在研究时段内保持相对稳定, 不存在系统性的扩大或收窄趋势。这一时间稳定性特征为本文采用SFT方法量化城乡物候差异提供了重要的

方法论支撑: 城乡梯度间的物候差异是城市化的结构性响应而非短期波动, 以空间梯度替代时间演变来研究城市化的物候效应具有合理性。

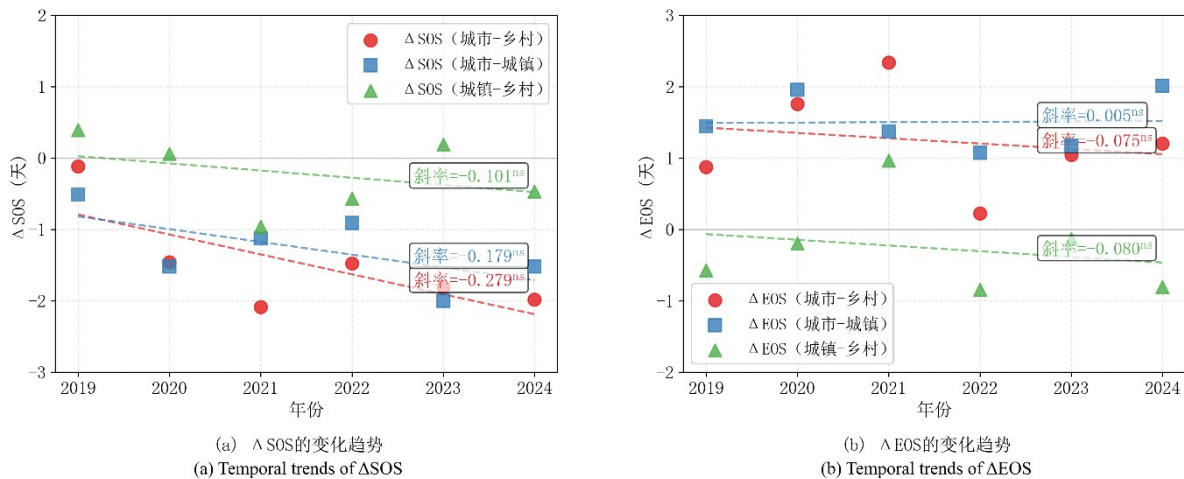


图9 2019 - 2024年中国城市植被物候梯度差异变化趋势  
Fig.9 Interannual variations of vegetation phenology across urban, suburban, and rural gradients in China from 2019 to 2024

#### 4.3 不同植被类型的物候梯度差异

为从高分辨率物候信息中厘清不同植被类型物候对城市化的响应差异, 本文以森林、灌木、草地、湿地和耕地五种植被类型为对象, 分别统计其在所有城市不同城市化梯度下的SOS与EOS差异(表3)。图10则为各植被类型间的物候差异提供直观认知。总体而言, 不同植被类型的城乡物候差异表现出显著的类型依赖性, 且在不同城市化梯度对比中呈现出不一致的响应模式。森林的SOS沿“乡村-城镇-城市”梯度呈现逐级显著提前趋势(城市较乡村提前2.71天,  $p < 0.001$ ; 城镇较乡村提前1.05天,  $p < 0.001$ ), EOS则沿该梯度显著推迟(城市较乡村推迟2.55天,  $p < 0.001$ ; 城镇较乡村推迟0.70天,  $p < 0.001$ ), 反映出高大自然植被物候对城市化具有稳定且一致的典型响应特征。

相比之下, 低矮的自然植被和人工植被的物候对城市化的响应方式更为复杂, 未呈现明显的梯度规律: 灌木仅在城乡ΔEOS上表现为显著推迟(城市较乡村推迟2.36天,  $p < 0.001$ ), 其余梯度响应均不显著; 草地物候的城市化响应整体相对较弱, ΔSOS和ΔEOS差异显著性和梯度方向性均不稳定; 湿地ΔSOS幅度最大(城市较乡村提前3.32

天,  $p < 0.01$ )但ΔEOS的响应方向不明确; 耕地的城乡物候差异虽存在一定的显著性, 但其物候在很大程度上受农业管理措施主导, 难以独立剥离城市化的贡献。

综上, 不同植被类型在ΔSOS和ΔEOS上表现出差异化的响应模式, 其中森林对城市化的物候响应最为显著且幅度最大。

#### 4.4 不同气候区的物候梯度差异

为揭示不同气候背景对城乡物候差异的调控作用, 本文量化了各气候区内三组城市化梯度(城市-乡村、城市-城镇和城镇-乡村)的物候差异统计特征(图11)。整体来看, 城市化梯度间的物候差异呈现明显的区域异质性和纬度分布规律, 其中温带地区响应最强, 而亚热带和热带地区整体响应较弱且稳定性较低。

在ΔSOS方面, 高纬度城市整体呈现出更为一致且幅度较大的SOS提前, 尤其以中温带气候区(MTemC)的城市最为显著, 该区主要覆盖东北省、内蒙古自治区和新疆省, 城市SOS较乡村和城镇分别显著提前8.8天和9.7天。相比之下, 南温带气候区(STemC)城市(河北省、河南省、山东省等)的SOS提前和推迟现象并存, 整体相对于乡村和城镇分别推迟2.09天和1.85天。这一局

地物候特征可能与该区农业活动频繁, 受人为管理影响更强有关 (于静洁等, 2001)。亚热带气

候区 SOS 受城市化影响相对有限, 整体表现为较弱的 SOS 提前。

表 3 不同植被类型的植被物候在“城市-城镇-乡村”梯度上的差异

Table 3 Vegetation phenology differences along Urban-Town-Rural gradients for different vegetation types

植被类 型	$\Delta$ SOS <sub>城市-乡村</sub>	$\Delta$ SOS <sub>城市-城镇</sub>	$\Delta$ SOS <sub>城镇-乡村</sub>	$\Delta$ EOS <sub>城市-乡村</sub>	$\Delta$ EOS <sub>城市-城镇</sub>	$\Delta$ EOS <sub>城镇-乡村</sub>
森林	-2.71 ( $\pm 7.46$ )***	-1.67 ( $\pm 5.83$ )***	-1.05 ( $\pm 5.29$ )***	2.55 ( $\pm 7.66$ )	1.85 ( $\pm 6.23$ )***	0.70 ( $\pm 5.08$ )***
灌木	0.08 ( $\pm 14.45$ )	-0.42 ( $\pm 15.63$ )	0.10 ( $\pm 12.24$ )	2.36 ( $\pm 15.98$ )***	1.11 ( $\pm 16.13$ )	0.96 ( $\pm 12.95$ )
草地	-1.69 ( $\pm 21.14$ )	0.31 ( $\pm 17.75$ )	-1.79 ( $\pm 18.97$ )*	0.92 ( $\pm 24.25$ )	-1.90 ( $\pm 21.68$ )*	2.90 ( $\pm 22.96$ )**
湿地	-3.32 ( $\pm 22.62$ )**	-1.97 ( $\pm 21.38$ )*	-0.47 ( $\pm 16.58$ )	0.20 ( $\pm 19.55$ )	1.62 ( $\pm 19.34$ )	-0.06 ( $\pm 17.77$ )
耕地	-0.82 ( $\pm 9.91$ )*	0.02 ( $\pm 8.24$ )	-0.84 ( $\pm 6.04$ )***	1.10 ( $\pm 7.43$ )***	0.92 ( $\pm 5.86$ )***	0.18 ( $\pm 4.86$ )

注: 蓝色数字为物候显著提前的天数, 红色数字为物候显著推迟的天数, 黑色数字表明该城乡差异不显著。

在  $\Delta$ EOS 方面, 全国尺度上呈现出相对一致的城市化推迟信号, 城市 EOS 普遍晚于城镇和乡村, 推迟幅度随纬度下降而减小。EOS 在温带气候区推迟幅度相对更大, MTEM 城市较乡村和城镇分别推迟 2.94 天和 3.14 天, STEM 则分别推迟 2.02 天和 3.08 天。相比之下, 亚热带气候区 EOS 差异明显减弱, NSC 和 MSC 的城乡差异均不足 1 天, 表明在温暖湿润背景下, 城市热环境对秋季物候的调节作用有限。

#### 4.5 不同城市规模的物候梯度差异

为进一步揭示城市规模对城乡物候差异的影响趋势, 本文基于城市核心区面积, 通过 LOWESS (Locally Weighted Scatterplot Smoothing) 稳健局部加权回归的平滑曲线及其不确定性带进行探究 (图 12)。结果显示, 城市-乡村和城镇-乡村的  $\Delta$ SOS 在几乎所有面积范围内均为负值, 且随城市建成区面积增大, 两者的 LOWESS 平滑曲线整体向更负方向偏移, 表明城市与城镇的 SOS 提前效应在城市规模扩大过程中逐渐增强, 即城市规模对春季物候提前具有累积放大作用。城市-城镇的  $\Delta$ SOS 则随城市面积呈现出一定的方向性分化: 在中小型城市中, 平滑曲线整体位于零值以下, 即城市 SOS 普遍早于城镇; 在面积超过约 1500 km<sup>2</sup> 的超大城市中,  $\Delta$ SOS 趋向转为正值, 城镇与城市之间的 SOS 提前差异减弱, 个别区段中城镇的提前程度接近甚至超过城市。这表明城市化对春季物候的影响并非沿城市化梯度单调递增, 而是在超大尺度上呈现出一定的调节与分化特征。

相比之下,  $\Delta$ EOS 对城市规模的响应模式更加

复杂。城市-乡村和城镇-乡村的  $\Delta$ EOS 在中小城市尺度上主要表现为正值, 即城市和城镇植被 EOS 相对于乡村整体趋于推迟; 随着城市规模扩大, 平滑曲线幅度总体增大, 表明 EOS 推迟效应在一定程度上随城市规模累积增强。然而当城市规模进入超大城市区间后, 上述两项指标的平滑曲线在局部区段出现向零值甚至负值偏移的现象, 表明在个别超大城市中, 城市及城镇的 EOS 可能不再晚于乡村, 甚至出现提前。城镇-城乡的  $\Delta$ EOS 则在整个城市规模梯度上未呈现出一致的单调变化趋势, 平滑曲线在零值附近交替波动, 呈现“城镇早于乡村—城镇晚于乡村—再度早于乡村”的变化特征, 表明城镇与乡村之间的 EOS 差异对城市规模的响应较弱且缺乏方向稳定性。

总体来看, 城市规模对物候城乡差异具有明确的调控作用: SOS 提前效应和 EOS 推迟效应均随城市规模增大而增强, 但在超大城市尺度 (核心区面积 > 1500 km<sup>2</sup>) 上可能发生方向性分化。中等规模城市中城乡物候差异对城市规模的响应规律最为清晰; 超大城市则可能通过热岛格局、下垫面异质性或人为管理等因素形成新的更具调节功能的空间格局, 从而对物候尤其是秋季物候产生更为复杂的非线性生态效应。

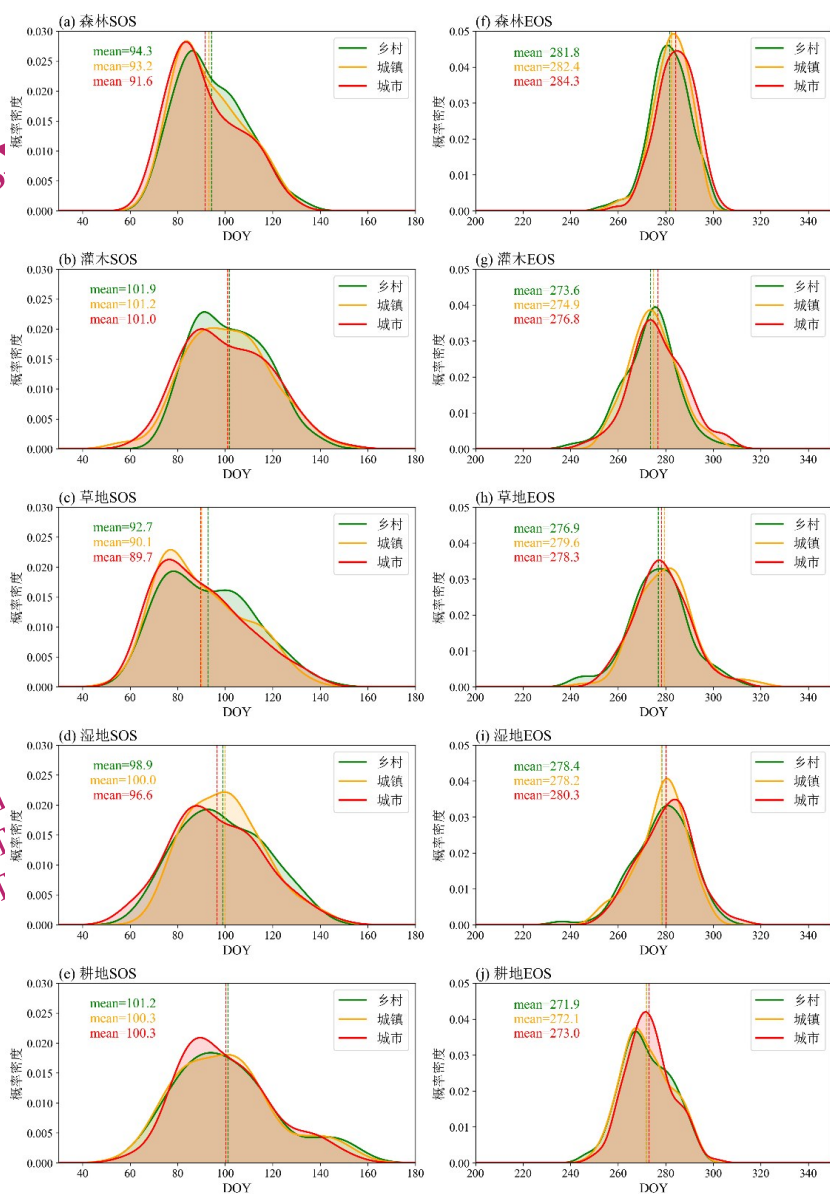


图 10 不同植被类型的植被物候在“城市-城镇-乡村”梯度上的概率密度分布

Fig.10 Probability density distributions of vegetation phenology across Urban-Town-Rural areas for different vegetation types : (a) Tree SOS, (b) Shrub SOS, (c) Grass SOS, (d) Wetland SOS, (e) Cropland SOS, (f) Tree EOS, (g) Shrub EOS, (h) Grass EOS, (i) Wetland EOS, (j) Cropland EOS

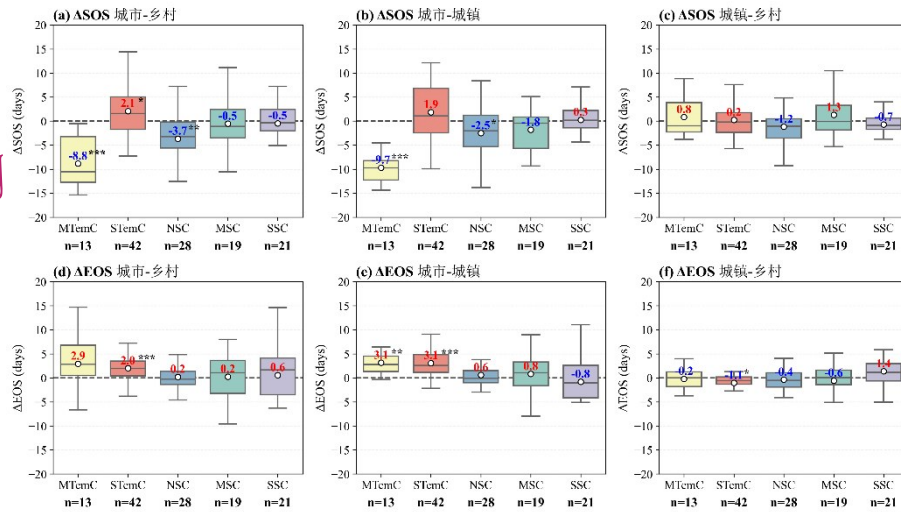


图 11 不同气候区的植被物候在“城市-城镇-乡村”梯度上的差异

Fig.11 Statistics on the differences of vegetation phenology along Urban-Town-Rural gradients across climate zones: (a)  $\Delta\text{SOS}_{\text{U-R}}$ , (b)  $\Delta\text{SOS}_{\text{U-T}}$ , (c)  $\Delta\text{SOS}_{\text{T-R}}$ , (d)  $\Delta\text{EOS}_{\text{U-R}}$ , (e)  $\Delta\text{EOS}_{\text{U-T}}$ , (f)  $\Delta\text{EOS}_{\text{T-R}}$

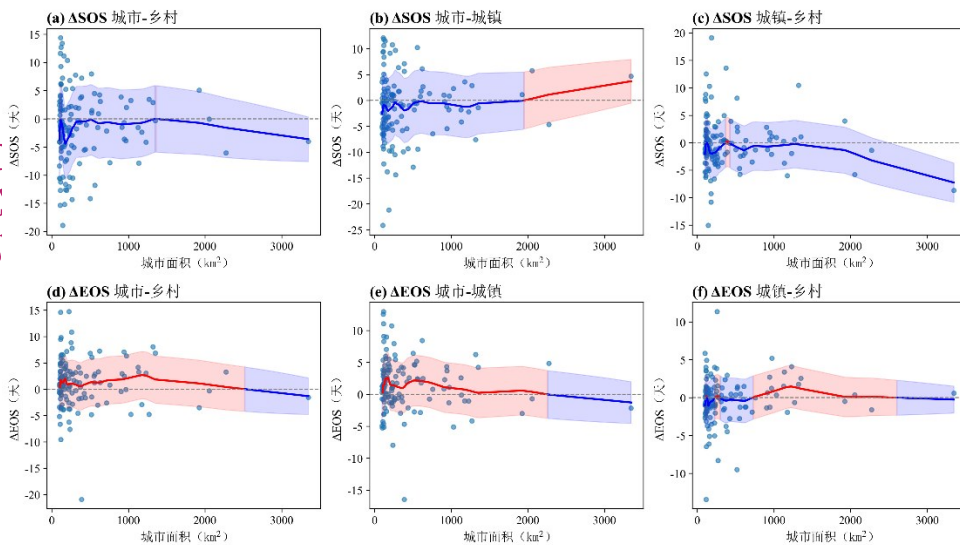


图 12 “城市-城镇-乡村”梯度上物候差异随城市规模的变化趋势

Fig.12 Trends in vegetation phenology differences along the Urban-Town-Rural gradient with increasing city size: (a)  $\Delta\text{SOS}_{\text{U-R}}$ , (b)  $\Delta\text{SOS}_{\text{U-T}}$ , (c)  $\Delta\text{SOS}_{\text{T-R}}$ , (d)  $\Delta\text{EOS}_{\text{U-R}}$ , (e)  $\Delta\text{EOS}_{\text{U-T}}$ , (f)  $\Delta\text{EOS}_{\text{T-R}}$

## 5 讨论

### 5.1 与其他研究的差异和一致性

本文基于哨兵2号高分辨率遥感数据，发现中国城市植被 SOS 较乡村提前 1.49 天、EOS 推迟 1.25 天，生长季整体延长。这一结果与大量既有研究的总体方向相符，但幅度整体小于多数同类研究：Zhou 等（2016）基于 MODIS 数据报告中国 32 个主要城市 SOS 平均提前 11.9 天、EOS 推迟 5.4 天；Jia 等（2021）利用 500 m 物候产品发现城市 SOS 提前 8.6 天、EOS 推迟 1.3 天；Ren 等（2018）报告

SOS 较周边城镇提前约 2.4 天、EOS 推迟约 0.7 天。这一幅度差异可合理归因于两方面：其一，本文采用 10 m 分辨率的哨兵 2 号数据，有效规避了低分辨率像元中建筑、裸地等非植被地物对植被指数时序的混合效应，所提取的物候信号更接近纯植被的真实响应，因而城乡差异幅度相对保守但更为精确；其二，本文采用 GHSL-SMOD 进行城乡三元划分，城镇过渡带的纳入使城乡对比的空间语义更为严格，有别于部分研究直接以城市建成区边界作为城乡界线的做法，在一定程度上收窄了城乡物候差异的统计幅度。

在城乡梯度的精细结构上，本文进一步发现城镇与乡村之间的SOS和EOS差异均未达到统计显著水平 ( $p > 0.05$ )，表明中等城市化强度的城镇区域在物候特征上整体仍更接近乡村，城市化效应存在明显的强度阈值依赖性。这与Ji等(2023)发现物候城市化梯度响应呈“先增大后减小再趋于稳定”的非线性规律相呼应，也提示在城乡物候研究中将城镇作为独立梯度纳入分析的必要性。

上述整体规律之外，本文观察到EOS对城市化的响应方向存在复杂的分化特征。总体上，本文发现城市EOS较乡村推迟1.25天，与主流研究方向一致(Zhou等, 2016; Jia等, 2021)。然而在超大城市中EOS表现出提前而非推迟的趋势，这一现象与Liu等(2023)在中国大湾区的发现相吻合：在不透水面比例极高 ( $\geq 80\%$ ) 的高强度城市化区域，EOS反而早于低城市化区域；Du等(2022)亦发现较高城市化水平在暖区(北纬 $30^\circ \sim 46^\circ$ )导致EOS提前。上述分化特征的成因涉及春秋物候耦合机制、城市增温效应的纬度差异及高强度人工管理的干扰等多重因素，有待后续机理研究进一步厘清。

在植被类型的分化响应上，本文发现森林对城市化的物候响应幅度最大，SOS较乡村提前2.71天、EOS推迟2.55天，而草地、湿地、灌木等类型的响应相对较弱且方向不稳定。这与既有少数涉及植被类型分化的研究结论相吻合。Rollinson等(2012)通过模拟实验发现，温度升高 $2^\circ\text{C}$ 时森林SOS提前14~18天，而灌木和低矮草本的物候无显著变化。赵心睿等(2023)亦发现森林SOS的分布范围较草地更为集中，表明森林的生态位适应范围较窄，对外界温度变化更为敏感。森林对城市热岛效应响应更强的可能机理在于：高大乔木的物候变化主要受积温驱动，城市热岛引起的春季积温提前可显著促进萌芽展叶，但光周期等非热力因素会对其温度响应产生一定约束(Körner等, 2010)；而低矮草本和灌木的物候受土壤温湿度、光照等多重因素共同调控，城市热岛的单一增温信号对其物候驱动力相对有限。此外，城市绿化管理中人工干预(如施肥、灌溉)对草地和灌木的影响可能掩盖了热岛效应的物候信号，进一步削弱了其城乡差异的规律性。上述植被类型分化特征表明，高分辨率遥感数据在揭

示城市内部植被物候异质性方面具有不可替代的优势，这也是本文相较于粗分辨率同类研究的重要补充。

## 5.2 局限性与展望

受限于哨兵2号覆盖中国全境的有效数据自2019年前后才趋于完整，本文研究时段为2019-2024年，共6年。尽管现有时间序列已能支撑城乡物候梯度差异的统计分析，但在长期趋势识别方面仍存在一定局限。未来研究可进一步结合Landsat、MODIS等具有更长时间跨度的遥感数据，在更大时间尺度上系统评估城市化背景下植被物候的演变趋势。

此外，本文聚焦于城乡植被物候梯度差异的定量刻画，对物候提前和推迟现象的驱动机制尚未深入展开。后续研究可在本文物候梯度定量结果的基础上，进一步引入地表温度、夜间灯光强度、不透水面比例等城市化强度指标，定量厘清热岛效应与人工干预对物候响应的相对贡献，深化对城市植被物候变化机理的理解。

## 6 结论

本文基于哨兵2号高分辨率遥感数据，构建了覆盖2019-2024年中国128个城市及其城镇、乡村区域的植被物候数据集，系统剖析和刻画了“城市-城镇-乡村”梯度下植被春季物候(SOS)与秋季物候(EOS)的差异规律及空间格局。主要结论如下：

(1) 中国城市植被春季物候呈提前趋势，城市SOS较城镇和乡村分别提前1.26天和1.49天；秋季物候呈延迟趋势，城市EOS较城镇和乡村分别推迟1.51天和1.25天，表现出典型的城市生长季延长效应。(2) 不同植被类型对城市化的物候响应存在明显差异，其中森林的响应幅度最大，表现出更为显著的春季提前和秋季延迟特征。(3) 城乡物候差异在不同气候背景下呈现显著空间异质性。中温带气候区对城市化梯度的物候响应最为强烈，亚热带与热带气候区的城乡差异整体较弱且稳定性较低，表明气候背景对城市化效应具有重要调节作用，高纬度低温环境更容易放大城市热环境对植被物候的影响。(4) 城市规模对物候差异具有尺度依赖特征。随城市规模扩大，SOS提前效应总体增强；EOS延迟效应在中小尺度城

市中较为明显,在超大城市中趋于减弱甚至转变为提前效应,反映出城市热环境规模及人为管理强度等综合因素对植被物候的复杂影响。

综上,城市化进程通过改变下垫面结构与局地气候条件,系统性地重塑了植被物候格局,其影响受植被类型、气候背景及城市规模等多重因素调控。本文基于高分辨率遥感数据为理解城市生态系统节律变化提供了精细的物候证据,可为城市绿色基础设施优化与可持续管理决策提供科学依据。

## 参考文献 (References)

- Badeck F W, Bondeau A, Böttcher K, Doktor D, Lucht W, Schaber J and Sitch S. 2004. Responses of spring phenology to climate change. *New phytologist*, 162(2): 295-309 [DOI: 10.1111/j.1469-8137.2004.01059.x]
- Brown C F, Brumby S P, Guzder-Williams B, Birch T, Hyde S B, Mazziariello J, Czerwinski W, Pasquarcha V J, Haertel R, Ilyushchenko S, Schwehr K, Weisse M, Stolle F, Hanson C, Guinan O, Moore R and Tait A M. 2022. Dynamic World, Near real-time global 10 m land use and cover mapping. *Scientific Data*, 9: 251 [DOI: 10.1038/s41597-022-01307-4]
- Bolton D K, Gray J M, Melaas E K, Moon M, Eklundh L and Friedl M A. 2020. Continental-scale land surface phenology from harmonized Landsat 8 and Sentinel-2 imagery. *Remote Sensing of Environment*, 240(6): 111685 [DOI: 10.1016/j.rse.2020.111685]
- Bórnez K, Richardson A D, Verger A, Descals A and Peñuelas J. 2020. Evaluation of vegetation and PROBA-V phenology using phenocam and eddy covariance data. *Remote Sensing*, 12(18): 3077 [DOI: 10.3390/rs12183077]
- Du H, Wang M, Liu Y, Guo M, Peng C and Li P. 2022. Responses of autumn vegetation phenology to climate change and urbanization at northern middle and high latitudes. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 115: 103086 [DOI: 10.1016/j.jag.2022.103086].
- Descals A, Verger A, Yin G and Peñuelas J. 2020. Improved estimates of arctic land surface phenology using Sentinel-2 time series. *Remote Sensing*, 12(2): 3738 [DOI: 10.3390/rs12223738]
- Donnelly A, Yu R, Jones K, Belitz M, Li B, Duffy K, Zhang X, Wang J, Seyednasrollah B, Gerst K L, Li D, Kaddoura Y, Zhu K, Morissette J, Ramey C and Smith K. 2022. Exploring discrepancies between in situ phenology and remote derived phenometrics at NEON sites. *Ecosphere*, 13(1): e3912 [DOI: 10.1002/ecs2.3912]
- Fukami T and Wardle D A. 2005. Long-term ecological dynamics: reciprocal insights from natural and anthropogenic gradients. *Proceedings of the Royal Society B: Biological Sciences*, 272(1577): 2105-2115 [DOI: 10.1098/rspb.2005.3277]
- Ge Q S, Dai J H, Liu H L, Xu Q and Wang H. 2014. Typical plant phenological observation dataset of Chinese phenological observation network, Beijing (1963-2012). *Acta Geographica Sinica*, 69(s1): 95-97 (葛全胜, 戴君虎, 刘浩龙, 徐琼瑶, 王焕桐. 2014. “中国物候观测网”北京站典型植物物候观测数据. *地理学报*, 69(s1): 95-97 [DOI: 10.11821/dlxb2014s019])
- Garonna I, Jong R D and Schaepman M. 2016. Variability and evolution of global land surface phenology over the past three decades (1982-2012). *Global change biology*, 22(4): 1456-1468 [DOI: 10.1111/gcb.13168]
- Gong Z, Ge W, Guo J and Liu J. 2024. Satellite remote sensing of vegetation phenology: Progress, challenges, and opportunities. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 217: 149-164 [DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2024.08.011]
- Gray J, Sulla-Menashe D, Friedl M A. 2019. User guide to Collection 6 MODIS land cover dynamics (MCD12Q2) product. NASA EOSDIS Land Processes DAAC, 6: 1-8. [https://lpdaac.usgs.gov/documents/1417/MCD12Q2\\_User\\_Guide\\_V61.pdf](https://lpdaac.usgs.gov/documents/1417/MCD12Q2_User_Guide_V61.pdf)
- Grabska E M and Tymńska-Czabańska L. 2023. Sentinel-2 time series: a promising tool in monitoring temperate species spring phenology. *Forestry: An International Journal of Forest Research*, 97(2): 1-15 [DOI: 10.1093/forestry/cpad039]
- Hopkins A D. 1920. The bioclimatic law. *Journal of the Washington Academy of Sciences*, 10(2): 34-40. <https://www.jstor.org/stable/24521154>
- Jeganathan C, Dash J, Atkinson P M. 2014. Remotely sensed trends in the phenology of northern high latitude terrestrial vegetation, controlling for land cover change and vegetation type. *Remote Sensing of Environment*, 143: 154-170 [DOI: 10.1016/j.rse.2013.11.020]
- Jochner S, Menzel A. 2015. Urban phenological studies – Past, present, future. *Environmental Pollution*, 203: 250-261 [DOI: 10.1016/j.envpol.2015.01.003]
- Ji Y, Zhan W, Du H, Wang S, Li L, Xiao J, Liu Z, Huang F, Jin J. 2023. Urban-rural gradient in vegetation phenology changes of over 1500 cities across China jointly regulated by urbanization and climate change. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2023, 205: 367-384 [DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2023.10.015]
- Jia W, Zhao S, Zhang X, Liu S, Henebry G M and Liu L. 2021. Urbanization imprint on land surface phenology: The urban-rural gradient analysis for Chinese cities. *Global change biology*, 27(12): 2895-2904 [DOI: 10.1111/gcb.15602]
- Körner C and Basler D. 2010. Phenology under global warming. *Science*, 327(5972): 1461-1462 [DOI: 10.1126/science.118647].
- Kyba C C M, Kuestel T, Miguel A S D, Baugh K, Jechow A, Hölker F, Benítez, Elvidge C D, Gaston K J and Guanter L. 2017. Artificially lit surface of Earth at night increasing in radiance and extent. *Science advances*, 3(11): e1701528 [DOI: 10.1126/sciadv.1701528]
- Kowalski K, Senf C, Hostert P and Pflugmacher D. 2020. Characterizing spring phenology of temperate broadleaf forests using Landsat and Sentinel-2 time series. *International Journal of Applied Earth*

- Observation and Geoinformation, 92: 102172 [DOI: 10.18452/22263]
- Luo Z, Sun J, Ge Q, Xu W and Zheng J. 2007. Phenological responses of plants to climate change in an urban environment. *Ecological Research*, 22(3): 307-314 [DOI: 10.1007/s11284-006-0044-6]
- Lu P L, Yu Q and He Q T. 2006. Responses of plant phenology to climatic change. *Acta Ecologica Sinica*, 26(3): 923-929 (陆佩玲, 于强, 贺庆棠. 2006. 植物物候对气候变化的响应. *生态学报*, 26(3): 923-929 [DOI: 10.3321/j.issn:1000-0933.2006.03.038])
- Li X, Zhou Y, Asrar G R, Mao J, Li X, Li W. 2017. Response of vegetation phenology to urbanization in the conterminous United States. *Global change biology*, 23(7): 2818-2830 [DOI: 10.1111/gcb.13562]
- Liu Z, Zhou Y and Feng Z. 2023. Response of vegetation phenology to urbanization in urban agglomeration areas: A dynamic urban - rural gradient perspective. *Science of The Total Environment*, 864: 161109 [DOI: 10.1016/j.scitotenv.2022.161109].
- Lu Y, Zhao S and Liu S. 2023. Urban environments provide new perspectives for forecasting vegetation phenology responses under climate warming. *Global Change Biology*, 29(15): 4383-4396 [DOI: 10.1111/gcb.16761]
- Misra G, Cawkwell F and Winkler A. 2020. Status of phenological research using Sentinel-2 data: A review. *Remote Sensing*, 12(17): 2760 [DOI: 10.3390/rs12172760]
- Menzel A and Fabian P. 1999. Growing season extended in Europe. *Nature*, 397: 659 [DOI: 10.1038/17709]
- McCallum I, Kyba C C M, Bayas J C L, Moltchanova E, Cooper M, Cuaresma J C, Pachauri S, See L, Danylo O, Moorthy I, Lesiv M, Baugh K, Elvidge C D, Hofer M and Fritz S. 2022. Estimating global economic well-being with unlit settlements. *Nature Communications*, 13(1): 2459 [DOI: 10.1038/s41467-022-30099-9]
- Moon M, Richardson A D and Friedl M A. 2021. Multiscale assessment of land surface phenology from harmonized Landsat 8 and Sentinel-2, PlanetScope, and PhenoCam imagery. *Remote Sensing of Environment*, 266: 112716 [DOI: 10.1016/j.rse.2021.112716]
- Piao S, He Y, Wang X and Chen F. 2022. Estimation of China's terrestrial ecosystem carbon sink: Methods, progress and prospects. *Science China Earth Sciences*, 65(4): 641-651 [DOI: 10.1007/s11430-021-9892-6]
- Piao S, Liu Q, Chen A, Janssens I A, Fu Y, Dai J, Liu L, Lian X, Shen M and Zhu X. 2019. Plant phenology and global climate change: Current progresses and challenges. *Global change biology*, 25(6): 1922-1940 [DOI: 10.1111/gcb.14619]
- Qiu T, Song C, Zhang Y, Liu H and Vose J M. 2020. Urbanization and climate change jointly shift land surface phenology in the northern mid-latitude large cities. *Remote Sensing of Environment*, 236: 111477 [DOI: 10.1016/j.rse.2019.111477]
- Ren Q, He C, Huang Q and Zhou Y. 2018. Urbanization impacts on vegetation phenology in China. *Remote Sensing*, 10(12): 1905 [DOI: 10.3390/rs10121905].
- Rollinson C R and Kaye M W. 2012. Experimental warming alters spring phenology of certain plant functional groups in an early successional forest community. *Global Change Biology*, 18(3): 1108-1116 [DOI: 10.1111/j.1365-2486.2011.02612.x].
- Raphaël D A, Matthieu T, Guido L, Andrej C, Momeni Y and Marijn V D V. 2020. Detecting flowering phenology in oil seed rape parcels with Sentinel-1 and 2 time series: Remote sensing of environment, 239: 1-14 [DOI: 10.1016/j.rse.2020.111660]
- Sparks T and Carey R D. 1995. The responses of species to climate over two centuries: an analysis of the Marsham phenological record, 1736-1947. *Journal of Ecology*, 83(2): 321-329 [DOI: 10.2307/2261570]
- Schiavina M, Melchiorri M, Pesaresi M, Politis P, Freire S, Maffenini L, Florio P, Ehrlich D, Goch K, Tommasi P and Kemper T. 2022. GHSL data package 2022. Luxembourg: Publications Office of the European Union [DOI: 10.2760/19817]
- Schwartz M D and Reed B C. 1999. Surface phenology and satellite sensor-derived onset of greenness: an initial comparison. *International Journal of Remote Sensing*, 20(17): 3451-3457 [DOI: 10.1080/014311699211499]
- Tian F, Cai Z, Jin H, Hufkens K, Scheifinger H, Tagesson T, Smets B, Hoolst R V, Bonte K, Ivits E, Tong X, Ardö J and Eklundh L. 2021. Calibrating vegetation phenology from Sentinel-2 using eddy covariance, PhenoCam, and PEP725 networks across Europe. *Remote Sensing of Environment*, 260: 112456 [DOI: 10.1016/j.rse.2021.112456]
- Vrieling A, Meroni M, Darvishzadeh R, Skidmore A K, Wang T, Zurita-Milla R, Oosterbeek K, Brian O C and Paganini M. 2018. Vegetation phenology from Sentinel-2 and field cameras for a Dutch barrier island. *Remote sensing of environment*, 215: 517-529 [DOI: 10.1016/j.rse.2018.03.014]
- Wang L, Boeck H D, Chen L, Song C, Chen Z, McNulty S G and Zhang Z. 2022. Urban warming increases the temperature sensitivity of spring vegetation phenology at 292 cities across China. *Science of The Total Environment*, 834: 155154 [DOI: 10.1016/j.scitotenv.2022.155154]
- White M A, Beurs K D, Didan K, Inouye D, Richardson A D, Jensen O, Keefe J O, Zhang G, Nemani R, Leeuwen W J V, Brown J F, Wit A D, Schaepman M, Lin X, Dettinger M D, Bailey A S, Kimball J S, Schwartz M D, Baldocchi D D, Lee J T and Lauenroth W K. 2009. Intercomparison, interpretation, and assessment of spring phenology in North America estimated from remote sensing for 1982-2006. *Global change biology*, 15(10): 2335-2359 [DOI: 10.1111/j.1365-2486.2009.01910.x]
- Wang Y, Liu Q, Li R, Hu J, Zhang P, Song B. 2025. Remote sensing of vegetation phenology in the northern hemisphere from multi-channel passive microwave measurements of Chinese FengYun-3D satellite. *Remote Sensing of Environment*, 330: 114997 [DOI: 10.1016/j.rse.2025.114997]
- Wang M Y, Luo Y, Zhang Z Y, Xie Q Y, Wu X D and Ma X L. 2022. Recent advances in remote sensing of vegetation phenology: Retrieval algorithm and validation strategy. *National Remote Sensing Bulletin*, 26(3): 431-455 (王敏钰, 罗毅, 张正阳, 谢巧云, 吴小

- 丹, 马轩龙. 2022. 植被物候参数遥感提取与验证方法研究进展. 遥感学报, 26(3): 431-455 [DOI: 10.11834/jrs.20211601]
- Wu C, Peng D, Soudani K, Siebicke L, Gough C M, Arain M A, Bohrer G, Lafleur P M, Peichl M, Gonsamo A, Xu S, Fang B and Ge Q. 2017. Land surface phenology derived from normalized difference vegetation index (NDVI) at global FLUXNET sites. *Agricultural and Forest Meteorology*, 233: 171-182 [DOI: 10.1016/j.agrformet.2016.11.193]
- Wohlfahrt G, Tomelleri E and Hammerle A. 2019. The urban imprint on plant phenology. *Nature ecology & evolution*, 3: 1668-1674 [DOI: 10.1038/s41559-019-1017-9]
- White M A, Thornton P E, Running S W. 1997. A continental phenology model for monitoring vegetation responses to interannual climatic variability. *Global biogeochemical cycles*, 11(2): 217-234 [DOI: 10.1029/97gb00330]
- Xiang K, Guo Q, Zhang B, Wang J, Jin N, Wang Z, Liu J, Wang C, Du Z, Wang L and Zhao J. 2024. Impact of pre-season climate factors on vegetation photosynthetic phenology in mid - high latitudes of the northern hemisphere. *Plants*, 13(9): 1254 [DOI: 10.3390/plants13091254]
- Xie Z, Zhu W and Fu Y. 2024. Key issues of remote sensing-based vegetation phenology monitoring. *Journal of Remote Sensing*, 28(9): 2131-2143. (谢志辉, 朱文荣, 付永颖. 2024. 植被物候遥感监测关键问题. 遥感学报, 28(9): 2131-2143 [DOI: 10.11834/jrs.20233088])
- Yin P, Li X, Zhou Y, Mao J, Fu Y H, Cao W, Gong P, He W, Li B, Huang J, Liu X, Shi Z, Liu D and Guo J. 2024. Urbanization effects on the spatial patterns of spring vegetation phenology depend on the climatic background. *Agricultural and Forest Meteorology*, 345: 109718 [DOI: 10.1016/j.agrformet.2023.109718]
- Yu J and Ren H. 2001. Crop yield and water supply in North China. *Journal of Natural Resources*, 16(4): 360-365 (于静洁, 任鸿遵. 2001. 华北地区粮食生产与水供应情势分析. 自然资源学报, 16(4): 360-365 [DOI: 10.3321/j.issn:1000-3037.2001.04.010])
- Zhou Y. 2022. Understanding urban plant phenology for sustainable cities and planet. *Nature Climate Change*, 12(4): 302-304 [DOI: 10.1038/s41558-022-01331-7]
- Zhang X, Friedl M A, Schaaf C B, Strahler A H and Schneider A. 2004. The footprint of urban climates on vegetation phenology. *Geophysical research letters*, 31: L12209 [DOI: 10.1029/2004GL020137].
- Zhang X, Friedl M A and Schaaf C B. 2006. Global vegetation phenology from Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer (MODIS). Evaluation of global patterns and comparison with in situ measurements. *Journal of Geophysical Research: Biogeosciences*, 111: G04017 [DOI: 10.1029/2006jg000217]
- Zhang X, Liu L, Liu Y, Jayavelu S, Wang J, Moon M, Henebry G M, Friedl M A and Schaaf C B. 2018. Generation and evaluation of the VIIRS land surface phenology product. *Remote Sensing of Environment*, 216: 212-229 [DOI: 10.1016/j.rse.2018.06.047]
- Zhao X, Liu J, Yang S, Zhang Q, Gao F and Liu Y. 2023. Spatio-temporal variations of typical woodland and grassland phenology and its response to meteorological factors in Northern China. *Acta Ecologica Sinica*, 43(9): 3744-3755 (赵心睿, 刘冀, 杨少康, 张茜, 高放, 刘艳丽. 2023. 北方地区典型林草地物候时空变化特征及其对气象因子的响应. 生态学报, 43(9): 3744-3755 [DOI: 10.5846/stxb202204261156].)
- Zhang X, Wang J, Gao F, Liu Y, Schaaf C, Friedl M, Yu Y, Jayavelu S, Gray J, Liu L, Yan D and Henebry G M. 2017. Exploration of scaling effects on coarse resolution land surface phenology. *Remote Sensing of Environment*, 190: 318-330 [DOI: 10.1016/j.rse.2017.01.001]
- Zeng L, Wardlow B D, Xiang D, Hu S and Li D. 2020. A review of vegetation phenological metrics extraction using time-series, multispectral satellite data. *Remote Sensing of Environment*, 237: 111511 [DOI: 10.1016/j.rse.2019.111511]
- Zhou D, Zhao S, Zhang L and Liu S. 2016. Remotely sensed assessment of urbanization effects on vegetation phenology in China's 32 major cities. *Remote Sensing of Environment*, 176: 272-281 [DOI: 10.1016/j.rse.2016.02.010]

## The Gradient Difference and Pattern of Urban Vegetation Phenology in China

CUI Ying<sup>1</sup>, CHEN Yunhao<sup>1</sup>, GENG Hao<sup>1</sup>, LI Kangning<sup>2</sup>, LI Xiaohui<sup>3</sup>

1.State Key Laboratory of Remote Sensing and Digital Earth, Beijing Normal University, Beijing 100875, China;

2.College of Geoscience and Surveying Engineering, China University of Mining and Technology-Beijing, Beijing 100083, China;

3.Beijing Institute of Geological Hazard Prevention, Beijing 100120, China

**Abstract:** Vegetation phenology reflects the integrated responses of ecosystems to climatic conditions, land surface modifications, and anthropogenic disturbances, and serves as a critical indicator for assessing ecosystem feedbacks to urbanization and climate change. Rapid urban expansion has substantially altered surface thermal environments, vegetation structure, and ecological processes, leading to differentiated phenological responses among urban cores, towns, and surrounding rural areas. Although previous studies have documented urban - rural phenological contrasts, most analyses have relied on moderate-resolution remote sensing products, which are subject to mixed-

pixel effects and limited capacity to resolve fine-scale urban heterogeneity. Systematic investigations based on high spatial resolution data across large spatial extents remain insufficient. This study aims to (1) extract high-resolution vegetation phenology metrics for major Chinese cities using Sentinel-2 imagery, (2) quantify phenological differences along the urban – town – rural gradient, and (3) examine how these differences vary across vegetation types, climatic zones, and city-size categories. This study aims to (1) extract high-resolution vegetation phenology metrics for major Chinese cities using Sentinel-2 imagery, (2) quantify phenological differences along the urban – town – rural gradient, and (3) examine how these differences vary across vegetation types, climatic zones, and city-size categories. Using Sentinel-2 imagery from the Copernicus program (2019-2024), Enhanced Vegetation Index (EVI) time series were constructed for 128 cities across China and their adjacent town and rural areas. A dynamic threshold approach was applied to extract the Start of Season (SOS) and End of Season (EOS) from annual EVI trajectories. To ensure biological plausibility, phenological metrics were constrained within reasonable day-of-year ranges. The derived phenological dates were validated against ground-based observations and compared with the moderate-resolution MCD12Q2 phenology product to assess absolute accuracy using MAE and RMSE metrics. Urban – town – rural differences were quantified for each city and subsequently analyzed across vegetation types, climatic zones, and city-size classes. Statistical comparisons and regression analyses were employed to evaluate spatial heterogeneity and scaling patterns. Validation results indicate that Sentinel-2-derived phenology exhibits substantially lower MAE and RMSE values than the MCD12Q2 product, demonstrating improved absolute accuracy under heterogeneous urban landscapes. Nationally, urban vegetation shows a consistent spring advancement and autumn delay relative to surrounding areas. On average, urban SOS occurs 1.26 days earlier than in towns and 1.49 days earlier than in rural areas, while urban EOS is delayed by 1.51 days and 1.25 days relative to towns and rural areas, respectively, indicating an extended growing season in urban environments. Phenological responses vary significantly among vegetation types. Forest ecosystems exhibit the strongest sensitivity to urbanization, showing the largest magnitude of spring advancement and autumn delay. In contrast, other vegetation types display comparatively moderate responses. Climatic background further modulates urbanization effects. The temperate climate zone shows the most pronounced urban-rural phenological contrasts, whereas subtropical and tropical zones exhibit weaker and less stable differences. City size also influences phenological patterns. The advancement of urban SOS generally intensifies with increasing city size, suggesting a scaling effect associated with enhanced urban heat island intensity. However, the delay of EOS is more evident in small and medium sized cities and may weaken or even reverse in megacities, possibly due to complex interactions among thermal stress, vegetation management, and land surface heterogeneity. Overall, this study provides high-resolution, large-scale evidence of differentiated vegetation phenological responses to urbanization in China. Urban expansion systematically modifies growing season dynamics, characterized by earlier spring onset and delayed autumn senescence, although the magnitude and direction of these effects depend on vegetation type, climatic background, and city size. By leveraging Sentinel-2 imagery and a dynamic threshold extraction framework, this research improves the quantitative reliability of urban phenology assessment compared with conventional moderate-resolution products. The findings enhance understanding of how urbanization reshapes ecosystem seasonal dynamics and contribute to clarifying the socio-ecological implications of phenological shifts. These results provide scientific support for sustainable urban planning, ecological infrastructure optimization, and climate adaptation strategies under continued urban expansion.

**Key words:** remote sensing, urbanization, vegetation phenology, Sentinel-2, dynamic threshold method, gradient difference

**Supported by** Supported by National Natural Science Foundation of China (No. 42571400, U23A2018)