

生长季植被聚集指数的长时序变化特征探究<sup>\*</sup>董鑫, 焦子锦<sup>†</sup>, 焦季尤, 郭静, 李志龙, 王晨霞,  
杨访问, 陈偲喆, 张国强, 杜猛

(遥感与数字地球全国重点实验室, 北京师范大学地理科学学部遥感科学与工程研究院, 北京)

**摘要** 植被聚集指数(clumping index, CI)是反映植被冠层空间分布聚集特征的关键结构参数,对植被冠层的辐射截获及全球碳、水循环具有重要作用。由于CI在生长季体现植被叶片聚集结构信息,本文选取了20 a(2001—2020年)MODIS CI月产品数据,基于MODIS物候产品(MCD12Q2),在前人研究的基础上,筛选得到生长季CI月产品的代表值,并针对CI产品的物候波动和潜在异常值的问题,改进了Theil-Sen Median趋势分析方法,探究了生长季CI的长时序变化特征及其与叶面积指数(leaf area index, LAI)、植被覆盖度(fractional vegetation coverage, FVC)之间的关系。结果表明:数据质量相对于年均值和生长季均值均有所提高,30%左右的生长季CI代表值存在有意义的年际变化,但变化率较小,多集中在 $-0.005\sim 0.005\text{ a}^{-1}$ ;CI与LAI、FVC的变化趋势呈不同程度相关性,且在变化趋势相反时相关性更显著。本研究可为CI产品数据优化提供参考,对理解MODIS CI产品的时空变化特征,以及进一步促进CI产品在全球碳、水循环的应用有重要参考价值。

**关键词** 聚集指数;叶面积指数;时间序列;长时序分析;变化特征

**中图分类号** TP79

**DOI:** 10.12202/j.0476-0301.2025237

## 0 引言

自然界中植被叶片并非随机分布,聚集指数(CI)表征植被冠层叶片的空间聚集特征,量化了叶片真实的空间分布偏离随机分布的程度<sup>[1]</sup>。植被聚集效应影响冠层内太阳辐射分布,进而影响植被光合作用及生产力<sup>[2-3]</sup>,同时在降水截获、蒸散发等生态过程研究中<sup>[4]</sup>具有重要作用和意义。CI反演主要以Beer-Lambert定律为理论基础<sup>[5]</sup>,公式为

$$P(\theta) = e^{-G(\theta) \cdot I \cdot \Omega / \cos \theta}, \quad (1)$$

式中: $P(\theta)$ 为天顶角 $\theta$ 方向的冠层间隙率; $G(\theta)$ 为叶片投影函数,定义为单位叶面积在 $\theta$ 方向上的投影面积; $I$ 为叶面积指数(LAI); $\Omega$ 为聚集指数(CI),描述叶片空间分布状态,叶片规则分布时 $\Omega > 1$ ,聚集分布时 $\Omega < 1$ ,随机分布时 $\Omega = 1$ ,叶片空间分布越聚集, $\Omega$ 值越小。CI和LAI作为2个重要的伴生参数,共同决定冠层间隙率 $P(\theta)$ ,通过定量遥感产品分析二者关系,对理解植被冠层结构至关重要。

遥感对地观测具有大范围、实时性及周期性特点,为估算大尺度区域CI提供条件。常见方法是利用低分

辨率星载多角度遥感数据,如POLDER<sup>[6-7]</sup>、MODIS<sup>[8-9]</sup>的BRDF(二向性反射分布函数)产品,建立CI和NDHD(归一化热点和暗点指数)的经验关系,公式为

$$\Omega = A(\theta) \times I_{\text{NDHD}} + B(\theta), \quad (2)$$

式中 $A(\theta)$ 、 $B(\theta)$ 为随太阳天顶角 $\theta$ 变化的参数。Jiao等<sup>[10]</sup>基于此经验关系生产了2001—2020年的500 m分辨率的全球MODIS CI产品,并基于AFX(各向异性平整指数)发展了备用算法以处理异常值。

在CI时空变化研究中,Zhu<sup>[11]</sup>分析2000—2013年中国不同植被类型的CI时空分布,得出各类植被CI季相变化显著,且与年均温和降水量无显著相关;高歌等<sup>[12]</sup>改进动态阈值法估算北半球中高纬各地类生长季与休眠期的经验CI值,探究其物候与季节变化特征;谭哲友等<sup>[13]</sup>基于2001—2019年全球长时序CI产品,运用傅里叶分解探究年际变化,为理解植被聚集效应年际变化提供依据;Wei等<sup>[14]</sup>分析了全球CI时空变化特征及不同植被类型CI季相变化。这些研究表明CI季相变化较为明显,而年际变化较小,并针对不同植被类型、影响因子等进行了探索。

<sup>\*</sup> 国家自然科学基金资助项目(42471352);北京市自然科学基金资助项目(QY25315);国家自然科学基金重大资助项目(42090013)

<sup>†</sup> 通信作者:焦子锦(1970—),男,博士,教授。研究方向:多角度光学遥感的建模、反演与应用(植被-土壤-冰雪)。E-mail: jiaozt@bnu.edu.cn

收稿日期:2025-12-19

此外,部分研究涉及 CI 与其他参数的关系及对其估算的影响。Fang 等<sup>[15]</sup>探究全球范围内 CI、FVC、LAI 三者的经验关系;Kucharik 等<sup>[16]</sup>分析针叶林 CI、FVC 及树冠孔隙度的多项式相关关系,相关系数达 0.97;Chen 等<sup>[17]</sup>指出忽略叶片聚集效应会对全球陆表蒸散量(ET)的估算造成偏差;Jiang 等<sup>[18]</sup>提出通过解决冠层聚集效应改进大光斑激光雷达数据反演 LAI 的方法,误差更低且稳定性更高。

综合上述相关研究,前人研究较少考虑 CI 数据代表性,虽关注植被类型差异,但缺乏不同层面上 CI 与各植被指数的关系研究。此外,基于 NDHD/CI 关系估算 CI 时,信息主要来源于热点、暗点信号,其中热点信号尤其难以进行直接观测和模型估算,影响后续 CI 产品反演<sup>[10]</sup>。为此,本研究以北美洲大陆为研究区,选取了本研究团队(Jiao 等<sup>[10]</sup>)研发生产的全球月合成 20 a(2001—2020 年)的 MODIS CI 产品,筛选生长季 CI 数据,改进 Theil-Sen Median 趋势分析算法,并探究 CI 与 LAI、FVC 在不同趋势变化下的关系。

## 1 数据与方法

### 1.1 数据

#### 1.1.1 MODIS CI 数据

MODIS 全球 500 m 月合成植被聚集指数产品<sup>[10, 19-21]</sup>是以 MODIS BRDF 及反照率产品 MCD43A1、MCD43A2 和地表覆盖类型产品 MCD12Q1 作为主要输入生产得到,经全球地面数据验证,主(备用)算法精度为  $R^2 = 0.80(0.72)$ ,  $RMSE = 0.07(0.12)$ ,  $bias = -0.03(-0.11)$ , 数据有效范围为 3 300~10 000, 尺度因子 0.000 1, 数据来源于 <https://www.geodata.cn>。

#### 1.1.2 MUSES LAI 数据

MUSES LAI 数据采用广义回归神经网络(GRNN)集成时间序列卫星观测数据反演<sup>[22-25]</sup>。与现有单一时

相卫星数据反演方法不同,该算法中的 GRNN 以全年地表反射率为输入,输出每个像元全年 LAI 数据。基于该方法,利用 MODIS 地表反射率数据生产了 500 m 分辨率全球 MUSES LAI 产品,空间完整、时间连续,数据时间分辨率为月,有效范围为 0~1 000, 尺度因子 0.01, 数据来源于 <https://muses.bnu.edu.cn/>。

#### 1.1.3 MUSES FVC 数据

MUSES FVC 产品基于 500 m 分辨率的 MUSES LAI 产品及其他辅助信息,利用冠层透过率近似计算得出<sup>[26]</sup>。该数据空间分辨率为 500 m, 时间分辨率为月,数据有效范围为 0~250, 尺度因子 0.004, 数据来源于 <https://muses.bnu.edu.cn/>。

#### 1.1.4 MODIS 物候数据

MODIS 物候数据来源于 NASA 的 MCD12Q2 数据集,采用 MODIS 双波段增强型植被指数(EVI2)时间序列数据,可识别每年最多 2 个检测到的生长周期 500 m 空间分辨率植被物候指标。数据包含植被周期总数(NumCycles)、返青开始时间(Greenup)、休眠期(Dormancy)等信息,数据来源于 <https://www.earthdata.nasa.gov/>。

#### 1.1.5 MODIS 地表覆盖类型数据

MODIS 地表覆盖类型数据来源于 NASA 的 MCD12Q1 数据集,是由 MODIS Terra 和 Aqua 反射率数据监督分类得出。主要采用国际地圈-生物圈计划(IGBP)等分类方案。该数据每年 1 期,全球 500 m 分辨率,本研究选用 IGBP 分类方案。

### 1.2 研究方法

本研究以北美洲大陆为研究区,得出像元级别的 CI 生长季代表值,之后逐像元分析 CI 年际变化特征,并分析 CI 同 LAI、FVC 不同变化趋势间的相关性,具体研究路线如图 1 所示。

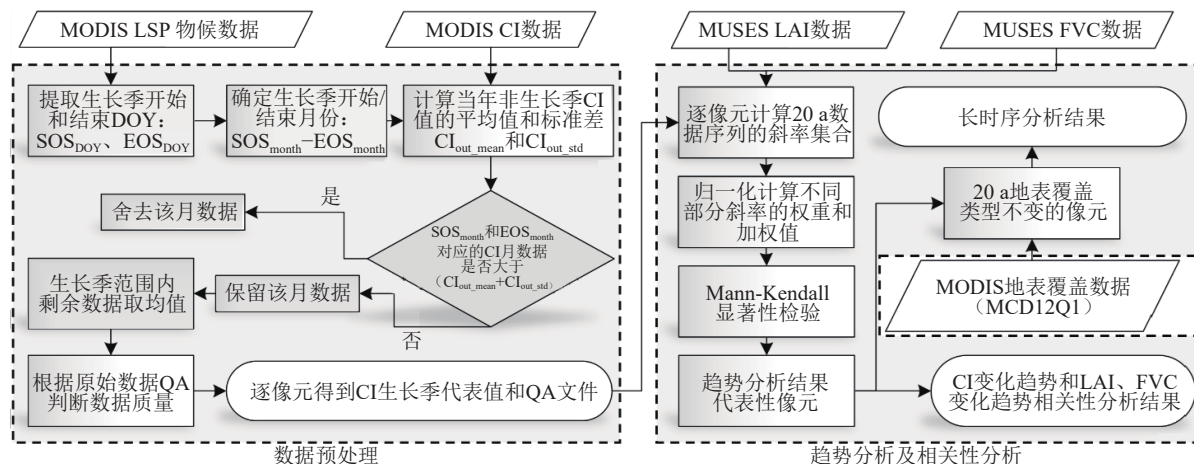
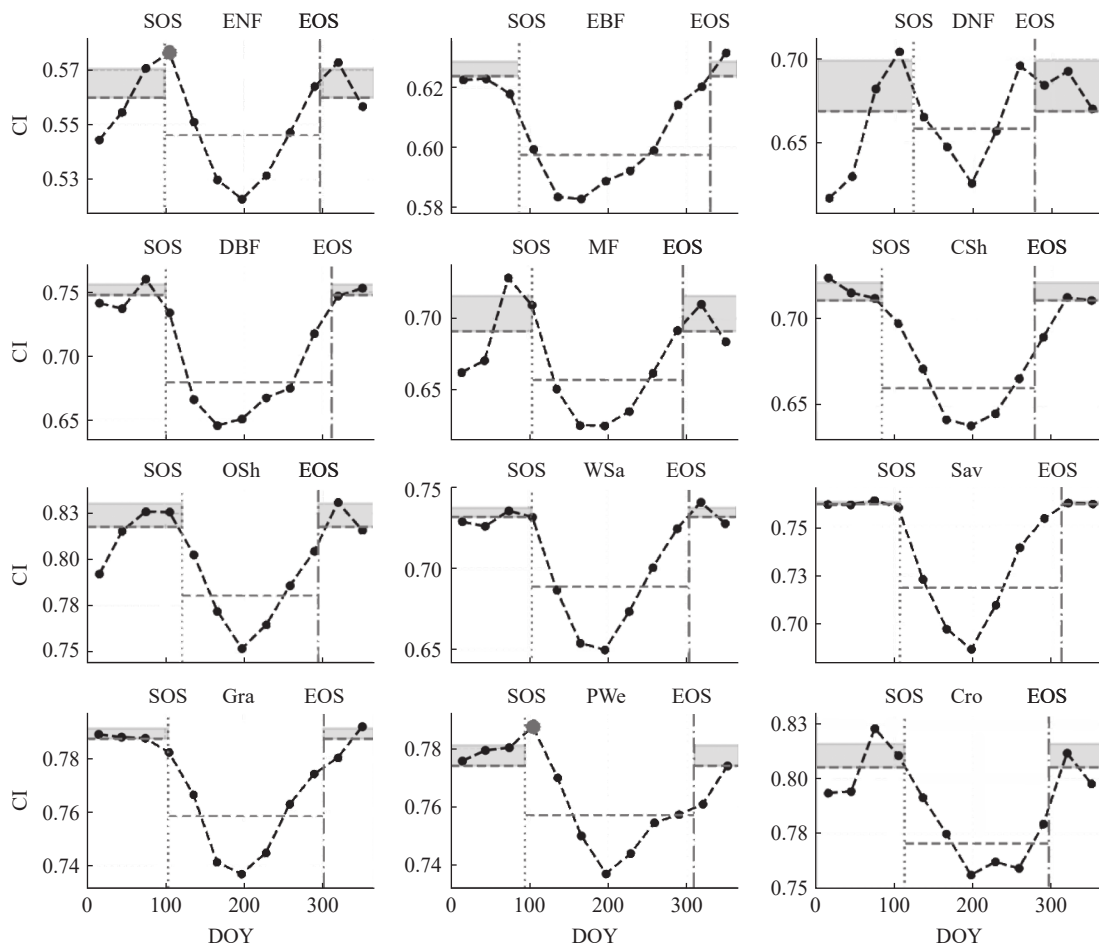


图 1 研究基本框架

### 1.2.1 生长季代表值的确定

以往研究多取年平均值<sup>[27]</sup>、极值<sup>[28]</sup>等分析植被指数年际变化,但年平均值易受非生长季数据平滑影响,尤其对于落叶植被;极值易受低质量数据干扰.本研究基于以上几点,首先依据 MODIS 物候数据确定 CI 生长季范围,将 Greenup 视为生长季开始(SOS), Dormancy 视为结束(EOS).若 SOS 对应的 DOY(day of year)即  $SOS_{DOY}$  在某月 15 日前(含 15 日),则从该月起取 CI 值,否则从下月开始;若 EOS 对应的 DOY 即  $EOS_{DOY}$  在某月 15 日后(含 15 日),则 CI 取值至该月结束,否则至上月结束.考虑到 CI 生长季峰值与 MODIS 物候产品全球平均差异约 1.37 个月<sup>[13]</sup>,且以

2010 年为例,CI 数据与当年物候数据结合分析(图 2)显示,CI 数据季相变化与 SOS 和 EOS 对应的生长季开始月份  $SOS_{month}$ /结束月份  $EOS_{month}$ (以下称为“首末月”)存在时间偏差,故需限制首末月过高离散值,即首先逐像元计算当年非生长季 CI 平均值  $CI_{out\_mean}$  和标准差  $CI_{out\_std}$ .如存在 2 个生长季,非生长季为除 2 个生长季以外的月份,然后比较首末月的 CI 值与  $(CI_{out\_mean} + CI_{out\_std})$  大小,如大于该值则剔除,否则保留.最后逐像元对筛选后的生长季 CI 月数据取平均作为 CI 生长季代表值,因仅有部分农田存在跨年度的第 2 个生长季,在最终均值计算时仅考虑第 1 个生长季保留数据以确保年度代表性.筛选示例图见图 2(PWe).



注:以 2010 年为例,将各植被类型的 CI 月数据进行平均得到当月均值,对各植被类型物候数据分别进行平均得到该植被类型的当年平均物候期.图中左侧竖虚线为平均 SOS 对应 DOY,右侧竖虚线为平均 EOS 对应 DOY,下方横虚线为生长季的  $CI_{mean}$ ,上方横虚线为非生长季的  $CI_{out\_mean}$ ,灰色半透明填充区域为非生长季 CI 值的标准差  $CI_{out\_std}$  范围,灰色大圆点为筛选的首末月数据示例.IGBP 类型依次为:常绿针叶林(ENF)、常绿阔叶林(EBF)、落叶针叶林(DNF)、落叶阔叶林(DBF)、混交林(MF)、郁闭灌丛(CSh)、稀疏灌丛(OSh)、多树草原(WSa)、稀树草原(Sav)、草原(Gra)、永久湿地(PWe)、农田(Cro).

图 2 MODIS 物候数据和对应 CI 生长季首末月份情况(以 2010 年为例)

在 MODIS CI 数据质量控制文件中,主算法生产像元 QA 标记为 0 或 1,备用算法或填充值标记为其他值,CI 生长季代表值的 QA 文件根据最终参与平均的月数据原始 QA 值确定,若参与平均的像元原始

QA 均为 0 或 1,则该像元生长季代表值的质量最高,标记为 a;若有 1 个像元的 QA 不为 0 且不为 1,则质量中等,标记为 b;若有 >1 个像元的 QA 不为 0 且不为 1,则质量较差,标记为 c(表 1).

表 1 CI 生长季代表值质量控制文件确定方法

| MODIS CI QA 标记 | MODIS CI  | 基本情况    | 最终参与平均的QA标记情况 | 对应QA标记 |
|----------------|-----------|---------|---------------|--------|
| 0              | CI主算法     | 主算法     | 均为主算法         | a      |
| 1              | CI主算法     |         |               |        |
| 2              | 备用算法      | 备用算法及其他 | 含1个非主算法像元     | b      |
| 3              | IGBP无植被覆盖 |         |               |        |
| 4              | 填充值       |         | 含1个以上非主算法像元   | c      |
| 5              | IGBP水体    |         |               |        |

### 1.2.2 改进的趋势分析方法

本研究基于 Theil-Sen Median 趋势分析方法进行改进,该方法是一种常见的非参数统计方法,计算  $n(n-1)/2$  个数据组合斜率的中位数,公式如下:

$$\beta = \text{Median} \left\{ \frac{y_i - y_j}{x_i - x_j}, x_i \neq x_j, i < j = 1, 2, 3, \dots, n \right\}, \quad (3)$$

式中:  $x_i$  和  $x_j$  分别为第  $i$  年、第  $j$  年的年份编号;  $y_i$  和  $y_j$  分别为第  $i$  年、第  $j$  年对应的 CI 生长季代表值. 本研究中,  $i$  和  $j$  的取值范围为 1~20,  $\beta > 0$  表示变量时序递增,  $\beta < 0$  表示递减,  $\beta$  的绝对值反映变化趋势快慢. 考虑到该方法取斜率中位数,可能会弱化一些特殊波动情况,因此本研究基于该方法做出了一些改进:首先是考虑数据的质量,仅分析时序连续像元,避免数据缺失增加不确定性;然后逐像元计算 Theil-Sen 方法的斜率组合后分组加权运算,具体过程如下.

将斜率组合分为 3 组:

$$G_A = \{k | k < k_{\text{mean}} - k_{\text{std}}\}, \quad (4)$$

$$G_B = \{k | k_{\text{mean}} - k_{\text{std}} \leq k \leq k_{\text{mean}} + k_{\text{std}}\}, \quad (5)$$

$$G_C = \{k | k > k_{\text{mean}} + k_{\text{std}}\}, \quad (6)$$

式中:  $k$  为斜率值;  $k_{\text{mean}}$  为所有斜率组合平均值;  $k_{\text{std}}$  为标准差,各组权重分别为:

$$w_A = n(G_A) \times (1 - k_R) \times (1 - k_{\text{std}}), \quad (7)$$

$$w_B = n(G_B), \quad (8)$$

$$w_C = n(G_C) \times (1 - k_R) \times (1 - k_{\text{std}}), \quad (9)$$

式中:  $n(\cdot)$  为各组数据数量;  $k_R$  为所有斜率组合极差. 之后归一化计算权重和加权值:

$$T = (w_A \cdot \text{mean}(G_A) + w_B \cdot \text{mean}(G_B) + w_C \cdot \text{mean}(G_C)) / (w_A + w_B + w_C), \quad (10)$$

式中:  $T$  为变化率;  $\text{mean}(\cdot)$  为各组数据平均值. 该方法考虑斜率组合中部分超出标准差范围的情况,结合偏离数据占比和程度进行归一化加权.

### 1.2.3 其他统计学方法

Mann-Kendall 显著性检验: 简称 M-K 检验法,该

非参数检验方法无须数据服从特定分布,亦不受样本值的影响,具有稳定性和健壮性<sup>[29]</sup>,因此广泛用于时序变化分析. 该方法的核心是构造统计量  $S$  后经标准化得到  $Z$  值,表示数据中实际信号变化强度相对于随机波动的程度.

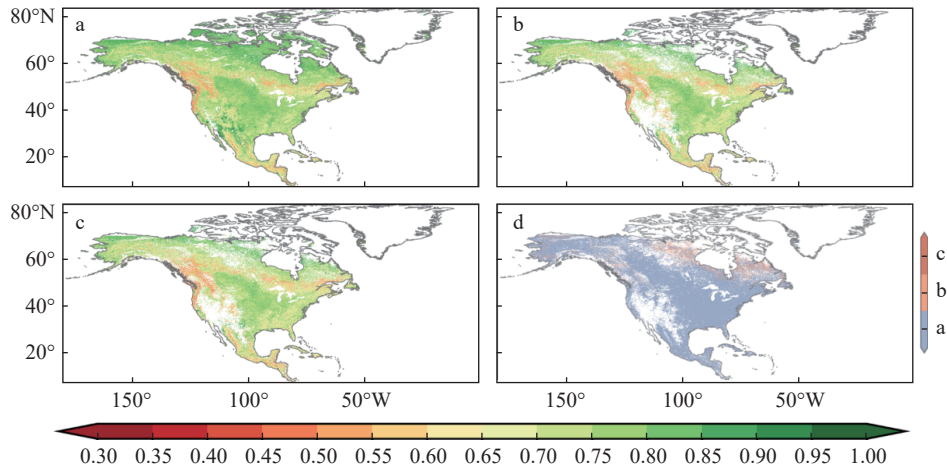
$Z$  的取值范围是  $(-\infty, +\infty)$ , 若  $|Z| \geq Z_{1-\alpha/2}$ , 表示变化显著,  $Z_{1-\alpha/2}$  为标准正态分布表中置信度  $\alpha$  对应值,即当  $|Z| \geq 1.28$ 、 $|Z| \geq 1.96$ 、 $|Z| \geq 2.32$  时,分别通过 90%、95%、99% 置信检验.

## 2 结果与分析

### 2.1 CI 生长季代表值数据

以 2010 年为例,图 3-c 为 CI 生长季代表值空间分布,受 MODIS 物候数据缺失影响,北美洲西南部与东北部存在部分无效值,植被聚集程度在中高纬地区(50°N 上下)和南部低纬沿海地区(20°N 上下)较高,中部较低,与 CI 全年均值(图 3-a)及生长季均值(图 3-b)空间分布相似,说明该方法得到的 CI 值具有良好的空间代表性. 图 3-d 为对应的 CI 代表值 QA 空间分布,除高纬度有少量低质量像元外,中低纬地区数据质量均较好.

因生长季代表值筛选了生长季首末月异常值,反映的是植被生长旺盛期的聚集特征,CI 值应较小,由全年平均值、生长季平均值和生长季代表值的 CI 各植被类型平均值对比(图 4-a)可以看出,各 IGBP 类型下 CI 生长季代表值均值均小于其他 2 组数据,此外植被类型间的差异表现也与其他 2 组数据相似. 在对不同数据的质量分析(图 4-b)中,对于全年平均值数据和生长季平均值数据,QA 的设置规则与生长季代表值保持一致,结果显示,在所有植被类型中生长季代表值像元质量均最优;不区分类别时,生长季代表值的 QA=a 的像元占比为 88.84%,生长季平均值为 88.07%,而全年平均值仅为 63.24%. 之后进一步对比生长季代表值与生长季平均值,逐像元计算二者最终参与平均的月数据的方差值,由图 4-c、图 4-d 的统计



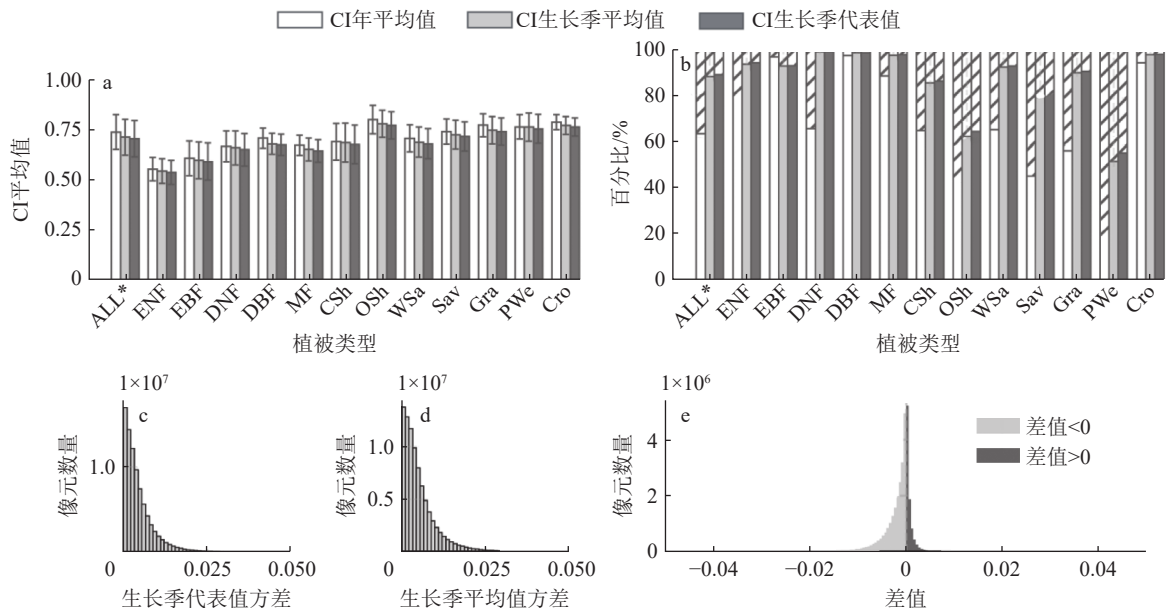
注: a.CI 全年平均值; b.CI 生长季平均值; c.CI 生长季代表值; d.CI 生长季代表值对应 QA 值。

图3 CI 各值空间分布及生长季代表值 QA 空间分布(以 2010 年为例)

结果可以看出,生长季代表值的方差值更集中在较小值附近,方差差值运算显示(图 4-e),生长季代表值方差小于生长季平均值方差的像元数量占非零方差像元总数的 70% 以上,验证了筛选生长季首末月份的合理性。

此外,在进一步验证过程中,我们分析了月数据合成窗口内生长季及非生长季数据的波动特征,得出生长季数据波动更为显著。已有研究<sup>[30]</sup>表明,对于各类植被整体而言,CI 的实际年内变化幅度相对较小,因此数据的异常波动可能掩盖其实际变化规律,而取

均值的过程可有效降低不确定性带来的干扰。参考已有研究<sup>[31]</sup>站点选取方法,我们在北美大陆选取了 42 个地表均一、地势平坦且数据完整的高质量站点,理论上站点周围数据应较平稳,提取各站点及周围 8 邻域 CI 生长季内月数据及当年生长季代表值后,通过分析邻域内各组数据的标准差,验证得出生长季代表值的标准差在多数站点及月份中均小于单月数据,证实其整体上有效降低了数据的异常波动。总之,经筛选得到的 CI 生长季代表值具有较优质量,符合植被叶片在生长季的聚集特点,适合本文的研究目标。



注: a.CI 各值在不同植被类型下的平均值; b.CI 各值在不同植被类型下 QA=a 占比; c. 生长季代表值方差统计直方图; d. 生长季平均值方差统计直方图; e. 方差差值统计。a 图和 b 图中, ALL\* 为不区分类别统计, b 图斜杠线填充为 QA ≠ a 占比。

图4 CI 各值在不同植被类型下表现及方差对比(以 2010 年为例)

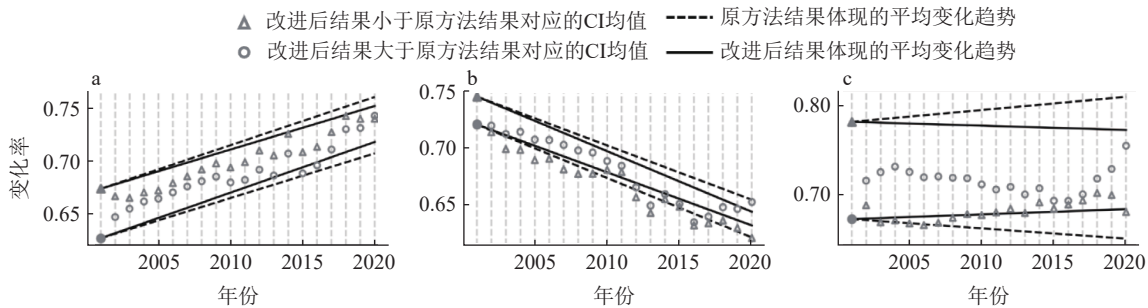
## 2.2 CI 长时序变化特征

本研究对改进的 Theil-Sen Median 趋势分析方法和原方法分类型进行对比分析(图 5),对比数据来源

于本研究区内所有进行有效时序分析的像元,将 2 种方法下产生结果差异的像元分为 2 组,分别是通过改进后方法分析得到的变化率小于改进前结果(图中三

角点)以及通过改进后方法得到的变化率大于改进前结果(图中圆点)。图 5-a 及图 5-b 是改进前后的方法分别应用于研究区内 20 a CI 数据时序变化分析时,得出变化趋势相同的情况下,对应的像元均值及变化率均值,可以看出无论改进前后变化率相对大小如何,

改进后变化率都更接近 CI 实际数据整体变化量,且在因数据波动情况较大导致结果呈现相反趋势(图 5-c)时,改进后的方法也在一定程度上削弱了原始方法取单一中值的偏差,更贴合数据实际变化。

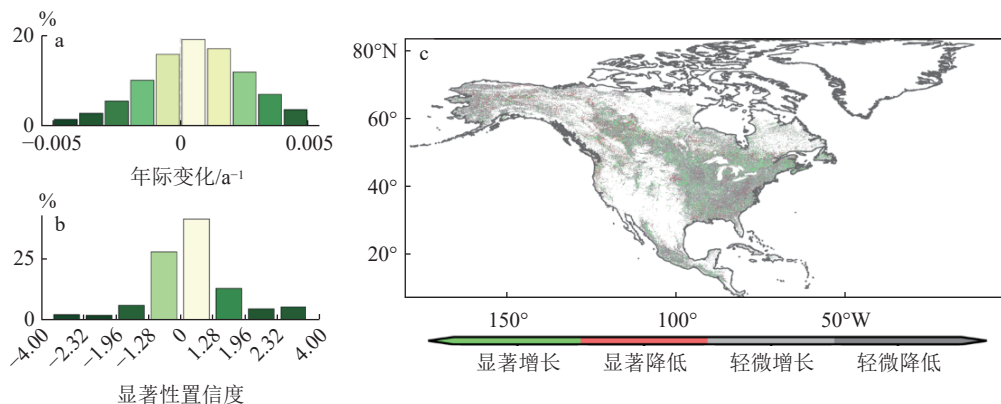


注: a. 方法改进前后的分析结果均为上升趋势; b. 前后结果均为下降趋势; c. 前后结果趋势不一致。

图 5 改进前后趋势分析方法对比

图 6 是北美大陆 CI 长时序趋势分析与显著性检验结果,为避免数据缺失误差,仅分析时序中数据均有效的像元,因此结果存在部分空白区域。图 6-a 显示 20 a 中 CI 年际变化量较小,变化率多集中在  $-0.005 \sim 0.005 \text{ a}^{-1}$ ; 图 6-b 表明大部分像元变化不显著,通过 90% 置信度检验的像元约占有效分析像元的 30%。为

提高后续分析准确性,将通过 95% 置信度检验的像元视为显著变化像元。图 6-c 为趋势变化与显著性叠加结果,可见显著变化像元分布较离散,在中部有小范围显著增长的集中区域,显著增长的像元约占有效分析像元的 10%,显著降低的像元约占 4%。为减小实验不确定性,后续分析仅针对显著变化像元。



注: a. 趋势分析结果直方图; b. 显著性分析结果直方图; c. 年际趋势变化及显著性空间分布图。a 图显示范围为  $-0.005 \sim 0.005 \text{ a}^{-1}$ , 该区间涵盖约 95% 像元; b 图显示范围为  $-4 \sim 4$ , 该区间涵盖 99% 以上像元, 横向间隔以 90%、95%、99% 置信度为标准。

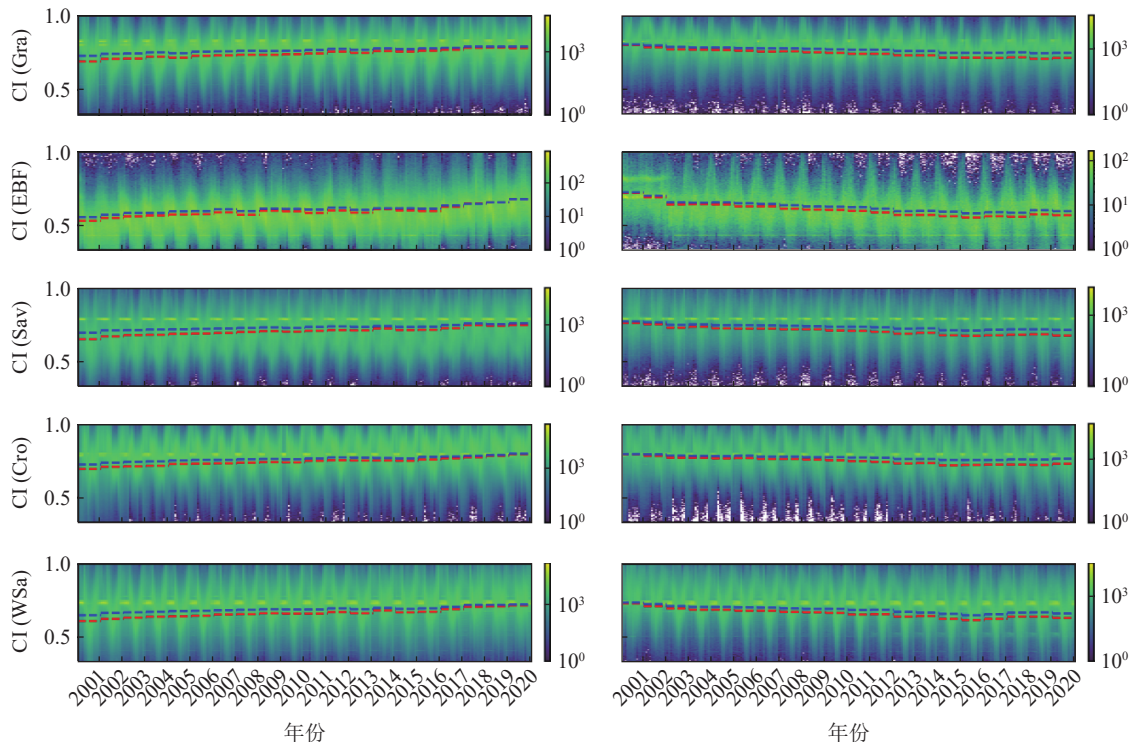
图 6 2001—2020 年 CI 生长季代表值年际变化特征

图 7 为北美大陆主要植被类型 (Gra、EBF、Sav、Cro、WSa) 的 CI 时间序列密度图 (取 20 a 植被类型稳定且 CI 显著变化像元)。可见各植被类型生长季代表值的平均值多位于当年生长季 CI 值集中分布的范围附近,在增长与降低趋势中均明显体现;此外,在不同植被类型中,生长季代表值所体现的变化情况均明显强于年平均值,生长季代表值的 20 a 总变化量范围为  $-0.151 \sim 0.147$ , 相对于 2001 年的总变化率范围为  $-21.21\% \sim 27.88\%$ ; 年平均值的总变化量范围为  $-0.127 \sim 0.122$ , 总变化率范围为  $-17.66\% \sim 22.17\%$ , 表明了数

据筛选的必要性。值得一提的是,CI 呈现出较明显的季相变化,在部分非生长季出现了 CI 值的集中,推测与冬季 CI 反演中备用算法像元占比升高及算法硬边界有关,将在下一步工作中进行讨论。

### 2.3 CI 与 LAI、FVC 变化趋势相关性

为保持数据的一致性,本研究使用相同的方法经参数调整后提取 LAI 与 FVC 的生长季代表值,并进行趋势分析。对 CI 与 LAI、FVC 的变化趋势进行相关性分析的结果(表 2)显示,当 CI 与其他 2 种植被指数呈现相反变化趋势时,变化率之间的相关性明显较大,



注: 数据为 MODIS CI 月数据, 从上至下依次为 Gra、EBF、Sav、Cro、WSa, 每种植被类型含显著增长(左侧)和显著降低(右侧)2 种情况; 红色虚线为对应植被类型及变化趋势下 CI 生长季代表值均值, 蓝色虚线为年平均值均值; 采用对数色阶。

图 7 2001—2020 年 CI 时间序列密度

变化率绝对值的总相关系数分别达到了 0.311 1 和 0.392 3, 表现出中低程度的相关; 而变化趋势相同时体现出来的相关性较弱, 且这种差异在 CI 与 FVC 的关系中体现得更为明显。它们的相关性变化特点也基本符合 CI 与 LAI/FVC 关系已有的研究<sup>[15]</sup>, 即: 在相同条件下, 植被冠层的 LAI/FVC 增大表征植被叶片聚集程度增大(即 CI 减小)。

表 2 CI 和 LAI 在不同变化趋势下的相关性

| 指数组合   | 变化趋势                             | 相关系数     | 总相关系数   |
|--------|----------------------------------|----------|---------|
| CI、LAI | 均显著增长                            | 0.235 3  | 0.228 7 |
|        | 均显著降低                            | 0.163 5  |         |
|        | CI <sup>↑</sup> LAI <sup>↓</sup> | -0.300 0 | 0.311 1 |
|        | CI <sup>↓</sup> LAI <sup>↑</sup> | -0.321 7 |         |
| CI、FVC | 均显著增长                            | 0.074 7  | 0.072 1 |
|        | 均显著降低                            | 0.082 3  |         |
|        | CI <sup>↑</sup> FVC <sup>↓</sup> | -0.380 4 | 0.392 3 |
|        | CI <sup>↓</sup> FVC <sup>↑</sup> | -0.413 7 |         |

注: “↑”“↓”表示显著变化趋势方向; 总相关系数为变化率绝对值之间的相关性。

### 3 结论

本研究针对现有 CI 遥感产品时空分析中数据的代表性、分析方法的针对性不足等问题开展研究。考

虑 CI 具有显著的季相变化而年际变化相对较弱, 尤其在非生长季植被叶片不具有代表性, 因此直接采用年均值开展年际分析易引入较大不确定性。同时, 进一步考虑 CI 与 MODIS 物候产品的时间差异及 CI 产品在季节交替期的较大不确定性, 本研究通过筛选生长季起止月份构建更具代表性的 CI 生长季指标。在此基础上, 针对 CI 数据可能出现的合理波动特征, 对传统 Theil-Sen Median 趋势分析方法进行了适应性改进, 用于 CI 生长季代表值的长时序变化特征分析, 同时探讨 CI 与 LAI、FVC 趋势变化率间的相关性, 主要结论如下:

筛选的 CI 生长季代表值空间分布与全年平均值及生长季平均值总体一致, 但在所有植被类型中均具有更优的数据质量, 高质量像元占比达 88.84%, 在长期变化研究中更具可靠性。

改进的趋势分析方法相对于原始 Theil-Sen Median 方法更适合于 CI 数据, 能更准确地捕捉 CI 的时序变化。北美地区 CI 的年际变化幅度整体较小, 变化率多分布在  $-0.005 \sim 0.005 \text{ a}^{-1}$ , 空间上呈现东南部多降低、中部多升高的分布; 生长季代表值较年均值更能反映植被叶片长期的变化特征。

在时序趋势相关性分析中, 当 CI 与 LAI/FVC 的变化趋势相反时, 变化率间的相关性更为显著, 这种差异在 CI 与 FVC 的关系中体现得更为明显, 不同情

况相关系数差异较大,一定程度上进一步证实 LAI 与 FVC 对植被叶片聚集程度变化的影响。

同时,本研究也存在一定局限性。例如,分析仅选用月尺度 CI 数据,尽管有助于消除部分不确定性,但也很难获得 CI 细致的月内变化,后续研究需进一步评估和量化 CI 产品的不确定性,探索 CI 数据在时空分析中的代表性。另外,本文的变化特征分析仅针对 20 a 时序数据完整的像元,且由于物候数据缺失,对数据空间连续性造成了影响,如何考虑当 CI 数据时空连续性较差时,设计补充优化算法进行完善,对全球 CI 产品进行精准的分析,以及如何进一步探索与深入分析 CI 产品与其他植被指数产品的多变量关系等,是后续的主要研究方向。

## 4 参考文献

- [1] Carrer D, Roujean J L, Lafont S, et al. A canopy radiative transfer scheme with explicit FAPAR for the interactive vegetation model ISBA-A-gs: impact on carbon fluxes[J]. *Journal of Geophysical Research: Biogeosciences*, 2013, 118(2): 888
- [2] Palmroth S, Hari P. Evaluation of the importance of acclimation of needle structure, photosynthesis, and respiration to available photosynthetically active radiation in a Scots pine canopy[J]. *Canadian Journal of Forest Research*, 2001, 31(7): 1235
- [3] Chen J M, Liu J, Cihlar J, et al. Daily canopy photosynthesis model through temporal and spatial scaling for remote sensing applications[J]. *Ecological Modelling*, 1999, 124(2/3): 99
- [4] Liu J, Chen J M, Cihlar J. Mapping evapotranspiration based on remote sensing: an application to Canada's landmass[J]. *Water Resources Research*, 2003, 39(7): 2002WR001680
- [5] Nilson T. A theoretical analysis of the frequency of gaps in plant stands[J]. *Agricultural Meteorology*, 1971, 8: 25
- [6] Chen J M, Menges C H, Leblanc S G. Global mapping of foliage clumping index using multi-angular satellite data[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2005, 97(4): 447
- [7] Pisek J, Chen J M, Lacaze R, et al. Expanding global mapping of the foliage clumping index with multi-angular POLDER three measurements: evaluation and topographic compensation[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2010, 65(4): 341
- [8] He L M, Chen J M, Pisek J, et al. Global clumping index map derived from the MODIS BRDF product[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2012, 119: 118
- [9] Zhu G L, Ju W M, Chen J M, et al. Foliage clumping index over China's landmass retrieved from the MODIS BRDF parameters product[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2012, 50(6): 2122
- [10] Jiao Z T, Dong Y D, Schaaf C B, et al. An algorithm for the retrieval of the clumping index (CI) from the MODIS BRDF product using an adjusted version of the kernel-driven BRDF model[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2018, 209: 594
- [11] Zhu G L. Spatial-temporal characteristics of foliage clumping index in China during 2000-2013[J]. *Chinese Science Bulletin*, 2016, 61(14): 1595
- [12] 高歌, 焦子锑, 王晨霞, 等. 北半球中高纬植被聚集指数遥感产品长时间序列变化特征的案例研究 [J]. *北京师范大学学报(自然科学版)*, 2024, 60(3): 386
- [13] 谭哲友, 焦子锑, 李志龙, 等. 全球长时序植被聚集指数的年际周期变化研究 [J]. *北京师范大学学报(自然科学版)*, 2024, 60(6): 861
- [14] Wei S S, Fang H L, Schaaf C B, et al. Global 500 m clumping index product derived from MODIS BRDF data (2001-2017)[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2019, 232: 111296
- [15] Fang H L, Li S J, Zhang Y H, et al. New insights of global vegetation structural properties through an analysis of canopy clumping index, fractional vegetation cover, and leaf area index[J]. *Science of Remote Sensing*, 2021, 4: 100027
- [16] Kucharik C J, Norman J M, Gower S T. Characterization of radiation regimes in nonrandom forest canopies: theory, measurements, and a simplified modeling approach[J]. *Tree Physiology*, 1999, 19(11): 695
- [17] Chen B, Lu X H, Wang S Q, et al. Evaluation of clumping effects on the estimation of global terrestrial evapotranspiration[J]. *Remote Sensing*, 2021, 13(20): 4075
- [18] Jiang H L, Yan G J, Tong Y Y, et al. Correcting crown-level clumping effect for improving leaf area index retrieval from large-footprint LiDAR: a study based on the simulated waveform and GLAS data[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2021, 14: 12386
- [19] Dong Y D, Jiao Z T, Yin S Y, et al. Influence of snow on the magnitude and seasonal variation of the clumping index retrieved from MODIS BRDF products[J]. *Remote Sensing*, 2018, 10(8): 1194
- [20] Jiao Z T, Hill M J, Schaaf C B, et al. An anisotropic flat index (AFX) to derive BRDF archetypes from MODIS[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2014, 141: 168
- [21] Jiao Z T, Schaaf C B, Dong Y D, et al. A method for improving hotspot directional signatures in BRDF models used for MODIS[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2016, 186: 135
- [22] Xiao Z Q, Liang S L, Wang J D, et al. Use of general regression neural networks for generating the GLASS leaf area index product from time-series MODIS surface reflectance[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and*

- Remote Sensing, 2014, 52(1): 209
- [23] Xiao Z Q, Liang S L, Wang J D, et al. Long-time-series global land surface satellite leaf area index product derived from MODIS and AVHRR surface reflectance[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2016, 54(9): 5301
- [24] Xiao Z Q, Song J L, Yang H, et al. A 250 m resolution global leaf area index product derived from MODIS surface reflectance data[J]. International Journal of Remote Sensing, 2022, 43(4): 1409
- [25] Xiao Z Q, Liang S L, Jiang B. Evaluation of four long time-series global leaf area index products[J]. Agricultural and Forest Meteorology, 2017, 246: 218
- [26] Xiao Z Q, Wang T T, Liang S L, et al. Estimating the fractional vegetation cover from GLASS leaf area index product[J]. Remote Sensing, 2016, 8(4): 337
- [27] 邵天意, 包斯琴, 王楠, 等. 基于 TVDI 的旱情时空动态变化监测: 以神东矿区为例 [J]. 灌溉排水学报, 2023, 42(6): 59
- [28] 潘冬荣, 韩天虎, 闫浩文. 基于光谱数据的祁连山不同生态区植被覆盖时空变化特征 [J]. 光谱学与光谱分析, 2022, 42(4): 1192
- [29] Jhajharia D, Dinpashoh Y, Kahya E, et al. Trends in temperature over Godavari River basin in southern peninsular India[J]. International Journal of Climatology, 2014, 34(5): 1369
- [30] Gao G, Jiao Z T, Li Z L, et al. A Phenologically Simplified Two-Stage Clumping Index Product derived from the 8-day global MODIS-CI product suite[J]. Remote Sensing, 2025, 17(2): 233
- [31] Wang C X, Jiao Z T, Feng Y W, et al. Evaluation of MODIS and VIIRS BRDF parameter differences and their impacts on the derived indices[J]. Remote Sensing, 2025, 17(11): 1803

## Long-term variation trend in vegetation clumping index in the growing season

Dong Xin, Jiao Ziti, Jiao Jiyu, Guo Jing, Li Zhilong, Wang Chenxia, Yang Fangwen,  
Chen Sizhe, Zhang Guoqiang, Du Meng

( State Key Laboratory of Remote Sensing and Digital Earth, Institute of Remote Sensing Science and Engineering, Faculty of  
Geographical Science, Beijing Normal University, Beijing, China)

**Abstract** Clumping Index (CI), a key structural parameter characterizing spatial aggregation of vegetation foliage, plays an important role in regulating canopy radiation interception, global carbon and water cycles. Long-term CI products have been operationally generated from the MODIS BRDF/albedo product. In this study, we selected 20-year (2001–2020) MODIS monthly CI products to explore the long-term variations in vegetation CI in the growing season, because CI can capture leaf clumping structures more effectively. The MODIS phenology product (MCD12Q2) was used to mask full-year monthly CI data, acquiring representative CI values for the growing season. To address potential outliers in the CI product, we improved Theil–Sen Median trend analysis method that was probably more appropriate to examine long-term CI variations trend. We explored the relationships between CI and leaf area index (LAI) and fractional vegetation coverage (FVC), respectively. The CI data quality in the growing season is improved compared to CI yearly means. Thirty percent (30%) of selected representative CIs show significant long-term variation trend, mostly falling within  $-0.005$  per year to  $0.005$  per year. Such a trend is related to the trends of LAI and FVC to varying degrees, particularly when CIs present negative correlations with LAI and FVC. This study helps potential users to optimize CI product data, improves understanding of long-term trend of MODIS CI products, thereby supports potential applications in relation to CIs as input in global carbon and water cycle.

**Keywords** clumping index (CI); leaf area index (LAI); time series; long-term analysis; change features

【责任编辑: 范 林】