

多源植被遥感产品应用于干旱监测的不确定性分析

刘轩^{1,2}, 周杰^{1,2}, 卢静³, 贾立³, 熊旭倩^{1,2}, 崔祎霖^{1,2}

1. 华中师范大学 地理过程分析与模拟湖北省重点实验室, 武汉 430079;

2. 华中师范大学 城市与环境科学学院, 武汉 430079;

3. 中国科学院空天信息创新研究院, 北京 100094

摘要: 在全球气候持续变暖的背景下, 干旱风险持续增大, 对自然生态系统和社会经济系统的可持续发展带来巨大威胁。植被遥感产品能够量化地表植被状况, 表征生态系统对受气候及人类活动影响的响应。基于长时序植被遥感产品定义的植被状态指数 VCI (Vegetation Condition Index) 被广泛应用于大尺度快速干旱监测。当前植被遥感产品众多, 产品之间时空一致性各异, 由此导致所表征的地表植被扰动特征的不一致性目前尚不明确。本文以长江中游地区为例, 考虑传感器 (MODIS、AVHRR)、生物物理定义 (NDVI、EVI、LAI、VOD) 和时间跨度 (5年、10年、20年) 等产品特征因素的影响, 定量分析了多源植被遥感产品应用于 VCI 计算的不确定性, 并对产品之间存在的差异进行了归因分析。结果表明: (1) 由传感器导致的差异较大, 基于不同传感器的 NDVI 产品计算得到的 VCI 时间序列, 在大部分区域上显示出显著的不一致性, 二者计算所得的 VCI 时间序列之间存在微弱相关性、总体偏差较大; (2) 不同的植被参数产品导致的差异远低于不同传感器导致的差异, 但在特定区域上的差异仍然非常显著, 基于 NDVI 和 EVI 产品、NDVI 和 LAI 产品分别计算得到的 VCI 时间序列之间具有较强的相关性, 而基于 NDVI 和 VOD 产品计算得到的 VCI 时间序列在大部分区域均呈现出显著性差异; (3) 由时间跨度导致的差异较小, 基于不同时间跨度计算所得的 VCI 时间序列之间具有较好的一致性, 产品的时间跨度越大、VCI 变化差异越小。总之, 在使用植被遥感产品进行干旱监测时, 需要全面地分析和评估多源植被遥感产品之间的不确定性特征, 对监测结果作出合理性的解释, 从而保证旱情评价结果的准确性和有效性。此外, 对于短时的遥感干旱监测应用, 建议先剔除产品中的长期趋势项再进行干旱指数计算。

关键词: 植被状态指数 (VCI), 干旱监测, 不确定性分析, 植被遥感, 遥感产品

中图分类号: P2

引用格式: 刘轩, 周杰, 卢静, 贾立, 熊旭倩, 崔祎霖. 2024. 多源植被遥感产品应用于干旱监测的不确定性分析. 遥感学报, 28(9): 2383-2404

Liu X, Zhou J, Lu J, Jia L, Xiong X Q and Cui Y L. 2024. Analyzing the uncertainty of the multisource remote sensing-based vegetation products for drought monitoring. National Remote Sensing Bulletin, 28(9): 2383-2404 [DOI: 10.11834/jrs.20232388]

1 引言

近年来, 随着全球气候变暖的加剧, 极端水文气象事件发生的频率和强度呈现出明显的增加趋势 (Dai, 2011; Dai 等, 2004)。干旱是一种复杂的自然灾害, 一般可以理解为长期缺乏降水, 从而使得土壤水分不足、植被作物水分不均衡而形成的水分匮乏现象 (Wilhite, 2000)。干旱的发生不仅会造成自然资源的恶化, 而且会引发一系列

的社会、经济、环境和生态等问题。长期以来, 旱灾是世界上造成经济损失最多的自然灾害, 全球大多数国家都受到干旱的严重威胁 (Vogel 等, 2000; Riebsame, 2019)。

干旱监测是对旱情的发生、发展、动态变化及消退过程进行监测。传统的旱情监测主要是通过气象、水文站获取的降水、温度、蒸发、径流等数据, 通过统计分析进行干旱监测 (张强 等, 2011)。传统的旱情监测方法作为旱情监测研究早

收稿日期: 2022-08-09; 预印本: 2023-01-18

基金项目: 国家自然科学基金 (编号: 42171371)

第一作者简介: 刘轩, 研究方向为生态水文遥感。E-mail: liuxuan_610@163.com

通信作者简介: 周杰, 研究方向为生态水文遥感。E-mail: zhou.j@cnu.edu.cn

期发展的一种方法,其具有重要的意义。然而,由于传统监测方法其监测速度慢、工作量大、范围有限,难以进行实时、大规模的干旱监测。近年来,卫星遥感技术发展迅猛,其具备覆盖范围广、数据连续性强、观测实时、获取方便等优点,遥感观测逐渐成为干旱监测的主要手段,利用遥感技术可以对干旱的发生发展过程进行全面的、实时的动态监测(聂娟等, 2018; AghaKouchak等, 2015)。根据不同卫星传感器、遥感反演算法等获得的大气(如降水、温度、辐射)、植被(如植被绿度、生理参数、冠层结构)以及土壤(如温度、水分)等信息,能够对干旱状况进行全面监测(West等, 2019; 李星, 2018)。

以先进的超高分辨率辐射计 AVHRR (Advanced Very High Resolution Radiometer) 和中分辨率成像光谱仪 MODIS (Moderate-resolution Imaging Spectroradiometer) 为代表的陆地观测卫星传感器,在过去几十年间获取了大量的观测资料并支撑多个陆表植被参数产品反演,这些遥感植被参数产品被广泛用于表征全球陆表植被的动态变化(Tucker等, 2005; Didan等, 2015),特别是用于大尺度干旱监测与评估(王先伟等, 2014)。基于植被遥感产品的干旱监测应用通常假设观测的植被参数在持续的水分胁迫下会呈现出偏离历史极值(或平均)生长状态值,从而基于该偏移量来定义遥感干旱监测指数,表征干旱的强度。其中以 Kogan 于 1995 年提出植被状态指数 VCI (Vegetation Condition Index) 应用最为广泛(Kogan, 1995; Liu等, 1996; 冯强等, 2003; Dutta等, 2015)。联合国粮食及农业组织(FAO)、美国国家海洋和大气管理局(NOAA)以及中国国家卫星气象中心(NSMC)等在其日常干旱监测工作中,将 VCI 作为植被异常情况的指标之一,用于反映当前的植被健康状况。尽管以 VCI 为达标的植被异常指数表征的植被异常并不能完全归因于水分供给的异常,从而也不能作为单一指标来监测干旱(Karnieli等, 2010),但考虑到其在遥感干旱监测领域的深远影响,本文仍将其作为一种干旱监测指数来对待。当前可免费获取的遥感植被产品众多,理论上这些产品都可用于 VCI 指数的计算。然而在干旱监测与评估实践中,不同植被遥感产品至少从以下 3 个方面可能导致 VCI 计算结果的不确

定性:

(1) 遥感反演的植被参数定义差异。当前可遥感反演的植被参数众多,这些参数分别从不同的侧面表征了植被生长状态特征,如植被绿度特征、冠层结构特征、生理生化特征等(李星, 2018; Xie等, 2008)。植被指数 VI (Vegetation Index) 是一种简便而高效的度量参数,可以用来快速评估大尺度植被生长状况(Xue和Su, 2017; 郭锐, 2003)。由 Rouse 于 1974 年提出归一化植被指数 NDVI (Normalized Difference Vegetation Index) 具有计算简单、时空适应性强等优点,被广泛用于植被生物量估算和健康状况评估(Rouse等, 1973)。然而,NDVI 的表现受仪器特性、云和阴影、大气、双向反射率、土壤和叶冠等因素的制约,且在高植被覆盖区域 NDVI 存在饱和现象(Pettorelli, 2013)。增强型植被指数 EVI (Enhanced Vegetation Index) 是一个经过优化的植被指数,能够改善高植被地区的饱和现象,对高生物群区的植被的敏感性增加,减少大气和土壤背景对植被的干扰,被广泛应用于植被动态变化研究(Jiang等, 2008; Matsushita等, 2007)。不同于无量纲的植被指数,叶面积指数 LAI (Leaf Area Index) 是指单位土地面积上植物叶片总面积占土地面积的倍数,其是衡量生态系统和大气之间能量和物质交换强度的重要生物物理参数。LAI 影响冠层的能量、水分和碳交换过程,进而决定了植被的净初级生产力以及生态系统的整体功能,因而被广泛用于农作物产量评估、植被监测和干旱监测(Fang等, 2019; Zheng和Moskal, 2009)。与光学遥感表征植被生化组分的指标不同,植被光学厚度 VOD (Vegetation Optical Depth) 是基于微波遥感信号反演得到用于表征植被(包含叶片和茎秆)含水量的常用指标(Liu等, 2011)。VOD 在植被监测方面具有一些明显的优势,它对高生物量植被有较高的敏感性,并且微波遥感具有全天工作、穿透力强等特点(Shi等, 2012)。总之,定义的差异导致这些参数表征植被动态特征不可避免存在时空差异。

(2) 植被遥感产品反演的传感器差异。即使是同一定义下的植被参数,也可以由不同的遥感传感器反演或计算得到。由于不同传感器存在光谱响应函数、观测视场角及观测几何的差异,也

必将导致所得到的同一植被参数产品存在不一致性。以 NDVI 为例，AVHRR、MODIS、SPOT-VEGETATION 和 SeaWiFS 等传感器都提供了长时序的产品，前期的大量评估结果表明这些产品存在较大的时空不一致性，难以直接用于跨产品的植被动态监测与评估 (Van Leeuwen 等，2006；Fensholt 和 Proud，2012)。这些原始产品的差异也必将带来所估算的植被异常指标 (例如 VCI) 的不一致，从而在干旱监测应用中得到不同的干旱评估结论。

(3) 定义植被历史极值 (或平均) 状态所采用的时间跨度。由于 VCI 是当前植被生长状态和同期历史极值状态相比较而得，对于生态系统处于平衡状态的区域，5 年、10 年或者 20 年时间跨度数据集估算的历史极值 (或平均) 态可能差异不大。但由气候变化和人类活动共同作用导致的全球生态系统变化是不容忽视的。大量的前期研究已经发现全球植被呈现大面积变绿的长期趋势，表明了生态系统呈现出随时间变化的动态平衡 (Chen 等，2019；王长耀 等，1999)。在这些区域，随着计算所采用的数据集时间长度的变化，估计得到的植被参数的最大值和最小值也会随之发生变化，其只能反映数据集时间段内植被的相对生长状况。之前大多数基于植被遥感产品的干旱监测研究与应用在选取历史时间窗口时较为随意 (多采用所使用数据集的可获取最长记录)，这种由时间跨度因素引起的干旱监测与评估不确定

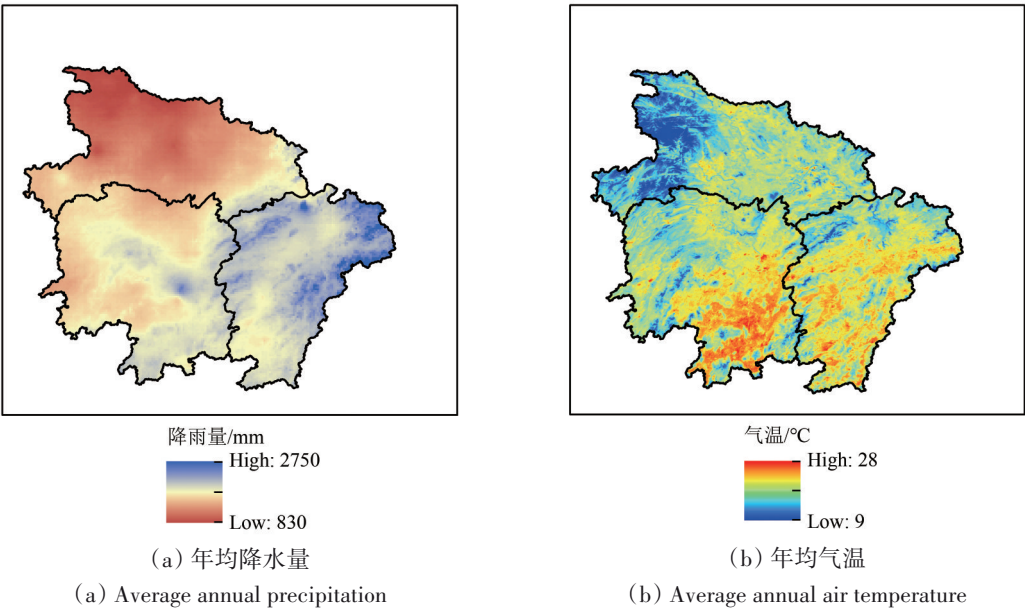
性尚不明晰。

综上，用于估算 VCI 的植被遥感产品所基于的传感器、所表征的植被参数以及产品的事件跨度都在理论上导致计算结果的差异，这种差异之前的研究尚缺乏定量的评估，从而对于干旱监测及应急管理决策带来不确定性。本研究以长江中游地区为例，定量分析了传感器、植被参数和时间跨度等 3 个因素导致的多源植被遥感产品应用于干旱监测的不确定性，可以为基于植被遥感干旱监测结果的准确性和有效性提供重要的参考依据。

2 研究区、数据和方法

2.1 研究区概况

长江中游地区包括湖北省、湖南省、江西省 3 省，以武汉市、长沙市和南昌市为中心城市，形成了长江中游地区特大城市群。该地区以亚热带季风气候为主，冬季温和少雨、夏季高温多雨，区域内河网密布、湖泊众多，水陆交通便利，资源较为丰富。长江中游地区年平均降雨量从 830—2500 mm 以上 (图 1(a))，年平均气温处于 9 °C—28 °C (图 1(b))，降雨量和气温分布呈现从北到南的增长梯度。农田主要分布在鄱阳湖平原、洞庭湖平原和江汉平原等平原地区，平原周围环绕着海拔超过 3000 m 的山地，该研究区域主要的土地覆盖类型为农田、森林 (包含常绿阔叶林和落叶阔叶林) 和水体 (图 1(d))。



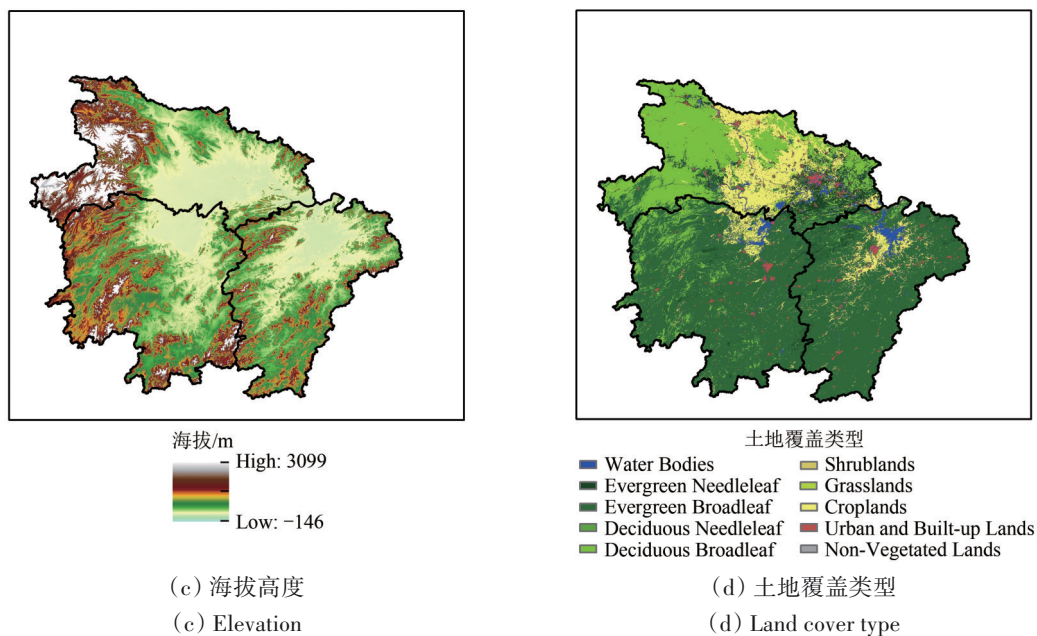


图1 长江中游地区地理概况图
Fig. 1 Geographic map of the middle reaches of the Yangtze River temperature

长江中游地区是中国主要的粮食产区，也是长江经济带的重要组成部分。然而，梅雨期之后，长江中游地区在副热带高压控制下，气温高、降水少、蒸发旺盛，形成盛夏时期的伏旱。除伏旱出现较为频繁以外，该地区春旱、秋旱也经常发生。干旱已成为影响长江中游地区农业生产较为严重的气象灾害之一，旱灾使得该地区受到巨大的经济损失（关颖慧，2015）。因此，准确有效地干旱监测对长江中游地区的干旱风险管理尤为重要。据国家统计年鉴资料记载，在2001年—2020年，2001年、2003年、2011年、2012年、2019年等年份，长江中游地区都发生了较大范围的干旱灾害。

2.2 研究数据及预处理

本研究中使用的植被遥感产品包括 AVHRR NDVI 产品数据集（GIMMS3g）、MODIS 归一化植被指数（NDVI）产品数据集、MODIS 增强型植被指数（EVI）产品数据集、MODIS 叶面积指数（LAI）产品数据集以及全球长期微波植被光学厚度气候档案 VOD 产品数据集。

GIMMS NDVI 数据是从搭载于美国国家海洋与大气局系列极轨环境卫星 NOAA 卫星上的 AVHRR 传感器中获取的植被数据产品。GIMMS NDVI3g 数据是由美国国家航空航天局（NASA）发布的第3代产品，其是改进后的 NDVI 数据集，该产品具有

时间序列长、受大气影响小等特点，被广泛应用于大范围植被动态变化研究中（Tucker 等，2005）。

中分辨率成像光谱仪（MODIS）传感器搭载在地球观测系统（EOS）系列 Terra 和 Aqua 卫星上，MODIS 专题数据产品主要包括4个：大气、陆地、冰雪、海洋，其具有全球免费使用、光谱范围广、数据接收简单以及更新频率高等优点，在气候变化监测、生态环境监测、自然灾害监测以及大气与海洋监测等领域得到了广泛的应用。MODIS 数据来自美国国家航空航天局（NASA）戈达德航天中心 LAADS DAAC（Didan, 2015; Myneni 等，2015）。其中，MOD13 是陆地三级标准产品，包括归一化植被指数（NDVI）和增强型植被指数（EVI）数据，MODIS 4 级 MOD15A2H 产品中的科学数据集包括全球叶面积指数（LAI）和光合有效辐射分数（FPAR）（Didan 等，2015）。

Moesinger 等发布了全球长时序微波植被光学厚度产品（VODCA）。该产品使用陆地参数检索模型，结合了从多个传感器（SSM/I、TMI、AMSR-E、WindSat 和 AMSR2）获得的 VOD 反演结果，其包括不同光谱波段的 VOD 产品，即 Ku-band（1987 年—2017 年）、X-band（1997 年—2018 年）、C-band（2002 年—2018 年），该产品在生态系统时空变化监测中显示出较大的潜力（Moesinger 等，2020）。从 VODCA 获取 C 波段 VOD 数据，其时间跨度为

2002年—2018年，时间分辨率为1 d，空间分辨率为25 km。通过平均一个月内的日值，将日尺度VOD产品聚合到月尺度上。

本研究从AVHRR传感器获取的NDVI产品（即GIMMS3g），时间跨度为1981年—2013年，时间分辨率为15 d，空间分辨率为8 km。从MODIS传感器获取的NDVI、EVI和LAI产品（即MOD13A2、MCD15A2H），NDVI和EVI产品的时间分辨率为16 d，空间分辨率为1 km，LAI产品的时间分辨率为8 d，空间分辨率为500 m。由光学观测得到的NDVI、EVI和LAI产品容易受到云等不利大气条件影响呈现时空不连续特征。在利用植被遥感产品进行干旱监测应用中，对产品进行必要的时空重建处理能够有效提升监测精度（Xie和Fan, 2021；Menenti和贾立, 2016）。本研究使用在谷歌地球引擎（GEE）平台上实现的时间序列谐波分析法（HANTS-GEE）对这些产品进行时空重建处理，并输出月产品用于植被状态指数VCI的计算（Zhou等, 2015）。其中，MODIS NDVI和EVI数据以及GIMMS NDVI数据在重建时谐波数均设置为4、拟合误差容限设置为0.05，MODIS LAI数据在重建时谐波数设置为4、拟合误差容限设置为0.5。

基于上述植被遥感产品，使用谷歌地球引擎GEE（Google Earth Engine）平台，计算各年每个月份对应的干旱指数，导出的空间分辨率均重采样到1 km，并按照研究区域进行裁剪。

2.3 研究方法与实验设置

2.3.1 植被状态指数计算

植被状态指数VCI（Vegetation Condition Index）是表征与历史趋势相比当前的植被健康状况，由Kogan（1995）提出，该方法计算简便，对植被响应干旱胁迫具有较好的表征能力，因此在不同尺度干旱研究中得到广泛应用（Kogan, 1995）。VCI考查的是当前月份植被参数VP（Vegetation Parameters）与其长期最小值和最大值之间的关系，使用同一月份的历史VP值范围进行归一化计算，反映植被在当前气象条件下的生境状况。计算公式如下：

$$VCI_{ij}^{VP,n} = \frac{VP_{ij}^n - VP_{i,\min}^n}{VP_{i,\max}^n - VP_{i,\min}^n} \quad (1)$$

式中， $VP_{i,j}$ 为第 j 年第 i 个月的瞬时观测值， $VP_{i,\max}^n$ 为 n 年中第 i 个月的最大值， $VP_{i,\min}^n$ 为 n 年中第 i 个

月的最小值。通常 n 不少于5年，并且不能超过所选植被产品的长度。注意这里VP可以使用不同的植被参数，如NDVI、EVI、LAI、VOD等替换，VCI的原始定义中多基于NDVI来计算VCI。

2.3.2 不确定性评价指标

本文使用的评价指标包括相关系数 r （Correlation coefficient）和均方根偏差RMSD（Root Mean Square Deviation）（Asuero等, 2006；Willmott和Matsuura, 2005）。相关系数（ r ）用于计算不同植被遥感产品驱动的VCI之间的相关性，其可以反映两个变量之间相关关系的一致性程度，取值范围为-1—1。绝对值越接近1，则说明两个变量之间的相关程度越大；绝对值越接近0，则说明相关程度越小。均方根偏差（RMSD）用于度量两个VCI结果之间的偏差。评价指标的具体计算公式如下：

$$r = \frac{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})(Y_i - \bar{Y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y})^2}} \quad (2)$$

$$RMSD = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (X_i - Y_i)^2}{n}} \quad (3)$$

式中， n 为样本总数， X_i 和 Y_i 分别为两个不同植被遥感产品驱动的VCI， \bar{X} 和 \bar{Y} 分别为对应VCI数据的平均值。

2.3.3 Sen斜率估计和Mann-Kendall趋势分析

本文采用Sen斜率估计计算长时间序列数据的变化趋势，并通过Mann-Kendall非参数检验法对变化趋势的显著性进行检验（Gocic和Trajkovic, 2013）。Sen斜率估计是一种稳健的非参数统计的趋势计算方法，可以减少数据异常值的影响，用于长时间序列数据的趋势分析（Sen, 1968）。其计算公式：

$$\beta = \text{Mean} \left(\frac{x_j - x_i}{j - i} \right), \forall j > i \quad (4)$$

式中， $1 \leq i < j \leq n$ ， x_j 和 x_i 为时间序列数据，当 β 值为正时表示时间序列呈上升趋势，当 β 值为负时表示时间序列呈下降趋势。

Mann-Kendall检验法是一种非参数统计检验方法（简称M-K检验法），其样本数据不需要具有正态分布特征，结果不受少数异常值的干扰，适

用于非正态分布的水文气象数据的趋势检验。对于长度为 n 的时间序列 $x(x_1, x_2, \cdots, x_n)$, Mann-Kendall 检验统计量 S 定义为

$$S = \sum_{i=1}^{n-1} \sum_{j=i+1}^n \text{sgn}(x_j - x_i) \tag{5}$$

式中, n 为时间序列的长度, x_j 和 x_i 是第 j 个和第 i 个时间序列的变量 ($j > i$), $\text{sgn}(x_j - x_i)$ 为符号函数, 计算公式如下:

$$\text{sgn}(x_j - x_i) = \begin{cases} 1, x_j - x_i > 0 \\ 0, x_j - x_i = 0 \\ -1, x_j - x_i < 0 \end{cases} \tag{6}$$

当 $n \geq 10$ 时, 统计量 S 大致服从正态分布, 均值为 0, 统计量 S 的方差为

$$\text{Var}(S) = \frac{n(n-1)(2n+5) - \sum_{k=1}^m t_k(t_k-1)(2t_k+5)}{18} \tag{7}$$

式中, t_k 是第 k 组的数据点的数目。

时间序列趋势的变化由标准正态分布统计量 Z_c 判断, 构造检验统计量 Z_c 为

$$Z_c = \begin{cases} \frac{S-1}{\sqrt{\text{Var}(S)}}, S > 0 \\ 0, S = 0 \\ \frac{S+1}{\sqrt{\text{Var}(S)}}, S < 0 \end{cases} \tag{8}$$

设想需要测试零假设, H_0 (没有单调趋势) 对比替代假设 H_a (有单调增趋势), 在给定的 α 置信水平上, 若 $|Z_c| \geq Z_{1-\alpha/2}$, 则拒绝零假设 H_0 , 接受替代假设 H_a , 即在置信水平上时间序列有明显的上升或下降趋势。

2.3.4 植被遥感产品相关实验设置

为了评估传感器、植被参数和时间跨度对植被状态指数 VCI 的影响, 本文设置了 3 个实验分别计算 VCI 时间序列, 其与传感器、植被参数和时间跨度之间的一个影响因子相互关联。根据植被遥感产品设置, 依次计算 VCI 时间序列之间的相关系数 (r) 和均方根偏差 (RMSD) 两个评价指标, 用以量化不同影响因子造成的植被异常之间的差异。3 个实验的参数设置情况如表 1 所示。

表 1 实验参数设置
Table 1 Experimental parameter setting

实验	产品	传感器	植被参数	时间跨度/年
实验 1	GIMMS3g	AVHRR	NDVI	2001—2013
	MOD13A2.006	MODIS	NDVI	2001—2013
实验 2	MOD13A2.006	MODIS	NDVI	2003—2018
	MOD13A2.006	MODIS	EVI	2003—2018
	MCD15A2H.006	MODIS	LAI	2003—2018
	VODCA	Multi-sensors fusion	VOD (C-band)	2003—2018
	MOD13A2.006	MODIS	NDVI	2001—2020
实验 3	MOD13A2.006	MODIS	NDVI	2001—2010
	MOD13A2.006	MODIS	NDVI	2001—2005

实验 1 用以识别传感器 (MODIS、AVHRR) 对 VCI 的影响, 植被参数和时间跨度保持一致, 定量分析 2001 年—2013 年 MODIS NDVI 和 AVHRR NDVI (GIMMS3g) 计算所得的 VCI 之间的差异。实验 2 用以识别植被参数 (NDVI、EVI、LAI、VOD) 对 VCI 的影响, 传感器 (除 VOD 数据) 和时间跨度保持一致, 定量分析 2003 年—2018 年 MODIS NDVI 和 MODIS EVI、MODIS NDVI 和 MODIS LAI 以及 MODIS NDVI 和 VODCA VOD 计算所得的 VCI 之间的差异。需要说明的是, VODCA VOD 产品同 MODIS NDVI 产品之间同时存在参数定义和传感器的差异, 其表征的 VCI 差异不能完全归因于参

数定义的差异。但相比于数据获取的传感器差异, 植被参数定义的差异是更能体现植被生物物理过程的差异。对于不同定义下的植被参数产品, 无从讨论传感器差异带来的影响。尽管不如 NDVI 用于计算植被异常变化指标应用那么常见, 基于 VOD 的异常的干旱监测与评估研究也在近年来逐步得到关注 (Afshar 等, 2021; de Sanchez 和 Luisa, 2018)。对基于 VOD 表征的植被异常指标同传统 NDVI 计算的异常指标 (如 VCI) 进行对比, 量化其时空差异, 具有重要的实践价值。因此为了保证实验设置的一致性, 本文将 VOD 产品纳入到不同植被参数的对比范畴。由 VCI 的数学定义可

知，产品时间跨度的变化主要影响了像元植被生长极端状态的动态范围（最大值—最小值）。如果生态系统处于相对平衡的状态下（不存在长期趋势），动态范围初始会随着时间跨度边长而增大，但到一定长度后，动态范围会趋于稳定。但当生态系统不平衡时（如植被存在长期趋势），这个动态范围则呈现一直变大的趋势，最终也将导致计算的VCI呈现出趋势。这种趋势可能对应了生态系统长期的结构性变化，而不再适合于用于表征短期的植被扰动（如干旱）的影响。不论采用何种产品计算VCI，选择不同时间跨度的输入数据时都应充分考虑上述两方面的影响因素。不失一般性，本研究中实验3仅以MODIS NDVI为例分析时间跨度变化带来的实际计算结果的影响。具体地，实验3中将传感器和植被参数保持一致，定量分析5年

和10年、10年和20年以及5年和20年的MODIS NDVI计算所得的VCI之间的差异。实验3中，将20年NDVI序列分为4个5年段、2个10年段，分别构建5年、10年时间跨度的VCI时间序列。

3 结果分析

3.1 多源植被遥感产品应用于干旱监测的总体差异分析

基于不同传感器的NDVI产品计算所得的VCI时间序列之间在大部分区域上显示出显著的差异（图2(a)），其存在微弱相关性、总体偏差较大，整体相关系数为0.211，均方根偏差为0.380（表2）。尤其是在研究区西南部的森林地区，VCI之间呈现出明显的负相关，均方根偏差达到总体最大值。

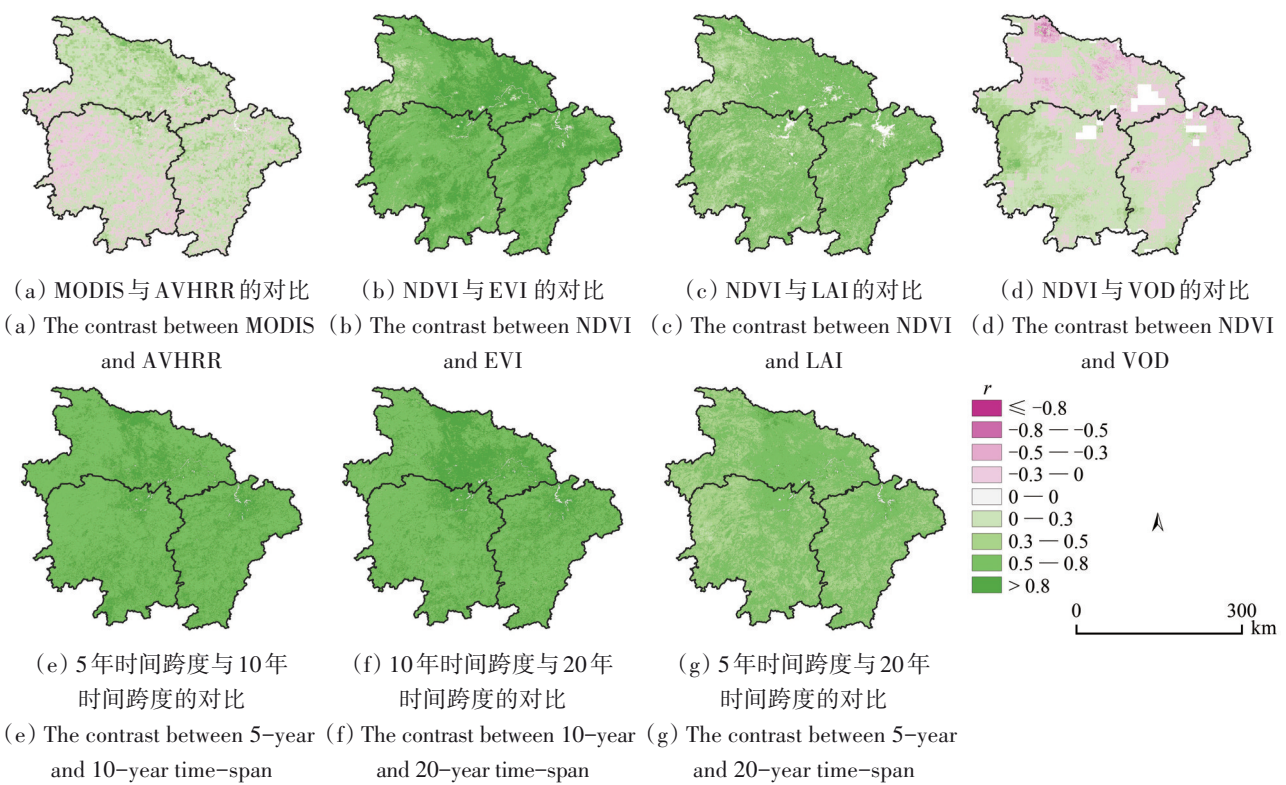


图2 不同实验参数设置下长江中游地区VCI总体相关系数空间分布图

Fig. 2 Spatial distribution of overall VCI correlation coefficients in the middle reaches of Yangtze River under different experimental parameter settings

基于不同的植被参数产品计算的VCI时间序列之间的差异小于不同传感器的产品之间的差异，然而在特定区域上仍然存在一定的差异，尤其是NDVI和VOD计算的VCI时间序列之间的差异显著。NDVI和EVI、NDVI和LAI计算的VCI之间具有显著的相关性、总体偏差较小，中部平原地区

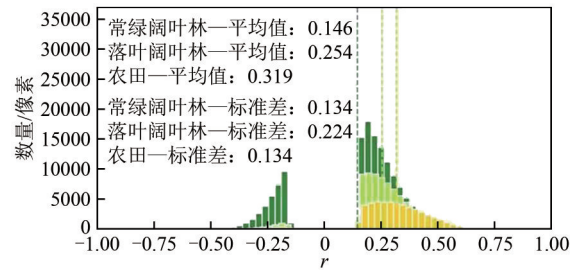
相关性较强、偏差较小，周围山地地区反之，其整体相关系数分别为0.713、0.528，均方根偏差分别为0.218、0.294（图2(b)和图2(c)）。NDVI和VOD计算的VCI之间存在微弱相关性、总体偏差较大，大部分地区呈现出负相关，整体相关系数为0.126，均方根偏差为0.387（图2(d)）。

表2 区域平均VCI总体差异统计情况
Table 2 Statistics on the overall variance of regional average VCI

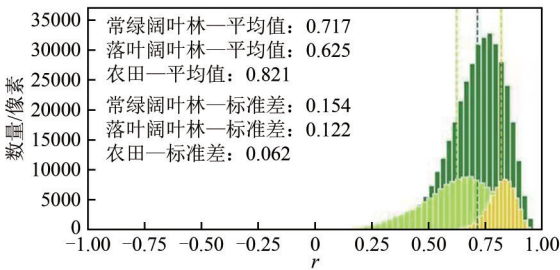
	实验	相关系数	均方根偏差
实验1	MODIS-AVHRR	0.211	0.380
	NDVI-EVI	0.713	0.218
实验2	NDVI-LAI	0.528	0.294
	NDVI-VOD	0.126	0.387
实验3	5年—10年	0.750	0.251
	10年—20年	0.738	0.218
	5年—20年	0.546	0.325

基于不同时间跨度的NDVI产品计算所得的VCI时间序列之间具有较好的一致性，在大部分区域均具有较强的相关性且偏差较小（图2(e)、(f)、(g)）。其中，5年和10年时间跨度、10年和20年时间跨度计算的VCI时间序列之间的相关性较强、偏差较小，其整体相关系数分别为0.750、0.738，均方根偏差分别为0.251、0.218，5年和20年时间跨度计算的VCI时间序列之间的存在的差异大于前两者。

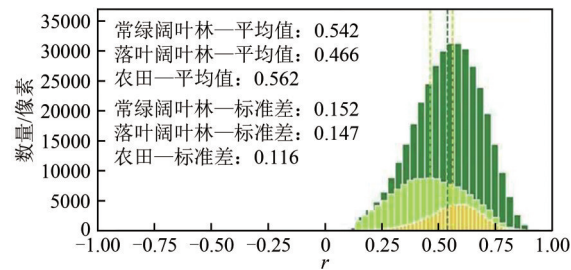
在不同植被覆盖类型下（这里主要考虑研究区3种主要的植被覆盖类型），基于不同传感器计算所得的VCI，其2001年—2013年总体相关系数均值大小排序为农田（ r ）>落叶阔叶林（ r ）>常绿阔叶林（ r ）（图3(a)）。基于NDVI-EVI和NDVI-LAI计算所得的VCI之间的相关程度保持较好的一致性，2003年—2018年总体相关系数均值大小排序：农田（ r ）>常绿阔叶林（ r ）>落叶阔叶林（ r ），而基于NDVI-VOD计算所得的VCI之间的整体相关性均较小，与前两者相差甚远（图3(b)、图3(c)和图3(d)）。基于不同时间跨度的MODIS NDVI产品计算所得的VCI之间总体保持一致，2001年—2020年总体相关系数均值大小排序：农田（ r ）>常绿阔叶林（ r ）>落叶阔叶林（ r ）（图3(e)、图3(f)和图3(g)）。由此可见，在不同植被覆盖类型下，该研究区域内农田区域监测结果不确定性相对要小于森林区域。



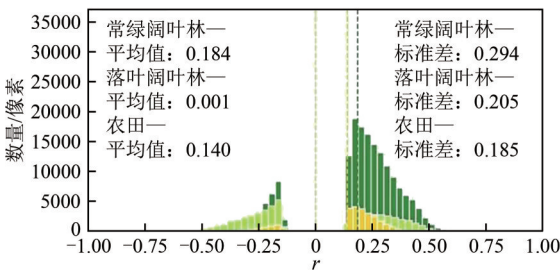
(a) MODIS与AVHRR的对比
(a) The contrast between MODIS and AVHRR



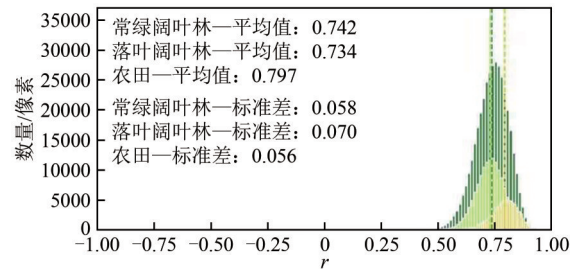
(b) NDVI与EVI的对比
(b) The contrast between NDVI and EVI



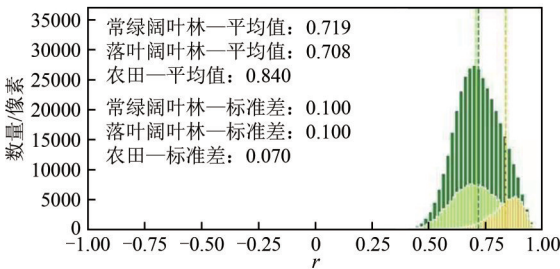
(c) NDVI与LAI的对比
(c) The contrast between NDVI and LAI



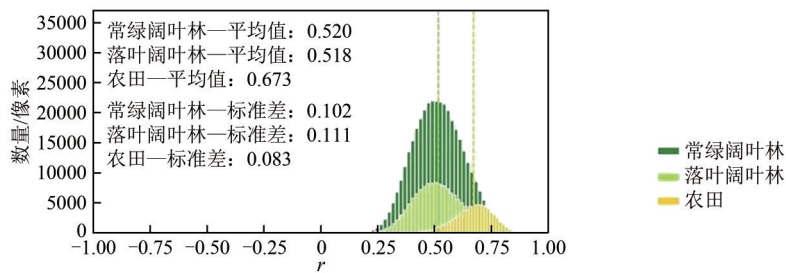
(d) NDVI与VOD的对比
(d) The contrast between NDVI and VOD



(e) 5年时间跨度与10年时间跨度的对比
(e) The contrast between 5-year and 10-year time-span



(f) 10年时间跨度与20年时间跨度的对比
(f) The contrast between 10-year and 20-year time-span



(g) 5年时间跨度与20年时间跨度的对比
(g) The contrast between 5-year and 20-year time-span

图3 不同植被覆盖类型下VCI总体相关系数统计直方图

Fig. 3 Statistical histogram of the overall correlation coefficient of VCI under different vegetation coverage types

3.2 基于不同传感器的植被产品的不确定性分析

基于不同传感器 (MODIS、AVHRR-GIMMS3g) 的NDVI产品计算得到的VCI时间序列,在大部分区域上显示出不相关或相关程度较低,整体上二者之间相关性较小、偏差较大,存在显著的不一致性。从空间分布来看(图4),大部分像元

之间的相关程度不明显或不相关,在江汉平原地区二者VCI之间呈正相关,2月和7月的相关系数均值最高($r=0.57$, $p<0.05$)。而在山地大部分地区二者VCI之间呈负相关,尤其是11月和12月湖南省西北部地区二者之间呈显著负相关。

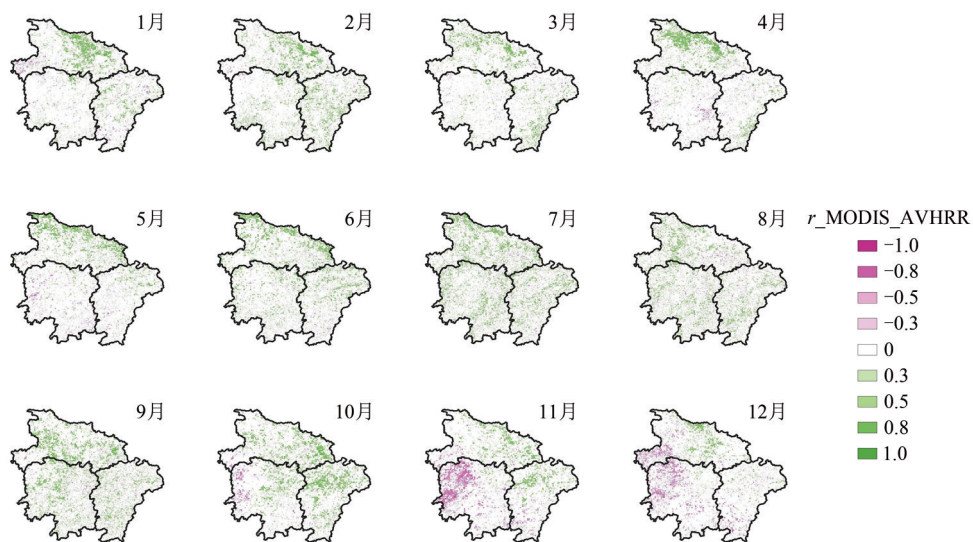


图4 基于不同传感器计算所得的VCI在长江中游地区的1—12月相关系数空间分布图

Fig. 4 Spatial distribution of correlation coefficients of VCI in the middle reaches of Yangtze River from January to December based on different sensors

长江中游地区各月均方根偏差主要集中在两个区间内(图5),其中1—10月大部分像元均方根偏差以0.25为基数向两边递减,小部分像元均方根偏差以0.55为基数向两边递减,而11月和12月的均方根偏差则反之;尤其是11月和12月,这两个月份均方根偏差均值达到各月中的最大。

3.3 基于不同植被参数的植被产品的不确定性分析

基于MODIS NDVI与MODIS EVI、MODIS NDVI

与MODIS LAI计算所得的VCI在长江中游地区的相关系数空间分布图(图6(a)、图6(b)),其空间分布情况基本保持一致,大部分区域呈显著、高度正相关,部分地区呈微弱正相关或不相关(空白区域)。在1—5月以及10—12月,大部分区域二者之间的相关性较高,而在部分森林地区(如湖北省西部)二者之间不存在相关性。在6—9月,森林地区二者在森林地区之间呈微弱正相关或不相关,在平原地区二者之间呈显著、高度正相关,

尤其是NDVI与LAI计算得到的VCI之间这种现象更加明显。基于MODIS NDVI与VODCA VOD计算所得的VCI在在大部分区域呈现弱相关或不相关,

部分区域呈现出负相关(图6(c))。仅仅在湖南省的4月和5月份,二者呈现出较强的正相关。

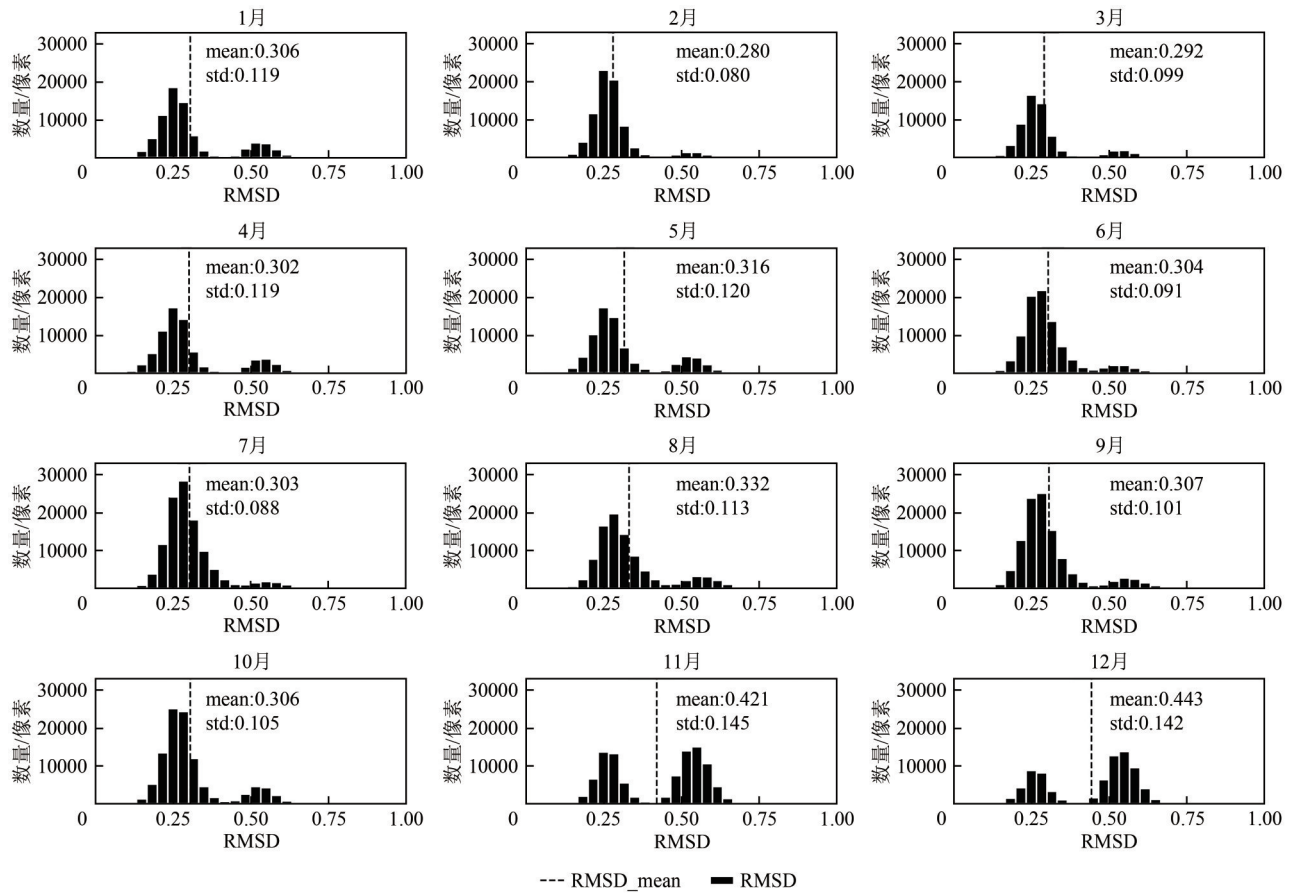


图5 基于不同传感器计算所得的VCI在长江中游地区的1—12月均方根偏差统计直方图

Fig. 5 Histogram of root mean square deviation of VCI calculated based on different sensors in the middle reaches of Yangtze River from January to December



(a) MODIS NDVI与MODIS EVI 的对比

(a) The contrast between MODIS NDVI and MODIS EVI

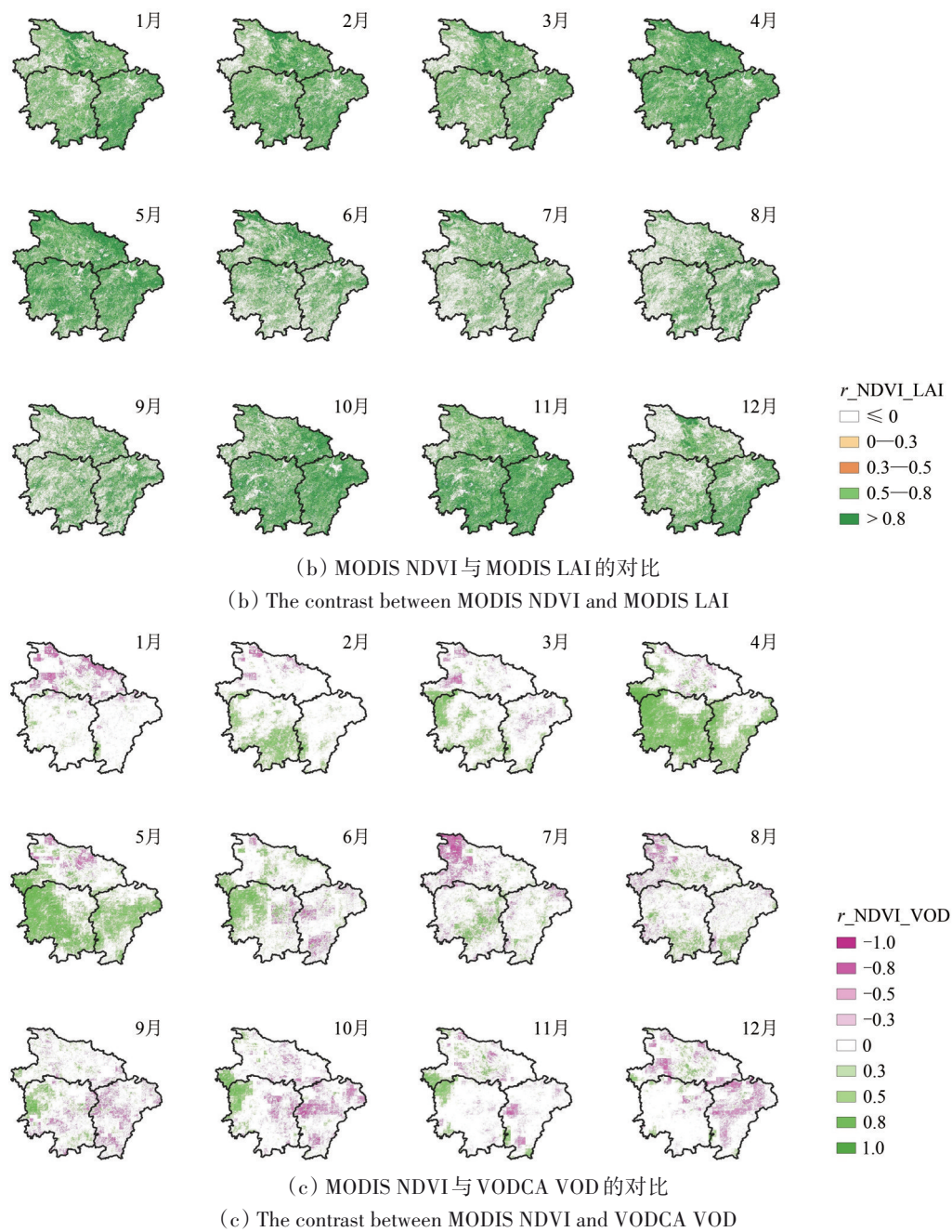


图6 基于不同植被参数计算所得的VCI在长江中游地区逐月相关系数空间分布图

Fig. 6 Monthly map of correlation coefficients of VCI calculated based on different vegetation parameters in the middle reaches of Yangtze River

基于NDVI-EVI、NDVI-LAI计算所得的VCI各月均方根偏差主要集中分布在0—0.3，前者均方根偏差以0.15为基数向两边递减，后者均方根偏差以0.25为基数向两边递。NDVI-EVI计算所得的VCI各月均方根偏差整体较小。NDVI-EVI计算所得的VCI均方根偏差均值中最大值出现在7月和8月（RMSD=0.217），NDVI-LAI计算所得的VCI均方根偏差均值中最大值出现在8月和9月

（RMSD=0.245）。相对于NDVI-EVI和NDVI-LAI来说，NDVI-VOD计算所得的VCI各月均方根偏差整体偏大，均方根偏差主要集中分布两个区间之间，一部分以0.3为基数向两边递减，另一部分以0.5为基数向两边递减，尤其是在6—12月这种区间分布更为明显，均方根偏差均值中最大值出现在12月（RMSD=0.454）。

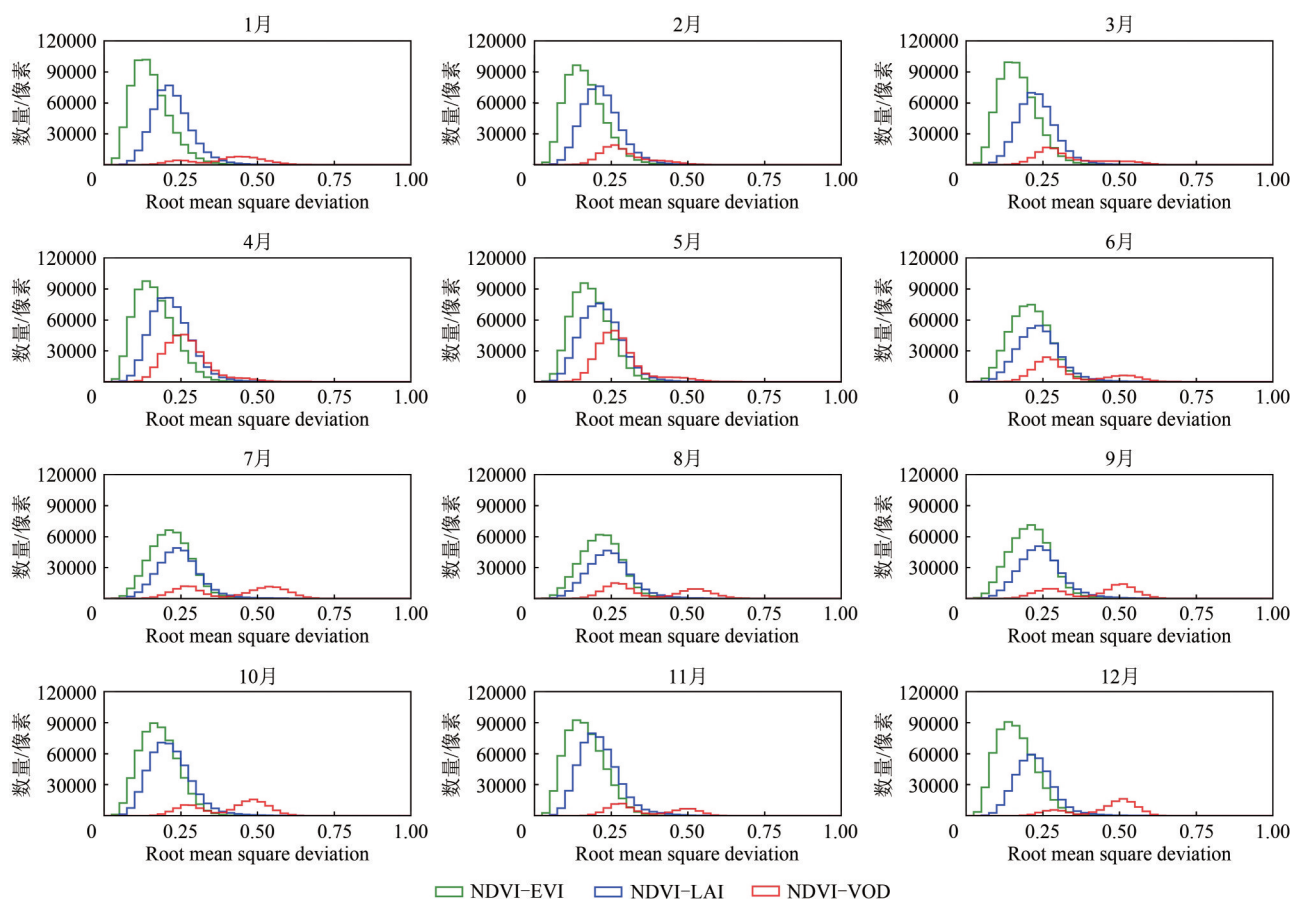


图7 基于不同植被参数(NDVI vs EVI、LAI、VOD)计算所得VCI在长江中游地区逐月均方根偏差统计直方图

Fig. 7 Histogram of root mean square deviation of VCI calculated based on different vegetation parameters (NDVI vs EVI, LAI, VOD) in the middle reaches of Yangtze River

3.4 基于不同时间跨度的植被产品的不确定性分析

基于5年和10年跨度、10年和20年跨度以及5年和20年跨度的MODIS NDVI产品计算所得的VCI在空间上保持较好的一致性(图8)。基于5年和10年跨度计算所得的VCI,其在大部分区域均呈显著、高度正相关,相关系数均在0.5以上,在部分森林地区呈低等程度的相关性;基于10年和20年跨度计算所得的VCI,大部分区域的相关系数均大于0.5,二者之间呈显著正相关,在个别月份的森林地区呈微弱正相关或不相关(空白区域),尤其是10月、11月、12月的森林地区其相关性相对较弱;基于5年和20年跨度计算所得的VCI,在研究区域内各月大部分森林地区之间相关程度较弱或不相关,在平原地区呈低度、显著正相关,其相关系数均在0.3以上。

不同时间跨度设置下,各月均方根偏差主要集中在0—0.4(图9)。5年和10年跨度其各

月均方根偏差以0.15为基数向两边递减,各月均方根偏差均值在0.3以下;10年和20年跨度以及5年和20年跨度其各月均方根偏差直方图分布形态呈偏峰型,平均值位于中间值的右侧,前者的各月均方根偏差均值小于后者。3个时间跨度的均方根偏差均值在6—9月相对来说较小,其中10年和20年跨度的均方根偏差最小,均在0.2以下。

3.5 对2003年特大干旱事件监测结果比较

为了更直接地展示产品不确定性导致的基于VCI的干旱监测结果的差异,基于不同传感器、不同植被参数(MODIS LAI和EVI的空间格局基本一致,此处未展示)、不同时间跨度的植被遥感产品对比了2003年7—9月份的VCI(图10)。据国家统计年鉴记载,2003年长江中游发生了特大干旱,时间主要集中在夏季和秋季,其中湖南省各地从严重的夏旱发展成为夏秋连旱,江西省出现了罕见的夏、秋、冬3季连旱。从VCI空间分布图和统计直方图来看,对7—9月进行纵向对比,不同植

被遥感产品计算的VCI都呈现出升高趋势，表征了干旱的影响正在逐渐缓解，但整体上3省旱情仍然较为严重。这种VCI逐月升高的趋势在基于MODIS EVI和MODIS NDVI计算的结果中并不是很明显，即不同月份的空间格局变化不大。原因可能主要是MODIS的植被产品在研究区都呈现出显著的增长趋势，使得2003年的观测信号大都低于后续年份的观测值，从而得到普遍较小的VCI值。换言之，这两个产品驱动的VCI空间格局主要是长期趋势而不是短期的干旱扰动导致的。对同一月份进行横向比较发现，在极端干旱，研究区大部

分VCI处于较低值状态，其中不同传感器和不同植被参数带来的差异尤其显著。不同时间跨度带来的差异相对较小，VCI的空间格局基本保持一致，但从统计直方图来看VCI的值实则存在较大差异：10年跨度计算结果值分布明显比20年跨度的结果更加分散，即更多的像元的VCI趋向于两端的极值。由此可见，如果用户基于自己的主观意愿选择一种植被产品进行VCI计算，进而进行干旱等级划分与旱情评价，将会得到非常不一致的评价结果。



(a) 5年时间跨度与10年时间跨度的对比
(a) The contrast between 5-year and 10-year time-span



(b) 10年时间跨度与20年时间跨度的对比
(b) The contrast between 10-year and 20-year time-span



(c) 5年时间跨度与20年时间跨度的对比

(c) The contrast between 5-year and 20-year time-span

图8 基于不同时间跨度计算所得的VCI在长江中游地区的逐月相关系数空间分布图

Fig. 8 Monthly map of correlation coefficients of VCI in the middle Yangtze River region from January to December based on different time-spans

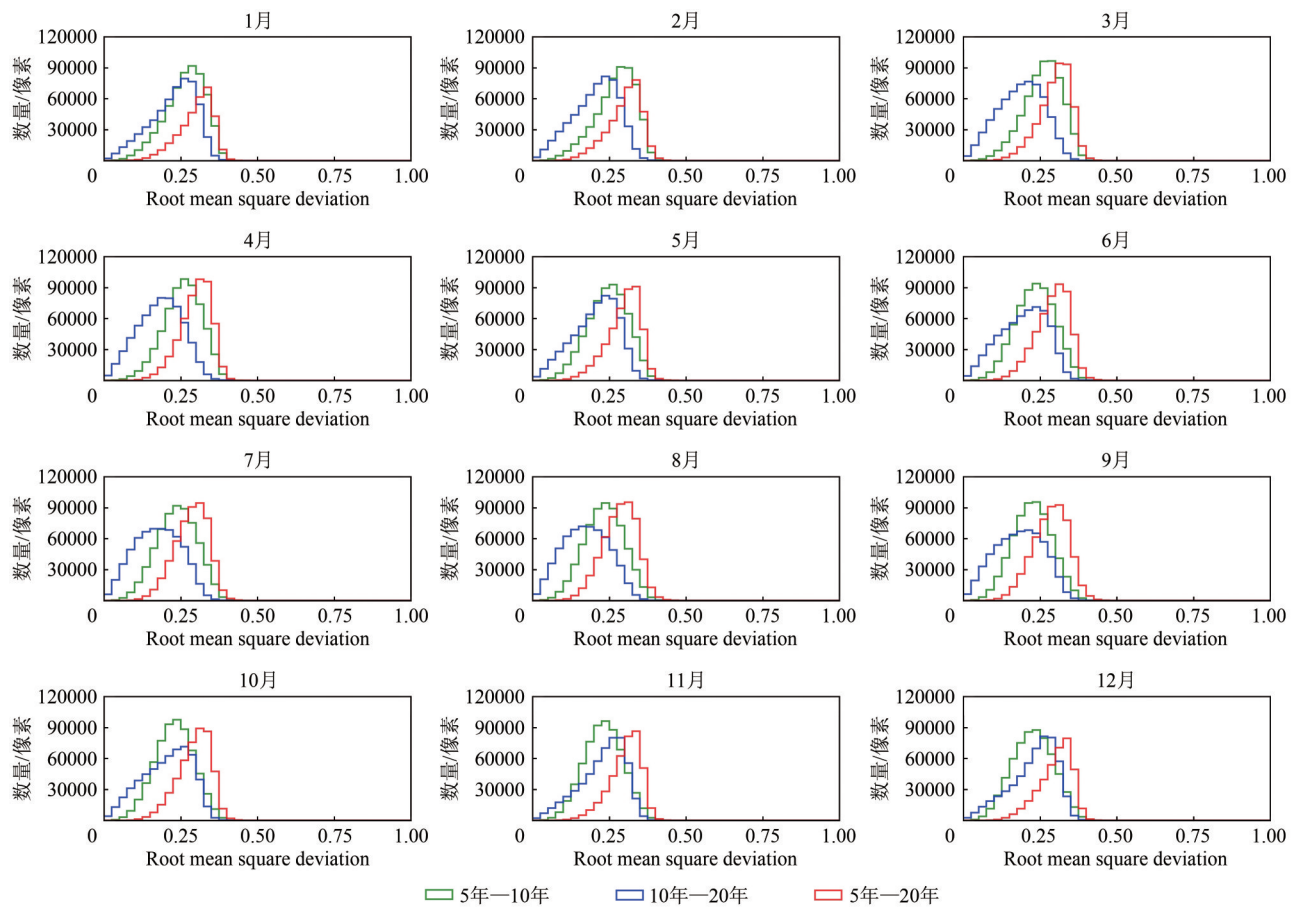


图9 基于5年、10年、20年跨度计算的VCI在长江中游地区逐月均方根偏差统计直方图

Fig. 9 Histogram of root mean square deviation of VCI in the middle reaches of Yangtze River based on 5, 10, and 20-year spans

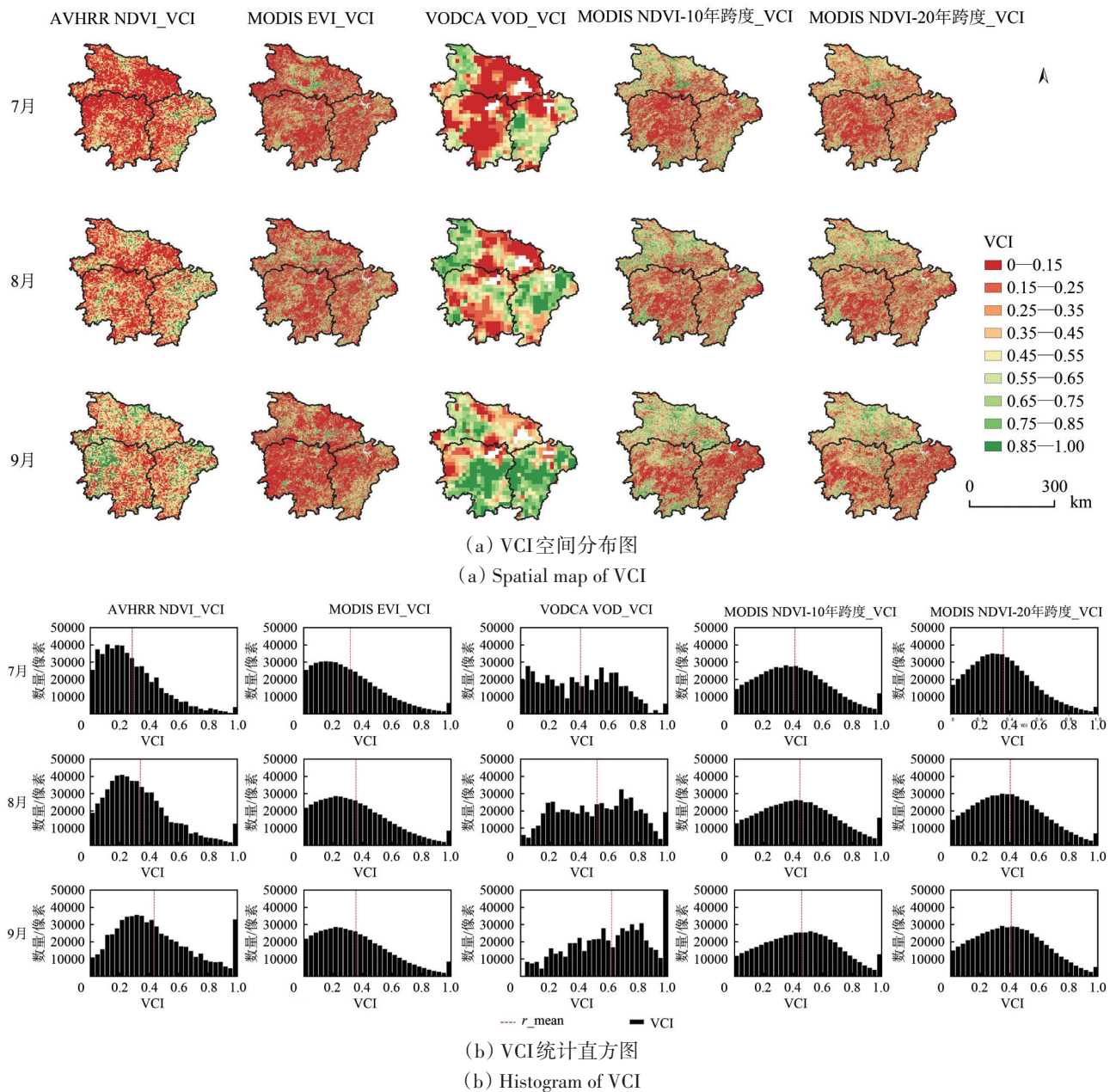


图 10 基于多源植被遥感产品计算的 2003 特大干旱期间(7—9 月)的 VCI 对比图

Fig. 10 Map of VCI based on MODIS NDVI products with different time-span during 2003 drought

4 讨 论

上述研究结果表明,在基于植被遥感产品的干旱监测指数计算中,遥感传感器、植被参数定义和数据集的长度差异都将导致不同程度的结果不一致性,从而影响干旱管理决策。由于传感器差异、反演算法差异带来的同一植被参数产品(指数或物理定义相同)之间的一致性前期多有探讨(van Leeuwen 等, 2006; Fensholt 和 Proud, 2012; Tian 等, 2015)。作为现存最早具备日尺度全球重访能力的传感器,AVHRR 数据在大尺度环

境变化监测研究中具备无可替代的地位。基于 AVHRR 的植被指数产品如何与后续的 MODIS、SPOT-VEGETATION、VIIRS 等传感器获取的数据无缝衔接也是学界关注的热点问题之一(Tian 等, 2015)。前期评估结果表明,尽管基于 AVHRR 数据处理生产的 GIMMS3g NDVI 产品和 MODIS NDVI 产品本身存在一定的不一致性,但其所提取的全球植被变化趋势上存在较大范围的一致性(Fensholt 和 Proud, 2012)。然而通过进一步分析本文关注的长江中游地区的植被生长趋势发现这两个产品给

出了截然不同的结果(图11)。基于MODIS NDVI所得的结果在长江中游地区大部分区域均呈显著上升趋势(图11(a)),尤其是研究区域的森林地区,包括湖北省西北地区和西南地区、湖南省西北地区和南部地区以及;基于AVHRR NDVI(GIMMS3g)所得的结果在大部分区域无显著趋势,在长江中游地区中部平原地区呈上升趋势(图11(b)),反而在森林地区呈明显的下降趋势,尤其是湖南省西部和南部地区。基于不同传感器

NDVI计算的VCI在部分区域(主要是湖南湘西地区和湖北恩施地区)呈现出显著的负相关,主要是因为AVHRR-NDVI和MODIS-NDVI在这些地区呈现相反的显著变化趋势导致的。针对该区域单像元的时间序列对比也验证了这一论断(限于篇幅没有展示)。这些产品之间长期趋势上的差异必将导致产品驱动的VCI之间难以保持较高的一致性(Fensholt和Proud, 2012)。

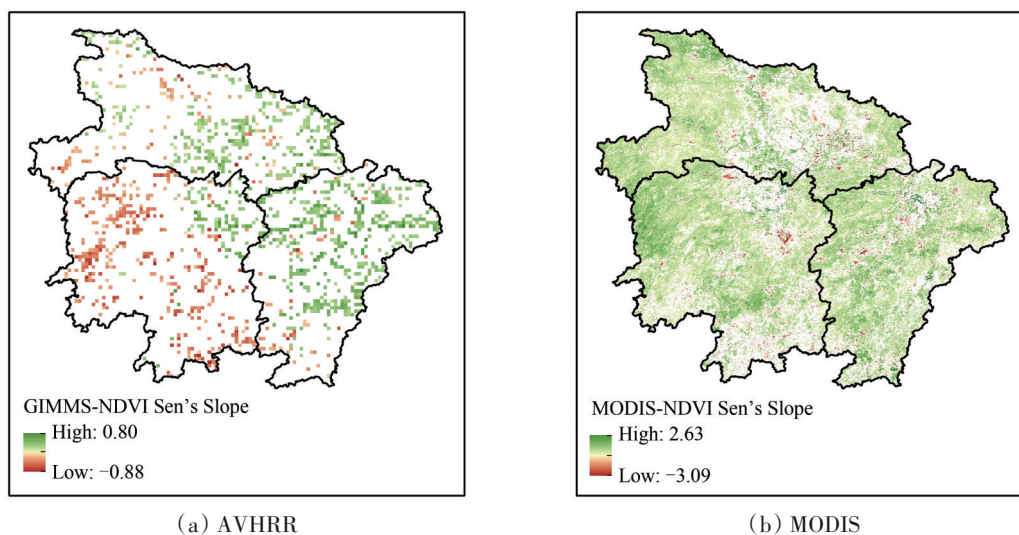


图11 基于不同传感器(MODIS、AVHRR)的NDVI产品2001年—2013年累计NDVI空间变化趋势对比(其中白色为无显著趋势区域,利用Sen斜率估计计算变化趋势,并通过Mann-Kendall非参数检验法对变化趋势的显著性进行检验(95%置信度))

Fig. 11 Comparison of spatial trends of cumulative NDVI based on different sensors (MODIS-AVHRR) for NDVI products from 2001–2013 (Where white is the area with no significant trend. The trend of change was calculated using the Sen's slope estimation and the significance of the trend of change was tested by the Mann-Kendall nonparametric test (95% confidence level))

AVHRR是唯一能够提供高频全球覆盖植被指数产品的传感器,成为MODIS传感器之前开展大范围干旱监测应用的主要数据源,也在众多区域乃至全球干旱事件评估中取得了显著的成效。即使2000年之后有性能上更优的MODIS传感器提供替代数据源,AVHRR提供的较长历史时序的植被动态数据依然是开展大尺度植被对于干旱响应研究的重要支撑(Xu等, 2020; Fuentes等, 2022)。虽然当前的研究结果表明了基于AVHRR和MODIS传感器的NDVI产品计算的VCI一致性较差,但这并不能否认VCI用于干旱监测的可行性。该研究只是以长江中游地区为例,凸显出了将VCI应用于干旱监测时,采用不同植被遥感产品(包括来自不同传感器)可能会在部分区域产生一定程度不一致的结果。而这种长江中游地区的不一致性并不一定会在全球其他地方都显现。实际上, Xu等(2020)

在分析VCI全球变化趋势的研究中考察了全球的部分站点基于AVHRR和MODIS的NDVI产品计算的VCI时间序列的一致性。结果发现在所选的34个站点中,两个产品驱动的VCI时序相关系数在大部分站点都大于0.5,仅有3个站点的的相关系数小于0.5,相关系数最大的站点可达0.968。尽管Xu等(2020)没有开展全球尺度逐像元的一致性评价,但也可以间接推测在全球尺度上基于AVHRR和MODIS NDVI产品计算的VCI在全球大部分区域呈现出较好的一致性,只是会在特定的区域呈现出较差的一致性,而本文当前研究所关注的长江中游地区正好属于后者。从这个层面来看,基于本研究的初步结果,未来有必要进一步开展全球尺度不同来源植被遥感产品对VCI结果一致性的影响分析,识别出一致性较差的区域以便对后续的指数使用者提供参考。

尽管物理定义不同,植被指数(包括NDVI和EVI)同叶面积指数之间存在较强的相关性,即植被冠层叶片结构的变化很大程度会引起冠层绿度的变化,反之亦然。剔除了传感器差异的影响,基于MODIS的3个植被参数产品计算的VCI之间在大部分区域存在较好的一致性。但在森林地区(特别是生长季)MODIS NDVI和EVI及LAI之间的相关性不显著,可能主要归因于NDVI在植被稠密区的饱和效应。在高植被覆盖区,NDVI对植被绿度的变化不再敏感,呈现出饱和效应,而EVI和

LAI则能很好的削弱这种效应,依然保持对植被状态变化的敏感性(Wang等,2003,2005)。通过对比研究区森林覆盖区NDVI与EVI和LAI值,可以发现该NDVI的饱和效应在该区域也非常显著,即在高植被覆盖区(NDVI>0.7),EVI和LAI相对于NDVI仍保持较大的动态变动范围(图12)。基于此,对于高覆植被覆盖度区域,建议选用EVI和LAI等不存在饱和效应问题的植被产品进行遥感干旱指数计算。

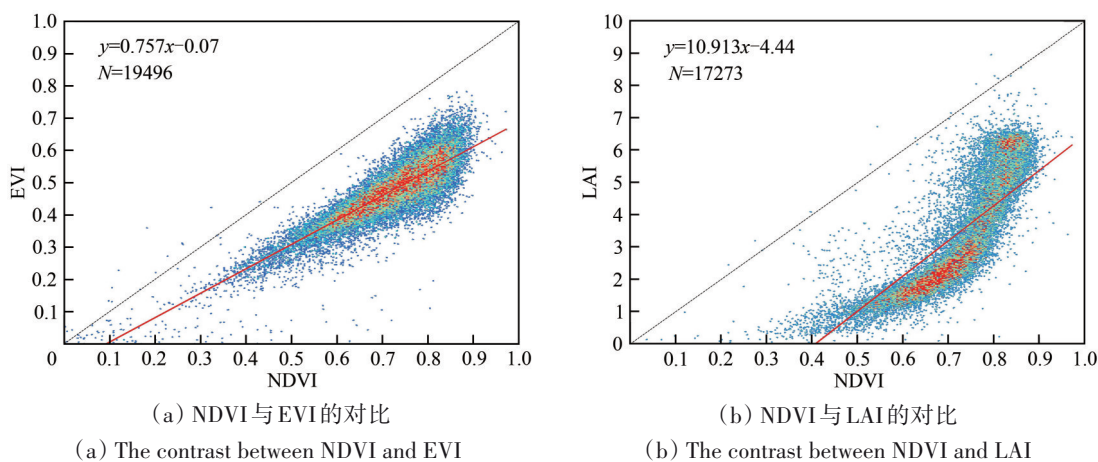


图12 2003年—2018年研究区域内森林地区散点图

Fig. 12 Scatter plots of forested areas in the study area from 2003 to 2018

VOD产品和MODIS NDVI产品驱动的VCI呈现出巨大的差异,甚至在部分区域呈现出相反的变异特征。这也表明就目前开展的分析而言,对这种差异难以作出准确的归因。首先就参数的定义而言,NDVI表征的冠层绿度和VOD表征的冠层水分虽然存在显著差异,但应存在理论上的相互依赖性。而我们的分析结果只在春季的湖南西部地区表现出了两者较强的相关性。其次,VOD产品(25 km)和NDVI产品(1 km)之间较大的空间分辨率差异也可能引起VCI计算结果的差异,这种尺度效应的影响强度有待进一步评估。此外,尽管VOD参数由于能够直接探测植被的含水量特征而在评估生态系统干旱中具备独特的优势,但实际的VOD产品的反演精度仍受到诸多因素的限制。相比于广泛应用于干旱监测与评估的光学植被遥感参数产品,VOD产品对于干旱监测的区域实用性仍有待更多更深入的探讨。

相比于传感器差异、植被参数定义差异,时间跨度差异导致的VCI计算不确定性要明显小很

多。但当所选的时间跨度差异较大时,如分别选5年跨度和20年跨度,所计算得到的VCI之间的差异仍不容忽视,特别是森林区域。植被状态指数(VCI)是当前植被生长状态和长期的历史极值状态相比较而得,在实际的干旱监测应用中,如何选取合适的时间跨度计算历史极值构造一个合理的对比基准需要深入探讨。基于VCI的干旱监测应用,多是针对相对较短(如季节性)的水分缺失导致的生态系统短期扰动,这种扰动一般不会引起对生态系统的功能性不可恢复的损害,即水分供应正常后,生态系统也能很快恢复到干旱之前的正常状态(Liu和Kogan,1996,Kogan,1990)。农田生态系统由于受人为控制植被生长生命周期有限,主要体现为对气候系统的短期响应,从而使得时间跨度因素对农田区域VCI计算影响较小(图11)。然而对于森林生态系统而言,气候变化或人类活动往往对本植被带来较为长期的(数年或者数十年)持续性影响,即生态系统可能产生了不可逆的(至少在短期内)结构性变化。基

于MODIS NDVI的趋势分析(图9),长江中游地区的森林生态系统似乎在过去的数十年间呈现出显著的绿色增加趋势(MODIS EVI和LAI产品同样呈现出增加趋势)。受这种趋势影响,基于20年时间跨度计算的VCI时间序列上升趋势最显著,基于10年时间跨度计算结果上升趋势次之,基于5年

时间跨度的计算结果中看不到明显的趋势特征(图13)。这种由于产品长期趋势主导的VCI计算结果用于短期干旱监测与评估显然是不合理的。换言之,在将VCI应用于大区域短期干旱监测时,可考虑先对所使用的植被参数产品进行去趋势处理,或者不要选取过长的时间跨度(10年以内)。

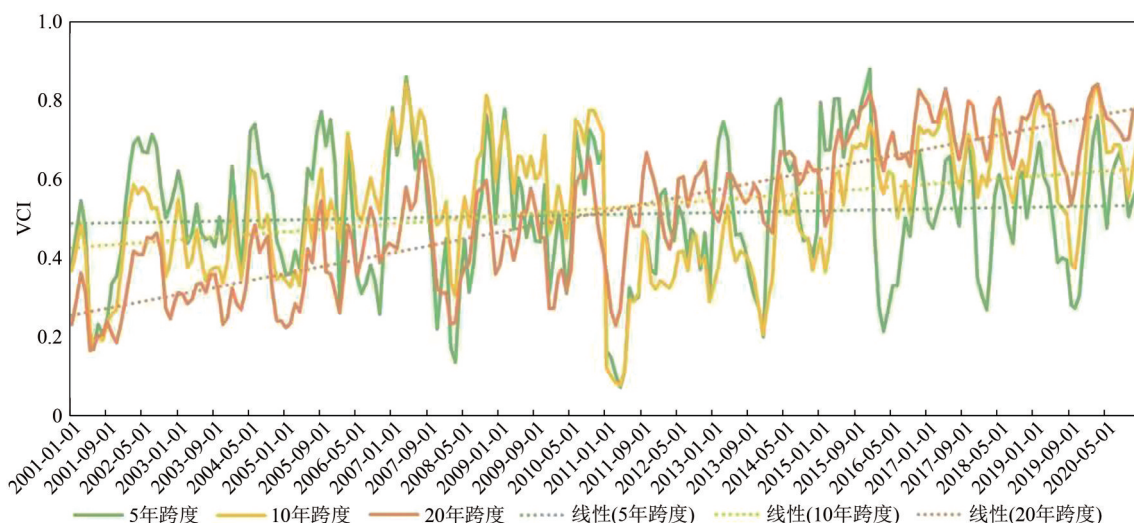


图13 基于不同时间跨度计算所得的区域平均VCI在2001年—2020年变化趋势分析

Fig. 13 Trend analysis of VCI over the period 2001—2020 based on different time-spans

围绕VCI遥感估算的不确定性,本文初步明确了不确定性的主要因素,对后期该指数应用于大尺度干旱监测与评估具有重要指示作用。本研究仍存在几方面的不足有待进一步完善:首先,本文仅选取了几个比较具有代表性的植被遥感产品进行了不确定性评估,突显出了各个主要因素的影响大小,仍有必要加入对其他重要植被遥感产品如SPOT-VEGETATION系列、VIIRS系列、GLASS系列的评价;其次,本文在分析过程中只是简单的将空间分辨率进行了均一化处理,未考虑不同的空间分辨率对计算结果的影响,在后续的研究过程中可以从产品之间存在空间尺度效应方面,更加细致地分析其产生差异的原因;最后,对于时间跨度的考虑,本文只是选取了几个代表性的时间跨度,未能定量探讨不确定性随时间跨度的变化特征,进而给出合理的时间跨度选择方案;最后,本文从异常值估算的角度对产品的一致性做出了评价,对于同一定义下的植被参数,不同反演方法或者传感器可能带来原始植被遥感产品的不一致,这种产品异常值的差异有多大程度是由原始产品的不一致造成的有待进一步分析。

水循环相关参数如降水、土壤水分、地表温

度、蒸散发、地下水储量等大多都能够通过遥感技术反演得到,且每种参数都呈现多源产品共存的态势(Cui等,2018)。发展多参数综合的遥感干旱监测指标是当下遥感干旱监测应用研究的主要方向之一,基于这些产品计算的异常指标大都已经用于干旱监测与评估(Jiao等,2021)。类似多源植被遥感产品带来的干旱监测指标计算不确定性,这些多源水循环遥感参数产品导致的异常值估算结果之间的不一致性也有待进行定量的比较与评估。只有明晰了参数产品带来的误差,才能确认遥感产品探测出来的异常多大程度上反应的是真实的地表旱情动态特征。

5 结 论

本文基于不同传感器、植被参数以及时间跨度的植被遥感产品计算了植被条件指数(VCI),从而定量分析和评估了多源植被遥感产品应用于干旱监测中的不确定性。主要结论包括:

(1) 不同传感器(MODIS、AVHRR-GIMMS3g)的NDVI产品计算得到的VCI时间序列在长江中游大部分区域上存在较大的差异。从总体来看,二者计算所得的VCI时间序列之间存在微弱相关性、

总体偏差较大；从各月尺度来看，1—10月二者之间呈微弱正相关，11月和12月二者之间呈负相关，且偏差达到各月中的最大值。较差的一致性可能主要是由于两种产品在该区域存在不一致的长期趋势特征导致的。但这种不一致仅代表了长江中游地区的情形，全球其他区域的一致性特征有待进一步分析。

(2) 不同的植被参数（NDVI与EVI、LAI、VOD）产品导致的差异远低于不同传感器导致的差异，但在特定区域上的差异仍然非常显著。基于NDVI和EVI产品、NDVI和LAI产品，分别计算得到的VCI时间序列之间具有显著的相关性、总体偏差较小。6—9月，森林地区二者之间的相关性较小，偏差达到各月最大值，这与NDVI在植被密集区存在饱和现象有关。然而，基于NDVI和VOD产品计算得到的VCI时间序列总体偏差较大，在大部分区域均呈现出显著性差异。

(3) 不同时间跨度（5年、10年、20年）的NDVI产品，计算得到的VCI时间序列之间具有较好的一致性，由时间跨度引起的不确定性相对来说较小。植被产品中的趋势特征仍是这种不确定性的主要原因之一。

前期的植被异常动态监测中，用户在植被遥感产品选择上往往具备较大的随机性，例如计算VCI的事件跨度往往选取当前研究能够获取产品的最大时长。通过本文的分析，我们认识到如果不加选择地选用植被产品进行大范围植被扰动监测可能导致不同程度的评估误差。本文的研究结果也为后期相关应用中产品的选取和结果解读提供了有益启示：

(1) 对于特定研究区，如果只是将VCI指标用于表征短期的植被扰动（如季节性干旱），所选产品中存在的长期趋势项建议先予以去除，这将极大消除不同时间跨度的影响。此外，受植被饱和效应影响，对于高植被覆盖区尽量不要选用NDVI产品开展植被异常探测。

(2) 不同植被参数产品表征了植被的不同生物物理特征，从而导致计算得到的VCI之间存在不一致的特征，在对结果的解读和对比中要充分考虑这些因素差异。

(3) AVHRR NDVI和MODIS NDVI尽管在全球长期趋势和植被季节性变化的表征中呈现出较高的一致性，但用于探测短期的植被扰动时一致

性较差。考虑到MODIS传感器较好的稳定性和延续性，除非是需要回顾2000年之前的短期植被扰动，建议选用MODIS NDVI产品进行指标计算。

尽管不同影响因素大致的不确定性大小存在差异，但对于干旱监测结果的准确性影响不容忽视。在使用植被遥感产品计算干旱监测指数时，充分考虑各种因素对结果不确定性的影响，选择适宜的产品，并对监测结果作出合理的解释。

参考文献(References)

- Afshar M H, Al-Yaari A and Yilmaz M T. 2021. Comparative evaluation of microwave L-band VOD and optical NDVI for agriculture drought detection over central Europe. *Remote Sensing*, 13(7): 1251 [doi: 10.3390/rs13071251]
- AghaKouchak A, Farahmand A, Melton F S, Teixeira J, Anderson M C, Wardlow B D and Hain C R. 2015. Remote sensing of drought: progress, challenges and opportunities. *Reviews of Geophysics*, 53(2): 452-480 [doi: 10.1002/2014RG000456]
- Asuero A G, Sayago A and González A G. 2006. The correlation coefficient: an overview. *Critical Reviews in Analytical Chemistry*, 36(1): 41-59 [doi: 10.1080/10408340500526766]
- Chen C, Park T, Wang X H, Piao S L, Xu B D, Chaturvedi R K, Fuchs R, Brovkin V, Ciais P, Fensholt R, Tømmervik H, Bala G, Zhu Z C, Nemani R R and Myneni R B. 2019. China and India lead in greening of the world through land-use management. *Nature Sustainability*, 2(2): 122-129 [doi: 10.1038/s41893-019-0220-7]
- Cui Y K, Chen X, Gao J Y, Yan B Y, Tang G Q and Hong Y. 2018. Global water cycle and remote sensing big data: overview, challenge, and opportunities. *Big Earth Data*, 2(3): 282-297 [doi: 10.1080/20964471.2018.1548052]
- Dai A G. 2011. Drought under global warming: a review. *WIREs Climate Change*, 2(1): 45-65 [doi: 10.1002/wcc.81]
- Dai A G, Trenberth K E and Qian T T. 2004. A global dataset of palmer drought severity index for 1870 - 2002: relationship with soil moisture and effects of surface warming. *Journal of Hydrometeorology*, 5(6): 1117-1130 [doi: 10.1175/jhm-386.1]
- de Sanchez H and Luisa A. 2018. Vegetation Optical Depth: its Potential as an Agricultural Drought Indicator: A Case Study on Pepper Fields in Indonesia. Mekelweg: Delft University of Technology
- Didan K. 2015. MOD13A2 MODIS/terra vegetation indices, 16-Day L3 global, 1km SIN Grid V006. NASA EOSDIS Land Processes DAAC. <https://ladsweb.modaps.eosdis.nasa.gov/missions-and-measurements/products/MOD13A2>
- Didan K, Munoz A B, Solano R and Huete A. 2015. MODIS vegetation index user's guide (MOD13 Series). University of Arizona: Vegetation Index and Phenology Lab. https://lpdaac.usgs.gov/documents/103/MOD13_User_Guide_V6.pdf
- Dutta D, Kundu A, Patel N R, Saha S K and Siddiqui A R. 2015. Assessment of agricultural drought in Rajasthan (India) using remote sens-

- ing derived Vegetation Condition Index (VCI) and Standardized Precipitation Index (SPI). *The Egyptian Journal of Remote Sensing and Space Science*, 18(1): 53-63 [doi: 10.1016/j.ejrs.2015.03.006]
- Fang H L, Baret F, Plummer S and Schaepman-Strub G. 2019. An overview of global leaf area index (LAI): methods, products, validation, and applications. *Reviews of Geophysics*, 57(3): 739-799 [doi: 10.1029/2018RG000608]
- Feng Q, Tian G L and Liu Q H. 2003. Research on the operational system of drought monitoring by remote sensing in China. *Journal of Remote Sensing (in Chinese)*, 7(1): 14-18 (冯强, 田国良, 柳钦火. 2003. 全国干旱遥感监测运行系统的研制. *遥感学报*, 7(1): 14-18) [doi: 10.11834/jrs.20030103]
- Fensholt R and Proud S R. 2012. Evaluation of Earth Observation based global long term vegetation trends — Comparing GIMMS and MODIS global NDVI time series. *Remote Sensing of Environment*, 119: 131-147 [doi: 10.1016/j.rse.2011.12.015]
- Fuentes I, Padarian J and Vervoort R W. 2022. Spatial and temporal global patterns of drought propagation. *Frontiers in Environmental Science*, 10: 788248 [doi: 10.3389/fenvs.2022.788248]
- Gocic M and Trajkovic S. 2013. Analysis of changes in meteorological variables using Mann-Kendall and Sen's slope estimator statistical tests in Serbia. *Global and Planetary Change*, 100: 172-182 [doi: 10.1016/j.gloplacha.2012.10.014]
- Guan Y H. 2015. Extreme Climate Change and its Trend Prediction in the Yangtze River Basin. Yangling: Northwest A and F University (关颖慧. 2015. 长江流域极端气候变化及其未来趋势预测. 杨凌: 西北农林科技大学)
- Guo N. 2003. Vegetation index and its advances. *Journal of Arid Meteorology*, 21(4): 71-75 (郭锐. 2003. 植被指数及其研究进展. *干旱气象*, 21(4): 71-75)
- Jiang Z Y, Huete A R, Didan K and Miura T. 2008. Development of a two-band enhanced vegetation index without a blue band. *Remote Sensing of Environment*, 112(10): 3833-3845 [doi: 10.1016/j.rse.2008.06.006]
- Jiao W Z, Wang L X and McCabe M F. 2021. Multi-sensor remote sensing for drought characterization: current status, opportunities and a roadmap for the future. *Remote Sensing of Environment*, 256: 112313 [doi: 10.1016/j.rse.2021.112313]
- Karnieli A, Agam N, Pinker R T, Anderson M, Imhoff M L, Gutman G, Panov N and Goldberg A. 2010. Use of NDVI and land surface temperature for drought assessment: merits and limitations. *Journal of Climate*, 23(3): 618-633 [doi: 10.1175/2009JCLI2900.1]
- Kogan F N. 1990. Remote sensing of weather impacts on vegetation in non-homogeneous areas. *International Journal of Remote Sensing*, 11(8): 1405-1419 [doi: 10.1080/01431169008955102]
- Kogan F N. 1995. Application of vegetation index and brightness temperature for drought detection. *Advances in Space Research*, 15(11): 91-100 [doi: 10.1016/0273-1177(95)00079-T]
- Li X. 2018. Research on Drought Monitoring and Terrestrial Ecosystem Response Based on Multi-Source Remote Sensing Data. Chengdu: University of Electronic Science and Technology of China (李星. 2018. 基于多源遥感数据的干旱监测方法及生态系统响应研究. 成都: 电子科技大学)
- Liu W T and Kogan F N. 1996. Monitoring regional drought using the Vegetation Condition Index. *International Journal of Remote Sensing*, 17(14): 2761-2782 [doi: 10.1080/01431169608949106]
- Liu Y Y, de Jeu R A M, McCabe M F, Evans J P and van Dijk A I J M. 2011. Global long-term passive microwave satellite-based retrievals of vegetation optical depth. *Geophysical Research Letters*, 38(18): L18402 [doi: 10.1029/2011GL048684]
- Matsushita B, Yang W, Chen J, Onda Y and Qiu G Y. 2007. Sensitivity of the enhanced vegetation index (EVI) and normalized difference vegetation index (NDVI) to topographic effects: a case study in high-density cypress forest. *Sensors*, 7(11): 2636-2651 [doi: 10.3390/s7112636]
- Menenti M and Jia L. 2016. Observing the response of the land surface to climate variability by time series analysis of satellite observations. *Journal of Remote Sensing (in Chinese)*, 20(5): 946-957 (Menenti M, 贾立. 2016. 遥感定量反演地表参数对于气候变化的响应研究. *遥感学报*, 20(5): 946-957) [doi: 10.11834/jrs.20166223]
- Moesinger L, Dorigo W, de Jeu R, van der Schalie R, Scanlon T, Teubner I and Forkel M. 2020. The global long-term microwave Vegetation Optical Depth Climate Archive (VODCA). *Earth System Science Data*, 12(1): 177-196 [doi: 10.5194/essd-12-177-2020]
- Myneni R, Knyazikhin Y and Park T. 2015. MCD15A3H MODIS/terra+aqua leaf area index/FPAR, 4-day L4 global, 500m SIN grid V006[EB/OL]. NASA EOSDIS Land Processes DAAC. <https://ladsweb.modaps.eosdis.nasa.gov/missions-and-measurements/products/MCD15A3H/>
- Nie J, Deng L, Hao X L, Liu M and He Y. 2018. Application of GF-4 satellite in drought remote sensing monitoring: a case study of Southeastern Inner Mongolia. *Journal of Remote Sensing (in Chinese)*, 22(3): 400-407 (聂娟, 邓磊, 郝向磊, 刘明, 贺英. 2018. 高分四号卫星在干旱遥感监测中的应用. *遥感学报*, 22(3): 400-407) [doi: 10.11834/jrs.20187067]
- Pettorelli N. 2013. *The Normalized Difference Vegetation Index*. Oxford: oxford University Press [doi: 10.1093/acprof:osobl/9780199693160.001.0001]
- Riebsame W E. 2019. *Drought and Natural Resources Management in the United States: impacts and Implications of the, 1987-89 Drought*. New York: Routledge [doi: 10.4324/9780429045332]
- Rouse J W, Hass R H, Schell J A and Deering D W. 1973. Monitoring vegetation systems in the great plains with ERTS//Third Earth Resources Technology Satellite (ERTS) Symposium. Washington: NASA, 1973: 309-317
- Sen P K. 1968. Estimates of the regression coefficient based on Kendall's tau. *Journal of the American Statistical Association*, 63(324): 1379-1389 [doi: 10.1080/01621459.1968.10480934]
- Shi J C, Du Y, Du J Y, Jiang L M, Chai L N, Mao K B, Xu P, Ni W J, Xiong C, Liu Q, Liu C Z, Guo P, Cui Q, Li Y Q, Chen J, Wang A Q, Luo H J and Wang Y H. 2012. Progresses on microwave remote sensing of land surface parameters. *Science China Earth Sciences*, 55(7): 1052-1078 [doi: 10.1007/s11430-012-4444-x]

- Tian F, Fensholt R, Verbesselt J, Grogan K, Horion S and Wang Y J. 2015. Evaluating temporal consistency of long-term global NDVI datasets for trend analysis. *Remote Sensing of Environment*, 163: 326-340 [doi: 10.1016/j.rse.2015.03.031]
- Tucker C J, Pinzon J E, Brown M E, Slayback D A, Pak E W, Mahoney R, Vermote E F and El Saleous N. 2005. An extended AVHRR 8-km NDVI dataset compatible with MODIS and SPOT vegetation NDVI data. *International Journal of Remote Sensing*, 26(20): 4485-4498 [doi: 10.1080/01431160500168686]
- van Leeuwen W J D, Orr B J, Marsh S E and Herrmann S M. 2006. Multi-sensor NDVI data continuity: uncertainties and implications for vegetation monitoring applications. *Remote Sensing of Environment*, 100(1): 67-81 [doi: 10.1016/j.rse.2005.10.002]
- Vogel C, Laing M V and Monnik K. 2000. Drought in South Africa, with special reference to the, 1980-94 Period//Wilhite D A, ed. *Drought: a Global Assessment*. London: Routledge: 348-366
- Wang C Y, Niu Z, Zhang Q Y, Wang W and Chen X W. 1999. Analysis of vegetation green wave change in China using NOAA NDVI data set. *Journal of Image and Graphics*, 4(11): 976-979 (王长耀, 牛铮, 张庆员, 王汶, 陈秀万. 1999. 利用NOAA NDVI数据集分析中国植被绿波推移规律. *中国图象图形学报*, 4(11): 976-979 [doi: 10.11834/jig.1999011231])
- Wang Q, Adiku S, Tenhunen J and Granier A. 2005. On the relationship of NDVI with leaf area index in a deciduous forest site. *Remote Sensing of Environment*, 94(2): 244-255 [doi: 10.1016/j.rse.2004.10.006]
- Wang X W, Liu M and Liu L. 2014. Responses of MODIS spectral indices to typical drought events from 2000 to 2012 in southwest China. *Journal of Remote Sensing (in Chinese)*, 18(2): 432-452 (王先伟, 刘梅, 柳林. 2014. MODIS 光谱指数在中国西南干旱监测中的应用. *遥感学报*, 18(2): 432-452 [doi: 10.11834/jrs.20143023])
- Wang Z X, Liu C and Huete A. 2003. From AVHRR-NDVI to MODIS-EVI: advances in vegetation index research. *Acta Ecologica Sinica*, 23(5): 979-987 [DOI: 10.3321/j.issn:1000-0933.2003.05.020]
- West H, Quinn N and Horswell M. 2019. Remote sensing for drought monitoring and impact assessment: progress, past challenges and future opportunities. *Remote Sensing of Environment*, 232: 111291 [doi: 10.1016/j.rse.2019.111291]
- Wilhite D A. 2000. Drought as a natural hazard: concepts and definitions//Wilhite D, ed. *Drought: a Global Assessment*. London: Routledge: 3-18
- Willmott C J and Matsuura K. 2005. Advantages of the mean absolute error (MAE) over the root mean square error (RMSE) in assessing average model performance. *Climate Research*, 30(1): 79-82 [doi: 10.3354/cr030079]
- Xie F and Fan H. 2021. Deriving drought indices from MODIS vegetation indices (NDVI/EVI) and Land Surface Temperature (LST): is data reconstruction necessary?. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 101: 102352 [doi: 10.1016/j.jag.2021.102352]
- Xie Y C, Sha Z Y and Yu M. 2008. Remote sensing imagery in vegetation mapping: a review. *Journal of Plant Ecology*, 1(1): 9-23 [doi: 10.1093/jpe/rtm005]
- Xu Z Y, Cao L Y, Zhong S B, Liu G, Yang Y S, Zhu S, Luo X G and Di L P. 2020. Trends in global vegetative drought from long-term satellite remote sensing data. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 13: 815-826 [doi: 10.1109/jstars.2020.2972574]
- Xue J R and Su B F. 2017. Significant remote sensing vegetation indices: a review of developments and applications. *Journal of Sensors*, 2017: 1353691 [doi: 10.1155/2017/1353691]
- Zhang Q, Zhang L, Cui X C and Zeng J. 2011. Progresses and challenges in drought assessment and monitoring. *Advances in Earth Science*, 26(7): 763-778 (张强, 张良, 崔显成, 曾剑. 2011. 干旱监测与评价技术的发展及其科学挑战. *地球科学进展*, 26(7): 763-778) [doi: 10.11867/j.issn.1001-8166.2011.07.0763]
- Zheng G and Moskal L M. 2009. Retrieving leaf area index (LAI) using remote sensing: theories, methods and sensors. *Sensors*, 9(4): 2719-2745 [doi: 10.3390/s90402719]
- Zhou J, Jia L and Menenti M. 2015. Reconstruction of global MODIS NDVI time series: performance of harmonic analysis of time series (HANTS). *Remote Sensing of Environment*, 163: 217-228 [doi: 10.1016/j.rse.2015.03.018]

Analyzing the uncertainty of the multisource remote sensing-based vegetation products for drought monitoring

LIU Xuan^{1,2}, ZHOU Jie^{1,2}, LU Jing³, JIA Li³, XIONG Xuqian^{1,2}, CUI Yilin^{1,2}

1. Key Laboratory for Geographical Process Analysis & Simulation of Hubei Province, Central China Normal University, Wuhan 430079, China;

2. College of Urban and Environmental Sciences, Central China Normal University, Wuhan 430079, China;

3. Aerospace Information Research Institute, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100094, China

Abstract: In the context of continued global warming, the risks of drought have increased remarkably, causing tremendous impacts on the sustainability of natural ecosystems and socioeconomic systems. Remote sensing-based vegetation products are widely used to capture

terrestrial vegetation dynamic and reflect the response of ecosystem to drought events. The vegetation condition index (VCI) derived from long-term vegetation products is one of the most popular indices for drought monitoring. VCI calculated from multisource vegetation products had been applied in applications for drought monitoring. However, little attention has been paid to quantify the uncertainty of the drought monitoring result caused by these products. This study aims to explore the uncertainty of drought monitoring using VCI derived from multisource remote-sensed vegetation products by considering the impact of difference in sensors, physical definition of vegetation parameters, and historical time span of products on VCI result. In this study, the uncertainty of multisource remote sensing-based vegetation products applied to drought monitoring was analyzed and evaluated by taking the middle reaches of Yangtze River as an example. Specifically, on the basis of the experimental settings of different sensors (MODIS, AVHRR), different vegetation parameters (NDVI, EVI, LAI, VOD), and different time spans (5, 10, and 20 years), the corresponding VCI time series were calculated. Then, the correlation coefficient (r) and root mean square deviation between VCI time series under different experimental settings were calculated to quantify the uncertainty of multisource vegetation remote sensing products for drought monitoring. The possible explanation for the quantified uncertainty was further attributed in the study. (1) The VCI time series calculated from NDVI products based on different sensors show considerable inconsistencies over most of the study area, with weak correlation and large overall deviations. The inconsistent long-term trend pattern between MODIS-NDVI and AVHRR-NDVI over the study area might account for the large uncertainty. (2) The differences due to different vegetation parameter products are much lower than those due to different sensors, but the differences are still over specific regions, with strong correlations between the VCI time series calculated on the basis of NDVI and EVI products, NDVI and LAI products, respectively, while the VCI time series calculated on the basis of NDVI and VOD products show significant differences in most regions. The saturation effect of NDVI still effect VCI calculation over highly vegetated area. (3) The VCI time series calculated on the basis of different time spans keep well consistency with each other, and the larger the time span of the products, the smaller the differences in VCI changes. In summary, when using vegetation remote sensing products for drought monitoring, the consistency characteristics among multisource vegetation remote sensing products must be carefully addressed to ensure the validity of the monitoring results. Similar analysis should be further expanded to global scale and more vegetation products to quantify the uncertainty systematically.

Key words: Vegetation Condition Index (VCI), drought monitoring, uncertainty analysis, remote sensing of vegetation, remote sensing products

Supported by National Natural Science Foundation of China (No. 42171371)