

基于过程认知的亚热带植被季节性干旱识别模型及其在湘赣地区的应用

张治梅, 矫志军, 吴立新

- 中南大学 地球科学与信息物理学院, 长沙 410012;
- 中南大学 亚热带遥感中心, 长沙 410083;
- 中南大学 地灾感知认知预知研究室, 长沙 410083

摘要: 植被干旱遥感监测是遥感应用的重要研究课题, 但亚热带地区因其复杂的地形地貌和茂密的植被覆盖, 使得该区域植被干旱遥感的准确监测尤为困难。鉴于此, 本文基于改进的多光谱植被指数和地表温度构建特征空间, 设计了植被干旱响应VDR (Vegetation Drought Response) 模块, 描述亚热带植被对干旱的波动响应时空特征; 顾及干旱胁迫时植被与土壤湿度相互作用的动态过程, 识别植被干旱过程VDP (Vegetation Drought Process), 定义植被干旱阈值VDT (Vegetation Drought Threshold), 以此界定植被干旱边界; 联合VDR、VDP与VDT, 构建基于植被干旱过程认知的植被干旱模型PCVDM (Process-Cognizant Vegetation Drought Model), 以期实现亚热带植被干旱的准确识别。以湘赣地区为例, 获取该地区2000年—2023年夏季基于PCVDM模型的植被干旱监测结果, 并结合海拔高度与地层岩性特征开展分析。结果表明: 在相对较高海拔地区的植被, 由于持续升温, 刺激了林木生长发育; 而在相对较低海拔地区, 受地层岩石/坡体持水性差异及持续升温导致地表蒸散率上升的综合影响, 植被虽呈现“变绿”趋势, 实则处于强烈干旱胁迫之中, 即植被整体不断变绿的同时, 其干旱也在不断增强。研究可为亚热带植被干旱监测识别与碳汇研究提供参考。

关键词: 亚热带遥感, 植被干旱监测, 过程认知, 植被干旱模型, Mann-Kendall 检验, 湘赣地区

中图分类号: TP701/P2

引用格式: 张治梅, 矫志军, 吴立新. 2026. 基于过程认知的亚热带植被季节性干旱识别模型及其在湘赣地区的应用. 遥感学报, 30(5): 1273-1288

Zhang Z M, Jiao Z J and Wu L X. 2026. A process-cognizant vegetation drought model for indentifying seasonal drought in subtropical region and its application in the Hunan-Jiangxi region. National Remote Sensing Bulletin, 30(5): 1273-1288 [DOI:10.11834/jrs.20264144]

1 引言

全球气候变暖背景下不断攀升的气温导致区域干旱胁迫加剧, 对生态系统健康构成重大威胁, 对经济、农业和社会造成严重破坏 (Ma 等, 2023; Brodribb 等, 2020; Anderegg 等, 2022; Anderegg 等, 2013)。与气象干旱、水文干旱、农业干旱和社会经济干旱 (Mishra 和 Singh, 2010) 相比, 植被干旱更为复杂、造成的影响更大 (Mishra 和 Singh, 2010)。因此, 大范围植被干旱遥感识别与定量分析至关重要 (Goddard 等, 2003; Tadesse

等, 2005)。

过去, 植被干旱主要利用气象站长期观测进行评估, 并通过降水指数进行量化, 如帕默尔干旱指数 (Palmer, 1965)、标准化降水指数 (Bhalme 和 Mooley, 1980) 以及标准化降水蒸散指数 (Vicente-Serrano 等, 2010) 等。由于气象站密度有限且分布不均, 难以反映地形地貌导致的局部气象差异与植被干旱响应变化; 利用上述气象指数描述亚热带尤其是亚热带山地丘陵地区的植被干旱过程, 面临新的挑战 (吴立新 等, 2022)。近年来, 多模卫星遥感及其数据产品为在大范围监测植被干旱

收稿日期: 2024-04-24; 预印本: 2025-11-28

基金项目: 国家重点研发计划 (编号: 2023YFE0208000); 中南大学研究生自主探索创新项目 (编号: 2024ZZTS0369)

第一作者简介: 张治梅, 研究方向为亚热带遥感、灾害监测。E-mail: zmzhang98@163.com

通信作者简介: 吴立新, 研究方向为地学三维建模、遥感岩石力学、数字矿山、地灾感知认知、亚热带遥感。E-mail: wulx66@csu.edu.cn

提供了便利 (Ahmadalipour 等, 2017), 已成为遥感应应用研究热点 (Tucker 和 Choudhury, 1987; Silleos 等, 2006; Nemani 等, 2009; Ma 等, 2023), 国内外相继提出了一系列基于微波、可见光、近红外和热红外遥感的植被干旱遥感模型 (Liu 等, 2017; Qin 等, 2006; Rhee 等, 2010; Escorihuela 和 Quintana-Seguí, 2016)。这些模型包括土壤湿度模型、植被指数模型、温度指数模型和温度—植被指数模型 (McKee 等, 1993; Bhalme 和 Mooley, 1980; Xu 等, 2020; Wang 等, 2001)。

土壤湿度 SM (Soil Moisture) 可间接反映持续升温背景下的植被健康状况 (Whan 等, 2015)。典型的土壤湿度指数有: 标准化土壤湿度指数 (AghaKouchak, 2014)、土壤湿度亏缺指数 (Mishra 等, 2017) 和美国干旱监测指数 (Svoboda 等, 2002) 等。然而, 仅仅依赖土壤湿度的植被干旱监测忽视了植被的健康状况。植被指数可直接反映植被健康状况, 常用植被指数有归一化植被指数 (Rouse 等, 1974)、变换植被指数 (Tucker, 1979)、植被状况指数 (Kogan, 1995) 和增强植被指数 (Huete 等, 2002) 等。这些植被指数的共性是通过整合对植被生理属性 (如叶绿素含量、含水量和叶片内部结构) 敏感的不同波段光谱信息来获取植被绿度信息, 进而反应植被干旱状况 (AghaKouchak 等, 2015)。然而, 植被绿度受饱和效应影响 (Sun 等, 2021), 在生物量较高的地区如亚热带进行植被干旱监测受到严重制约。利用红色波段的两个边缘带 (Red Edge 1 和 Red Edge 2) 的辐射信号, 可望降低植被指数的标准化差异; 由此, 提出了一种新型植被指数即改进的多光谱植被指数 MMSVI (Modified Multiple Spectrum-based Vegetation Index), 可提高对植被特征的捕捉能力 (Jiao 等, 2024)。

地表温度 LST (Land Surface Temperature) 可为高生物量地区的植被干旱监测提供有价值的信息 (Gutman, 1990)。因叶片温度与蒸腾作用之间存在高度相关性, 故温度指数对土壤湿度胁迫的敏感度更高, 常用的温度指数包括归一化差异温度指数 (McVicar 和 Jupp, 1998) 和温度条件指数 (Jain 等, 2009)。然而, 温度指数可能忽略植物之间的抗旱性差异, 导致植被覆盖类型多样化地区的干旱遥感监测出现误差。对此, 已有研究根据 NDVI-LST 三角空间的经验解释, 提出了 LST 和植被指数 VI (Vegetation Index) 的联合方法 (Price,

1990), 如温度植被干旱指数 TVDI (Temperature Vegetation Drought Index) (Liu 等, 2017)。尽管如此, 其结果多限于定性评估, 不同类植被之间以及同一植被类别内部干旱变化的精确量化仍然存在困难。

因此, 为精确量化不同类植被之间以及同一类植被内部干旱的时空差异, 本研究顾及不同植被对干旱胁迫响应的规律, 基于 MMSVI 和 LST 的特征空间, 共同表征植被随土壤湿度变化的时空响应; 进而, 建立植被干旱响应 VDR (Vegetation Drought Response) 模型, 分析植被干旱过程 VDP (Vegetation Drought Process) 与起止时间。其实质是: 先利用植被对土壤湿度响应的敏感性, 建立 VDP 期间的 VDR 模型; 然后将 VDR 模型与植被干旱阈值 VDT (Vegetation Drought Threshold) 及 VDP 相结合, 构建基于植被干旱过程认知的植被干旱模型 PCVDM (Process-Cognizant Vegetation Drought Model)。以中国亚热带中心地带湘赣地区为例, 对其 2000 年—2023 年夏季植被干旱时空变化进行遥感识别, 并结合区域海拔高度与地层岩性条件进行时空差异分析与成因辨析, 以期为该地区复杂地貌下的精准抗旱调度及森林生态系统碳汇潜力评估提供参考。

2 研究区概况与数据来源

2.1 研究区概况

湘赣地区 (24°29'05"N—30°08'45"N, 108°47'10"E—118°28'50"E) 包括湖南和江西两省, 地处中国亚热带中心地带。分别含洞庭湖和鄱阳湖两大淡水湖, 各自由湘江和赣江水系贯穿全省。区内地质条件复杂、地层年代跨越长、地表出露岩性丰富多样 (图 1 (a))。不同地层岩石的密度、渗透性与裂隙发育直接影响降雨入渗透与保水供水能力差异, 进而导致植被干旱的发生和严重程度不同 (张人权 等, 2018; 孙岩 等, 1992)。湘赣地区地形地貌多样、植被覆盖度和绿度高 (图 1 (b)); 丰富的植被类型涵盖了常绿阔叶林、落叶阔叶林、针叶林和灌木丛等 (图 1 (c))。受地表温度 (图 1 (d)) 和土壤湿度 (图 1 (e)) 空间分布差异影响, 必然使植被干旱呈现空间差异; 加之地形起伏变化大 (图 1 (f)), 山地、丘陵、盆地和河谷共同影响降水分布和表层湿度, 必然导致湘赣地区植被干旱呈现强时空异质性。

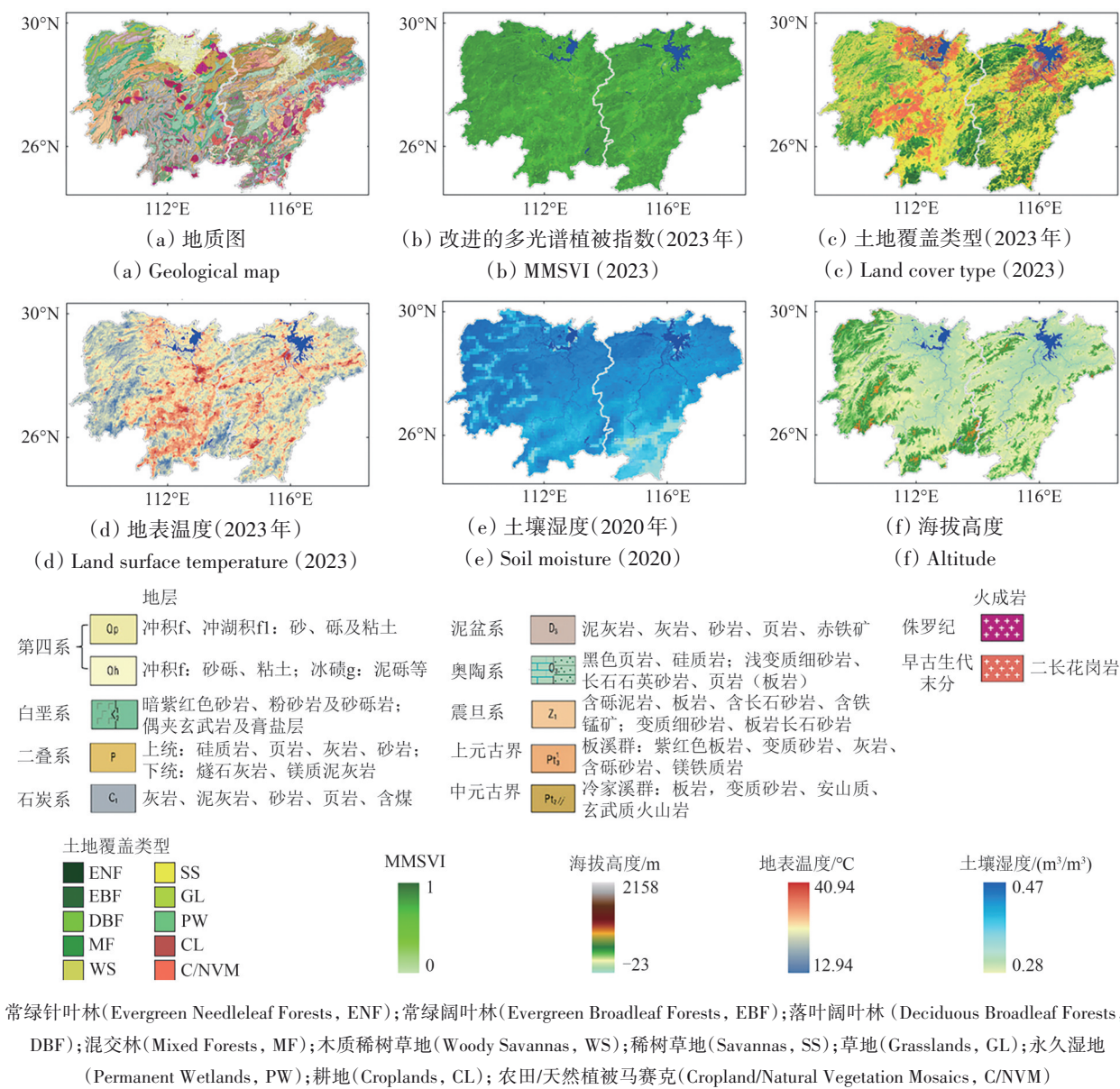


图1 研究区概况

Fig. 1 Overview of study areas

2.2 数据

本文采用地表反射率、植被覆盖类型、土壤湿度和地表温度共4类产品数据。其中：(1) MODIS地表反射率产品 (MOD09GA 6.1) 提供了去除大气散射或吸收影响的地表光谱反射率估计值 (Vermote和Wolfe, 2021), 以正弦投影方式提供了1—7波段的每日格网化L2G产品, 包括本文所需的500 m地表反射率数据; (2) MODIS 3级陆地标准数据产品 (MCD12Q1) 基于全年MODIS Terra和Aqua反射率数据进行监督分类和后处理算法, 得到年度植被覆盖类型分布 (Friedl和Sulla-Menashe, 2022)。该产品包含根据国际地圈生物圈计划 IGBP

(International Geosphere–Biosphere Program) 确定的17个主要土地覆盖类型。每个像元的年度类别经过平滑和稳定化处理, 能够反映该像元全年主要土地覆盖特征, 兼顾年度代表性与时序稳定性; (3) SMCI1.0是包含2000年—2020年、日尺度、0—10 cm深度的高时空分辨率土壤湿度 (Li等, 2022); 其以中国气象局提供的1648个站点观测10层土壤湿度作为基准, 使用ERA5_Land时间序列数据、叶面积指数、土地覆盖类型、地形和土壤特性作为协变量, 通过机器学习方式获得; (4) 地表温度来自MOD11A1 V6.1产品提供每日地表温度 (LST) 和发射率值 (Wan等, 2015), 由MOD11_L

2的扫描产品得出；在纬度30°以上，当某些像素有多个符合晴空标准的观测时采用其均值。以上数据均通过插值统一空间分辨率为500 m，用于后续分析计算。

3 研究方法

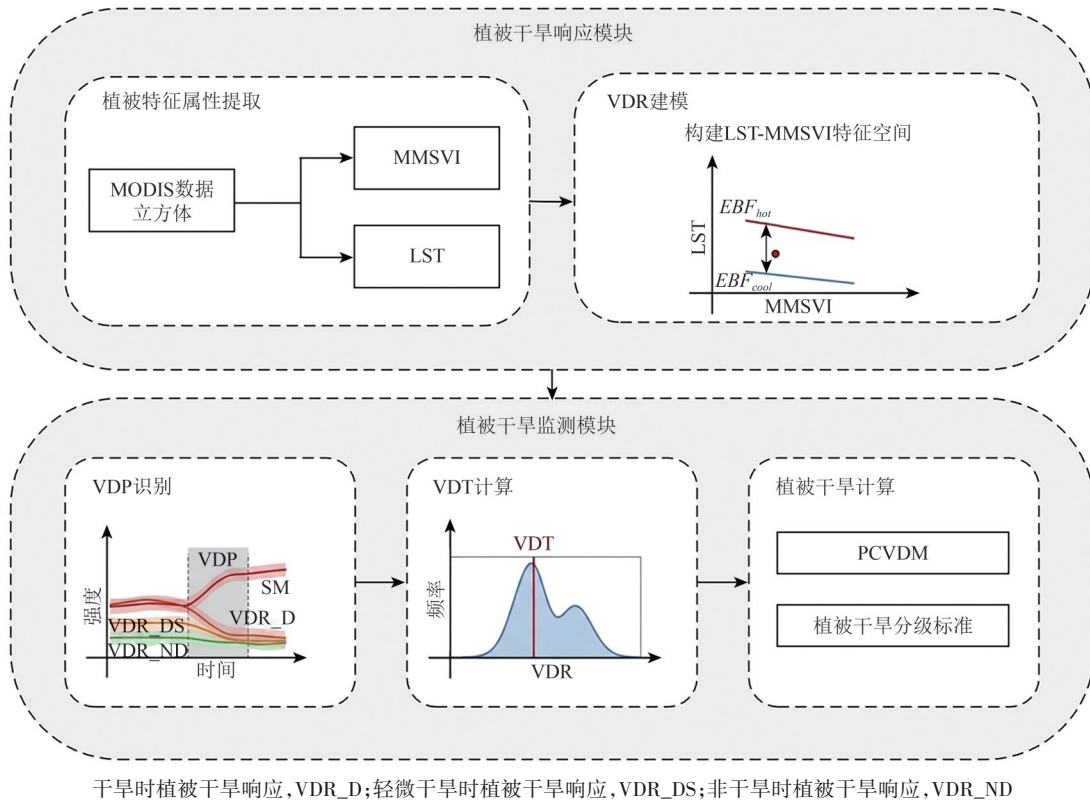
3.1 基于植被干旱过程认知的植被干旱建模

PCVDM包括两个递进模块，即体现植被多样

性差异的植被干旱响应模块和干旱过程认知驱动的植被干旱监测模块。该方法以年际季节合成数据为输入，可实现年际尺度下植被季节性干旱监测。后续以常绿阔叶林EBF（Evergreen Broadleaf Forests）为例，介绍建模过程，具体流程见图2。

3.1.1 植被干旱响应模块

如图2所示，该模块包括植被特征属性提取和VDR建模两部分。



干旱时植被干旱响应, VDR_D; 轻微干旱时植被干旱响应, VDR_DS; 非干旱时植被干旱响应, VDR_D

图2 PCVDM流程图

Fig. 2 The flowchart of Process-Cognizant Vegetation Drought Monitoring method

(1) 植被特征属性提取：从数据立方体中，提取能有效代表植被覆盖时空特征的属性点，包括MMSVI和LST指标。具体公式如下：

$$P_{EBF} = \text{SpatialRandom}\{LC_{EBF}\} \quad (1)$$

$$MMSVI = \frac{(2^{NIR} - 1 - Red)}{(NIR + Blue)} \quad (2)$$

$$MMSVI_{EBF} = MMSVI(P_{EBF}) \quad (3)$$

$$LST_{EBF} = LST(P_{EBF}) \quad (4)$$

式中， P_{EBF} 表示呈随机分布的常绿阔叶林单元集， LC_{EBF} 表示常绿阔叶林单元集，MMSVI为改正的多光谱植被指数（Jiao等，2024），其数值越大，代表植被越茂盛，NIR表示MODIS近红外地表反射率，Red表示红波段地表反射率，Blue表示蓝波段

地表反射率， $MMSVI_{EBF}$ 表示 P_{EBF} 的MMSVI属性集， LST_{EBF} 表示 P_{EBF} 的LST属性集。

(2) VDR建模：整合所获得的植被类型和温度属性数据集，构建LST-MMSVI特征空间（图2），建立VDR模型，具体如下：

$$EBF_{hot} = a1_{EBF} \times MMSVI_{EBF} + b1_{EBF} \quad (5)$$

$$EBF_{cool} = a2_{EBF} \times MMSVI_{EBF} + b2_{EBF} \quad (6)$$

$$VDR_{EBF} = \frac{(LST_{EBF} - EBF_{cool})}{(EBF_{hot} - EBF_{cool})} \quad (7)$$

式中， EBF_{hot} 表示常绿阔叶林植被温度特征空间的上边界， $a1_{EBF}$ 表示 EBF_{hot} 的斜率， $b1_{EBF}$ 代表 EBF_{hot} 的截距， EBF_{cool} 表示常绿阔叶林植被温度特征空间

的下边界, $a2_{\text{EBF}}$ 为 EBF_{cool} 的斜率, $b2_{\text{EBF}}$ 表示 EBF_{cool} 的截距, VDR_{EBF} 表示常绿阔叶林群落对干旱胁迫的响应, 其值越大, 代表植被受干旱胁迫越大, LST_{EBF} 表示常绿阔叶林群落的 LST。

利用植被类型信息和构建的 VDR 模型, 分析每类植被覆盖类别的干旱胁迫响应变化:

$$\text{VDR} = \{\text{VDR}_{\text{EBF}}, \text{VDR}_{\text{ENF}}, \dots\} \quad (8)$$

式中, VDR_{EBF} 是常绿阔叶林对干旱胁迫的响应, VDR_{ENF} 是常绿针叶林对干旱胁迫的响应。

3.1.2 植被干旱监测模块

为确定不同植被的干旱阈值 VDT, 构建过程认知驱动的植被干旱监测模块, 主要包括 VDP 识别、VDT 计算和植被干旱计算。

(1) VDP 识别: 通常, 土壤湿度减少将导致植被逐渐枯萎; 反之, 土壤湿度增加将促使植被逐渐变茂盛, 这是地理、气象和植物学的共性常识。本文利用该知识来判断植被的干旱过程:

$$\begin{aligned} \text{VDP}_{\text{EBF}} &= (i, i+1, \dots, i+m), m \geq 2, \\ \text{KVDP}_{\text{EBF}}(i-1) &< 0 \& \text{KVDP}_{\text{EBF}}(i) > 0 \& \\ \text{KVDP}_{\text{EBF}}(i+1) &> 0 \& \dots \& \text{KVDP}_{\text{EBF}}(i+m) > 0 \& \\ \text{KSM}_{\text{EBF}}(i-1) &> 0 \& \text{KSM}_{\text{EBF}}(i) < 0 \& \\ \text{KSM}_{\text{EBF}}(i+1) &< 0 \& \dots \& \text{KSM}_{\text{EBF}}(i+m) < 0 \& \\ \text{KVDP}_{\text{EBF}}(i-1) &> 0 \& \text{KVDP}_{\text{EBF}}(i) < 0 \& \\ \text{KVDP}_{\text{EBF}}(i+1) &< 0 \& \dots \& \text{KVDP}_{\text{EBF}}(i+m) < 0 \& \\ \text{KSM}_{\text{EBF}}(i-1) &< 0 \& \text{KSM}_{\text{EBF}}(i) > 0 \& \\ \text{KSM}_{\text{EBF}}(i+1) &> 0 \& \dots \& \text{KSM}_{\text{EBF}}(i+m) > 0 \end{aligned} \quad (9)$$

式中, VDP_{EBF} 是常绿阔叶林的干旱年度区间, $\text{KVDP}_{\text{EBF}}(i)$ 表示常绿阔叶林 VDR 从第 i 年到第 $i+1$ 年的斜率变化, $\text{KSM}_{\text{EBF}}(i)$ 表示常绿阔叶林的 SM 从第 i 年到第 $i+1$ 年的变化。

利用 VDP 识别过程, 可界定植被干旱 (VDR_{DS} 和 VDR_{D}) 年度区间, 去除非干旱 (VDR_{ND}) 干扰, 从而为植被干旱阈值的科学确定奠定可靠基础。

(2) VDT 计算: 根据 VDP 初始年度, 计算常绿阔叶林 VDR 最高频率、确定 VDT:

$$\text{VDT}_{\text{EBF}} = \text{Most}(\text{VDR}_{\text{EBF}}(i)) \quad (10)$$

式中, VDT_{EBF} 是常绿阔叶林的干旱阈值, 当此类植被的 VDR 超过该阈值时, 认为植被干旱。

(3) 植被干旱监测: 利用 VDR 与 VDT, 定量评估植被干旱程度。

$$\text{PCVDM}_{\text{EBF}} = \text{VDR}_{\text{EBF}} - \text{VDT}_{\text{EBF}} \quad (11)$$

$$\text{PCVDM} = \{\text{PCVDM}_{\text{EBF}}, \text{PCVDM}_{\text{ENF}}, \dots\} \quad (12)$$

式中, $\text{PCVDM}_{\text{EBF}}$ 为常绿阔叶林干旱状况, 代表

VDR 与 VDT 的差值, 其值越大, 代表植被越干旱。本文依据 PCVDM 将植被干旱等级 (Liu 等, 2017) 划分为: (0—0.2) 轻度干旱, (0.2—0.4) 中度干旱, (0.4—0.6) 重度干旱, (0.6—1.0) 极端干旱。

由此, 计算植被干旱频率 P_{EBF} :

$$P_{\text{EBF}} = \text{Sum}(\text{PCVDM}_{\text{EBF}}(i))/y \quad (13)$$

式中, y 为干旱计算的总年份。

3.2 Mann-Kendall 检验

Mann-Kendall 检验是一种非参数检验, 不受异常值干扰, 常用于检测水文数据序列中的重要趋势 (张涵丹等, 2015)。本文将用于干旱结果判断和突变点识别, 实现对长时序数据分段研究。对于年度空间均值序列 PCVDM ($x_1, x_2, \dots, x_n$), 基于 Mann-Kendall 检验统计量算法构造秩序列 S_k :

$$S_k = \sum_{i=1}^k r_i (k=1, 2, \dots, n) \quad (14)$$

$$r_i = \sum_{j=1}^i \text{sgn}(x_i - x_j) \quad (15)$$

$$\text{sgn}(x_i - x_j) = \begin{cases} 1, & x_i > x_j \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (16)$$

式中, $i=1, 2, \dots, n$; $j=1, 2, \dots, i$; x_j 和 x_i 分别是第 j 年和第 i 年的 PCVDM 空间均值; r_i 表示累积到第 i 年单元 $x_i > x_j (1 \leq j \leq i)$ 的总量。

Mann-Kendall 的标准化统计量 UF_k 为

$$\text{UF}_k = \frac{S_k - E(S_k)}{\sqrt{\text{var}(S_k)}} \quad (17)$$

再构造一个逆时间序列, 并计算统计量 UB_k , 满足 $\text{UB}_k = -\text{UF}_k$ 。 $\text{UF}_k > 0$ 表示呈上升趋势; $\text{UF}_k < 0$ 表示呈下降趋势。置信区间中 UB_k 和 UF_k 的交点表示突变时间。

式中, $E(S_k)$ 和 $\text{Var}(S_k)$ 分别按下式计算:

$$E(S_k) = \frac{k(k-1)}{4} \quad (18)$$

$$\text{Var}(S_k) = \frac{k(k-1)(2k+5)}{72} \quad (19)$$

3.3 Theil-Sen Median 趋势分析

Theil-Sen Median 趋势分析是非参数统计基础上的一种强趋势统计方法, 适合估计长时序变化趋势, 具有计算速度快、对误差和异常不敏感的优点 (Hamed 和 Rao, 1998; Sun 和 Zhou, 2016)。本文用其结合 Mann-Kendall 检验分析湘赣地区 2000 年—2023 年每阶段植被干旱时空演化趋势, 假设突变点将序列分为若干段, 每段为 m 年, 趋势度计算式如下:

$$\beta = \text{median} \frac{y_q - y_p}{q - p} \quad (20)$$

式中, $p=1, 2, \dots, m-1, q=p+1, p+2, \dots, m$; y_q 和 y_p 是第 q 年和第 p 年的 PCVDM 值, $\beta > 0$ 表示植被干旱呈改善的趋势; $\beta < 0$ 表示植被干旱呈恶化的趋势。

对于段内年度序列 PCVDM ($y_1, y_2, \dots, y_m$), 基于 Mann-Kendall 方法对该阶段进行显著性检验, 检验统计量 S 公式为

$$S = \sum_{p=1}^{m-1} \sum_{q=p+1}^m \text{sgn}(y_q - y_p) \quad (21)$$

$$\text{sgn}(y_q - y_p) = \begin{cases} 1, y_q - y_p > 0 \\ 0, y_q - y_p = 0 \\ -1, y_q - y_p < 0 \end{cases} \quad (22)$$

检验统计量 Z 计算公式如下:

$$Z = \begin{cases} (S - 1) / \sqrt{\text{Var}(S)}, S > 0 \\ 0, S = 0 \\ (S + 1) / \sqrt{\text{Var}(S)}, S < 0 \end{cases} \quad (23)$$

式中, $\text{Var}(S)$ 按下式计算:

$$\text{Var}(S) = \frac{m(m-1)(2m+5)}{18} \quad (24)$$

本文给定显著性水平 $\alpha=0.05$, 则临界值 $Z_{1-\alpha/2} = \pm 1.96$ 。

4 结果与分析

4.1 PCVDM 精度验证

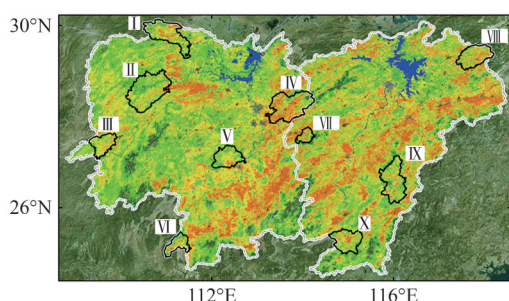
采用本文提出的 PCVDM 和常用的 TVDI, 分别计算湘赣地区 2000 年—2020 年的夏季植被干旱发生频率 (土壤湿度数据到 2020 年), 结果如图 3 (a) 和 (b) 所示。其中, 选取了地理上均匀分布的 10 个

子区域, 如图 3 (c) I—X 所示, 分别为石门县、阮陵县、芷江县、浏阳市、衡阳市、江永县、芦溪县、婺源县、宁都县和信丰县, 进行深入分析。采用随机抽样的方法分别计算各子区的土壤湿度、植被绿度和植被干旱变化, 结果如图 3 (c) 所示。基于 SM 减少会引起植被干旱胁迫, 导致植被逐渐萎蔫, 而 SM 增加即使在干旱胁迫下也能促进植被的生长和茂盛的认识 (Gupta 等, 2020; Hartman 等, 2019), 我们对植被干旱识别结果进行了综合判别, 准确的识别结果用绿圈表示, 错误的识别结果用红圈标注。

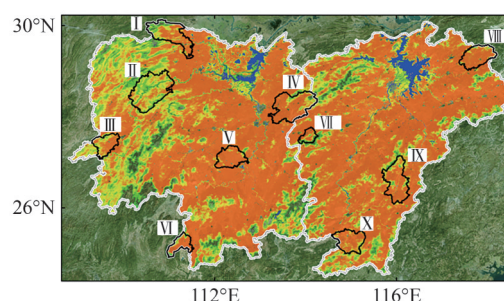
由图 3 (c) 可见: 根据植被干旱发生过程中干旱识别结果的正误得到 PCVDM 的植被干旱识别准确率达到 91.18%, 明显优于 TVDI 的 81.82%; 与 PCVDM 相比, TVDI 在图 3 (c) I 和 II 中的表现较差, 该区域土壤湿度高且植被茂盛, 表明 TVDI 算法在监测茂盛地区的干旱现象时效果不佳, 尤其是在土壤湿度和植被绿度均增加的情况下不适应。由图 3 (c) IX 和 X: 在植被覆盖率低、土壤含水量低的地区, 两种算法都表现良好。此外, 由图 3 (a) — (c) 可知: 植被干旱发生频率超 50% 的区域主要集中在湖南中、南部地区, 以及江西中部; TVDI 植被干旱现象出现高估, 空间干旱频率过于饱和。

4.2 植被干旱的空间分布

为进一步探讨植被干旱的空间分布特征与成因, 分别计算了 2000 年—2023 年夏季该区域的植被干旱分布情况, 如图 4 所示。不同植被的干旱情况及其对应的地层岩性和地形特征, 详见图 5。



(a) 基于 PCVDM 的 2000 年—2020 年夏季植被干旱频率结果
(a) Results of summer vegetation drought frequency from 2000 to 2020 based on PCVDM



(b) 基于 TVDI 的 2000 年—2020 年夏季植被干旱频率结果
(b) Results of summer vegetation drought frequency from 2000 to 2020 based on TVDI

干旱频率/% 0 100

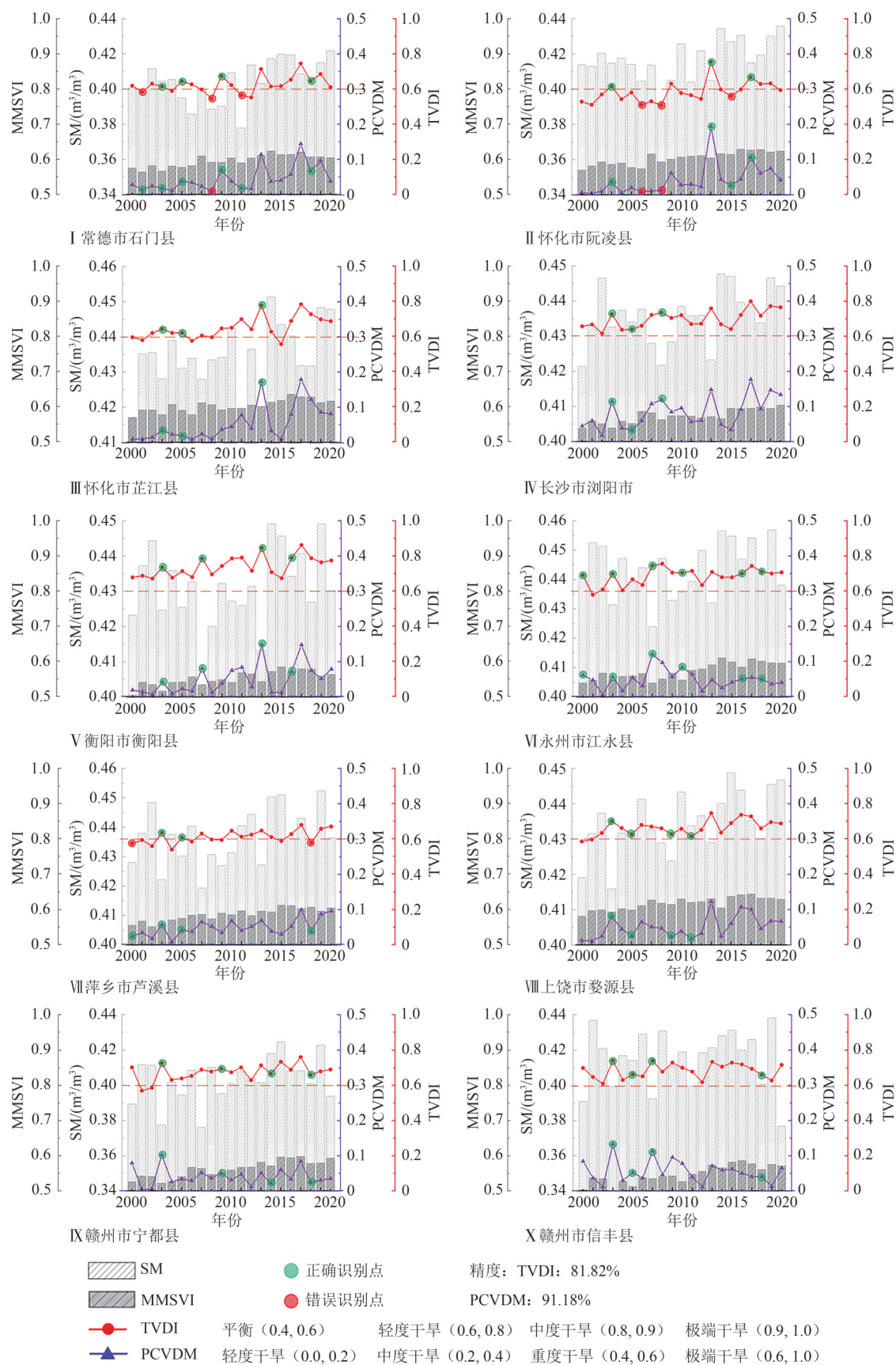
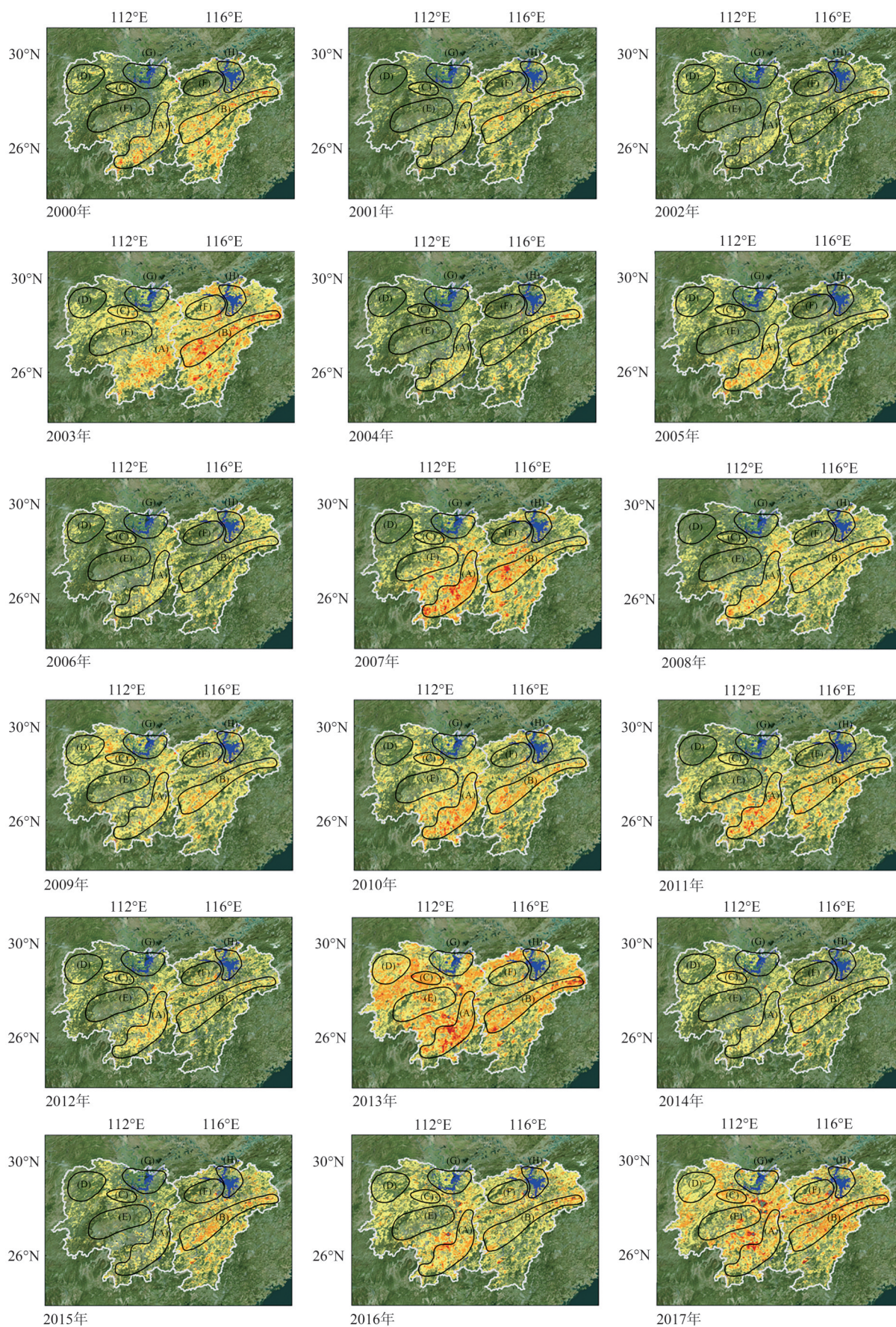


图3 2000年—2020年夏季PCVDM和TVDI的植被干旱频率结果在典型区域植被干旱和生态指标随时间的变化

Fig. 3 Temporal variations of vegetation drought and ecological indicators in typical regions based on summer PCVDM and TVDI drought frequency from 2000 to 2020



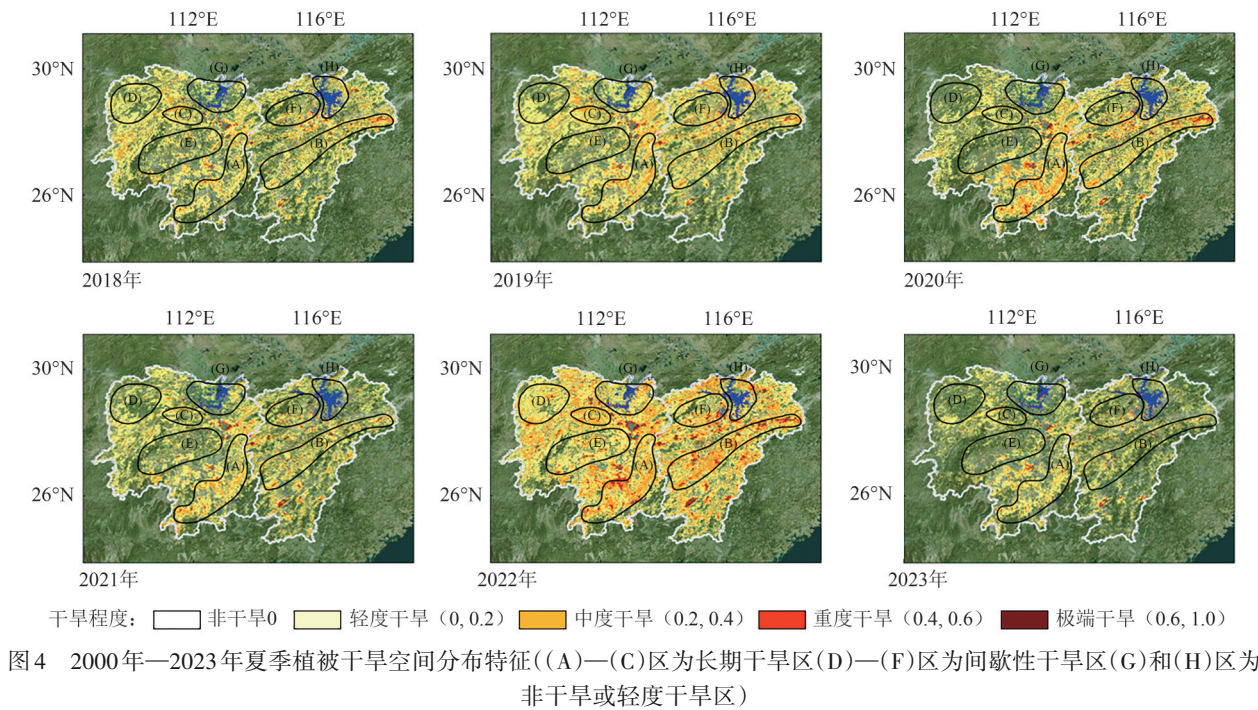
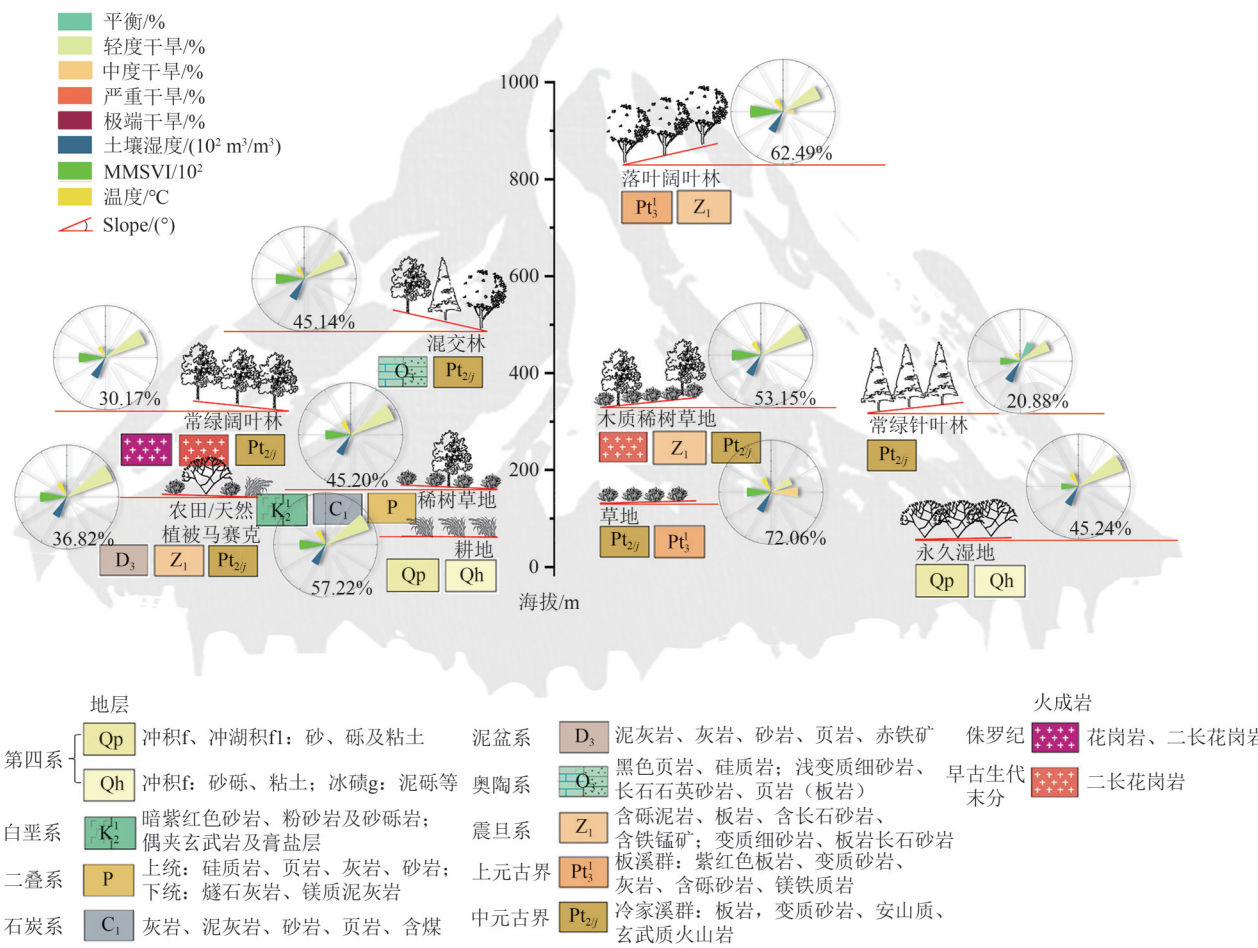


Fig. 4 Spatial distribution of summer vegetation drought from 2000 to 2023 (Areas (A)—(C) are classified as long-term drought zones; areas (D)—(F) as intermittent drought zones; and areas (G) and (H) as non-drought or mildly drought-prone zones)



每一类植被分别对应其分布区的平均海拔、坡度、干旱程度(5个等级)、湿度、绿度、温度、地层岩性和干旱频率(南丁格尔玫瑰图下方数字)信息

图5 不同植被的干旱分布特征

Fig. 5 Drought and distribution characteristics of different vegetation types

由图4可见：2000年—2023年夏季研究区植被干旱的时空演化过程的显著特点是空间分布一致性较强。其中：长期干旱主要集中在湖南东部（图4中（A）区域）、中部（图4（C）中区域）和江西中部（图4（B）中区域）的低平地区；湖南西部（图4中（D）和（E）区域）和江西北部（图4（F）区域）出现间歇性干旱，但干旱程度较低。对照图1（a）可见，上述植被干旱易发区地层岩性主要为变质砂岩和页岩等，变质砂岩和页岩等孔隙度较小、表层储水性能较差，使其易受到干旱影响。由图4中（G）和（H）区域可知：湖南洞庭湖和江西鄱阳湖周边地区几乎不干旱或干旱程度较轻。这些地区的岩石类型包括透水性较高的砾石和沙砾，有利于地下水的补给和表层储水。如图4，随着时间推移，植被干旱强度和严重程度都有明显提高。尤其值得注意的是2000年—2008年，严重干旱及以上的植被干旱事件稀少，大范围植被干旱大约每4年发生一次；而2008年之后，大范围突发性植被干旱发生频率大幅增加，几乎每2—3年发生一次，尤其是在2010年、2011年、2013年、2017年和2022年，不仅植被干旱范围广，而且逐年加剧。

如图5所示，在三维空间中植被干旱发生的区域主要位于海拔200 m左右，地势相对平坦，与图4结果相对应。低海拔地区气温相对更高、植被茂盛，其地层岩性为密度较高、持水性差的页岩、硅质岩、花岗岩等，影响浅表地下水的储存，因此发生植被干旱的概率较高。其中，低灌区如草地（72.06%）、耕地（57.22%）和稀树草地（45.20%）与茂林区如混交林（45.14%）、常绿针叶林（20.88%）和常绿阔叶林（30.17%）相比，植被干旱发生率明显偏高；而位于低灌和森林之间的过渡植被，如木质稀树草地（53.15%）、农田/天然植被马赛克（36.82%）和永久湿地（45.24%），则表现出中等程度干旱。

综上，在相同的光照条件下，低矮灌木生长在以板岩、火山岩、硅质岩等出露为主的地区，岩体保水性很低，地表蒸散率高导致植被干旱发生。在高海拔地区，落叶阔叶林的干旱主要发生在地层岩性以含砾泥岩、板岩、变质砂岩为主的山坡上，坡体持水性差、频繁的土壤湿度变化不足以支撑植被长期旺盛生长，导致植被干旱反复发生。

总之，地质环境和地形海拔综合影响植被干旱，尤其是在页岩、硅质岩、花岗岩出露的高海拔和陡坡地区，坡体持水性差和土壤湿度频繁变化导致植被干旱。其次，植被结构的差异对抗旱性也有影响，尤其是高密度植被覆盖，有效减少了地表蒸发，保持了土壤湿度，有利于减少植被干旱，特别是在常绿林区。

4.3 植被干旱的时空变化

为深入分析2000年—2023年夏季植被干旱时空变化，利用Mann-Kendall检验对长时序数据分段（图6）。进而采用Theil-Sen Median趋势分析方法分析不同阶段的植被干旱变化（图7）。图6表明：2000年以来湘赣地区植被干旱变化过程可分为4个阶段，即：2000年—2004年干旱非显著下降期、2004年—2007年干旱非显著上升期、2007年—2017年旱情突变后非显著上升期、2017年—2023年旱情显著上升期。由标准化统计量 UF_k 和 UB_k 变化图的交点判断，夏季植被干旱加强始于2007年。2017年后，植被干旱趋势明显超过显著性水平0.05的临界线，表明2017年后湖南省夏季植被干旱呈明显加重趋势。

图7展示了4个阶段的植被干旱时空过程。可见：2000年—2004年，植被干旱变化并不显著，大部分地区没有明显变化；只有湖南东部和江西西部地区的平原和低海拔地区的旱情略有变化；区内地层主要为渗透性低、持水性差的泥岩等（图1（a）），地表水流失多、浅表水补给不足。2004年—2007年，轻旱地区逐渐增多，湖南东部和江西西部城区外围开始出现明显旱区、旱情加剧；区内地层主要由持水性差的页岩、硅质岩、花岗岩等构成（图1（a）），浅表储水能力差。2007年—2017年，植被干旱有明显加重趋势，自湖南长沙、株洲、湘潭到江西萍乡、抚州、上饶等市，均出现了明显的植被干旱化，干旱强度由内向外递减；区内地层主要为粉砂岩、泥岩、玄武岩等（图1（a）），其地层/坡体持水性、地表水蒸发等因素的协同作用导致植被干旱变化显著。2017年—2023年，湘赣南部地区植被干旱持续恶化、干旱面积逐渐增大，干旱程度从最初的轻微发展到严重；而北部地区植被干旱有所缓和，呈现轻微变湿润的特征。

为描述不同植被的干旱变化，根据植被类型进行了统计分析，变化趋势见图8。气候变化引起的全球变暖导致高海拔地区（>1000 m）气温升

高，对落叶阔叶林的萌发有利，导致其面积不断扩大（图8（c）），新生长的落叶阔叶林因未达到茂盛生长的温度条件，生长不理想而表现为干旱胁迫（Gupta 等，2020）。与此相反，低海拔地区

尽管湿度增加，但气温升高以及随之而来的高蒸发率对植被生长不利，导致植被严重干旱。而海拔1000 m左右地区的土壤湿度每年都在增加，同时温度也在持续上升，从而无干旱胁迫现象。

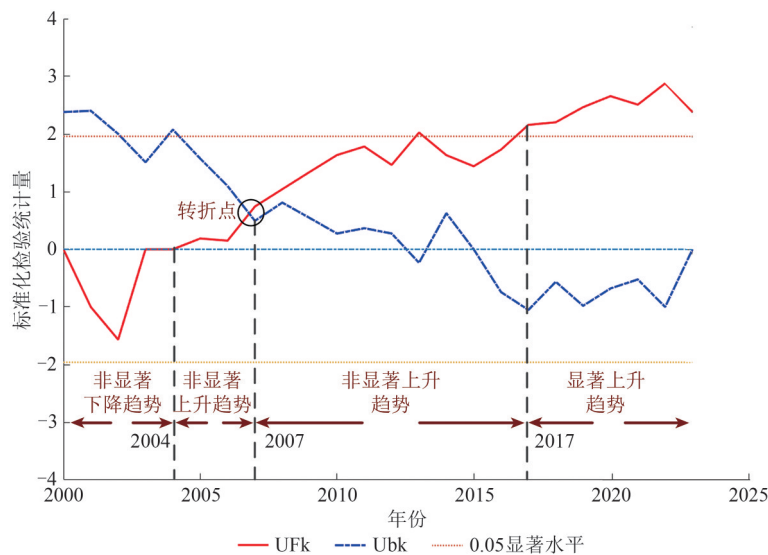


图6 Mann-Kendall 检验2000年—2023年夏季植被干旱变化
Fig. 6 Mann-Kendall test for summer vegetation drought changes from 2000 to 2023

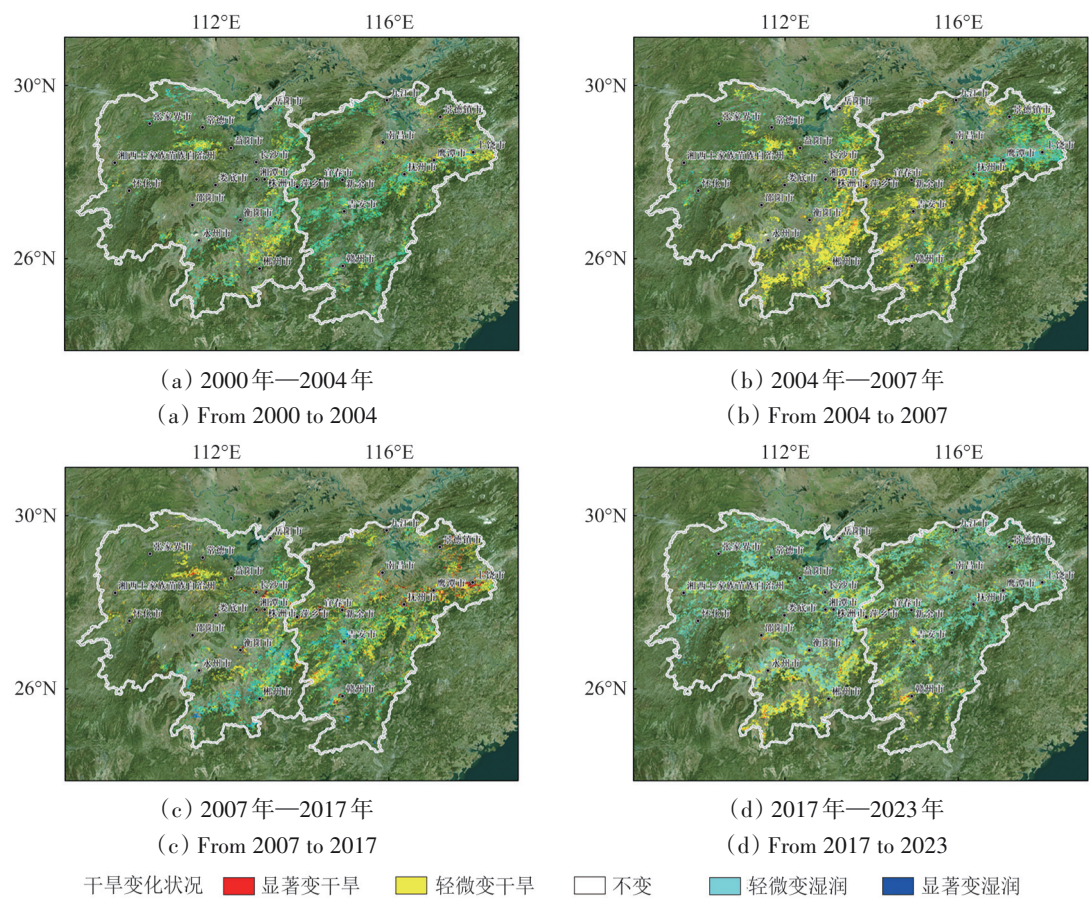
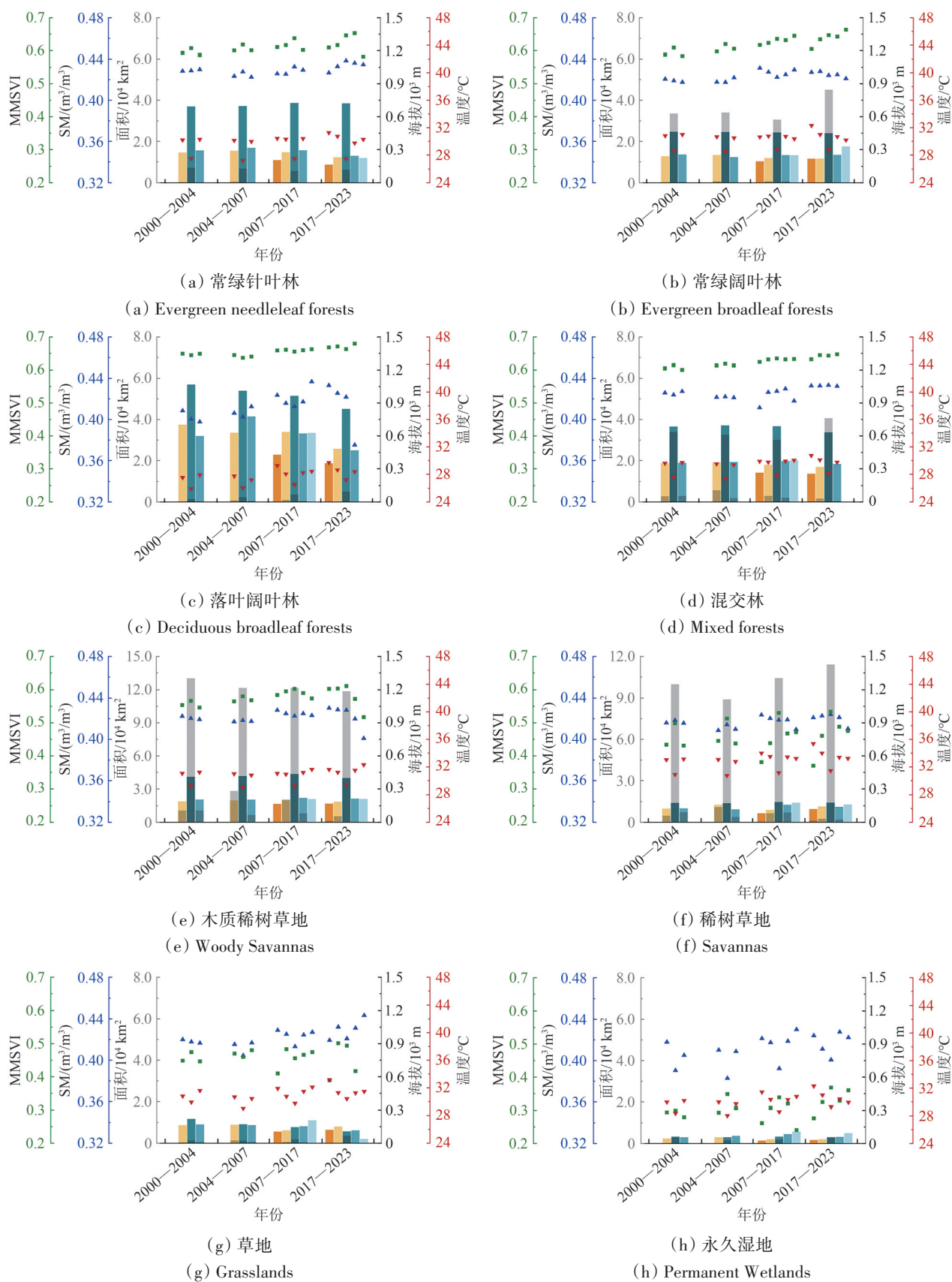


图7 2000年—2023年夏季植被干旱变化的空间分布详情
Fig. 7 Details of the spatial distribution in summer vegetation drought changes from 2000 to 2023



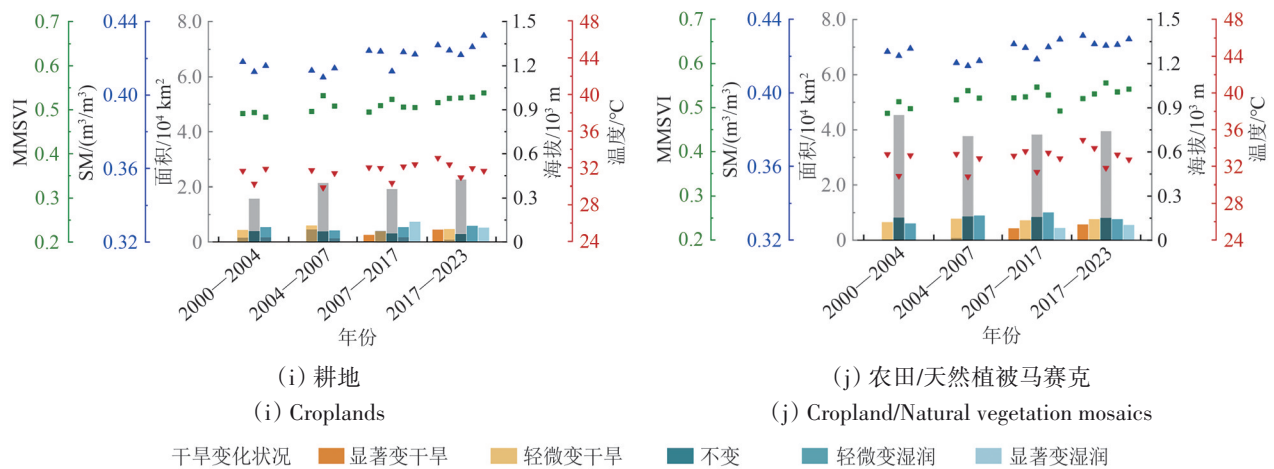


图8 2000年—2023年不同植被覆盖类型的夏季植被干旱变化
Fig. 8 Changes in summer vegetation drought from 2000 to 2023 in various vegetation cover

由图8(a)和(b)可见,在海拔800 m左右,气温升高利于常绿阔叶林生长,使其逐渐取代常绿针叶林的生长空间。在低海拔地区,温度过高带来高蒸发率,加剧常绿阔叶林的干旱胁迫,使其大面积枯萎。然而,植被总面积增加、绿度随之增加。这是因为气温上升和湿度增加的积极影响导致落叶阔叶林不断向常绿阔叶林过渡。这种过渡反映在图8(d)中混交林的逐渐增加,主要分布在400—800 m海拔处,并在海拔400 m左右的高温区出现干旱趋势。相比之下,图8(e)和(f)表明,在面积比例上占绝对优势的木质稀树草地和稀树草地则表现出整体干旱逐渐加剧趋势;随着树木增加,木质稀树草地面积逐渐减少,向混交林过渡。此外,裸露的低矮灌木受到高温胁迫,使得海拔200 m附近植被干旱趋势逐年加剧。

此外,在海拔200 m左右的地区,由于人类活动对植被产生了积极影响,植被干旱并无明显加剧趋势(图8(g)—(j))。草地、永久湿地、耕地和农田/天然植被马赛克的干旱加剧趋势主要集中在海拔相对较高的地区,这也是人类活动干预较少区域。特别是随着湿地保护的逐步加强,永久湿地的植被绿度显著增加(图8(h)),同时土壤湿度也明显改善。

总体而言,植被绿度增加主要集中在海拔800—1000 m左右的林区,可归因于气候变暖刺激了林木生长。其中:400—800 m主要为混交林,随着温度升高和土壤湿度增加,植被绿度增加;但是,400 m附近出现植被干旱,且干旱加剧现象主要集中在海拔200—400 m地区,气候变暖使其气温升

高,同时植被蒸腾作用也增强,且因地层岩石持水性较差,导致土壤湿度供应不足,从而加剧植被干旱;在海拔200 m以下的低矮植被区,植被干旱无明显变化,但绿度增加明显,这与自然环境保护密切相关。

5 结 论

为实现亚热带复杂地形及高植被覆盖区植被干旱的精确量化与识别,基于MODIS数据及土壤湿度数据,采用特征空间建模与过程认知耦合的方法,构建了VDR、VDP与VDT协同驱动的植被干旱模型PCVDM,探究了湘赣地区夏季植被干旱的时空演变规律及其对海拔与地层岩性的响应机制。主要结论如下:

(1) 湘赣地区温度升高引起植被向高海拔扩展,尤其在800 m地区,温度升高至28℃,促进了植被绿度增加;

(2) 在植被类型多样的低海拔地区,植被干旱程度和范围逐渐加重,与低海拔地区升温带来的高蒸散发密切相关;

(3) 地层岩石与坡体持水性差、地表蒸散率高使得区域浅表湿度不足,无法抵消温度升高带来的蒸散增加,植被生长受到制约;尤其是在海拔400 m处温度超过30℃时,导致绿度增加和植被干旱加剧同时出现。

综上,本研究揭示本世纪以来湘赣地区植被变化的整体趋势是:高海拔地区(>800 m)因温度升高而绿度增加,低海拔地区(<200 m)因蒸散发增大而植被干旱加剧,中等海拔地区(约400 m)

受不同地层岩性与坡体的持水性空间差异影响, 绿度增加与植被干旱现象并存。

参考文献 (References)

- AghaKouchak A. 2014. A baseline probabilistic drought forecasting framework using standardized soil moisture index: application to the 2012 United States drought. *Hydrology and Earth System Sciences*, 18(7): 2485-2492 [DOI: 10.5194/hess-18-2485-2014]
- 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]
- Ahmadalipour A, Moradkhani H, Yan H X and Zarekarizi M. 2017. Remote sensing of drought: vegetation, soil moisture, and data assimilation//Lakshmi V. *Remote Sensing of Hydrological Extremes*. Cham: Springer: 121-149 [DOI: 10.1007/978-3-319-43744-6_7]
- Anderegg W R L, Kane J M and Anderegg L D L. 2013. Consequences of widespread tree mortality triggered by drought and temperature stress. *Nature Climate Change*, 3(1): 30-36 [DOI: 10.1038/nclimate1635]
- Anderegg W R L, Wu C, Acil N, Carvalhais N, Pugh T A M, Sadler J P and Seidl R. 2022. A climate risk analysis of Earth's forests in the 21st century. *Science*, 377(6610): 1099-1103 [DOI: 10.1126/science.abp9723]
- Bhalme H N and Mooley D A. 1980. Large-scale droughts/floods and monsoon circulation. *Monthly Weather Review*, 108(8): 1197-1211 [DOI: 10.1175/1520-0493(1980)108<1197:LSDAMC>2.0.CO;2]
- Brodrribb T J, Powers J, Cochard H and Choat B. 2020. Hanging by a thread? Forests and drought. *Science*, 368(6488): 261-266 [DOI: 10.1126/science.aat7631]
- Escorihuela M J and Quintana-Seguí P. 2016. Comparison of remote sensing and simulated soil moisture datasets in Mediterranean landscapes. *Remote Sensing of Environment*, 180: 99-114 [DOI: 10.1016/j.rse.2016.02.046]
- Friedl M and Sulla-Menashé D. 2022. MODIS/terra-aqua land cover type yearly L3 global 500m SIN grid V061. NASA Land Processes Distributed Active Archive Center [DOI: 10.5067/MODIS/MCD12Q1.061]
- Goddard S, Harms S K, Reichenbach S E, Tadesse T and Waltman W J. 2003. Geospatial decision support for drought risk management. *Communications of the ACM*, 46(1): 35-37 [DOI: 10.1145/602421.602442]
- Gupta A, Rico-Medina A and Caño-Delgado A I. 2020. The physiology of plant responses to drought. *Science*, 368(6488): 266-269 [DOI: 10.1126/science.aaz7614]
- Gutman G G. 1990. Towards monitoring droughts from space. *Journal of Climate*, 3(2): 282-295 [DOI: 10.1175/1520-0442(1990)003<0282:TMDFS>2.0.CO;2]
- Hamed K H and Rao A R. 1998. A modified Mann-Kendall trend test for autocorrelated data. *Journal of Hydrology*, 204(1/4): 182-196 [DOI: 10.1016/S0022-1694(97)00125-X]
- Hartman S, Liu Z G, van Veen H, Vicente J, Reinen E, Martopawiro S, Zhang H T, van Dongen N, Bosman F, Bassel G W, Visser E J W, Bailey-Serres J, Theodoulou F L, Hebelstrup K H, Gibbs D J, Holdsworth M J, Sasidharan R and Voesenek L A C J. 2019. Ethylene-mediated nitric oxide depletion pre-adapts plants to hypoxia stress. *Nature Communications*, 10(1): 4020 [DOI: 10.1038/s41467-019-12045-4]
- Huete A, Didan K, Miura T, Rodriguez E P, Gao X and Ferreira L G. 2002. Overview of the radiometric and biophysical performance of the MODIS vegetation indices. *Remote Sensing of Environment*, 83(1/2): 195-213 [DOI: 10.1016/S0034-4257(02)00096-2]
- Jain S K, Keshri R, Goswami A, Sarkar A and Chaudhry A. 2009. Identification of drought-vulnerable areas using NOAA AVHRR data. *International Journal of Remote Sensing*, 30(10): 2653-2668 [DOI: 10.1080/01431160802555788]
- Jiao Z J, Zhang Z M, Zhang A Z, Sun G Y and Wu L X. 2024. Modified Multiple Spectrum-based Vegetation Index (MMSVI): a reflectance index with high spatiotemporal generalization ability. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 62: 4408013 [DOI: 10.1109/TGRS.2024.3404638]
- 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 Q L, Shi G S, Shanguan W, Nourani V, Li J D, Li L, Huang F N, Zhang Y, Wang C Y, Wang D G, Qiu J X, Lu X J and Dai Y J. 2022. A 1 km daily soil moisture dataset over China using in situ measurement and machine learning. *Earth System Science Data*, 14(12): 5267-5286 [DOI: 10.5194/essd-14-5267-2022]
- Liu L Y, Liao J S, Chen X Z, Zhou G Y, Su Y X, Xiang Z Y, Wang Z, Liu X D, Li Y Y, Wu J P, Xiong X and Shao H Y. 2017. The Microwave Temperature Vegetation Drought Index (MTVDI) based on AMSR-E brightness temperatures for long-term drought assessment across China (2003-2010). *Remote Sensing of Environment*, 199: 302-320 [DOI: 10.1016/j.rse.2017.07.012]
- Ma Q, Su Y J, Niu C Y, Ma Q, Hu T Y, Luo X Z, Tai X N, Qiu T, Zhang Y, Bales R C, Liu L L, Kelly M and Guo Q H. 2023. Tree mortality during long-term droughts is lower in structurally complex forest stands. *Nature Communications*, 14(1): 7467 [DOI: 10.1038/s41467-023-43083-8]
- McKee T B, Doesken N J and Kleist J. 1993. The relationship of drought frequency and duration to time scales//Proceedings of the 8th Conference on Applied Climatology. Anaheim: [s.n.]: 179-183
- McVicar T R and Jupp D L B. 1998. The current and potential operational uses of remote sensing to aid decisions on drought exceptional circumstances in Australia: a review. *Agricultural Systems*, 57(3): 399-468 [DOI: 10.1016/S0308-521X(98)00026-2]
- Mishra A, Vu T, Veettil A V and Entekhabi D. 2017. Drought monitoring with soil moisture active passive (SMAP) measurements. *Journal of Hydrology*, 552: 620-632 [DOI: 10.1016/j.jhydrol.2017.07.033]
- Mishra A K and Singh V P. 2010. A review of drought concepts. *Journal of Hydrology*, 390(1-2): 1-10 [DOI: 10.1016/j.jhydrol.2010.06.001]

- nal of Hydrology, 391(1/2): 202-216 [DOI: 10.1016/j.jhydrol.2010.07.012]
- Nemani R, Hashimoto H, Votava P, Melton F, Wang W L, Michaelis A, Mutch L, Milesi C, Hiatt S and White M. 2009. Monitoring and forecasting ecosystem dynamics using the Terrestrial Observation and Prediction System (TOPS). *Remote Sensing of Environment*, 113(7): 1497-1509 [DOI: 10.1016/j.rse.2008.06.017]
- Palmer W C. 1965. Meteorological drought. Office of Climatology Research Paper No. 45. US Weather Bureau: 1-58
- Price J C. 1990. Using spatial context in satellite data to infer regional scale evapotranspiration. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 28(5): 940-948 [DOI: 10.1109/36.58983]
- Qin Z H, Li W J, Gao M F and Zhang H O. 2006. An algorithm to retrieve land surface temperature from ASTER thermal band data for agricultural drought monitoring//*Proceedings of SPIE* 6359, *Remote Sensing for Agriculture, Ecosystems, and Hydrology VIII*. Stockholm: APIE: 297-304 [DOI: 10.1117/12.689307]
- Rhee J, Im J and Carbone G J. 2010. Monitoring agricultural drought for arid and humid regions using multi-sensor remote sensing data. *Remote Sensing of Environment*, 114(12): 2875-2887 [DOI: 10.1016/j.rse.2010.07.005]
- Rouse J W, Haas R H, Schell J A and Deering D W. 1974. Monitoring vegetation systems in the Great Plains with ERTS//*Proceedings of the 3rd Earth Resources Technology Satellite*. Washington: NASA: 309
- Silleos N G, Alexandridis T K, Gitas I Z and Perakis K. 2006. Vegetation indices: advances made in biomass estimation and vegetation monitoring in the last 30 years. *Geocarto International*, 21(4): 21-28 [DOI: 10.1080/10106040608542399]
- Sun B and Zhou Q M. 2016. Expressing the spatio-temporal pattern of farmland change in arid lands using landscape metrics. *Journal of Arid Environments*, 124: 118-127 [DOI: 10.1016/j.jaridenv.2015.08.007]
- Sun G Y, Jiao Z J, Zhang A Z, Li F, Fu H and Li Z. 2021. Hyperspectral image-based vegetation index (HSVI): a new vegetation index for urban ecological research. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 103: 102529 [DOI: 10.1016/j.jag.2021.102529]
- Sun Y, Shi Z J and Gou F Y. 1992. A study on rock mechanics parameters and regional layered sliding systems in the Hunan Jiangxi region. *Science in China (Series B)*, (8): 860-867 (孙岩, 施泽进, 勾佛仪. 1992. 湘赣地区的岩石力学参数和区域层滑系统研究. *中国科学B辑*, (8): 860-867)
- Svoboda M, LeCompte D, Hayes M, Heim R, Gleason K, Angel J, Rippey B, Tinker R, Palecki M, Stooksbury D, Miskus D and Stephens S. 2002. The drought monitor. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 83(8): 1181-1190 [DOI: 10.1175/1520-0477-83.8.1181]
- Tadesse T, Brown J F and Hayes M J. 2005. A new approach for predicting drought-related vegetation stress: integrating satellite, climate, and biophysical data over the U.S. central plains. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 59(4): 244-253 [DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2005.02.003]
- Tucker C J. 1979. Red and photographic infrared linear combinations for monitoring vegetation. *Remote Sensing of Environment*, 8(2): 127-150
- Tucker C J and Choudhury B J. 1987. Satellite remote sensing of drought conditions. *Remote Sensing of Environment*, 23(2): 243-251 [DOI: 10.1016/0034-4257(87)90040-X]
- Vermote E and Wolfe R. 2021. MODIS/Terra surface reflectance daily L2G global 1km and 500m sin grid V061 [Data set]. NASA Land Processes Distributed Active Archive Center [DOI: 10.5067/MODIS/MOD09GA.061]
- Vicente-Serrano S M, Beguería S and López-Moreno J I. 2010. A multiscalar drought index sensitive to global warming: the standardized precipitation evapotranspiration index. *Journal of Climate*, 23(7): 1696-1718 [DOI: 10.1175/2009JCLI2909.1]
- Wan Z, Hook S and Hulley G. 2015. MOD11C1 MODIS/terra land surface temperature/emissivity daily L3 global 0.05Deg CMG V006 [Data set]. NASA Land Processes Distributed Active Archive Center [DOI: 10.5067/MODIS/MOD11C1.006]
- Wang P X, Li X W, Gong J Y and Song C H. 2001. Vegetation temperature condition index and its application for drought monitoring//*Proceedings of IGARSS 2001. Scanning the Present and Resolving the Future. Proceedings. IEEE 2001 International Geoscience and Remote Sensing Symposium*. Sydney: IEEE: 141-143 [DOI: 10.1109/IGARSS.2001.976083]
- Whan K, Zscheischler J, Orth R, Shongwe M, Rahimi M, Asare E O and Seneviratne S I. 2015. Impact of soil moisture on extreme maximum temperatures in Europe. *Weather and Climate Extremes*, 9: 57-67 [DOI: 10.1016/j.wace.2015.05.001]
- Wu L X, Sun G Y, Miao Z L, Zhang A Z, Feng H H, Hu J, Yang Z F, Wang W, Chen B Y and Tang Y Q. 2022. On subtropical remote sensing in China: research status, key tasks and innovative development approaches. *National Remote Sensing Bulletin*, 26(8): 1483-1503 (吴立新, 孙根云, 苗则朗, 张爱竹, 冯微微, 胡俊, 杨泽发, 王威, 陈必焰, 汤玉奇. 2022. 浅论中国亚热带遥感现状、任务与创新发展途径. *遥感学报*, 26(8): 1483-1503) [DOI: 10.11834/jrs.20222173]
- Xu L, Abbaszadeh P, Moradkhani H, Chen N C and Zhang X. 2020. Continental drought monitoring using satellite soil moisture, data assimilation and an integrated drought index. *Remote Sensing of Environment*, 250: 112028 [DOI: 10.1016/j.rse.2020.112028]
- Zhang H D, Wei W and Xue S. 2015. Analysis on the variation of temperature and precipitation in Dingxi based on R/S and Mann-Kendall test. *Research of Soil and Water Conservation*, 22(6): 183-189 (张涵丹, 卫伟, 薛莲. 2015. 基于R/S分析和Mann-Kendall检验的定西市气温降水变化特征. *水土保持研究*, 22(6): 183-189) [DOI: 10.13869/j.cnki.rswc.2015.06.025]
- Zhang R Q, Liang X, Jin M G, Wan L and Yu Q C. 2018. *Fundamentals of Hydrogeology*. 7th ed. Beijing: Geological Publishing House (张人权, 梁杏, 靳孟贵, 万力, 于青春. 2018. *水文地质学基础*. 7版. 北京: 地质出版社)

A process-cognizant vegetation drought model for indentifying seasonal drought in subtropical region and its application in the Hunan–Jiangxi region

ZHANG Zhimei, JIAO Zhijun, WU Lixin

1. School of Geosciences and Info-physics, Central South University, Changsha 410012, China;

2. Center of Subtropics Remote Sensing, Central South University, Changsha 410083, China;

3. Lab of Geohazards Perception, Cognition and Prediction, Central South University, Changsha 410083, China

Abstract: In the context of global climate warming, rising temperatures have increased the frequency and severity of drought in subtropical regions, leading to widespread vegetation mortality and posing a substantial threat to vegetation ecosystems and forest carbon sink. The accurate quantification and understanding of vegetation drought are critical for regulating vegetation mortality rates during drought events. However, the precise quantification of vegetation drought remains controversial, particularly in terms of variations among different vegetation covers and within the same vegetation cover, especially in subtropical regions with complex terrain and dense vegetation. This study aims to develop a reliable approach for the quantitative monitoring of vegetation drought in subtropical regions, addressing “same vegetation cover with different drought degrees” and “same drought degree with different vegetation covers.”

To achieve precise quantification, a Vegetation Drought Response (VDR) module, which characterized the spatiotemporal response of vegetation to soil moisture over time, was developed. The module utilizes spatiotemporal features that are constructed from the multispectral-based modified vegetation index and land surface temperature. Drought boundaries were scientifically defined using the general nature rationale that decreasing soil moisture leads to vegetation withering, while increasing soil moisture promotes vegetation flourishing, allowing the identification of time intervals during the Vegetation Drought Process (VDP). The sensitivity of vegetation response to soil moisture within these intervals was used to determine VDR characteristics at the beginning of a drought event, informing the establishment of the Vegetation Drought Threshold (VDT). By applying VDT to VDR, a Process-Cognizant Vegetation Drought Model (PCVDM) was constructed, enabling the quantitative inversion of vegetation drought. The method was applied to the Hunan-Jiangxi region, which is located in the middle of China’s subtropical region, by using remote sensing techniques to retrieve spatiotemporal changes in vegetation drought from 2000 to 2023. A spatiotemporal differentiation analysis was conducted by integrating altitude and lithology conditions to investigate causal factors.

Results demonstrate that PCVDM effectively captures the spatiotemporal dynamics of vegetation drought in the Hunan – Jiangxi region, where a clear spatial differentiation is observed. High-altitude areas (>800 m) exhibit increased greenness due to rising temperatures, while low-altitude areas (<200 m) experience intensified vegetation drought as a result of enhanced evapotranspiration. Moderate-altitude areas (approximately 400 m) present mixed responses that are influenced by lithology and slope difference, with increased greenness coexisting alongside vegetation drought phenomena. These findings suggest that vegetation drought patterns are shaped by the combined effects of climatic factors and topographic or edaphic conditions, resulting in distinct responses across elevation gradients and lithological types.

The constructed PCVDM provides a practical tool for remote sensing-based monitoring of vegetation drought in subtropical regions, enabling spatiotemporal differentiation across elevations and lithologies. The model reveals long-term vegetation trends in the Hunan – Jiangxi region and supports strategies for drought management, ecosystem conservation, and carbon sink study under climate warming.

Key words: subtropical remote sensing, vegetation drought monitoring, process-cognizant, vegetation drought model, Mann-Kendall Test, Hunan-Jiangxi Region

Supported by National Key Research and Development Program of China (No. 2023YFE0208000); Fundamental Research Funds for the Central Universities of Central South University (No. 2024ZZTS0369)