

# 植被干旱遥感监测方法研究进展

孙灏<sup>1</sup>, 高金华<sup>1</sup>, 闫亭廷<sup>2</sup>, 胡可可<sup>1</sup>, 徐振恒<sup>1</sup>, 王蕴佳<sup>1</sup>,  
孟健<sup>1</sup>, 赵智宇<sup>1</sup>

1. 中国矿业大学(北京) 地球科学与测绘工程学院, 北京 100083;

2. 宁夏回族自治区遥感调查院, 银川 750021

**摘要:** 植被干旱严重威胁着中国粮食和生态安全, 卫星遥感在植被干旱监测和预警方面具有独特的技术优势, 因此, 植被干旱遥感监测成为巩固提升干旱灾害防御能力的重要手段。本文立足于干旱灾害系统视角, 将植被干旱遥感监测方法划分为致旱因子监测法、植被状况监测法以及综合监测法3大类, 综述了当前研究现状, 并展望了未来发展方向。研究表明植被干旱遥感监测方法的总体发展趋势是“精细化”、“综合化”和“智能化”。当前主要挑战包括: 植被干旱背景及特征参量的遥感空间分辨率仍然较粗、时间序列仍然较短; 现有植被干旱遥感综合监测模型还未能有效集成植被水分类、荧光类以及温度类异常指标; 植被冠层温度、绿度、水分以及荧光异常对干旱胁迫的响应规律尚未完全明确; 现有植被干旱遥感综合监测模型的建立缺乏植被响应规律的约束或指导。该领域未来研究方向包括机理模型和学习模型耦合的植被干旱参量反演与质量提升技术, 基于两阶段梯形模式的植被冠层温度异常探测方法, 植被干旱响应规律指导深度学习的遥感综合监测模型等。

**关键词:** 遥感, 植被干旱, 土壤湿度, 冠层温度, 荧光异常, 综合监测, 深度学习

**中图分类号:** TP701/P2

**引用格式:** 孙灏, 高金华, 闫亭廷, 胡可可, 徐振恒, 王蕴佳, 孟健, 赵智宇. 2024. 植被干旱遥感监测方法研究进展. 遥感学报, 28(6): 1395-1411

Sun H, Gao J H, Yan T T, Hu K K, Xu Z H, Wang Y J, Meng J and Zhao Z Y. 2024. Remote sensing of vegetation drought: Research progress. National Remote Sensing Bulletin, 28(6): 1395-1411 [DOI: 10.11834/jrs.20243374]

## 1 引言

中国是干旱灾害发生频率较高且影响较为严重的国家之一(张强等, 2020)。根据2006年—2019年《中国水旱灾害公告》, 平均每年由干旱造成的作物受灾面积约1426.67亿 $m^2$ 、作物成灾面积约753.33亿 $m^2$ 、作物绝收面积约153.33亿 $m^2$ 、经济作物损失约249.18亿元、粮食损失约220.30亿kg。在全球气候变化背景下, 中国干旱事件发生的范围、程度、频次及其造成的损失都有可能进一步恶化(Su等, 2018; 符淙斌等, 2005; 韩兰英等, 2019)。植被干旱胁迫严重威胁着中国粮食和生态安全, 已成为制约社会经济可持续发展的重要因素之一(张强等, 2020)。

卫星遥感具有空间上大范围连续观测、时间

上有序间隔观测, 以及提供从可见光到微波的多谱段观测等独特优势, 在植被干旱监测和预警方面具有显著的技术特长和应用潜力(Sun等, 2017, 2013; 孙灏等, 2012)。自1980年代左右卫星遥感技术应用于干旱监测以来, 诸多学者已围绕植被干旱特征参数遥感反演、植被干旱遥感单一指标监测、植被干旱遥感综合监测等问题, 开展了多年的理论与实践探索, 取得了较大进展(郭锐等, 2020; 韩东等, 2021; 黄诗峰等, 2020; 周磊等, 2015)。然而, 植被干旱的形成和发生发展过程不仅包含着多尺度的水分—能量循环机制, 而且涉及大气、植被、土壤和地下水等多个对象的多种特征, 加之干旱问题的区域差异性以及社会经济发展对于干旱监测评估要求的不断提高, 目前的植被干旱监测评估技术仍有待进一步

收稿日期: 2023-09-04; 预印本: 2023-12-11

基金项目: 宁夏回族自治区财政项目(编号:NXCZ20020201); 北京市自然科学基金面上项目(编号:6222045)

第一作者简介: 孙灏, 研究方向为热红外遥感、生态水文遥感与矿区应用。E-mail: sunhao@cumtb.edu.cn

步完善(屈艳萍等, 2018)。

国际上, 通常将干旱划分成气象干旱、农业干旱、水文干旱、社会经济干旱以及生态干旱等主要类别。其中, 农业干旱是指农作物生长季内, 因水分供应不足导致农田水量供需不平衡, 阻碍作物正常生长发育的现象; 生态干旱则是指生态系统可利用水分亏缺的现象。二者均与植被干旱密切相关, 甚至在某些语境下可以互换。目前, 相关综述文献通常按照遥感探测采用的电磁波段(可见光—近红外、短波红外、热红外、微波、荧光等)或者植被与土壤的特征参量类型来归纳总结当前的技术现状(Aghakouchak等, 2015; 陈世荣等, 2009; 郭妮等, 2020; 韩东等, 2021; 黄诗峰等, 2020; 粟晓玲等, 2021; 孙灏等, 2012; 周磊等, 2015)。鲜有研究从干旱灾害系统视角(史培军, 2009), 结合植被干旱的致旱因子、承灾体状况和干旱发生环境进行系统的研究梳理。

因此, 本文立足干旱灾害系统视角, 深入研究并归纳总结当前植被干旱遥感监测方法的技术现状、发展趋势和主要挑战, 并对进一步研究方向做出展望, 以期为进一步提升中国干旱灾害防御能力、防范与减轻干旱灾害影响、保障生态与粮食安全提供参考(Crausbay等, 2020, 2017; 粟晓玲等, 2021)。

## 2 植被干旱遥感监测技术现状

### 2.1 基本原理

如图1所示, 典型的植被干旱事件发生场景是一个“土壤—植被—大气连续体”系统。其中, 土壤水是植被生长的主要水分来源, 植被蒸腾是植被生长的主要水分消耗; 降雨、灌溉、地表或地下径流等参量通过影响土壤湿度而影响植被的水分供给; 空气温度、湿度、风速和太阳辐射等参量通过影响植被蒸腾而影响植被的水分需求。当植被水分供给异常低于植被水分需求时, 植被干旱事件开始发生。因此, 降雨量、土壤湿度等主要水分供给参量的异常减少, 或空气温度、风速等主要水分需求参量的异常增大, 是植被干旱事件的主导因素(简称致旱因子)。当然, 植被本身的类型、物候、及其所处的地形地貌、气候条件和地理位置等也会影响植被生长过程的水分供

需状况, 这些参量是植被干旱事件的发生环境(简称发生环境)。

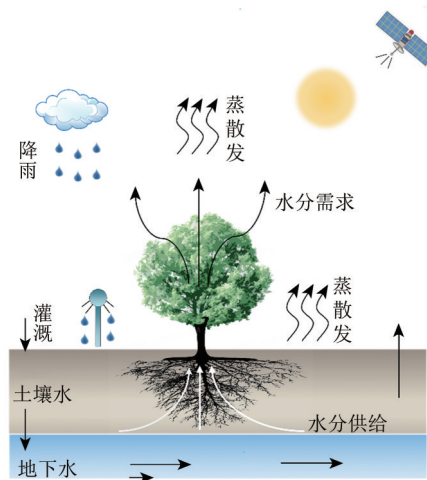


图1 典型植被干旱发生场景

Fig. 1 Typical vegetation drought occurrence scene

微观尺度的植物学研究表明, 当植被干旱事件发生时, 植物主要通过脱落酸(ABA)来控制植物气孔导度和生长速率, 以应对水分亏缺胁迫(梁宗锁等, 1999)。对于土壤水分亏缺, 植物根系脱水→根中ABA浓度增加→木质部汁液ABA浓度增加→植物气孔导度减小; 对于大气水分亏缺, 植物叶源ABA浓度增加→植物气孔导度减小。随着植物气孔导度减小, 植被的生理生化参量、形态结构参量等也发生异常变化(吴金山等, 2017)。例如, 由于气孔导度减小, 植被蒸腾作用减小, 植被冠层温度升高; 由于无法从根系吸收水分, 植物各部位水分重新分配, 促使植物叶片失水萎蔫; 由于气孔关闭导致叶片光合速率降低, 光合作用减弱以及荧光量子产额减少(刘雷震等, 2017; 王思远等, 2021); 重度水分亏缺时, 植被叶绿体发生破坏, 叶片逐渐干枯、变黄脱落, 甚至导致木质部空化、植物死亡(Choat等, 2018)。总之, 植被干旱事件发生时, 绿度、湿度、温度、荧光等植被状况的异常变化是植被受旱胁迫的主要表现特征(简称植被状况)。

植被干旱遥感监测的基本原理正是通过衡量上述致旱因子参量、植被状况参量以及发生环境参量相对于正常状态的偏离程度, 来衡量植被干旱的严重程度。据此, 当前的植被干旱遥感监测方法大致可分为3大类: (1) 从致旱因子角度衡量干旱胁迫程度的“致旱因子监测法”; (2) 从植被

状况角度衡量干旱胁迫程度的“植被状况监测法”；(3) 综合植被状况、致旱因子和发生环境衡量干旱胁迫的“遥感综合监测法”。

### 2.2 致旱因子监测法

致旱因子监测法主要通过衡量致旱因子的异常程度来表达干旱程度(图2)，该方法通常利用长时间序列的致旱因子数据(降雨、土壤湿度、空气温度等)，将同期多年的平均状态作为正常状态，计算评价时期相对于正常状态的偏离程度。例如，利用降雨量异常的典型指数是SPI(Standardized Precipitation Index)(McKee等，1993)。该指数的优点包括：(1) 只需要降雨量，数据收集较为简便；(2) 可以在多个时间尺度上计算，服务于不同类型干旱的监测；(3) 在时间尺度上进行了标准化，计算结果在空间范围上可比。然而，其主要缺点是仅仅考虑了降雨量这一种水分供给参量，忽略了空气温度、风速等水分需求

参量。为此，有学者利用空气潜在蒸散表达大气水分需求，利用降雨量表达大气水分供给，利用降雨量和潜在蒸散发的差值或比值表达水分供需失衡程度，再借鉴SPI的时间标准化计算方法，得到兼顾降雨量和潜在蒸散发典型的干旱指数，包括SPEI(Standardized Precipitation Evapotranspiration Index)(Vicente-Serrano等，2010)和RDI(Reconnaissance Drought Index)(Tsakiris和Vangelis，2005)。上述SPI、SPEI或RDI虽然常被用于衡量气象干旱，但鉴于累积气象干旱与植被干旱的传递关系，基于累积3—6月尺度的SPI、SPEI或RDI亦常被用于植被干旱胁迫的衡量指标(Rhee等，2010；Sun等，2013)。此外，利用地表温度异常的典型指数有TCI(Temperature Condition Index)(Kogan，1995)和 $\Delta$ TCI(Day-night Temperature difference Condition Index)(Sun等，2013)等。

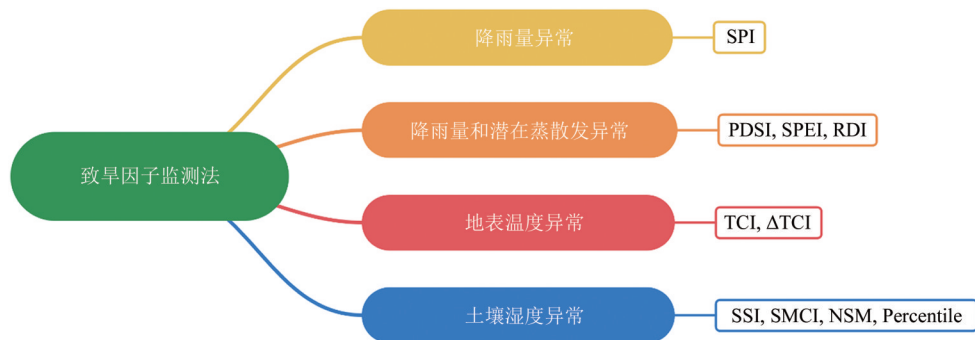


图2 致旱因子监测法

Fig. 2 Drought-causing factor monitoring methods

相对于降雨量、空气潜在蒸散发和地表温度，土壤湿度是植被干旱更直接的致旱因子。当前利用土壤湿度异常的干旱指数包括：土壤相对湿度指数、SSI(Standardized Soil Moisture Index)(Hao和Aghakouchak，2013)、Soil Moisture Percentile(Sheffield等，2004)、SMCI(Soil Moisture Condition Index)(Souza等，2021)以及NSM(Normalized total depth Soil Moisture)(Dutra等，2008)等。其基本原理与SPI、SPEI或RDI相似，旨在衡量当前土壤湿度相对于历史同期平均状态的偏离程度。其主要难点在于土壤湿度的定量遥感反演。目前，土壤湿度的遥感反演手段涵盖了从可见光/近红外、短波红外、热红外到微波的较宽波谱范围。其中，可见光/近红外—短波红外手段主要依据不同湿度

土壤的光谱反射率信息衡量土壤湿度，典型指标包括PDI(Perpendicular Drought Index)(Ghulam等，2007b)、MPDI(Modified Perpendicular Drought Index)(Ghulam等，2007a)以及DDI(Distance Drought Index)(Qin等，2010)等。如图3(a)所示，PDI/MPDI指标描述红外光谱与近红外光谱反射率特征空间任一点，沿着土壤线相对于原点周边的距离。该距离在计算过程中，尽量规避植被覆盖度对光谱反射率的影响，而最大程度地突出土壤湿度对光谱反射率的影响。热红外手段主要依据热辐射信息来衡量土壤湿度，典型指标包括WDI(Water Deficit Index)(Moran等，1994)、TVDI(Temperature Vegetation Dryness Index)(Sandholt等，2002)、VTCI(Vegetation-Temperature



Condition Index)(Wang等,2001)、MTVDI (Microwave Temperature Vegetation Drought Index) (Liu等,2017)、以及SEE (Soil Evaporative Efficiency) (Sun和Gao,2023)等。如图3(b)所示,WDI利用了地表温度—空气温度差异(LST-Ta)与植被覆盖度(FVC)空间。如图3(c)所示,TVDI与VTCI则利用了LST与FVC特征空间(LST/FVC空间)的传

梯模式。如图3(d)所示,SEE则利用LST/FVC特征空间的两阶段梯形模式(Sun,2016)。其均为计算相同FVC下,LST或LST-Ta相对于湿边上温度值的相对差异,本质上是以温度作为指示器反映土壤湿度的高低状态。这些指数的突出特点是尽量规避植被信号的干扰,从而最大程度地反映土壤湿度的变异。

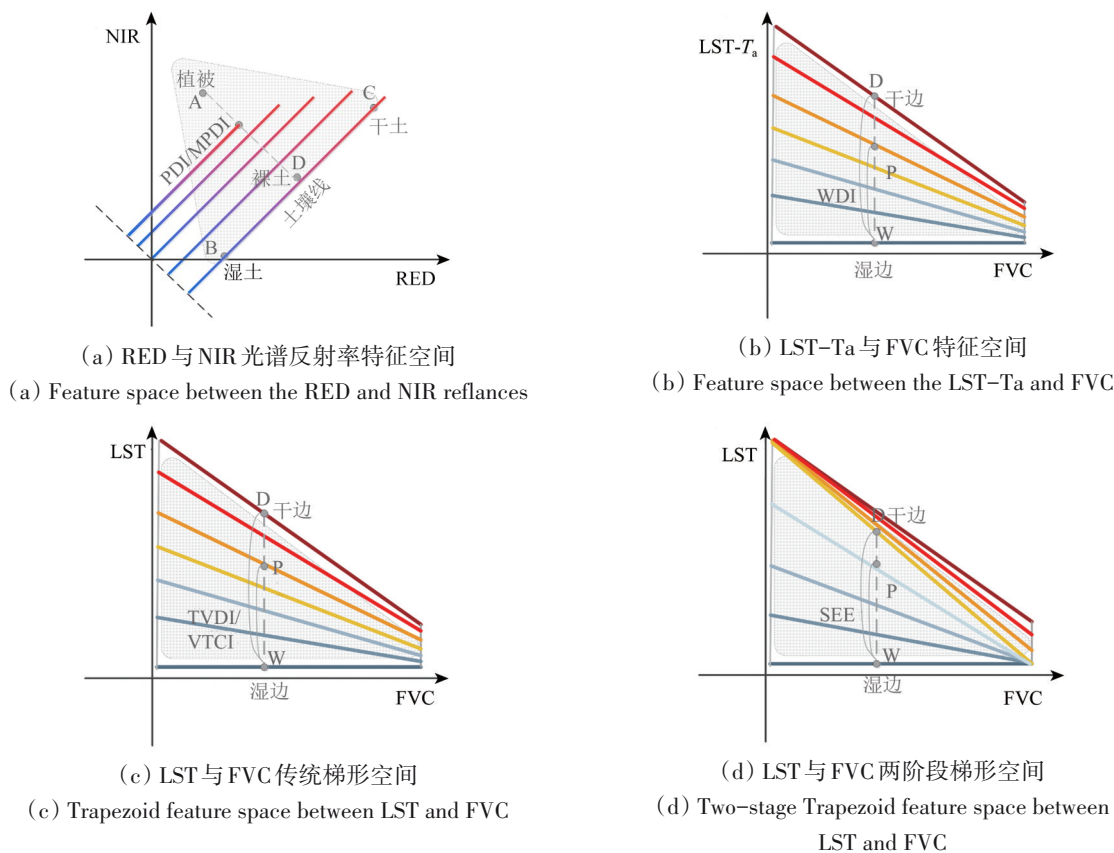


图3 光学和热红外遥感领域典型特征空间概念模型(RED和NIR代表红光和近红外波段;LST和FVC代表遥感地表温度和植被覆盖度;Ta代表近地表空气温度)

Fig. 3 Schematic diagrams of feature space in optical and thermal remote sensing (RED and NIR are spectral bands of red and near-infrared. LST and FVC are land surface temperature and fractional vegetation coverage. Ta is the near surface air temperature)

微波手段主要依据被动微波亮温或主动微波后向散射系数来估算土壤湿度。相对于前述光学—热红外手段,微波波段具有较强的穿透迷雾能力,并且凭借土壤介电常数与土壤水分的物理规律,具备较为清晰的土壤湿度定量估算机制。而且,上述光学/热红外手段大多计算土壤湿度指标,微波手段却通常可以直接估算出土壤湿度。目前已存在多篇针对微波土壤湿度反演的综述文献(邓小东和王宏全,2022;施建成等,2012;孙亚勇等,2021;郑曼迪等,2024),鉴于篇幅限制,本

文不再赘述。但需要指出,主动微波遥感手段对地表粗糙度和植被覆盖度非常敏感,土壤湿度估算精度存在较大不确定性。相应地,被动微波手段对地表粗糙度和植被覆盖度的敏感性较小,对土壤水分的敏感性更大。因此,被动微波被认为是大范围估算土壤湿度最具潜力的方法之一。然而,(1)多数微波遥感土壤湿度产品的空间分辨率在几到几十千米范围,难以满足精细尺度或局域范围的精细化监测需求(Sun等,2022;孙灏等,2021)。(2)光学/热红外遥感计算的土壤湿度

指数具备代替土壤湿度而计算出干旱指数的潜力，但需要注意，土壤湿度指数并非干旱指数，不宜直接用土壤湿度指数衡量干旱程度。可以用光学/热红外土壤湿度指数提升被动微波土壤湿度数据的空间分辨率 (Sun 和 Gao, 2023; Sun 等, 2022)。(3) 大多数微波遥感土壤湿度的代表深度为表层 0—5 cm，而根层土壤湿度对植被的影响更为直接，未来亟需更长时间序列、更精准的根层土壤湿度数据，以提升植被干旱监测的性能。

总之，致旱因子监测法主要通过衡量土壤湿

度、降雨量、地表温度、潜在蒸散发等致旱因子的异常程度来表达干旱程度。然而，上述监测方法还未顾及植被自身受干旱胁迫的响应状况。

### 2.3 植被状况监测法

植被状况监测法主要通过衡量干旱胁迫下植被状况的异常程度来表达干旱程度。根据不同的植被表现特征，目前的监测手段又大致可分为绿度异常指数、水分异常指数、荧光异常指数以及温度异常指数，详见图 4。

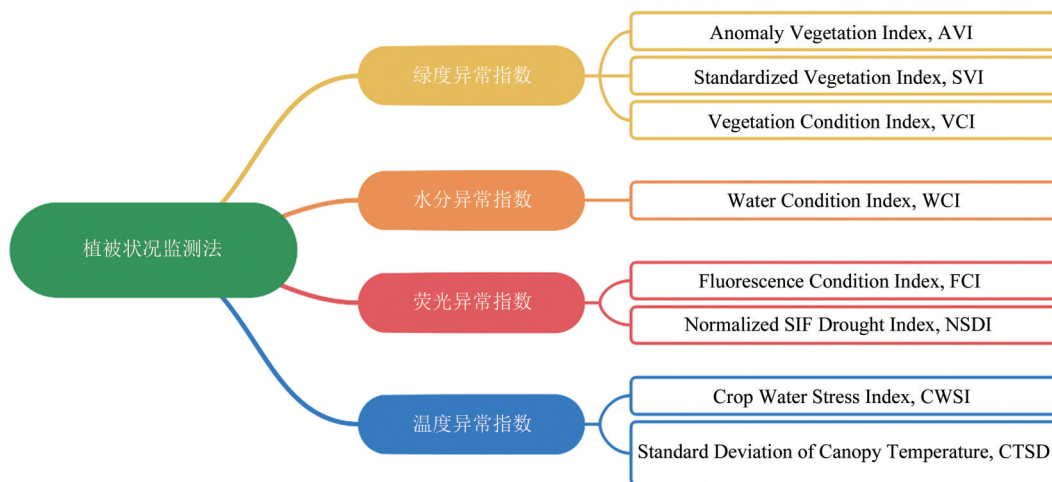


图 4 植被状况监测法

Fig. 4 Vegetation condition monitoring methods

绿度异常指数的基本假设是植物受干旱胁迫时，其叶绿素含量降低、植物绿度减小。因此，通过衡量植被绿度类遥感指标的异常程度，进行植被干旱胁迫监测（即构造绿度异常指数）。比如：AVI (Anomaly Vegetation Index)、SVI (Standardized Vegetation Index) (Peters 等, 2002)、VCI (Vegetation Condition Index) (Kogan 和 Sullivan, 1993) 等，这 3 个指数的构造形式具有很强的代表性，具体计算公式如下：

$$AVI = I_{RS} - \overline{I_{RS}} \quad (1)$$

$$VCI = \frac{I_{RS} - I_{RS}^{\min}}{I_{RS}^{\max} - I_{RS}^{\min}} \quad (2)$$

$$SVI = \frac{I_{RS} - \mu(I_{RS})}{\sigma(I_{RS})} \quad (3)$$

式中， $I_{RS}$  代表植被遥感指标的监测时期值， $\overline{I_{RS}}$  代表植被遥感指标的同期多年平均值， $I_{RS}^{\min}$  代表植被遥感指标的同期多年最小值， $I_{RS}^{\max}$  代表植被遥感指标的同期多年最大值， $\mu(I_{RS})$  代表植被遥感指

标的同期多年平均值， $\sigma(I_{RS})$  代表植被遥感指标的同期多年标准差值。

目前，绿度异常指数在植被干旱胁迫遥感监测中使用非常广泛。大多数植被绿度类遥感指标基于植被在红光和近红外波段的光谱反射率差异，典型指标包括 NDVI (Normalized Difference Vegetation Index)、SAVI (Soil Adjusted Vegetation Index) 和 EVI (Enhanced Vegetation Index) 等。此外，还存在一些绿度类遥感指标的衍生参数被用于植被干旱胁迫监测，比如 FPAR (Fraction of Absorbed Photosynthetically Active Radiation) (Peng 等, 2019)，以及由长时间序列绿度类指数计算的 PASG (Percent of Average Seasonal Greenness) 和 SOSA (Start of Season Anomaly) (Brown 等, 2008)。该方法的主要优点包括计算过程简单、数据资源丰富、时空分辨率较高，主要缺点是对干旱响应存在延迟效应 (Vicente-Serrano 等, 2013)，难以实现植被干旱的早发现早预防。

水分异常指数的基本假设是植物受干旱胁迫时,其叶片或其他植物组织含水量下降。因此,通过衡量植被水分分类遥感指标的异常程度,进行植被干旱胁迫监测(即构造水分异常指数)。例如,Sun等(2013)利用NDWI(Normalized Difference Water Index)在长时间序列上的异常程度,构造了WCI(Water Condition Index)水分异常指数。目前,大多数植被水分分类遥感指标依据植被在红光、近红外和短波红外波段的反射率差异,典型指标包括GVMI(Global Vegetation Moisture Index)(Ceccato等,2002)、NDWI(Gao,1996)、NMDI(Normalized Multi-band Drought Index)(Wang和Qu,2007)、SASI(Shortwave Angle Slope Index)(Khanna等,2007)、OPTRAM(Optical TRapezoid Model)(Sadeghi等,2017)以及VSDI(Visible and Shortwave Infrared Drought Index)(Zhang等,2013)等。关于水分异常指数对干旱胁迫的敏感性问题,Sun等(2017)曾在华北平原地区开展过水分异常指数与绿度异常指数的综合对比分析,研究结果表明在植被覆盖度比较高的区域或时段,水分异常指数对干旱胁迫的敏感性高于绿度异常指数;但对于植被覆盖度比较低的区域或时段,土壤背景会影响两者的相对性能。另外,目前长时间序列的绿度类遥感指标数据集相对丰富(例如GIMMS-NDVI、MODIS-NDVI/EVI等),然而长时间序列的水分类遥感指标数据集还相对匮乏。

荧光异常指数的基本原理是植物受干旱胁迫时,其光合作用减弱,荧光量子产额减少。荧光是指一种光致发光的冷发光现象,对于植物来说,叶片吸收红光和蓝光波段的辐射能量,在红光(690 nm附近)和远红光波段(735—780 nm)发射叶绿素荧光,按照激发光源的不同分为主动诱导叶绿素荧光和日光诱导叶绿素荧光(SIF)。虽然叶绿素荧光的影响因素比较复杂,叶绿素浓度、叶片结构、冠层结构、太阳天顶角、空气温度和饱和水汽压差、水分胁迫程度等都会对SIF释放量产生影响。但是,现有研究表明水分胁迫会造成SIF异常降低(刘雷震等,2017)。因此,可通过衡量SIF的异常程度进行植被干旱胁迫监测(即构造荧光异常指数),例如FCI(Fluorescence Condition Index)(Zhang等,2021)。关于荧光异常指数对干旱胁迫的敏感性问题,目前多项研究表明重度干旱胁迫下SIF与绿度类指标的下均较

为明显,但中度干旱胁迫下SIF下降程度比绿度类指标更为明显,说明荧光异常指数对干旱胁迫的敏感性高于绿度异常指数(Lee等,2013;Liu等,2021;Yoshida等,2015;刘雷震等,2017)。目前已存在一些长时间序列的荧光遥感数据集,例如GOSIF(Li和Xiao,2019)、LT\_SIFc(Wang等,2022)、SIF\_LUE\_JJ & SIF\_LUE\_PK(Duveiller等,2020)、以及SIF005(Wen等,2020),然而它们的空间分辨率通常较粗糙(0.05°左右),难以满足精细尺度植被干旱监测的需求。

温度异常指数的基本假设是:植被干旱胁迫条件下,由于气孔开度缩小或者木质部导管栓塞,导致植物蒸腾作用下降,最终引起冠层温度异常变化。因此,这类指数通常采用冠层温度的异常变化来衡量植被干旱胁迫(即构造温度异常指数)。代表性方法是CWSI(Crop Water Stress Index)(Jackson等,1981),其计算公式为

$$CWSI = \frac{(T_c - T_a) - (T_c - T_a)_{wet}}{(T_c - T_a)_{dry} - (T_c - T_a)_{wet}} \quad (4)$$

式中, $T_c$ 为植被冠层温度, $T_a$ 为近地表空气温度,下标wet和dry分别代表植被达到潜在蒸散发(冷点)以及无蒸散发(热点)的状态(Idso等,1981;Jackson等,1988)。最近,也有学者探索利用植被冠层温度标准差CTSD(Standard Deviation of Canopy Temperature)监测植被干旱胁迫(Han等,2016)。然而,这类依赖冠层温度异常的指数大多应用在地面测温数据或低空遥感数据上(Taghvaeian等,2012),在卫星遥感数据上却鲜有应用(Virnodkar等,2020),目前也鲜有长时间序列的植被冠层温度遥感数据集,主要原因在于:(1)地面测温平台比较容易观测叶片或冠层温度,但卫星遥感平台上观测的往往是植被和背景的混合温度,从遥感观测的混合像元温度中准确分离出植被冠层温度比较困难(简称“植被冠层温度反演问题”);(2)地面测温平台可以通过设置人工参考面,得到冷点与热点温度的实测值,而从卫星遥感平台获取冷热点温度则比较困难(简称“冷热点温度确定问题”)。

总之,上述4类指数分别从植被绿度、湿度、荧光和温度4个角度衡量植被干旱胁迫程度。显然,这4种植被状况的变化不仅仅是由干旱胁迫引起,也可能是由其他环境因子或病虫害等因素胁



迫导致。因此，完整的干旱监测模型，需要综合考虑致旱因子、植被状况及其发生环境。

### 2.4 遥感综合监测法

遥感综合监测法主要通过集成致旱因子、植被状况以及发生环境参量来衡量植被干旱程度（图5）。早期代表是VHI（Vegetation Health Index），定义为VCI和TCI的加权平均（Kogan, 1995），其中VCI对应于植被绿度异常；TCI由当前时刻遥感地表温度（LST）相对历史序列LST的偏离程度计算得到。VHI假设LST和NDVI在时间序列上具有相反的趋势，但该假设仅适用于水分

主导植被生长的区域，在能量主导植被生长的区域则不成立。为此，Sun等（2013）构建了VDI（Vegetation Drought Index），定义为WCI（Water Condition Index）和 $\Delta TCI$ （Day-Night LST Difference Condition Index）的加权平均，其中WCI用来衡量植被水分异常， $\Delta TCI$ 主要对应于土壤湿度异常。研究表明，与VHI相比，VDI拓宽了干旱监测适用范围、提高了干旱监测性能（Sun等，2013）。后来有学者提出DSI（Drought Severity Index），定义为NDVI异常和地表蒸散发（AET/PEI）异常的加权平均（Mu等，2013），其基本原理与VHI和VDI相似。

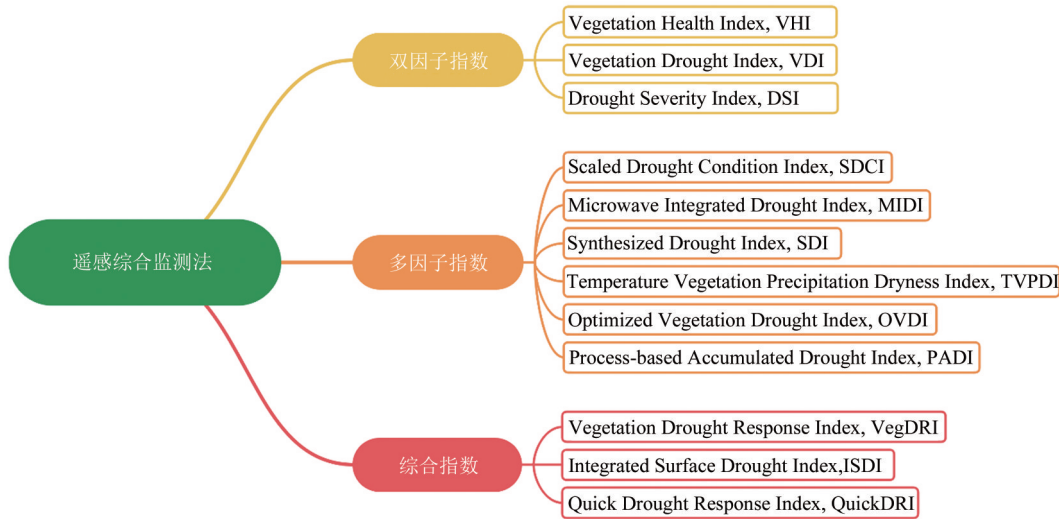


图5 遥感综合监测法

Fig. 5 Remote sensing comprehensive monitoring methods

遵循综合监测的思路，有学者增加考虑降雨量异常，提出了SDCI（Scaled Drought Condition Index），定义为NDVI异常、LST异常以及降雨量异常的加权平均（Rhee等，2010）。也有学者提出MIDI（Microwave Integrated Drought Index），定义为降雨量异常、土壤湿度异常以及地表温度异常的加权平均（Zhang和Jia，2013）。上述综合指数还只是利用“加权平均”的方式融合单一指数，后来有学者利用主成分分析法（PCA）综合NDVI异常、LST异常以及降雨量异常，提出SDI（Synthesized Drought Index）（Du等，2013）。有研究利用约束优化法将NDVI异常、LST异常、降雨异常和土壤湿度异常融合成一个干旱指数OVDI（Optimized Vegetation Drought Index）（Hao等，2015）。也有研究提出基于过程模型的累计干旱指

数PADI（Process-based Accumulated Drought Index），该指数综合了NDVI异常、降雨异常和土壤水分异常（Zhang等，2017）。此外，已有研究将NDVI异常、LST异常和降雨量异常组成三维空间，并基于欧氏距离将三者融合成一个综合干旱指数TVPDI（Temperature Vegetation Precipitation Dryness Index）（Wei等，2020）。

上述综合监测指数虽然同时考虑了致旱因子和植被状况，但未充分考虑干旱发生的地理与社会环境。据此，有学者提出了VegDRI（Vegetation Drought Response Index）（Brown等，2008），该指数以PDSI为因变量，以SPI、绿度异常指数（PASG和SOSA）、陆表覆盖类型、农业灌溉、生态区域以及土壤有效水容量等为自变量，利用一个机器学习算法CART（Classification and

Regression Tree), 建立了不同规则下 VegDRI 的线性计算公式。在此基础上, 有学者进一步发展 ISDI (Integrated Surface Drought Index) (Wu 等, 2013)。与 VegDRI 相比, ISDI 使用了相同的 CART 机器学习方法和相同的因变量 (PDSI), 但融入了更多遥感反演得到的自变量, 包括 LST、NDVI、VCI 以及 TCI 等等。随着对干旱现象认识的加深, 研究发现在全球变暖背景下, 干旱和高温热浪经常会同时发生, 这种干旱和热浪并发的现象被称为“骤发干旱 (Flash Drought)”, 具有快速发生、异常强烈和影响严重等特点 (Wang 等, 2016)。为监测骤发干旱, 美国 National Drought Mitigation Center 又进一步发展了 QuickDRI (Quick Drought Response Index), 该方法是 VegDRI 的变体, 与 VegDRI 具有相同的机器学习方法和环境输入变量, 主要区别在于 QuickDRI 以 1 月尺度的 SPEI 代替了 PDSI, 用 SVI 代替了 PASG, 并增加了土壤湿度异常和 ESI (Evaporative Stress Index) 作为因变量。然而, 上述 VegDRI、QuickDRI 和 ISDI 仍使用经典的决策树模型 CART 算法来综合多种干旱特征参量, 该算法在高度非线性拟合能力方面, 与深度学习算法相比尚有不足, 未来亟需建立更加智能化的综合监测模型 (Xu 等, 2023)。

总之, 以 VegDRI (适用传统干旱) 和 QuickDRI (适用骤发干旱) 等为代表的遥感综合监测模型, 能够融合致旱因子、植被状况以及发生环境, 逻辑架构较为完整科学, 更接近植被干旱事件的本质, 俨然成为植被干旱遥感监测的主流模型。

### 3 发展趋势和挑战

#### 3.1 发展趋势

纵观上述研究历程, 植被干旱遥感监测研究意义重大, 其总体趋势是向着“精细化”“综合化”和“智能化”3大方向发展。

(1) 精细化。“精细化”有空间和时间两个角度, 在空间角度上是期望实现更高空间分辨率的干旱监测, 目的是为局域尺度、小范围、或田块尺度的干旱管理和灾损评估提供重要数据。在时间角度上是期望能够提升遥感监测信号对干旱胁迫的敏感性, 目的是为尽早捕捉干旱胁迫, 做到

植被干旱的“及时监测、尽早预警”。

(2) 综合化。“综合化”则是指在构建干旱遥感监测模型时, 需要综合考虑外部致旱因子 (表层/根层土壤湿度、降雨、气温等)、内部植被响应状况 (植被绿度、湿度、荧光和温度等) 以及内外部交互环境 (气候环境、地理环境和社会经济环境等), 目的是顾及植被干旱事件的系统性和完整性, 做到植被干旱的“准确监测、精准预警”。

(3) 智能化。“智能化”体现在单一参数反演和多参数融合两个方面, 前者注重研发更加精准的算法来提取植被干旱胁迫的背景与特征参量, 例如土壤湿度和植被状况。后者则强调使用更加智能化的算法来集成多种植被干旱特征参数、致旱因子参量以及发生环境参量, 甚至结合植被干旱发生、发展和消亡的过程, 从而构建更加智能、更加准确的综合监测模型。

然而, 在植被干旱遥感监测朝着精细化、综合化、智能化发展的道路上, 还面临着许多挑战。

#### 3.2 主要挑战

(1) 植被干旱背景及特征参量的遥感空间分辨率仍然较粗、时间序列仍然较短, 难以满足精细化监测预警的需求。

以土壤湿度为例, 表 1 列举了中国可用的一些典型遥感土壤湿度数据集, 其空间分辨率通常在 1—36 km 左右, 但是局域尺度或田块尺度的干旱监测, 往往需要米级或亚米级分辨率, 当前的空间分辨率仍难以满足田块尺度上的应用。另外, 仅有较高的空间分辨率仍然不够。干旱胁迫程度的衡量往往需要计算当前时期的参量与其历史同期平均值的偏离程度, 因此较长的时间跨度也是必备要素。由表 1 可见, 当前的遥感土壤湿度数据通常的时间跨度通常是 2000 年至今, 大多不足 30 年。ESA CCI 的土壤湿度数据集时间跨度超过了 30 年, 但其空间分辨率较粗、存在较多的数据空隙、也不能近实时获取 (Sun 和 Xu, 2021)。再以遥感综合监测指数为例, 美国地质调查局 USGS 发布的 VegDRI 和 QuickDRI、加拿大农业和农业食品部发布的 VegDRI-Canada、以及中国学者提出的 ISDI, 其空间分辨率均为 1 km, 难以满足田块尺度上的精细化监测评估需求。



表 1 适用中国区域的典型遥感土壤湿度数据集  
Table 1 Typical remote sensing soil moisture dataset

产品名称	空间分辨率	时间分辨率	时段	参考文献
ESA Climate Change Initiative (CCI) Soil Moisture dataset	0.25°	1 d	1978年—2019年	(Liu等,2011)
AMSR-E (Advanced Microwave Scanning Radiometer for EOS)	25 km	1 d	2002年—2011年	
AMSR2 (Advanced Microwave Scanning Radiometer 2)	25 km	1 d	2012年—	
ASCAT (Advanced Scatterometer)	25 km	1 d	2007年—	(Sun等,2019)
SMOS (Soil Moisture and Ocean Salinity)	50 km	1—3 d	2010年—	
SMAP (Soil Moisture Active Passive)	36 km	1—3 d	2015年—	
全球 1 km 分辨率地表土壤水分数据集	1 km	2—3 d	2000年—2020年	(Zheng等,2023)
基于风云卫星FY-3B数据的全球日尺度土壤水分数据集	36 km	1 d	2010年—2019年	(Yao等,2023)
基于 AMSR-E 和 AMSR2 的长期全球日土壤湿度数据集	36 km	1 d	2002年—2021年	(Yao等,2021)
基于站点观测的中国 1 km 土壤湿度日尺度数据集 SMC1.0	1 km	1 d	2000年—2020年	(Li等,2022)
1982年—2020年全国逐月土壤湿度数据集	0.25°	1 month	1982年—2020年	(Sun和Xu,2021)
中国 1 km 分辨率逐日全天气地表土壤水分数据集	1 km	1 d	2003年—2019年	(Song等,2022)
基于物理模型和机器学习的全球长期每日 1 km 地表土壤湿度数据集	1 km	1 d	2000年—2020年	(Han等,2023)
基于人工智能(AI)的土壤湿度(CASM)数据集	25 km	3 d	2002年—2020年	(Skulovich和Gentine,2023)
中国区域多模式融合表层土壤湿度逐月数据	0.25°	1 month	1850年—2100年	(Feng等,2022)
中国 1993年—2018年小麦和玉米旱地 1 km 日土壤水分数据集	1 km	1 d	1993年—2018年	(Cheng等,2023)
中国 2002年—2018年月尺度 0.05°分辨率土壤水分数据集	0.05°	1 month	2002年—2018年	(Meng等,2021)
全球重建卫星遥感土壤湿度数据	0.25°	1 d	1989年—2021年	(Hu等,2023)

(2) 现有植被干旱遥感综合监测模型往往只集成了植被绿度类指标, 还未能有效集成分类、荧光类、以及温度类异常指标, 难以满足综合化监测预警的需求。

图6展示了植物干旱各响应阶段的特点。可见随着干旱胁迫从无到有、由弱到强, 植物首先通过减小气孔导度以阻止干旱的不利影响, 然后才发生植物储水下降、角质层导度减小、木质部空化以及叶子脱落等植物反应(Choat等, 2018); 气孔导度的缩小短时间内就会导致植被蒸腾作用的快速减少, 从而导致植被冠层温度的异常升高, 此后进一步的干旱胁迫才逐渐导致植被水分、荧光和绿度等指标的异常变化(Gerhards等, 2019)。生态系统尺度上, Sun等(2023)以中国大陆区域为研究对象, 综合对比分析了上述植被绿度异常、荧光异常、水分异常和温度异常指数对干旱胁迫的敏感性。研究结果表明:(1)上述植被指数对干旱胁迫的敏感性在气候干旱区最强、在气候过渡区其次、在气候湿润区最弱;(2)上述植被指数对干旱胁迫的敏感性顺序是: 温度异常指数>植被水分异常指数>植被荧光异常指数>植被绿

度异常指数。可见植被温度异常、水分异常和荧光异常对植被干旱探测均意义重大。其中植被冠层温度异常已被认为具备诊断干旱事件早期症状的能力(pre-symptomatic detection), 或者说具备在可视的干旱影响出现以前发现干旱胁迫的能力(pre-visual detection)(Neinavaz等, 2021)。但是, 现有干旱遥感综合监测模型往往只集成了植被绿度类指标, 例如QuickDRI仅集成绿度类的SVI, VegDRI仅集成绿度类的PASG和SOSA。为了更加全面完整地反映干旱胁迫程度, 亟需集成植被冠层温度、水分或荧光等异常指标。

然而, 卫星遥感观测的往往是植被和背景的混合温度, 从卫星遥感混合像元温度中准确分离出植被冠层温度比较困难, 现有植被冠层温度反演模式尚无法满足干旱遥感监测的应用需求。具体地, 针对植被冠层组分温度遥感反演, 存在多角度、多光谱、多时相、以及多像元/多分辨率4种反演模式(Zhan等, 2013)。其中多角度要求热红外遥感传感器能够同时进行多个角度的观测, 然而常用的极轨卫星热红外遥感传感器, 例如Landsat ETM+/TIRS、MODIS、AVHRR等, 通常难以满足

多角度观测需求。多光谱要求在热红外波段范围内具有较多的观测通道,然而多通道观测之间存在较高的相关性,难以构建相互独立的解算方程。多时相需要多个时间序列的热红外遥感数据,然而地表温度的时间变化过程较快,当添加不同时间的观测值时,会引入更多个未知的组分温度。而多像元/多分辨率模式依赖有效的邻近像元地表温度,然而该方法难以在相对均质的地表上应用(康童健等,2021)。综上,现有植被冠层温度遥感反演模式,大多只适用于特定类型的热红外遥感传感器,比如具备多个观测角度、多个通道或较高时空分辨率,难以生产出长时间序列、大范围的植被冠层温度数据,因此无法满足干旱遥感监测的应用需求。

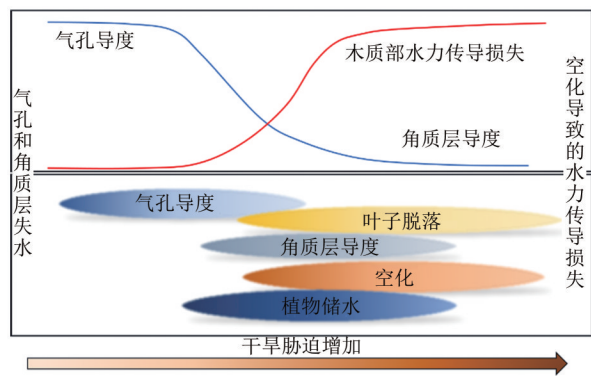


图6 植物干旱响应阶段示意图(来源于Choat等,2018)

Fig. 6 Schematic diagrams of plant drought response stage (Reproduced from Choat et al., 2018)

另外,计算植被冠层温度异常,需要获取植被冠层在冷点和热点状态下的温度,从卫星遥感平台获取植被冠层冷热点温度比较困难,现有冷热点温度理论计算方法存在计算效率低和迭代不收敛等问题,亟待进一步完善。目前已存在一些针对植被冠层冷热点温度的遥感估算方法,主要分为专家经验、自动拟合和理论计算3大类(Sun和Zhao,2022)。专家经验是直接利用遥感LST和FVC影像建立二维散点图,据此根据专家经验从散点图上判读出冷热点温度。自动拟合方法则根据LST和FVC影像,通过空间或时间上的搜索和拟合,得到植被冠层相对的冷热点温度。这两类方法对研究区域或研究时段具有很强的依赖性,只有当研究区域/时段存在足够多的干边和湿边状态的像素时,才能较为准确地得到冷热点温度。与专家经验和自动拟合算法相比,理论计算方法

展现出了较大的应用潜力。这类方法利用地表能量平衡方程、辐射收支方程和冷热点处潜热通量的估算式,推导得出冷热点温度的理论计算表达式。Sun等(2020a)利用Priestley-Taylor公式估算冷热点处的潜热通量,假设冷点处Priestley-Taylor参数取1.26,热点处Priestley-Taylor参数取0,从而推导得到植被/裸土组分的冷热点温度。然而,理论计算方法还存在很多不确定性,例如现有算法需要复杂的迭代求解过程,并且需要风速和植被高度等难以大范围获取的参数,存在计算效率低和迭代不收敛等问题,亟待进一步完善。

(3) 植被冠层温度、绿度、水分以及荧光异常对干旱胁迫的响应规律尚未完全明确,现有干旱遥感综合监测模型的建立缺乏植被响应规律的约束或指导,难以满足智能化监测预警的需求。

如前所述,植被绿度异常、水分异常、荧光异常和温度异常是目前干旱遥感监测主要涉及的植被状况指标。学者们已深入分析了它们对干旱胁迫的敏感性(Sun等,2017,2023;Yoshida等,2015;刘雷震等,2017)。然而,植被状况指标对干旱胁迫的响应特点在空间、时间以及不同植被类型上都可能存在着差异。然而,现有研究还未能有效揭示植被状况对干旱胁迫的完整响应规律。这也直接造成,当前干旱遥感综合监测模型的建立缺乏物理规律的约束或指导。例如,VHI、VDI、SDCI、SDI等综合监测模型利用等权重加权平均或主成分分析等方法得到综合监测结果;VegDRI、QuickDRI、ISDI等模型利用CART机器学习方法得到综合监测结果;他们均忽略了不同指标对干旱胁迫响应规律的差异。总之,亟需进一步探明植被冠层温度、绿度、水分以及荧光异常对干旱胁迫的响应规律,并建立响应规律指导深度学习算法的植被干旱遥感综合监测模型。

## 4 研究展望

### 4.1 耦合机理模型和学习模型的植被干旱参量遥感反演及质量提升技术

以土壤湿度为例,目前高空间分辨率、长时间序列、近实时获取的表层和根层土壤湿度数据集依然匮乏。未来可通过降尺度技术、时空融合技术、数据匹配技术、多模态遥感融合技术等的发展,耦合机理模型与学习模型,综合利用多源

多模态卫星遥感数据、无人机航摄数据、地面实测数据、以及模型模拟数据等, 结合已有的长时间序列土壤湿度数据, 生产米级甚至亚米级空间分辨率、超过40年长时间序列、1—5 d近实时获取的高质量表层/根层土壤湿度数据集。例如, 在植被根层土壤湿度反演方面, Babaeian等(2021)利用多源遥感数据和自动化机器学习算法, 建立了根层土壤湿度的估算方法。A等(2022)结合机理模型Hydrus-1D和深度学习算法ConvLSTM, 提升了根层土壤湿度的估算效果, 说明了机理模型和学习模型耦合的必要性。在表层土壤湿度的空间分辨率提升方面, Sun等(2020b)研发了一种机理模型主导的微波土壤湿度降尺度方法, Sun等(2022)设计了机理模型与学习模型耦合的微波土壤湿度降尺度策略, 发现耦合机理模型与学习模型的降尺度效果优于单一模型降尺度结果, 同样说明了机理模型与学习模型耦合的必要性。

#### 4.2 基于两阶段梯形模式的植被冠层温度异常探测方法

早在1970年代, 植被冠层温度异常就被发现具备干旱胁迫早期监测预警的能力, 这对干旱的及时准确监测意义重大。然而, 植被冠层温度异常指标常被应用于地面测温平台和低空遥感数据, 在卫星遥感数据上却鲜有大范围应用, 主要原因在于卫星热红外遥感存在“植被冠层温度反演问题”和“冷热点温度确定问题”两大技术瓶颈。现有植被冠层温度遥感反演模式大多只适用于特定类型的热红外遥感传感器, 现有冷热点温度理论计算方法也存在很多不确定性, 两者共同作用, 导致目前还缺乏长时间序列、大范围的植被冠层温度异常指标数据集, 这也成为当前植被干旱遥感综合监测模型尚未有效集成植被冠层温度异常的重要原因。总之, 现有基于卫星热红外遥感数据的植被冠层温度异常指标计算方法, 难以满足当前干旱遥感综合监测需求。

未来可利用Sun(2016)年提出的LST/FVC两阶段梯形空间模式, 参见Fig. 3(d), 构建植被冠层温度异常探测新方法。具体来说可首先利用地表热辐射方向性核驱动模型进行遥感地表温度角度归一化, 生成去除角度效应的遥感地表温度。其次, 设计不同气象再分析资料的对比试验, 以控制实验、模拟实验以及公开数据集为参考, 探

究典型气象再分析资料与两阶段梯形模式的适配性, 并总结规律和要求, 进一步改善两阶段梯形中理论干边/湿边的计算方法。最后, 利用适配的气象再分析资料、理论计算的干边/湿边、角度归一化的遥感地表温度, 基于两阶段梯形模式, 反演植被冠层温度及其冷热点温度, 提取植被冠层温度异常指标。两阶段梯形模式是特征空间模式的一种, 这种模式可有效分离土壤和植被组分的贡献。此类特征空间模式亦可应用于植被绿度、植被水分以及植被荧光遥感指标, 以达到抑制土壤背景干扰, 突出植被状态变化的目标。

#### 4.3 植被干旱响应规律指导深度学习的遥感综合监测模型

如前所述, 现有综合监测模型大多使用简单的数学运算或传统的机器学习算法融合多源参量, 其对多模态多源参量的非线性处理能力相对于深度学习算法存在一定的不足之处。例如, Xu等(2023)评估了当前4种主要深度学习框架在构建综合干旱指数中的应用潜力, 包括EEDNN(Entity Embedding Deep Neural Network), 1D-CNN(One-dimensional Convolutional Neural Network), GRU(Gated Recurrent Unit), 以及SAM(Self-Attention Mechanism)。研究表明, 尽管传统的机器学习算法仍然具有较好的性能, 以EEDNN为代表的深度学习算法性能表现更佳、应用潜力更大(Xu等, 2023)。然而, 植被对干旱胁迫的响应存在一定规律, 深度学习融合算法需要结合物理规律, 以达到相得益彰的监测预警效果。未来可深入调研植被冠层温度、绿度、水分和荧光对干旱胁迫的响应规律, 在此基础上构建植被干旱响应规律指导深度学习的干旱遥感综合监测模型。例如, 使用PINN(Physics-informed Neural Network)基于规则约束的神经网络架构设计思路, 将植被响应规律作为限制加入到神经网络, 使网络拟合得到的结果符合植被响应规律的指导。或者使用DeepCTRL(Deep Neural Networks with Controllable Rule Representations)架构设计, 构造基于干旱特征数据的数据编码器(Data encoder)和基于植被响应规律的规则编码器(Rule encoder)分别进行训练。最终, 通过植被响应规律指导深度学习算法, 建立集成植被冠层温度异常的干旱遥感综合监测模型, 并定量分析其不确定性和适用范围。



## 5 结 语

卫星遥感在干旱监测和预警方面具有显著的技术特长和应用潜力,是防御干旱灾害的重要技术手段。本文根据灾害系统论视角,将目前的植被干旱遥感监测方法划分为“致旱因子监测法”、“植被状况监测法”和“遥感综合监测法”3大类,并综述了研究现状。研究发现其总体趋势是向着“精细化”、“综合化”和“智能化”方向发展,目的是顾及干旱事件的系统性,力争做到更加及时、准确、精细的干旱监测预警。

然而,当前的植被干旱遥感监测技术仍面临许多挑战:(1)植被干旱背景及特征参量的遥感空间分辨率仍然较粗、时间序列仍然较短;(2)现有植被干旱遥感综合监测模型往往只集成了植被绿度类指标,还未能有效集成水分类、荧光类、以及温度类异常指标;(3)植被冠层温度、绿度、水分以及荧光异常对干旱胁迫的响应规律尚未完全明确,现有干旱遥感综合监测模型的建立缺乏植被响应规律的约束或指导。

机理模型和学习模型结合的植被干旱参量时空分辨率提升技术、基于两阶段梯形模式的植被冠层温度异常探测方法、植被干旱响应规律指导深度学习算法的遥感综合监测模型是解决上述问题的有力工具,值得进一步深入研究。

## 参考文献(References)

- A Y L, Wang G Q, Hu P, Lai X Y, Xue B L and Fang Q Q. 2022. Root-zone soil moisture estimation based on remote sensing data and deep learning. *Environmental Research*, 212: 113278 [DOI: 10.1016/j.envres.2022.113278]
- 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]
- Babaeian E, Paheding S, Siddique N, Devabhaktuni V K and Tuller M. 2021. Estimation of root zone soil moisture from ground and remotely sensed soil information with multisensor data fusion and automated machine learning. *Remote Sensing of Environment*, 260: 112434 [DOI: 10.1016/j.rse.2021.112434]
- Brown J F, Wardlow B D, Tadesse T, Hayes M J and Reed B C. 2008. The vegetation drought response index (VegDRI): a new integrated approach for monitoring drought stress in vegetation. *GI-Science and Remote Sensing*, 45(1): 16-46 [DOI: 10.2747/1548-1603.45.1.16]
- Ceccato P, Gobron N, Flasse S, Pinty B and Tarantola S. 2002. Designing a spectral index to estimate vegetation water content from remote sensing data: Part I: theoretical approach. *Remote Sensing of Environment*, 82(2/3): 188-197 [DOI: 10.1016/S0034-4257(02)00037-8]
- Chen S R, Sun H and Zhang B J. 2009. Application research and implementation of drought monitoring by HJ-1A/1B satellites. *Spacecraft Engineering*, 18(6): 138-141 (陈世荣, 孙灏, 张宝军. 2009. 环境减灾-1a、1b卫星在干旱监测中的应用研究及实现. *航天器工程*, 18(6): 138-141) [DOI: 10.3969/j.issn.1673-8748.2009.06.023]
- Cheng F, Zhang Z, Zhuang H M, Han J C, Luo Y C, Cao J, Zhang L L, Zhang J, Xu J L and Tao F L. 2023. ChinaCropSM1 km: a fine 1 km daily soil moisture dataset for dryland wheat and maize across China during 1993-2018. *Earth System Science Data*, 15(1): 395-409 [DOI: 10.5194/essd-15-395-2023]
- Choat B, Brodribb T J, Brodersen C R, Duursma R A, López R and Medlyn B E. 2018. Triggers of tree mortality under drought. *Nature*, 558(7711): 531-539 [DOI: 10.1038/s41586-018-0240-x]
- Crausbay S D, Ramirez A R, Carter S L, Cross M S, Hall K R, Bathke D J, Betancourt J L, Colt S, Cravens A E, Dalton M S, Dunham J B, Hay L E, Hayes M J, Mcevoy J, Mcnutt C A, Moritz M A, Nislow K H, Raheem N and Sanford T. 2017. Defining ecological drought for the twenty-first century. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 98(12): 2543-2550 [DOI: 10.1175/bams-d-16-0292.1]
- Crausbay S D, Betancourt J, Bradford J, Cartwright J, Dennison W C, Dunham J, Enquist C A F, Frazier A G, Hall K R, Littell J S, Luce C H, Palmer R, Ramirez A R, Rangwala I, Thompson L, Walsh B M and Carter S. 2020. Unfamiliar territory: emerging themes for ecological drought research and management. *One Earth*, 3(3): 337-353 [DOI: 10.1016/j.oneear.2020.08.019]
- Deng X D and Wang H Q. 2022. Recent advances on algorithms and applications of soil moisture retrieval from microwave remote sensing. *Journal of Zhejiang University (Agriculture and Life Sciences)*, 48(3): 289-302 (邓小东, 王宏全. 2022. 土壤水分微波遥感反演算法及应用研究进展. *浙江大学学报(农业与生命科学版)*, 48(3): 289-302) [DOI: 10.3785/j.issn.1008-9209.2021.04.281]
- Du L T, Tian Q J, Yu T, Meng Q Y, Jancso T, Udvardy P and Huang Y. 2013. A comprehensive drought monitoring method integrating MODIS and TRMM data. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 23: 245-253 [DOI: 10.1016/j.jag.2012.09.010]
- Dutra E, Viterbo P and Miranda P M A. 2008. ERA-40 reanalysis hydrological applications in the characterization of regional drought. *Geophysical Research Letters*, 35(19): L19402 [DOI: 10.1029/2008GL035381]
- Duveiller G, Filippini F, Walther S, Köhler P, Frankenberg C, Guanter L and Cescatti A. 2020. A spatially downscaled sun-induced fluorescence global product for enhanced monitoring of vegetation productivity. *Earth System Science Data*, 12(2): 1101-1116 [DOI: 10.5194/essd-12-1101-2020]

- Feng D H, Wang G J, Wei X K, Amankwah S O Y, Hu Y F, Luo Z C, Hagan D F T and Ullah W. 2022. Merging and downscaling soil moisture data from CMIP6 projections using deep learning method. *Frontiers in Environmental Science*, 10: 847475 [DOI: 10.3389/fenvs.2022.847475]
- Fu C B, An Z S and Guo W D. 2005. Evolution of life-supporting environment in our nation and the predictive study of aridification in northern China (I): main scientific issues and achievements. *Advances in Earth Science*, 20(11): 1157-1167 (符淙斌, 安芷生, 郭维栋. 2005. 我国生存环境演变和北方干旱化趋势预测研究(I): 主要研究成果. *地球科学进展*, 20(11): 1157-1167) [DOI: 10.3321/j.issn:1001-8166.2005.11.001]
- Gao B C. 1996. NDWI-A normalized difference water index for remote sensing of vegetation liquid water from space. *Remote Sensing of Environment*, 58(3): 257-266 [DOI: 10.1016/S0034-4257(96)00067-3]
- Gerhards M, Schlerf M, Mallick K and Udelhoven T. 2019. Challenges and future perspectives of multi-/hyperspectral thermal infrared remote sensing for crop water-stress detection: a review. *Remote Sensing*, 11(10): 1240 [DOI: 10.3390/rs11101240]
- Ghulam A, Qin Q M, Teyip T and Li Z L. 2007a. Modified perpendicular drought index (MPDI): a real-time drought monitoring method. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 62(2): 150-164 [DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2007.03.002]
- Ghulam A, Qin Q M and Zhan Z M. 2007b. Designing of the perpendicular drought index. *Environmental Geology*, 52(6): 1045-1052 [DOI: 10.1007/s00254-006-0544-2]
- Guo N, Wang X P, Wang W, Wang L J, Hu D and Sha S. 2020. Review of drought monitoring based on remote sensing technology. *Advances in Meteorological Science and Technology*, 10(3): 10-20 (郭妮, 王小平, 王玮, 王丽娟, 胡蝶, 沙莎. 2020. 干旱遥感监测技术进展. *气象科技进展*, 10(3): 10-20) [DOI: 10.3969/j.issn.2095-1973.2020.03.003]
- Han D, Wang P X, Zhang Y, Tian H R and Zhou X J. 2021. Progress of agricultural drought monitoring and forecasting using satellite remote sensing. *Smart Agriculture*, 3(2): 1-14 (韩东, 王鹏新, 张悦, 田惠仁, 周西嘉. 2021. 农业干旱卫星遥感监测与预测研究进展. *智慧农业(中英文)*, 3(2): 1-14) [DOI: 10.12133/j.smartag.2021.3.2.202104-SA002]
- Han L Y, Zhang Q, Jia J Y, Wang Y H and Huang T. 2019. Drought severity, frequency, duration and regional differences in China. *Journal of Desert Research*, 39(5): 1-10 (韩兰英, 张强, 贾建英, 王有恒, 黄涛. 2019. 气候变暖背景下中国干旱强度、频次和持续时间及其南北差异性. *中国沙漠*, 39(5): 1-10) [DOI: 10.7522/j.issn.1000-694X.2018.00112]
- Han M, Zhang H H, Dejonge K C, Comas L H and Trout T J. 2016. Estimating maize water stress by standard deviation of canopy temperature in thermal imagery. *Agricultural Water Management*, 177: 400-409 [DOI: 10.1016/j.agwat.2016.08.031]
- Han Q Q, Zeng Y J, Zhang L J, Wang C, Prikaziuk E, Niu Z G and Su B. 2023. Global long term daily 1 km surface soil moisture datasets with physics informed machine learning. *Scientific Data*, 10(1): 101 [DOI: 10.1038/s41597-023-02011-7]
- Hao C, Zhang J H and Yao F M. 2015. Combination of multi-sensor remote sensing data for drought monitoring over Southwest China. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 35: 270-283 [DOI: 10.1016/j.jag.2014.09.011]
- Hao Z C and Aghakouchak A. 2013. Multivariate standardized drought index: a parametric multi-index model. *Advances in Water Resources*, 57: 12-18 [DOI: 10.1016/j.advwatres.2013.03.009]
- Hu Y F, Wang G J, Wei X K, Zhou F H, Kattel G, Amankwah S O Y, Hagan D F T and Duan Z. 2023. Reconstructing long-term global satellite-based soil moisture data using deep learning method. *Frontiers in Earth Science*, 11: 1130853 [DOI: 10.3389/feart.2023.1130853]
- Huang S F, Xin J F and Yang Y M. 2020. Status, issues and prospects of operational application of drought remote sensing monitoring. *China Flood and Drought Management*, 30(3): 18-21 (黄诗峰, 辛景峰, 杨永民. 2020. 旱情遥感监测业务化应用现状、问题与展望. *中国防汛抗旱*, 30(3): 18-21) [DOI: 10.16867/j.issn.1673-9264.2019114]
- Idso S B, Jackson R D, Pinter P J, Reginato R J and Hatfield J L. 1981. Normalizing the stress-degree-day parameter for environmental variability. *Agricultural Meteorology*, 24: 45-55 [DOI: 10.1016/0002-1571(81)90032-7]
- Jackson R D, Idso S B, Reginato R J and Pinter P J. 1981. Canopy temperature as a crop water stress indicator. *Water Resources Research*, 17(4): 1133-1138 [DOI: 10.1029/WR017i004p01133]
- Jackson R D, Kustas W P and Choudhury B J. 1988. A reexamination of the crop water stress index. *Irrigation Science*, 9(4): 309-317 [DOI: 10.1007/BF00296705]
- Kang T J, Guo M Z, Cao B, Ren H Z and Fan W J. 2021. Component temperature inversion algorithm based on Sentinel-3 SLSTR data. *National Remote Sensing Bulletin*, 25(8): 1671-1682 (康童健, 郭明珠, 曹彪, 任华忠, 范闻捷. 2021. Sentinel-3 SLSTR数据的组分温度反演. *遥感学报*, 25(8): 1671-1682) [DOI: 10.11834/jrs.20211319]
- Khanna S, Palacios-Orueta A, Whiting M L, Ustin S L, Riaño D and Litago J. 2007. Development of angle indexes for soil moisture estimation, dry matter detection and land-cover discrimination. *Remote Sensing of Environment*, 109(2): 154-165 [DOI: 10.1016/j.rse.2006.12.018]
- Kogan F and Sullivan J. 1993. Development of global drought-watch system using NOAA/AVHRR data. *Advances in Space Research*, 13(5): 219-222 [DOI: 10.1016/0273-1177(93)90548-P]
- 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]
- Lee J E, Frankenberg C, Van Der Tol C, Berry J A, Guanter L, Boyce C K, Fisher J B, Morrow E, Worden J R, Asefi S, Badgley G and Saatchi S. 2013. Forest productivity and water stress in Amazonia: observations from GOSAT chlorophyll fluorescence. *Proceedings of the Royal Society B: Biological Sciences*, 280(1761): 20130171 [DOI: DOI: 10.1098/rspb.2013.0171]

- 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]
- Li X and Xiao J F. 2019. A global, 0.05-degree product of solar-induced chlorophyll fluorescence derived from OCO-2, MODIS, and reanalysis data. *Remote Sensing*, 11(5): 517 [DOI: 10.3390/rs11050517]
- Liang Z S, Kang S Z and Gao J F. 1999. Plant sensation and transduction of root signals and regulation of water use in dry soil conditions. *Agricultural Research in the Arid Areas*, 17(2): 72-78 (梁宗锁, 康绍忠, 高俊凤. 1999. 植物对土壤干旱信号的感知、传递及其水分利用的控制. *干旱地区农业研究*, 17(2): 72-78)
- 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]
- Liu L Z, Wu J J, Zhou H K, Li X H, Wang Q F, An X L and Li R T. 2017. Chlorophyll fluorescence and its progress in detecting water stress. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 37(9): 2780-2787 (刘雷霆, 武建军, 周洪奎, 李小涵, 王前锋, 安雪丽, 李睿涛. 2017. 叶绿素荧光及其在水分胁迫监测中的研究进展. *光谱学与光谱分析*, 37(9): 2780-2787) [DOI: 10.3964/j.issn.1000-0593(2017)09-2780-08]
- Liu Y, Dang C Y, Yue H, Lyu C and Dang X H. 2021. Enhanced drought detection and monitoring using sun-induced chlorophyll fluorescence over Hulun Buir Grassland, China. *Science of the Total Environment*, 770: 145271 [DOI: 10.1016/j.scitotenv.2021.145271]
- Liu Y Y, Parinussa R M, Dorigo W A, De Jeu R A M, Wagner W, Van Dijk A I J M, McCabe M F and Evans J P. 2011. Developing an improved soil moisture dataset by blending passive and active microwave satellite-based retrievals. *Hydrology and Earth System Sciences*, 15(2): 425-436 [DOI: 10.5194/hess-15-425-2011]
- 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. American Meteorological Society: 179-184
- Meng X J, Mao K B, Meng F, Shi J C, Zeng J Y, Shen X Y, Cui Y K, Jiang L M and Guo Z H. 2021. A fine-resolution soil moisture dataset for China in 2002-2018. *Earth System Science Data*, 13(7): 3239-3261 [DOI: 10.5194/essd-13-3239-2021]
- Moran M S, Clarke T R, Inoue Y and Vidal A. 1994. Estimating crop water deficit using the relation between surface-air temperature and spectral vegetation index. *Remote Sensing of Environment*, 49(3): 246-263 [DOI: 10.1016/0034-4257(94)90020-5]
- Mu Q Z, Zhao M S, Kimball J S, McDowell N G and Running S W. 2013. A remotely sensed global terrestrial drought severity index. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 94(1): 83-98 [DOI: 10.1175/bams-d-11-00213.1]
- Neinavaz E, Schlerf M, Darvishzadeh R, Gerhards M and Skidmore A K. 2021. Thermal infrared remote sensing of vegetation: current status and perspectives. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 102: 102415 [DOI: 10.1016/j.jag.2021.102415]
- Peng J, Muller J P, Blessing S, Giering R, Danne O, Gobron N, Kharbouche S, Ludwig R, Müller B, Leng G Y, You Q L, Duan Z and Dadson S. 2019. Can we use satellite-based FAPAR to detect drought?. *Sensors*, 19(17): 3662 [DOI: 10.3390/s19173662]
- Peters A J, Walter-Shea E A, Ji L, Viña A, Hayes M and Svoboda M D. 2002. Drought monitoring with NDVI-based Standardized Vegetation Index. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 68(1): 71-75
- Qin Q M, Jin C, Zhang N and Yang X B. 2010. An two-dimensional spectral space based model for drought monitoring and its re-examination//2010 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium. Honolulu: IEEE: 3869-3872 [DOI: 10.1109/IGARSS.2010.5649710]
- Qu Y P, Lü J, Su Z C, Sun H Q and Ma M M. 2018. Research review and perspective of drought mitigation. *Journal of Hydraulic Engineering*, 49(1): 115-125 (屈艳萍, 吕娟, 苏志诚, 孙洪泉, 马苗苗. 2018. 抗旱减灾研究综述及展望. *水利学报*, 49(1): 115-125) [DOI: 10.13243/j.cnki.slxb.20170751]
- 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]
- Sadeghi M, Babacian E, Tuller M and Jones S B. 2017. The optical trapezoid model: a novel approach to remote sensing of soil moisture applied to Sentinel-2 and Landsat-8 observations. *Remote Sensing of Environment*, 198: 52-68 [DOI: 10.1016/j.rse.2017.05.041]
- Sandholt I, Rasmussen K and Andersen J. 2002. A simple interpretation of the surface temperature/vegetation index space for assessment of surface moisture status. *Remote Sensing of Environment*, 79(2/3): 213-224 [DOI: 10.1016/S0034-4257(01)00274-7]
- Sheffield J, Goteti G, Wen F H and Wood E F. 2004. A simulated soil moisture based drought analysis for the United States. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 109(D24): D24108 [DOI: 10.1029/2004JD005182]
- 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 (施建成, 杜阳, 杜今阳, 蒋玲梅, 柴琳娜, 毛克彪, 徐鹏, 倪文俭, 熊川, 刘强, 刘晨洲, 郭鹏, 崔倩, 李云青, 陈晶, 王安琪, 罗禾佳, 王殿辉. 2012. 微波遥感地表参数反演进展. *中国科学: 地球科学*, 42(6): 814-842) [DOI: 10.1007/s11430-012-4444-x]
- Shi P J. 2009. Theory and practice on disaster system research in a fifth time. *Journal of Natural Disasters*, 18(5): 1-9 (史培军. 2009.



- 五论灾害系统研究的理论与实践. 自然灾害学报, 18(5): 1-9 [DOI: 10.13577/j.jnd.2009.0501]
- Skulovich O and Gentine P. 2023. A long-term consistent artificial intelligence and remote sensing-based soil moisture dataset. *Scientific Data*, 10(1): 154 [DOI: 10.1038/s41597-023-02053-x]
- Song P L, Zhang Y Q, Guo J P, Shi J C, Zhao T J and Tong B. 2022. A 1 km daily surface soil moisture dataset of enhanced coverage under all-weather conditions over China in 2003-2019. *Earth System Science Data*, 14(6): 2613-2637 [DOI: 10.5194/essd-14-2613-2022]
- Souza A G S S, Ribeiro Neto A and de Souza L L. 2021. Soil moisture-based index for agricultural drought assessment: SMADI application in Pernambuco State-Brazil. *Remote Sensing of Environment*, 252: 112124 [DOI: 10.1016/j.rse.2020.112124]
- Su B D, Huang J L, Fischer T, Wang Y J, Kundzewicz Z W, Zhai J Q, Sun H M, Wang A Q, Zeng X F, Wang G J, Tao H, Gemmer M, Li X C and Jiang T. 2018. Drought losses in China might double between the 1.5 °C and 2.0 °C warming. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 115(42): 10600-10605 [DOI: DOI: 10.1073/pnas.1802129115]
- Su X L, Jiang T L and Niu J P. 2021. Concept and research progress of ecological drought. *Water Resources Protection*, 37(4): 15-22 (粟晓玲, 姜田亮, 牛纪莘. 2021. 生态干旱的概念及研究进展. *水资源保护*, 37(4): 15-22) [DOI: 10.3880/j.issn.10046933.2021.04.003]
- Sun H. 2016. Two-stage trapezoid: a new interpretation of the land surface temperature and fractional vegetation coverage space. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 9(1): 336-346 [DOI: 10.1109/jstars.2015.2500605]
- Sun H, Cai C C, Liu H X and Yang B. 2019. Microwave and meteorological fusion: a method of spatial downscaling of remotely sensed soil moisture. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 12(4): 1107-1119 [DOI: 10.1109/JSTARS.2019.2901921]
- Sun H, Chen Y H and Sun H Q. 2012. Comparisons and classification system of typical remote sensing indexes for agricultural drought. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 28(14): 147-154 (孙灏, 陈云浩, 孙洪泉. 2012. 典型农业干旱遥感监测指数的比较及分类体系. *农业工程学报*, 28(14): 147-154) [DOI: 10.3969/j.issn.1002-6819.2012.14.023]
- Sun H and Gao J H. 2023. A pixel-wise calculation of soil evaporative efficiency with thermal/optical remote sensing and meteorological reanalysis data for downscaling microwave soil moisture. *Agricultural Water Management*, 276: 108063 [DOI: 10.1016/j.agwat.2022.108063]
- Sun H, Liu W H, Wang Y M and Yuan S Y. 2017. Evaluation of typical spectral vegetation indices for drought monitoring in cropland of the North China Plain. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 10(12): 5404-5411 [DOI: 10.1109/jstars.2017.2734800]
- Sun H, Ma L R, Wang Y M, Zhou B C, Liu W H, Cai C C, Zhou W and Chen W. 2020a. Determining the dry boundary of the LST/FVC space for soil moisture monitoring: a semi-empirical method. *International Journal of Remote Sensing*, 41(10): 3723-3739 [DOI: 10.1080/01431161.2019.1707901]
- Sun H and Xu Q. 2021. Evaluating machine learning and geostatistical methods for spatial gap-filling of monthly ESA CCI soil moisture in China. *Remote Sensing*, 13(14): 2848 [DOI: 10.3390/rs13142848]
- Sun H, Xu ZH and Liu H. 2023. An evaluation of the response of vegetation greenness, moisture, fluorescence, and temperature-based remote sensing indicators to drought stress. *Journal of Hydrology*, 625: 130125 [DOI: 10.1016/j.jhydrol.2023.130125]
- Sun H, Zhang X H and Zhao X. 2022. Series or parallel? an exploration in coupling physical model and machine learning method for disaggregating satellite microwave soil moisture. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 60: 4415015 [DOI: 10.1109/tgrs.2022.3216343]
- Sun H, Zhao X, Chen Y H, Gong A D and Yang J. 2013. A new agricultural drought monitoring index combining MODIS NDWI and day-night land surface temperatures: a case study in China. *International Journal of Remote Sensing*, 34(24): 8986-9001 [DOI: 10.1080/01431161.2013.860659]
- Sun H and Zhao Z Y. 2022. Effects of the new Priestly-Taylor equation on determining the boundary of LST/FVC space for soil moisture monitoring. *Geocarto International*, 37(26): 11534-11558 [DOI: 10.1080/10106049.2022.2060313]
- Sun H, Zhou B C, Li H and Ruan L. 2021. A primary study on downscaling microwave soil moisture with MOD16 and SMAP. *National Remote Sensing Bulletin*, 25(3): 776-790 (孙灏, 周柏池, 李欢, 阮琳. 2021. 耦合 MOD16 和 SMAP 的微波土壤湿度降尺度研究. *遥感学报*, 25(3): 776-790) [DOI: 10.11834/jrs.20209253]
- Sun H, Zhou B C, Zhang C J, Liu H X and Yang B. 2020b. DSCALE\_mod16: a model for disaggregating microwave satellite soil moisture with land surface evapotranspiration products and gridded meteorological data. *Remote Sensing*, 12(6): 980 [DOI: 10.3390/rs12060980]
- Sun Y Y, Ma J W, Huang S F, Yang K and Li N. 2021. Review of research development on passive microwave remote sensing of soil moisture retrieval. *China Flood and Drought Management*, 31(3): 8-13 (孙亚勇, 马建威, 黄诗峰, 杨昆, 李楠. 2021. 被动微波遥感土壤水分反演研究进展. *中国防汛抗旱*, 31(3): 8-13) [DOI: 10.16867/j.issn.1673-9264.2021012]
- Taghvaeian S, Chávez J L and Hansen N C. 2012. Infrared thermometry to estimate crop water stress index and water use of irrigated maize in Northeastern Colorado. *Remote Sensing*, 4(11): 3619-3637 [DOI: 10.3390/rs4113619]
- Tsakiris G and Vangelis H. 2005. Establishing a drought index incorporating evapotranspiration. *European Water*, 9-10: 3-11
- 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]
- Vicente-Serrano S M, Gouveia C, Camarero J J, Beguería S, Trigo R, López-Moreno J I, Azorín-Molina C, Pasho E, Lorenzo-Lacruz J,

- Revuelto J, Morán-Tejeda E and Sanchez-Lorenzo A. 2013. Response of vegetation to drought time-scales across global land biomes. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 110(1): 52-57 [DOI: 10.1073/pnas.1207068110]
- Virnodkar S S, Pachghare V K, Patil V C and Jha S K. 2020. Remote sensing and machine learning for crop water stress determination in various crops: a critical review. *Precision Agriculture*, 21(5): 1121-1155 [DOI: 10.1007/s11119-020-09711-9]
- Wang L L and Qu J J. 2007. NMDI: a normalized multi-band drought index for monitoring soil and vegetation moisture with satellite remote sensing. *Geophysical Research Letters*, 34(20): L20405 [DOI: 10.1029/2007gl031021]
- Wang L Y, Yuan X, Xie Z H, Wu P L and Li Y H. 2016. Increasing flash droughts over China during the recent global warming hiatus. *Scientific Reports*, 6: 30571 [DOI: 10.1038/srep30571]
- Wang P X, Li X W, Gong J Y and Song C H. 2001. Vegetation temperature condition index and its application for drought monitoring// *Scanning the Present and Resolving the Future. IEEE 2001 International Geoscience and Remote Sensing Symposium. Sydney: IEEE: 141-143* [DOI: 10.1109/IGARSS.2001.976083]
- Wang S H, Zhang Y G, Ju W M, Wu M S, Liu L, He W and Peñuelas J. 2022. Temporally corrected long-term satellite solar-induced fluorescence leads to improved estimation of global trends in vegetation photosynthesis during 1995-2018. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 194: 222-234 [DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2022.10.018]
- Wang S Y, Li Q Z, Wang H Y, Zhang Y, Du X and Gao L. 2021. A winter wheat drought index based on TROPOMI solar-induced chlorophyll fluorescence. *Remote Sensing Technology and Application*, 36(5): 1057-1071 (王思远, 李强子, 王红岩, 张源, 杜鑫, 高亮. 2021. 基于TROPOMI叶绿素荧光遥感的冬小麦旱情监测. *遥感技术与应用*, 36(5): 1057-1071) [DOI: 10.11873/j.issn.1004-0323.2021.5.1057]
- Wei W, Pang S F, Wang X F, Zhou L, Xie B B, Zhou J J and Li C H. 2020. Temperature Vegetation Precipitation Dryness Index (TVP-DI)-based dryness-wetness monitoring in China. *Remote Sensing of Environment*, 248: 111957 [DOI: 10.1016/j.rse.2020.111957]
- Wen J, Köhler P, Duveiller G, Parazoo N C, Magney T S, Hooker G, Yu L, Chang C Y and Sun Y. 2020. A framework for harmonizing multiple satellite instruments to generate a long-term global high spatial-resolution solar-induced chlorophyll fluorescence (SIF). *Remote Sensing of Environment*, 239: 111644 [DOI: 10.1016/j.rse.2020.111644]
- Wu J J, Zhou L, Liu M, Zhang J, Leng S and Diao C Y. 2013. Establishing and assessing the Integrated Surface Drought Index (ISDI) for agricultural drought monitoring in mid-eastern China. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 23: 397-410 [DOI: 10.1016/j.jag.2012.11.003]
- Wu J S, Zhang J H, Li R J, Li Y Y, Gao H J and Zhao Q J. 2017. The plant's physiological mechanism and adaptability to drought stress. *Journal of Shanxi Agricultural University (Natural Science Edition)*, 37(6): 452-456 (吴金山, 张景欢, 李瑞杰, 李英英, 高豪杰, 赵庆杰. 2017. 植物对干旱胁迫的生理机制及适应性研究进展. *山西农业大学学报(自然科学版)*, 37(6): 452-456) [DOI: 10.13842/j.cnki.issn1671-8151.2017.06.012]
- Xu Z H, Sun H, Zhang T, Xu H Y, Wu D and Gao J H. 2023. Evaluating established deep learning methods in constructing integrated remote sensing drought index: a case study in China. *Agricultural Water Management*, 286: 108405 [DOI: 10.1016/j.agwat.2023.108405]
- Yao P P, Lu H, Shi J C, Zhao T J, Yang K, Cosh M H, Gianotti D J S and Entekhabi D. 2021. A long term global daily soil moisture dataset derived from AMSR-E and AMSR2 (2002-2019). *Scientific Data*, 8(1): 143 [DOI: 10.1038/s41597-021-00925-8]
- Yao P P, Lu H, Zhao T J, Wu S L, Peng Z Q, Cosh M H, Jia L, Yang K, Zhang P and Shi J C. 2023. A global daily soil moisture dataset derived from Chinese FengYun Microwave Radiation Imager (MWRI)(2010-2019). *Scientific Data*, 10(1): 133 [DOI: 10.1038/s41597-023-02007-3]
- Yoshida Y, Joiner J, Tucker C, Berry J, Lee J E, Walker G, Reichle R, Koster R, Lyapustin A and Wang Y. 2015. The 2010 Russian drought impact on satellite measurements of solar-induced chlorophyll fluorescence: insights from modeling and comparisons with parameters derived from satellite reflectances. *Remote Sensing of Environment*, 166: 163-177 [DOI: 10.1016/j.rse.2015.06.008]
- Zhan W F, Chen Y H, Zhou J, Wang J F, Liu W Y, Voogt J, Zhu X L, Quan J L and Li J. 2013. Disaggregation of remotely sensed land surface temperature: literature survey, taxonomy, issues, and caveats. *Remote Sensing of Environment*, 131: 119-139 [DOI: 10.1016/j.rse.2012.12.014]
- Zhang A Z and Jia G S. 2013. Monitoring meteorological drought in semiarid regions using multi-sensor microwave remote sensing data. *Remote Sensing of Environment*, 134: 12-23 [DOI: 10.1016/j.rse.2013.02.023]
- Zhang N, Hong Y, Qin Q M and Liu L. 2013. VSDI: a visible and shortwave infrared drought index for monitoring soil and vegetation moisture based on optical remote sensing. *International Journal of Remote Sensing*, 34(13): 4585-4609 [DOI: 10.1080/01431161.2013.779046]
- Zhang Q, Yao Y B, Li Y H, Huang J P, Ma Z G, Wang Z L, Wang S P, Wang Y and Zhang Y. 2020. Progress and prospect on the study of causes and variation regularity of droughts in China. *Acta Meteorologica Sinica*, 78(3): 500-521 (张强, 姚玉璧, 李耀辉, 黄建平, 马柱国, 王芝兰, 王素萍, 王莺, 张宇. 2020. 中国干旱事件成因和变化规律的研究进展与展望. *气象学报*, 78(3): 500-521) [DOI: 10.11676/qxxb2020.032]
- Zhang X, Chen N C, Li J Z, Chen Z H and Niyogi D. 2017. Multi-sensor integrated framework and index for agricultural drought monitoring. *Remote Sensing of Environment*, 188: 141-163 [DOI: 10.1016/j.rse.2016.10.045]
- Zhang Z X, Xu W, Shi Z W and Qin Q M. 2021. Establishment of a comprehensive drought monitoring index based on multisource remote sensing data and agricultural drought monitoring. *IEEE Jour-*

- nal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 14: 2113-2126 [DOI: 10.1109/JSTARS.2021.3052194]
- Zheng C L, Jia L and Zhao T J. 2023. A 21-year dataset (2000-2020) of gap-free global daily surface soil moisture at 1-km grid resolution. *Scientific Data*, 10(1): 139 [DOI: 10.1038/s41597-023-01991-w]
- Zheng M D, Liu Z, Xu Z H, Li J H and Sun J L. 2024. Research progress of soil moisture estimation based on microwave remote sensing. *Acta Pedologica Sinica*, 61(1): 16-28 (郑曼迪, 刘忠, 许昭辉, 李剑辉, 孙君龄. 2024. 基于微波遥感的土壤水分反演估算研究进展. *土壤学报*, 61(1): 16-28) [DOI: 10.11766/trxb202204110167]
- Zhou L, Wu J J and Zhang J. 2015. Remote sensing-based drought monitoring approach and research progress. *Scientia Geographica Sinica*, 35(5): 630-636 (周磊, 武建军, 张洁. 2015. 以遥感为基础的干旱监测方法研究进展. *地理科学*, 35(5): 630-636) [DOI: 10.13249/j.cnki.sgs.2015.05.016]

## Remote sensing of vegetation drought: Research progress

SUN Hao<sup>1</sup>, GAO Jinhua<sup>1</sup>, YAN Tingting<sup>2</sup>, HU Keke<sup>1</sup>, XU Zhenheng<sup>1</sup>, WANG Yunjia<sup>1</sup>, MENG Jian<sup>1</sup>, ZHAO Zhiyu<sup>1</sup>

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

2. Ningxia Institute of Remote Sensing Survey, Yinchuan 750021, China

**Abstract:** Drought has been a serious threat to Chinese food and ecological security. Satellite remote sensing has unique technical advantages in vegetation drought monitoring and early warning, and it is an important means to further improve the defense ability of drought disaster in most countries including China. Based on the perspective of drought disaster system, this paper firstly divided the remote sensing monitoring methods of vegetation drought into three categories: drought-causing factor monitoring method, vegetation condition monitoring method, and comprehensive monitoring method. For the first category, the degree of drought was expressed mainly by measuring the degree of abnormality of the drought-causing factor, which usually utilizes a long time series of drought-causing factor data (i.e., rainfall, soil moisture, air temperature, evapotranspiration, etc.), and calculates the degree of deviation from normal for the evaluation period by taking the average state of the same period of many years as the normal state. For the second category, the degree of drought was mainly measured by the anomaly degree of vegetation condition under drought stress, where the vegetation condition includes vegetation greenness indexes, vegetation moisture indexes, vegetation fluorescence indexes, and vegetation temperature indexes. The comprehensive monitoring method mainly measures the degree of vegetation drought by integrating drought-causing factors, vegetation conditions, and environmental parameters (e.g., land cover type, agriculture irrigation, ecoregion, soil hydraulic parameters, etc.). After reviewing the current research status, we found that: (1) the overall development trend in the remote sensing of vegetation drought is 'refinement', 'integration', and 'intelligence', which means that the future remote sensing monitoring methods should be more faster, more sensitive, higher resolution, more comprehensive, smarter and so on; (2) The main challenges are: the remote sensing spatial resolution of vegetation drought background and characteristic parameters is still coarse, and the time series is still short and delayed. The existing vegetation drought remote sensing comprehensive monitoring models do not yet effectively integrate water, fluorescence, and temperature anomaly indicators. The response of vegetation canopy temperature, greenness, water, and fluorescence anomalies to drought stress has not been fully understood, and the establishment of existing drought remote sensing comprehensive monitoring models lacks the constraints or guidance of vegetation response laws to drought stress. (3) Future research directions include: Inversion and quality improvement of vegetation drought parameters with couple of mechanism model and learning model, vegetation canopy temperature anomaly detection technology based on two-stage trapezoidal model, and comprehensive monitoring model based on vegetation drought response law guiding deep learning algorithm. This study is helpful to break through the key technical bottleneck of drought remote sensing monitoring and accurately serve the needs of national disaster prevention and mitigation and ecological civilization construction.

**Key words:** remote sensing, vegetation drought, soil moisture, canopy temperature, fluorescence anomaly, comprehensive monitoring, deep learning

**Supported by** Financial Projects of Ningxia Hui Autonomous Region (No. NXCZ20020201); Beijing Municipal Natural Science Foundation (No. 6222045)