

引用格式: Wang Siyuan, Li Qiangzi, Wang Hongyan, *et al.* A Winter Wheat Drought Index based on TROPOMI Solar-Induced Chlorophyll Fluorescence [J]. Remote Sensing Technology and Application, 2021, 36 (5): 1057-1071.
[王思远, 李强子, 王红岩, 等. 基于TROPOMI叶绿素荧光遥感的冬小麦旱情监测[J]. 遥感技术与应用, 2021, 36 (5): 1057-1071.]
DOI: 10.11873/j.issn.1004-0323.2021.5.1057

基于TROPOMI叶绿素荧光遥感的冬小麦旱情监测

王思远^{1,2}, 李强子¹, 王红岩¹, 张源¹, 杜鑫¹, 高亮^{1,2}

(1. 中国科学院空天信息创新研究院, 北京 100101;

2. 中国科学院大学 资源与环境学院, 北京 100049)

摘要: 针对太阳诱导叶绿素荧光(Solar-Induced chlorophyll Fluorescence, SIF)可以有效指示陆表植被水分胁迫的特点, 提出了归一化叶绿素荧光干旱指数(Normalized SIF Drought Index, NSDI)用于黄淮海地区冬小麦旱情监测。该方法首先基于哨兵-5p卫星(Sentinel-5p)对流层观测仪(Tropospheric Monitoring Instrument, TROPOMI)传感器反演得到的SIF原始产品集, 通过0.1°等经纬步长栅格化处理为空间连续数据, 然后基于时间序列分析进行了缺失值线性插补, 再经过S-G滤波重建获得了高时空分辨率荧光数据集。以此数据集为基础, 结合研究区冬小麦分布数据构建NSDI指数。通过选取典型旱情事件对比分析, NSDI指数与同期归一化植被指数(Normalized Difference Vegetation Index, NDVI)以及温度植被干旱指数(Temperature Vegetation Drought Index, TVDI)都有良好的相关性, 其中与NDVI的 R^2 为0.60, 与TVDI的 R^2 为0.41; NSDI指数与野外土壤水分调查结果也高度相关, 其中河北样区 R^2 为0.53, 山东样区 R^2 为0.54, 整体 R^2 为0.51; 通过物联网监测数据分析显示, NSDI指数可以在优于2 d的滞后期内响应旱情的变化, 其变化趋势与田间土壤水分保持高度相关。实验结果表明: NSDI指数可以在时空尺度上有效指示黄淮海地区冬小麦旱情。

关键词: 太阳诱导叶绿素荧光(SIF); 旱情监测; NSDI指数; Sentinel-5p; TROPOMI

中图分类号: S423; TP79 **文献标志码:** A **文章编号:** 1004-0323(2021)05-1057-15

1 引言

自然灾害的频繁发生和大规模的气候异常一直以来都是人类发展的巨大挑战, 其中旱灾波及范围广, 持续时间长, 是全球自然影响范围最大、影响人类活动和损失最为严重的灾害。随着气候变化形势越发严峻, 旱情的频率程度、持续时间也有着增加的趋势^[1], 其造成的农作物减产也威胁着国家或地区的粮食安全^[2], 因此对粮食主产区的进行旱情监测尤为重要。传统的干旱监测方法多采用固

定地面监测和随机调查的方法, 在实施过程中表现为费事、费力、效率低、精度差等特点, 而遥感技术具有高时间、高空间、高光谱、多平台的发展优势, 利用卫星遥感数据进行大尺度区域农业干旱监测研究的不断深化, 能够补充传统监测方法所不具有的宏观性、经济性、动态性和实效性^[3]。

基于作物长势的旱情监测可利用卫星数据反演计算得到各种植被指数, 反映作物生长变化状态, 进而反映干旱状况。其中主要有归一化植被指数NDVI、植被状态指数VCI^[4]、距平植被指数

收稿日期: 2019-12-27; 修订日期: 2021-06-18

基金项目: 国家重点研发计划项目“主要粮食作物气象灾害监测技术体系研发”(2017YFD0300402), 国家重点研发计划项目“三大粮食作物气象灾害预警模型研制”(2017YFD0300404-1)。

作者简介: 王思远(1995—), 男, 山东烟台人, 硕士研究生, 主要从事农业生态遥感、植被遥感、灾害监测研究。E-mail: wangsy@aircas.ac.cn

通讯作者: 李强子(1970—), 男, 河南洛阳人, 研究员, 主要从事农业遥感、生态遥感、公共安全遥感研究。E-mail: liqz@aircas.ac.cn

AVI^[5]、归一化差值水分指数NDWI^[6]等,该类指数虽然可以大范围指示旱情状况,但是植被绿度信息不能反映植被的瞬时光合速率^[7],基于这类指数表征干旱程度存在一定的滞后劣势^[8]。综合冠层温度和作物长势的干旱遥感监测,例如温度干旱植被指数TVDI^[9]、植被供水指数VSWI^[10]等,相比仅依赖于作物长势信息补充了对冠层温度的考虑,原理性更强而被广泛应用,但其本质上依然高度依赖于植被绿度信息,滞后性无法得到有效改善。

叶绿素荧光是植物叶绿素吸收能量后释放的长波信号^[11],能够有效指示植被生理生长状态及胁迫程度^[12-13]。相比较需要依赖于人工辐射光源的主动诱导叶绿素荧光,太阳诱导叶绿素荧光(SIF)是以日光辐射作为激发源获取在自然状态下的叶绿素荧光,可以在叶片、冠层以及空天等多尺度获取^[14]。基于卫星遥感的SIF作为植被光合作用的探针,能够比传统植被指数更直接地指示植被的生长条件和环境胁迫,尽管现在还没有专门用于测量SIF的卫星,但其应用潜力已经促使学界根据现有部分大气探测卫星进行SIF的反演和应用^[15-20]。

水分胁迫导致的光合作用减弱以及荧光量子产额减少^[21],为不同空间尺度基于SIF的旱情监测提供了理论支撑。在叶片及冠层尺度,水分胁迫会直接降低植被的荧光产量,即使其对应的绿度信息还没有明显的变化^[22];而基于星载传感器反演得到SIF数据,学者也在全球不同地区开展了干旱事件对植被影响的研究,例如俄罗斯^[23]、亚马逊森林^[24]、美国中部平原^[25]以及澳大利亚^[26]等,这些研究表明SIF作为新型数据源,可以为旱情的早期预警和精确监测提供独特、直接的时空变化信息,但受限于传感器性能,基于SIF的旱情监测也存在空间分辨率不高,更新周期长或数据空间不连续等缺点。2017年10月发射的哨兵-5p卫星搭载的TROPO-MI传感器是迄今为止技术性能最先进、空间分辨率最高的大气监测光谱仪,相比之前的大气监测卫星传感器具有明显的时空分辨率优势^[20],基于TROPO-MI传感器反演得到的SIF数据为旱情监测研究带来了新的潜力。

为了充分发挥新型传感器的时空优势,建立基于新型SIF数据源的旱情评价方法。针对这一研究目标,实验开展了时空连续SIF数据重建、归一化叶绿素荧光干旱指数NSDI的构建以及基于NSDI指数旱情指示能力评价等3个方面的研究。具体研究

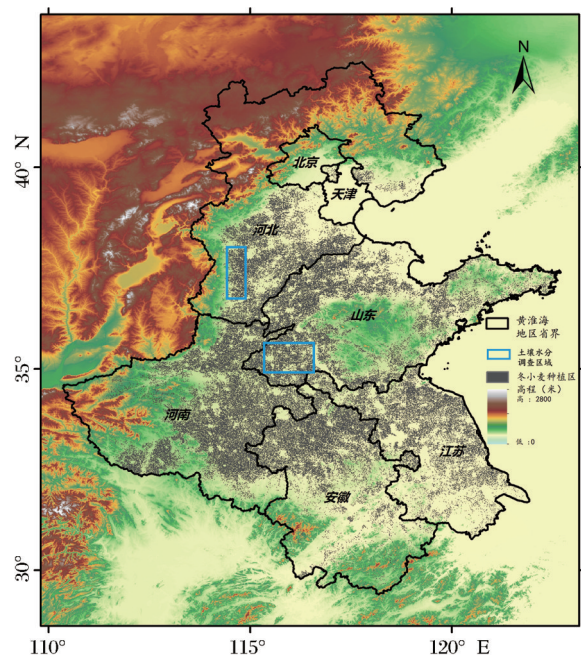
方法为:利用等经纬栅格化及滤波重建处理方法,综合处理后的SIF信号与研究区冬小麦分布数据,构建了归一化叶绿素荧光干旱指数NSDI,并对比同期其他旱情监测方法对NSDI指数的干旱监测能力进行了对比评价。研究结果表明,NSDI指数能够在时空尺度上指示研究区农作物旱情,并与同期其他旱情监测方法有着较高的相关性,同时其高时空分辨率的优势,能够为旱情监测提供更加丰富的时空变化信息。

2 实验区及数据源

2.1 实验区概况

选择黄淮海冬小麦种植区作为实验区(图1),黄淮海地区覆盖河北、山东、江苏、安徽和河南5个省份以及北京、天津两个直辖市,其耕地面积约占全国20%,是我国重要的粮、棉、油生产基地。

实验区地处温带大陆性季风型气候,光热资源充足,四季变化明显,其中夏季高温多雨,冬季寒冷干燥,年均降雨量在500~600 mm,主要集中在夏季。黄淮海地区是我国受旱面积最大的地区之一,需频繁大量抽调地下水定期灌溉缓解旱情,由于研究区冬季降水较少,春季锋面雨带到达时间晚,加上气温回升速度加快,蒸发量的增加和储水量不足叠加效应极易导致春旱灾情的发生,严重制约着农作物长势及产量。



审图号:GS(2020)4618

图1 实验区地理位置及冬小麦分布图

Fig.1 Location of the experimental area

2.2 数据源

2.2.1 TROPOMI 叶绿素荧光数据

哨兵-5p卫星作为欧洲“全球环境与监测系统”哥白尼计划的首颗卫星,其搭载的“对流层观测仪”(TROPOMI)传感器能够为大气化学、环境污染、臭氧及气溶胶的动态监测提供全球服务。TROPOMI传感器可有效监测全球各地大气中痕量气体组分,其星下点分辨率高达 $7\text{ km}\times 3.5\text{ km}$,刈幅宽度为 $2\ 600\text{ km}$,成像能力可每日覆盖全球^[27]。

实验采用的叶绿素荧光遥感数据来源于Köhler和Frankenberg等^[20]基于Sentinel-5p搭载的Tropomi传感器反演的SIF产品数据集,其在 $743\sim 758\text{ nm}$ 区间使用了数据驱动算法反演得到叶绿素荧光信号,该窗口包含了系列夫琅和费暗线并且可以有效避免水分氧气等对信号的吸收影响。

由于卫星遥感获取的SIF信号都是在晴空条件下捕捉到的瞬时信息,其数值大小受光照强度等因素的影响。Frankenberg等^[20]提出一种将瞬时SIF转换为日均水平的方法,其综合考虑了卫星过境时间、日照长度以及太阳高度角等参数,具体计算方法如公式(1)所示。实验所使用的叶绿素荧光信号均为经过日均矫正后的SIF数据产品,即dcSIF(daily correction SIF)。

$$\text{dcSIF} = \frac{\text{SIF}(t_m)}{\cos(\text{SZA})} \int_{t=t_m-12h}^{t=t_m+12h} \cos(\text{SZA}) \cdot H(\cos(\text{SZA})) dt \quad (1)$$

其中: t_m 为传感器测量时间; $\text{SIF}(t_m)$ 是对应时间的瞬时荧光信号; SZA 为 t_m 时刻的太阳天顶角; H 为单位阶跃函数;将 $\cos(\text{SZA})$ 负值处理为0。

2.2.2 MODIS 数据

中分辨率成像光谱仪(Moderate-resolution Imaging Spectroradiometer, MODIS)是搭载在Terra和Aqua卫星上的主要传感器之一,其高时空分辨率以及丰富的光谱波段可以广泛应用到地表温度、植被指数、大气水汽以及气溶胶等信息的提取和分析。实验主要利用了MODIS的地表温度(Land Surface Temperature, LST)产品MYD11A2和反射率产品MYD09A1用于遥感监测旱情指数TVDI的计算,其中地表反射率产品使用红光波段($620\sim 670\text{ nm}$)以及近红外波段($841\sim 876\text{ nm}$)计算归一化植被指数NDVI。

2.2.3 土壤水分实地调查数据

土壤水分是农业干旱最直接的表征参数,是作

物生长状况和环境因子的函数。实验通过对土壤水分的野外实地调查,量化研究区作物干旱表征。根据国家气候中心于2019年3月14日发布的气象干旱监测结果,河北石家庄、邢台以及山东济宁、菏泽两地出现中度以上旱情,实验于3月23日~28日期间,分别在以上两个区域开展野外土壤水分实地调查。

时域反射仪(TDR)是以频域反射原理为基础的传感器,能够针对不同土层的土壤水分含量进行观测。本研究中使用TDR测量仪对土壤湿度参数的测量范围为 $0\sim 100\%$,测量误差为 $\pm 3\%$,满足不同程度干旱胁迫下土壤墒情间的对比。如图2(a)、图2(b)所示,河北省样区布设145个样点,山东省样区分布了52个样点。样点多布设在冬小麦大面积集中种植区中心地带,以避免林地、建设用地等其他地物对遥感监测结果的影响。图2(c)表示的是集中调查的6个样点,其中在每个样点共测量9次,具体测量方法如图2(d)所示:在以样点为中心 $20\text{ m}^2\times 20\text{ m}^2$ 范围内随机选取3个位置取样,每次取样测量3次,9次记录的平均值作为该样点的土壤水分代表值。图2蓝色格网代表的是样点对应的 $0.1^\circ\times 0.1^\circ$ 等经纬格网,供后需统计分析使用。

2.2.4 物联网监测数据

为获取实验区旱情动态变化,本研究分别在山东、河北和河南5地布设了冬小麦田间参数物联网动态监测设备。监测参数主要包括:10 cm土壤湿度、20 cm土壤湿度、30 cm土壤湿度、空气湿温度、风速风向、太阳辐射以及降水量等,本研究主要利用监测数据中的不同层深土壤湿度以及降水数据辅助旱情分析。

实验所使用的监测数据时间区间为2019年4月5日至5月5日,为统一实验分析数据为逐日的时间变化尺度,将同一天内的逐小时土壤湿度数据取均值处理,逐小时降水记录数据则处理为24 h累计值。为保证监测数据的代表性,物联网监测站点布设在冬小麦大面积种植区地块中央,其对应的地理坐标如表1所示。

2.2.5 冬小麦空间分布密度数据

通过搜集2017~2018年冬小麦生长季节期间国产高分一号数据,结合2018年实地调查的地面样本数据,使用最大似然分类方法得到冬小麦空间分布数据,并将分类结果重采样为 1 km 以便后续统计研究,分布图的整体精度达到 93.21% ,满足实验需求,冬小麦空间分布如图2所示。

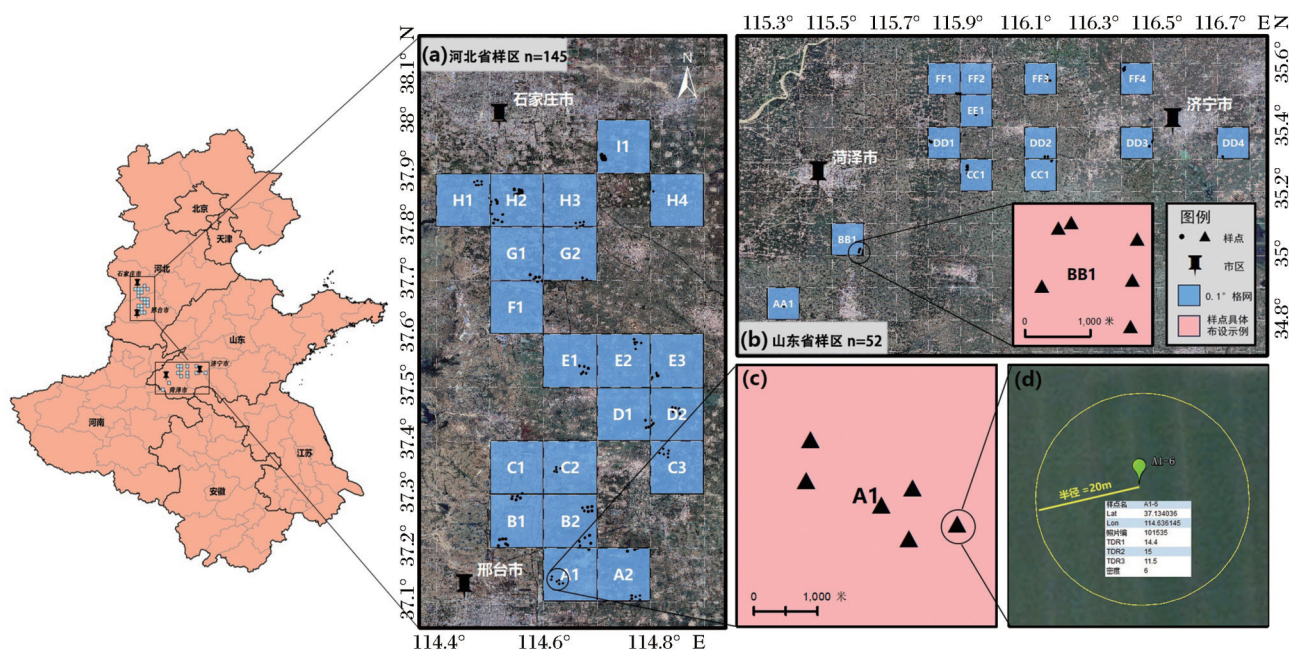


图2 野外调查土壤水分样点分布图

审图号:GS(2020)4618

Fig.2 Field survey of soil moisture samples distribution

表1 物联网监测站点地理坐标

Table 1 Geographical coordinates of IoT monitoring sites

监测站点序号	所处行政地区	经度/°E	纬度/°N
1	河北省衡水市深州市	115.706568	37.900735
2	河南省新乡市原阳县	113.687952	35.014712
3	河南省驻马店市西平县	114.02001	33.29542
4	山东省泰安市岱岳区	117.088713	35.96824
5	河南省商丘市	115.71006	34.531862

为了降低其他地物类型荧光信号给冬小麦旱情监测带来的误差,通过结合冬小麦分布数据,构建了冬小麦空间分布密度图,以辅助归一化叶绿素荧光旱情指数的统计计算,排除无小麦、低密度小麦种植区以及其他植被与小麦混合种植区的荧光信号影响。具体计算方法为基于预处理后的 0.1° SIF数据集,统计分析每个等经纬网格内冬小麦分布总面积,以作物面积作为栅格数值生成黄淮海地区冬小麦分布密度图。

其中等经纬网格空间范围和分辨率与栅格化SIF信号保持一致,即 $30^\circ\sim 43^\circ\text{N}$ 、 $110^\circ\sim 113^\circ\text{E}$,步长为 0.1° ,计算结果如图3所示,其中图3(a)为 1 km 分辨率冬小麦分布数据;图3(b)为其对应位置的冬小麦分布密度图;图3(c)为整个研究区的冬小麦分布密度图。

3 研究方法

实验在 TROPOMI 日校正叶绿素荧光遥感原

始产品的基础上,进行等经纬栅格化以及S-G滤波重建处理,得到研究区逐日空间连续的SIF数据集;然后综合冬小麦分布和重建后的荧光信号,构建归一化叶绿素荧光旱情指数NSDI;利用同期的NDVI、TVDI以及土壤水分野外调查数据,对NSDI指数进行了相关性分析;最后结合物联网监测数据评价NSDI指数在时间尺度上的旱情指示能力。其总体技术流程如图4所示。

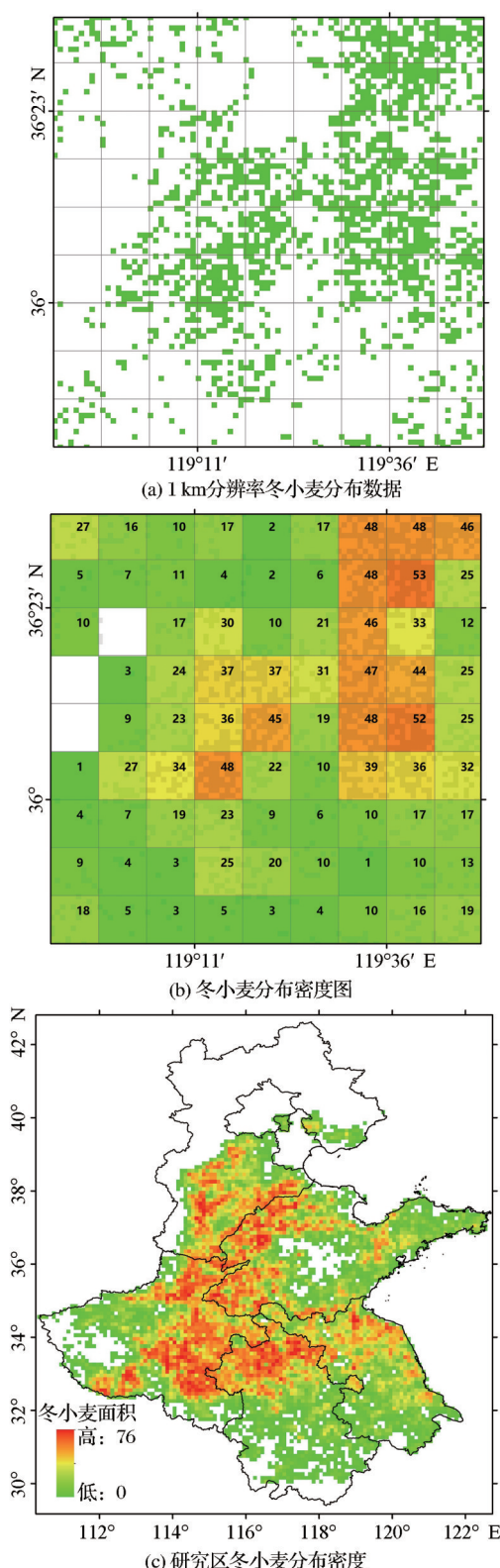
3.1 叶绿素荧光数据等经纬栅格化及滤波重建

3.1.1 等经纬栅格化SIF数据方法

由于TROPOMI传感器刈幅宽度、地球曲率以及观测角变化的影响,导致传感器横向采样宽度从星下点的 3 km 到边缘 15 km 不等,长达 17 d 的重访周期也使得每日星下点无法重合,进而无法保证同一地区采样足迹的空间分辨率在时间序列上的一致。

通过在研究区所在的 $30^\circ\sim 43^\circ\text{N}$ 、 $110^\circ\sim 113^\circ\text{E}$ 空间范围内,分别建立步长为 0.1° 、 0.05° 和 0.2° 步长的等经纬网格。通过遍历未栅格化SIF信号采样点中心的经纬度坐标,统计落在每个网格内SIF信号序列的均值,获得3种空间分辨率连续栅格化的SIF信号。

以原始数据质量较高的3月25日和5月2日两天为例,对比不同步长栅格化结果可以发现,以 0.05° 为步长的网格数据出现大量荧光空值条带,而 0.2° 步长相较 0.1° 步长的网格数据更加粗糙,丢失



审图号:GS(2020)4618

图3 黄淮海地区冬小麦分布密度图

Fig.3 Distribution density of winter wheat

大量区域差异细节,故以 0.1° 为最佳统计步长,将原始逐日SIF数据进行栅格化批处理,得到等经纬度叶绿素荧光遥感时间序列数据集。

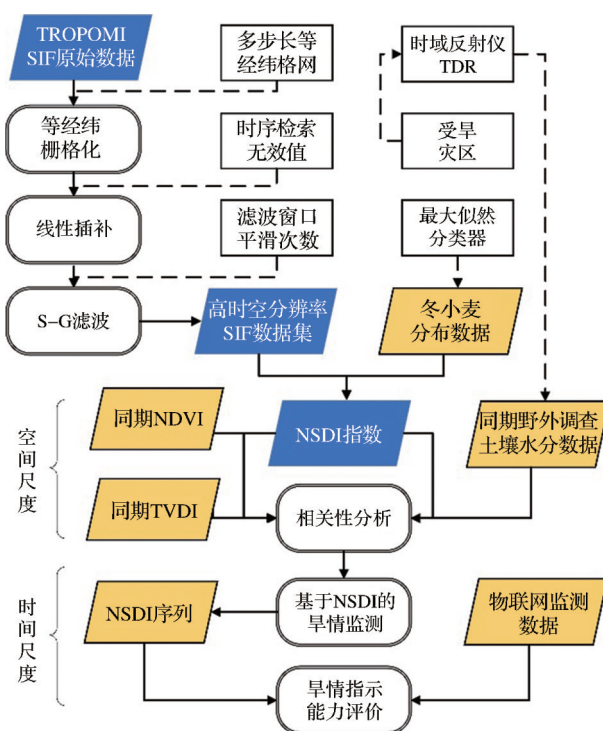


图4 技术流程图

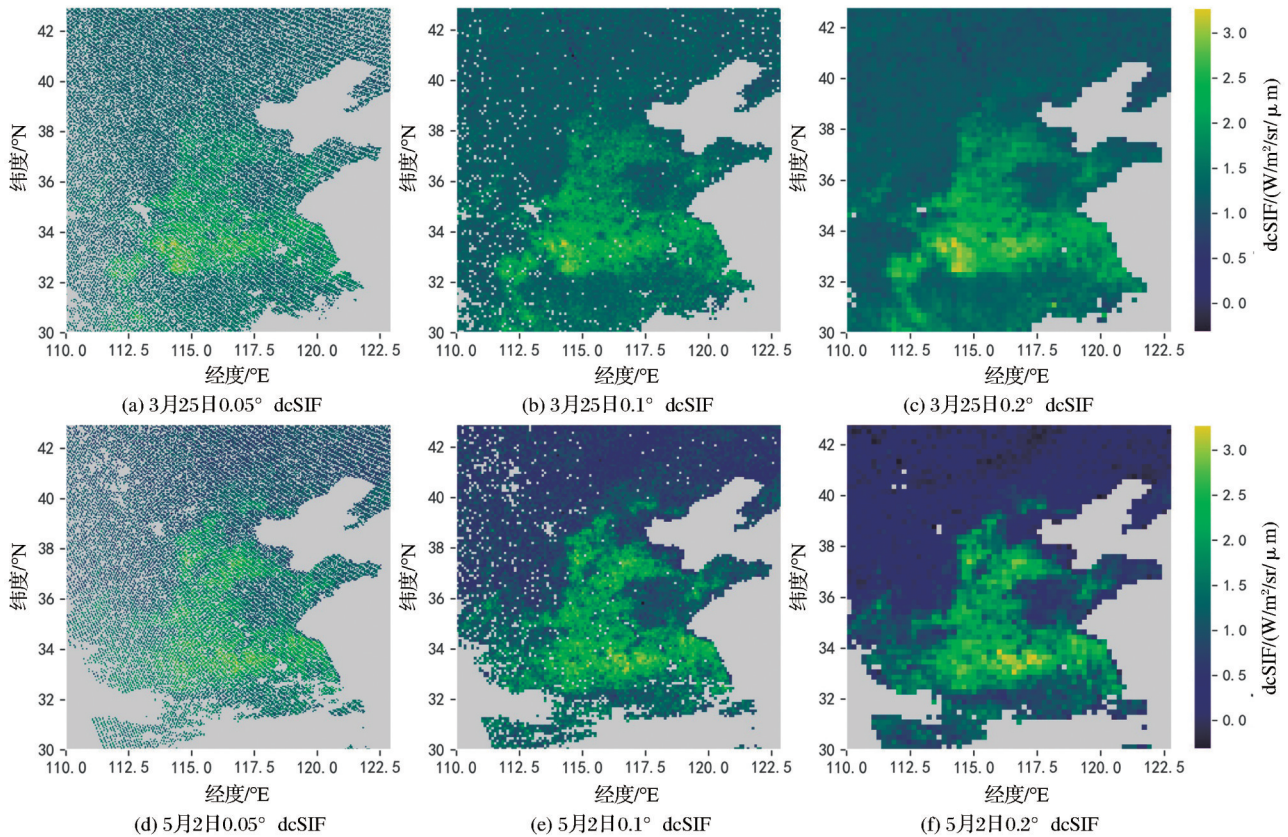
Fig.4 Technical flowchart

3.1.2 线性插补及S-G滤波重建

由于云层遮挡、轨道变化以及数据质量等原因导致部分研究区的某些时段SIF信号缺失,无法利用上述方法在目标格网上获得有效的信号代表数值;而且,同一时间缺失的数据存在分布区域广且空间连续的特点,基于相邻地理空间属性的空间统计插值方法很难实现有效的SIF信号重建。

基于SIF信号的数据特点,通过在时间序列角度上分析SIF信号变化趋势来实现序列重建,重建方法基于的原理为同一空间位置上其SIF信号序列在相近时间内的变化趋势稳定,其具体方法为:通过对同一空间位置上的SIF序列数据进行分析,假设在信号缺失期,SIF信号的变化呈线性趋势,索引缺失区间首尾最近的有效值对SIF序列进行线性插补。以研究区内两个 $0.1^\circ \times 0.1^\circ$ 的格网数据为例,插补过程如图6(a)、(b)、(d)、(e)所示,图6(a)、(d)红色点值代表该时刻格网内SIF信号缺失,蓝色代表该格网区域内统计获得日矫正SIF均值;图6(b)、(e)代表的是线性插补后的SIF序列。

插补后的SIF序列出现局部震荡和异常点的现象,本实验使用Savitzky-Golay算法对上文插补后的SIF序列信号进行平滑。S-G滤波是由Savitzky和Golay于1964年提出的最小二乘卷积算法^[28],被广泛应用于在时域数据流的平滑除噪,其核心思想是



审图号:GS(2020)4618

图5 不同步长等经纬栅格化结果

Fig.5 Results of different spatial resolutions

通过反复迭代处理,使重建后的时间序列曲线逼近原始序列曲线的上包络线;相比其他传统去噪算法,S-G滤波算法具有理论简单和易于实现,不受数据时间、空间尺度和传感器限制的优点,能够平滑掉时序数据的细微锯齿噪声且整条曲线关键特征不受影响^[29]。其具体计算方法如下:

$$Y_j^* = \frac{\sum_{i=-m}^{i=m} C_i Y_{j+i}}{N} \quad (2)$$

其中: Y_j^* 代表重建后的 SIF 序列; Y_{j+i} 代表线性插补后的原始 SIF 数据; C_i 代表滤波系数; N 为滤波器的长度,可以表示为 $(2m+1)$ 。在滤波过程中需设置两个参数:一是窗口宽度 m ,二是多项式拟合次数。通常窗口宽度 m 为奇数,其值越大,滤波后的序列数据越平滑,而多项式拟合次数一般设置在 2~4 之间,次数越小越平滑,拟合次数应小于滤波窗口宽度。

实验以 37°N 、 120°E 格网的时间序列 SIF 数据为例,分别以窗口宽度 3 到 15,平滑次数 1 到 5 进行参数遍历实验,以期获得最优的滤波参数组合,其

中平均残差为滤波前后序列数据差值的平均数,其绝对值越小,表明平滑结果与原始曲线差距越小。在平均残差相差不大的情况下应优先考虑窗口宽度小以及拟合次数多的组合,以防止过拟合以及过平滑的结果,综合考虑噪声去除效果以及 SIF 序列关键变化信息保留能力,最终确定滤波窗口宽度 m 为 7,拟合次数为 3 的参数作为最优组合,其滤波结果如图 6(c)、(f) 所示,其中红色曲线为 S-G 滤波后的重建数据,蓝色为插补后的 SIF 序列。

3.2 归一化叶绿素荧光旱情指数计算方法

基于同一时刻旱情严重冬小麦区域对应的荧光信号较健康区域弱这一假设,提出了归一化叶绿素荧光旱情指数 NSDI (Normalized SIF Drought Index) 用于表征冬小麦旱情程度。由于滤波重建后的荧光分辨率为 0.1° ,“混合像元”现象严重,为消除其他非冬小麦植被以及冬小麦低密度种植区对旱情指数计算的影响,实验根据“纯冬小麦像元”对应的同期 NDVI 参考值,排除高于此参考的荧光信号,然后在研究区冬小麦作物分布密度数据基础上,筛选出对应时刻密度值大于 5 的荧光信号,统计其最

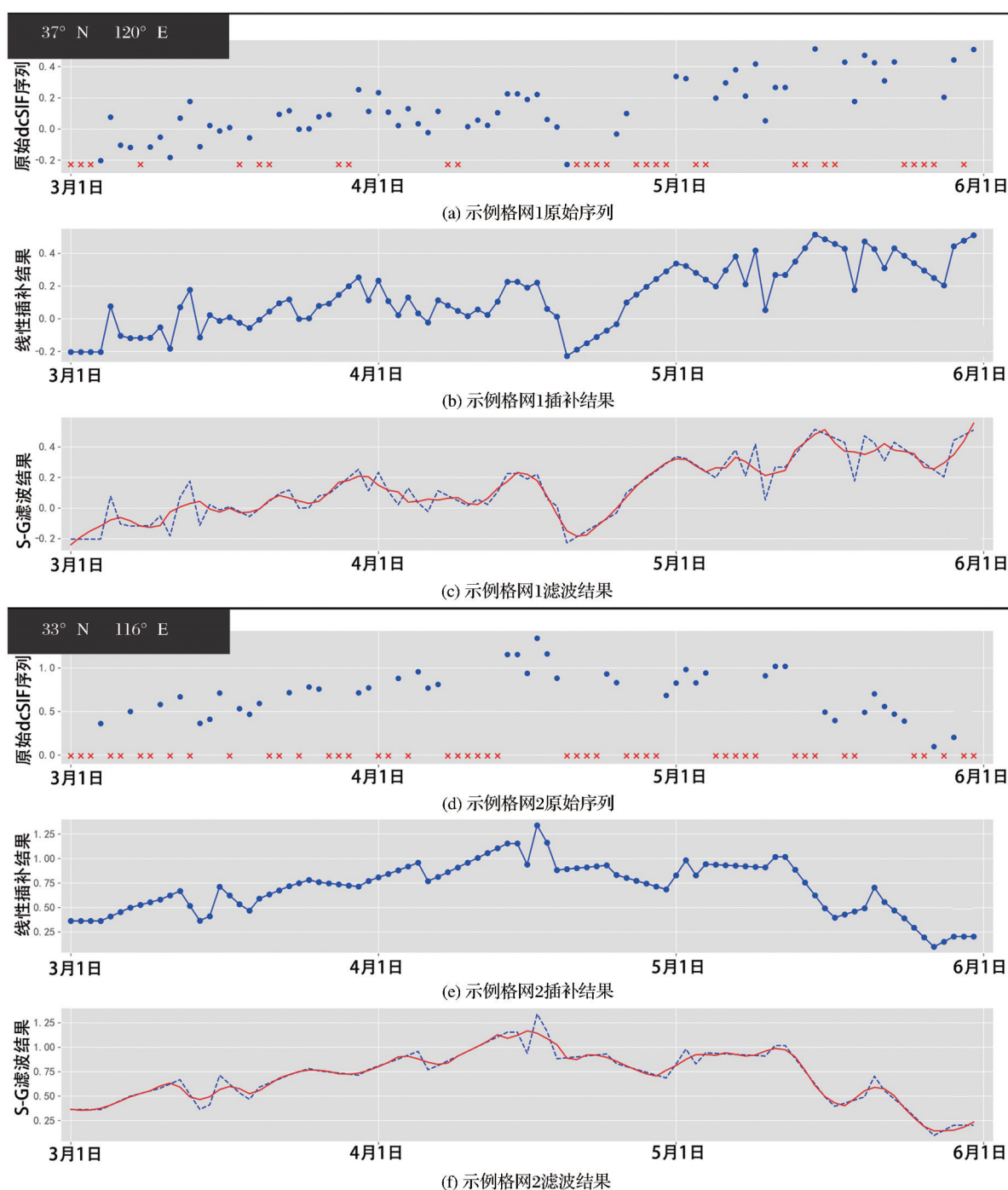


图6 SIF序列数据的线性插补及S-G滤波重建

Fig.6 Results of linear interpolation and S-G filters reconstruction

大值、最小值,用于归一化叶绿素荧光旱情指数的计算,具体公式为:

$$NSDI_{\max_min} = \frac{dcSIF - dcSIF_{\min}}{dcSIF_{\max} - dcSIF_{\min}} \quad (3)$$

其中: $dcSIF_{\min}$ 为研究区某时相满足冬小麦分布统计条件的日矫正SIF信号最小值, $dcSIF_{\max}$ 为研究区某时相满足冬小麦分布统计条件的日矫正SIF信号最大值。

3.3 温度植被干旱指数计算方法

温度植被干旱指数TVDI综合了植被覆盖信息和陆地表面温度信息,可以反映地表干旱状况。通过归一化植被指数(NDVI)和地表温度(LST)计算的干湿边拟合方程进而得到的温度植被干旱指数,具体计算公式如下:

$$TVDI = \frac{LST_{NDVI} - LST_{NDVI \min}}{LST_{NDVI \max} - LST_{NDVI \min}} \quad (4)$$

$$LST_{NDVI \max} = a1 + b1 \times NDVI \quad (5)$$

$$LST_{NDVI \min} = a2 + b2 \times NDVI \quad (6)$$

其中: LST_{NDVI} 为陆地表面温度; $LST_{NDVI \max}$ 表示某一NDVI值代表的最高地表温度,即干边数值; $LST_{NDVI \min}$ 代表某一NDVI值代表的最低地表温度,即湿边数值; $a1$ 、 $b1$ 和 $a2$ 、 $b2$ 分别为干边和湿边拟合方程的系数。

3.4 精度评价方法

实验选用旱情监测的精度评价参数包括决定系数 R^2 、均方根误差 RMSE (Root-Mean-Square Error)。其中 R^2 用于描述本文构建的 NSDI 指数与 TVDI 以及土壤水分之间的相关关系, R^2 越大, 其相关性越高; 而 RMSE 则用于描述 NSDI 指数与真实土壤水分间相关关系的稳定性, RMSE 值越小, 稳定性越高。其中决定系数和均方根误差的计算方法分别如下:

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

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

其中: \bar{y}_i 、 \hat{y}_i 分别代表 TVDI 或者 SM 数值及其对应的均值; y_i 为 NSDI 指数数值; m 为样点个数。

4 结果与分析

4.1 重建后的高时空分辨率叶绿素荧光数据

根据 3.1 节的方法, 将 2019 年 3 月至 6 月 TROPOMI 叶绿素荧光遥感反演原始产品的逐日数据进行等经纬栅格化, 分别分析每一个格网内 SIF 信号的时间序列变化曲线, 进行无效值的线性插补以及 S-G 滤波重建, 此处以 2019 年 4 月 7 日~14 日为例, 图 7(a)~图 7(d) 及图 7(i)~图 7(l) 为等经纬栅格化后的 SIF 数据, 其余的为滤波重建后的 SIF 数据。

以 0.1° 为步长的等经纬栅格化方法可以在保证足够高空间分辨率的基础上, 较好地反映出绿素荧光的空间差异性, 但原始 SIF 产品数据缺失会导致以 4 月 9 日和 10 日为例的大面积无效栅格数值, 通过对缺失信号所在空间位置的时间序列数据分析, 把临近缺失期的荧光信号作为线性插补的必要参数和依据, 从而保证荧光重建的科学性。

结果显示, 重建滤波后的荧光数据在整个研究区的变化趋势与栅格化原始数据基本保持一致; 重建数据在经过滤波处理后局部荧光细节仍能够得到很好的保留, 以 4 月 9 日和 12 日为例, 豫东及皖北

地区的高值区能够在重建滤波后得到有效的体现, 证明基于时间序列分析的滤波并不会损失掉荧光信号的区域关键特征。

4.2 NSDI 与同期归一化植被指数 NDVI 相关性

归一化植被指数 NDVI 是最早应用于旱情遥感监测的方法, 也是目前用于旱情监测业务化运行及应用最广泛和最主流的方法之一。虽然基于 NDVI 的旱情监测存在信息滞后的缺点, 但其计算简单且具有时空可比性的优势, 使其在半干旱、半湿润水分供给不足地区仍具有较强的应用价值。

长时间的水分胁迫会使植被绿度信息发生明显变化, 这为 NDVI 在空间上指示作物受旱程度提供了理论支撑。实验区在 2、3 月份降水减少且分布不均, 农作物受到持续性水分胁迫。通过实验对比分析, 3 月 30 日 NSDI 指数与同期 MODIS 反射率产品计算得到的 NDVI 指数显著相关, R^2 为 0.604 3。结果显示, 在旱情胁迫的情况下, NSDI 指数能与同期 NDVI 保持良好的一致性 (图 8)。

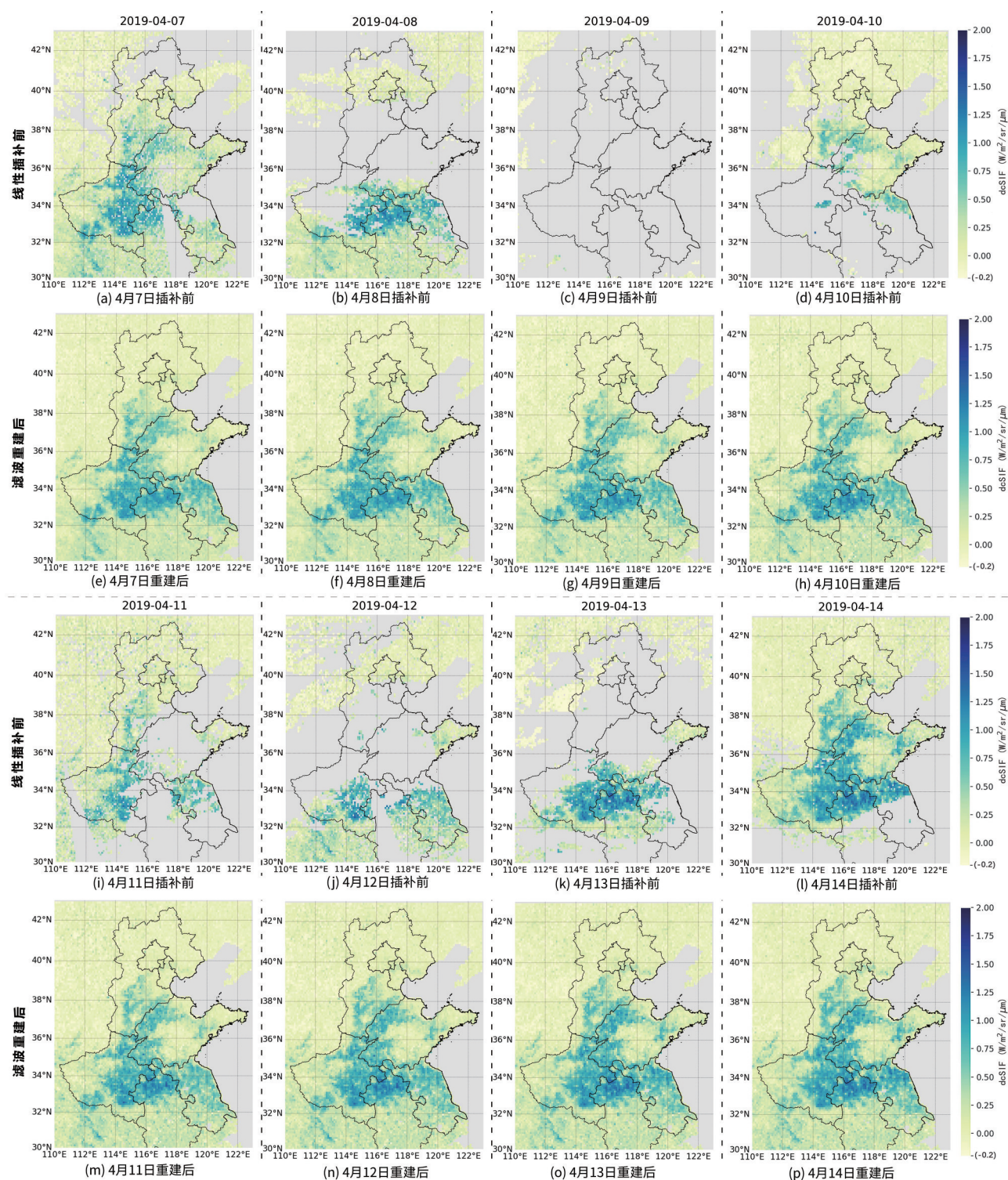
4.3 NSDI 与温度植被干旱指数 TVDI 相关性

为了验证归一化叶绿素荧光指数 NSDI 的有效性, 选择同期的温度植被干旱指数 TVDI 进行对照分析。TVDI 综合考虑了陆表植被覆盖信息和温度信息, 已经被学界证明可用于描述表层土壤水分变化以及作物胁迫的合理指标。

由于黄淮海平原地域广阔, 不同水热条件、气候特性以及生产条件的差异导致了各地不同的农业种植制度, 根据《中国农业熟制区划》将实验区分为 8 个子区, 以期消除或减弱由于耕作制度、播种时间以及气候特性对分析结果带来的误差影响, 其分别为燕山区、黑龙港区、鲁西北区、山东丘陵区、豫西区、黄淮平原区、鄂豫皖区以及江淮平原区。

TVDI 数值越大表示旱情越严重, 而 NSDI 指数表征的意义相反, 值越大代表作物受胁迫程度越轻。选取 2019 年 3 月 30 日的 NSDI 指数以及同期 TVDI 计算结果 (图 9) 进行相关性分析, 整体结果如图 10 所示, 子区分析结果如表 2 所示。

从整体上看, 黄淮海地区同期的 NSDI 和 TVDI 有着明显的负相关, R^2 为 0.41。具体来看, 子区中 R^2 超过 0.6 的有燕山区, 黑龙港区以及豫西区, 燕山区相关性最高, R^2 为 0.66, 相关性最低的为黄淮平原区, R^2 为 0.44, 但依然超过了整体水平。实验结果表明, 研究区不同分区的 NSDI 指数都与同期遥感旱情监测指数 TVDI 保持良好的相关性, 说明



审图号:GS(2020)4618

图7 滤波重建前后的SIF数据对比图

Fig.7 Comparison of SIF data before and after filtering reconstruction

了同一时刻就旱情程度而言NSDI指数可以与TV-DI一样有分离度较好的指示作用,从而在空间分布上证明了NSDI指数旱情指示的有效性。

4.4 NSDI指数与土壤水分相关性分析

以空间分辨率为 0.1° 的NSDI指数的格网空间

参考作为统计依据,在有土壤水分测量样点分布的格网内,统计野外实测记录的土壤水分平均值,作为该格网土壤水分代表值。通过土壤水分野外调查的时间记录,分别提取对应日期NSDI指数的计算结果,此处注明的是,参与统计的同一格网内土

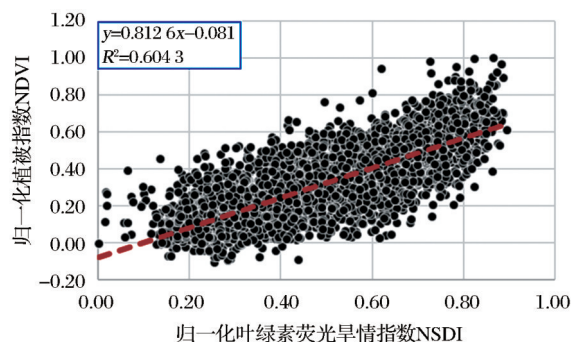


图8 NSDI指数与同期NDVI相关性分析结果

Fig.8 Correlation analysis results between NSDI index and NDVI over the same period

壤水分测量时间间隔都在1 d以内。

图11(a)给出在河北石家庄、邢台一带测量的土壤水分与对应时间NSDI指数关系的散点图；图11(b)指示的是在山东济宁、菏泽一带野外调查的土壤水分与同期NSDI指数间的相关关系；图11(c)

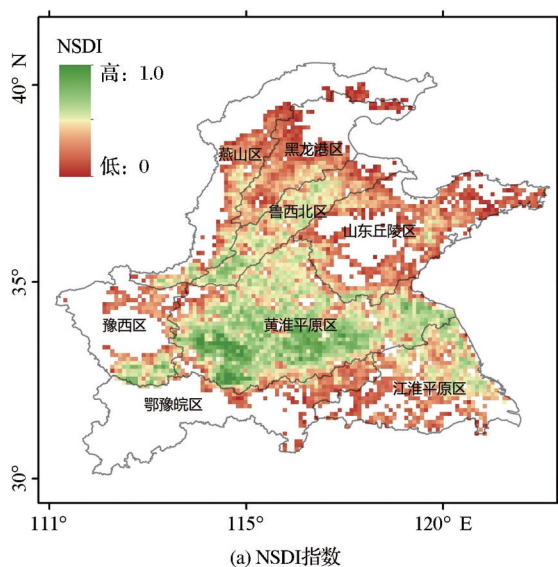
表2 不同熟制区划相关性分析结果

Table 2 Correlation analysis results of different zones

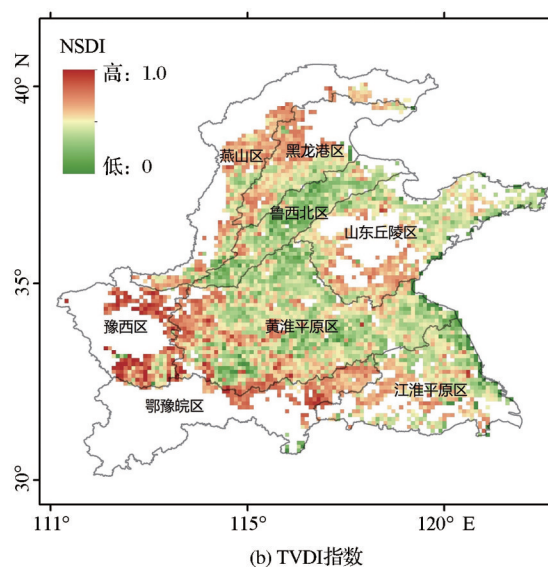
熟制区划名称	R^2	熟制区划名称	R^2
燕山地区	0.664 2	黑龙港地区	0.608 2
鲁西北地区	0.540 2	山东丘陵地区	0.525 4
豫西地区	0.601 6	黄淮平原地区	0.444 8
鄂豫皖地区	0.485 1	江淮平原地区	0.514 8

是综合河北和山东两地所有野外调查数据与NSDI指数间的相关关系。分样区统计结果显示,两个样区NSDI指数与土壤水分SM都有着明显的正向相关,其 R^2 数值都在0.54左右,其中山东样区均方根误差为24.66,河北样区为10.83;从整体统计结果来看,NSDI指数与土壤水分SM仍保持较高的相关性, R^2 为0.51, RMSE介于两样区之间,为18.21。

实验结果表明,NSDI指数与同期土壤水分相



(a) NSDI指数



(b) TVDI指数

审图号:GS(2020)4618

图9 3月30日NSDI指数同期TVDI监测结果

Fig.9 NSDI and TVDI monitoring result on March 30

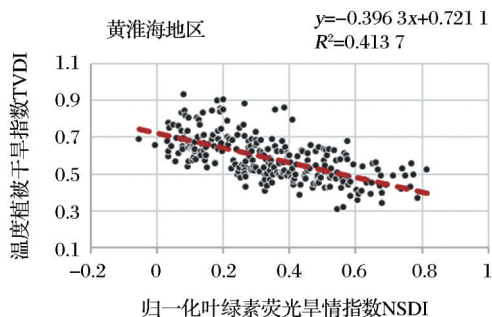


图10 NSDI指数与同期TVDI相关性分析结果

Fig.10 Correlation analysis results between NSDI index and TVDI over the same period

关性稳定,在两个样区都表现出相同的一致性。其中山东样区的均方根误差比河北样区大,主要原因为:长时间的春旱导致黄淮海地区灌溉时间与历史同期相比提前,浇灌后的冬小麦荧光信号高于平均水平,调查时样点多选择在未浇灌的旱地,这导致NSDI指数中掺杂了灌溉和干旱胁迫两种类型的荧光信号。野外调查期间,山东样区已完成灌溉作业耕地的比例明显大于河北样区,这会导致其NSDI和SM相关关系的稳定性差于河北样区,这也说明NSDI指数对灌溉敏感。

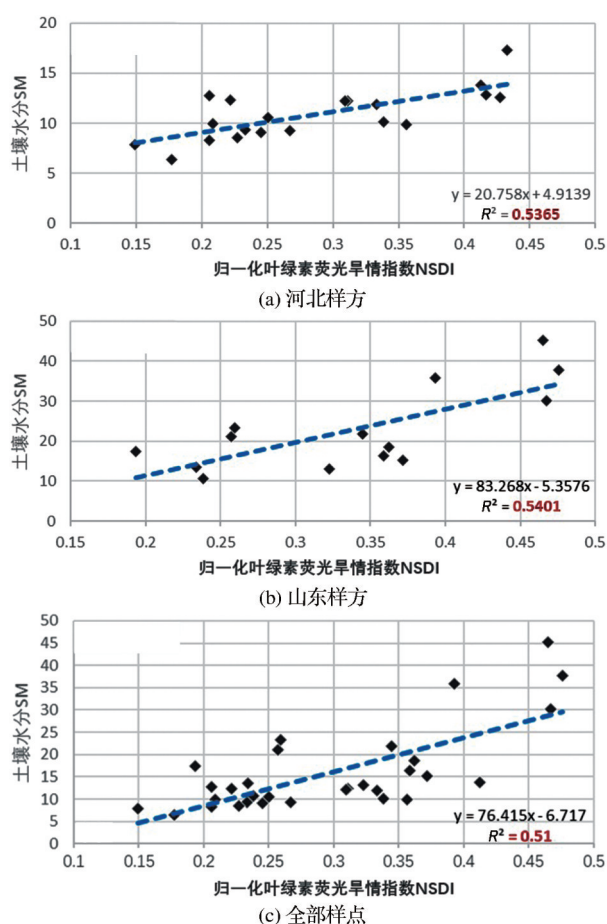


图11 NSDI与土壤水分的相关性分析结果

Fig.11 Correlation analysis results between NSDI and SM

4.5 NSDI指数与物联网监测数据的动态变化分析

4月份为实验区冬小麦拔节孕穗关键期,为保障冬小麦生长发育,多通过人工灌溉来减缓和防御旱情,而灌溉或降雨所带来的田间土壤水分变化信息,可以在时间尺度上有效地检验NSDI指数对旱情变化的动态指示能力。基于3.2节的计算方法,逐日计算黄淮海地区2019年4月份春旱期间NSDI指数结果,提取5个物联网监测点的NSDI指数序列,并结合物联网田间动态监测数据进行分析,其结果如图12所示。

引起深州、原阳和西平监测点土壤水分变化的原因主要为自然降水。从深州监测结果来看:4月8日到9日的降水使10 cm土壤水分急剧增加,对应的NSDI指数也在同一时间响应上升,在到达极值后维持大约4 d,随着土壤含水量的减少NSDI数值也随之变小,这种旱情加重的趋势在第二次集中降水后又有了新的转折,NSDI指数重新增高,并伴随第三次集中降水后维持在一个相对稳定的高值;原阳监测点NSDI序列与降水以及土壤水分变化也保

持高度相关,4月21日自然降水导致土壤含水量提升并维持在较高水平,而对应的NSDI指数也几乎在同一时刻保持相似的变化趋势;西平监测数据也同样体现出相同的规律;NSDI指数在降水之后有着急剧增加的变化趋势,并与土壤水分的变化趋势保持高度一致。

不同于深州、原阳和西平监测点,泰安和商丘在4月份几乎没有任何形式的自然降水,4月8日、4月24日的泰安监测点以及4月8日的商丘监测点土壤含水量急剧升高都为人工灌溉引起的。在第一次土壤含水量激增前,泰安监测点10 cm土壤处于含水量低于13%的旱情胁迫状态,并表现持续下降的趋势,而对应的NSDI也在相对较低的区间持续下降;伴随着土壤含水量的突然增加,NSDI在之后的第2~3 d开始反弹,并保持着持续增加的趋势。这种规律同样可以在4月24日泰安监测点以及4月8日的商丘监测点体现,即NSDI在土壤水分激增后的第2~3 d停止下降并逐步增大。当土壤水分在较高水平开始下降时,NSDI并未立即下降,相反其可能仍处于上升趋势或维持较高的数值,但在没有降水或灌溉的影响下,其一般在滞后于土壤水分变化3~5 d后开始下降。

为突出NSDI指数在旱情监测上的时间优势,本研究以原阳、深州两个监测点为例,在物联网监测数据的基础上对比分析了同期NSDI指数与TVDI及NDVI在旱情监测上的变化情况。图13(a)原阳监测结果显示,相比与物联网监测土壤含水量保持良好时间一致性的NSDI指数,NDVI序列则明显滞后于土壤水分信息的变化,而TVDI显示5月1日的旱情比4月23日旱情严重,与事实明显不符。图13(b)深州监测结果显示,两次集中自然降水使土壤水分维持在可观水平呈缓慢下降趋势,NSDI指数在第一次降水即做出响应,并维持在较高水平10 d后逐步下降,而NDVI直至第二次降水事件结束后才开始上升,明显滞后于NSDI指数;虽然从4月23日到5月1日期间,TVDI指示的旱情严重趋势与土壤水分缓慢下降信息相符,但同期TVDI指示的旱情程度与其他方法的监测结果相悖,5月1日TVDI显示的监测结果为0.7,严重的旱情监测结果显然与事实不符。

总的来说,NSDI指数可以在时间尺度上与田间土壤水分参数保持相同的变化趋势,同时其在数值上也能够指示旱情胁迫的严重程度。在土壤水

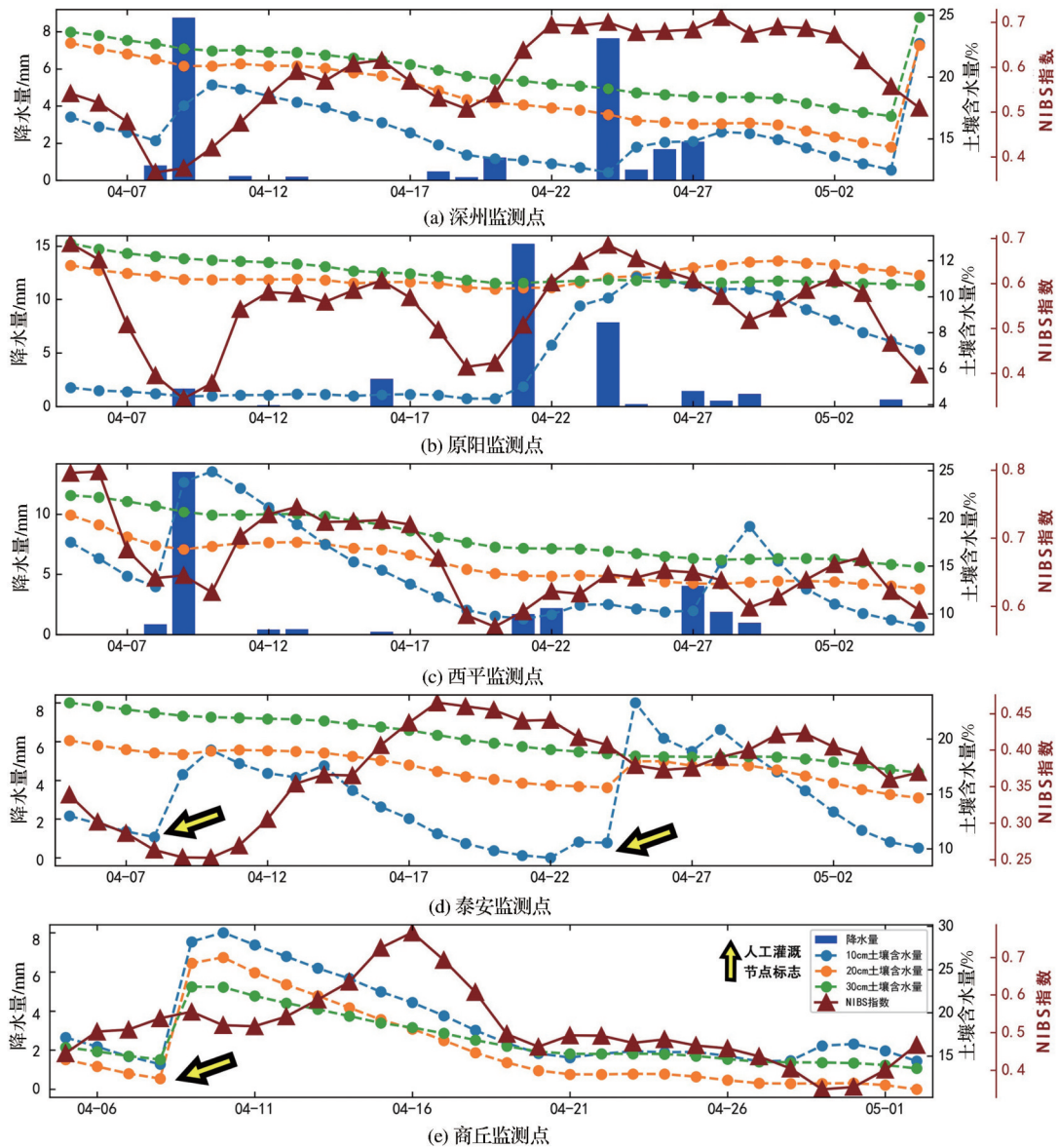


图 12 NSDI 指数与物联网监测数据动态变化图

Fig.12 Dynamic change of NSDI index and IoT monitoring data

分长期处于较低水平时,NSDI也维持在较低的数值;伴随土壤水分的突然增加,NSDI可以在优于2 d的滞后期内响应旱情的变化。日尺度的时间频率使NSDI指数可以提供丰富的旱情变化信息,相比TVDI以及NDVI指数,NSDI可以在更短的时间内响应旱情的变化情况,有效指示旱情开始、持续加重以及有效改善等演变过程。

5 结 语

基于受旱情胁迫的冬小麦荧光信号弱于健康同类的假设,开展了利用TROPOMI叶绿素荧光数据的旱情监测的实验,实验结果表明:①基于等经纬栅格化及滤波重建方法,可以克服原始叶绿素荧

光遥感初级产品空间分辨率不一致以及数据缺失的缺点。②结合重建后荧光数据以及冬小麦种植密度数据构建的归一化叶绿素荧光旱情指数NSDI,空间可分离度强,时间变化信息丰富。③同期NSDI指数与TVDI指数在不同熟制区存在良好的相关性关系,同时基于野外实地调查土壤水分数据也与NSDI指数高度相关,证明在空间分布上NSDI指数能够有效指示冬小麦旱情胁迫程度;而基于NSDI指数与物联网数据的动态变化分析结果显示,NSDI指数能够反映出旱情的演变过程,从而在时间变化上证明NSDI指数旱情监测的有效性,且相比TVDI和NDVI指数,NSDI指数可以更快地响应作物的旱情胁迫变化信息。综上,本实验建立的

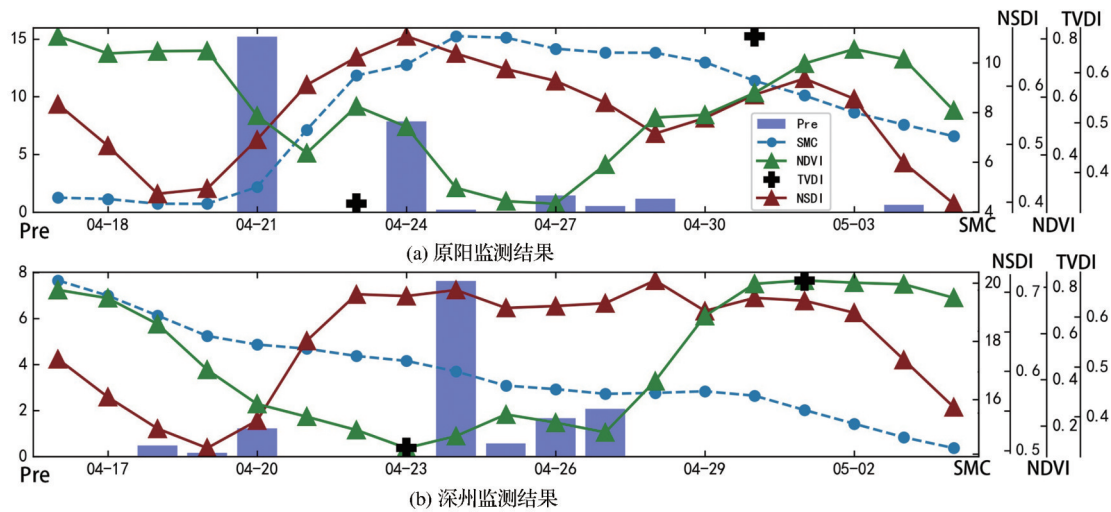


图13 基于NSDI、NDVI、TVDI及物联网数据的动态监测

Fig.13 Dynamic drought monitoring based on NSDI, NDVI, TVDI and IoT data

荧光旱情评价方法切实可行,可以为农作物旱情监测提供了新的思路 and 方案。

本研究的优势在于:①提出了针对TROPOMI传感器叶绿素荧光反演产品等经纬栅格化及重建方法。该方法扩大了TROPOMI传感器反演得到的叶绿素荧光数据在时空尺度上的优越性,时空连续的叶绿素荧光数据集可为旱情分析提供有力的数据源保障。②构建了可有效监测干旱的归一化叶绿素荧光指数NSDI。NSDI指数综合了作物分布数据和重建后的叶绿素荧光信号,既可以在同一时相上指示不同地区旱情胁迫程度,也能逐日更新监测结果,从而在更精细的时间尺度上动态跟踪旱情演变过程。

实验只在日尺度上突出了NSDI指数旱情监测的时间优势,但基于不同时间尺度的NSDI指数旱情监测效果并未得到充分讨论,双日尺度、周尺度等其他时间周期的NSDI指数是否能够更准确地表征旱情将是下一步研究的内容;其次,NSDI指数在不同生育期的性能表现也需要进一步讨论;针对其他集中大面积种植农作物例如玉米、大豆等,NSDI指数对旱情胁迫的指示能力也需要得到进一步探究。

参考文献(References):

- [1] Wang Q, Wu J, Lei T, *et al.* Temporal-spatial characteristics of severe drought events and their impact on agriculture on a global scale[J]. *Quaternary International*, 2014, 349: 10-21.
- [2] Zhang X, Chen N, Li J, *et al.* Multi-sensor integrated framework and index for agricultural drought monitoring[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2017, 188: 141-163.
- [3] Rhee J, Im J, Carbone G J. Monitoring agricultural drought for arid and humid regions using multi-sensor remote sensing data[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2010, 114(12): 2875-2887.
- [4] Liu W, Kogan F. Monitoring regional drought using the vegetation condition index[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 1996, 17(14): 2761-82.
- [5] Chen Weiying, Xiao Qiangguang, Sheng Yongwei. Application of anomaly vegetation index to monitoring heavy drought in 1992[J]. *Remote Sensing of Environment China*, 1994(2): 106-112. [陈维英, 肖乾广, 盛永伟. 距平植被指数在1992年特大干旱监测中的应用[J]. *环境遥感*, 1994(2): 106-112.]
- [6] Cheng Xiaojuan, Yang Guijun, Xu Xingang, *et al.* Estimating canopy water content in wheat based on new vegetation water index[J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2014, 34(12): 3391-3396. [程晓娟, 杨贵军, 徐新刚, 等. 新植被水分指数的冬小麦冠层水分遥感估算[J]. *光谱学与光谱分析*, 2014, 34(12): 3391-3396.]
- [7] Rossini M, Nedbal L, Guanter L, *et al.* Red and far red sun-induced chlorophyll fluorescence as a measure of plant photosynthesis[J]. *Geophysical Research Letters*, 2015, 42(6): 1632-1639.
- [8] Ji L, Peters A J. Assessing vegetation response to drought in the northern great plains using vegetation and drought indices[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2003, 87(1): 85-98.
- [9] Patel N, Anapashsha R, Kumar S, *et al.* Assessing potential of MODIS derived temperature/vegetation condition index (TVDI) to infer soil moisture status[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2009, 30(1): 23-39.
- [10] Mo Weihua, Wang Zhenhui, Sun Han, *et al.* Remote sensing

- monitoring of farmland drought based on vegetation supply water index [J]. Journal of Nanjing Institute of Meteorology, 2006, 29(3): 396-401.[莫伟华, 王振会, 孙涵, 等. 基于植被供水指数的农田干旱遥感监测研究[J]. 南京气象学院学报, 2006, 29(3): 396-401.]
- [11] Lichtenthaler H, Buschmann C, Rinderle U, *et al.* Application of chlorophyll fluorescence in ecophysiology[J]. Radiation and Environmental Biophysics, 1986, 25(4): 297-308.
- [12] Meroni M, Rossini M, Guanter L, *et al.* Remote sensing of solar-induced chlorophyll fluorescence: review of methods and applications[J]. Remote Sensing of Environment, 2009, 113(10): 2037-51.
- [13] Wang Ran, Liu Zhigang, Yang Peiqi. Principle and progress in remote sensing of vegetation solar-induced chlorophyll fluorescence[J]. Advances in Earth Science, 2012, 27(11): 1221-1228.[王冉, 刘志刚, 杨沛琦. 植物日光诱导叶绿素荧光的遥感原理及研究进展[J]. 地球科学进展, 2012, 27(11): 1221-1228.]
- [14] Liu Leizhen, Wu Jianjun, Zhou Hongkui, *et al.* Chlorophyll fluorescence and its progress in detecting water stress [J], Spectroscopy and Spectral Analysis, 2017, 37(9): 2780-2787.[刘雷震, 武建军, 周洪奎, 等. 叶绿素荧光及其在水分胁迫监测中的研究进展[J]. 光谱学与光谱分析, 2017, 37(9): 2780-2787.]
- [15] Guanter L, Alonso L, Gómez-Chova L, *et al.* Estimation of solar-induced vegetation fluorescence from space measurements[J]. Geophysical Research Letters, 2007, 34(8): 1-5.
- [16] Frankenberg C, Fisher J B, Worden J, *et al.* New global observations of the terrestrial carbon cycle from GOSAT: patterns of plant fluorescence with gross primary productivity[J]. Geophysical Research Letters, 2011, 38(17): 1-6.
- [17] Joiner J, Yoshida Y, Vasilkov A, *et al.* First observations of global and seasonal terrestrial chlorophyll fluorescence from space[J]. Biogeosciences, 2011, 8(3): 637-651.
- [18] Guanter L, Frankenberg C, Dudhia A, *et al.* Retrieval and global assessment of terrestrial chlorophyll fluorescence from GOSAT space measurements[J]. Remote Sensing of Environment, 2012, 121: 236-251.
- [19] Joiner J, Yoshida Y, Vasilkov A, *et al.* Filling-In of near-infrared solar lines by terrestrial fluorescence and other geophysical effects: simulations and space-based observations from SCIAMACHY and GOSAT [J]. Atmospheric Measurement Techniques, 2012, 5(4): 809-829.
- [20] Köhler P, Frankenberg C, Magney T S, *et al.* Global retrievals of solar-induced chlorophyll fluorescence with TROPOMI: first results and intersensor comparison to OCO-2 [J]. Geophysical Research Letters, 2018, 45(19): 10, 456-10, 463.
- [21] Flexas J, Escalona J M, Evain S, *et al.* Steady-state chlorophyll fluorescence (Fs) measurements as a tool to follow variations of net CO₂ assimilation and stomatal conductance during water-stress in C3 plants[J]. Physiologia Plantarum, 2002, 114(2): 231-240.
- [22] Daumard F, Champagne S, Fournier A, *et al.* A field platform for continuous measurement of canopy fluorescence [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2010, 48(9): 3358-3368.
- [23] Yoshida Y, Joiner J, Tucker C, *et al.* The 2010 russian drought impact on satellite measurements of solar-induced chlorophyll fluorescence: insights from modeling and comparisons with parameters derived from satellite reflectances [J]. Remote Sensing of Environment, 2015, 166: 163-177.
- [24] Lee J-E, Frankenberg C, Van Der Tol C, *et al.* Forest productivity and water stress in amazonia: observations from GOSAT chlorophyll fluorescence[J]. Proceedings of the Royal Society B: Biological Sciences, 2013, 280(1761): 20130171.
- [25] Wang S, Huang C, Zhang L, *et al.* Monitoring and assessing the 2012 drought in the great plains: analyzing satellite-retrieved solar-induced chlorophyll fluorescence, drought indices, and gross primary production [J]. Remote Sensing, 2016, 8(2): 61: 1-17.
- [26] Zhang L, Qiao N, Huang C, *et al.* Monitoring drought effects on vegetation productivity using satellite solar-induced chlorophyll fluorescence[J]. Remote Sensing, 2019, 11(4): 378.
- [27] Li Xwen, Zhang Yue, Jiang Sheng, *et al.* Preliminary application of atmospheric pollution monitoring in jiangsu province with TROPOMI sensor onboard Sentinel-5p satellite[J]. Environmental Monitoring and Forewarning, 2019, 11(2): 10-16. [李旭文, 张悦, 姜晟, 等. “哨兵-5P”卫星 TROPOMI 传感器在江苏省域大气污染监测中的初步应用[J]. 环境监控与预警, 2019, 11(2): 10-16.]
- [28] Savitzky A, Golay M J. Smoothing and differentiation of data by simplified least squares procedures[J]. Analytical Chemistry, 1964, 36(8): 1627-1639.
- [29] Li Ru, Zhang Xia, Liu Bo, *et al.* Review on methods of remote sensing time-series data reconstruction [J]. Journal of Remote Sensing, 2009, 13(2): 335-341.[李儒, 张霞, 刘波, 等. 遥感时间序列数据滤波重建算法发展综述[J]. 遥感学报, 2009, 13(2): 335-341.]

A Winter Wheat Drought Index based on TROPOMI Solar-Induced Chlorophyll Fluorescence

Wang Siyuan^{1,2}, Li Qiangzi¹, Wang Hongyan¹, Zhang Yuan¹,
Du Xin¹, Gao Liang^{1,2}

(1. *Aerospace Information Research Institute, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100101, China;*

2. *College of Resources and Environment, University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China*)

Abstract: According to the characteristic that Solar-Induced chlorophyll Fluorescence (SIF) can effectively indicate the water stress of land surface vegetation, we proposed a Normalized Solar-Induced Chlorophyll Fluorescence Drought Index (NSDI) for winter wheat drought monitoring in the Huang-Huai-Hai region. First, the original SIF data retrieved by the Sentinel-5p Tropospheric Instrument (TROPOMI) were processed into spatially continuous data with a spatial resolution of 0.1 degree. Missing values were then filled via the linear interpolation based on time series analysis, and S-G filters were applied to reconstruct high spatial and temporal resolution SIF dataset. The NSDI is developed using this reconstructed SIF dataset and winter wheat distribution data. The analysis of typical drought events revealed that the NSDI and the Normalized Difference Vegetation Index (NDVI) are strongly correlated with the R^2 of 0.60, the NSDI and the temperature vegetation drought index (TVDI) are also strongly correlated in different mature regions, with the highest R^2 of 0.66 in Yanshan region, and the lowest R^2 of 0.44 in Huanghuai plain region. The NSDI index is also highly correlated with the in-situ soil moisture data, with an R^2 of 0.53 and 0.54 respectively in Hebei and Shandong sample area, and an overall R^2 of 0.51. Analysis of monitoring data from the Internet of Things shows that the NSDI index can respond to changes of drought within a lag period of less than 2 days, and its change trend is highly correlated with soil moisture in the field. The experimental results show that the NSDI index can effectively indicate the drought of winter wheat in Huang-Huai-Hai region from the spatiotemporal perspective.

Key words: Solar-Induced chlorophyll Fluorescence; Drought Monitoring; NSDI; Sentinel-5p; TROPOMI