

DOI: 10.5846/stxb202202190396

杨天焱, 邱建秀, 肖国安. 华北农业干旱监测与冬小麦估产研究. 生态学报, 2023, 43(5): 1936-1947.

Yang T Y, Qiu J X, Xiao G A. Agricultural drought monitoring and winter wheat yield estimation in North China. Acta Ecologica Sinica, 2023, 43(5): 1936-1947.

华北农业干旱监测与冬小麦估产研究

杨天焱¹, 邱建秀^{1,2,*}, 肖国安¹

1 中山大学地理科学与规划学院, 广东省城市化与地理环境空间模拟重点实验室, 广州 510275

2 广东省公共安全与灾害工程技术研究中心, 广州 510275

摘要: 评估了基于植被光学厚度(VOD)和日光诱导叶绿素荧光(SIF)等植被广义光学特性构建的标准化植被指数(Z_{VI})监测农业干旱的适用性; 并采用 VOD、SIF 两种指数和土壤水分等环境变量的不同组合建立冬小麦估产的岭回归模型, 以探究其对冬小麦产量的预报能力。结果表明: 相较于 Z_{VOD} , 旬尺度 Z_{SIF} 对华北地区的农业干旱具有更好的监测能力, 对重旱的正确检测率达到 77%。 Z_{SIF} 能够有效反映干旱发生、发展直至减轻的演变过程, 其低值区与站点记录的干旱空间分布相吻合。在华北地区南部, 生长季 C 波段和 Ku 波段的 VOD 对冬小麦单产的预报能力优于 SIF; 利用 VOD、SIF 两种指数和环境变量的全变量模型取得了最好的估产精度, 影响冬小麦产量估算精度的关键预测变量为生长高峰期的 SIF。研究可为大范围农业干旱监测和粮食安全提供技术支持。

关键词: 植被光学厚度; 日光诱导叶绿素荧光; 农业干旱; 冬小麦产量; 华北地区; 岭回归

Agricultural drought monitoring and winter wheat yield estimation in North China

YANG Tianyao¹, QIU Jianxiu^{1,2,*}, XIAO Guo'an¹

1 Guangdong Provincial Key Laboratory of Urbanization and Geo-simulation, School of Geography and Planning, Sun Yat-sen University, Guangzhou 510275, China

2 Guangdong Provincial Engineering Research Center for Public Security and Disaster, Guangzhou 510275, China

Abstract: This study evaluates the applicability of standardized vegetation index (Z_{VI}) constructed by generalized optical properties of vegetation including Vegetation Optical Depth (VOD) and Sun/Solar-induced Chlorophyll Fluorescence (SIF) to monitor agricultural drought, and further explores the prediction ability of VOD, SIF and the environmental variables including soil moisture on winter wheat yield based on ridge regression model. The results show that the ten-day scale Z_{SIF} outperforms Z_{VOD} in the agricultural drought monitoring ability in North China, with the probability of detection (POD) for severe drought reached 77%. Z_{SIF} can effectively reflect the evolution process of drought occurrence, development and mitigation, and its low-value area is consistent with the spatial distribution of stations recording drought occurrences. In the south of North China, the ability of VOD in C-band and Ku-band during growing season is higher than SIF for winter wheat yield estimation. The highest estimation accuracy was obtained by using the full-feature model including VOD, SIF and the environmental variables. The crucial predictor of winter wheat yield is SIF at the growth peak. This study can provide technical support for large-scale agricultural drought monitoring and food security.

Key Words: Vegetation Optical Depth; Sun/Solar-induced Chlorophyll Fluorescence; agricultural drought; winter wheat

基金项目: 国家自然科学基金面上项目(41971031)

收稿日期: 2022-02-19; 网络出版日期: 2022-10-21

* 通讯作者 Corresponding author. E-mail: qujianxiu@mail.sysu.edu.cn

yield; North China; ridge regression

在气候变化背景下,由于降水减少或蒸发增加,全球许多地区将面临更加严重和广泛的干旱^[1]。自 20 世纪 90 年代末以来,中国的干旱面积每十年增加约 3.72%^[2],干旱受灾面积占农作物播种面积的 9.0% 以上,占我国自然灾害发生比例的 50% 以上^[3]。开展农业干旱监测是减轻干旱灾害的基础,对维护国家粮食安全具有重要意义。

农业干旱的监测方法可以分为基于站点的观测指标和基于遥感监测指标两大类^[4-6]。基于站点的农业干旱监测方法操作效率低、测点缺乏代表性,难以实现农业干旱的宏观动态监测^[7]。遥感监测方法弥补了离散站点时空不连续的缺点,为大范围、快速、精确监测旱情提供了有力保障^[8]。植被指数(VI)可以反映作物水分亏缺状态,是一种较为直接的农业干旱监测方法^[9]。基于微波数据的植被光学厚度(VOD)被认为是一种能够用于监测干旱胁迫的植被指数^[10-12]。VOD 是微波在穿透植被时的衰减程度^[13],它可以部分地解释为地上生物量的总含水量^[14],即地上干生物量^[15]及其相对含水量^[16]。相较于可见光-近红外植被指数,VOD 所依赖的微波拥有更强的穿透能力,可以在植被茂密区维持较高的敏感度^[15];同时还可以穿透云层和气溶胶^[17],不受天气和昼夜影响,实现全天时和全天候监测。此外,日光诱导叶绿素荧光(SIF)遥感作为新兴的植被探测技术,也受到越来越多的关注。SIF 是绿色植物吸收太阳辐射后重新激发的光信号,波长范围为 600—800nm^[18]。植物光合作用对于干旱胁迫十分敏感,干旱胁迫导致光合速率下降是作物减产的重要原因^[19]。相较于传统植被指数,SIF 与光合作用密切相关,对光合速率变化的响应更强烈、更快,可以有效监测植被的水分胁迫状况^[20-21]。同时,SIF 可以看作植被生产力的代表,具有预测粮食产量的潜力^[22-23]。但目前微波植被光学厚度和日光诱导叶绿素荧光在区域农业干旱监测的应用研究较缺乏,本文旨在通过构建两者的标准化植被指数,计算其对实际旱情的正确检测率,以评估其在华北地区农业干旱监测中的适用性;并探究综合植被光学特征与环境变量信息在我国主要粮食产区进行作物估产的准确性,以期为我国农业干旱监测和粮食安全研究提供参考。

1 研究区概况

本文以华北五省市为研究区,包括北京市、天津市、山东省、河北省和河南省。该区域地处 31°23′—42°37′N 和 110°21′—122°43′E 之间,面积约为 54 万 km²(图 1),气候类型主要为温带季风气候。研究区夏季高温多雨,冬季寒冷干燥,年平均气温在 11.6—14.2℃ 左右,年降水量在 618.0—1060.3 mm 之间^[24]。研究区耕作制度以冬小麦和夏玉米轮作为主,冬小麦生长季在研究区南北部稍有差异,主要集中在每年 9 月下旬/10 月中上旬至次年 5 月下旬/6 月中上旬^[25-26]。本文统一选取每年 10 月至次年 5 月作为研究区内冬小麦生长季。华北地区是我国的主要粮食产区,耕地面积为 18.7 万 km²,约占全国的 15.39%,小麦产量约占全国总量的 55.5%^[27]。同时,该地区也是受旱灾影响最严重的区域之一^[3]。半个多世纪以来,华北地区年平均气温呈上升趋势,年降水量逐渐下降,尤其是秋季和春季冬小麦生长的关键时期降水减少更为明显^[24],农业生产更易受到干旱威胁。

2 资料与方法

2.1 数据来源与预处理

本文使用的数据包括遥感数据、农业气象灾情数据、农作物产量数据等(表 2)。

2.1.1 遥感数据及预处理

(1) 植被指数

植被光学厚度 VOD 来自全球长时间序列微波数据集 VODCA^[28]。VODCA 融合了来自多种星载传感器(SSM/I、TMI、AMSR-E、AMSR2、WindSat)的 VOD 观测数据,全局采样至 0.25° 网格,生成了全球 VOD 长时间

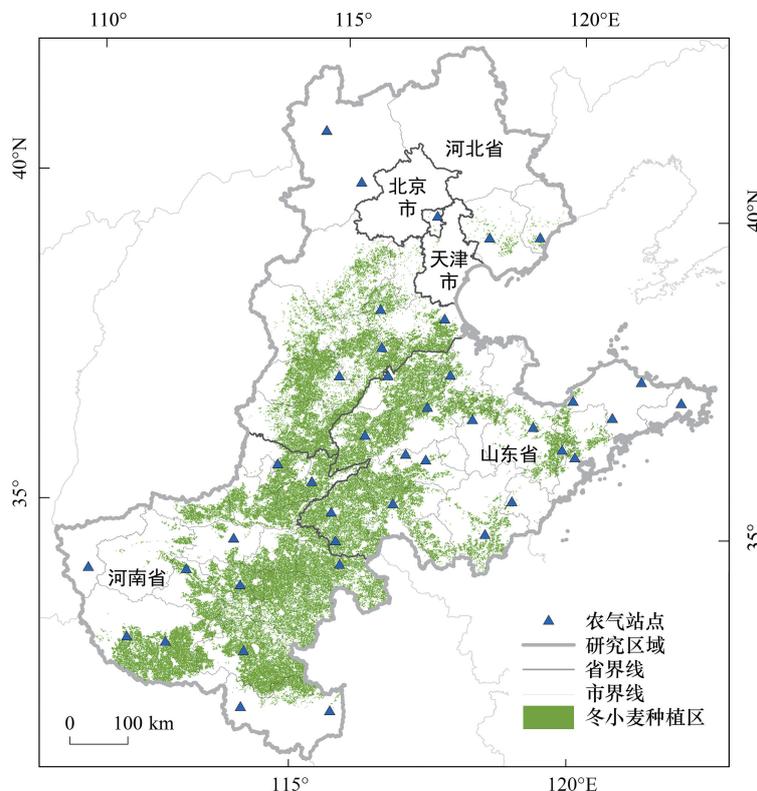


图1 研究区冬小麦种植范围及农气站点分布

Fig.1 Study area showing the winter wheat cropland and agro-meteorological stations

序列产品。数据集包含 C 波段(6.9 GHz, 2002—2018), X 波段(10.7 GHz, 1997—2018)和 Ku 波段(19 GHz, 1987—2017)。根据数据共同覆盖的时间范围,选取 2002 年 7 月至 2017 年 6 月共 180 个月的数据开展本研究。剔除无效值后,分别将三个波段每日 VOD 按均值合成为旬值、月值和年值数据。如图 2 所示, VOD 的 C 波段、Ku 波段和 X 波段在 2002 年 7 月至 2017 年 6 月各波段的平均值具有相似的空间格局。华北平原边缘及山地各波段值相对较高,而平原中部和沿海区域相对较低。这可能与植被密度和类型有关^[13],山地植被以森林为主,相较于农田和海滨具有更高的生物量。此外,波长越短,植被的衰减作用越强^[28],因此 Ku 波段具有相对最高的 VOD 值。

本研究中 SIF 数据来自基于 OCO-2 的全球 SIF 数据集(GOSIF)^[29],该数据集通过分析 SIF 的关键解释变量,利用轨道碳观测 2 号(OCO-2)卫星的原始 SIF 数据、中分辨率成像光谱仪数据(MODIS)的植被数据和气象再分析数据,通过 Cubist 回归树方法,构建了 SIF 预测模型,提供了全球 0.05° 分辨率的 8d 和逐月 SIF 产品。同样选取 2002 年 7 月至 2017 年 6 月共 180 个月的 SIF 数据开展分析。其中 8d 分辨率的 SIF 产品合成为旬值数据,用于干旱监测;逐月 SIF 数据用于冬小麦估产。

(2) 环境变量

气象要素和土壤湿度是作物生长的重要影响因素。本研究选择饱和水汽压差(VPD)、月平均最低气温(Tmin)、月平均最高气温(Tmax)、地表向下短波辐射(SRAD)、月均降水量(PPT)、帕默尔干旱指数(PDSI)和土壤湿度(SM)的月度数据来预测冬小麦产量。以上环境变量信息获取自 TerraClimate 数据集(<https://doi.org/10.7923/G43J3B0R>)^[30],空间分辨率为 1/24°。

(3) 冬小麦种植区域

冬小麦种植区范围来自中国三大作物 1km 分辨率种植面积数据集(ChinaCropArea1 km)^[25]。该数据集在中国土地利用现状遥感监测数据的基础上,按照能同时提取出冬小麦三个关键物候期(返青期、抽穗期和

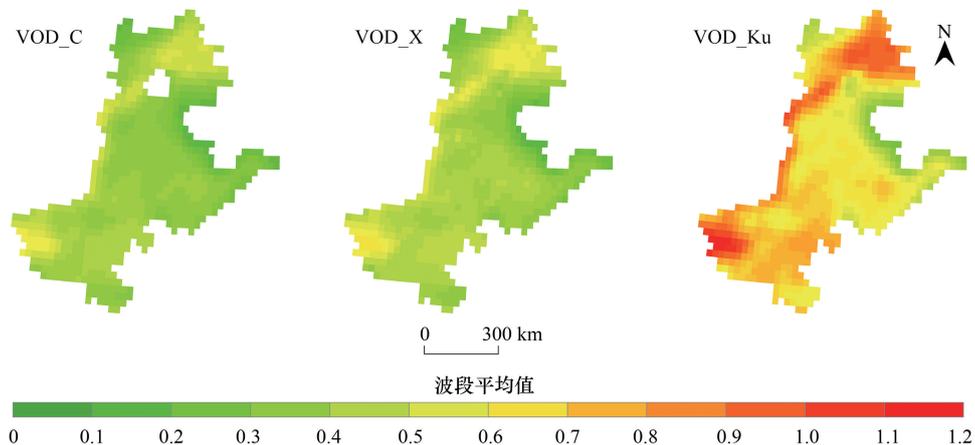


图2 2002年7月至2017年6月VOD各波段平均值分布图

Fig.2 VOD average of three bands from July 2002 to June 2017

VOD_C、VOD_X、VOD_Ku 分别代表 C 波段、X 波段和 Ku 波段的植被光学厚度

成熟期)这一条件,确定作物的种植格点,绘制了2000—2015年我国冬小麦种植图,空间分辨率为1 km。本研究选取其中2002至2015年逐年冬小麦种植区(2016、2017年使用2015年种植区)用于分析。

将以上(1)—(2)所有月值数据按照双线性插值法重采样至1 km,并以当年冬小麦种植区作为掩膜,提取华北地区各市的各要素月均值。

2.1.2 农业气象站点灾害数据

华北地区拥有较为密集的农业气象站点(图1)。本文使用的农业气象站点灾害数据来自《中国农业气象灾情旬值数据集》,由中国气象局根据农业气象台站上报的农业气象旬月报的报文资料整理而成,具体包括灾情类型、作物种类、灾害发生日期、灾害强度、受灾面积以及受害百分比等主要字段。该数据可以从中国气象数据网下载(<http://data.cma.cn/>)。根据农业干旱国家标准中作物形态指标,灾害记录中干旱强度分为轻度、中度和重度干旱。考虑数据完整性,本研究筛选出了2002年7月至2011年8月华北五省市共40个农气站点的985条干旱灾害记录。华北地区近年旱灾情况总结归纳如表1所示。

表1 华北地区农气站点记录的主要农业干旱事件

Table 1 Main drought events recorded by agro-meteorological sites in North China

时间范围(年-月) Time range	空间范围 Drought extent	干旱强度 Drought intensity	发生干旱站点个数 Number of stations with drought event
2002-07—2002-10	华北大部分地区	以轻旱和中旱为主,山东、河北出现重旱	24
2002-11—2003-03	山东多地	以轻旱和中旱为主	8
2003-05—2003-08	华北大部分地区	多地出现重旱	19
2004-03—2004-07	华北大部分地区	以轻旱和中旱为主	17
2004-10—2004-11	山东威海	以中旱为主	1
2005-03—2005-07	华北大部分地区	以轻旱为主	15
2006-02—2006-09	华北大部分地区	以轻旱和中旱为主	19
2006-10—2007-04	山东多地	以轻旱和中旱为主	15
2007-05—2007-09	华北大部分地区	多地出现重旱	20
2008-03—2008-08	华北大部分地区	以轻旱为主	10
2008-10—2009-03	华北大部分地区	以轻旱为主	21
2009-05—2009-10	华北大部分地区	以轻旱和中旱为主	10
2010-05—2011-08	华北大部分地区	以轻旱和中旱为主	23

2.1.3 冬小麦产量资料

此外,本文从各省市统计年鉴资料中收集了研究区内共 47 个市的 2003—2017 年冬小麦单产数据。由于部分城市的预测因子存在缺失值,根据数据完整性,最终采用 35 市的粮食产量开展作物估产研究。

2.2 研究方法

2.2.1 植被指数标准化

首先利用科尔莫戈罗夫-斯米尔诺夫检验 Kolmogorov-Smirnov 方法检验植被指数的正态性,结果显示 VOD 和 SIF 符合正态分布。此外,在冬小麦种植区,植被指数的时间序列包含了粮食增产导致的长期变化趋势,故去趋势后按照以下方法构建标准化植被指数 Z_{VOD} 和 Z_{SIF} 以反映植被的异常状况^[31]:

$$Z_{VI} = \frac{VI - \bar{VI}}{\sigma} \quad (1)$$

式中: VI 为某一时间尺度的 VOD 或者 SIF 值, \bar{VI} 为该时间尺度内的多年平均值, σ 为该时间尺度上多年标准差。

表 2 本研究所使用的数据资料信息

Table 2 List of data used in this study

类型 Category	名称 Name	数据集 Dataset	时间范围 Time range	时空分辨率 Resolution	来源 Source
植被指数 Vegetation index	VOD_C	Global Long-term Microwave	2002-07—2017-06	d;0.25°	https://zenodo.org/record/2575599#
	VOD_X				
	VOD_Ku	Archive (VODCA)			
	SIF	Global, OCO-2 based SIF product (GOSIF)		8d,月;0.05°	https://globalecology.unh.edu/data/GOSIF.html
环境变量 Environmental variables	SM	TerraClimate		月;1/24°	https://doi.org/10.7923/G43J3B0R
	Tmin				
	Tmax				
	SRAD				
	PPT				
	VPD				
	PDSI				
土地利用数据 Landuse	冬小麦种植区	ChinaCropArea1 km	2002—2015 年	年;1 km	https://data.mendeley.com/datasets/jbs44b2hrk/2
粮食产量数据 Yield record	华北地区冬小麦单产	各省统计年鉴	2003—2017 年	年;市	http://www.stats.gov.cn/
旱情资料 Drought record	农气站点旱情资料	《中国农业气象灾情旬值数据集》	2002—2011 年	旬;站点	http://data.cma.cn/

2.2.2 正确检测率

为验证 Z_{VI} 对干旱的监测能力,按照农气站点坐标提取站点所在像元的 Z_{VI} ,以站点记录的干旱旬值数据作为评定标准,计算并分析其正确检测率(POD)^[32],即当农气站点记录为干旱时, Z_{VI} 的指示结果也为干旱($Z_{VI} < 0$)的概率。POD 计算公式为:

$$POD = \frac{H}{H + M} \quad (2)$$

式中, H 为 Z_{VI} 与农气站点的灾情记录相符的次数, M 为 Z_{VI} 与农气站点的灾情记录不符合的次数。

2.2.3 岭回归

本文采用的岭回归是一种针对小样本数据,处理自变量多重共线性问题的有偏估计回归方法^[33]。该方法可以解决常规回归分析时,自变量之间多重共线性造成的回归精度和稳定性大幅降低的问题。岭回归放弃了普通最小二乘法的无偏估计,损失了部分信息,因此岭回归方程的决定系数 R^2 通常会稍低于普通最小二乘

回归,但其估计的偏回归系数往往更接近真实的情况,从而提高了模型的稳定性和可靠性,对于病态数据的修复和拟合,具有较好的效果。

常规多元线性回归模型建立的冬小麦产量与环境变量、植被指数等预测因子之间的线性关系为:

$$Y = \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \cdots + \beta_{88} X_{88} + b \quad (3)$$

式中, Y 为冬小麦单产, X_1, X_2, \dots, X_{88} 分别代表 88 个预测因子,即生长季共 8 个月的 VOD(C、X、Ku 波段)、SIF 和 7 种环境因子的月均值。这里已将自变量和因变量进行了 Z-Score 标准化处理,以去除量纲影响。

对于线性回归模型(3),回归系数 β 的岭估计定义为^[34]:

$$\hat{\beta}(k) = (X'X + kI)^{-1} X'y \quad (4)$$

式中,正数 k 称为岭参数, $X'X$ 是自变量样本相关系数矩阵。 $X'X$ 加上一个正常数矩阵 kI 后,接近奇异的程度就会变小,从而解决最小二乘法求解系数向量时矩阵无法求逆的问题。一般情况下, k 值越小,偏差越小,当 $k=0$ 时,即为最小二乘估计。

3 结果与分析

3.1 利用 Z_{VI} 监测农业干旱

为检验 VOD 和 SIF 对华北地区农业干旱的监测能力,使用农气站点记录的干旱旬值数据集作为基础评价数据,计算 Z_{VI} 对干旱事件的正确检测率(表 3)。其中 Z_{SIF} 对干旱事件的发生具有一定的识别能力,且其识别准确度随旱情严重程度加深而有所提高, Z_{SIF} 对重旱的正确检测率达到 77%;而 VOD 三个波段的 POD 均在 50%左右。

表 3 标准化植被指数(Z_{VI})对不同等级的干旱事件发生的正确检测率

Table 3 POD of Z_{VI} for drought events of various levels

植被指数 Vegetation index	轻旱 Slight drought	中旱 Moderate drought	重旱 Severe drought
日光诱导叶绿素荧光 Sun/Solar-induced chlorophyll fluorescence	0.55	0.60	0.77
C 波段植被光学厚度 C-band vegetation optical depth	0.47	0.62	0.53
X 波段植被光学厚度 X-band vegetation optical depth	0.47	0.59	0.57
Ku 波段植被光学厚度 Ku-band vegetation optical depth	0.51	0.58	0.53

接着以 2007 年典型干旱事件为例,进一步探索 Z_{SIF} 在农业干旱监测中的应用。2007 年春季,我国北方发生了较大范围干旱。3 月下旬至 5 月中旬,北方大部分地区降水量不足 50 mm,比常年同期偏少 25%—80%^[35]。由于降水持续偏少,加之气温明显偏高,大风天气多,土壤墒情急剧下降,干旱迅速发展蔓延,出现较大范围干旱,华北、黄淮部分地区旱情严重^[36]。图 3 展示了 2007 年春—夏旱情逐月发展演变的过程。3 月华北大部分地区 Z_{SIF} 较常年正常或偏高,仅在山东个别站点出现干旱记录;4 月旱情进一步发展,大部分地区 Z_{SIF} 转为较常年偏低状态,河北、河南两省也出现干旱记录,但整体以轻旱为主;5 月至 6 月本轮旱情达到峰值,5 月华北地区整体 Z_{SIF} 较常年严重偏低,16 个站点出现干旱记录,干旱等级上升,河南北部出现大范围重旱区域;6 月华北中部地区旱情得到缓解, Z_{SIF} 升高,但河北北部、河南北部和山东部分地区的旱情仍持续加重, Z_{SIF} 低值区与站点记录的强旱空间分布基本吻合;7 月华北大部分地区旱情减弱, Z_{SIF} 逐步回归正常值,但河北北部的干旱仍未缓解。本轮干旱事件共有 21 个站点出现干旱记录,占全部站点的一半以上,即干旱站次比超过 50%。站点 Z_{SIF} 的平均值与不同干旱等级对应的站次比也基本吻合,即出现干旱记录的站点比例越大,旱情等级越高, Z_{SIF} 值越低(图 3)。

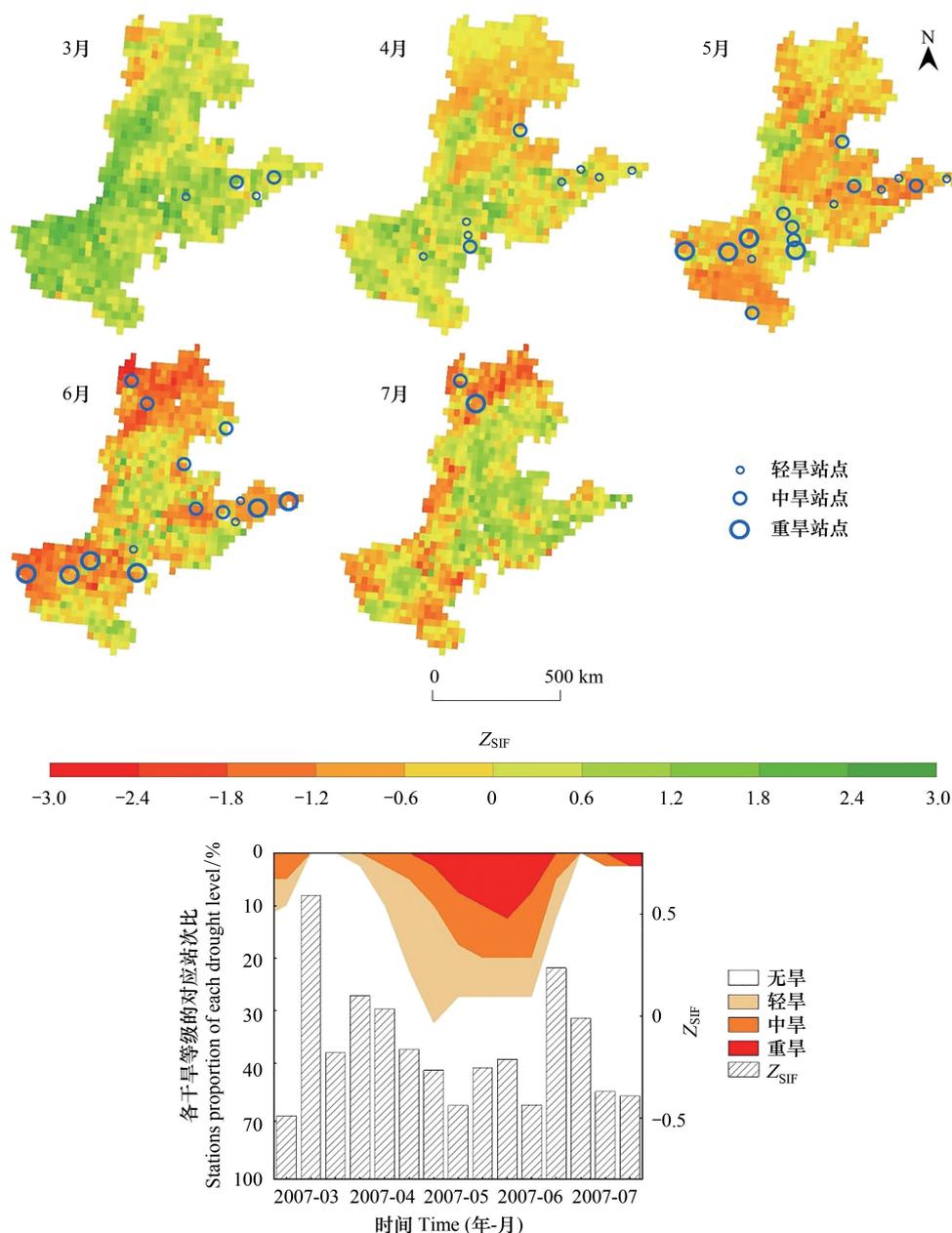


图3 2007年3月至2007年7月华北地区干旱演变过程

Fig.3 The evolution of drought in North China from March 2007 to July 2007

3.2 基于植被光学特性和环境变量预测冬小麦单产

3.2.1 不同波段 VOD 和 SIF 分别与冬小麦单产的相关关系

对35个市的冬小麦单位产量与植被指数的月均值进行多项式去趋势处理后,计算二者的相关系数,以评估植被指数进行冬小麦估产的潜力。在月尺度上,2—3月的植被指数与冬小麦产量有较高的相关性(图4)。这一时期正处于返青期,是冬小麦的关键灌水时期,对小麦稳产具有重要作用^[37]。VOD不同波段之间,C波段在秋冬季节的相关系数高于其他两个波段,而春季Ku波段与冬小麦单位产量相关性更高。长波VOD通常对更深的植被层更敏感,而短波VOD估计值对上层叶片含水量更敏感^[28]。返青期前冬小麦生长缓慢,株高在15 cm以下,叶面积指数小于 $1 \text{ m}^2/\text{m}^2$ ^[37],生物量主要集中在植株下部,因此波长较长的C波段更能反映这一时期的生物量。返青以后冬小麦加速生长,波长相对更短的Ku波段对叶、穗含水量更敏感,因此与产量

相关性更好。X 波段的 VOD 与冬小麦产量的相关性在整个生长季的表现均较差,在生长季末期还与冬小麦单位产量有一定负相关。生长季内大部分月份 SIF 与冬小麦单产的相关性介于 X 和 Ku 波段之间,但在生长季末期(4—5 月)SIF 对冬小麦单产的预测能力高于 VOD。

华北地区生长季植被指数与冬小麦单产相关系数的空间差异较大(图 5),二者在南部相关性较高,北部较低。在南部多数地区 VOD 的 C、Ku 波段与冬小麦单产的相关性优于 X 波段和 SIF。综上,由于单独采用植被指数对冬小麦估产的能力在空间上差异较大,因此下一节(3.2.2 节)将综合 VOD 和 SIF 植被光学特性及土壤水分等环境变化信息(详见表 2)对冬小麦单产进行预测。

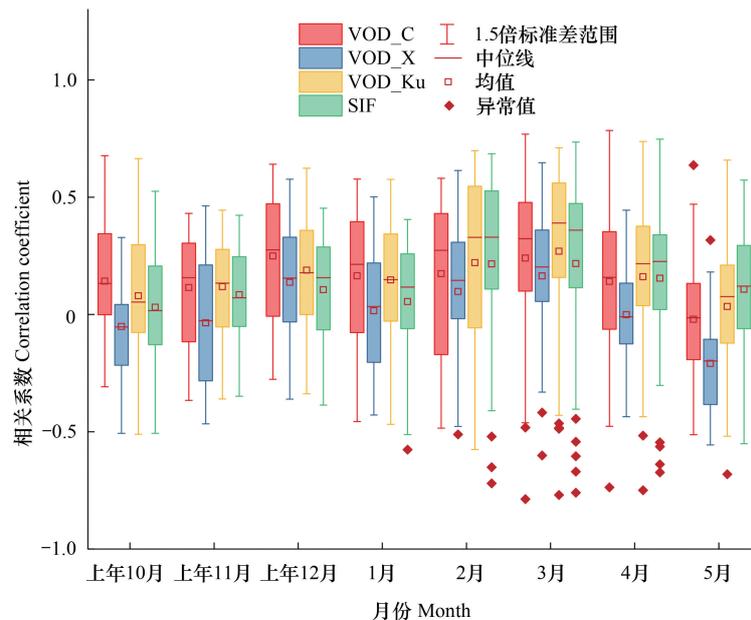


图 4 生长季各月植被指数与冬小麦单产的 Pearson 相关系数

Fig.4 Pearson correlation coefficient between vegetation index and winter wheat yield in each month during growing season

3.2.2 利用岭回归模型预测冬小麦单产

利用 VOD、SIF 两种指数和环境变量的 7 种不同组合,建立冬小麦单位产量的岭回归模型(图 6)。按照 80%和 20%的比例将 2003—2016 年冬小麦单位产量及预测因子随机划分为训练集和验证集,并使用 10 折交叉验证确定最优超参数 k (见公式 4)。对每种组合的模型进行 100 次重复模拟,每次模拟随机划分训练集和验证集,以测试模型的误差和泛化能力。最后使用 2017 年样本作为测试集,用于最终模型的评估。 F 检验结果显示,不同组合的预测模型均在 0.01 水平上显著。“SIF+环境变量”和“VOD+SIF+环境变量”这两种组合都能取得较好的预测效果,但 VOD 提供的边际贡献较小。

进一步比较全变量模型中自变量的标准化回归系数,按照绝对值从大到小排列绘制在图 7 中。结果表明:返青期后(3—5 月)的 SIF 对冬小麦单产的影响最大,尤其在拔节到抽穗期间(4 月),即冬小麦快速生长阶段。大多数研究指出,作物生长高峰期前后的植被指数和生物物理参数与各种作物的最终产量呈正相关^[38]。此外,冬季降水和土壤湿度的负系数也表明,冬季适当的水分亏缺有利于小麦保产,这可能是通过增强作物后期的抗旱能力,避免植株生长过旺消耗过多的水分和营养物质而实现的^[39]。

将 2017 年植被指数和环境变量作为预测因子输入训练和优化后的模型,得到研究区各市冬小麦单位产量估计值。结果显示岭回归模型的预测精度较高($R^2=0.75$),冬小麦单产预测值与年鉴记录值的空间分布整体上相吻合,在大部分地区二者偏差小于 10%(图 8)。

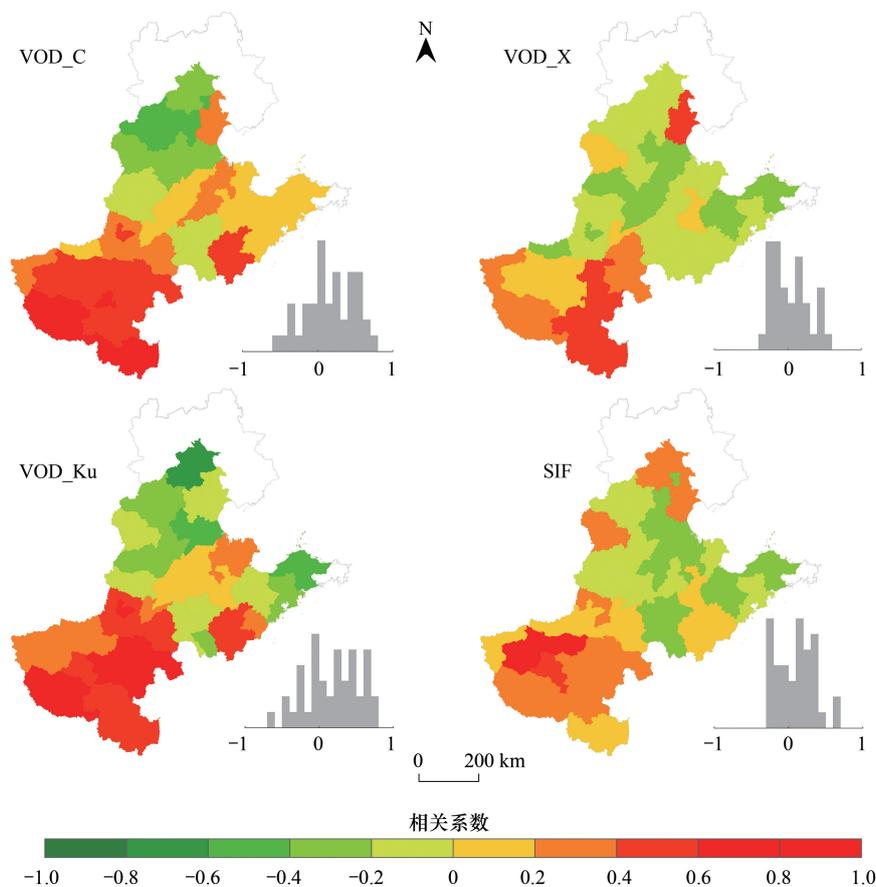


图5 生长季植被指数与冬小麦单产的 Pearson 相关系数空间及频率分布图

Fig.5 Spatial and frequency distribution of Pearson correlation coefficient between vegetation index in growing season and winter wheat yield

4 结论与讨论

本文利用 VOD 和 SIF 构建了标准化植被指数 (Z_{VI}), 通过与农气站点记录的农业干旱灾害数据的对比分析, 评价了利用 Z_{VI} 监测农业干旱的适用性。此外, 研究中采用 VOD、SIF 两种指数和环境变量的不同组合建立冬小麦单产的岭回归模型。研究表明, 两种植被指数能够有效反映华北地区的农业干旱状况, 并在冬小麦估产方面展现出较好的运用效果。具体研究结论如下:

(1) 旬尺度 Z_{SIF} 对农气站点记录的不同等级的农业干旱具有较好的监测能力, 且旱情越严重识别效果越好, 对重旱的正确检测率达到 77%。从区域尺度上看, Z_{SIF} 能够有效反映干旱的时间演变过程, 且与干旱站点的空间分布相吻合。

(2) 在月尺度上, 2—3 月的植被指数与冬小麦产量有较高的相关性。VOD 不同波段之间, C 波段在秋冬季节的预测效果优于其他两个波段, 而春季 Ku 波段与冬小麦单位产量的相关性更高。从空间上看, 生长季植被指数和冬小麦单产的相关性呈现南高北低的分布格局。在华北地区南部, 生长季 C 波段和 Ku 波段的 VOD 对冬小麦单产的预报能力优于 X 波段和 SIF;

(3) 利用 VOD、SIF 两种指数和环境变量的不同组合建立冬小麦单位产量的岭回归模型均具有较高的显著性水平 ($P < 0.01$), 全变量模型取得了最好的预报精度, 但相较于“SIF+环境变量”组合, VOD 的边际贡献较小。影响冬小麦产量预报精度的关键指数为生长高峰阶段的 SIF。使用植被指数和环境变量对 2017 年冬小麦单产进行模拟, 取得较好的预测效果 ($R^2 = 0.75$)。

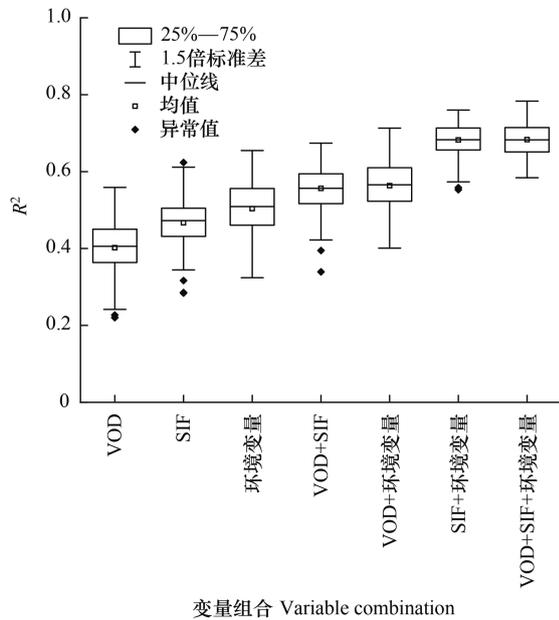


图6 2003—2016年使用植被指数和环境要素组合变量对冬小麦产量预测的岭回归模型性能

Fig.6 Performance of ridge regression model for winter wheat yield prediction using combined variables of vegetation index and environmental factors from 2003 to 2016

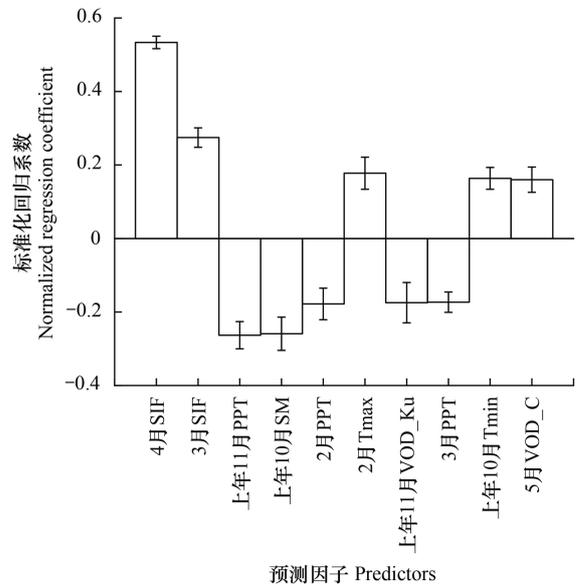


图7 冬小麦单产预测模型中前10位预测因子的标准化回归系数, 误差棒表示回归系数的标准误差 (各预测因子变量名详见表2)

Fig.7 Regression coefficient and standard error of top 10 predictors in winter wheat yield prediction model (please refer to Table 2 for the symbol of each predictor)

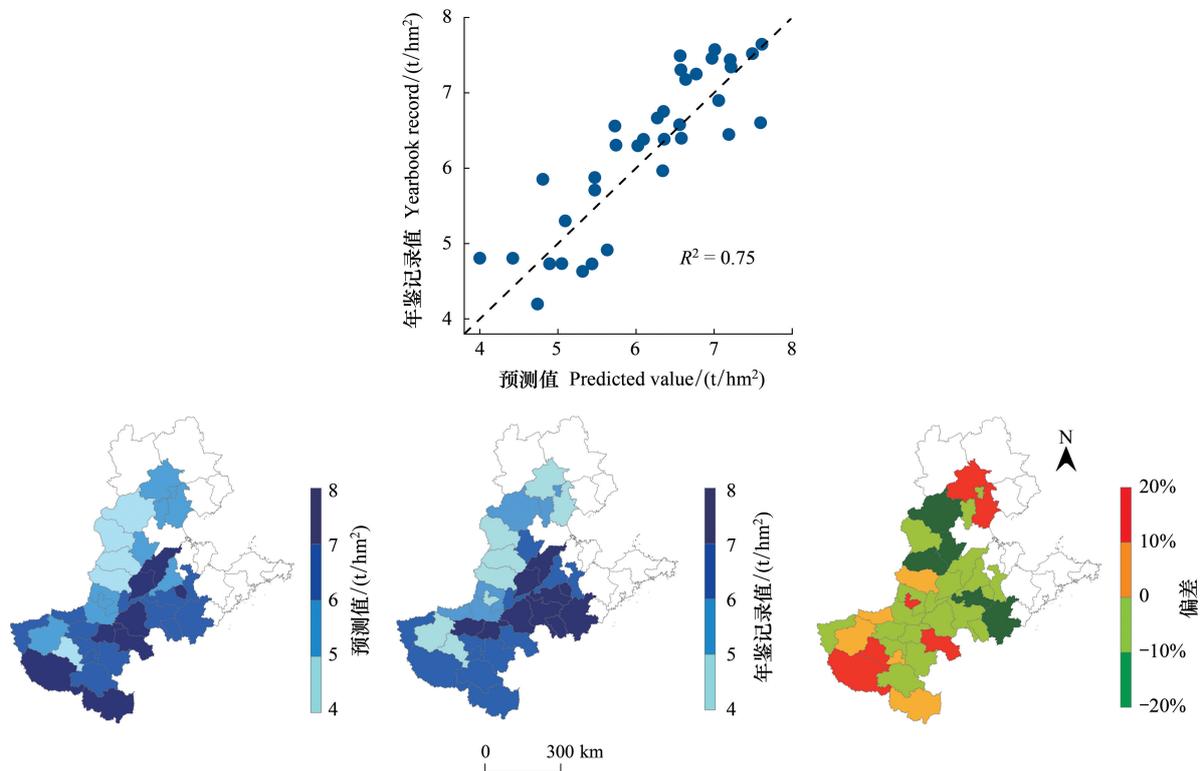


图8 2017年华北地区冬小麦单位产量预测值和年鉴记录值差异空间分布图

Fig.8 The spatial distribution of prediction biases in winter wheat yield in North China in 2017

值得注意的是,在利用 VOD 构建冬小麦单产预报模型时,不同波段的 VOD 反映出不同高度的植被信息,因此融合不同波段 VOD 进行预报时应考虑对其赋予不同的权重。此外,VOD 时间序列包含了低频的生物量和高频的单位含水量两部分信号,如何实现 VOD 的信号分割将是未来的研究重点。在估产模型方面,岭回归模型解决了多重共线性问题,取得了较好的预测效果,但预报因子和粮食产量之间并非简单的线性关系,未来研究应考虑使用机器学习和深度学习等非线性模型对作物产量进行估算。

参考文献(References):

- [1] Dai A G. Increasing drought under global warming in observations and models. *Nature Climate Change*, 2013, 3(1): 52-58.
- [2] Yu M X, Li Q F, Hayes M J, Svoboda M D, Heim R R. Are droughts becoming more frequent or severe in China based on the standardized precipitation evapotranspiration index: 1951-2010? *International Journal of Climatology*, 2014, 34(3): 545-558.
- [3] 王利民,刘佳,张有智,杨福刚,高建孟,刘述彬. 我国农业干旱灾害时空格局分析. *中国农业资源与区划*, 2021, 42(1): 96-105.
- [4] 刘宪锋,朱秀芳,潘耀忠,李双双,刘焱序. 农业干旱监测研究进展与展望. *地理学报*, 2015, 70(11): 1835-1848.
- [5] 郝增超,侯爱中,张璇,武新英,郝芳华. 干旱监测与预报研究进展与展望. *水利水电技术*, 2020, 51(11): 30-40.
- [6] 蔡鸿昆,雷添杰,程慧,汪洋,陈文晋,李明宇. 旱情监测指标体系研究进展及展望. *水利水电技术*, 2020, 51(1): 77-87.
- [7] 吴泽棉,邱建秀,刘苏峡,莫兴国. 基于土壤水分的农业干旱监测研究进展. *地理科学进展*, 2020, 39(10): 1758-1769.
- [8] 郭锐,王小平. 遥感干旱应用技术进展及面临的技术问题与发展机遇. *干旱气象*, 2015, 33(1): 1-18.
- [9] 韩东,王鹏新,张悦,田惠仁,周西嘉. 农业干旱卫星遥感监测与预测研究进展. *智慧农业:中英文*, 2021, 3(2): 1-14.
- [10] Liu Y Y, van Dijk A I J M, Miralles D G, McCabe M F, Evans J P, de Jeu R A M, Gentile P, Huete A, Parinussa R M, Wang L X, Guan K Y, Berry J, Restrepo-Coupe N. Enhanced canopy growth precedes senescence in 2005 and 2010 Amazonian droughts. *Remote Sensing of Environment*, 2018, 211: 26-37.
- [11] Zhang Y, Zhou S, Gentile P, Xiao X M. Can vegetation optical depth reflect changes in leaf water potential during soil moisture dry-down events? *Remote Sensing of Environment*, 2019, 234: 11452.
- [12] Wigneron J, Fan L, Ciais P, Bastos A, Brandt M, Chave J, Saatchi S, Baccini A, Fensholt R. Tropical forests did not recover from the strong 2015-2016 El Niño event. *Science Advances*, 2020, 6(6): eaay4603.
- [13] Jackson T J, Schmugge T J. Vegetation effects on the microwave emission of soils. *Remote Sensing of Environment*, 1991, 36(3): 203-212.
- [14] Liu Y Y, van Dijk A I J M, McCabe M F, Evans J P, de Jeu R A M. Global vegetation biomass change (1988-2008) and attribution to environmental and human drivers. *Global Ecology and Biogeography*, 2013, 22(6): 692-705.
- [15] Liu Y Y, van Dijk A I J M, de Jeu R A M, Canadell J G, McCabe M F, Evans J P, Wang G J. Recent reversal in loss of global terrestrial biomass. *Nature Climate Change*, 2015, 5(5): 470-474.
- [16] Momen M, Wood J D, Novick K A, Pangle R, Pockman W T, McDowell N G, Konings A G. Interacting effects of leaf water potential and biomass on vegetation optical depth. *Journal of Geophysical Research: Biogeosciences*, 2017, 122(11): 3031-3046.
- [17] Liu Y Y, de Jeu R A M, McCabe M F, Evans J P, van Dijk A I J M. Global long-term passive microwave satellite-based retrievals of vegetation optical depth. *Geophysical Research Letters*, 2011, 38(18): L18402.
- [18] van der Tol C, Berry J A, Campbell P K E, Rascher U. Models of fluorescence and photosynthesis for interpreting measurements of solar-induced chlorophyll fluorescence. *Journal of Geophysical Research: Biogeosciences*, 2014, 119(12): 2312-2327.
- [19] 张永强,毛学森,孙宏勇,李文杰,于沪宁. 干旱胁迫对冬小麦叶绿素荧光的影响. *中国生态农业学报*, 2002, 10(4): 13-15.
- [20] 陈鑫,计璐艳,于凯,赵永超. 日光诱导叶绿素荧光对山东省干旱的监测. *中国科技论文*, 2021, 16(5): 564-570.
- [21] 曹银轩,黄卓,徐喜娟,陈上,王钊,冯浩,于强,何建强. 黄土高原植被日光诱导叶绿素荧光对气象干旱的响应. *应用生态学报*, 2022, 33(2): 457-466.
- [22] 高云. 基于 OCO-2 日光诱导叶绿素荧光遥感数据的区域作物估产研究[D]. 南京:南京大学,2020.
- [23] Liu Y Y, Wang S Q, Wang X B, Chen B, Chen J H, Wang J B, Huang M, Wang Z S, Ma L, Wang P Y, Amir M, Zhu K. Exploring the superiority of solar-induced chlorophyll fluorescence data in predicting wheat yield using machine learning and deep learning methods. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2022, 192: 106612.
- [24] 阿多,熊凯,赵文吉,宫兆宁,井然,张磊. 1960—2013 年华北平原气候变化时空特征及其对太阳活动和大气环境变化的响应. *地理科学*, 2016, 36(10): 1555-1564.
- [25] Luo Y C, Zhang Z, Chen Y, Li Z Y, Tao F L. ChinaCropPhen1km: a high-resolution crop phenological dataset for three staple crops in China during 2000-2015 based on leaf area index (LAI) products. *Earth System Science Data*, 2020, 12(1): 197-214.

- [26] 周洪奎, 武建军, 李小涵, 刘雷震, 杨建华, 韩忻忆. 基于同化数据的标准化土壤湿度指数监测农业干旱的适宜性研究. 生态学报, 2019, 39(6): 2191-2202.
- [27] 洪舒蔓, 郝晋珉, 周宁, 陈丽, 吕振宇. 黄淮海平原耕地变化及对粮食生产格局变化的影响. 农业工程学报, 2014, 30(21): 268-277.
- [28] Moesinger L, Dorigo W, de Jeu R, van der Schalie R, Scanlon T, Teubner I, Forkel M. The global long-term microwave vegetation optical depth climate archive (VODCA). *Earth System Science Data*, 2020, 12(1): 177-196.
- [29] Li X, Xiao J F. A global, 0.05-degree product of solar-induced chlorophyll fluorescence derived from OCO-2, MODIS, and reanalysis data. *Remote Sensing*, 2019, 11(5): 517.
- [30] Abatzoglou J T, Dobrowski S Z, Parks S A, Hegewisch K C. TerraClimate, a high-resolution global dataset of monthly climate and climatic water balance from 1958-2015. *Scientific Data*, 2018, 5: 170191.
- [31] Oroian M, Dranca F, Ursachi F. Comparative evaluation of maceration, microwave and ultrasonic-assisted extraction of phenolic compounds from propolis. *Journal of Food Science and Technology*, 2020, 57(1): 70-78.
- [32] 安雪丽, 武建军, 周洪奎, 李小涵, 刘雷震, 杨建华. 土壤相对湿度在东北地区农业干旱监测中的适用性分析. 地理研究, 2017, 36(5): 837-849.
- [33] 杨楠. 岭回归分析在解决多重共线性问题中的独特作用. 统计与决策, 2004, (3): 14-15.
- [34] 何秀丽. 多元线性模型与岭回归分析[D]. 武汉: 华中科技大学, 2005.
- [35] 温克刚, 丁一汇. 中国气象灾害大典-综合卷. 北京: 气象出版社, 2008: 410-410.
- [36] 张辉, 王宝杰, 中国灾害防御协会. 中国灾害大事记-2007. 北京: 地震出版社, 2011: 74-76.
- [37] 姚宁, 宋利兵, 刘健, 冯浩, 吴淑芳, 何建强. 不同生长阶段水分胁迫对旱区冬小麦生长发育和产量的影响. 中国农业科学, 2015, 48(12): 2379-2389.
- [38] Zhou Q M, Ismael A. Integration of maximum crop response with machine learning regression model to timely estimate crop yield. *Geo-Spatial Information Science*, 2021, 24(3): 474-483.
- [39] 陈晓远, 罗远培. 不同生育期复水对受旱冬小麦的补偿效应研究. 中国生态农业学报, 2002, 10(1): 35-37.