

引用格式:Liu Xinjie, Wei Yunxia, Jiao Quanjun, *et al.* Growth Monitoring and Yield Prediction of Winter Wheat based on Time-series Quantitative Remote Sensing Data[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2019, 34(4): 756-765. [刘新杰, 魏云霞, 焦全军, 等. 基于时序定量遥感的冬小麦长势监测与估产研究[J]. 遥感技术与应用, 2019, 34(4): 756-765.]  
doi:10.11873/j.issn.1004-0323.2019.4.0756

## 基于时序定量遥感的冬小麦长势监测与估产研究

刘新杰<sup>1,2</sup>, 魏云霞<sup>2</sup>, 焦全军<sup>2</sup>, 孙奇<sup>2,3</sup>, 刘良云<sup>2</sup>

(1. 中国国土勘测规划院 自然资源部土地利用重点实验室, 北京 100035;

2. 中国科学院遥感与数字地球研究所数字地球重点实验室, 北京 100094;

3. 中国矿业大学(北京)地球科学与测绘工程学院, 北京 100083)

**摘要:**遥感技术是高效、客观监测农作物生长状态的重要手段,对农业生产管理具有重要意义。以安徽龙亢农场为研究区,收集了中高分辨率多源卫星遥感数据并进行了定量化处理,构建了冬小麦叶绿素密度、叶面积指数的遥感反演模型,生产了长时序冬小麦植被参数卫星遥感产品。通过监测冬小麦叶绿素密度、叶面积指数的时序变化规律,分析了不同品种冬小麦的长势情况,发现高产小麦在越冬期长势显著优于低产小麦。在此基础上,构建了基于归一化植被指数(NDVI)的冬小麦估产模型,结果表明:利用小麦抽穗期和乳熟期的累计NDVI值可以实现产量的精确估算,据此绘制了龙亢农场2017年冬小麦产量遥感估算地图,产量分布与实际种植情况吻合良好。实现了基于时序卫星定量遥感数据的冬小麦长势监测和产量预测,为区域范围内农作物长势监测提供了一种有效途径。

**关键词:**时序定量遥感;长势监测;估产;植被指数

**中图分类号:** TP751 **文献标志码:** A **文章编号:** 1004-0323(2019)04-0756-10

### 1 引言

科学、快速地监测作物生长状况,有助于制定有效的农业生产管理措施,保障作物的自然生长。传统田间采样的农作物长势监测方法虽精度高且获取作物长势信息较为准确,但是需要花费大量的人力和物力,成本较高且时效性差,对大区域进行长时序的监测较为困难。遥感技术以其快速、简便、宏观、无损等优点,被广泛应用于农业生产的各个环节,在农田信息获取方面具有显著的优势<sup>[1]</sup>。

从遥感技术诞生以来,国内外学者就在农作物长势遥感监测与估产方面开展了大量研究工作。美国在1974~1977年由农业部、国家海洋大气管理

局、宇航局和商业部合作主持了“大面积农作物估产试验”,即LACIE计划(Large Area Crop Inventory and Experiment)<sup>[2]</sup>。1979年,中国科学家就开始关注农作物遥感估产的意义并提出了建议<sup>[3]</sup>。杨邦杰等<sup>[4]</sup>提出了基于植被指数与植被表面温度的长势遥感监测模型概念与算法。吴炳方等<sup>[5]</sup>通过集成遥感、统计、气象等多源数据,建立了全球农情遥感速报系统(CropWatch)。Shi等<sup>[6]</sup>建立了全面的天空地一体化农业遥感观测系统,提高了高时空分辨率、高精度、低成本的精细农田信息获取的能力。随着遥感技术的发展,中高分辨率卫星数据源日趋丰富,为长时序农作物长势遥感监测创造了条件。

农作物长势遥感监测的原理是利用植被反射

收稿日期:2018-09-08;修订日期:2019-04-10

基金项目:自然资源部土地利用重点实验室开放基金(KLLU201803),国家重点研发计划课题(2016YFD0300601、2016YFD0300603),国家自然科学基金项目(41701396、41871239)。

作者简介:刘新杰(1989—),男,山东聊城人,博士,助理研究员,主要从事植被定量遥感研究。E-mail:liuxj@radi.ac.cn。

通讯作者:刘良云(1975—),男,湖南邵阳人,博士,研究员,主要从事植被定量遥感研究。E-mail:liuly@radi.ac.cn。

率光谱特征反演关键植被参数,通过植被参数的变化趋势来分析农作物的长势信息<sup>[7]</sup>。叶面积指数(Leaf Area Index, LAI)反映单位土地面积上植物叶片的总面积,与植物的个体特征和群体特征都有关,是表征植被生长状态的关键参数,也是农作物长势监测的常用参数。植被光合作用依靠叶绿素吸收和转换光能,植被叶绿素含量对光合速率起主导作用,进而直接影响作物的长势与产量。单位土地面积植被的叶绿素总含量称为叶绿素密度,单位为 $\text{mg}/\text{cm}^2$ ,叶绿素密度是农作物长势监测与估产的重要指标<sup>[8]</sup>。

农作物长势监测需要多时相、长时序遥感数据,但是,中高空间分辨率卫星的重访周期往往较长,例如美国陆地卫星LandSat系列重访周期为16 d。加之天气因素的影响,利用单一卫星数据很难开展农作物长势连续监测工作。所以,同时具备高空间分辨率和高时间分辨率特征的卫星遥感产品对于及时把握农情信息意义重大。

为此,收集了中高分辨率多源卫星遥感数据并进行量化处理,形成覆盖冬小麦全生育期的时序地表反射率遥感产品,从而实现对研究区不同品种冬小麦长势的连续遥感监测与产量估算,为农作物选种与科学管理提供参考依据。

## 2 数据与方法

### 2.1 研究区概况

以安徽龙亢农场为例开展研究。龙亢农场于1958年1月创建,位于安徽省怀远县龙亢镇( $33^{\circ}06'45.2''\text{N}$ 、 $116^{\circ}51'44.8''\text{E}$ ),整体地势为西北高,东南低,形状似带状,海拔约为22.7~25.9 m,地势较为平坦,东西长17.5 km,南北宽1.6 km,属于暖温带半湿润气候,冬季干燥寒冷,夏季闷热潮湿。以传统产业为主,耕地面积约为2 000  $\text{hm}^2$ ,主要种植的农作物有小麦、水稻和玉米等,是全国现代农业示范区,同时也是在长江中下游地区重要的冬小麦种植区(地理分布如图1所示)。

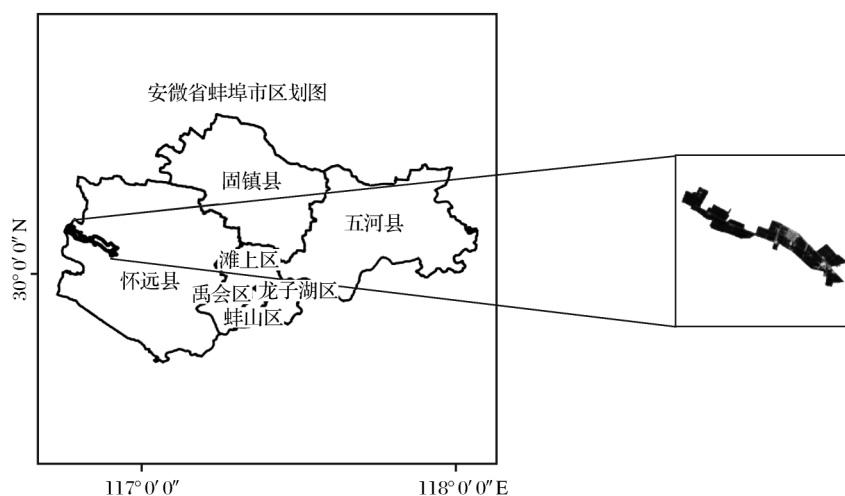


图1 研究区地理位置

Fig. 1 Geographic location of the study area

### 2.2 地面观测数据

#### 2.2.1 小汤山冬小麦水肥胁迫实验数据

通过人为控制作物生长过程中所需水肥含量的实验可以使遥感反演模型具有更好的稳定性和普适性。为了构建冬小麦植被参数遥感反演模型,利用了2002年小汤山冬小麦水肥胁迫实验数据集。北京小汤山国家精准农业研究示范基地实验( $116.44^{\circ}\sim 116.45^{\circ}\text{E}$ ,  $40.17^{\circ}\sim 40.19^{\circ}\text{N}$ ),占地面积为167  $\text{hm}^2$ ,主要用于进行精准农业和高光谱遥感实验。在该胁迫实验中,共设置了48个小区,包括不同品种3个、灌溉处理4种、氮处理4种。在冬小麦

不同生育期,开展了8次田间实验,分别测量冬小麦冠层反射率光谱和叶绿素含量、叶面积指数(LAI)等植被参数。观测实验日期和对应的冬小麦生育期如表1所示。

#### 2.2.2 龙亢农场冬小麦实验数据集

为了验证植被参数反演模型对于龙亢农场冬小麦数据的适用性,于2017年3月26日和4月21日在安徽龙亢农场开展了2次田间观测实验,分别对应冬小麦返青期和抽穗期。在10个不同地块各随机选择2个样方,共20个样方,分别观测冬小麦冠层反射率光谱和叶绿素含量、叶面积指数等植被

参数。型,统计了2017年龙亢农场20个实验样方对应的冬小麦产量数据,如表2所示。

为了构建基于时序遥感数据的冬小麦估产模

表 1 2002 年小汤山实验所测量的冬小麦时间表

Table 1 Date for the field experiments at Xiaotangshan in 2002

日期	3/25	4/2	4/10	4/18	5/6	5/17	5/24	5/31
生育期	返青期	起身初期	起身后期	拔节期	抽穗期	灌浆初期	灌浆后期	乳熟期

表 2 研究区各样区冬小麦产量

Table 2 Yield of the winter wheat at different quadrats in the study area

样方编号	分场	品种名称	亩产量
1	一分场	济麦 22	1 124
2	一分场	济麦 22	998
3	二分场	龙科 1109	1205
4	二分场	济麦 22	1049
5	九分场	烟农 19	906
6	九分场	烟农 19	821
7	三分场	烟农 19	934
8	三分场	烟农 19	889
9	七分场	华成 3366	982
10	七分场	华成 3366	1 011
11	四分场	泛麦 5 号	1 074
12	四分场	安农 0711	917
13	十分场	华成 3366	857
14	十分场	华成 3366	913
15	五分场	安农大 1216	1 205
16	五分场	烟农 19	922
17	六分场	华成 3366	1 024
18	六分场	未来 0818	1 009
19	八分场	未来 0818	812
20	八分场	未来 0818	666

2.2.3 反射率光谱与植被参数测定

两次实验冠层光谱都使用由美国 ASD 公司生产的 ASD FieldspecFR2500 光谱测量仪测量,测量光谱范围为 350~2 500 nm,在 350~1 000 nm 范围内,光谱分辨率 3 nm,光谱采样间隔 1.4 nm。

叶面积指数采用扫描法测量。在每个样区随机选取 1 m × 1 m 的样方,在样方内随机采集 30 株小麦样本,利用扫描仪扫描样本所有叶片,并计算叶片面积,然后调查样方内小麦总株数,从而计算得到叶面积指数。

叶片叶绿素含量利用 SPAD-502 叶绿素仪进行测定。SPAD-502 叶绿素仪是通过叶片在两种波长范围内的透光系数来确定当前叶绿素的相对数量,所以其测量值并非真实的植被叶绿素含量,根据前人的研究需要使用公式(1)将 SPAD 值转换为植被单位叶片面积的叶绿素含量<sup>[9]</sup>。

$$y = (10.6 + 7.39x + 0.114 \times 2) \cdot 0.08982 \quad (1)$$

其中: $x$ 为 SPAD 的值, $y$ 为单位叶片面积的叶绿素含量(单位:μg/cm<sup>2</sup>)。根据叶绿素密度的定义,将单位叶片叶绿素含量与 LAI 相乘,就可以得到叶绿素密度。

2.3 卫星遥感数据

由于天气条件、卫星重访周期等因素的限制,单一传感器的卫星数据无法覆盖研究区冬小麦整个生长季。为了满足长时序冬小麦长势监测与估产的应用需求,需要利用多源遥感卫星数据。本研究收集了2016年11月~2017年6月覆盖研究区的中高分辨率多光谱卫星遥感影像,包括 Landsat-8、Sentinel-2A、高分一号(GF-1)、环境星(HJ-1A/B)等卫星数据共19景。研究中只利用了可见光、近红外波段数据。各卫星传感器空间分辨率和重访周期如表3所示。

表 3 所使用卫星传感器空间分辨率、重访周期、收集影像数量和获取时间

Table 3 Spatial resolution, revisit period and dates for the data acquirement of the satellite sensors used in this study

卫星/传感器	空间分辨率 (可见光-近红外波段)	重访周期	景数	日期
Landsat-8 OLI	30 m	16 d	5	2016/12/7、2017/4/30、5/16、5/25、6/17
Sentinel-2A	10 m	10 d	2	2016/11/28、2017/3/26
GF-1 PMS	8 m	4 d	1	2017/4/17
HJ-1A/B CCD	30 m	单星 4 d, 双星 2 d	11	2016/11/15、2017/2/10、2/15、2/18、2/19、2/27、3/7、4/1、4/22、4/30、5/12

由于卫星遥感数据受到大气辐射传输的影响,需要对其进行大气校正,获取地面反射率数据。Sentinel-2A 数据中包含了大气参数信息,利用欧空局(ESA)提供的 Sentinel 卫星数据处理软件 SNAP (<http://step.esa.int/main/toolboxes/snap/>) 对收集的 3 景 Sentinel-2A 数据进行了大气校正。对于其他卫星遥感数据,基于同期 MODIS 大气产品,利用 6S 大气辐射传输模型<sup>[10]</sup>进行了大气校正。

## 2.4 基于反射率植被指数的植被参数遥感反演模型

### 2.4.1 植被指数的筛选与模型的建立

植被指数主要是参照植被在不同光谱波段不同的反射以及吸收情况,对不同波段的反射率进行数学运算,从而形成一些表征植被参数的数值。研究表明,不同植被指数与特定植被参数之间具有良好的相关关系。本文调研收集了 27 个植被指数,如表 4 所示。

表 4 常用植被指数及计算公式

Table 4 Equations for the frequently used vegetation indices

光谱指数	公式	参考文献
$VI_{opt}$	$(1+0.45)((R_{800})^2+1)/(R_{670}+0.45)$	[11]
$NDVI_{g-b}$	$(R_{573}-R_{440})/(R_{573}+R_{440})$	[12]
$RVI I$	$R_{810}/R_{660}$	[13]
$RVI II$	$R_{810}/R_{560}$	[14]
$NRI$	$(R_{800}/R_{550,target})/(R_{800}/R_{550,reference})$	[15]
MCARI/MTVI2		
MCARI/MTVI2	MCARI: $R_{700}-R_{670}-0.2(R_{700}-R_{550})/(R_{700}/R_{670})$ MTVI2: $1.5(1.2(R_{800}-R_{550})-2.5(R_{670}-R_{550}))/\sqrt{(2R_{800}+1)^2-(6R_{800}-5\sqrt{R_{670}})-0.5}$	[16]
DCNI	$(R_{720}-R_{700})/(R_{700}-R_{670})/(R_{720}-R_{670}+0.03)$	[16]
MCARI	$(R_{700}-R_{670}-0.2(R_{700}-R_{550}))(R_{700}/R_{670})$	[16]
TCARI	$3((R_{700}-R_{670}-0.2(R_{700}-R_{550}))(R_{700}/R_{670}))$	[17]
TCARI/OSAVI		
TCARI/OSAVI	TCARI: $3((R_{700}-R_{670}-0.2(R_{700}-R_{550}))(R_{700}/R_{670}))$ OSAVI: $1.16(R_{800}-R_{670})/(R_{800}+R_{670}+0.16)$	[18]
MTCI	$(R_{750}-R_{710})/(R_{710}-R_{680})$	[19]
R-M	$R_{750}/R_{720}-1$	[20]
REP-LI	$700+40(R_{re}-R_{700})/(R_{740}-R_{700})$ $R_{re}:R_{670}+R_{780})/2$	[21]
NDVI	$(R_{800}-R_{670})/(R_{800}+R_{670})$	[22]
RVI	$R_{800}/R_{670}$	[23]
SR I	$R_{801}/R_{670}$	[24]
SR <sub>705</sub>	$R_{750}/R_{705}$	[25]
ND <sub>705</sub>	$(R_{750}-R_{705})/(R_{750}+R_{705})$	[25]
GNDVI	$(R_{801}-R_{550})/(R_{801}+R_{550})$	[17]
OSAVI	$(1+0.16)\cdot(R_{801}-R_{670})/(R_{801}+R_{670}+0.16)$	[26]
MSR <sub>705</sub>	$(R_{750}-R_{445})/(R_{705}-R_{445})$	[25]
MND <sub>705</sub>	$(R_{750}-R_{705})/(R_{750}+R_{705}-2R_{445})$	[25]
MSAVI2	$0.5\{[(2R_{800}+1)-(2R_{800}+1)^2-8(R_{800}-R_{670})]^{1/2}\}$	[27]
PSRI	$(R_{680}-R_{500})/R_{750}$	[28]
PRI	$(R_{570}-R_{531})/(R_{570}+R_{531})$	[29]
NDPI	$(R_{680}-R_{430})/(R_{680}+R_{430})$	[30]
SIPI	$(R_{800}-R_{445})/(R_{800}-R_{680})$	[30]

为了筛选适用于冬小麦植被参数反演的植被指数,利用 2002 年小汤山冬小麦水肥胁迫数据集中共 249 个样本数据分析了各植被指数与叶绿素密度、叶面积指数的相关关系,结果表明,与叶绿素密

度相关系数较高的前 8 个植被指数为:SR<sub>705</sub>、RVI I、RVI II、R-M、SR I、VI<sub>opt</sub>、MSR<sub>705</sub>、MTCI;与 LAI 相关系数较高的前 8 个植被指数为:VI<sub>opt</sub>、RVI、OSA-VI、RVI II、SR<sub>705</sub>、NDVI、ND<sub>705</sub>、GNDVI。然后,利



用小汤山冬小麦数据集构建了上述植被指数与叶绿素密度、LAI的回归模型,如表 5 和表 6 所示。结果表明,基于 RVI II 的叶绿素密度反演模型决定系数( $R^2$ )最高,达 0.69;基于 NDVI 的 LAI 反演模型决定系数( $R^2$ )最高,达 0.87。因此,分别选用 RVI II 和 NDVI 对冬小麦叶绿素密度和 LAI 进行反演。

表 5 基于不同植被指数的叶绿素密度( $\text{mg}/\text{cm}^2$ )反演模型  
Table 5 Retrieval models for chlorophyll density based on different vegetation indices

植被指数	模型	$R^2$
SR <sub>705</sub>	$y=0.1204x-0.0109$	0.67
RV I	$y=0.0089x+0.0308$	0.67
RV I II	$y=0.024x-0.0276$	0.69
R-M	$y=0.04x+0.0314$	0.68
SR I	$y=0.0084x+0.0341$	0.66
VI <sub>opt</sub>	$y=0.1827x-0.484$	0.64
MSR <sub>705</sub>	$y=0.0263x-0.0173$	0.65
MTCI	$y=0.0542x-0.0642$	0.55

表 6 基于不同植被指数的 LAI 反演模型

Table 6 Retrieval models for LAI based on different vegetation indices

植被指数	模型	$R^2$
VI <sub>opt</sub>	$y=3.5404x-9.2439$	0.82
RV I	$y=0.2222x+0.4187$	0.81
OSAVI	$y=7.3238x-2.1801$	0.80
RV I II	$y=0.5382x-0.7119$	0.77
SR <sub>705</sub>	$y=0.9114x-0.8232$	0.77
NDVI	$y=0.1524e^{3.5427x}$	0.87
ND <sub>705</sub>	$y=-19.469x+4.1196$	0.76
GNDVI	$y=5.479e^{-10.76x}$	0.78

2.4.2 不同卫星数据的模型参数拟合

由于使用了多种卫星遥感数据,虽然使用的卫星数据都覆盖了可见光-近红外波段,但不同卫星传感器的波段设置并不一致,波段的中心波长和各波段的光谱响应函数均存在差异(如图 2 所示),这些差异会导致利用不同数据源计算得到的植被指

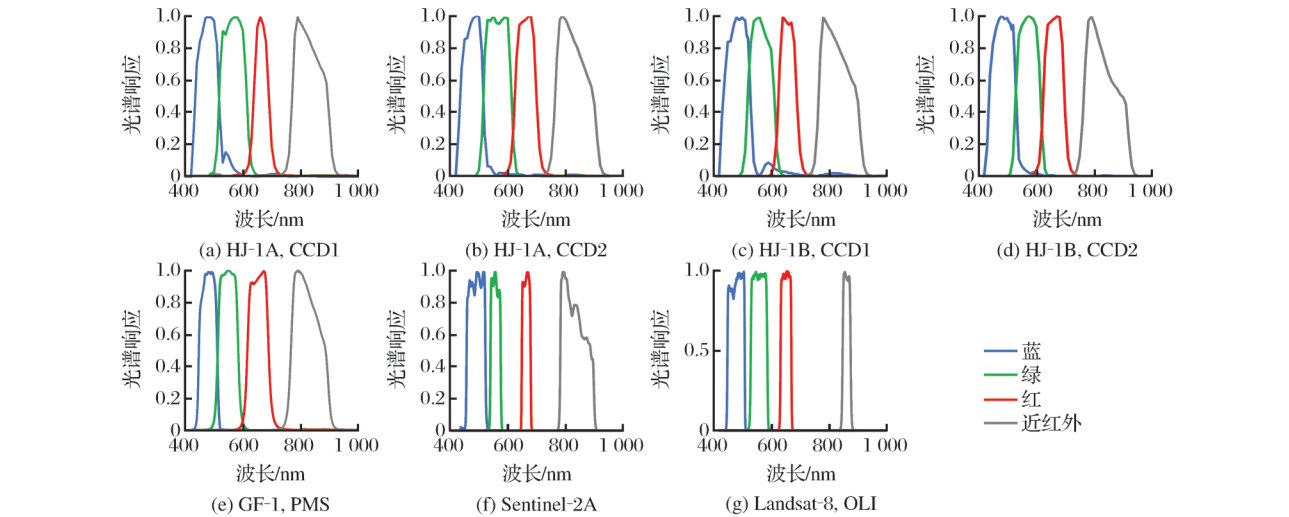


图 2 不同卫星传感器可见光-近红外波段光谱响应函数  
Fig. 2 Spectral response functions of satellite sensors used in this study at the visible and near-infrared bands

数存在差异。因此,需要针对各个卫星传感器的特点,分别对叶绿素、LAI反演模型的参数进行优化。

小汤山冬小麦数据集中的反射率为采样间隔 1.4 nm 的连续光谱数据,通过将连续反射率数据与各个卫星传感器的光谱响应函数耦合,即可模拟得到不同卫星传感器观测的多波段反射率数据,并计算对应的植被指数。利用模拟的卫星观测数据和实测的植被参数,即可分别拟合得到针对不同卫星传感器数据的叶绿素、LAI 遥感反演模型。表 7 列举了本文所使用的 7 个不同卫星传感器观测数据对应的植被参数反演模型,可以看出,针对不同卫星

数据的模型参数存在着一定差异,但模型的决定系数( $R^2$ )十分相近,说明通过针对性的参数优化,可以保证利用不同卫星数据反演的植被参数精度相近。

3 结果与分析

3.1 植被参数反演模型验证

为了验证上述叶绿素密度和 LAI 遥感反演模型对龙亢农场冬小麦数据的适用性,利用两期龙亢农场地面实测反射率光谱和植被参数对上述模型进行了验证,结果如图 3 所示。图中虚线为 1:1 线,

表 7 各卫星传感器植被参数反演模型  
Table 7 Retrieval models of vegetation parameters for data from different satellite sensors

卫星数据	植被参数	植被指数	模型	R <sup>2</sup>
GF-1	叶绿素	RVII	$y = 0.0227x - 0.0307$	0.70
	LAI	NDVI	$y = 4.5175x^{2.2089}$	0.83
HJ-1A CCD1	叶绿素	RVII	$y = 0.0194x - 0.0167$	0.70
	LAI	NDVI	$y = 4.409x^{2.1744}$	0.83
HJ-1A CCD2	叶绿素	RVII	$y = 0.0188x - 0.0152$	0.69
	LAI	NDVI	$y = 4.4726x^{2.164}$	0.83
HJ-1B CCD1	叶绿素	RVII	$y = 0.0189x - 0.0154$	0.69
	LAI	NDVI	$y = 4.3389x^{2.1946}$	0.83
HJ-1B CCD2	叶绿素	RVII	$y = 0.0187x - 0.0127$	0.69
	LAI	NDVI	$y = 4.4497x^{2.1748}$	0.83
Sentinel-2	叶绿素	RVII	$y = 0.0221x - 0.026$	0.69
	LAI	NDVI	$y = 4.1565x^{2.2538}$	0.84
Landsat8	叶绿素	RVII	$y = 0.0207x - 0.0221$	0.69
	LAI	NDVI	$y = 4.2303x^{2.286}$	0.84

结果表明,基于小汤山数据所构建的植被参数模型反演值与龙亢农场地面实测值吻合良好,散点均分布在 1:1 线附近,叶绿素密度反演均方根误差为 0.051mg/cm<sup>2</sup>,LAI 反演结果均方根误差为 0.207。

为了验证基于多源卫星数据的植被参数反演结果,同样利用两期地面实测的龙亢农场叶绿素密度、LAI 对利用同期过境的卫星数据反演得到的植被参数进行了验证,结果如图 4 所示。图中虚线为 1:1 线,结果表明,本文所构建的叶绿素密度和 LAI 卫星遥感反演模型反演结果与龙亢农场冬小麦实测数据吻合良好,散点均分布在 1:1 线附近,叶绿素密度反演均方根误差为 0.042mg/cm<sup>2</sup>,LAI 反演结果均方根误差为 0.27,基于多源卫星数据的植被参数反演精度可以满足应用需求。

3.2 冬小麦长势监测

基于上述植被参数遥感反演模型,利用收集的

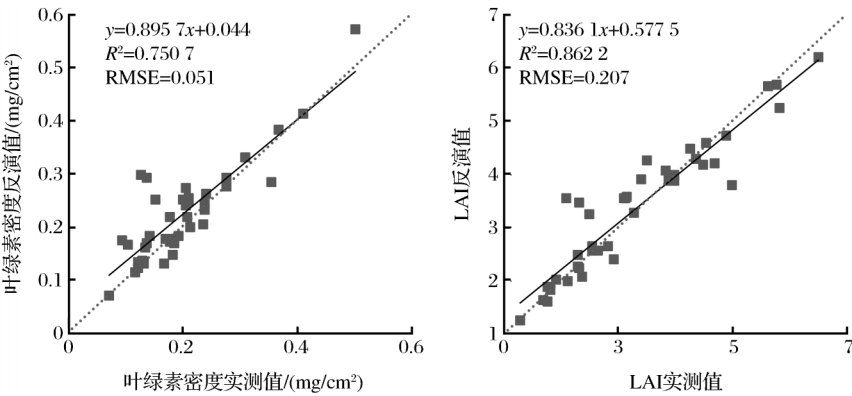


图 3 基于地面光谱数据的龙亢农场叶绿素密度与 LAI 反演模型验证结果

Fig.3 Validation of the retrieved chlorophyll density and LAI at the Longkang Farm based on field spectral measurements

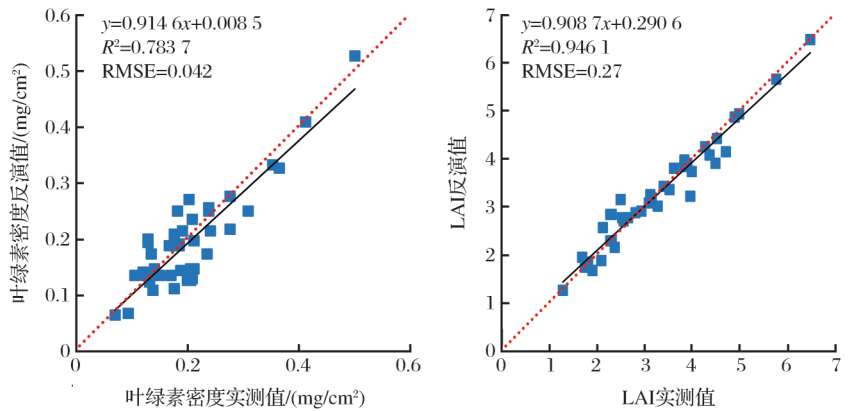


图 4 基于卫星遥感数据的龙亢农场叶绿素密度与 LAI 反演模型验证结果

Fig.4 Validation of the retrieved chlorophyll density and LAI at the Longkang farm based on satellite dataset

多源卫星遥感数据生产了覆盖冬小麦全生育期的时序叶绿素密度、LAI 遥感产品。在此基础上,开展了冬小麦长势监测分析研究。

为了比较不同产量小麦的植被参数时序变化规律,根据龙亢农场提供的小麦产量数据(表 2),将 20 个采样点按产量分为 3 组,其中亩产 300~400 kg

视为低产量,亩产 400~500 kg 视为中产量,亩产 500 kg 以上视为高产量。图 5 显示了不同产量小麦叶绿素密度以及 LAI 的时序变化规律。

我国南方地区冬小麦的种植时间一般为 9 月的下旬到 10 月上旬,10 月初以及中旬,是冬小麦的出苗期,随着气温降低,冬小麦进入越冬期,小麦植株生长缓慢,所以曲线基本保持平缓的趋势,第二年春天,随着气温的回升,小麦开始生长,LAI、叶绿素密度开始逐渐上升。随着气温的逐渐上升,麦苗由原来的匍匐生长开始向上生长,因此曲线呈现一个

快速增长的趋势,5 月份初期小麦进入乳熟期,冬小麦逐渐枯黄成熟,6 月份冬小麦收割,各个植被参数降低,曲线呈现下降趋势,曲线所反映的生长趋势也与冬小麦实际生长状况相符。

从图 6 中可以看出,不同产量的冬小麦的植被参数时序变化规律也是存在差异的,尤其叶面积指数(LAI)的差异较为明显,在越冬期,高产量小麦的 LAI 值和增长幅度都明显高于低产量小麦,可能的原因是高产量小麦品种御寒能力较强,能够更好地度过越冬期,这为后期小麦的选种提供了有力的依据。

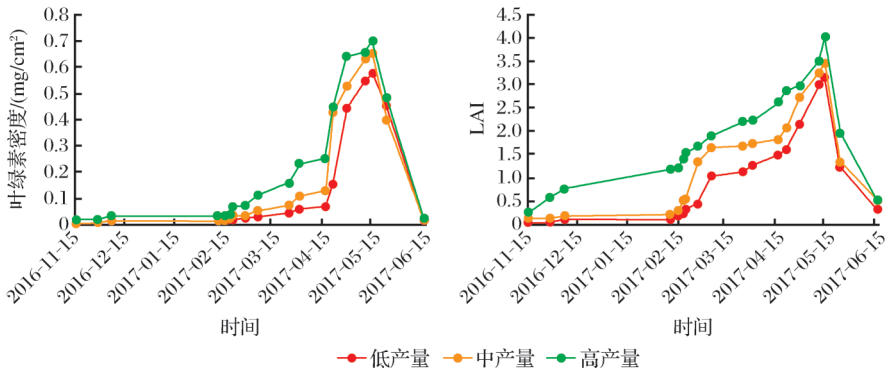


图 5 不同产量冬小麦植被参数时序变化曲线

Fig. 5 Time series of vegetation parameters of winter wheat with different yield

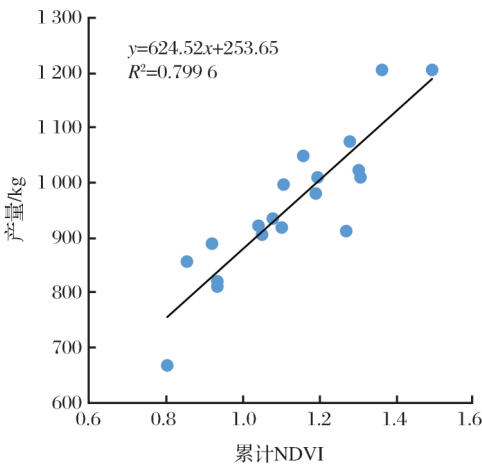


图 6 基于抽穗期与乳熟期累计 NDVI 的冬小麦估产模型  
Fig.6 Yield prediction model for winter wheat based on accumulated NDVI at heading and milk stages

3.3 冬小麦估产模型

根据上述分析,叶面积指数 LAI 能够较好地表达不同产量的冬小麦生长状况的差异性,故选用 LAI 的敏感植被指数 NDVI 建立研究区估产模型,获得了 2016 年 11 月到 2017 年 6 月 17 日间龙亢农场卫星数据的不同生长时期的 NDVI 产品和产量数据回归模型,如表 8 所示。从表 8 可以看出,基于 ND-

VI 在不同生育期所建立的估产模型差异较大。在越冬期、返青期以及起身期所建立的估产模型的确定系数,两者之间关系不强;而基于抽穗期和乳熟期的 NDVI 所建立的估产模型,相关性较好,所以这两个生育期是影响小麦产量的关键期。

表 8 基于 NDVI 在不同生育期建立的估产模型

Table 8 Yield prediction models based on NDVI at different growing stages

生育期	NDVI 估产模型	
	公式	$R^2$
越冬期	$y=396.46x+770.72$	0.10
返青期	$y=600.73x+797.66$	0.11
起身期	$y=1227.6x+291.13$	0.44
拔节期	$y=763.02x+604.39$	0.56
抽穗期	$y=903.61x+352.96$	0.74
乳熟期	$y=1314.8x+104.25$	0.72

小麦的产量受到多个生育期生长状况的累计影响,为了进一步提高估产模型的精度,将抽穗期和乳熟期的 NDVI 进行累积,再与对应的产量数据进行分析,得到研究区冬小麦估产模型,如图 7 所示。可以看出,抽穗期与乳熟期的累积 NDVI 与产量的关系比单生育期更优,确定系数  $R^2$  达到 0.799 6。

最后利用上述估产模型,利用冬小麦抽穗期和乳熟期获取的 Landsat-8 OLI 卫星数据,得到了研究区冬小麦产量预测图,如图 7 所示。农场小麦种植分早茬与晚茬,中部及东南部为晚茬小麦,生育进展慢,西北部小麦整体长势旺盛,产量较高。所以,本文得到的冬小麦遥感估产结果与实际种植情况相符。

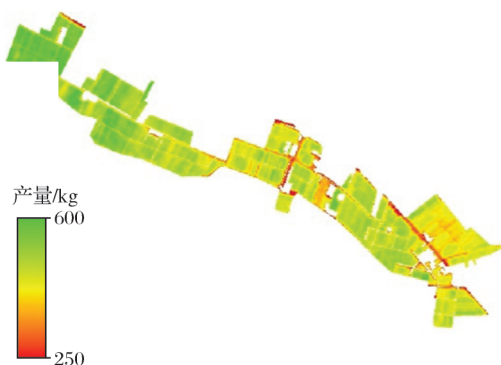


图7 基于 Landsat-8 OLI 数据的 2017 年龙亢农场冬小麦产量预测图

Fig.7 Yield prediction map for winter wheat at Longkang farm in 2017 based on Landsat-8 OLI images

#### 4 结 语

叶绿素和叶面积指数 LAI 作为作物生长状况的物质基础,可用来评价作物生长状况,本研究以安徽省龙亢农场的冬小麦为例,运用中高分辨率多时相的多源卫星数据,采用建立植被参数反演模型的方法,分析评价了冬小麦长时序的定量监测和不同产量级别的不同生育期长势的差异性,得到高产田的冬小麦在越冬期比低产田的冬小麦生长状况好,说明所选小麦品种御寒能力较强,能很好度过越冬期,这为后期小麦的选种提供了良好的科学依据。同时基于归一化植被指数 NDVI 对不同生育期的冬小麦进行估产研究,发现研究区中部及东南部小麦长势一般,主要是由于农场小麦种植分早茬与晚茬,中部及东南部为晚茬小麦,生育进展慢,西北部小麦整体长势旺盛,产量较高,与冬小麦区域生长实际相符合,为提高区域性的冬小麦遥感监测提供了一种有效的途径。

但是,本研究还存在一些局限性,主要包括:(1)只对不同卫星数据分别进行了定量化处理,但不同传感器之间的辐射定标精度、几何定位精度等存在差异,所以不同卫星数据间仍然可能存在一定的数据定量化误差,在未来研究工作中,还应考虑不同卫星数据之间的相对辐射归一化和几何配准

处理。(2)只考虑了冬小麦这一单一物种,对于其他农作物来说,由于冠层结构等差异,叶绿素密度和 LAI 反演模型的适用性还有待检验。

#### 参考文献(References):

- [1] Chen Zhongxin, Ren Jianqiang, Tang Huajun, *et al.* Progress and Perspectives on Agricultural Remote Sensing Research and Applications in China [J]. Journal of Remote Sensing, 2016, 20(5): 748-767.[陈仲新, 任建强, 唐华俊, 等. 农业遥感研究应用进展与展望[J]. 遥感学报, 2016, 20(5): 748-767.]
- [2] Liu Haiqi, Jin Minyu. Application of Remote Sensing in Agriculture in the United States [J]. Journal of China Agricultural Resources and Regional Planning, 1999, 20(2): 56-60. [刘海启, 金敏毓. 美国农业遥感技术应用状况概述[J]. 中国农业资源与区划, 1999, 20(2): 56-60.]
- [3] Chen Shupeng. Application in Agricultural Science of Remote Sensing. Geo-science Explore III (Remote Sensing Application)[M]. Beijing: Science Press, 1990. [陈述彭, 遥感在农业科学技术中的应用. 陈述彭. 地学的探索(第三卷, 遥感应用)[M]. 北京: 科学出版社, 1990.]
- [4] Yang Bangjie, Pei Zhiyuan, Definition of Crop Condition and Crop Monitoring Using Remote Sensing [J]. Transactions of the CSAE, 1999, 16(3): 214-218. [杨邦杰, 裴志远. 农作物长势的定义与遥感监测[J]. 农业工程学报, 1999, 16(3): 214-218.]
- [5] Wu Bingfang, Meng Jihua, Li Qiangzi, *et al.* Latest Development of "CropWatch" An Global Crop Monitoring System with Remote Sensing [J]. Advances in Earth Science, 2010, 25(10): 1013-1022. [吴炳方, 蒙继华, 李强子, 等. "全球农情遥感速报系统(CropWatch)"新进展[J]. 地球科学进展, 2010, 25(10): 1013-1022.]
- [6] Shi Y, Ji S P, Shao X W, *et al.* Framework of SAGI Agriculture Remote Sensing and Its Perspectives in Supporting National Food Security [J]. Journal of Integrative Agriculture, 2014, 13(7): 1443-1450.
- [7] Zhao Hu, Yang Zhengwei, Li Lin, *et al.* Improvement and Comparative Analysis of Indices of Crop Growth Condition Monitoring by Remote Sensing [J]. Transactions of the CSAE, 2011, 27(1): 243-249. [赵虎, 杨正伟, 李霖, 等. 作物长势遥感监测指标的改进与比较分析[J]. 农业工程学报, 2011, 27(1): 243-249.]
- [8] Zhang Su, Liu Liangyun, Huang Wenjiang. Retrieval of Canopy Chlorophyll Density based on Hyperspectral Vegetation Indices [J]. Remote Sensing Information, 2013, 28(3): 94-101. [张苏, 刘良云, 黄文江. 基于植被指数的叶绿素密度遥感反演建模与适用性研究[J]. 遥感信息, 2013, 28(3): 94-101.]
- [9] Markwell J, Osterman J C, Mitchell J L. Calibration of the Minolta SPAD-502 Leaf Chlorophyll Meter [J]. Photosynthesis research, 1995, 46(3): 467-472.
- [10] Vermote E F, Tanré D, Deuze J L, *et al.* Second Simulation



- of the Satellite Signal in the Solar Spectrum, 6S: An Overview[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 1997, 35(3): 675-686.
- [11] Reyniers M, Walvoort D J J, De Baardemaaker J. A Linear Model to Predict with a Multi-spectral Radiometer the Amount of Nitrogen in Winter Wheat[J]. International Journal of Remote Sensing, 2006, 27(19): 4159-4179.
- [12] Hansen P M, Schjoerring J K. Reflectance Measurement of Canopy Biomass and Nitrogen Status in Wheat Crops Using Normalized Difference Vegetation Indices and Partial Least Squares Regression [J]. Remote Sensing of Environment, 2003, 86(4): 542-553.
- [13] Zhu Y, Yao X, Tian Y C, *et al.* Analysis of Common Canopy Vegetation Indices for Indicating Leaf Nitrogen Accumulations in Wheat and Rice[J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2008, 10(1): 1-10.
- [14] Xue L, Cao W, Luo W, *et al.* Monitoring Leaf Nitrogen Status in Rice with Canopy Spectral Reflectance[J]. Agronomy Journal, 2004, 96(1): 135-142.
- [15] Bausch W C, Duke H R. Remote Sensing of Plant Nitrogen Status in Corn[J]. Transactions of the ASAE, 1996, 39(5): 1869-1875.
- [16] Eitel J U H, Long D S, Gessler P E, *et al.* Using In-situ Measurements to Evaluate the New RapidEye™ Satellite Series for Prediction of Wheat Nitrogen Status[J]. International Journal of Remote Sensing, 2007, 28(18): 4183-4190.
- [17] Chen P, Haboudane D, Tremblay N, *et al.* New Spectral Indicator Assessing the Efficiency of Crop Nitrogen Treatment in Corn and Wheat [J]. Remote Sensing of Environment, 2010, 114(9): 1987-1997.
- [18] Daughtry C S T, Walthall C L, Kim M S, *et al.* Estimating Corn Leaf chlorophyll Concentration from Leaf and Canopy Reflectance[J]. Remote Sensing of Environment, 2000, 74(2): 229-239.
- [19] Dash J, Curran P J. The MERIS Terrestrial Chlorophyll Index [J]. International Journal of Remote Sensing, 2004, 25(23): 5403-5413.
- [20] Gitelson A A, Kaufman Y J, Stark R, *et al.* Novel Algorithms for Remote Estimation of Vegetation Fraction[J]. Remote sensing of Environment, 2002, 80(1): 76-87.
- [21] Guyot G, Baret F, Major D J. High Spectral Resolution: Determination of Spectral Shifts Between the Red and the Near Infrared [J]. International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing, 1988, 11: 750-760.
- [22] Rouse J W, Haas R H, Schell J A. Monitoring the Vernal Advancement of Retrogradation (Green Wave Effect) of Natural Vegetation [R]. NASA/GSFC, Type III, Final Report, Greenbelt, MD, USA, 1974: 1-371.
- [23] Pearson R L, Miller L D. Remote Mapping of Standing Crop Biomass for Estimation of the Productivity of the Shortgrass Prairie[C]//Remote Sensing of Environment, VIII. 1972: 1355.
- [24] Deering D W. Measuring " Forage Production" of Grazing Units from Landsat MSS Data[C]//Proceedings of the Tenth International Symposium of Remote Sensing of the Environment, 1975: 1169-1198.
- [25] Sims D A, Gamon J A. Relationships Between Leaf Pigment Content and Spectral Reflectance Across a Wide Range of Species, Leaf Structures and Developmental Stages[J]. Remote sensing of environment, 2002, 81(2-3): 337-354.
- [26] Rondeaux G, Steven M, Baret F. Optimization of Soil-adjusted Vegetation Indices[J]. Remote Sensing of Environment, 1996, 55(2): 95-107.
- [27] Qi J, Chehbouni A, Huete A R, *et al.* A Modified Soil Adjusted Vegetation Index[J]. Remote Sensing of Environment, 1994, 48(2): 119-126.
- [28] Merzlyak M N, Gitelson A A, Chivkunova O B, *et al.* Non-destructive Optical Detection of Pigment Changes During Leaf Senescence and Fruit Ripening [J]. Physiologia Plantarum, 1999, 106(1): 135-141.
- [29] Gamon J A, Penuelas J, Field C B. A Narrow-Waveband Spectral Index that Tracks Diurnal Changes in Photosynthetic Efficiency [J]. Remote Sensing of Environment, 1992, 41(1): 35-44.
- [30] Penuelas J, Baret F, Filella I. Semi-empirical Indices to Assess Carotenoids/Chlorophyll a Ratio from Leaf Spectral Reflectance[J]. Photosynthetica, 1995, 31(2): 221-230.

## Growth Monitoring and Yield Prediction of Winter Wheat based on Time-series Quantitative Remote Sensing Data

Liu Xinjie<sup>1,2</sup>, Wei Yunxia<sup>2</sup>, Jiao Quanjun<sup>2</sup>, Sun Qi<sup>2,3</sup>, Liu Liangyun<sup>2</sup>

(1.Key Laboratory of Land Use, Ministry of Land and Resources, China Land Surveying and Planning Institute, Beijing 100035, China;

2.Key Laboratory of Digital Earth Science, Institute of Remote Sensing and Digital Earth, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100094, China;

3.College of Geoscience and Surveying Engineering, China University of Mining and Technology (Beijing), Beijing 100083, China)

**Abstract:** Remote sensing is an important approach for crop growth monitoring efficiently and subjectively, and is helpful for the agricultural productivity. In this paper, Longkang Farm in Anhui province, China, was selected as a case for the study. Remote sensing images with middle-high spatial resolution from different satellite-based sensors were collected and quantitatively processed. Statistics models for the estimation of chlorophyll density and leaf area index were built based on vegetation indices. Time-series products of vegetation parameters were produced. We analyzed the temporal patterns of chlorophyll density and leaf area index and found that the high-yield wheat grew much better than the low-yield wheat during the winter. In addition, we built a yield prediction model based on the Normalized-Difference Vegetation Index (NDVI) for winter wheat. The results showed that, using accumulated NDVI at heading and milk stage, the yield can be accurately estimated. The winter wheat yield prediction map of Longkang farm was produced based on time-series satellite images. This study provided an efficient approach for crop growth monitoring.

**Key words:** Time-series quantitative remote sensing; Growth monitoring; Yield prediction; Vegetation indices