DOI: 10.3724/SP.J.1006.2020.91049

基于 GF-1/2 卫星数据的冬小麦叶面积指数反演

吾木提·艾山江^{1,2,4} 买买提·沙吾提^{1,2,3,*} 陈水森⁴ 李 丹⁴

¹新疆大学资源与环境科学学院, 新疆乌鲁木齐 830046; ²新疆绿洲生态教育部重点实验室, 新疆乌鲁木齐 830046; ³新疆智慧城市与环境建模普通高校重点实验室, 新疆乌鲁木齐 830046; ⁴广州地理研究所, 广东广州 510070

摘 要: 叶面积指数(leaf area index, LAI)是监测作物生长状况的重要参数, 准确、快速、大面积估算 LAI 不仅有助于更好地监测农作物, 而且也有助于其在建模、总体作物管理及精准农业中的应用。本研究为了利用国产遥感影像快速、大面积反演冬小麦 LAI, 以 GF-1/2 影像作为数据源, 提取常用植被指数, 结合不同生育期(起身期、拔节期、开花期)实测 LAI 数据, 建立反演冬小麦 LAI 的单变量和多变量经验模型, 并对其进行验证。结果表明, GF-1 起身期、GF-1 拔节期以及 GF-1 开花期提取的植被指数中, MSR (modified simple ratio)、GNDVI (green normalized difference vegetation index)、EVI (enhanced vegetation index)与 LAI 间的相关系数最大, 分别为 0.708、0.671 和 0.743, 说明这些植被指数与冬小麦 LAI 间的相关性较显著; GF-1 不同生育期的反演模型相比, 基于拔节期 GNDVI_{GF-1} 建立的二次多项式模型和基于开花期 EVI_{GF-1}、GSR_{GF-1} (green simple ratio)、NDVI_{GF-1} (normalized difference vegetation index)建立的 PLSR (partial least squares regression)模型 R^2 最大, 均为 0.783, PLSR 模型的 RMSE 小于二次多项式模型, 说明该多变量模型的稳定性优于单变量模型; 同一个生育期不同影像相比, 基于 GF-2 的 NDVI_{GF-2} 建立的二次多项式模型和基于 NDVI_{GF-2}、MSR_{GF-2}、SAVI_{GF-2} (soil-adjusted vegetation index)建立的 PLSR 模型精度高于基于 GF-1 的 2 种模型, R^2 分别为 0.768 和 0.809; 不同生育期反演的 LAI 分布图表明, LAI 反演值与实测 LAI 值基本吻合。以上研究结果说明国产高分辨率遥感影像在农作物生理参数反演中有一定的应用价值, 可以为以后的相关研究提供一定的参考。

关键词: GF-1/2 影像; 植被指数; 叶面积指数; 灰色关联度分析; 遥感反演

Inversion of leaf area index of winter wheat based on GF-1/2 image

Umut HASAN^{1,2,4}, Mamat SAWUT^{1,2,3,*}, CHEN Shui-Sen⁴, and LI Dan⁴

¹ College of Resources and Environmental Science, Xinjiang University, Urumqi 830046, Xinjiang, China; ² Key Laboratory of Oasis Ecology of Ministry of Education, Urumqi 830046, Xinjiang, China; ³ Key Laboratory for Wisdom City and Environmental Modeling, Xinjiang University, Urumqi 830046, China; ⁴ Guangzhou Institute of Geography, Guangzhou 510070, Guangdong, China

Abstract: Leaf area index (LAI) is an important parameter for monitoring crop growth, and an important input parameter for crop yield prediction model, hydrological and climatic models. LAI can be used in field crop growth monitoring and verification of remote sensing products. Therefore, accurate, rapid and large-scale estimation of LAI is not only conducive to better monitoring crops, but also conducive to its application in modeling, crop management and precision agriculture. Remote sensing technique has become a promising method to detect and monitor the crop LAI due to its many advantages. In this paper, Banjiequan Village, Wumachang Township, Qitai County, Xinjiang, China was selected as the study area. In order to rapidly and extensively retrieve LAI of winter wheat using domestic remote sensing images, 17 common vegetation indices were extracted from the GF-1/2 images, which was synchronized with field sampling, and observation at intervals of 20 m in the east-west direction and 30 m in the north-south direction in a 130 m × 420 m block. A total of 78 sampling points were taken from a small area of 4 rows × 50 cm. Sampling width was measured by tape ruler and coordinates of sampling points were given by GPS. Based on the vegetation indices extracted from GF-1/2 image and LAI data measured at erecting stage, jointing stage and flowering stage, we established univariate (linear, exponential, power, quadratic polynomials) and multivariate (partial least squares regression, PLSR) empirical

本研究由国家自然科学基金项目(41361016)资助。

This study was supported by the National Natural Science Foundation of China (41361016).

* 通信作者(Corresponding author): 买买提·沙吾提, E-mail: korxat@xju.edu.cn

第一作者联系方式: E-mail: umut710@163.com

Received (收稿日期): 2019-07-28; Accepted (接受日期): 2019-12-26; Published online (网络出版日期): 2020-01-15.

URL: <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.1809.S.20200115.1125.016.html>

models for inversion of winter wheat LAI, and validated them. The correlation coefficients of LAI with MSR (modified simple ratio), GNDVI (green normalized difference vegetation index), EVI (enhanced vegetation index) extracted from the erecting, jointing and flowering stages of GF-1 were the maximum, which were 0.708, 0.671, and 0.743, respectively, indicating that the correlation between these vegetation indices and LAI of winter wheat was significant. The univariate model R^2 based on MSR_{GF-1} , $NDVI_{GF-2}$ (normalized difference vegetation index), $GNDVI_{GF-1}$ at jointing stage and EVI_{GF-1} at flowering stage were all greater than 0.7. Compared with different image data at the same growth stage, the quadratic polynomial model based on $NDVI_{GF-2}$ and PLSR model based on $NDVI_{GF-2}$, MSR_{GF-2} , and $SAVI_{GF-2}$ (soil-adjusted vegetation index) were more precise than those based on GF-1, with R^2 of 0.768 and 0.809 respectively. Compared with the models with the same data (GF-1) at different growth stages, the quadratic polynomial model based on $GNDVI_{GF-1}$ at jointing stage and the PLSR model based on EVI_{GF-1} , GSR_{GF-1} (green simple ratio) and $NDVI_{GF-1}$ at flowering stage had the maximum value of R^2 , which was 0.783. The RMSE of the PLSR model was smaller than that of the quadratic polynomial model, indicating the stability of the multivariate model was better than univariate model. Analyzing the LAI distribution maps inverted from different growth stages, it was found that the LAI inversion values basically coincided with the measured LAI values. The above results show that the domestic high-resolution remote sensing image has certain application value in crop physiological parameter inversion, and provides some references for related researches in the future.

Keywords: GF-1/2 image; vegetation index; leaf area index; grey correlation analysis; remote sensing inversion

叶面积指数(leaf area index, LAI)是一个控制植被冠层生理过程的重要参数^[1], 与生物量和作物产量等有着密切的关系。它定义为单位地表面积上的单面总叶面积^[2], 叶片投影面积^[3]或单位地表面积上总截留面积的一半^[1]。在农作物研究方面, LAI 可以有效表征冠层的生长状况, 其大小或波动能有效反映作物的长势、水情、病害等状况, 根据 LAI 生长期的变化还可以被长期应用于作物生长模型、冠层反射模型等。因此, 准确、快速地估测农作物 LAI, 对不同尺度上准确、及时地掌握农作物生长状态和预测农作物生长趋势及估算产量具有重要意义^[4]。

目前, 国内外利用遥感手段反演 LAI 的方法主要有两种, 一种是基于植被指数的经验模型法, 另一种是基于植被辐射传输特性的物理模型法。经验模型和物理模型有较明显的区别但又有一定的互补性^[5], 经验模型可及时有效、无损地监测农作物长势, 可以作为耦合遥感数据和地面数据的有效手段, 但其机理性较弱^[6]; 物理模型虽然机理性强、使用的植被类型和空间范围更广, 但其输入参数较多且难以获取, 存在遥感反演的病态问题^[7]。国内外很多学者针对不同模型, 从不同角度、不同方法出发, 进行了农作物 LAI 的遥感反演研究。刘明等^[8]利用 MODIS 影像提取 10 种植被指数, 建立玉米 LAI 反演的经验模型, 发现基于优化土壤调整植被指数(OSAVI)和归一化植被指数(NDVI)的回归模型反演 LAI 的精度最佳; Masayasu 等^[9]利用植物结构时间序列指数(TIPS)与 LAI 之间的关系建立估算水稻 LAI 模型, 发现 TIPS 具有提高水稻 LAI 估算精度的潜力; Mairaj 等^[10]在水稻不同物候期不同氮水平下, 利用 9 种高光谱植被指数进行 LAI 的估算, 发现整体上

增强植被指数(EVI)表现最佳, 不同物候期、不同氮水平对最佳高光谱植被指数的选择有较显著的影响; 苏伟等^[11]利用 Sentinel-2 遥感影像构建归一化差异光谱指数(NDSI)和比值光谱指数(RSI), 发现基于 $NDSI_{(783,705)}$ 建立的单变量反演模型效果最佳; Propastin 等^[12]用 ETM+几种多光谱植被指数建立反演 LAI 的普通最小二乘回归(OLS)模型和地理加权回归(GWR)模型, 发现 LAI 与遥感数据之间的空间非稳定性和尺度依赖性对 LAI 估计具有重要意义; 高林等^[13]利用无人机高光谱影像数据构建 12 种植被指数, 发现比值型光谱指数 $RSI_{(494,610)}$ 与冬小麦 LAI 具有较高的正相关, 可以作为估测 LAI 的最佳指数; 杜鹤娟等^[14]以玉米为例, 做了光学与微波植被指数协同反演农作物 LAI 的可行性分析, 发现光学植被指数 MNDVI (modified normalized difference vegetation index)在 LAI 为 0~3 时敏感, 微波植被指数 SAR_{SRVI} 在 LAI 为 3~6 时敏感, 说明可利用分段敏感的植被指数协同反演玉米 LAI; Liang 等^[15]基于 PROSAIL 模拟的高光谱数据和 43 种高光谱植被指数, 采用混合反演方法对农作物 LAI 进行估测, 表明选择合适的植被指数对提高反演精度的重要性, 并发现 OSVAI 和 MTVI2 对 LAI 比较敏感; 李亚妮等^[16]在 PROSAIL 模型基础上, 建立水稻田缨帽三角-叶面积指数(TCT-LAI)等值线模型, 用于 Landsat 8 和 World View-3 影像上反演水稻 LAI, 发现 TCT-LAI 等值线模型反演的 LAI 与实测 LAI 间具有良好的拟合效果。以上研究成果不仅为农作物 LAI 的反演提供更准确的数据来源, 而且能够有效地提高农作物 LAI 的反演精度, 进一步为精准农业研究提供更可靠、准确的信息。

以往的研究主要以 MODIS、Landsat、Sentinel 等国外遥感影像作为数据源进行农作物 LAI 的研究, 国产卫星影像利用率较低。目前, 国产遥感卫星空间分辨率已达到亚米级, 能够为农作物的参数反演研究提供更多地面细节信息。因此, 本文以高分 1 号(GF-1)WFV、高分 2 号(GF-2)影像作为数据源, 结合冬小麦主要生育期地面实测 LAI 数据, 分析基于 GF-1/2 的多光谱植被指数与不同生育期冬小麦 LAI 间的相关性和灰色关联性, 建立反演冬小麦 LAI 的单变量和多变量回归模型, 并对其进行验证, 以期评价 GF-1/2 影像数据反演不同生育期冬小麦 LAI 的可行性, 为利用国产高空间分辨率影像定量反演农作物参数提供一定的参考。

1 材料与方法

1.1 研究区概况

野外观测区位于新疆维吾尔自治区昌吉回族自治州奇台县(89°13'E~91°22'E, 42°25'N~45°29'N)境内; 地形地貌复杂多变, 南依天山, 北部是荒漠, 中部是天山冲积层平原, 属于中温带大陆性半荒漠干

旱性气候, 年平均气温 5.5 , 年平均无霜期 153 d, 年平均降水量 269.4 mm^[17]; 该地区主要农作物有小麦、玉米、亚麻、豆类, 其中冬小麦通常于每年 9 月中下旬播种, 次年 3 月末开始返青, 7 月初成熟。本研究选择奇台县五马场乡半截泉村牧业三队农田(图 1), 小麦种植方式为机械种植, 灌溉方式为滴灌, 品种为新冬 18, 于 2017 年 9 月 25 日播种。

1.2 影像数据与预处理

获取 GF-1/2 影像数据(表 1), 多光谱空间分辨率分别为 16 m 和 4 m, 影像幅宽分别为 800 km 和 45 km, 影像获取时间与地面实测 LAI 的时间基本保持一致。

影像预处理过程主要包括辐射定标和大气校正。首先, 根据中国资源卫星应用中心(<http://218.247.138.119/CN/Downloads/dbcs/index.shtml>)提供的传感器辐射定标参数进行辐射定标; 然后, 利用 ENVI5.3 的 FLAASH 模型分别对 GF-1、GF-2 影像进行大气校正, 并使用原数据自带的 RPC 文件进行正射校正; 最后, 将 GF-2 影像的全色波段与多光谱波段融合, 得到空间分辨率为 1 m 的影像数据, 并利用研究区矢量边界对所有影像进行裁剪。

图 1 研究区示意图
Fig. 1 Sketch map of the study area

表 1 奇台县冬小麦遥感影像获取时间
Table 1 Time of winter wheat remote sensing image acquisition in Qitai county

影像获取时间 Image acquisition time (month/day)	冬小麦生育期 Growth stage of winter wheat	影像名称 Image name	波段信息 Band information
4/14, 4/16	起身期 Erecting stage	GF-1, GF-2	GF-1/2: 多光谱 Multispectral
5/9	拔节期 Jointing stage	GF-1	(0.45–0.52, 0.52–0.59, 0.63–0.69, 0.77–0.89 μm)
6/6	开花期 Flowering stage	GF-1	GF-2: 全色 Panchromatic (0.45–0.90 μm)

1.3 地面实验及数据采集

1.3.1 田间观测实验设计 2018 年 4 月至 6 月对研究区冬小麦进行田间观测以及样品的采集。在 130 m × 420 m 地块内, 东西方向上 20 m, 南北方向上 30 m 为间隔进行地面观测, 采样点 78 个, 取 4 行 × 50 cm 小区域, 利用五点采样法取样, 取样后用皮尺测量取样宽度, 并用 GPS 给出样点坐标, 其空间分布如图 1 所示。

1.3.2 LAI 的计算 采用基于数字图像处理的扫描法, 计算扫描的数字图像上绿叶与已知参考物的

像素值比, 结合小麦群体密度来推算叶面积指数。

$$LAI = \frac{P \times R \times m}{A \times n} \quad (1)$$

式中, A 为取样面积, m 为取样面积内的总株数, n 为扫描图像中的总株数, R 为已知的参考物面积, P 为扫描图像中绿叶与已知参考物的像素之比。

1.4 植被指数的选择

根据前人的研究结果和 LAI 与宽波段植被指数间的相关性, 利用文献统计的方法统计选取 17 种对冬小麦 LAI 较敏感的两波段和三波段植被指数(表 2)。

表 2 常用宽波段植被指数

Table 2 Common wide band vegetation indices

植被指数 VI	名称 Name	公式 Equation	参考文献 Reference
NDVI	归一化差值植被指数 Normalized Difference Vegetation Index	$(R_{NIR} - R_{red}) / (R_{NIR} + R_{red})$	[18]
GNDVI	绿度归一化差值植被指数 Green Normalized Difference Vegetation Index	$(R_{NIR} - R_{green}) / (R_{NIR} + R_{green})$	[19]
RDVI	复归一化差值植被指数 Renormalized Difference Vegetation Index	$(R_{NIR} - R_{red}) / \sqrt{R_{NIR} + R_{red}}$	[20]
SAVI	土壤调整植被指数 Soil-Adjusted Vegetation Index	$(1 + 0.1) / \frac{R_{NIR} - R_{red}}{R_{NIR} + R_{red} + 0.1}$	[21]
MSR	修正简单比 Modified Simple Ratio	$(R_{NIR} - R_{blue}) / (R_{red} - R_{blue})$	[22]
TVI	三角植被指数 Triangular Vegetation Index	$0.5[120(R_{NIR} - R_{green}) - 200(R_{red} - R_{green})]$	[18]
OSAVI	优化土壤调整植被指数 Optimized Soil-Adjusted Vegetation Index	$1.16(R_{NIR} - R_{red}) / (R_{NIR} + R_{red} + 0.16)$	[23]
EVI	增强植被指数 Enhanced Vegetation Index	$2.5 \times \frac{R_{NIR} - R_{red}}{R_{NIR} + 6 \times R_{red} - 7.5 \times R_{blue} + 1}$	[24]
EVI2	双波段增强植被指数 Two-band Enhanced Vegetation Index	$2.5(R_{NIR} - R_{red}) / (R_{NIR} + 2.4 \times R_{red} + 1)$	[25]
GSR	绿度简单比 Green Simple Ratio	R_{NIR} / R_{green}	[26]
DVI	差值植被指数 Difference Vegetation Index	$R_{NIR} - R_{red}$	[27]
WDRVI	宽动态植被指数 Wide Dynamic Range Vegetation Index	$0.1 \times (R_{NIR} - R_{red}) / 0.1 \times (R_{NIR} + R_{red})$	[28]
CI _{green}	绿色叶绿素指数 Green Chlorophyll Index	$\frac{R_{NIR}}{R_{green}} - 1$	[29]
VARI	可见光大气阻力指数 Visible Atmospherically Resistant Index	$(R_{green} - R_{red}) / (R_{green} + R_{red} - R_{blue})$	[30]
MTVI	修正三角植被指数 Modified Triangular vegetation index	$1.2[1.2(R_{NIR} - R_{green}) - 200(R_{red} - R_{green})]$	[18]
NLI	非线性植被指数 Nonlinear Vegetation Index	$(R_{NIR}^2 - R_{red}) / (R_{NIR}^2 + R_{red})$	[31]
MNLI	修正非线性植被指数 Modified Nonlinear Vegetation Index	$1.5(R_{NIR}^2 - R_{red}) / (R_{NIR}^2 + R_{red} + 0.5)$	[31]

1.5 灰色关联度分析

对 2 个系统或 2 个因素之间关联性大小的量度称为关联度。它描述系统发展过程中因素之间相对变化的情况, 如果两者在系统发展过程中相对变化基本一致, 则认为两者的关联度大; 反之, 两者的关联度就小。可见, 灰色关联度分析是对一个系统发展变化态势的定量描述和比较。灰色关联分析是衡量反映系统行为特征的参考数列与影响因素数列之间关联程度的一种方法^[32-33]。本研究以小麦 LAI 作为参考数列, 常用植被指数作为比较数列进行灰色关联度分析。

(1) 对小麦 LAI 数据无量纲化处理。

(2) 关联系数的计算

利用参考数列和比较数列, 根据式(2)计算二者的灰色关联系数。

$$\gamma_{0i}(k) = \frac{\Delta_{\min} + \rho\Delta_{\max}}{\Delta_{0i}(k) + \rho\Delta_{\max}} \quad (2)$$

式中, $\gamma_{0i}(k)$ 为参考数列与比较数列 k 之间的关联系数; $\Delta_{\min}$ 和 $\Delta_{\max}$ 分别为最小绝对差和最大绝对差; ρ 为分辨系数, 取值范围 $[0, 1]$, 本文中 $\rho = 0.5$ 。

(3) 灰色关联度计算

根据式(3)计算灰色关联度。

$$\gamma_i = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n \gamma_{0i}(k) \quad (3)$$

(4) 关联度排序

按照关联度 γ_i 的大小, 对植被指数排序。

1.6 建立模型与验证

利用经验模型法, 建立反演冬小麦 LAI 的单变量(线性、指数、幂、二次多项式)和多变量(偏最小二乘回归, PLSR)模型, 总样本的一半用于建模, 一半用于验证, 选取决定系数(coefficient of determination, R^2)、均方根误差(root mean square error, RMSE)、相对预测偏差(residual prediction deviation, RPD)进行模型精度的检验。

2 结果与分析

2.1 LAI 与 GF-1/2 影像宽波段植被指数的相关性

从图 2 中可知, 不同生育期内, TVI 与 LAI 之间都是负相关, 而且没通过 0.01 显著性检验(临界值为 ± 0.29), 其他植被指数与 LAI 间都为正相关, 除了 GF-2 起身期外, GF-1 影像中提取的不同生育期的植被指数都通过了 0.01 显著性检验, GF-1 起身期、GF-1 拔节期以及 GF-1 开花期提取的植被指数中,

MSR、GNDVI、EVI 与 LAI 间的相关系数达到了最大值, 分别为 0.708、0.671、0.743, 说明这些植被指数与 LAI 间有较好的相关性。

同一生育期内, 即起身期内 GF-1 和 GF-2 影像中提取的宽波段植被指数与 LAI 间的相关性存在一定的差异, GF-2 影像中提取的 NDVI 与 LAI 间的相关系数明显大于 GF-1 影像中提取的 NDVI 与 LAI 间的相关系数, 达到了 0.612, GF-2 影像中提取的其他植被指数与 LAI 间的相关系数都低于 GF-1 影像中提取的植被指数与 LAI 间的相关系数, 而且 GF-2 影像中提取的植被指数中只有 9 个通过了 0.01 显著性检验。

图 2 LAI 与 GF-1/2 宽波段植被指数间的相关系数图

Fig. 2 Correlation coefficient diagram between LAI and GF-1/2 broad band vegetation indices

2.2 LAI 与 GF-1/2 影像宽波段植被指数的灰色关联度分析

在相关性分析的基础上, 对 LAI 与 GF-1/2 影像宽波段植被指数之间进行了灰色关联度的计算, 并对其排序, 作为下一步建立模型的依据, 结果如表 3 所示。

2.3 LAI 单变量估算模型

从建模数据集中, 选择与 LAI 的灰色关联度最稳定的宽波段植被指数作为自变量 x , LAI 值作为因变量 y , 建立 4 种单变量回归模型估算冬小麦 LAI。

由表 4 可知, 针对 GF-1 起身期、GF-2 起身期、GF-1 拔节期建立的 4 种单变量回归模型中, 二次多项式模型的 R^2 均高于其他 3 种模型, 分别达到了 0.724、0.768 和 0.783; 根据 GF-1 开花期 EVI 建立的 4 种单变量回归模型的 R^2 、RMSE 都很接近, 其中幂函数模型的 R^2 略高于其他 3 种模型。

表 3 LAI 与 GF-1/2 宽波段植被指数间的灰色关联度及排序
Table 3 Grey correlation degree and order between LAI and GF-1/2 broad band vegetation indices

起身期 Erecting stage				拔节期 Jointing stage		开花期 Flowering stage	
GF-1 VI	灰色关联度(排序) Grey correlation degree (ranking)	GF-2 VI	灰色关联度(排序) Grey correlation degree (ranking)	GF-1 VI	灰色关联度(排序) Grey correlation degree (ranking)	GF-1 VI	灰色关联度(排序) Grey correlation degree (ranking)
MSR	0.8015(1)	NDVI	0.8657(1)	GNDVI	0.8154(1)	EVI	0.7894(1)
EVI2	0.7607(2)	MSR	0.8622(2)	NDVI	0.8006(2)	GSR	0.7737(2)
OSAVI	0.7570(3)	SAVI	0.8582(3)	SAVI	0.7890(3)	NDVI	0.7450(3)
GSR	0.7211(4)	DVI	0.8545(4)	GSR	0.7693(4)	SAVI	0.7417(4)
SAVI	0.6839(5)	MTVI	0.8523(5)	OSAVI	0.7448(5)	OSAVI	0.7417(5)
NDVI	0.6687(6)	RDVI	0.8508(6)	EVI2	0.7440(6)	GNDVI	0.7413(6)
TVI	0.6590(7)	VARI	0.8500(7)	CI _{green}	0.7434(7)	EVI2	0.7376(7)
VARI	0.6584(8)	CI _{green}	0.8495(8)	WDRVI	0.7424(8)	WDRVI	0.7325(8)
MTVI	0.6366(9)	MSR	0.8494(9)	RDVI	0.7406(9)	MSR	0.7235(9)
CI _{green}	0.6360(10)	WDRVI	0.8488(10)	EVI	0.7399(10)	VARI	0.7195(10)
WDRVI	0.6340(11)	EVI2	0.8485(11)	MSR	0.7366(11)	RDVI	0.7176(11)
DVI	0.6327(12)	OSAVI	0.8483(12)	MTVI	0.7318(12)	MTVI	0.7175(12)
EVI	0.6306(13)	EVI	0.8482(13)	DVI	0.7312(13)	CI _{green}	0.7173(13)
GNDVI	0.6293(14)	MNLI	0.8470(14)	VARI	0.7308(14)	DVI	0.7155(14)
RDVI	0.6225(15)	NLI	0.8305(15)	MNLI	0.7172(15)	NLI	0.7127(15)
NLI	0.6098(16)	GSR	0.8303(16)	NLI	0.7169(16)	MNLI	0.7126(16)
MNLI	0.6096(17)	TVI	0.8167(17)	TVI	0.6898(17)	TVI	0.6530(17)

表 4 基于 GF-1/2 影像宽波段植被指数的 LAI 单变量估算模型
Table 4 LAI univariate estimation model based on GF-1/2 broad band vegetation indices

生育期 Growth stage	宽波段 VI Wide band VI	模型方程 Model equation	R ²	RMSE
GF-1 起身期	MSR	$y = 5.4668x - 2.6287$	0.701	0.494
GF-1 Erecting stage		$y = 2.9635x^{2.6672}$	0.722	0.477
		$y = 0.1309e^{3.1277x}$	0.716	0.481
		$y = 6.6008x^2 - 5.0771x + 1.4542$	0.724	0.475
GF-2 起身期	NDVI	$y = 12.4782x - 2.5336$	0.765	0.437
GF-2 Erecting stage		$y = 17.8705x^{2.2060}$	0.745	0.455
		$y = 0.2349e^{5.6859x}$	0.722	0.477
		$y = -11.7369x^2 + 21.1498x - 4.0829$	0.768	0.435
GF-1 拔节期	GNDVI	$y = 8.7911x + 0.4153$	0.761	0.553
GF-1 Jointing stage		$y = 9.1945x^{0.9409}$	0.759	0.555
		$y = 2.2386e^{1.5225x}$	0.774	0.537
		$y = 17.5354x^2 - 13.1548x + 7.0072$	0.783	0.527
GF-1 开花期	EVI	$y = 3.1677x + 0.6820$	0.766	0.379
GF-1 Flowering stage		$y = 3.7582x^{0.9018}$	0.767	0.378
		$y = 2.8333e^{0.4510x}$	0.766	0.379
		$y = -0.1721x^2 + 3.8568x + 0.0010$	0.766	0.379

2.4 LAI 多变量估算模型

从建模数据集中, 根据与 LAI 的灰色关联度顺序选取 GF-1/2 影像宽波段植被指数作为自变量,

LAI 值作为因变量, 建立反演冬小麦 LAI 的 PLSR 模型(表 5), 筛选出建模效果最佳的宽波段植被指数组合, 并对模型进行比较分析。

表 5 基于 GF-1/2 影像宽波段植被指数的 LAI 多变量估算模型
Table 5 LAI multivariable estimation model based on GF-1/2 broad band vegetation indices

生育期	Growth stage	模型方程	Model equation	R^2	RMSE
GF-1 起身期	GF-1 Erecting stage	$LAI=2.0666 \times MSR+2.4609 \times EVI2+5.8022 \times OSAVI-4.2774$		0.751	0.451
GF-2 起身期	GF-2 Erecting stage	$LAI=6.8168 \times NDVI+3.1975 \times MSR+1.5024 \times SAVI-3.0187$		0.809	0.395
GF-1 拔节期	GF-1 Jointing stage	$LAI=2.4087 \times GNDVI+2.0794 \times NDVI+1.6322 \times SAVI+0.1967 \times GSR+0.7757$		0.760	0.554
GF-1 开花期	GF-1 Flowering stage	$LAI=1.2643 \times EVI+0.2265 \times GSR+4.2343 \times NDVI+0.0108$		0.783	0.365

冬小麦起身期内，根据与 LAI 的灰色关联度最高的前 3 个 GF-1 植被指数(MSR、EVI2、OSAVI)和前 3 个 GF-2 植被指数(NDVI、MSR、SAVI)建立的 PLSR 模型的效果最佳，与单变量估算模型相比 R^2 有所增大，分别达到了 0.751、0.809，RMSE 分别为 0.451、0.395。

冬小麦拔节期内，根据与 LAI 的灰色关联度最高的前 4 个 GF-1 植被指数(GNDVI、NDVI、SAVI、GSR)建立的 PLSR 模型的效果最佳，与单变量估算模型相比 R^2 有所减小，减小到了 0.760，RMSE 增大到了 0.554，说明该 PLSR 模型的效果不如单变量二次多项式模型。

冬小麦开花期内，根据与 LAI 的灰色关联度最

高的前 3 个 GF-1 植被指数(EVI、GSR、NDVI)建立的 PLSR 模型的效果最佳，与单变量估算模型相比 R^2 有所增加，增加到了 0.783，RMSE 减小到了 0.365。

2.5 LAI 反演模型精度验证

将验证数据集代入基于 GF-1/2 影像宽波段植被指数建立的最佳 LAI 估算模型中，包括单变量模型和多变量模型，对算得的 LAI 预测值与实测值进行线性拟合分析(图 3)，利用 R^2 、RMSE 和 RPD 来验证各模型的预测精度。

图 3 中，(a)、(b)为对基于冬小麦起身期 GF-1 植被指数建立的二次多项式模型和最佳 PLSR 模型验证后 LAI 预测值与实测值间的拟合图，(c)、(d)为对

(图 3)

图 3 LAI 实测值与预测值拟合分析图

Fig. 3 Fitting analysis chart between measured and predicted values of LAI

基于冬小麦起身期 GF-2 植被指数建立的二次多项式模型和最佳 PLSR 模型验证后 LAI 预测值与实测值间的拟合图, (e)、(f)为对基于冬小麦拔节期 GF-1 植被指数建立的二次多项式模型和最佳 PLSR 模型验证后 LAI 预测值与实测值间的拟合图, (g)、(h)为对基于冬小麦开花期 GF-1 植被指数建立的幂函数模型和最佳 PLSR 模型验证后 LAI 预测值与实测值间的拟合图。

分析图 3 可知, 冬小麦起身期内, 根据 GF-2 植被指数建立的 PLSR 模型具有最高的 R^2 、RPD 和最低的 RMSE, 分别为 0.780、1.867 和 0.499, 预测精度最高, 说明该模型稳定性较好, 预测能力一般。

冬小麦拔节期内, 根据 GF-1 植被指数 GNDVI 建立的二次多项式模型具有最高的 R^2 、RPD 和最低的 RMSE, 分别为 0.767、1.955 和 0.508, 说明该模型具有较好的稳定性, 预测能力一般, 能较好地对冬小麦 LAI 进行预测。

冬小麦开花期内, 根据 GF-1 植被指数建立的 PLSR 模型具有最高的 R^2 、RPD 和最低的 RMSE, 分别为 0.761、1.819 和 0.386, 说明该模型的稳定性较

好, 能较好地冬小麦 LAI 进行预测。

冬小麦 3 个不同生育期内选择精度最高的模型反演 LAI, 并制作 LAI 空间分布图, 如图 4 所示。图中, (a)、(b)、(c)分别为根据冬小麦起身期 GF-2 影像、拔节期和开花期 GF-1 影像反演的 LAI 空间分布图。从图中可以看出, 冬小麦起身期(a)估算的农田 LAI 值基本上小于 4, 大于 4 的地方相对较少, 与实测的 LAI 值较接近; 冬小麦拔节期(b)估算的农田 LAI 值大部分在 5.5~6.5 之间, 部分区域超过了 6.5, 与实测的 LAI 值基本一致; 冬小麦开花期(c)估算的农田 LAI 值大部分在 6~8 之间, 局部区域出现了大于 8 的情况, 与实测的 LAI 值基本吻合。

3 讨论

已有不少研究利用遥感影像反演农作物生理参数, 然而借助我国高空间分辨率遥感卫星数据进行的相关研究还较少。本文为了利用国产遥感影像快速、大面积反演冬小麦 LAI, 以 GF-1/2 影像作为数据源, 在区域尺度上获取新疆昌吉州奇台县高空间分辨率的冬小麦光谱信息, 构建 17 种植被指数, 结

图 4 不同生育期 LAI 空间分布图

Fig. 4 Spatial distribution map of LAI in different growth stages

合地面田间同步实测的 LAI 数据, 分析不同空间分辨率的遥感影像在冬小麦不同生育期反演 LAI 的可行性, 结果发现不同空间分辨率、不同生育期对最佳植被指数的选择有一定的影响, 这与 Mairaj 等^[10]的研究结果一致, 这说明在农作物生理参数定量反演中, 分生育期进行研究是有必要的。

建模方法的选择对农作物生理参数的遥感定量反演的精度具有一定的影响, 定量比较评价不同模型的反演精度对农业遥感监测具有重要意义。本文利用四种单变量回归模型和 PLSR 多变量回归模型反演冬小麦不同生育期的 LAI。近年来, 国内外学者开始利用机器学习算法进行农作物生理参数的反演, 与应用较广泛的 PLSR 模型相比, 机器学习回归模型具有更佳的稳健性^[34], Maitiniyazi 等^[35]利用极限

学习机回归(ELR)方法提高了大豆 LAI 的反演精度, 此方法不仅能达到最小的训练误差、最小的权重范数, 保证 ELR 具有较好的泛化性能, 而且可以通过随机分配输入权重和隐藏层偏差来实现快速学习, 使得它更适合于实时培训^[36-37], 因此, 需要进一步研究建模算法对农作物生理参数定量反演的影响。

叶面积指数的反演是比较复杂的过程, 可能受叶片水分、叶绿素含量、养分等其他参数的影响。束美艳等^[38]利用高光谱数据构建新型红边抗水植被指数 (red-edge resistance water vegetable index, RRWVI), 降低叶片水分对 LAI 的影响, 从而提高了反演冬小麦 LAI 的精度。本文暂未考虑其他因素的影响, 在今后的相关研究中有必要对 LAI、叶片水分、叶片叶绿素进行相关分析, 消除它们对农作物

冠层光谱的耦合影响, 进一步提高农作物 LAI 的反演精度。此外, 不同生育期内, GF-1 影像中获取的植被指数与 LAI 间的相关性有所差别。本文中, GF-1 起身期中 MSR 与 LAI 间的相关性最佳, 可能是因为蓝光、红光和近红外波段的组合大大消除大气中气溶胶对植被指数的干扰; GF-1 拔节期中, GNDVI 与 LAI 间的相关性最佳, 可能是因为在拔节期冬小麦覆盖度增加, LAI 出现较多中高值, 导致影像红波段反射率达到饱和状态, GNDVI 将 NDVI 中的红波段用绿波段代替以后, 与 LAI 间的相关性有了较明显的提高。

近些年, 随着无人机遥感技术作为新型遥感技术的中坚力量异军突起, 受到农业工作者的青睐。相比于近地、航空以及卫星等传统遥感平台, 无人机遥感平台机动灵活、轻便主动、自动智能程度高, 更适用于农田环境^[39], 可以携带多光谱和高光谱成像仪, 且具有更高的空间分辨率, 在农田尺度上监测农作物具备更大的潜力。我们将在今后的相关研究中进一步验证植被指数在无人机影像上的实际应用能力。

4 结论

冬小麦不同生育期对筛选 LAI 敏感植被指数有一定的影响, GF-1 起身期、GF-1 拔节期以及 GF-1 开花期中, MSR、GNDVI、EVI 与 LAI 间的相关性最佳; 同一生育期不同空间分辨率影像中获取的植被指数对冬小麦 LAI 的响应有所区别, GF-2 影像中提取的 NDVI 与 LAI 间的相关系数明显大于 GF-1 影像中提取的 NDVI 与 LAI 间的相关系数, GF-2 影像中提取的植被指数中通过 0.01 显著性检验的只有 9 个, 明显少于 GF-1 影像, 可能是空间分辨率高而受到土壤等其他因素影响所致; 反演冬小麦 LAI 的单变量回归模型中, 不同生育期相比, 基于 GF-1 拔节期 GNDVI 建立的二次多项式回归模型效果最佳, 同一生育期相比, 基于 GF-2 起身期 NDVI 建立的二次多项式回归模型效果最佳, 多变量回归模型中, 不同生育期最佳植被指数组合有所区别, 基于 GF-2 起身期 NDVI、MSR、SAVI 组合建立的反演模型效果最佳。

致谢: 非常感谢《遥感学报》提供本研究的 GF-2 影像数据。

References

- [1] Chen J M, Black T A. Defining leaf area index for non-flat leaves. *Plant Cell & Environ*, 2010, 15: 421–429.
- [2] 张显峰, 廖春华. 生态环境参数遥感协同反演与同化模拟. 北京: 科学出版社, 2014. pp 22–23.
- [3] Zhang X F, Liao C H. Synergistic Inversion and Assimilation Simulation of Ecological Environment Parameters by Remote sensing. Beijing: Science Press, 2014. pp 22–23 (in Chinese).
- [4] Barclay H J. Conversion of total leaf area to projected leaf area in lodgepole pine and Douglas-fir. *Tree Physiol*, 1998, 18: 185–193.
- [5] 孙涛. 农作物叶面积指数反演方法研究——以水稻和小麦为例. 南京信息工程大学硕士学位论文, 江苏南京, 2013.
- [6] Sun T. Study on Inversion Method of Crop Leaf Area Index: A Case Study of Rice and Wheat. MS Thesis of Nanjing University of Information Science & Technology, Nanjing, China, 2013 (in Chinese with English abstract).
- [7] Pinty B, Lavergne T, Widlowski J L, Gobrona N, Verstraetea M M. On the need to observe vegetation canopies in the near-infrared to estimate visible light absorption. *Remote Sense Environ*, 2009, 113: 10–23.
- [8] 李鑫川, 徐新刚, 鲍艳松, 黄文江, 罗菊花, 董莹莹, 宋晓宇, 王纪华. 基于分段方式选择敏感植被指数的冬小麦叶面积指数遥感反演. *中国农业科学*, 2012, 45: 3486–3496.
- [9] Li X C, Xu X G, Bao Y S, Huang W J, Luo J H, Dong Y Y, Song X Y, Wang J H. Retrieving LAI of winter wheat based on sensitive vegetation index by the segmentation method. *Sci Agric Sin*, 2012, 45: 3486–3496 (in Chinese with English abstract).
- [10] 陈艳华, 张万昌, 雍斌. 基于分类知识利用神经网络反演叶面积指数. *生态学报*, 2007, 27: 2785–2793.
- [11] Chen Y H, Zhang W C, Yong B. Retrieving leaf area index using a neural network based on classification knowledge. *Acta Ecol Sin*, 2007, 27: 2785–2793 (in Chinese with English abstract).
- [12] 刘明, 冯锐, 纪瑞鹏, 武晋雯, 王宏博, 于文颖. 基于 MODIS-NDVI 的春玉米叶面积指数和地上生物量估算. *中国农学通报*, 2014, 31(6): 80–87.
- [13] Liu M, Feng R, Ji R P, Wu J W, Wang H B, Yu W Y. Estimation of leaf area index and aboveground biomass of spring maize by MODIS-NDVI. *Chin Agric Sci Bull*, 2014, 31(6): 80–87 (in Chinese with English abstract).
- [14] Masayasu M, Koki H. Empirical regression models for estimating multiyear leaf area index of rice from several vegetation indices at the field scale. *Remote Sens*, 2014, 6: 4764–4779.
- [15] Mairaj D, Wen Z, Muhammad R, Wang S Q, Shi Z H. Evaluating hyperspectral vegetation indices for leaf area index estimation of *Oryza sativa* L. at diverse phenological stages. *Front Plant Sci*, 2017, 8: 820–837.
- [16] 苏伟, 侯宁, 李琪, 张明政, 赵晓凤, 蒋坤萍. 基于 Sentinel-2 遥感影像的玉米冠层叶面积指数反演. *农业机械学报*, 2018, 49(1): 151–156.
- [17] Su W, Hou N, Li Q, Zhang M Z, Zhao X F, Jiang K P. Retrieving leaf area index of corn canopy based on sentinel-2 remote sensing image. *Trans CSAM*, 2018, 49(1): 151–156 (in Chinese with English abstract).
- [18] Propastin P A. Spatial non-stationarity and scale-dependency of prediction accuracy in the remote estimation of LAI over a tropical rainforest in Sulawesi, Indonesia. *Remote Sense Environ*, 2009, 113: 2234–2242.
- [19] 高林, 杨贵军, 于海洋, 徐波, 赵晓庆, 董锦绘, 马亚斌. 基于无人机高光谱遥感的冬小麦叶面积指数反演. *农业工程学报*, 2016, 32(22): 113–120.
- [20] Gao L, Yang G J, Yu H Y, Xu B, Zhao X Q, Dong J H, Ma Y B. Retrieving winter wheat leaf area index based on unmanned aerial vehicle hyperspectral remote sensing. *Trans CSAE*,

- 2016, 32(22): 113–120 (in Chinese with English abstract).
- [14] 杜鹤娟, 柳钦火, 李静, 杨乐. 光学与微波植被指数协同反演农作物叶面积指数的可行性分析. *遥感学报*, 2013, 17: 1587–1611.
- Du H J, Liu Q H, Li J, Yang L. Retrieving crop leaf area index by combining optical and microwave vegetation indices: a feasibility analysis. *J Remote Sens*, 2013, 17: 1587–1611 (in Chinese with English abstract).
- [15] Liang L, Di L P, Zhang L P, Deng M X, Qin Z H, Zhao S H, Lin H. Estimation of crop LAI using hyperspectral vegetation indices and a hybrid inversion method. *Remote Sense Environ*, 2015, 165: 123–134.
- [16] 李亚妮, 鲁蕾, 刘勇. 基于 PROSAIL 模型的水稻田缨帽三角-叶面积指数模型及其应用. *应用生态学报*, 2017, 28: 3976–3984.
- Li Y N, Lu L, Liu Y. Tasseled cap triangle (TCT)-leaf area index (LAI) model of rice fields based on PROSAIL model and its application. *Chin J Appl Ecol*, 2017, 28: 3976–3984 (in Chinese with English abstract).
- [17] 魏海鹏, 贾永红, 孔建平, 曾雪华, 邢玉萍. 适宜新疆奇台生态区种植的春小麦品种探究. *农业科技通讯*, 2017, (5): 88–90.
- Wei H P, Jia Y H, Kong J P, Zeng X H, Xing Y P. Study on spring wheat varieties suitable for planting in Qitai eco-region of Xinjiang. *Bull Agric Sci Technol*, 2017, (5): 88–90 (in Chinese with English abstract).
- [18] Schell J A. Monitoring vegetation systems in the great plains with ERTS. *NASA Special Public*, 1973, 351: 309.
- [19] Gitelson A A, Merzlyak M N. Remote sensing of chlorophyll concentration in higher plant leaves. *Adv Space Res*, 1998, 22: 689–692.
- [20] Haboudane D, Miller J R, Pattey E, Zarco-Tejadad P J, Strachane I B. Hyperspectral vegetation indices and novel algorithms for predicting green LAI of crop canopies: modeling and validation in the context of precision agriculture. *Remote Sense Environ*, 2004, 90: 337–352.
- [21] 黄文江, 孔维平, 谢巧云. 作物理化参数遥感定量反演. 北京: 科学出版社, 2017. pp 51–76.
- Huang W J, Kong W P, Xie Q Y. Quantitative Retrieval of Crop Physical and Chemical Parameters by Remote Sensing. Beijing: Science Press, 2017. pp 51–76 (in Chinese).
- [22] 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. *Remote Sense Environ*, 2002, 81: 337–354.
- [23] Huete A R. A soil-adjusted vegetation index (SAVI). *Remote Sense Environ*, 1988, 25: 295–309.
- [24] Huete A, Didan K, Miura T, Rodriguez E P, Gao X, Ferreira L G. Overview of the radiometric and biophysical performance of the MODIS vegetation indices. *Remote Sense Environ*, 2002, 83: 195–213.
- [25] Jiang Z, Huete A R, Didan K, Miurab T. Development of a two-band enhanced vegetation index without a blue band. *Remote Sense Environ*, 2008, 112: 3833–3845.
- [26] Sripada R P, Heiniger R W, White J G, Meijer A D. Aerial color infrared photography for determining in-season nitrogen requirements for corn. *Agron J*, 2006, 98: 968–977.
- [27] Tucker C J. Red and photographic infrared linear combinations for monitoring vegetation. *Remote Sense Environ*, 1979, 8: 127–150.
- [28] Gitelson A A. Wide dynamic range vegetation index for remote quantification of biophysical characteristics of vegetation. *J Plant Physiol*, 2004, 161: 165–173.
- [29] Gitelson A A, Gritz Y, Merzlyak M N. Relationships between leaf chlorophyll content and spectral reflectance and algorithms for non-destructive chlorophyll assessment in higher plant leaves. *J Plant Physiol*, 2003, 160: 271–282.
- [30] Gitelson A A, Stark R, Grits U, Rundquist D, Kaufman Y, Derry D. Vegetation and soil lines in visible spectral space: A concept and technique for remote estimation of vegetation fraction. *Internat J Remote Sens*, 2002, 23: 2537–2562.
- [31] Gong P, Pu R, Biging G S, Larrieu M R. Estimation of forest leaf area index using vegetation indices derived from hyperion hyperspectral data. *IEEE Transact Geosci Remote Sens*, 2003, 41: 1355–1362.
- [32] Xia X, Sun Y, Wu K, Jiang Q. Optimization of a straw ring-die briquetting process combined analytic hierarchy process and grey correlation analysis method. *Fuel Proc Technol*, 2016, 152: 303–309.
- [33] Fang S S, Yao X S, Zhang J Q, Han M. Grey Correlation Analysis on Travel Modes and their Influence Factors. *Proc Engin*, 2017, 174: 347–352.
- [34] Elarab M, Ticlavilca A M, Torres-Rua A F, Maslovac I, McKeeab M. Estimating chlorophyll with thermal and broadband multispectral high resolution imagery from an unmanned aerial system using relevance vector machines for precision agriculture. *Int J Appl Earth Obs*, 2015, 140: 32–42.
- [35] Maitiniyazi M, Abduwasit G, Paheding S, Sean H, Matthew M, Kyle P, Ethan S, Jack F, Jim P, Suhas K, Joel B, Felix F. Unmanned Aerial System (UAS)-based phenotyping of soybean using multi-sensor data fusion and extreme learning machine. *ISPRS J Photogr Remote Sens*, 2017, 134: 43–58.
- [36] Ding S, Zhao H, Zhang Y, Xu X, Nie R. Extreme learning machine: algorithm, theory and applications. *Artific Intellig Rev*, 2015, 44: 103–115.
- [37] Huang G B, Zhou H, Ding X, Zhang R. Extreme learning machine for regression and multiclass classification. *IEEE Transact Syst Man Cybern Part B (Cybernetics)*, 2012, 42: 513–529.
- [38] 束美艳, 顾晓鹤, 孙林, 朱金山, 杨贵军, 王延仓, 张丽妍. 基于新型植被指数的冬小麦 LAI 高光谱反演. *中国农业科学*, 2018, 51: 3486–3496.
- Shu M Y, Gu X H, Sun L, Zhu J S, Yang G J, Wang Y C, Zhang L Y. High spectral inversion of winter wheat LAI based on new vegetation index. *Sci Agric Sin*, 2018, 51: 3486–3496 (in Chinese with English abstract).
- [39] 高林, 杨贵军, 李长春, 冯海宽, 徐波, 王磊, 董锦绘, 付奎. 基于光谱特征与 PLSR 结合的叶面积指数拟合方法的无人机画幅高光谱遥感应用. *作物学报*, 2017, 43: 549–557.
- Gao L, Yang G J, Li C C, Feng H K, Xu B, Wang L, Dong J H, Fu K. Application of an improved method in retrieving leaf area index combined spectral index with PLSR in hyperspectral data generated by unmanned aerial vehicle snapshot camera. *Acta Agron Sin*, 2017, 43: 549–557 (in Chinese with English abstract).