

基于高光谱遥感的叶片总初级生产力 GPP 反演

邵佩佩 柴如珲 林志恒 方圣辉*

(武汉大学 遥感信息工程学院, 武汉 430079)

摘要 为探究利用高光谱植被指数反演叶片总初级生产力(GPP)的模型,以湖北省武汉大学试验田油菜和小麦叶片高光谱反射率和光照强度(PAR_{in})为数据源,利用7种植被指数与 PAR_{in} 的乘积分别反演2种植被叶片GPP,构建线性及非线性回归模型,并对模型进行验证。结果表明:1)从油菜生理特点出发,需要分生育期建模。在选择的7种植被指数中,花期SR构建的一次模型效果最优,建模和验模 R^2 分别为0.80和0.82,RMSE不超过2.85 g/(m²·d);英果期选择 $\text{CI}_{\text{red edge}}$ 和MTCI为优选模型,建模和验模 R^2 为0.84和0.72,RMSE<3.91 g/(m²·d);全时期基于红边波段的 $\text{CI}_{\text{red edge}}$ 、MTCI为优选模型,建模集 R^2 达到0.80,RMSE<3.67 g/(m²·d),验模 R^2 达到0.65,RMSE<3.92 g/(m²·d);2)小麦中NDVI模型效果最优,建模集 R^2 =0.59,RMSE=2.80 g/(m²·d),验模 R^2 =0.67,RMSE=3.39 g/(m²·d)。将油菜与小麦做对比,基于红边波段的植被指数 $\text{CI}_{\text{red edge}}$ 和MTCI对2种植被差异不敏感, R^2 为0.72~0.73,表明 $\text{CI}_{\text{red edge}}$ 和MTCI模型可以用于小麦和油菜叶片GPP的统一反演。

关键词 高光谱; 植被指数; 总初级生产力; 油菜; 小麦; 回归模型

中图分类号 S51 文章编号 1007-4333(2018)08-0109-09 文献标志码 A

Remote estimation of leaf gross primary productivity based on hyperspectral data

SHAO Peipei, CHAI Ruhui, LIN Zhiheng, FANG Shenghui*

(School of Remote Sensing and Information Engineering, Wuhan University, Wuhan 430079, China)

Abstract Aiming to establish leaf Gross Primary Productivity inversion model based on hyperspectral Vegetation Indices, the hyperspectral reflectance and light intensity (PAR_{in}) of rape and wheat leaves in the experimental field of Wuhan University in Hubei Province were taken as data sources. Seven vegetation indices were respectively multiplied by PAR_{in} to get GPP. Linear and non-linear regression model was constructed and validated. The results showed that: 1) Considering the physiological characteristics of rape, it was necessary to establish a sub-growth model. SR model was the best during the flowering stage, and the model and verification's R^2 were 0.80 and 0.82, and RMSE was no more than 2.85 g/(m²·d). During pod phase, $\text{CI}_{\text{red edge}}$ and MTCI were the preferred model, in the model and verification, R^2 were 0.82 and 0.72, and the RMSE was less than 3.91 g/(m²·d). As for the full stage, $\text{CI}_{\text{red edge}}$ and MTCI were also the preferred model, R^2 reached to 0.80 and RMSE was less than 3.67 g/(m²·d). 2) In wheat, NDVI model was the best, with R^2 of 0.59 and RMSE of 2.80 g/(m²·d). In the prediction set R^2 was 0.67 and RMSE was 3.39 g/(m²·d). The results showed that $\text{CI}_{\text{red edge}}$ and MTCI were not sensitive to the two crops, R^2 was ranged from 0.72 to 0.73, indicating that $\text{CI}_{\text{red edge}}$ and MTCI could be used for the unified GPP inversion in wheat and rape.

Keywords hyper-spectrum; vegetation index; gross primary productivity; rape; wheat; regression model

自工业革命以来,人类向大气中排放的二氧化碳等温室气体逐年增加,随之而来的是不断加剧的温室

效应,植被的固碳释氧功能能够有效遏制温室效应的加剧,因此,植被的固碳释氧能力越来越受到关注。

收稿日期: 2017-11-01

基金项目: 国家 863 项目(2013AA102401)

第一作者: 邵佩佩,硕士研究生,E-mail:shaopeipeiwhu@163.com

通讯作者: 方圣辉,教授,博士生导师,主要从事遥感图像处理、定量遥感和微波遥感研究,E-mail:979572730@qq.com

总初级生产力(GPP, gross primary productivity)是生态系统碳循环的基础,也是衡量植被的固碳释氧能力重要指标。总初级生产力 GPP 是指在单位时间和单位面积上,绿色植物通过光合作用所产生的全部有机物的同化量^[1]。

国内外很多学者都致力于对 GPP 的研究,传统的模型主要是气候统计模型(经验模型)和过程模型(机理模型、生物地球化学模型)。其中,气候统计模型利用气候因子与生产力的相关关系建立统计回归模型^[2];过程模型具备严谨的植物生理理论结构,对植物的冠层光合作用、生长呼吸、水分散失等进行模拟得到生产力计算模型,如 TEM 模型^[3]、BGC 模型^[4]等。

但是,传统的气候模型通用性不强且误差较大,已渐渐淡出研究的热点区域;而过程模型较为复杂,参数太多且获取困难,无法便捷地获取大面积区域的 GPP。目前,基于高光谱遥感技术的光能利用率模型越来越受到关注,其核心思想是通过植物对太阳辐射的有效利用率来估算 GPP,其中最著名的光能利用率方程^[5-6]为:

$$GPP = fAPAR \times PAR \times LUE \quad (1)$$

其中:fAPAR 为吸收光合有效辐射比例,即植被吸收的光合有效辐射(PAR)在入射太阳辐射所占的比例;PAR 为光合有效辐射,指可以被植物吸收并用于光合作用的能量;LUE 为植被光能利用率。该模型的关键在于估算 fAPAR 与 LUE 的值。其中 Madugundu 等^[7]利用下垫面温度、水分、叶龄等等因素估计 LUE,利用 fAPAR 与 VI 呈显著正相关来估计 fAPAR,但估算 LUE 的方法过于复杂,参数很难实时获取;不论 fAPAR 还是 LUE 均与冠层叶绿素含量(Chl)密切相关^[8-10], Gitelson 等^[11-13]提出了基于冠层叶绿素含量或叶绿素相关植被指数的 GPP 估算模型。而利用遥感手段计算与叶绿素相关的植被指数 VI_{Chl},进而无损估计植被的冠层叶绿素含量(Chl)已经比较成熟^[14-16]。同时大量研究也表明 fAPAR 和 LUE 与植被指数均有较强相关性^[17-18]。从而可以构建模型:

$$GPP \propto PAR_{in} \times VI_{Chl} \quad (2)$$

然而总体来看,目前利用光能利用率研究 GPP 多在冠层尺度,在叶片尺度分析 GPP 的研究比较少,而叶是进行光合作用的主要器官,也是植被固碳释氧的主要场所,因此在叶片尺度研究 GPP 的反演具有基础性的意义。本研究通过对小麦和油菜叶片

GPP 和叶片光谱植被指数间的关系进行研究,拟建立叶片 GPP 反演模型,旨在从叶片尺度为 GPP 反演提供理论和技术支持。

1 材料和方法

1.1 试验材料

本试验在湖北省武汉市武汉大学工学部实验田(30.54N, 114.36E)进行。田间设置 2 个试验区,分别种植油菜和小麦。油菜品种选择“华油杂号”,油菜 2015 年 10 月初播种育苗,11 月下旬移栽,种植密度为 7 500 株/667 m²,来年 5 月中旬收获。每块小区面积 9 m²(长 3 m, 宽 3 m), 油菜行距 0.25 m, 分为 3 个小区, 每小区种植 13×13=169 株油菜(01 号小区略小, 为 159 株), 种植密度为 18.7 株/m², 均给充足肥料。小麦品种为“襄麦 35”, 在 2015 年 11 月末播种, 2016 年 5 月收获。共有 16 个小区, 小区面积为 4 m²(长宽 2.0 m×2.0 m), 每小区播小麦种子 72 g, 所有小麦均在大棚内种植。数据采集通过野外实地无损检测,由于油菜在苗期和蕾薹期叶子较小且嫩,不易进行观测,故选择在花期进行 3 次观测(2016 年 3 月 6、19 和 27 日), 花果期 2 次(4 月 1 和 11 日); 分别在小麦抽穗期(4 月 11 日)、开花期(4 月 18 日)和成熟期(4 月 28 日)进行观测。

1.2 数据采集方法

1.2.1 光合数据测定

光合数据的获取采用美国 LI-COR 公司研制的 LI-6400XT 便携式光合作用仪,选择晴朗无风的天气条件,每块油菜田分别随机选择生长状况正常的一株油菜,共 3 株。在每株的冠层阳面分成上中下 3 层,每层选取 2 片长势正常的叶片,从上到下依次编号为 1~6, 测定每个叶片的净光合速率,试验时段为 9:00—18:00, 以 2 h 为 1 个时间单位进行测试,每天共测定 5 次。每片叶每次测量记录 5 次瞬时光合速率,若数据变化较大或者不稳定则记录 10 次,取平均值作为该叶片的净光合速率。小麦的测量:随机选择 4 株生长状况正常的小麦,每株小麦 3~5 片叶,从上到下依次编号,测定每个叶片的净光合速率,试验时段为 9:00—18:00, 测量方法同油菜。

1.2.2 光谱数据测定

测量仪器为 FieldSpec Pro FR2500 型背挂式野外高光谱辐射仪(由美国 ASD 公司生产),其测试波段为 350~2 500 nm, 350~1 000 nm 的采样间隔为 1.4 nm, 经仪器自动处理后输出的波长精度为

1 nm。选择天气晴朗无风的时候进行测量,一般在 10:00—14:00。按照编号依次测定每一株油菜(小麦)之前选取的 6 片叶(小麦所有叶片都要测量)的反射光谱。每片叶片用叶片夹夹取 4 个点位,每个点位记录 5 条光谱,以其平均值作为该叶片的光谱值。每次采集数据之前都要进行白板校正,保证数据质量。

1.3 统计分析

1.3.1 GPP 与 PAR_{in} 计算

将 LI-6400 光合作用仪记录的数据导入电脑,用 Excel 打开数据,对于气孔导度(Cond)出现负值的情况,要剔除该组光合数据,对于每片叶记录的 5(或 10)条记录值求平均,作为光合参数的最终记录,得到日平均光合有效辐射 PAR_{in}。根据各测定点的光合速率,通过积分方式计算每株油菜(小麦)的当日同化量^[19]。计算公式为:

$$P = \sum_{i=1}^j [(P_{i+1} + P_i)/2] \times (t_{i+1} - t_i) \times 3\,600/1\,000 \times 44 \quad (3)$$

其中: P (mg/(m² · d)) 为测定日同化总量; P_i (μmol/(m² · s)) 为初测点的瞬时光合作用速率; P_{i+1} 为下一测点的瞬时光合速率; t_i (h) 为初测点的瞬时时间; t_{i+1} 为下测点的时间; j 为测试次数。则叶片单位面积的日固碳量 GPP(g/(m² · d)) 计算公式为 $GPP = P/1\,000$ 。

1.3.2 高光谱植被指数的计算

将采集得到的原始数据用 ASD 公司配套的 ViewSpecPro 软件打开处理,通过目视判断剔除明显不同于其他曲线的光谱值,然后对每片叶保留的所有反射光谱曲线取均值,输出为一条反射光谱。根据实测叶片光谱特征,同时结合前人研究成果,选择 7 种植被指数(表 1),具体计算公式见表 1。其中近红外波段(ρ_{NIR})取 750~780 nm 波段反射率均值,红波段(ρ_{red})取 660~680 nm 波段反射率均值,绿波段(ρ_{green})取 540~560 nm 波段反射率均值,红边波段($\rho_{rededge}$)取 710~730 nm 波段反射率均值, ρ_{780} 与 ρ_{550} 分别表示 780 与 550 nm 波段的反射率。

表 1 植被指数计算公式

Table 1 Formula of vegetation index

植被指数 Vegetation index	计算公式 Formula	文献 Reference
归一化植被指数(NDVI)	$(\rho_{NIR} - \rho_{red}) / (\rho_{NIR} + \rho_{red})$	[20]
增强型植被指数(EVI2)	$2.5 \times (\rho_{NIR} - \rho_{red}) / (1 + \rho_{NIR} + 2.4 \times \rho_{red})$	[21]
绿波段归一化植被指数(GNDVI)	$(\rho_{780} - \rho_{550}) / (\rho_{780} + \rho_{550})$	[22]
绿边叶绿素指数(CI _{green})	$\rho_{NIR} / \rho_{green} - 1$	[23]
比值植被指数(SR)	ρ_{NIR} / ρ_{red}	[24]
MERIS 陆地叶绿素指数(MTCI)	$(\rho_{NIR} - \rho_{rededge}) / (\rho_{rededge} + \rho_{red})$	[25]
红边叶绿素指数(CI _{red edge})	$\rho_{NIR} / \rho_{rededge} - 1$	[23]

1.3.3 模型构建及精度验证

将 GPP 与 PAR_{in} × VI 进行相关性分析,选择与 GPP 相关性好的植被指数进行线性和非线性拟合,进而分别用均方根误差 RMSE 对拟合值和实测值进行验证,确定最佳反演模型。油菜总样点个数为 90,48 个样点数据用来建模,24 个用于验证;花期样点个数为 48,32 个建模,16 个验证;荚果期样点个数为 36,20 个建模,16 个验证。小麦样点个数为 44,28 个建模,16 个验证。

2 结果与分析

2.1 油菜叶片 GPP 高光谱模型估算

为了探究不同生育期对油菜叶片 GPP 是否有显著影响,将油菜数据依据生育期不同分为 2 组(花期和荚果期),然后用 SPSS 软件对不同组数据进行方差分析。分析发现不同生育期下油菜叶片 GPP 有极显著的差异(1% 水平)。因此分为花期和荚果期以及全时期分别建模(表 2)。将 PAR_{in} × VI 作为

自变量,以GPP作为因变量,分别建立线性函数、多项式函数、指数函数、幂函数和对数函数,从中选取决定系数最高的模型(表2)。

花期从建模集来看,所选7种植被指数拟合 R^2 为0.74~0.81,其中EVI2、NDVI、SR和CI_{red edge}拟合效果较好, R^2 均达到0.78,RMSE均不超过3.33 g/(m²·d);验证集中,NDVI模型 R^2 仅有0.61,RMSE也超过4.0 g/(m²·d),而EVI2、SR和CI_{red edge}则表现良好,因此花期选择EVI2、SR和CI_{red edge}建立的叶片GPP反演模型作为优选模型。

荚果期从建模集来看,各指数模型拟合效果差别不大,其中CI_{red edge}和MTCI表现良好, R^2 达到0.84,RMSE均<2.5 g/(m²·d);验证集中,CI_{red edge}和MTCI、EVI2表现良好,因此荚果期选择CI_{red edge}和MTCI建立的叶片GPP反演模型作为优选模型。全时期建模来看,CI_{red edge}、MTCI和EVI2仍然较好,建模集 R^2 达到0.80,RMSE均<3.67 g/(m²·d);特别是基于红边波段的CI_{red edge}、MTCI模型精度最高,这与Peng等^[9]在冠层尺度的研究一致。

表2 油菜叶片GPP模型
Table 2 GPP model of rape leaves

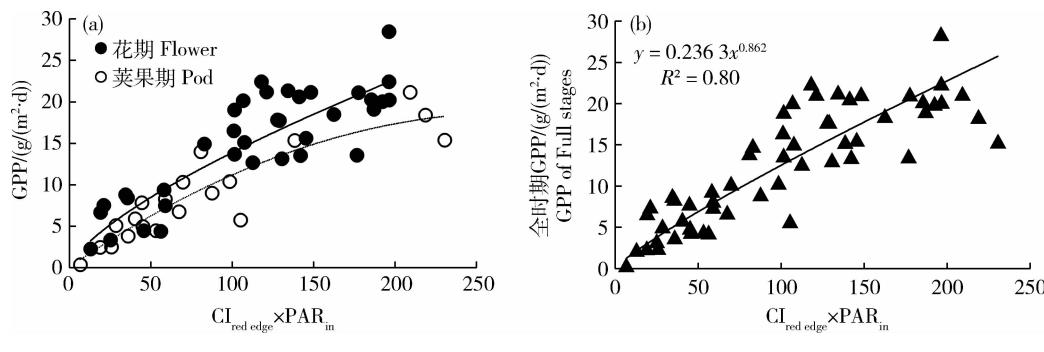
时期 Growth stage	植被指数 VI	最优回归模型 Optimal regression model	建模集 Training set		验证集 Prediction set	
			R^2	RMSE	R^2	RMSE
花期	EVI2	$y=0.0753x+2.3949$	0.81**	2.82	0.76**	2.70
	NDVI	$y=-4E-05x^2+0.0713x+1.9207$	0.80**	2.84	0.61**	4.43
	SR	$y=0.0080x+3.1805$	0.80**	2.85	0.82**	2.28
	CI _{red edge}	$y=0.5376x^{0.7064}$	0.78**	3.33	0.74**	2.84
	MTCI	$y=0.4022x^{0.7111}$	0.77**	4.42	0.69**	3.74
	GNDVI	$y=-0.0002x^2+0.1364x+1.2955$	0.76**	6.27	0.45**	5.56
	CI _{green}	$y=-3E-05x^2+0.0468x+0.8243$	0.74**	3.46	0.69**	2.99
	GNDVI	$y=0.0773x^{1.0211}$	0.85**	3.02	0.71**	3.95
荚果期	CI _{red edge}	$y=-0.0002x^2+0.1356x+0.1164$	0.84**	2.21	0.72**	3.91
	MTCI	$y=-0.0001x^2+0.0890x+0.3164$	0.84**	2.24	0.72**	3.28
	EVI2	$y=0.0527x^{1.0535}$	0.84**	2.97	0.73**	3.73
	NDVI	$y=0.0371x^{1.0669}$	0.84**	2.99	0.68**	3.18
	SR	$y=0.0053x^{1.0517}$	0.84**	3.12	0.70**	3.99
	CI _{green}	$y=0.0288x^{0.9846}$	0.84**	3.13	0.69**	4.21
	CI _{red edge}	$y=0.2363x^{0.8620}$	0.80**	3.64	0.66**	3.86
	MTCI	$y=0.1682x^{0.8652}$	0.80**	3.67	0.65**	3.92
全时期	EVI2	$y=0.0997x^{0.9606}$	0.79**	3.32	0.65**	3.83
	NDVI	$y=-9E-05x^2+0.0903x-0.7043$	0.78**	3.22	0.61**	4.27
	SR	$y=0.0160x^{0.9247}$	0.77**	3.40	0.66**	3.77
	GNDVI	$y=0.1507x^{0.9205}$	0.77**	3.63	0.65**	3.84
	CI _{green}	$y=0.0587x^{0.8964}$	0.77**	3.83	0.66**	3.84

注:** 在0.01水平双侧显著相关。

Note:** indicates significant correlation at $P<0.01$ level (double side).

全时期相比生育期单独建模, 建模集 RMSE 明显增大, 且验证集 R^2 均不超过 0.66, 明显减小, RMSE 也有所增大。比较来看, 全时期模型精度有所下降, 且数据间的离散性明显增大, 选择在全时期和各个生育期均表现良好的植被指数 $CI_{red\ edge}$ 来建立模型, 并对 2 个时期进行对比(图 1)。荚果期和花期数据出现分层现象, 当 $CI_{red\ edge} \times PAR_{in}$ 大致相同时, 花期油菜叶片的 GPP 大于荚果期, 这与油菜的生理特点相符。研究表明, 油菜从花期到荚果期, 叶片的光合作用逐渐减弱, 而荚果的光合作用逐渐增强, 随着荚果的不断发育, 油菜的光合作用主要由

荚果承担, 荚果成为光合作用主要器官^[26]。从本研究所基于的 GPP-Chl \times PAR_{in} 模型出发, 根据 Ciganda 等^[15]的结论, 叶片 Chl 可由 $CI_{red\ edge}$ 计算得到: $Chl = (37.904 + 1353.700 \times CI_{red\ edge}) / 1000$ 。表 3 为 2 个时期的 GPP、Chl 和 PAR_{in} 均值, 花期 PAR_{in} 约为荚果期的 1.23 倍, Chl 近似相等, 花期 GPP 约为荚果期的 1.88 倍, 说明在相似的叶绿素分布和光照条件下, 油菜叶片 GPP 从花期到荚果期却明显减小, 反映在图像上就是荚果期拟合曲线斜率明显小于花期, 因此全时期拟合时数据间离散程度有所增大。



(a) 分生育期建模 Model of different stages; (b) 全时期建模 Model of full stages

图 1 油菜叶片 GPP- $CI_{red\ edge} \times PAR_{in}$ 建模Fig. 1 GPP- $CI_{red\ edge} \times PAR_{in}$ model of rape leaves表 3 不同生育期油菜叶片 GPP、Chl、 PAR_{in} 均值Table 3 Average GPP, Chl and PAR_{in} of rape leaves at different stages

时期 Growth stage	总初级生产力 GPP/ ($g/(m^2 \cdot d)$) Average gross primary productivity	叶绿素质量浓度 Chl/ (g/m^2) Average chlorophyll	光合有效辐射 $PAR_{in}/(mol/(m^2 \cdot d))$ Average photosynthetically active radiation
花期	16.94	0.48	347.72
荚果期	9.02	0.43	282.92

2.2 小麦叶片 GPP 高光谱模型估算

表 4 为小麦 GPP 模型拟合结果, 所有选用的植被指数建立的 $PAR_{in} \times VI$ 回归模型精度均较低。其中 SR、 CI_{green} 和 GNDVI 建立的模型精度过低, 不能用于小麦叶片 GPP 反演; EVI2、NDVI、MTCI、 $CI_{red\ edge}$ 建立模型 R^2 相对较高, 均在 0.57~0.60, RMSE 也相对较小。从验证集看来, NDVI 模型的

预测性最好, 具有最高的 R^2 和最低的 RMSE; EVI2、MTCI、 $CI_{red\ edge}$ 模型表现次之, R^2 为 0.58~0.60, RMSE 均不超过 $3.7\ g/(m^2 \cdot d)$ 。图 2 为 NDVI 模型的构建与验证, 预测效果较好, 所有点均匀分布在直线两侧。因此小麦叶片 GPP 可以选取 EVI2、NDVI、MTCI、 $CI_{red\ edge}$ 模型进行预测, NDVI 模型最优。

表4 小麦叶片GPP模型
Table 4 GPP model of wheat leaves

植被指数 VI	最优回归模型 Optimal regression model	建模集		验证集	
		Training set(<i>n</i> =28)	Prediction set(<i>n</i> =16)	<i>R</i> ²	RMSE
EVI2	$y=0.8389x^{0.6189}$	0.60 **	2.86	0.58 **	3.53
NDVI	$y=0.0729x+4.4623$	0.59 **	2.80	0.67 **	3.39
MTCI	$y=0.0429x+6.6678$	0.58 **	2.83	0.59 **	3.68
CI _{red edge}	$y=0.0528x+6.9582$	0.57 **	2.85	0.59 **	3.59
CI _{green}	$y=0.0095x+7.8698$	0.51 **	3.07	0.58 **	3.55
SR	$y=4E-07x^2+0.0028x+8.3969$	0.44 **	3.26	0.53 **	3.70
GNDVI	$y=9E-05x^2+0.1505x+6.4701$	0.36	3.49	0.37	4.37

注: ** 在 0.01 水平双侧显著相关。

Note: ** indicates significant correlation at *P*<0.01 level (double side).

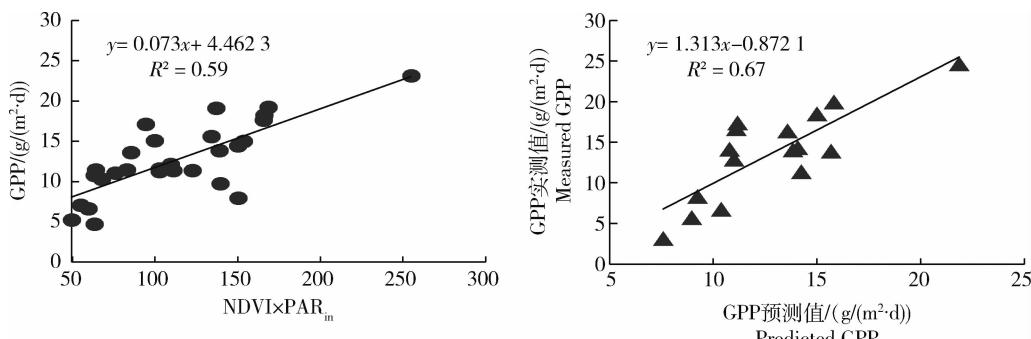


图2 小麦叶片GPP-NDVI×PAR_{in}建模与验证

Fig. 2 GPP-NDVI×PAR_{in} model and prediction of wheat leaves

2.3 油菜叶片与小麦叶片GPP反演模型对比

选择在油菜叶片GPP和小麦叶片GPP反演过程中表现均良好的CI_{red edge}、EVI2、MTCI和NDVI模型,图3将2种植被所有数据点建模进行比较。表明在EVI2和NDVI模型中,油菜数据点分布在小麦数据点下方,呈现明显的分层现象;而基于红边的植被指数CI_{red edge}和MTCI则对小麦和油菜2种植被类型差异表现不敏感,两种植被数据点均匀混合在一起。为探究其原因,将油菜和小麦叶片所有GPP、PAR_{in}和光谱分别取均值,计算红波段(Red, 660~680 nm)、红边(RE, 710~780 nm)、近红外(NIR, 750~780 nm)和上述4种植被指数的均值(表5)。油菜和小麦叶片的平均GPP近似相等,但油菜PAR_{in}却是小麦的2.1倍,因此当所选VI大致满足小麦为油菜的2倍时,模型拟合效果最好。由于CI_{red edge}=NIR/RE-1,导致计算出来的小麦

CI_{red edge}为油菜的2.2倍;同样,基于红边波段计算的MTCI,由于MTCI=(NIR-RE)/(RE+Red),2种植被(NIR-RE)大致相等,但小麦(RE+Red)约为油菜的1/2,故MTCI也大致满足2倍关系。相较之下,NDVI和EVI2则差别不大,故而出现图3中分层的现象。

为了验证CI_{red edge}和MTCI模型对2种植被叶片GPP进行反演的效果,图4将2种植被所有数据一起建模,相比2种植被单独反演模型精度并没有明显减小,2种植被指数表现良好,R²为0.72~0.73。Peng等^[9]在冠层尺度证明CI_{red edge}对大豆和玉米不敏感,适用于2种植被统一反演。本研究进一步说明在叶片尺度CI_{red edge}和MTCI对小麦和油菜2种植被差异并不敏感,因此CI_{red edge}和MTCI可以用于小麦和油菜叶片GPP的统一反演。

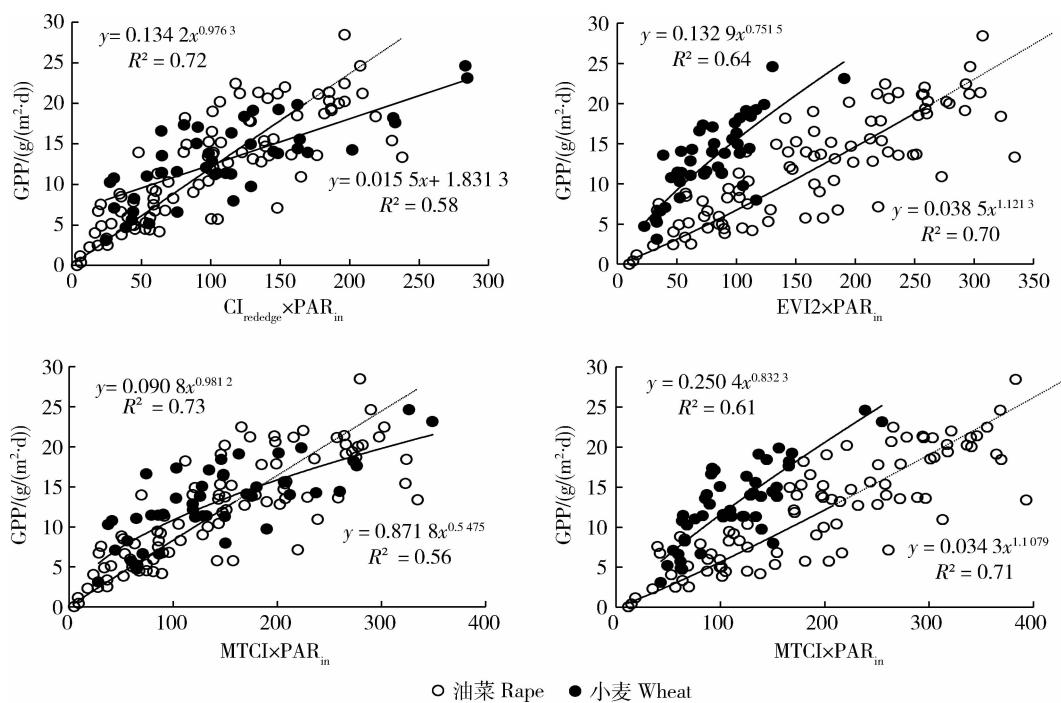
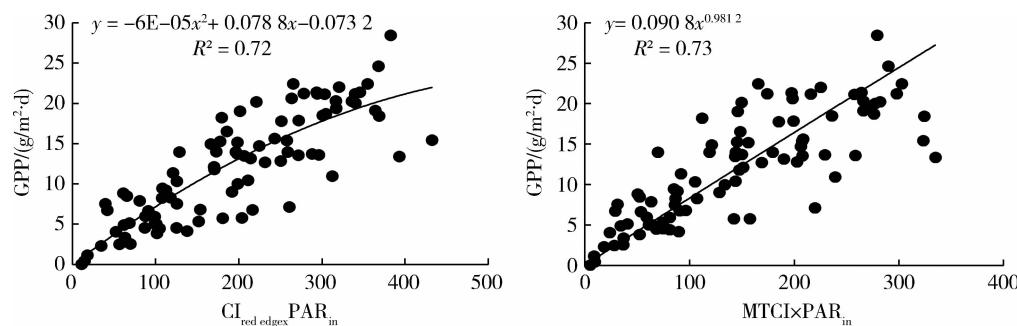
图 3 油菜和小麦优选 VI×PAR_{in} 反演 GPPFig. 3 GPP inversion of preferred VI×PAR_{in} in rape and wheat

表 5 油菜和小麦光谱信息统计

Table 5 Statistics of spectral information of rape and wheat

作物	均值 average								
	GPP	PAR _{in}	Red	RE	NIR	MTCI	CI _{red edge}	NDVI	EVI2
油菜	12.19	317.38	0.117	0.372	0.485	0.231	0.303	0.522	0.500
小麦	13.02	148.17	0.028	0.216	0.366	0.566	0.692	0.636	0.515

图 4 油菜和小麦全部数据 GPP-优选 VI×PAR_{in} 建模Fig. 4 GPP inversion of preferred VI×PAR_{in} in both rape and wheat

3 讨 论

本研究以油菜和小麦叶片光谱为基础, 分别用 7 种植被指数与光合有效辐射 PAR_{in} 的乘积反演叶

片总初级生产力 GPP, 并对油菜不同生育期进行对比分析, 进而对油菜和小麦 2 种植被反演模型进行对比分析, 得到以下结论:

1) 从油菜生理特点出发, 从花期到荚果期叶片

光合作用逐渐减弱,因此不同生育期单独建模时精度高于全时期建模。花期选择 EVI2、SR 和 $CI_{red\ edge}$ 建立的叶片 GPP 反演模型作为优选模型, R^2 均达到 0.78, RMSE 均 $< 3.33 \text{ g}/(\text{m}^2 \cdot \text{d})$; 荚果期选择 $CI_{red\ edge}$ 和 MTCI 作为优选模型, R^2 达到 0.84, RMSE $< 2.5 \text{ g}/(\text{m}^2 \cdot \text{d})$; 全时期选择基于红边波段的 $CI_{red\ edge}$ 、MTCI 为优选模型, 建模集 R^2 达到 0.80, RMSE 均 $< 3.67 \text{ g}/(\text{m}^2 \cdot \text{d})$ 。

2) 小麦叶片 GPP 反演可以选择 EVI2、NDVI、MTCI、 $CI_{red\ edge}$ 作为优选模型, R^2 为 0.58~0.60, RMSE 均 $< 3.4 \text{ g}/(\text{m}^2 \cdot \text{d})$; 其中 NDVI 预测性最好, 预测集 $R^2 = 0.67$, RMSE = $3.39 \text{ g}/(\text{m}^2 \cdot \text{d})$ 。

3) 基于红边波段的植被指数 $CI_{red\ edge}$ 和 MTCI 对小麦和油菜 2 种植被差异不敏感, 因此可以用于小麦和油菜叶片 GPP 的统一反演, R^2 为 0.72~0.73; 而 EVI2 和 NDVI 模型中不同植被则出现明显的分层现象, 不可用于统一反演。

植物初级生产力 GPP 主要取决于光照强度和植被叶绿素含量, 而植被叶绿素含量可以由高光谱植被指数无损反演, 本研究首次在叶片尺度验证了 GPP-PAR_{in} × VI 模型在油菜和小麦中的适用性, 同时根据油菜生理特点分生育期建模, 模型精度有所提升; 并对油菜和小麦的反演模型进行对比分析, 探究性提出了基于红边波段的 $CI_{red\ edge}$ 和 MTCI 在反演叶片 GPP 时对油菜和小麦植被类型不敏感的结论。在以后的研究中, 要对油菜和小麦进行下一周期试验, 对上述结论作进一步验证。

参考文献 References

- [1] 方精云, 柯金虎, 唐志尧, 陈安平. 生物生产力的“4P”概念、估算及其相互关系[J]. 植物生态学报, 2001, 25(4): 414-419
Fang J Y, Ke J H, Tang Z Y, Chen A P. Implications and estimations of four terrestrial productivity parameters [J]. *Chinese Journal of Plant Ecology*, 2001, 25(4): 414-419 (in Chinese)
- [2] Uchijima Z, Seino H. Agroclimatic evaluation of net primary productivity of natural vegetations: (1) Chikugo model for evaluating net primary productivity[J]. *Journal of Agricultural Meteorology*, 1985, 40(4): 343-352
- [3] Hunt E R, Piper S C, Nemani R, Keeling C D, Otto R D, Running S W. Global net carbon exchange and intra-annual atmospheric CO₂ concentrations predicted by an ecosystem process model and three-dimensional atmospheric transport model[J]. *Global Biogeochemical Cycles*, 1996, 10(3): 431-456
- [4] Liu J, Chen J M, Cihlar J, Park W M. A process-based boreal ecosystem productivity simulator using remote sensing inputs [J]. *Remote Sensing of Environment*, 1997, 62(2): 158-175
- [5] Monteith J L. Solar radiation and productivity in tropical ecosystems[J]. *Journal of Applied Ecology*, 1972, 9(3): 747-766
- [6] Monteith J L, Moss C J. Climate and the efficiency of crop production in Britain [and discussion] [J]. *Philosophical Transactions of the Royal Society of London*, 1977, 281 (980): 277-294
- [7] Madugundu R, Algaadi K A, Tola E, Kayad A G, Jha C S. Estimation of gross primary production of irrigated maize using landsat-8 imagery and Eddy covariance data[J]. *Saudi Journal of Biological Sciences*, 2017, 24(2): 410
- [8] Peng Y, Gitelson A A, Keydan G, Rundquist D C, Moses W. Remote estimation of gross primary production in maize and support for a new paradigm based on total crop chlorophyll content[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2011, 115(4): 978-989
- [9] Peng Y, Gitelson A A. Remote estimation of gross primary productivity in soybean and maize based on total crop chlorophyll content [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2012, 117(1): 440-448
- [10] Viña A, Gitelson A A. New developments in the remote estimation of the fraction of absorbed photosynthetically active radiation in crops[J]. *Geophysical Research Letters*, 2005, 32 (17): 195-221
- [11] Gitelson A A, Viña A, Verma S B, Rundquist D C, Arkebauer T J, Keydan G. Relationship between gross primary production and chlorophyll content in crops: Implications for the synoptic monitoring of vegetation productivity [J]. *Journal of Geophysical Research Atmospheres*, 2006, 111(D8): 854-871
- [12] Gitelson A A, Vina A, Masek J G, Verma S B, Suyker A E. Synoptic monitoring of gross primary productivity of maize using Landsat data[J]. *IEEE Geoscience & Remote Sensing Letters*, 2008, 5(2): 133-137
- [13] Gitelson A A, Peng Y, Masek J G, Rundquist D C, Verma S, Suyker A, Baker J M, Hatfield J L, Meyers T. Remote estimation of crop gross primary production with Landsat data [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2012, 121(138): 404-414
- [14] Gitelson A A, Vina A, Ciganda V, Rundquist D C, Arkebauer T J. Remote estimation of canopy chlorophyll content in crops [J]. *Geophysical Research Letters*, 2005, 32(8): 93-114
- [15] Ciganda V, Gitelson A, Schepers J. Non-destructive determination of maize leaf and canopy chlorophyll content[J]. *Journal of Plant Physiology*, 2009, 166(2): 157
- [16] 张晓华, 常庆瑞, 章曼, 刘佳岐. 基于高光谱植被指数的西北玉米不同时期叶绿素含量估测[J]. 中国农业大学学报, 2015, 20 (4): 75-81
Zhang X H, Chang Q R, Zhang M, Liu J Q. Hyperspectral

- vegetation index monitoring of chlorophyll content of different corn growth stage in Northwest China[J]. *Journal of China Agricultural University*, 2015, 20(4): 75-81 (in Chinese)
- [17] Almond S, Boyd D S, Dash J, Curran P J, Hill R A, Foody G M. Estimating terrestrial gross primary productivity with the Envisat Medium Resolution Imaging Spectrometer (MERIS) Terrestrial Chlorophyll Index (MTCI)[C]. In: Geoscience and Remote Sensing Symposium. Austin; IEEE, 2010: 4792-4795
- [18] Harris A, Dash J. The potential of the MERIS Terrestrial Chlorophyll Index for carbon flux estimation [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2010, 114(8): 1856-1862
- [19] 杨超, 鲁绍伟, 陈波, 谷建才, 李少宁, 马成东, 李琛泽. 北京地区常见果树的光合速率和固碳释氧效应[J]. 经济林研究, 2016, 34(1): 57-64
Yang C, Lu S W, Chen B, Gu J C, Li S N, Ma C D, Li C Z. Photosynthetic rate and effects of carbon fixation and oxygen release of common fruit trees in Beijing City [J]. *Nonwood Forest Research*, 2016, 34(1): 57-64 (in Chinese)
- [20] Rouse J W J, Haas R H, Schell J A, Deering D W. Monitoring vegetation systems in the great plains with ERTS[J]. *Nasa Special Publication*, 1974, 351: 309
- [21] Jiang Z, Huete A R, Didan K, Miura T. Development of a two-band enhanced vegetation index without a blue band [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2008, 112(10): 3833-3845
- [22] Gitelson A A, Kaufman Y J, Merzlyak M N. Use of a green channel in remote sensing of global vegetation from EOS-MODIS[J]. *Remote Sensing of Environment*, 1996, 58(3): 289-298
- [23] 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]. *Journal of Plant Physiology*, 2003, 160(3): 271-82
- [24] Jordan C F. Derivation of leaf-area index from quality of light on the forest floor[J]. *Ecology*, 1969, 50(4): 663-666
- [25] Dash J, Jegathan C, Atkinson P M. The use of MERIS Terrestrial Chlorophyll Index to study spatio-temporal variation in vegetation phenology over India [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2010, 114(7): 1388-1402
- [26] 王春丽, 海江波, 田建华, 杨建利, 赵晓光. 油菜终花后角果和叶片光合对籽粒产量和品质的影响[J]. 西北植物学报, 2014, 34(8): 1620-1626
Wang C L, Hai J B, Tian J H, Yang J L, Zhao X G. Influence of siliques and leaf photosynthesis on yield and quality of seed of oilseed rape (*Brassica napus* L.) after flowering [J]. *Acta Botanica Boreali-Occidentalis Sinica*, 2014, 34(8): 1620-1626 (in Chinese)

责任编辑: 王燕华