

苗梦珂, 王宝山, 李长春, 等. 基于连续小波变换的冬小麦叶片最大净光合速率遥感估算[J]. 江苏农业学报, 2020, 36(3): 544-552.

doi: 10.3969/j.issn.1000-4440.2020.03.003

## 基于连续小波变换的冬小麦叶片最大净光合速率遥感估算

苗梦珂<sup>1,2,3,4</sup>, 王宝山<sup>1</sup>, 李长春<sup>1</sup>, 龙慧灵<sup>2,3,4</sup>, 杨贵军<sup>2,3,4</sup>, 冯海宽<sup>2,3,4</sup>, 翟丽婷<sup>2,3,4</sup>, 刘明星<sup>2,3,4</sup>, 吴智超<sup>2,3,4</sup>

(1.河南理工大学, 河南 焦作 454000; 2.农业部农业遥感机理与定量遥感重点实验室/北京农业信息技术研究中心, 北京 100097; 3.国家农业信息化工程技术研究中心, 北京 100097; 4.北京市农业物联网工程技术研究中心, 北京 100097)

**摘要:** 已有研究发现, 植物的最大净光合速率( $A_{\max}$ )决定了其潜在的光合能力。以冬小麦为研究对象, 以2017年、2018年4-6月获取的拔节期、挑旗期、开花期和灌浆期4个重要生育期的不同叶位叶片的原始光谱(350~1350 nm)与气体交换数据为基础, 旨在建立基于连续小波变换的冬小麦叶片最大净光合速率估算模型。结果表明, 基于连续小波变换方法估算的模型, 2017年、2018年的建模决定系数( $R^2$ )分别为0.62、0.77, 验证 $R^2$ 分别为0.65、0.77, 其估算模型的精度远高于基于植被指数建立的模型。通过对比分析几种植被指数与高光谱数据对最大净光合速率的估算结果发现, 植被指数对小麦叶片 $A_{\max}$ 的解释能力较低, 无法对光合能力作出正确且精确的估算。基于连续小波变换方法对冬小麦叶片 $A_{\max}$ 的估算精度较高, 可以作为预估冬小麦生长状况、产量的依据。

**关键词:** 连续小波变换; 最大净光合速率; 植被指数; 高光谱

**中图分类号:** S512 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-4440(2020)03-0544-09

## Remote sensing estimation of maximum net photosynthetic rate of winter wheat leaves based on continuous wavelet transform

MIAO Meng-ke<sup>1,2,3,4</sup>, WANG Bao-shan<sup>1</sup>, LI Chang-chun<sup>1</sup>, LONG Hui-ling<sup>2,3,4</sup>, YANG Gui-jun<sup>2,3,4</sup>, FENG Hai-kuan<sup>2,3,4</sup>, ZHAI Li-ting<sup>2,3,4</sup>, LIU Ming-xing<sup>2,3,4</sup>, WU Zhi-chao<sup>2,3,4</sup>

(1. Henan Polytechnic University, Jiaozuo 454000, China; 2. Key Laboratory of Quantitative Remote Sensing in Agriculture, Ministry of Agriculture/ Beijing Research Center for Information Technology in Agriculture, Beijing 100097, China; 3. National Engineering Research Center for Information Technology in Agriculture, Beijing 100097, China; 4. Beijing Engineering Research Center for Agriculture Internet of Things, Beijing 100097, China)

**Abstract:** Present studies have shown that the maximum net photosynthetic rate ( $A_{\max}$ ) of a plant determines its potential capacity in photosynthesis. Winter wheat was taken as the research object, the data of original spectra (350–1350 nm) and gas exchange in different leaf positions in four important growth periods such as elongation stage, flagging stage, flowering stage and filling stage were obtained from April to June in 2017 and 2018. The estimation model for  $A_{\max}$  of winter

wheat leaves was established based on continuous wavelet transform. The results showed that determination coefficients ( $R^2$ ) of the model established by continuous wavelet transform in 2017 and 2018 were 0.62 and 0.77 respectively, while the determination coefficients in the verification were 0.65 and 0.77 respectively. The accuracy of the estimation model based on continuous wavelet trans-

收稿日期: 2019-12-05

基金项目: 国家重点研发计划项目(2018YFF0213602); 国家自然科学基金项目(41301475, 41601346); 北京市农林科学院博士后基金项目; 河南省科技攻关项目(1821021101186)

作者简介: 苗梦珂(1994-), 女, 河南永城人, 硕士, 研究实习员, 主要从事生态遥感研究。(E-mail) Mengkemiao17@163.com

通讯作者: 龙慧灵, (E-mail) longhl@nercita.org.cn

form was much higher than that based on the vegetation index. By comparing and analyzing several  $A_{\max}$  results estimated by vegetation indices and hyperspectral data, it was found that the vegetation index showed a low ability in explaining  $A_{\max}$ , and it couldn't make a correct and accurate estimation of photosynthetic capacity. The method based on continuous wavelet transform is more accurate in the estimation of  $A_{\max}$ , which can be used as the basis for predicting the growth status and yield of winter wheat.

**Key words:** continuous wavelet transform; maximum net photosynthetic rate; vegetation index; hyper-spectrum

光合作用是农作物物质生产的重要基础,它受外界环境与内部因素的双重限制,是一个复杂的过程<sup>[1]</sup>。作物 95% 以上的干质量来自光合作用的产物,因而光合作用对于提高作物生产力起着决定性作用<sup>[2]</sup>。净光合速率指植物光合作用积累物质的速率减去其细胞呼吸作用所消耗物质的速率,是衡量光合能力的一个重要指标,净光合速率越高,代表植物固定的碳越多<sup>[3-4]</sup>,用光合速率变化特征反映植物对环境的适应性具有重要意义<sup>[5-6]</sup>。近年来,遥感技术的持续发展为农作物生理生化参数的定量观测提供了一定的现实基础。

在光谱分析方法中,连续小波分析作为一种侧重于谱形信息提取的方法,能够在连续的波长和尺度上对光谱进行分解,在特征的选取、噪声的抑制与一些隐性的光谱弱信息提取方面表现出较大潜力<sup>[7]</sup>。近年来,连续小波在研究高光谱信息方面得到了广泛应用,张竟成等<sup>[8]</sup>利用连续小波分析方法对植物理化参数叶绿素含量、类胡萝卜素含量和叶片水含量等敏感特征进行提取,并建立精度较高的反演模型。Zhang 等<sup>[9]</sup>通过对比小麦的传统光谱与连续小波特征光谱 2 种方法来检测小麦的生理是否异常,研究结果表明,相较于原始光谱,小波特征光谱对小麦的生理响应更加强烈,在排查生理异常方面具有很好的潜力。吕玮等<sup>[10]</sup>通过将冬小麦旗叶的高光谱波段反射率进行一阶导数变换后与净光合速率进行相关性分析得到敏感波段,利用二次多项式逐步回归、偏最小二乘、反向传播(Back propagation, BP)神经网络 3 种方法构建小麦旗叶的净光合速率反演模型并进行精度分析,结果表明,用这 3 种方法估算净光合速率可行。刘广银<sup>[11]</sup>通过研究水稻开花期至乳熟期的叶片最大光合速率、群体叶片最大光合速率与干物质积累量的相关性发现,群体叶片最大光合速率与干物质积累量呈正相关,干物质积累量及积累速率在该时期达到最大值,该时期植株叶片与群体叶片的光合速率可以为高干物质累

积量提供保证。孙少波等<sup>[12]</sup>利用毛竹的原始光谱信息得到相应的理想小波系数,并通过小波系数构建不同植被指数来模拟毛竹叶片的净光合速率,结果表明,理想小波植被指数反演得到的精度高于原始光谱植被指数反演得到的精度。李春喜等<sup>[13]</sup>通过测定小麦开花期旗叶的净光合速率、胞间  $\text{CO}_2$  浓度、最大光化学效率与成熟期地上部干物质质量等指标,研究影响地上部干物质质量的最大因素,结果表明,各因素对地上部干物质质量影响作用的排序为旗叶净光合速率 > 最大光化学效率 > 胞间  $\text{CO}_2$  浓度,说明小麦旗叶净光合速率是影响植株地上部干物质质量的主要因素。前人研究发现,在对最大净光合速率( $A_{\max}$ )的估算方面,不同模型的估算能力也存在差异,在基于高光谱的  $A_{\max}$  估算中,相较于常用的几种估算方法如偏最小二乘法(Partial least squares, PLS)、支持向量机(Support vector machine, SVM)、人工神经网络(Artificial neural network, ANN)等,多元线性回归的估算精度最大,并且研究发现,随着输入变量从 12 个减少到 2 个,其建模的  $R^2$  逐渐从 0.70 减小到 0.47,验证精度则基本不变<sup>[14]</sup>。因此,本研究采用 10 个输入变量(波段),通过多元线性回归(Multiple linear regression, MLR)方法对小麦的  $A_{\max}$  进行模拟。在已有的关于作物光合能力模拟方法的研究中,大都以旗叶为研究对象,较少有利用连续小波变换及多层叶片在多个生育期对冬小麦光合速率进行估算的研究。

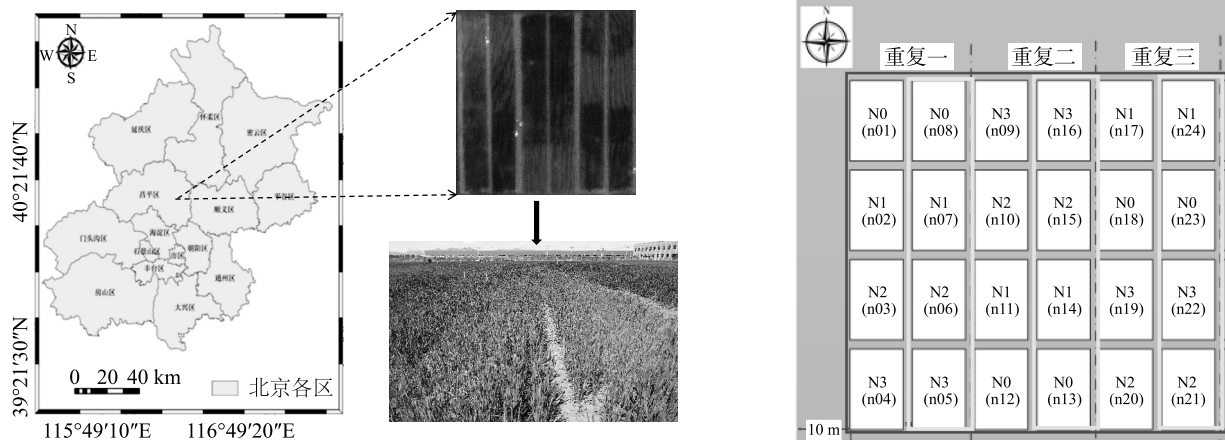
本研究以冬小麦不同生育期和不同叶位的光谱与气体交换数据为基础,对比分析传统的基于植被指数与基于连续小波变换的  $A_{\max}$  估算方法。本研究基于获取的 2017 年、2018 年 2 年的实测数据,通过植被指数与连续小波变换 2 种方法来估算  $A_{\max}$ ,探讨更适用于叶片尺度  $A_{\max}$  高光谱估算的方法,分析基于连续小波变换与基于植被指数的模型对光合能力估算的适用性与可行性,以期为基础高光谱的光合参数快速估算提供有力依据。

# 1 材料与方法

## 1.1 研究区概况

本试验于 2017–2018 年冬小麦生长季在北京市昌平区小汤山国家精准农业示范基地进行, 试验地坐标为  $40^{\circ}00' \sim 40^{\circ}21' \text{N}$ ,  $116^{\circ}34' \sim 117^{\circ}00' \text{E}$ , 平均海拔约为 36 m, 年平均降水量约为 43 mm, 年最低气温仅为  $-10^{\circ}\text{C}$ , 年最高气温可达  $40^{\circ}\text{C}$ , 高低温差较明显, 试验区总数为 24 个, 总长度为 80 m, 每个小区的面积为  $135 \text{ m}^2$  ( $15 \text{ m} \times 9 \text{ m}$ ) (图 1)。试验区

内种植的冬小麦品种为京东 18、轮选 167 (本试验只选用京东 18), 每个品种设 12 个小区。冬小麦的种植时间为每年 10 月, 收获时间为次年 6 月。在试验区内设置如下 4 个不同氮素施用水平: 无氮 (无氮肥) 处理 (N0)、缺氮 ( $195 \text{ kg/hm}^2$  尿素) 处理 (N1)、正常氮 ( $390 \text{ kg/hm}^2$  尿素) 处理 (N2)、过量氮 ( $585 \text{ kg/hm}^2$  尿素) 处理 (N3), 每个处理设 3 次重复。分别在拔节期、挑旗期、开花期和灌浆期进行冬小麦叶片气体交换数据与叶片光谱的测定。



N0: 无氮 (无氮肥) 处理; N1: 缺氮 ( $195 \text{ kg/hm}^2$  尿素) 处理; N2: 正常氮 ( $390 \text{ kg/hm}^2$  尿素) 处理; N3: 过量氮 ( $585 \text{ kg/hm}^2$  尿素) 处理; 括号内数据表示地块的编号。

图 1 试验田分布情况

Fig.1 Distribution of experimental fields

## 1.2 数据的采集

**1.2.1 光合数据的获取** 在本试验设置的 12 个小区内, 各施氮处理均选择 3 株单独的植株进行垂直测量, 在 4 个生育期, 叶层的选择方法如下: 拔节期测量第 1 层叶片 (倒一叶), 挑旗期、开花期和灌浆期均测量第 1 层到第 3 层叶片 (倒一叶、倒二叶和倒三叶)。选取不同叶位的叶片, 采用 LI-6800 便携式光合仪测量冬小麦叶片的气体交换数据。在测量过程中, 匹配红外线光合气体分析仪 (IRGA) 的系列光照度 [ $1800 \mu\text{mol}/(\text{m}^2 \cdot \text{s})$ ,  $1500 \mu\text{mol}/(\text{m}^2 \cdot \text{s})$ ,  $1000 \mu\text{mol}/(\text{m}^2 \cdot \text{s})$ ,  $800 \mu\text{mol}/(\text{m}^2 \cdot \text{s})$ ,  $500 \mu\text{mol}/(\text{m}^2 \cdot \text{s})$ ,  $200 \mu\text{mol}/(\text{m}^2 \cdot \text{s})$ ,  $100 \mu\text{mol}/(\text{m}^2 \cdot \text{s})$ ,  $50 \mu\text{mol}/(\text{m}^2 \cdot \text{s})$  和  $0 \mu\text{mol}/(\text{m}^2 \cdot \text{s})$ ] 实现光响应曲线的测定。本研究选取叶片的  $A_{\text{max}}$  作为主要研究对象, 所用  $A_{\text{max}}$  是利用 Farquhar 等于 1980 年提出的光合光响应模型——非直角双曲线模型 (NRHM) 在 SPSS 软件中对实测光合-光响应曲线进行拟合得到的<sup>[15]</sup>。

**1.2.2 反射率光谱的获取** 完成光响应曲线的测定后, 直接进行叶片光谱的测量。叶片光谱采用美国 ASD 公司的 Fieldspec FR 2500 型野外光谱辐射仪和叶片夹 (ASD leaf clip) 进行测量。其光谱仪波段范围为  $350 \sim 2500 \text{ nm}$ , 间隔为  $1 \text{ nm}$ , 其中  $350 \sim 1000 \text{ nm}$  的光谱采样间隔为  $1.4 \text{ nm}$ , 分辨率为  $3 \text{ nm}$ ;  $1000 \sim 2500 \text{ nm}$  的光谱采样间隔为  $2.0 \text{ nm}$ , 分辨率为  $10 \text{ nm}$ 。测量前需要用叶片夹自带的标准白板进行校正并记录白板的辐照度 (Radiance, RAD), 每张叶片用黑板夹住中间位置后测定辐照度, 每张叶片测量 10 次后求其平均值, 作为该叶片的光谱辐照度曲线数据。根据辐照度计算反射率, 计算公式如下:

$$R_{\text{目标}} = \frac{RAD_{\text{目标}} \times R_{\text{参考板}}}{RAD_{\text{参考板}}} \quad (1)$$

式中,  $R_{\text{目标}}$  为冬小麦叶片光谱反射率,  $R_{\text{参考板}}$  为参考板的光谱反射率,  $RAD_{\text{目标}}$  为测得的冬小麦的辐照度,  $RAD_{\text{参考板}}$  为测得的参考板的辐照度。



植物通过吸收可见光进行光合作用,主要吸收红光及蓝光波段,反射绿光及近红外波段。美国试验和材料协会(ASTM)规定:700~2 500 nm 为近红外波段,短波近红外波段的范围为700~1 100 nm,长波近红外波段的范围为1 100~2 500 nm,其中1 350~2 500 nm 波段包含水分吸收带,对含水量的反应敏感,常用于土壤湿度、植物含水量、水分状况等的研究,对光合作用的敏感性较低。因此,本研究拟分析350~1 350 nm 波段的光谱信息。

### 1.3 敏感波段选取方法

连续小波分析是一种信号处理工具,被广泛应用于遥感光谱图像的处理<sup>[16]</sup>,在高光谱数据中用于降低维数<sup>[9]</sup>。连续小波分析的原理就是将高光谱数分解成不同分辨率与不同波长的小波能量系数,通用的转换公式<sup>[8]</sup>如下:

$$\psi_{a,b}(\lambda) = \frac{1}{\sqrt{a}} \psi\left(\frac{\lambda-b}{a}\right) \quad (2)$$

式中, $\psi_{a,b}(\lambda)$ 表示小波母函数; $a$ 表示波宽; $b$ 表示相位; $\lambda=1,2,\dots,n$ , $n$ 为波段数。原始光谱信号能够通过小波分解得到不同波长与不同分辨率(即分解尺度)的能量系数矩阵:

$$W_f(a,b) = \langle f(\lambda), \psi_{a,b}(\lambda) \rangle = \int_{-\infty}^{+\infty} f(\lambda) \psi_{a,b}(\lambda) d\lambda \quad (3)$$

式中, $f(\lambda)$ 为原始光谱反射率;小波系数 $W_f(a_i, b_j)$ 包含 $j$ 波长( $j=1,2,\dots,n$ )和 $i$ 尺度( $i=1,2,\dots,m$ )2维。

原始光谱经过连续小波分解后可得到1个 $m \times n$ 的矩阵,在原始光谱变换中, $n=1\ 001$ (即350~1 350 nm)。Cheng等<sup>[17-18]</sup>研究发现,为了降低计算的复

杂性,仅保留尺度为2的指数次幂(20,21,...,210)的小波系数不影响小波特征提取效果。本研究利用连续小波分析对原始光谱进行变换,将原始光谱变换为对应的多尺度小波系数,将 $A_{\max}$ 与小波系数结合,分别选取2017年、2018年中满足0.01显著水平的决定系数最高的10个敏感波段区间,再分别选出10个敏感波段区间中决定系数最高的10个波段用于最终的 $A_{\max}$ 估算。

### 1.4 $A_{\max}$ 的高光谱模拟方法

本研究选用2种方法模拟 $A_{\max}$ ,第1种是基于MLR和连续小波变换的 $A_{\max}$ 高光谱估算方法。首先将得到的光谱通过连续小波分析的方法得到相应的多尺度小波系数和小波系数与 $A_{\max}$ 的决定系数图,然后选取决定系数较高的10个波段对应的小波系数,最后通过MLR方法对冬小麦叶片的 $A_{\max}$ 进行高光谱估算。MLR是一种基于多个自变量对因变量进行解释说明的回归方法,展示因变量与多个自变量之间的关系,表示各自变量对因变量的预估值<sup>[19]</sup>。在本试验中,2017年的建模样本有75个,验证样本有37个;2018年的建模样本有52个,验证样本有26个。第2种是基于传统植被指数的 $A_{\max}$ 估算方法。在遥感领域中,植被指数已被广泛用于定性与定量评价植被的覆盖度及生长活力<sup>[20]</sup>。植被光谱表现为植被、土壤亮度、土壤颜色、湿度等复杂的混合反应<sup>[21]</sup>。植被指数是通过将不同波段反射率进行简单的数学运算得到的,可以涵盖较为丰富的植被信息<sup>[22-27]</sup>。本研究用到的植被指数及其公式见表1。

表1 植被指数的计算公式

Table 1 Calculation formulae of vegetation indices

植被指数	公式	参考文献
归一化植被指数(NDVI)	$NDVI = (800 - 670) / (800 + 670)$	[28]
差值植被指数(DVI)	$DVI = 800 - 670$	[29]
增强植被指数(EVI)	$EVI = 2.5 \times (800 - 670) / (800 + 6 \times 670 - 7.5 \times 475 + 1)$	[30]
比值植被指数(RVI)	$RVI = 800 / 670$	[31]
光化学植被指数(PRI)	$PRI = (531 - 570) / (531 + 570)$	[32]
结构不敏感色素指数(SIPI)	$SIPI = (800 - 445) / (800 + 680)$	[33]

用植被指数对 $A_{\max}$ 进行估算主要分为如下2个部分:(1)将每个指数单独与 $A_{\max}$ 结合,通过一元线性回归对 $A_{\max}$ 进行估算;(2)将6个植被指数作为输入变量,建立传统的基于植被指数的多元线性回归 $A_{\max}$ 估算模型。

### 1.5 精度评价

为了评价和检验模型的精度,本研究采用决定

系数( $R^2$ )、均方根误差(RMSE)2个指标进行评价。其中, $R^2$ 被用来评价模型的准确性, $R^2$ 越接近1,表

明此模型的精度越高,拟合的效果越好。 $RMSE$  被用来量化模型的精度,当其值接近 0 时,即  $RMSE$  越小,说明预估值与真值之间的偏差越小。 $R^2$ 、 $RMSE$  的计算公式如下<sup>[34]</sup>:

$$R^2 = \left[ 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - x_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2} \right] \quad (4)$$

$$RMSE = \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - x_i)^2}{n} \quad (5)$$

式中,  $x_i$ 、 $y_i$  分别为预测的  $A_{\max}$ 、实测的  $A_{\max}$ ,  $\bar{y}$  为实测的平均  $A_{\max}$ ,  $n$  为样本数。

### 1.6 数据分析方法

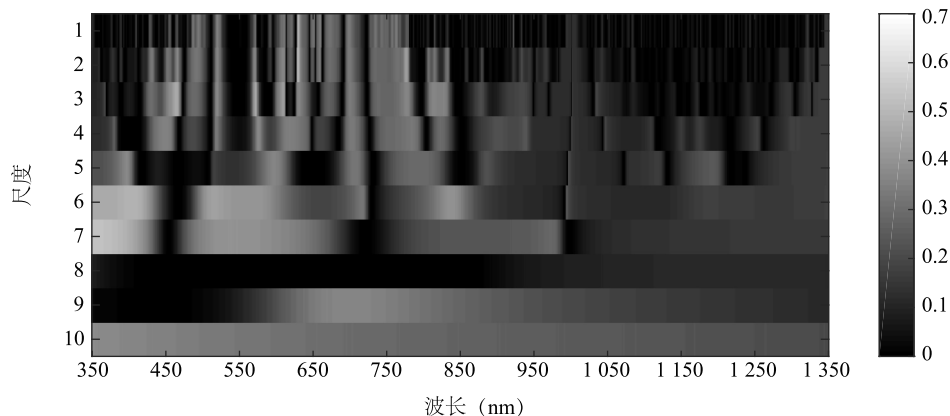
试验测得的叶片光谱数据使用 Viewspecpro 进行预处理。首先将测得的数据通过平滑处理进行修正,剔除异常值,再将处理后的叶片数据导出到 Excel 中,最后根据公式(1)计算得到叶片的光谱反射率曲线。为避免测量过程中的人为误差,每张叶片测量 10 次,取平均值。将反射率曲线与用 SPSS 拟

合得到的  $A_{\max}$  数据导入 Matlab,通过相应程序得到小波系数与  $A_{\max}$  的决定系数图。将选取的 10 个小波系数导入 Matlab,建立相应模型,最后通过 Excel 绘制相应年份的散点图。

## 2 结果与分析

### 2.1 相关性分析与 $A_{\max}$ 特征波段的选取

本研究选取 2017 年、2018 年拔节期、挑旗期、开花期、灌浆期共 190 张冬小麦叶片的反射率原始光谱与  $A_{\max}$  作为研究对象,其中 2017 年、2018 年的叶片信息数分别为 112 个、78 个,根据方法 1.4,得到 2017 年、2018 年光谱对应的多尺度小波系数与  $A_{\max}$  的决定系数。由图 2、图 3 可以看出,原始光谱对  $A_{\max}$  较为敏感的波段主要集中在 350~800 nm。根据原始光谱与  $A_{\max}$  在不同尺度、不同波段的决定系数得出,2017 年的决定系数满足 0.01 显著水平的敏感波段集中在第 1、2、3、4、5、6、7、9、10 尺度;2018 年的决定系数满足 0.01 显著水平的敏感波段集中在第 1~9 尺度。



图例中的 0~0.7 表示决定系数( $R^2$ )。

图 2 2017 年试验数据的小波系数与  $A_{\max}$  的决定系数

Fig.2 Wavelet coefficient and  $A_{\max}$  determination coefficient of test data in 2017

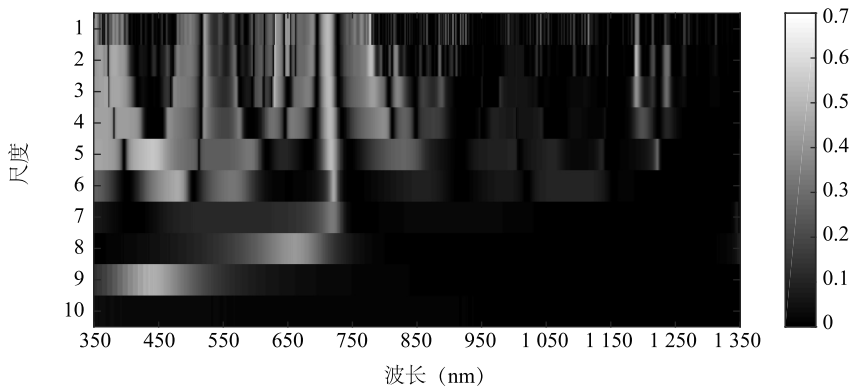
基于图 2 与图 3 的结果,挑选出  $R^2$  满足 0.01 显著水平的 10 个敏感波段区间,再从 10 个敏感波段区间中挑选出决定系数最高的 10 个波段作为输入变量。本研究主要分析 350~1350 nm 区间的波段,由表 2、表 3 可以看出,2017 年选中的波段尺度集中在第 1、2、3、6、7 尺度,在已选取的波段中,  $R^2$  最高的为第 7 尺度,为 0.53,选取的 10 个波段的  $R^2$  均大于 0.40。2018 年选取的波段尺度为 1、2、3、5,共 4 个,在已选取的波段中,  $R^2$  最高的为第 1 尺度,为 0.58,

选取的 10 个波段的  $R^2$  均大于 0.50。2017 年、2018 年 2 年选取的波段范围为 350~800 nm,选取的敏感波段对应的  $R^2$  均满足 0.01 显著水平。可以看出,2017 年、2018 年 2 年内敏感波段的选取受当年外部条件的影响较大,关于选取不同年份、固定波段的方法还需要深入探讨。

### 2.2 冬小麦叶片光合能力估算模型

#### 2.2.1 基于连续小波变换的光合能力估算结果

根据方法 1.4 中 2017 年、2018 年 2 年建模与验证的



图例中的 0~0.7 表示决定系数( $R^2$ )。  
图 3 2018 年试验数据的小波系数与  $A_{\max}$  的决定系数  
Fig.3 Wavelet coefficient and  $A_{\max}$  determination coefficient of test data in 2018

表 2 2017 年敏感波段及对应的尺度(按  $R^2$  排序)  
Table 2 Sensitive bands and corresponding scales in 2017

序号	波长 (nm)	尺度	决定系数 ( $R^2$ )
1	350	7	0.53
2	630	2	0.50
3	405	6	0.49
4	630	1	0.48
5	465	3	0.47
6	572	3	0.46
7	610	3	0.44
8	517	6	0.44
9	777	2	0.43
10	540	7	0.40

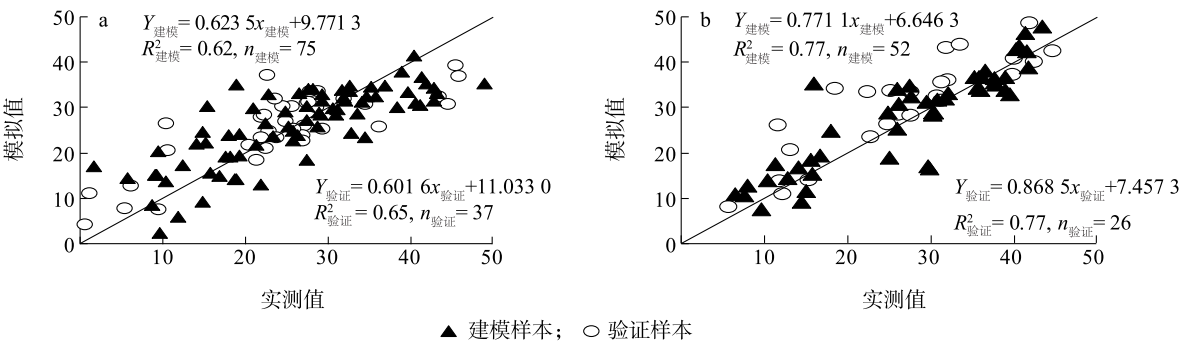
表 3 2018 年敏感波段及对应的尺度(按  $R^2$  排序)  
Table 3 Sensitive bands and corresponding scales in 2018

序号	波长 (nm)	尺度	决定系数 ( $R^2$ )
1	770	1	0.58
2	630	1	0.53
3	441	5	0.53
4	449	5	0.52
5	778	2	0.52
6	630	2	0.51
7	712	1	0.50
8	712	2	0.50
9	714	3	0.50
10	717	5	0.50

样本数量,首先将表 2、表 3 中原始光谱对应的多尺度小波系数挑选出来,然后进行模型的建立,最后用  $R^2$ 、 $RMSE$  来判断建模精度与验证精度。基于连续小波估算的 2017 年和 2018 年的叶片  $A_{\max}$  模拟值与实测值散点图见图 4。结果表明,2017 年建模精度对应的  $R^2=0.62$ , $RMSE=6.49\ \mu\text{mol}/(\text{m}^2\cdot\text{s})$ ;2018 年建模精度对应的  $R^2=0.77$ , $RMSE=5.96\ \mu\text{mol}/(\text{m}^2\cdot\text{s})$ 。2017 年、2018 年数据验证的  $R^2$  分别为 0.65、0.77, $RMSE$  分别为  $6.71\ \mu\text{mol}/(\text{m}^2\cdot\text{s})$ 、 $6.49\ \mu\text{mol}/(\text{m}^2\cdot\text{s})$ 。由此可见,建模精度与验证精度均达到 0.01 显著水平。

2.2.2 不同叶位与生育期对叶片光合能力估算结果的影响 由于旗叶对光的吸收最直接,因而多数研究只分析旗叶的光合能力。考虑到其他叶位的叶片也会影响地上生物量,因此根据不同组合重新选取决定系数较高的敏感区间与敏感系数,对不同叶位及不同生育期的叶片光合能力进行估算。由表 4 可以看出,在 2017 年,倒二叶的  $A_{\max}$  估算精度最好,倒三叶次之,旗叶的估算精度最差;在 2018 年,旗叶与倒二叶的估算精度均较好,倒三叶的估算精度相对较差;2017 年营养生长期的估算精度高于生殖生长期,2018 年生殖生长期的估算精度高于营养生长期,且所有估算结果均满足 0.01 显著水平。此外,由于 2018 年倒二叶与倒三叶的模型样本量较少,可能会对结果造成影响。

2.2.3 基于植被指数的光合能力估算结果 利用本研究所选取的 6 种植被指数,采用与方法 2.2.1 中连续小波变换方法相同的建模与验证数据集建立基于单个植被指数的叶片  $A_{\max}$  估算模型。由表 5、表 6 可以看出,2017 年、2018 年的整体估算结果较差,最



a;2017 年的散点图;b;2018 年的散点图。

图 4 基于连续小波变换的 2017 年和 2018 年的叶片 A<sub>max</sub> 模拟值与实测值散点图

Fig.4 Scatter diagram of simulated and measured A<sub>max</sub> in 2017 and 2018 based on continuous wavelet transform

表 4 不同生育期、叶位叶片的 A<sub>max</sub> 估算结果

Table 4 Estimation results of A<sub>max</sub> in different growth stages and leaf positions

年份	生育期及叶位	建模决定系数(R <sup>2</sup> )	验证决定系数(R <sup>2</sup> )	建模 RMSE	验证 RMSE
2017	旗叶	0.50	0.63	5.08	5.43
	倒二叶	0.76	0.79	4.69	4.32
	倒三叶	0.63	0.64	5.47	4.81
	营养生长期	0.73	0.70	4.12	4.59
	生殖生长期	0.61	0.62	5.66	5.56
2018	旗叶	0.87	0.81	4.68	6.24
	倒二叶	0.83	0.86	6.06	6.42
	倒三叶	0.69	0.72	4.24	4.60
	营养生长期	0.55	0.49	5.73	8.61
	生殖生长期	0.76	0.74	6.60	6.12

RMSE 表示均方根误差。

大的 R<sup>2</sup> 小于 0.60。其中 2017 年、2018 年 2 年的建模 R<sup>2</sup> 均较低,2017 年 6 种植被指数的验证 R<sup>2</sup> 均很低,2018 年部分植被指数的验证精度较高,2018 年验证 R<sup>2</sup> 排序为 RVI>NDVI>PRI>SIPI>EVI>DVI。2018 年 NDVI、RVI、PRI 指数的建模 R<sup>2</sup> 与验证 R<sup>2</sup> 高于其他 3 个植被指数。基于单个植被指数的叶片 A<sub>max</sub> 估算精度较低,无法同时达到 0.01 显著水平,不能作为有效的估算方法对叶片 A<sub>max</sub> 进行正确估算。

将所有植被指数作为输入变量,通过多元线性回归的方法估算叶片 A<sub>max</sub>。由表 7 可以看出,相较于单一的植被指数估算,基于 6 种植被指数的叶片 A<sub>max</sub> 建模精度略有提高,其中 2017 年的精度依旧较低,2018 年的建模精度与验证精度有明显提高;RMSE 的变化相对较小。

表 5 2017 年基于单个植被指数的叶片 A<sub>max</sub> 估算结果

Table 5 Estimation results of A<sub>max</sub> based on single vegetation index in 2017

植被指数	建模决定系数(R <sup>2</sup> )	验证决定系数(R <sup>2</sup> )
归一化植被指数(NDVI)	0.08	0.01
差值植被指数(DVI)	0.01	0.02
增强植被指数(EVI)	0.02	0.01
比值植被指数(RVI)	0.08	0.01
光化学植被指数(PRI)	0.08	0.01
结构不敏感色素指数(SIPI)	0.07	0.01

表 6 2018 年基于单个植被指数的叶片 A<sub>max</sub> 估算结果

Table 6 Estimation results of A<sub>max</sub> based on single vegetation index in 2018

植被指数	建模决定系数(R <sup>2</sup> )	验证决定系数(R <sup>2</sup> )
归一化植被指数(NDVI)	0.15	0.57
差值植被指数(DVI)	0.01	0.05
增强植被指数(EVI)	0.04	0.27
比值植被指数(RVI)	0.27	0.59
光化学植被指数(PRI)	0.23	0.49
结构不敏感色素指数(SIPI)	0.07	0.45

表 7 基于 6 种植被指数的叶片 A<sub>max</sub> 估算结果

Table 7 Estimation results of A<sub>max</sub> based on six vegetation indices

年份	建模决定系数(R <sup>2</sup> )	建模 RMSE	验证决定系数(R <sup>2</sup> )	验证 RMSE
2017	0.28	9.14	0.11	10.65
2018	0.50	8.41	0.54	7.16

RMSE 表示均方根误差。



### 3 讨论

#### 3.1 基于植被指数的光合能力估算

前人依据 9 种与光合作用有关的植被指数来估算净光合速率,发现  $CI_{rededge}$ 、 $NDVI705$ 、 $RVI700$  对  $A_{max}$  的估算精度较高,但是其  $R^2$  仍小于 0.6<sup>[35]</sup>。在基于小波变换的毛竹叶片净光合速率反演中,利用  $NDVI$ 、 $DVI$ 、比值植被指数( $SR$ )与原始光谱共 4 种光谱植被指数反演净光合速率的  $R^2$  为 0.57,而利用连续小波变换后将  $R^2$  提高到了 0.70<sup>[11]</sup>。本研究选取了  $NDVI$ 、 $DVI$ 、 $EVI$ 、 $RVI$ 、 $PRI$ 、 $SIPI$  共 6 种植被指数,通过建立单一的植被指数估算模型来估算冬小麦的最大净光合速率,并利用 2017 年、2018 年 2 年的实测数据同时分析建模精度与验证精度,发现建模精度与验证精度均无法同时到达有效估算的程度。通过 MLR 方法将 6 个植被指数作为输入变量建立基于多个植被指数的估算模型发现,2 年的建模精度与验证精度均有所提高,但 2017 年的估算精度仍旧较差,2018 年的建模精度、验证精度分别提升到 0.50、0.54,满足反演精度的要求。研究发现, $DVI$ 、 $EVI$ 、 $SIPI$  对 2 年最大净光合速率估算的精度均较低,可能由于  $DVI$ 、 $RVI$  对土壤背景的变化更为敏感, $SIPI$  对植被健康监测等更为敏感,对光合作用的敏感性较低。2018 年的  $NDVI$ 、 $RVI$ 、 $PRI$  对叶片  $A_{max}$  的估算精度较高,可能由于这 3 种植被指数对光合作用的敏感性较高。2017 年基于单个植被指数的估算精度较低,基于 6 个植被指数的建模精度达到 0.01 显著水平,验证精度达到 0.05 显著水平,可能由 2017 年在进行试验时叶片含水量、光照、室外温度、叶片结构的差异及长势不均一等因素引起。综合本研究结果表明,基于单一植被指数方法的估算结果对数据集的选取依赖度较高,通用性较差。基于 MLR 方法,将植被指数的输入数量由 1 个逐步增加到多个的对比模型,有待进一步探索。

#### 3.2 基于连续小波变换的冬小麦光合能力估算

已有的研究大都采用旗叶或单生育期的叶片作为试验对象来估算植物叶片的光合能力。前人曾用小麦旗叶与经过一阶导数变换后的光谱结合模拟小麦的净光合速率,得到了小麦旗叶的  $A_{max}$  最佳高光谱模拟模型的波长及其对应的模型<sup>[10]</sup>。本研究试图从基于连续小波变换与基于植被指数的方法中选取 1 种更合适估算  $A_{max}$  的方法。研究结果表明,基

于连续小波变换方法,用不同年份的数据得到的建模精度与验证精度均较高,并且建模精度与验证精度的  $R^2$  与  $RMSE$  相差不大,稳定性较好,说明基于连续小波变换的光合能力高光谱估算方法适用性较强,可以作为冬小麦光合能力估算的方法。

### 4 结论

在基于连续小波变换的叶片  $A_{max}$  估算中,选取的敏感波段主要集中在 350~800 nm,其中 2017 年选取的敏感波段的决定系数为 0.40~0.53,2018 年选取的敏感波段的决定系数为 0.50~0.58。通过对比不同叶位与不同生育期叶片的  $A_{max}$  估算结果得出,在 2017 年,倒二叶的  $A_{max}$  估算精度高于其他 2 层叶片的估算精度,估算精度最低的为旗叶,营养生长期的估算精度高于生殖生长期;在 2018 年,旗叶与倒二叶的估算精度高于倒三叶的估算精度,生殖生长期的估算精度高于营养生长期的估算精度,所有估算结果均达到 0.01 显著水平,可以作为有效的估算结果。对比基于 1 种与 6 种植被指数的叶片  $A_{max}$  估算结果发现,基于 1 种植被指数对叶片  $A_{max}$  进行估算时, $NDVI$ 、 $RVI$  与  $PRI$  的估算精度高于其他 3 种植被指数的估算精度;基于 6 种植被指数的估算精度高于单独估算模型的估算精度,2017 年的建模精度达到 0.01 显著水平,验证精度达到 0.05 显著水平,2018 年模型的精度整体上达到了 0.01 显著水平。基于 2 种方法对叶片  $A_{max}$  的估算结果显示,基于连续小波变换的估算模型精度远高于基于植被指数的估算精度,且模型预测值与真值间相差较小,能够达到 0.01 显著水平。综上,可以用基于连续小波变换的估算方法来监测作物的光合能力,为作物的固碳能力评价及产量预估提供依据。

#### 参考文献:

- [1] 李合生. 现代植物生理学[M]. 北京:高等教育出版社, 2002: 129-137.
- [2] 梁振娟,马浪浪,陈玉章,等. 马铃薯叶片光合特性研究进展[J]. 农业科技通讯, 2015(3):41-45.
- [3] 贾小丽,苗利国,林红梅,等. 不同环境下水稻灌浆期净光合速率的动态遗传研究[J]. 中国农学通报, 2012, 28(18):31-35.
- [4] 张治安,杨 福,陈展宇,等. 叶片净光合速率日变化及其与环境因子的相互关系[J]. 中国农业科学, 2006, 39(3):502-509.
- [5] 林琼影,胡 剑,温国胜,等. 天目山毛竹叶冬季光合作用日



- 变化规律[J].福建林学院学报, 2008, 28(1):61-64.
- [6] 王朝英,李昌晓,张 晔. 水淹对枫树幼苗光合生理特征的影响[J]. 应用生态学报, 2013, 24(3):675-682.
- [7] BLACKBURN G A, FERWERDA J G. Retrieval of chlorophyll concentration from leaf reflectance spectra using wavelet analysis [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2008, 112(4):1614-1632.
- [8] 张竞成,刘 鹏,王 斌,等.基于连续小波分析的植物理化参数反演中光谱分辨率影响分析[J]. 红外与毫米波学报, 2018, 37(6):753-760.
- [9] ZHANG J C, YUAN L, PU R L, et al. Comparison between wavelet spectral features and conventional spectral features in detecting yellow rust for winter wheat[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2014, 100: 79-87.
- [10] 吕 玮,李玉环,毛伟兵,等. 基于高光谱的小麦旗叶净光合速率的遥感反演模型的比较研究[J]. 农业资源与环境学报, 2017, 34(6):582-586.
- [11] 刘广银. 水稻不同基本苗群体经济产量直接形成期叶片光合速率与物质积累初步研究[D]. 重庆:西南大学, 2011.
- [12] 孙少波,杜华强,李平衡,等. 基于小波变换的毛竹叶片净光合速率高光谱遥感反演[J]. 应用生态学报, 2016, 27(1):49-58.
- [13] 李春喜,韩 蕊,邵 云,等. 小麦开花期旗叶光合特性与地上部干物质质量的相关和通径分析[J]. 江苏农业科学, 2019, 47(6):66-70.
- [14] 张 卓,龙慧灵,王崇倡,等. 冬小麦叶片光合特征高光谱遥感估算模型的比较研究[J]. 中国农业科学, 2019, 52(4):61643-62855.
- [15] FARQUHAR G D, VON CAEMMERER S V, BERRY J A. A biochemical model of photosynthetic CO<sub>2</sub> assimilation in leaves of C<sub>3</sub> species[J]. *Planta*, 1980, 149: 78-90.
- [16] 刘金亨. 基于小波变换的遥感图像处理研究[D]. 重庆:重庆大学, 2010.
- [17] CHENG T, RIVARD B, SÁNCHEZ-AZOFEIFA G A, et al. Continuous wavelet analysis for the detection of green attack damage due to mountain pine beetle infestation[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2010, 114(4):899-910.
- [18] CHENG T, RIVARD B, SÁNCHEZ-AZOFEIFA A. Spectroscopic determination of leaf water content using continuous wavelet analysis [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2011, 115(2): 659-670.
- [19] 唐启义. 数理统计在植保试验研究中的应用——第七讲 多元线性回归分析[J]. 植保技术与推广, 2001, 21(12): 40-42.
- [20] 郭 凯,孙培新,刘卫国,等. 利用遥感影像软件 ENVI 提取植被指数[J]. 红外, 2005(5):13-15, 26.
- [21] 田庆久,闵祥军.植被指数研究进展[J]. 地球科学进展, 1998, 13(4):327-333.
- [22] 汪小钦,王苗苗,王绍强,等. 基于可见光波段无人机遥感的植被信息提取[J]. 农业工程学报, 2015, 31(5):152-159.
- [23] ZHOU X, ZHENG H B, XU X Q, et al. Predicting grain yield in rice using multi-temporal vegetation indices from UAV-based multispectral and digital imagery[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry & Remote Sensing*, 2017, 130: 246-255.
- [24] CHENG H D, JIANG X H, SUN Y, et al. Color image segmentation: advances and prospects[J]. *Pattern Recognition*, 2001, 34(12): 2259-2281.
- [25] 郭建茂,王星宇,李淑婷,等. 基于冠层光谱红边参数和植被指数的冬小麦水分胁迫监测[J]. 江苏农业科学, 2019, 47(10): 88-94.
- [26] 边 琳,叶 飞,刘珊珊,等. 基于 NDVI 的昆明市 2001-2005 年植被覆盖度变化趋势分析[J]. 山东农业科学, 2018, 50(1): 107-110.
- [27] 孟令奎,李晓香,张 文. 植被覆盖区 VIIRS 与 MODIS 遥感指数的相关性[J]. 江苏农业学报, 2018, 34(3):570-577.
- [28] TUCKER C J. Red and photographic infrared linear combinations for monitoring vegetation [J]. *Remote Sensing of Environment*, 1979, 8(2): 127-150.
- [29] JORDAN C F. Derivation of leaf-area index from quality of light on the forest floor[J]. *Ecology*, 1969, 50(4):663-666.
- [30] HUETE A, JUSTICE C, LIU H. Development of vegetation and soil indexes for MODIS-EOS[J]. *Remote Sensing of Environment*, 1994, 49(3): 224-234.
- [31] BIRTH G S, MCVEY G R. Measuring the color of growing turf with a reflectance spectrophotometer [J]. *Agronomy Journal*, 1968, 60(6):640-643.
- [32] GAMON J A, PEÑUELAS 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.
- [33] PENUELAS J, FILELLA I, GAMON J A. Assessment of photosynthetic radiation-use efficiency with spectral reflectance[J]. *New Phytologist*, 1995, 131(3): 291-296.
- [34] 刘 厘,丁莫元,张浩杰,等. 覆膜条件下对 AquaCrop 模型冬小麦生长动态和土壤水分模拟效果的评价分析[J]. 中国农业科学, 2017, 50(10):1838-1851.
- [35] 王 娣,佃袁勇,乐 源,等. 基于高光谱植被指数的叶片净光合速率  $P_n$  反演[J]. 地理与地理信息科学, 2016, 32(4):42-48.

(责任编辑:徐 艳)