

平稳小波变换在冬小麦 SPAD 高光谱监测中的应用*

姚付启^{1,2} 蔡焕杰^{2**} 孙金伟³ 乔伟¹

(¹长江科学院农业水利研究所, 武汉 430010; ²西北农林科技大学旱区农业水土工程教育部重点实验室, 陕西杨凌 712100;

³长江科学院水土保持研究所, 武汉 430010)

摘要 在 2010 与 2011 年度冬小麦生长季通过大田小区试验, 利用 ASD 便携式野外光谱仪和 SPAD-502 叶绿素计实测冬小麦冠层的高光谱反射率与 SPAD 值. 分析不同 SPAD 值下的冬小麦冠层光谱特征, 建立了基于归一化植被指数 (NDVI) 与比值植被指数 (RVI)、小波能量系数的不同生育期冬小麦 SPAD 估算模型. 结果表明: 随着 SPAD 值的增大, “绿峰”与“红谷”特征愈加明显. 在冬小麦返青期、拔节期、抽穗期、灌浆期 NDVI 估算 SPAD 的效果较好, 估算模型的 R^2 分别为 0.7957、0.8096、0.7557、0.5033. 小波能量系数回归模型可以提高冬小麦 SPAD 的估算精度, 在返青期、拔节期、抽穗期、灌浆期以高频、低频小波能量系数为自变量的冬小麦 SPAD 估算模型的 R^2 分别达到 0.9168、0.9154、0.8802、0.9087.

关键词 冬小麦; 叶绿素含量; 高光谱遥感; 平稳小波变换; 估算模型

文章编号 1001-9332(2015)07-2139-07 **中图分类号** S127 **文献标识码** A

Application of stationary wavelet transformation to winter wheat SPAD hyperspectral monitoring. YAO Fu-qi^{1,2}, CAI Huan-jie², SUN Jin-wei³, QIAO Wei¹ (¹*Institute of Agricultural Water Conservancy, Changjiang River Scientific Research Institute, Wuhan 430010, China*; ²*Ministry of Education Key Laboratory of Agricultural Soil and Water Engineering in Arid Areas, Northwest A&F University, Yangling 712100, Shannxi, China*; ³*Institute of Soil and Water Conservation, Changjiang River Scientific Research Institute, Wuhan 430010, China*). -*Chin. J. Appl. Ecol.*, 2015, 26(7): 2139–2145.

Abstract: By field trials, the canopy hyperspectral reflectance and chlorophyll content (SPAD) for winter wheat during 2010 and 2011 growth periods were measured by the ASD portable spectrometer and portable chlorophyll meter SPAD-502, respectively. The canopy spectral characteristics of different SPAD values were analyzed in different growth periods. The winter wheat SPAD estimation models based on normalized difference vegetation index (NDVI), ratio vegetation index (RVI) and wavelet energy coefficients were established in different growth periods. The results showed that green peak and red valley characteristics became more and more obvious with the increase of the SPAD. The SPAD estimation models based on NDVI performed better at the regreening stage, elongation stage, heading stage and filling stage with determination coefficients (R^2) being 0.7957, 0.8096, 0.7557 and 0.5033, respectively. The winter wheat SPAD estimation models based on wavelet energy coefficients could greatly improve the SPAD estimation accuracy, with regression determination coefficients (R^2) of the PVC estimation models based on high frequency energy coefficient and low frequency energy coefficient being 0.9168, 0.9154, 0.8802 and 0.9087 at the regreening stage, elongation stage, heading stage and filling stage, respectively.

Key words: winter wheat; chlorophyll content; hyperspectral remote sensing; stationary wavelet transform; estimation model.

* 国家自然科学基金项目(51309016, 51179162)、国家科技支撑计划项目(2011BAD29B01)、湖北省自然科学基金项目(2013CFB401)和中央级公益性科研院所基本科研业务费专项(CKSF2014041/NS)资助。

** 通讯作者. E-mail: caihj@nwsuaf.edu.cn

2014-08-20 收稿, 2015-03-08 接受。

叶绿素是植物在光合作用过程中吸收光能的主要物质,直接影响到植物的光能利用率.植物叶片叶绿素含量的多少,既反映植物的生长状况,又体现出植物与外界发生物质能量交换的能力,因此,叶绿素是一个监测作物长势和估产的重要指标.传统的作物色素监测方法一般基于破坏性取样和有机溶剂提取湿化学分析方法^[1],在时间或空间上难以满足实时、快速、无损、准确诊断的要求.近年来,随着高光谱分辨率遥感技术的发展,可以直接对地物进行微弱光谱差异的定量分析,在作物叶绿素含量等生理生态参数的估算研究中优势明显^[2-3].

高光谱遥感在提供目标物精细光谱信息的同时带来了大量的基础数据,如何使高光谱数据降维数而又尽量保持地物原有的信息成为数据处理的关键^[4].小波与传统信号分析工具如傅里叶变换相比,具有良好的自适应性,成为高光谱数据处理的有力工具^[5].在植被生理生态参数的高光谱提取方面,小波变换在国内外已有应用^[6-13].所采用的小波变换方法均为正交小波变换.正交小波变换具有无冗余的优点,但其采样环节使其缺失平移不变性,在对信号的分析时常出现伪 Gibbs 现象,影响分析结果.平稳小波变换与正交小波变换对于信号分解重构原理基本一致,但由于去除了采样处理环节,具备平移不变性,使其在某些应用领域中独具优势.姚付启等^[14]将平稳小波应用到冬小麦覆盖度高光谱监测中取得较好结果.迄今,作物叶绿素含量高光谱估算模型研究主要集中于估算方法的应用研究^[15-19],对于作物叶绿素含量估算模型在不同生育期是否存在差异性研究较少^[20-22].基于此,本文着重分析基于光谱植被指数的冬小麦不同生育期 SPAD 值估算模型的差异性,同时探讨平稳小波变换在冬小麦 SPAD 值高光谱估算中的应用,以期促进高光谱分辨率遥感在冬小麦叶绿素含量动态监测中的应用.

1 研究地区与研究方法

1.1 试验地概况与试验设计

本研究的试验地点位于西北农林科技大学教育部旱区农业水土工程重点实验室的灌溉试验站(34°18' N, 108°24' E, 海拔 521 m),该站位于陕西省关中地区,地下水埋深较大,所以忽略地下水补给量.该区属于大陆性暖温带季风气候,全年平均无霜期 212 d,多年平均气温 12.9 °C,多年平均降水量 635.1 mm,年均蒸发量 1500 mm.试验地土壤质地为中壤土,1 m 土层平均田间持水量为 23%~25%,凋

萎含水率为 8.5% (以上均为质量含水率),平均干容重为 1.44 g·cm⁻³.耕层土壤(0~25 cm)的基本肥力(质量分数):土壤有机质 15.28 g·kg⁻¹,全氮 0.87 g·kg⁻¹,全磷 0.74 g·kg⁻¹,全钾 17.64 g·kg⁻¹,速效磷 80.5 mg·kg⁻¹,硝态氮 85.32 mg·kg⁻¹,土壤肥力中等偏上.供试作物为冬小麦,品种为‘小偃 22 号’、‘秦农 142’、‘郑麦 9023’.试验设 4 个施肥水平,分别为 0、60、120、180 kg·hm⁻² 纯氮,五氧化二磷 240 kg·hm⁻²,播种时一次全部施入.设置 2 个灌溉水平,分别为充分灌溉、水分亏缺.小麦于 2009 年 10 月 17 日播种,2010 年 3 月 3 日返青,6 月 9 日成熟收获;2010 年 10 月 17 日播种,2011 年 3 月 6 日返青,6 月 7 日成熟收获.随机区组排列,试验小区面积为 3 m×4 m,行距 25 cm,设 4 个重复.

1.2 数据采集与预处理

2010 年 3—6 月、2011 年 3—6 月,对冬小麦冠层反射率及冬小麦 SPAD 值进行同步监测.采用美国 ASD 便携式野外光谱仪(ASD FieldSpec Hand-Held)对冬小麦冠层进行光谱测定,光谱仪波段范围为 325~1075 nm,光谱分辨率 3.5 nm,光谱采样间隔 1.6 nm,视场角 25°.选择天气晴朗、无风或者风力很小时于北京时间 11:00—13:00 进行光谱测定.各处理测定前后进行参考板校正,测量时传感器探头垂直向下,距冠层垂直高度 1 m.每个处理光谱值重复采集 10 次,把 10 组数据的平均值作为该样品最终光谱反射率.采用便携式叶绿素仪 SPAD-502 测定的 SPAD 值代替叶绿素含量,待冠层光谱测定之后,用便携式叶绿素仪 SPAD-502 在光谱测量范围内均匀地测量 20 个值,取平均值作为此小区的一个叶绿素含量.

1.3 回归分析法

本研究以冬小麦 SPAD 值为因变量,以高光谱数据组成的植被指数为自变量,进行回归分析,构建 SPAD 值估算的回归模型.目前,常用归一化植被指数(normal difference vegetation index, NDVI)和比值植被指数(ratio vegetation index, RVI)估算作物的生理生态参数,如覆盖度、叶面积指数、生物量、叶绿素含量等^[23-25].同时,为了使所建立模型更好地应用到 LANDSAT 卫星中去,利用所测高光谱数据模拟 TM3 与 TM4 波段,即由高光谱数据 630~690 和 760~900 nm 波段平均反射率分别代表 TM3 和 TM4 数据. NDVI、RVI 计算公式如下:

$$NDVI = (\rho_{NIR} - \rho_{Red}) / (\rho_{NIR} + \rho_{Red})$$

$RVI = \rho_{NIR} / \rho_{Red}$

式中: ρ_{NIR} 、 ρ_{Red} 分别代表近红外波段 (760~900 nm)、红光波段 (630~690 nm) 光谱反射率平均值.

1.4 平稳小波变换方法

小波变换类似于傅里叶变换, 将一般的函数 (信号) 表示为小波基 (其中每个基函数对应各自不同的频率) 的线性叠加, 从而将对原来函数 (在时域或空域里) 的分析转化为对这个叠加权系数 (即小波变换) 的分析. 小波分析的权系数是尺度和位移的二元函数. 连续小波变换定义为:

$$WT_f(ab) = (f, \psi_{a,b})$$
$$= \int_{-\infty}^{+\infty} f(\lambda) \frac{1}{\sqrt{a}} \psi^* \left(\frac{\lambda - b}{a} \right) d\lambda \quad (1)$$

式中: $\psi_{a,b} = \frac{1}{\sqrt{a}} \psi \left(\frac{\lambda - b}{a} \right)$ 是小波基, 它由某一小波函数 $\psi(\lambda)$ 通过平移 ($\lambda \rightarrow \lambda - b$) 和伸缩 ($\lambda \rightarrow \lambda / a$) 获得.

对于离散信号的处理, 小波基的尺度和位移都是离散化的. 通常, 取 $a=2, b=1$, 即常见的正交小波变换. 如图 1 所示, 正交小波变换的第 $j(j \geq 1)$ 尺度分解过程为:

$$\begin{cases} c_{j+1} = D(Hc_j) \\ d_{j+1} = D(Gc_j) \end{cases} \quad (2)$$

式中: c_j 和 d_j 分别为第 j 尺度的近似部分和细节部分, 在尺度分解的初始阶段, c_0 通常用原始离散信号近似代替; H 为低通滤波器; G 为高通滤波器; D 表示下采样操作. 滤波器 H, G 可由下式求得:

$$\begin{cases} h_k = \langle \varphi_{1,0}(\lambda), \varphi_{0,k}(\lambda) \rangle \\ g_k = \langle \psi_{1,0}(\lambda), \varphi_{0,k}(\lambda) \rangle \end{cases} \quad (3)$$

式中: h 和 g 分别是 H 和 G 的时域响应函数. 对于正交小波变换的所有尺度, H 和 G 保持不变. $\varphi(\lambda)$ 和 $\psi(\lambda)$ 分别为尺度函数和小波函数, 满足以下二尺度差分方程:

$$\begin{cases} \varphi\left(\frac{\lambda}{2^j}\right) = \sqrt{2} \sum_k h_k \varphi\left(\frac{\lambda}{2^{j-1}} - k\right) \\ \psi\left(\frac{\lambda}{2^j}\right) = \sqrt{2} \sum_k g_k \varphi\left(\frac{\lambda}{2^{j-1}} - k\right) \end{cases} \quad (4)$$

正交小波变换具备分解无冗余的优点, 使其在数据压缩、传输等领域具有广泛应用. 然而, 由于正交小波变换在分解的每一尺度都要进行采样操作, 不满足平移不变性, 即某个信号的正交小波变换和该信号平移后的正交小波变换间不存在平移关系, 使其在某些信号处理领域, 如信号消噪领域受到限制.

平稳小波变换属于非正交小波变换, 弥补了正

交小波变换的不足. 其分解过程较为简单, 即在正交小波变换的基础上去除了采样操作. 因此, 各尺度分解的结果和原始信号具有相同的长度, 这保证了平稳小波变换具备平移不变性. 此外, 与正交小波变换不同的是, 每一尺度的低通、高通滤波器通过对上一尺度相应滤波器的上采样 (即补零插值) 获得. 平稳小波变换的第 j 尺度分解过程 (图 1) 中, H_j, G_j 分别通过对 H_{j-1}, G_{j-1} 上采样求得, 且 $H_0 = H, G_0 = G$.

与正交小波变换类似, 运用平稳小波变换进行 j 尺度分解可以得到 $j+1$ 个频带 (包括 j 个高频频带与 1 个低频频带). j 个高频频带中的主频随 j 的增大而逐渐减小, 且在最底层的低频频带, 即第 $j+1$ 频带进一步减小至最小值, 如图 1 中的高频频带 d_1, d_2, d_3 与低频频带 c_3 . 这些不同部分包含了信号不同频带的信息, 由其得到的统计参数能够有效地反映信号在频域的能量分布. 常用的统计参数如小波能量系数:

$$F_j = \sqrt{\frac{1}{K} \sum_{k=1}^K W_{j,k}^2} \quad 1 \leq j \leq J+1 \quad (5)$$

式中: F_j 为第 j 尺度的小波能量系数; J 为分解尺度个数; K 为第 j 层分解的系数个数. 当 $1 \leq j \leq J$ 时, $W_{j,k}$ 为第 j 尺度高频部分的第 k 个系数; $j = J+1$ 时, $W_{j,k}$ 为低频部分的第 k 个系数.

小波可分为不同族类, 各族类所包括的小波各具特色. 为综合考察各小波在高光谱数据反演中所表现的性能, 本文考察了常用的大多数小波, 共 51 个, 涵盖 5 个族类: Daubechies 族、Bior 族、Rbio 族、Symlets 族和 Coif 族. 在各族类中按小波支撑集的长度依次选择若干具有代表性的小波, 如 Daubechies 族中依次选择了 db1、db2、db3、db5 等小波. 本文基于 Matlab 平台实现, 所采用的平稳小波函数为:

$$C_{SWT} = \text{swt}(X, J, 'wname') \quad (6)$$

式中: C_{SWT} 为输出的小波系数矩阵, 其中, 包括 j 层高频分量和 1 层的低频分量; X 为输入光谱数据;

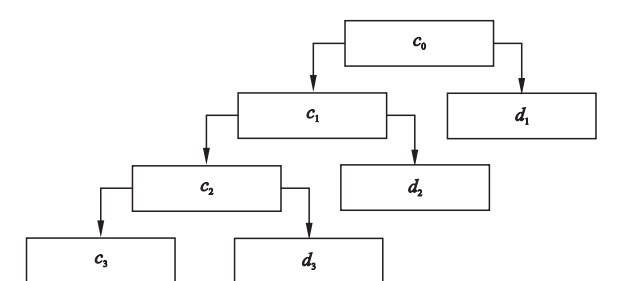


图 1 平稳小波变换 j 尺度分解

Fig.1 j -scale decomposition of stationary wavelet transformation ($j=3$).

J 为分解层数;wname 为所采用的小波名称.

1.5 数据处理

本研究利用 2010 年冬小麦数据,采用回归分析法和平稳小波变换两种方法分别构建返青期、拔节期、抽穗期、灌浆期冬小麦 SPAD 估算模型.采用 2011 年冬小麦返青期、拔节期、抽穗期与灌浆期所得实测数据对估算模型进行检验,采用两种模型预测的冬小麦 SPAD 值与地面实测值进行拟合,用多元决定系数 R^2 对模型进行精度检验,对比两种方法的预测精度.

2 结果与分析

2.1 不同 SPAD 的冬小麦冠层高光谱特征

作物冠层反射光谱由作物、土壤、大气、水分等多个因子综合形成,其反射率受作物本身、田间杂草、植被覆盖度、作物水分、土壤状况和大气等多个因素的影响.由图 2 可以看出,不同 SPAD 值下,冬小麦冠层高光谱特征类似,形成“峰”、“谷”特征.在可见光区域(400~700 nm),植物叶片的反射和透射都很低,存在 2 个“吸收谷”和 1 个“反射峰”,即 450 nm 的蓝光、650 nm 的红光和 550 nm 的绿光.“吸收谷”是色素对蓝光和红光的强吸收造成的,而“反射峰”则是由于绿光的弱反射造成的,所以植物通常呈暗绿色.在 680~740 nm 波段,冬小麦光谱反射率急剧上升形成植被光谱最重要的特征——“红边”.这是因为叶肉内的海绵组织结构内有很大反射表面的空腔,且细胞内的叶绿素呈水溶胶状态,具有强烈的红外反射.但是不同 SPAD 值下,冬小麦冠层高光谱特征也产生差异.当冬小麦 SPAD 值偏小时(如 SPAD=39.3 时),冬小麦冠层光谱在可见光区的绿峰不明显,随着 SPAD 值的增大,绿峰特征愈加

明显,红谷也越深,这是由于叶绿素绿光区的弱反射造成的.

2.2 基于回归模型的冬小麦 SPAD 值估算

植被指数能够有效地反映植被在可见光、近红外波段范围内反射特征与土壤反射背景特征之间的差异,可以有效地综合反映与增强植被信息.为综合比较 NDVI、RVI 两种植被指数构建的估算模型对不同生育期冬小麦 SPAD 值估算的效果,将两种植被指数与冬小麦 SPAD 值进行拟合,以决定系数 R^2 作为评价指标,选取拟合度较高的模型作为最终估算模型,以使模拟结果更加接近实测值.由表 1 可知,两种植被指数均能较好反映冬小麦不同生育期内 SPAD 值与植被指数之间的关系,NDVI 与冬小麦返青期、拔节期、抽穗期和灌浆期 SPAD 值的最佳拟合方程分别为一元线性回归方程、指数回归方程、指数回归方程和一元线性回归方程, R^2 分别为 0.7957、0.8096、0.7557 和 0.5033. RVI 与冬小麦返青期、拔节期、抽穗期和灌浆期 SPAD 值的最佳拟合方程均为对数回归方程, R^2 分别为 0.8027、0.7607、0.5301 和 0.4262,回归方程决定系数 R^2 随着生育期的推移有显著变小趋势.相比较而言,除了返青期,拔节期、抽穗期、灌浆期 NDVI 较 RVI 拟合精度稍高.

2.3 基于小波能量系数的冬小麦 SPAD 值估算

基于小波能量系数的冬小麦 SPAD 值估算过程为:首先对冬小麦返青期、拔节期、抽穗期和灌浆期各生育期的光谱数据进行小波分解,然后计算各样本光谱数据的小波能量系数,最后基于所得的小波能量系数对冬小麦 SPAD 值作回归分析.在基于小波能量系数对冬小麦 SPAD 值估算过程中,当分解尺度为 j 时,将产生 j 个高频能量系数与 1 个低频能量系数.

采用 2010 年冬小麦光谱、SPAD 值数据建模,表 2 为分解尺度 $j=1$ 时冬小麦不同生育期冠层反射率小波能量系数与其 SPAD 值之间的一元、二元线性回归方程.同时还对 51 种小波函数获得的反演效果进行比较分析,以考察 51 种小波函数所能获得的最佳反演效果.在此过程中,以估算模型决定系数 R^2 作为标准挑选出各个时期拟合效果最好的小波函数.由表 2 可知,基于小波低频能量系数一元线性回归模型及基于小波能量系数高频、低频的二元线性回归模型的决定系数较高,说明估算模型的构建精度较高.

2.4 SPAD 值预测精度对比

为了比较上述植被指数、小波能量系数两种方

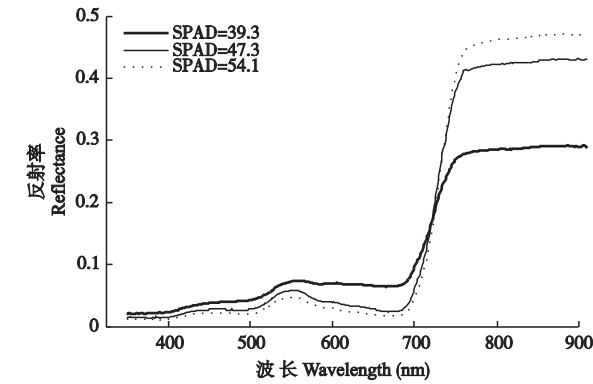


图 2 不同 SPAD 值下的冬小麦原始光谱
Fig.2 Winter wheat canopy spectral reflectance in different SPAD values.

表 1 基于 NDVI、RVI(*x*) 冬小麦不同生育期 SPAD(*y*) 的估算模型
Table 1 Estimation models of winter wheat SPAD (*y*) values at different growth stages based on NDVI and RVI (*x*)

生育期 Growth period	植被指数 Vegetation index	最佳回归方程 Best regression equation	决定系数 Determination coefficient (<i>R</i> ²)	样本数 Sample number
返青期	NDVI	$y = 48.7482x - 6.7445$	0.7957	126
Regreening stage	RVI	$y = 16.2734\ln x - 0.8646$	0.8027	
拔节期	NDVI	$y = 4.3452e^{2.8005x}$	0.8096	130
Elongation stage	RVI	$y = 20.271\ln x - 4.2083$	0.7607	
抽穗期	NDVI	$y = 2.3793e^{3.7414x}$	0.7557	122
Heading stage	RVI	$y = 19.0972\ln x + 2.6994$	0.5301	
灌浆期	NDVI	$y = 73.532x + 3.9638$	0.5033	131
Filling stage	RVI	$y = 19.721\ln x + 20.5468$	0.4262	

表 2 基于小波能量系数的冬小麦不同生育期 SPAD 值估算模型
Table 2 Estimation models of winter wheat SPAD values at different growth stages based on wavelet energy coefficients

生育期 Growth period	小波名称与能量系数 Wavelet name and energy coefficient	预测模型 Prediction model	决定系数 Determination coefficient (<i>R</i> ²)	样本数 Sample number
返青期	db1, 高频	$y = 3043.37021x - 4.5056$	0.6855	126
Regreening stage	db1, 低频	$y = 65.1714x_0 - 8.1783$	0.8407	
	db1, 高频和低频	$y = 138.1114x + 64.1003x_0 - 9.172$	0.9168	130
拔节期	db1, 高频	$y = 2970.4249x - 4.6781$	0.5821	
Elongation stage	db1, 低频	$y = 48.8082x_0 + 0.9718$	0.8953	122
	db1, 高频和低频	$y = 105.8092x + 74.7986x_0 - 3.5173$	0.9154	
抽穗期	db1, 高频	$y = 2429.1294x + 16.7949$	0.5201	131
Heading stage	Bior1.3, 低频	$y = 63.3413x_0 + 13.0973$	0.8786	
	Bior1.3, 高频和低频	$y = 192.2106x + 59.659x_0 - 6.8934$	0.8802	122
灌浆期	Rbio1.3, 高频	$y = 4902.1358x - 6.5283$	0.5812	
Filling stage	rbio3.9, 低频	$y = 149.2635x_0 - 26.1732$	0.8621	131
	rbio3.9, 高频和低频	$y = 133.7123x + 69.1843x_0 - 8.4581$	0.9087	

x: 高频能量系数 Energy coefficient of high frequency; *x*₀: 低频能量系数 Energy coefficient of low frequency; *y*: SPAD.

法预测冬小麦 SPAD 值的适应性和精确度,选取 2011 年冬小麦返青期、拔节期、抽穗期、灌浆期所得实测数据对估算模型进行精度测试。

由表 3 可知,NDVI 回归模型与 RVI 回归模型在冬小麦不同生育期表现出不同的预测性能.在冬小麦生长的 4 个时期内,与基于 RVI 回归模型相比,基于 NDVI 回归模型均取得较好的预测效果,模型预测值与冬小麦返青期、拔节期、抽穗期、灌浆期实测值之间的线性方程的决定系数 *R*² 分别为 0.7675、0.7546、0.5853 与 0.5033;但在灌浆期,基于 NDVI 回归模型对 SPAD 值预测的决定系数比其他时期低.综上所述,运用 NDVI、RVI 可以有效反演冬

表 3 基于 NDVI、RVI 冬小麦不同生育期 SPAD 值估算模型的预测性
Table 3 Predictability of the estimation models of winter wheat SPAD values at different growth stages based on NDVI and RVI

生育期 Growth period	植被指数 Vegetation index	预测值与实测值回归方程 Regression equation between predicted and measured value	决定系数 Determination coefficient (<i>R</i> ²)	样本数 Sample number
返青期	NDVI	$y = 0.7864x + 5.3149$	0.7675	129
Regreening stage	RVI	$y = 0.7479x + 6.2662$	0.7479	
拔节期	NDVI	$y = 0.7546x + 6.8149$	0.7546	127
Elongation stage	RVI	$y = 0.7326x + 7.4991$	0.7346	
抽穗期	NDVI	$y = 0.5853x + 16.1542$	0.5853	131
Heading stage	RVI	$y = 0.3546x + 25.1377$	0.3546	
灌浆期	NDVI	$y = 0.5033x + 16.8734$	0.5033	121
Filling stage	RVI	$y = 0.3836x + 21.0383$	0.3836	

x: SPAD 预测值 Predicted value of SPAD; *y*: SPAD 实测值 Measured value of SPAD . 下同 The same below.

表 4 基于小波能量系数的冬小麦不同生育期 SPAD 值估算模型的预测性
Table 4 Predictability of estimation models of winter wheat SPAD values at different growth stages based on wavelet energy coefficients

生育期 Growth period	小波名称与能量系数 Wavelet name and energy coefficient	预测值与实测值回归方程 Regression equation between predicted and measured value	决定系数 Determination coefficient (R^2)	样本数 Sample number
返青期 Regreening stage	bior3.9, 高频	$y = 0.5391x + 10.6534$	0.5981	129
	bior3.9, 低频	$y = 0.8447x + 3.1553$	0.8316	
	bior3.9, 高频和低频	$y = 0.8524x + 2.7451$	0.8815	
拔节期 Elongation stage	rbio3.1, 高频	$y = 0.6547x + 8.2931$	0.4541	127
	rbio3.1, 低频	$y = 0.8683x + 2.8101$	0.8865	
	rbio3.1, 高频和低频	$y = 0.8029x + 5.1602$	0.8888	
抽穗期 Heading stage	bior3.9, 高频	$y = 0.6562x + 8.2077$	0.4757	131
	bior3.9, 低频	$y = 0.8341x + 3.8017$	0.8555	
	bior3.9, 高频和低频	$y = 0.7982x + 5.3797$	0.8572	
灌浆期 Filling stage	rbio3.9, 高频	$y = 0.6447x + 8.4829$	0.4888	121
	rbio3.9, 低频	$y = 0.8135x + 4.3072$	0.8401	
	rbio3.9, 高频和低频	$y = 0.8013x + 5.1968$	0.8608	

小麦在不同生育期的 SPAD 值,可优先使用 NDVI.

由表 4 可以看出,基于小波低频能量系数的冬小麦 SPAD 值一元线性回归模型及基于小波高频、低频能量系数的冬小麦 SPAD 值二元线性回归模型的预测值与实测值拟合方程的决定系数略低于表 2 中建模方程决定系数,所构建的反演模型是稳定的,能够满足冬小麦 SPAD 值预测需要.同时,相比较传统的植被指数 NDVI、RVI 估算模型的拟合精度及预测精度,基于小波低频能量系数的冬小麦 SPAD 值一元线性回归模型以及基于小波高频、低频的冬小麦 SPAD 值线性模型都更好一些.

3 结 论

基于归一化植被指数 (NDVI)、比值植被指数 (RVI)、小波能量系数,构建了不同生育期冬小麦 SPAD 估算模型.结果表明:不同 SPAD 值下冬小麦冠层高光谱特征产生差异.当冬小麦 SPAD 值偏小时,冬小麦冠层光谱在可见光区的绿峰不明显,随着 SPAD 值的增大,绿峰特征愈加明显,红谷也越深.运用 NDVI、RVI 植被指数均可以有效反演不同生育期冬小麦的 SPAD 值.但相对于 RVI, NDVI 的反演精度更高一些.以平稳小波变化得到的小波能量系数为自变量的估算模型能够准确地预测冬小麦 SPAD 值.基于小波低频能量系数的冬小麦 SPAD 值一元线性回归模型以及以基于小波高频、低频的冬小麦 SPAD 值二元线性回归模型的决定系数 R^2 ,都高于相同生育期由最佳植被指数估算模型所得的决定系数.

本研究在利用高光谱数据进行冬小麦 SPAD 值估算方面进行了尝试,为冬小麦 SPAD 值的高精度

估算提供了科学依据.研究发现,拥有良好数学基础的小波分析可以有效地利用光谱信息的整体结构特征,建立准确度更高的估算模型.本文研究成果虽然是在实测冬小麦的基础上得出,但对于其他作物同样具有借鉴意义.

参考文献

[1] Lichtenthaler HK. Chlorophylls and carotenoids: Pigments of photosynthetic biomembranes. *Methods in Enzymology*, 1987, **148**: 350–382

[2] Blackburn GA. Quantifying chlorophylls and carotenoids at leaf and canopy scales: An evaluation of some hyperspectral approaches. *Remote Sensing of Environment*, 1998, **66**: 273–285

[3] Wang W (王伟), Peng Y-K (彭彦昆), Ma W (马伟), *et al.* Prediction of chlorophyll content of winter wheat using leaf-level hyperspectral data. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery* (农业机械学报), 2010, **41**(5): 172–177 (in Chinese)

[4] Song K-S (宋开山), Zhang B (张柏), Wang Z-M (王宗明), *et al.* Application of wavelet transformation in *in-situ* measured hyperspectral data for soybean LAI estimation. *Chinese Agricultural Science Bulletin* (中国农学通报), 2006, **22**(9): 101–108 (in Chinese)

[5] Bruce L, Li J. Wavelet for computationally efficient hyperspectral derivative analysis. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2001, **39**: 1540–1546

[6] Kaewpijit S, Le MJ, El-Ghazawi T. Automatic reduction of hyperspectral imagery using wavelet spectral analysis. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2003, **41**: 863–871

[7] Blackburn GA, Ferada JG. Retrieval of chlorophyll concentration from leaf reflectance spectra using wavelet analysis. *Remote Sensing of Environment*, 2008, **112**: 1614–1632

[8] Pu RL, Gong P. Wavelet transform applied to EO-1 hy-

- perspectal data for forest LAI and crown closure mapping. *Remote Sensing of Environment*, 2004, **91**: 212–224
- [9] Song K-S (宋开山), Zhang B (张 柏), Wang Z-M (王宗明), *et al.* Soybean chlorophyll: A concentration estimation models based on wavelet-transformed *in situ* collected canopy hyperspectral data. *Chinese Journal of Plant Ecology* (植物生态学报), 2008, **32**(1): 152–160 (in Chinese)
- [10] Fang M-H (方美红), Liu X-N (刘湘南). Estimation of nitrogen content in rice leaves with hyperspectral reflectance measurements using wavelet analysis. *Journal of Applied Sciences* (应用科学学报), 2010, **28**(4): 387–393 (in Chinese)
- [11] Guo Y-Y (郭洋洋), Zhang L-P (张连蓬), Wang D-G (王德高), *et al.* Application of wavelet analysis for determining chlorophyll concentration in vegetation by hyperspectral reflectance. *Bulletin of Surveying and Mapping* (测绘通报), 2010(8): 31–33 (in Chinese)
- [12] Song K-S (宋开山), Liu D-W (刘殿伟), Wang Z-M (王宗明), *et al.* Corn chlorophyll: A concentration and LAI estimation models based on wavelet transformed canopy hyperspectral reflectance. *System Sciences and Comprehensive Studies in Agriculture* (农业系统科学与综合研究), 2011, **27**(2): 154–160 (in Chinese)
- [13] Tang X-G (汤旭光), Song K-S (宋开山), Liu D-W (刘殿伟), *et al.* Comparison of methods for estimating soybean chlorophyll content based on visual/near infrared reflection spectra. *Spectroscopy and Spectral Analysis* (光谱学与光谱分析), 2011, **31**(2): 371–374 (in Chinese)
- [14] Yao F-Q (姚付启), Cai H-J (蔡焕杰), Wang H-J (王海江), *et al.* Monitoring winter wheat percentage vegetation cover based on stationary wavelet transformation derived from hyperspectral reflectance. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery* (农业机械学报), 2012, **43**(3): 173–180 (in Chinese)
- [15] Kokaly RF, Clark RN. Spectroscopic determination of leaf biochemistry using band-depth analysis of absorption features and stepwise multiple linear regression. *Remote Sensing of Environment*, 1999, **67**: 267–287
- [16] Gitelson AA, Kaufman YJ, Stark R, *et al.* Novel algorithms for remote estimation of vegetation fraction. *Remote Sensing of Environment*, 2002, **80**: 76–87
- [17] Haboudane D, Miller JR, Tremblay N, *et al.* Integrated narrow-band vegetation indices for prediction of crop chlorophyll content for application to precision agriculture. *Remote Sensing of Environment*, 2002, **81**: 416–426
- [18] Li M-Z (李明泽), Zhao X-H (赵小红), Liu Y (刘钺), *et al.* Inversion of vegetation canopy's chlorophyll content based on airborne hyperspectral image. *Chinese Journal of Applied Ecology* (应用生态学报), 2013, **24**(1): 177–182 (in Chinese)
- [19] Kong W-P (孔维平), Bi Y-L (毕银丽), Li S-P (李少朋), *et al.* Hyperspectral estimation of leaf chlorophyll content in mycorrhizal inoculated soybean under drought stress. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering* (农业工程学报), 2014, **30**(12): 123–131 (in Chinese)
- [20] Sun L (孙 莉), Chen X (陈 曦), Bao A-M (包安明), *et al.* Analysis of correlation for cotton leaf hyperspectral data and physiology parameters in different growing stage. *Arid Land Geography* (干旱区地理), 2004, **27**(1): 124–129 (in Chinese)
- [21] Ji R-H (冀荣华), Zheng L-H (郑立华), Deng X-L (邓小蕾), *et al.* Forecasting chlorophyll content and moisture of apple leaves in different tree growth period based on spectral reflectance. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery* (农业机械学报), 2014, **45**(8): 269–275 (in Chinese)
- [22] Li C-H (李彩虹), Feng M-C (冯美臣), Wang C (王超), *et al.* Response of canopy spectral on chlorophyll content of winter wheat under different sowing date. *Journal of Nuclear Agricultural Sciences* (核农学报), 2014, **28**(2): 309–316 (in Chinese)
- [23] Adams ML, Philpot WD, Norvell WA. Yellowness index: An application of spectral second derivatives to estimate chlorosis of leaves in stressed vegetation. *International Journal of Remote Sensing*, 1999, **20**: 3663–3675
- [24] Gitelson AA, Kaufman YJ, Stark R, *et al.* Novel algorithms for remote estimation of vegetation fraction. *Remote Sensing of Environment*, 2002, **80**: 76–87
- [25] Serrano L, Penuelas J, Ustin SL. Remote sensing of nitrogen and lignin in Mediterranean vegetation from AVIRIS data: Decomposing biochemical from structural signals. *Remote Sensing of Environment*, 2002, **81**: 355–364

作者简介 姚付启,男,1981年生,工程师,博士。主要从事农业节水与农业信息技术研究。E-mail: fuqiyao163@163.com
责任编辑 杨 弘
