doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2021.08.017

基于小波变换和分数阶微分的冬小麦叶绿素含量估算

李长春　施锦锦　马春艳　崔颖琪　王艺琳　李亚聪
(河南理工大学测绘与国土信息工程学院,焦作 454000)

摘要:叶绿素含量变化直接表征冬小麦的光合作用能力,所以监测冬小麦叶绿素含量对分析冬小麦光合能力和生长状况具有重要意义。基于地面冬小麦冠层高光谱和实测叶绿素含量,分别利用原始光谱、分数阶微分光谱、原始光谱经连续小波变换后得到的小波能量系数与实测叶绿素含量进行相关性分析,选取相关性较好的分数阶微分光谱和小波能量系数,采用逐步回归分析、支持向量机、人工神经网络等方法构建冬小麦叶绿素含量估算模型。结果表明,在拔节期、孕穗期、开花期和全生育期,使用连续小波变换-人工神经网络建模结果最优,拔节期建模和验证决定系数分别为 0.93 和 0.90,孕穗期建模和验证决定系数分别为 0.93 和 0.90,开花期建模和验证决定系数分别为 0.93 和 0.90,全生育期建模和验证决定系数分别为 0.86 和 0.85;在灌浆期,使用分数阶微分-人工神经网络建模结果最优,灌浆期建模和验证决定系数分别为 0.97 和 0.90。本研究可为作物叶绿素含量遥感估算提供技术方案。

关键词:冬小麦;叶绿素含量;冠层高光谱;连续小波变换;分数阶微分;人工神经网络
中图分类号:S512.1+1　　**文献标识码**:A　　**文章编号**:1000-1298(2021)08-0172-11　　**OSID**:

Estimation of Chlorophyll Content in Winter Wheat Based on Wavelet Transform and Fractional Differential

LI Changchun　SHI Jinjin　MA Chunyan　CUI Yingqi　WANG Yilin　LI Yacong
(*School of Surveying and Land Information Engineering*, *Henan Polytechnic University*, *Jiaozuo* 454000, *China*)

Abstract: Chlorophyll content is the main biochemical parameter of winter wheat, and its changes directly represent the photosynthetic capacity of winter wheat. Therefore, monitoring the chlorophyll content of winter wheat is of great significance for analyzing the photosynthetic capacity and growth status of winter wheat. Based on the canopy hyperspectral data and measured chlorophyll content of winter wheat on the ground, the correlation analysis between the measured chlorophyll content and the wavelet energy coefficient obtained from the original spectrum, fractional differential spectrum and original spectrum through continuous wavelet transform was carried out, and then the fractional differential spectrum and wavelet energy coefficient with good correlation were selected and combined with stepwise regression analysis the estimation model of chlorophyll content of winter wheat was established by using the methods of support vector machine and artificial neural network. The results showed that: at the jointing stage, booting stage, flowering stage and full growth stage, the results of continuous wavelet transform - artificial neural network modeling were the best, R^2 of modeling and verification were 0.93 and 0.90 at jointing stage, 0.93 and 0.90 respectively at booting stage, and 0.93 and 0.90 respectively at flowering stage, 0.86 and 0.85 at full growth stage respectively; at the filling stage, the results of fractional differential - artificial neural network were the best, R^2 of modeling and verification were 0.97 and 0.90, respectively, which provided technical scheme for remote sensing estimation of crop chlorophyll content.

Key words: winter wheat; chlorophyll content; canopy hyperspectral; continuous wavelet transform; fractional differential; artificial neural network

收稿日期:2020-09-15　修回日期:2021-04-26
基金项目:国家自然科学基金项目(41871333)和国家大学生创新创业项目(202010460048)
作者简介:李长春(1976—),男,副教授,主要从事农业定量遥感研究,E-mail:lichangchun610@126.com
通信作者:施锦锦(1995—),女,助理研究员,主要从事农业定量遥感研究,E-mail:2393747940@qq.com

0　引言

叶绿素是绿色植物在光合作用中不可或缺的基础物质，植物叶片中叶绿素含量直接影响植物的光合能力[1]。叶绿素是冬小麦生长过程中的重要理化参数，准确、快速获取叶绿素含量不仅有助于对冬小麦病虫害信息进行精准诊断和管理调控，而且对监测冬小麦长势以及估算冬小麦产量具有重要意义。

传统方法通过野外采样和室内分析获得叶绿素含量，该方法费时、费力、成本较高，且具有破坏性和不可恢复性，难以大面积实时获取叶绿素含量[2]。近年来，随着高光谱遥感技术在农作物生长监测方面的研究和应用，为农作物叶绿素含量估算提供了有效手段[3-5]，利用高光谱原始数据或由原始数据构建的植被指数、基于经验统计模型反演叶绿素含量是目前比较常用的方法。YODER 等[6]研究发现，可见光波段是反演叶绿素含量的最佳波段范围。SABERIOON 等[7]利用植被指数估算了不同生长期水稻的冠层叶绿素含量，其估算精度 R^2 达到 0.78。杨峰等[8]分别利用次修正土壤调节植被指数(MSAVI2)和波长 800 nm 处光谱反射率建立叶绿素含量估算模型，建模精度 R^2 可达 0.88。刘丹丹等[9]利用高光谱数据，耦合连续小波变换和随机森林方法，构建了夏玉米氮含量估算模型，实现了氮含量的遥感估算，提高了建模精度。孟沌超等[10]利用植被指数、纹理特征，结合逐步回归、偏最小二乘回归和支持向量机回归等方法建模估算玉米叶绿素相对含量，为叶绿素定量反演提供了新的思路。BLACKBURN 等[11]对叶片高光谱数据进行连续小波分解，生成的小波系数用于建模估算叶片叶绿素含量，研究表明，小波分析是进一步研究定量提取高光谱数据信息的方法。茹克亚·萨吾提等[12]对原始光谱和经数学变换后的光谱进行 0～2 阶分数阶微分处理，使用微分光谱建模最优 R^2 可达 0.87，研究表明，分数阶微分是一种可以细化光谱信息、提高建模精度的方法。

近年来，对农作物叶绿素含量估算模型的研究主要利用原始光谱反射率、整数阶微分、特征参数、植被指数等，并结合传统回归方法构建叶绿素估算模型，这些方法建模精度不够理想。使用原始高光谱数据容易忽略细部信息，而连续小波变换和分数阶微分均可细化光谱信息，但用于冬小麦叶绿素含量估算的研究较少，而且一般都是单一使用，鲜见两者效果对比研究。本文以冬小麦为研究对象，对冠层高光谱数据进行分数阶微分处理，同时利用连续小波变换对原始光谱进行分解，得到小波能量系数，基于逐步回归分析、支持向量机、人工神经网络等方法构建不同生育期冬小麦叶绿素含量估算模型，并对模型精度进行验证，优选每个生育期最佳估算模型，探讨不同生育期冬小麦冠层叶绿素含量高光谱估算方法，以期提高冬小麦冠层叶绿素含量估算能力，进而为冬小麦营养监测提供科学依据。

1　材料与方法

1.1　研究区概况

研究区位于北京市昌平区小汤山镇国家精准农业研究示范基地，其边界范围为 40°10′31″～40°11′18″N，116°26′10″～116°27′5″E，属于温带大陆性季风气候，平均海拔 36 m，降雨集中于 6—9 月，年均降水量 507 mm，年均日照 2 684 h，年均气温 13℃。

2017 年 10 月—2018 年 6 月在研究区展开实验，共设置 48 个实验小区，每个小区面积为 6 m×8 m。在 2018 年冬小麦拔节期(4 月 13 日)、孕穗期(4 月 27 日)、开花期(5 月 12 日)、灌浆期(5 月 27 日)分别采集实验数据。实验数据主要包括冠层高光谱和叶绿素含量。在分别建立 4 个关键生育期叶绿素反演模型时，每个时期分别有 48 个样本数据，选取 75% 的样本数据(36 个)用来建立模型，25% 的样本数据(12 个)用来验证模型精度；在建立全生育期叶绿素含量反演模型时，共有 192 个样本数据，选取 75% 的样本数据(144 个)用来建立模型，25% 的样本数据(48 个)用来验证模型精度。4 个关键生育期和全生育期的冬小麦叶绿素含量箱线图如图 1 所示。

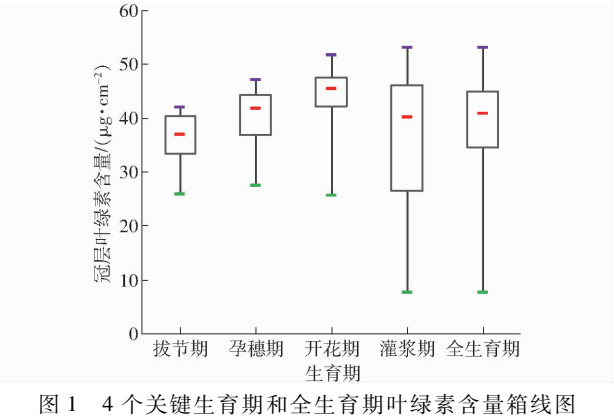

图 1　4 个关键生育期和全生育期叶绿素含量箱线图

Fig. 1　Box plot of chlorophyll content change in four key growth stages and full growth stage

1.2　冬小麦冠层高光谱和叶绿素含量测定

1.2.1　高光谱数据测定

使用美国 ASD(Analytica spectra deviecs, Inc)生

产的 Field Spec 便携式地物光谱仪采集冠层高光谱数据。选择晴朗无云的天气,于北京时间 10:00—14:00 采集冠层高光谱数据。高光谱数据采集时,传感器探头始终保持垂直向下,探头距离冠层高度约 30 cm,视场角 25°,其光谱范围为 350 ~ 2 500 nm,每个实验区测量前后均使用 40 cm × 40 cm $BaSO_4$ 白板校正,以消除自然光变化对光谱的影响[13]。每个小区均匀采集 10 条光谱数据,采集完成后用 ViewSpecPro 软件导出无量纲反射率,计算每个小区 10 条光谱数据的平均值作为各小区的冠层反射率,因为水分吸收带噪声影响严重,所以实验数据选取的波段范围为 350 ~ 1 350 nm。

1.2.2 叶绿素含量测定

在采集冠层高光谱数据的同时,在每个实验区中选取 3 株长势均匀且对整个小区长势有代表性的样本带回实验室内,在每株样本上选取最上面 3 个叶片的叶绿素含量,即每个实验区测量 9 个叶绿素含量,取其平均值作为该实验区叶绿素含量。在室内使用直径为 0.8 cm 的打孔器取 18 片叶圆片,使用精度为 0.001 g 的天平称量,称量后分别装入 80 mL 的试管中,用 95% 乙醇在黑暗中浸泡 7 d 直至叶片变白,再用分光光度计测定叶绿素溶液在光谱波长 655、649 nm 处的吸光度并计算冬小麦的叶绿素含量。

1.3 数据处理方法

1.3.1 小波变换

小波变换始于 1974 年,由法国工程师 MORLET 首次提出,近年来,很多学者对小波变换进行了改进优化[14-17]。HUANG 等[18]利用小波变换对高光谱数据进行分解,得到小波系数,建立了叶片叶绿素含量估算模型,并取得了较高的精度。小波变换可以将一个复杂的信号分解为不同尺度(频率)的小波信号,具有丰富的基函数以及良好的时频局部化特性,且具有多尺度特性。小波变换主要有连续小波变换(Continuous wavelet transform, CWT)和离散小波变换(Discrete wavelet transform, DWT)。本文采用 CWT 对高光谱反射率进行分解,得到一系列不同尺度的小波能量系数,小波系数含有 2 维,分别是分解尺度($i = 1, 2, \cdots, m$)和波段($j = 1, 2, \cdots, n$)。因此,一维高光谱反射率通过连续小波变换转换为二维小波能量系数。计算公式为

$$W_f(a,b) = \int_{-\infty}^{\infty} f(\lambda)\Psi_{a,b}(\lambda)\mathrm{d}\lambda \tag{1}$$

其中

$$\Psi_{a,b}(\lambda) = \frac{1}{\sqrt{a}}\Psi\left(\frac{\lambda - b}{a}\right) \tag{2}$$

式中 $f(\lambda)$——冠层高光谱反射率

λ——350 ~ 1 350 nm 范围的光谱波段

$\Psi_{a,b}$——小波基函数

a——尺度因子 b——平移因子

1.3.2 分数阶微分

分数阶微分是一种基本的数学运算,在图像增强处理和信号分析等领域有着广泛的应用[19-21]。HONG 等[22]利用分数阶微分对可见光和近红外光谱进行细化,结合支持向量机建立土壤有机质反演模型,得到了较高的估算精度。传统的整数阶微分会忽略一些与叶绿素含量相关的信息,影响模型精度,分数阶微分能够细化高光谱数据的局部信息,也可以有效去噪和获取细部信息。常用的分数阶微分包括 Riemann - Liouville、Caputo 和 Grünwald - Letnikov 3 种类型[23],本文采用 Grünwald - Letnikov 微分形式对冠层高光谱数据进行处理,微分公式为

$$\frac{\mathrm{d}^{\alpha}f(\lambda)}{\mathrm{d}\lambda^{\alpha}} \approx f(\lambda) + (-\alpha)f(\lambda-1) + \frac{-\alpha(-\alpha+1)}{2}f(\lambda-2) + \cdots + \frac{\Gamma(-\alpha+1)}{m!\ \Gamma(-\alpha+1)}f(\lambda-m) \tag{3}$$

式中 $\Gamma(\cdot)$——Gamma 函数

α——任意阶数

m——微分上下限之差

1.3.3 建模方法

(1)逐步回归

逐步回归分析(Stepwise regression analysis, SRA)是多元回归分析中的一种方法,基本思想是逐个引入新变量,每引入一个新变量时考虑是否剔除已选变量,直至不再引入新变量。这种方法既能保留影响显著的变量,又能够剔除非显著的变量。它以向前回归为主,结合向后剔除法,通常可以获得较好的拟合效果,因此被广泛应用于建模与预测[24]。

(2)支持向量机

支持向量机(Support vector machine, SVM)是一种监督学习的机器学习算法,具有良好的泛化能力和鲁棒性,没有过拟合缺陷,通常用于模式识别、分类以及小样本回归分析[25]。

(3)人工神经网络

人工神经网络(Artificial neural network, ANN)是根据人脑的功能设计出能够解决现实生活中具体问题的算法模型,它能够从信息处理的角度对人脑进行最简单的抽象,具有很好的逼近能力以及信息处理能力[26]。

1.3.4 相关系数

采用皮尔逊相关系数表示两随机变量之间的相

关程度，取值范围为[-1，1]，当相关系数的绝对值越大，则表明两变量相关性越高[27]。

1.3.5 模型精度检验方法

采用决定系数（R^2）、均方根误差（RMSE）和标准均方根误差（nRMSE）作为模型精度评价指标。

2 结果与分析

2.1 原始光谱、小波能量系数、微分光谱与叶绿素含量相关性分析

采用 Gaussian 函数的二阶导数 Mexican Hat 作为连续小波变换的小波基，分别对各生育期的冬小麦冠层高光谱数据进行分解，得到不同尺度下的小波能量系数。同时，用阶数范围为 0 ~ 2，步长以 0.1 增加的 Grünwald - Letnikov 分数阶微分，当 $\alpha = 0$、1、2 时，表示原函数（原始光谱）、一阶微分光谱或二阶微分光谱，分别对各个时期的冠层高光谱数据进行了 20 种分数阶微分变换。原始光谱反射率、小波能量系数和各阶微分光谱与拔节期、孕穗期、开花期、灌浆期、全生育期叶绿素含量的相关性如图 2 ~ 4 所示。

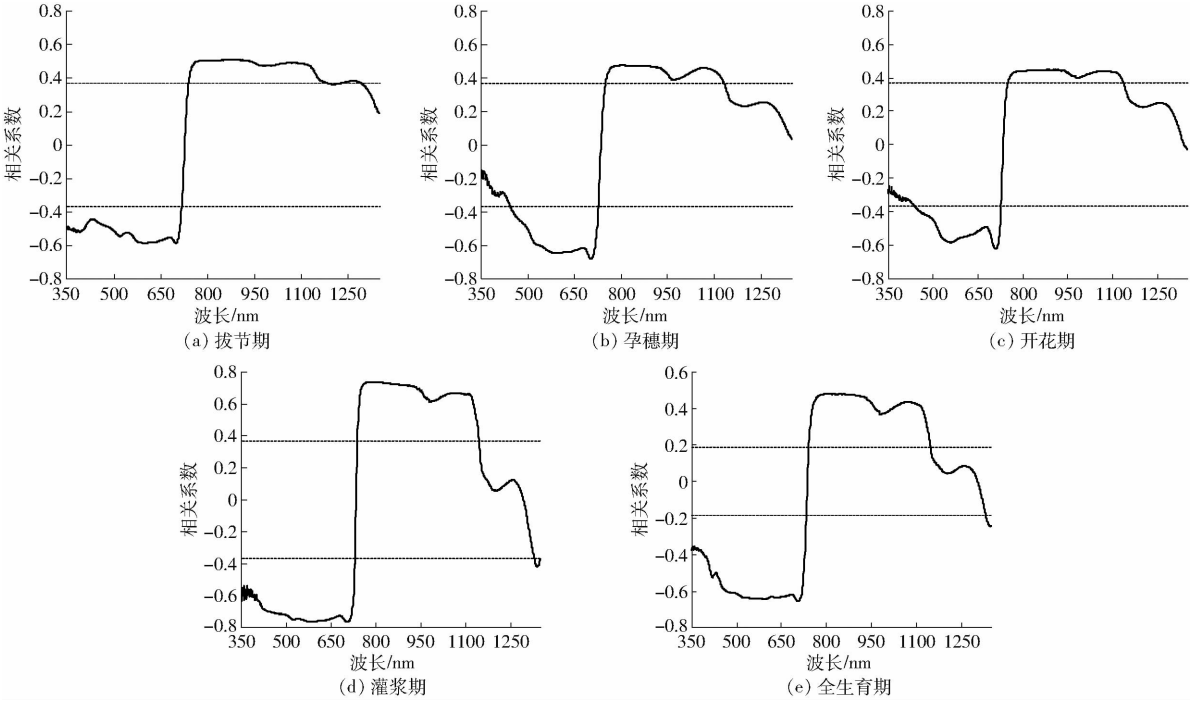

图 2　4 个关键生育期和全生育期原始光谱与小麦叶绿素含量相关性分析

Fig. 2　Correlation analysis between original spectrum and chlorophyll content of wheat in four key growth stages and full growth stage

2.1.1 拔节期

利用原始光谱反射率与叶绿素含量进行相关性分析，由图 2a 可知，在波段 350 ~ 716 nm 范围内与叶绿素含量在 0.01 水平上极显著负相关，在波段 739 ~ 1 184 nm、1 225 ~ 1 291 nm 范围内与叶绿素含量在 0.01 水平上极显著正相关，相关系数绝对值最大为 0.58，且大部分波段的相关系数处于 0.4 ~ 0.6 之间，通过 0.01 极显著相关波段多达 880 个。

利用小波能量系数与叶绿素含量进行相关性分析，由图 3a 可知，随着分解尺度的增大，小波能量系数与叶绿素含量之间的相关系数绝对值先增加后降低，除分解尺度 10 以外，绝对值最大值均在 0.63 以上，当分解尺度为 5，最大可达 0.75；随着分解尺度的增大，通过 0.01 极显著水平检验的光谱波段数量逐渐增加，当分解尺度为 10，最多可达 1 001 个波段。

利用微分光谱与叶绿素含量进行相关性分析，由图 4a 可知，各阶微分光谱与叶绿素含量之间的相关系数绝对值的最大值均在 0.51 之上，当阶数为 1 时，最大可达 0.69。除整数阶（1 阶和 2 阶）外，通过 0.01 极显著水平检验的光谱波段数量均在 873 以上，当阶数为 1.2 时，最多可达 895 个波段。

综上分析，在拔节期，小波能量系数与叶绿素含量的相关性最好，所以选取 10 个相关系数较高的小波能量系数作为构建叶绿素含量估算模型的输入变量，进行冬小麦叶绿素含量估算。10 个相关系数较高的小波能量系数所在分解尺度和波段分别为 5、461 nm，6、453 nm，6、446 nm，4、472 nm，6、442 nm，5、464 nm，3、485 nm，7、729 nm，1、682 nm，2、656 nm，其与叶绿素含量的相关性矩阵如图 5a 所示。

2.1.2 孕穗期

利用原始光谱反射率与叶绿素含量进行相关性

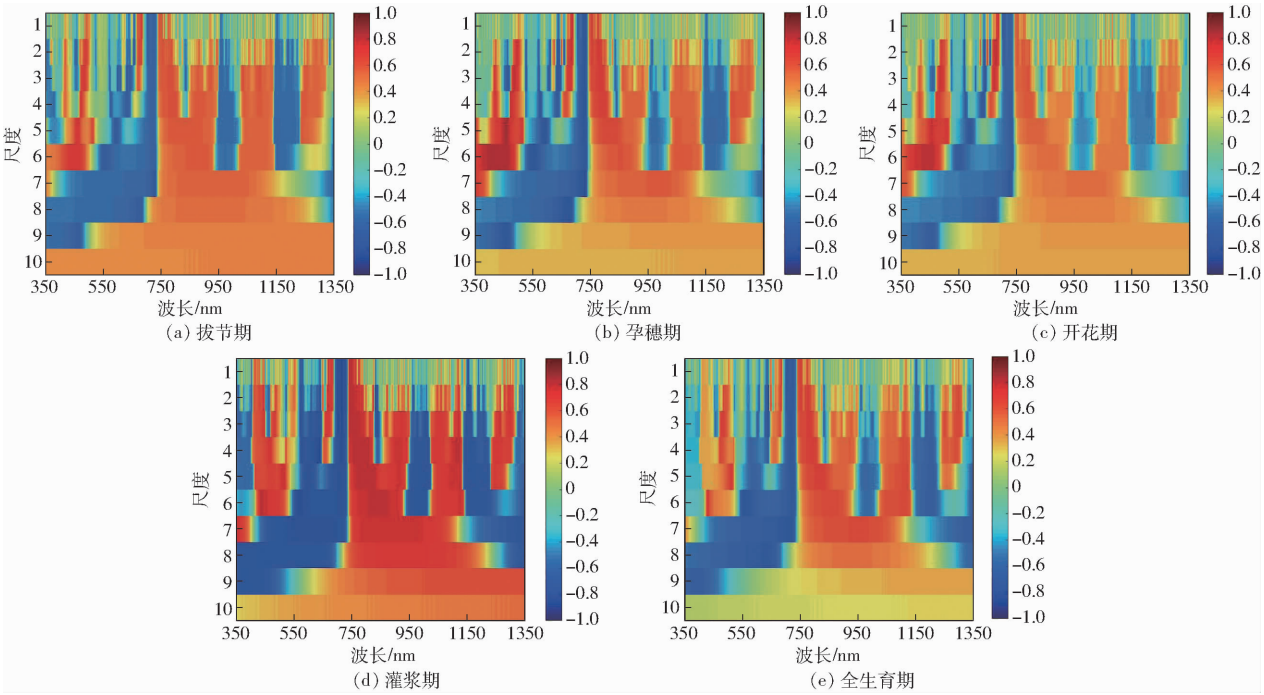

图 3 4 个关键生育期和全生育期小波能量系数与叶绿素含量的相关性

Fig. 3 Correlation between wavelet energy coefficient and chlorophyll content in four key growth stages and full growth stage

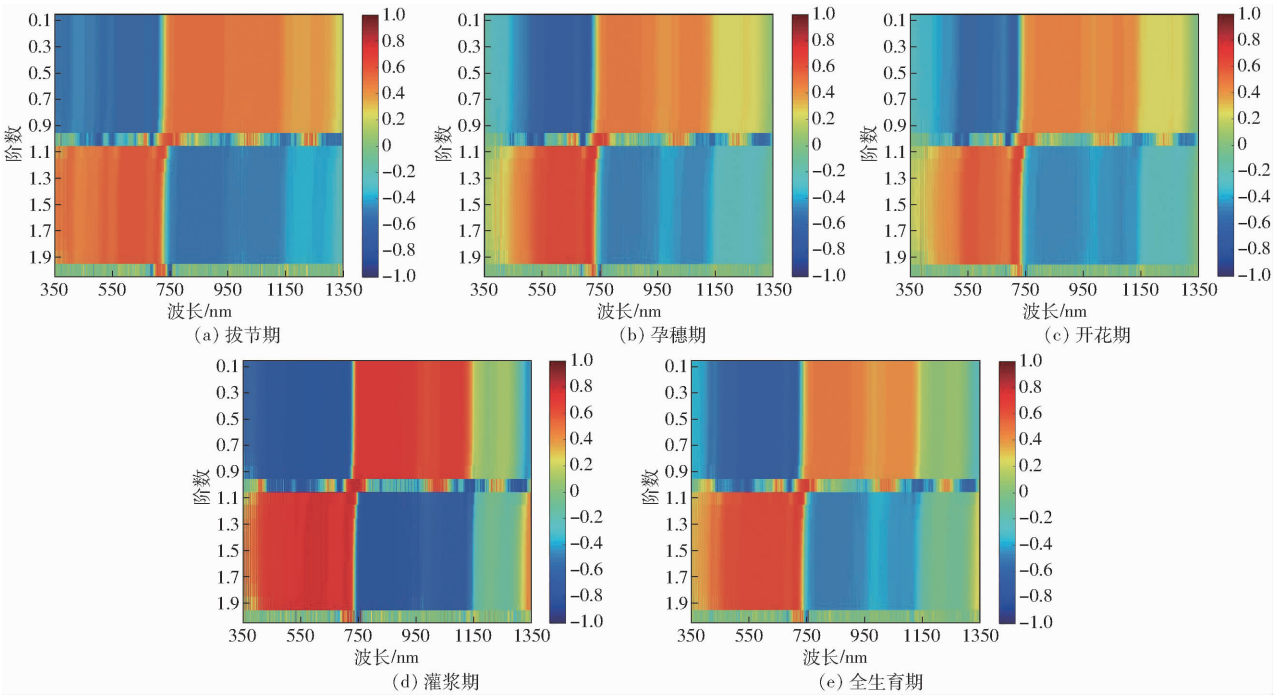

图 4 4 个关键生育期和全生育期各阶微分光谱与叶绿素含量的相关性

Fig. 4 Correlation diagram between differential spectra and chlorophyll content in four key growth stages and full growth stage

分析,由图 2b 可知,在波段 443 ~ 725 nm 范围内与叶绿素含量在 0.01 水平上极显著负相关,在波段 749 ~ 1 130 nm 范围内与叶绿素含量在 0.01 水平上极显著正相关,相关系数绝对值最大为 0.68,通过 0.01 极显著相关波段多达 665 个。

利用小波能量系数与叶绿素含量进行相关性分析,由图 3b 可知,随着分解尺度的增大,小波能量系数与叶绿素含量之间的相关系数绝对值先增加后降低,除分解尺度 10 以外,绝对值最大值均在 0.72 以上,当分解尺度为 5,最大可达 0.86;随着分解尺度的增大,通过 0.01 极显著水平检验的光谱波段数量先增加后减少,当分解尺度为 6,波段数量最多可达 786 个波段。

利用微分光谱与叶绿素含量进行相关性分析,由图 4b 可知,各阶微分光谱与叶绿素含量之间的相关系数绝对值的最大值均在 0.47 之上,当阶数为 1

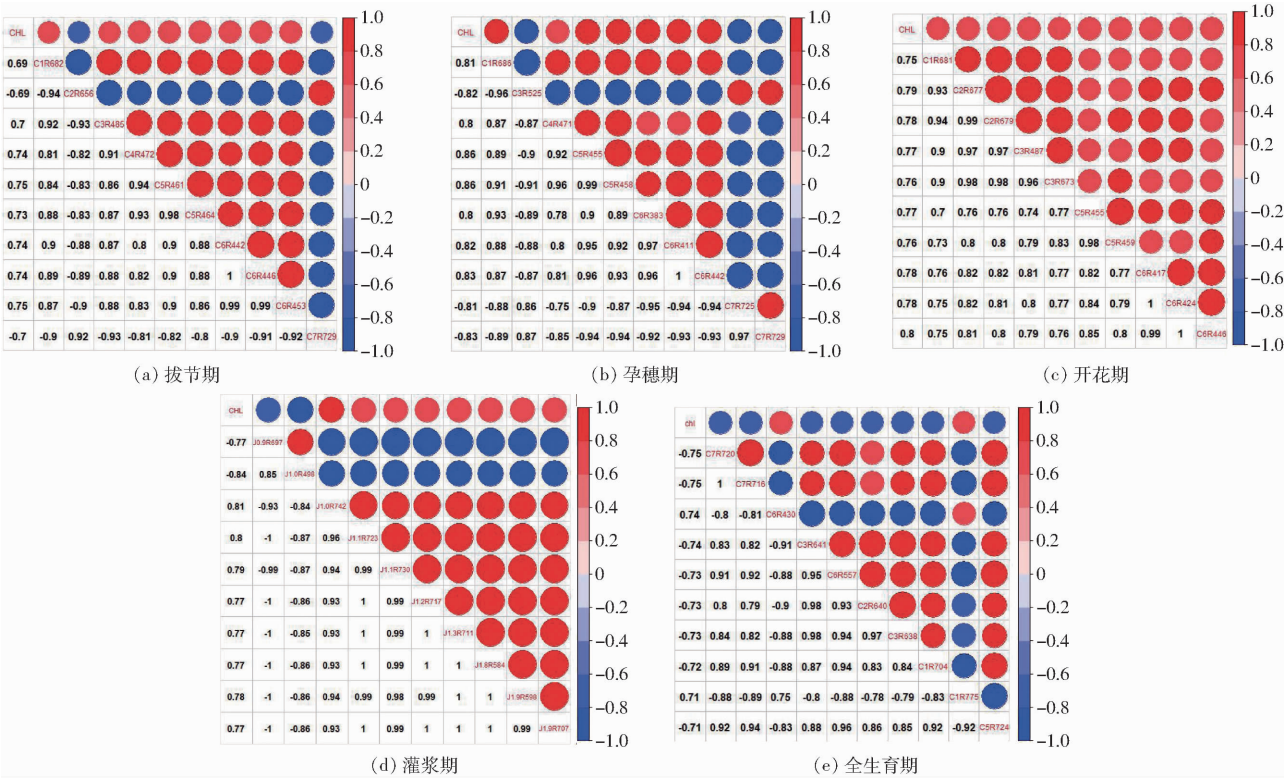

图 5　4 个关键生育期和全生育期选取波段与叶绿素含量的相关性矩阵

Fig. 5　Correlation matrix between selected bands and chlorophyll content in four key growth stages and full growth stage

时，最大可达 0.77。除整数阶（1 阶和 2 阶）外，通过 0.01 极显著水平检验的光谱波段数量均在 657 以上，当阶数为 1.2 时，最多可达 670 个波段。

综上分析，在孕穗期，小波能量系数与叶绿素含量的相关性最好，所以选取 10 个相关系数较高的小波能量系数作为构建叶绿素含量估算模型的输入变量，进行冬小麦叶绿素含量估算。10 个相关系数较高的小波能量系数所在分解尺度和波段分别为 5、455 nm，5、458 nm，7、729 nm，6、442 nm，6、411 nm，3、525 nm，7、725 nm，1、686 nm，6、383 nm，4、471 nm，其与叶绿素含量的相关性矩阵如图 5b 所示。

2.1.3　开花期

利用原始光谱反射率与叶绿素含量进行相关性分析，由图 2c 可知，在波段 438 ~ 726 nm 范围内与叶绿素含量在 0.01 水平上极显著负相关，在波段 750 ~ 1 136 nm 范围内与叶绿素含量在 0.01 水平上极显著正相关，相关系数绝对值最大为 0.62，通过 0.01 极显著相关波段多达 676 个。

利用小波能量系数与叶绿素含量进行相关性分析，由图 3c 可知，在开花期，随着分解尺度的增大，小波能量系数与叶绿素含量之间的相关系数绝对值先增加后降低，除分解尺度 10 以外，绝对值最大值均在 0.65 以上，当分解尺度为 6，最大可达 0.80；随着分解尺度的增大，通过 0.01 极显著水平检验的光谱波段数量先增加后减少，当分解尺度为 6，波段数量最多可达 763 个波段。

利用微分光谱与叶绿素含量进行相关性分析，由图 4c 可知，在开花期，各阶微分光谱与叶绿素含量之间的相关系数绝对值的最大值均在 0.45 之上，当阶数为 1 时，最大可达 0.75。除整数阶（1 阶和 2 阶）外，通过 0.01 极显著水平检验的光谱波段数量均在 664 以上，当阶数为 1.2 时，最多可达 680 个波段。

综上分析，在开花期，小波能量系数与叶绿素含量的相关性最好，所以选取 10 个相关系数较高的小波能量系数作为构建叶绿素含量估算模型的输入变量，进行冬小麦叶绿素含量估算。10 个相关系数较高的小波能量系数所在分解尺度和波段分别为 6、446 nm，2、677 nm，6、424 nm，2、679 nm，6、417 nm，5、455 nm，3、487 nm，5、459 nm，3、673 nm，1、681 nm，其与叶绿素含量的相关性矩阵如图 5c 所示。

2.1.4　灌浆期

利用原始光谱反射率与叶绿素含量进行相关性分析，由图 2d 可知，在波段 350 ~ 728 nm、1 330 ~ 1 349 nm 范围内与叶绿素含量在 0.01 水平上极显著负相关，在波段 737 ~ 1 144 nm 范围内与叶绿素含量在 0.01 水平上极显著正相关，相关系数绝对值最大为 0.76，通过 0.01 极显著相关波段多达 807 个。

利用小波能量系数与叶绿素含量进行相关性分析，由图 3d 可知，在灌浆期，随着分解尺度的增大，

小波能量系数与叶绿素含量之间的相关系数绝对值逐渐降低,除分解尺度 10 以外,绝对值最大值均在 0.75 以上,当分解尺度为 1,最大可达 0.80;随着分解尺度的增大,通过 0.01 极显著水平检验的光谱波段数量先增加后减少,当分解尺度为 6,波段数量最多可达 929 个波段。

利用微分光谱与叶绿素含量进行相关性分析,由图 4d 可知,在灌浆期,各阶微分光谱与叶绿素含量之间的相关系数绝对值的最大值均在 0.73 之上,当阶数为 1 时,最大可达 0.83。除整数阶(1 阶和 2 阶)外,通过 0.01 极显著水平检验的光谱波段数量均在 722 以上,当阶数为 0.2 时,最多可达 787 个波段。

综上分析,在灌浆期,微分光谱与叶绿素含量的相关性最好,所以选取 10 个相关系数较高的微分光谱作为构建叶绿素含量估算模型的输入变量,进行冬小麦叶绿素含量估算。10 个相关系数较高的微分光谱所在阶数和波段分别为 1 阶、498 nm,1 阶、742 nm,1.1 阶、723 nm,1.1 阶、730 nm,1.9 阶、598 nm,1.2 阶、717 nm,1.9 阶、707 nm,0.9 阶、697 nm,1.8 阶、584 nm,1.3 阶、711 nm,其与叶绿素含量的相关性矩阵如图 5d 所示。

2.1.5 全生育期

利用原始光谱反射率与叶绿素含量进行相关性分析,由图 2e 可知,在波段 350 ~ 731 nm、1 331 ~ 1 350 nm 范围内与叶绿素含量在 0.01 水平上极显著负相关,在波段 741 ~ 1 146 nm 范围内与叶绿素含量在 0.01 水平上极显著正相关,相关系数绝对值最大为 0.65,通过 0.01 极显著相关波段多达 808 个。

利用小波能量系数与叶绿素含量进行相关性分析,由图 3e 可知,在全生育期,随着分解尺度的增大,小波能量系数与叶绿素含量之间的相关系数绝对值先升高后降低,除分解尺度 9 和分解尺度 10 以外,绝对值最大值均在 0.69 以上,当分解尺度为 7,最大可达 0.75;随着分解尺度的增大,通过 0.01 极显著水平检验的光谱波段数量先增加后减少,当分解尺度为 6,波段数量最多可达 937 个波段。

利用微分光谱与叶绿素含量进行相关性分析,由图 4e 可知,在全生育期,除 2 阶微分光谱以外,其他各阶微分光谱与叶绿素含量之间的相关系数绝对值的最大值均在 0.65 之上,当阶数为 1.1 时,最大可达 0.72。除整数阶(1 阶和 2 阶)外,通过 0.01 极显著水平检验的光谱波段数量均在 803 以上,当阶数为 1.7 时,最多可达 809 个波段。

综上分析,在全生育期,小波能量系数与叶绿素含量的相关性最好,所以选取 10 个相关系数较高的小波能量系数作为构建叶绿素含量估算模型的输入变量,进行冬小麦叶绿素含量估算。10 个相关系数较高的小波能量系数所在分解尺度和波段分别为 7、720 nm,7、716 nm,6、430 nm,3、641 nm,6、557 nm,2、640 nm,3、638 nm,1、704 nm,1、775 nm,5、724 nm,其与叶绿素含量的相关性矩阵如图 5e 所示。

2.2 建模结果与分析

根据相关性分析结果,将分别在拔节期、孕穗期、开花期、全生育期挑选出的 10 个与叶绿素含量相关性较好的小波能量系数和在灌浆期选取的 10 个相关系数较高的微分光谱作为输入变量,叶绿素含量作为输出变量,使用逐步回归、支持向量机、人工神经网络 3 种方法进行建模,75% 的数据用于建模,25% 的数据用于验证,建模和验证 R^2、RMSE、nRMSE 如表 1 所示。

在拔节期,使用连续小波变换结合逐步回归、支持向量机、人工神经网络进行建模,人工神经网络建模 R^2、RMSE 和 nRMSE 分别为 0.93、1.03 μg/cm² 和 2.84%,较逐步回归和支持向量机的建模 R^2 分别提高 0.22 和 0.21,RMSE 分别降低 1.37、1.42 μg/cm²,nRMSE 分别降低了 3.76、3.91 个百分点,模型验证结果如图 6a ~ 6c 所示。

在孕穗期,使用连续小波变换结合逐步回归、支持向量机、人工神经网络进行建模,人工神经网络建模 R^2、RMSE 和 nRMSE 分别为 0.93、1.22 μg/cm² 和 3.04%,较逐步回归和支持向量机的建模 R^2 分别提高 0.13 和 0.13,RMSE 分别降低 1.08、1.0 μg/cm²,nRMSE 分别降低了 2.69、2.49 个百分点,模型验证结果如图 6d ~ 6f 所示。

在开花期,使用连续小波变换结合逐步回归、支持向量机、人工神经网络进行建模,人工神经网络建模 R^2、RMSE 和 nRMSE 分别为 0.93、1.06 μg/cm² 和 2.41%,较逐步回归和支持向量机的建模 R^2 分别提高 0.18 和 0.12,RMSE 分别降低 1.84、1.49 μg/cm²,nRMSE 分别降低了 4.17、3.38 个百分点,模型验证结果如图 6g ~ 6i 所示。

在灌浆期,使用分数阶微分结合逐步回归、支持向量机、人工神经网络进行建模,人工神经网络建模 R^2、RMSE 和 nRMSE 分别为 0.97、2.19 μg/cm² 和 6.22%,较逐步回归和支持向量机的建模 R^2 分别提高 0.17 和 0.17,RMSE 分别降低 3.67、4.05 μg/cm²,nRMSE 分别降低了 10.42、11.49 个百分点,模型验证结果如图 6j ~ 6l 所示。

在全生育期,使用连续小波变换结合逐步回归、支持向量机、人工神经网络进行建模,人工神经网络建模 R^2、RMSE 和 nRMSE 分别为 0.86、3.08 μg/cm²、

表 1　基于连续小波变换和分数阶微分结合逐步回归、支持向量机、人工神经网络的建模结果

Tab. 1　Modeling results based on continuous wavelet transform and fractional order differential, stepwise regression, support vector machine and artificial neural network

生育期	建模方法	建模精度			验证精度		
		R^2	RMSE/(μg·cm^{-2})	nRMSE/%	R^2	RMSE/(μg·cm^{-2})	nRMSE/%
拔节期	逐步回归	0.71**	2.40	6.60	0.74**	3.82	10.53
	支持向量机	0.72**	2.45	6.75	0.72**	4.29	11.82
	人工神经网络	0.93**	1.03	2.84	0.90**	3.51	9.68
孕穗期	逐步回归	0.80**	2.30	5.73	0.75**	3.02	7.53
	支持向量机	0.80**	2.22	5.53	0.80**	3.35	8.35
	人工神经网络	0.93**	1.22	3.04	0.90**	2.88	7.18
开花期	逐步回归	0.75**	2.90	6.58	0.78**	3.31	7.51
	支持向量机	0.81**	2.55	5.79	0.85**	4.10	9.28
	人工神经网络	0.93**	1.06	2.41	0.90**	4.99	11.29
灌浆期	逐步回归	0.80**	5.86	16.64	0.80**	9.52	27.00
	支持向量机	0.80**	6.24	17.71	0.77**	8.59	24.39
	人工神经网络	0.97**	2.19	6.22	0.90**	4.67	13.26
全生育期	逐步回归	0.69**	4.90	12.58	0.69**	6.09	15.64
	支持向量机	0.75**	4.15	10.64	0.75**	6.52	16.73
	人工神经网络	0.86**	3.08	7.90	0.85**	3.65	9.37

注：** 表示达到 0.01 极显著水平。

7.90%，较逐步回归和支持向量机的建模 R^2 分别提高 0.17 和 0.11，RMSE 分别降低 1.82、1.07 μg/cm^2，nRMSE 分别降低了 4.68、2.74 个百分点，模型验证结果如图 6m ~ 6o 所示。

因此，在拔节期、孕穗期、开花期和全生育期，利用连续小波变换和人工神经网络方法，叶绿素含量估算效果最好；在灌浆期，基于分数阶微分和人工神经网络方法建立小麦叶绿素含量估算模型精度最高，估算效果最好。

3　讨论

(1)作物不同于土壤、水体以及其他典型地物，其光谱特性主要是由生理生态和营养水平决定的，与作物的发育阶段、健康状况以及环境条件密切相关，所以作物的光谱曲线随着其生长时期的变化，呈现出不同的形态特征[28-30]。以往在建立冬小麦叶绿素估算模型时，一般选择一个生育期的实验数据，所以建立的估算模型往往普适性较差[31-32]。本文选择在冬小麦的拔节期、孕穗期、开花期、灌浆期 4 个生育期分别观测冠层光谱和叶绿素含量，建立 4 个关键生育期和全生育期的叶绿素估算模型，由建模结果可知，在各个生育期，人工神经网络建模结果最优，灌浆期估算模型的 R^2 较拔节期、孕穗期、开花期和全生育期都分别提高 4 个百分点，较全生育期提高 11 个百分点，因此灌浆期叶绿素含量估算结果最好。这主要是由于该生育期的冠层叶绿素含量开始由大向小转变，叶绿素含量与冠层光谱相对比较敏感。

(2)用高光谱数据反演叶绿素含量的困难在于：提取高光谱数据中对叶绿素敏感的光谱信息，采集过程中，由于受土壤背景、环境因素等影响，致使原始光谱存在噪声，影响敏感信息的提取，以往叶绿素含量的高光谱反演模型大多基于原始光谱反射率以及其数学变换、整数阶微分和植被指数等方法消除噪声影响，本研究使用连续小波变换、分数阶微分来进行光谱信息的细化，通过分析各个关键生育期和全生育期的原始光谱反射率、小波能量系数和微分光谱与叶绿素含量的相关性可知，在拔节期、孕穗期、开花期、灌浆期和全生育期，小波能量系数与叶绿素含量的相关系数绝对值最大值较原始光谱与叶绿素含量的相关系数绝对值最大值分别提高了 29%、26%、29%、5% 和 15%，微分光谱与叶绿素含量的相关系数绝对值最大值较原始光谱与叶绿素含量的相关系数绝对值最大值提高了 19%、13%、21%、9% 和 11%。研究结果表明连续小波变换、分数阶微分可以提高光谱数据对叶绿素含量的敏感性，这与方圣辉等[33]和姚胜男等[34]的研究结果相一致。

4　结束语

以冬小麦为研究对象，基于地面冬小麦冠层高光谱和实测叶绿素含量数据，分别利用原始光谱、分数阶微分光谱、原始光谱经连续小波变换后得到的小波能量系数与实测叶绿素含量数据进行相关性分

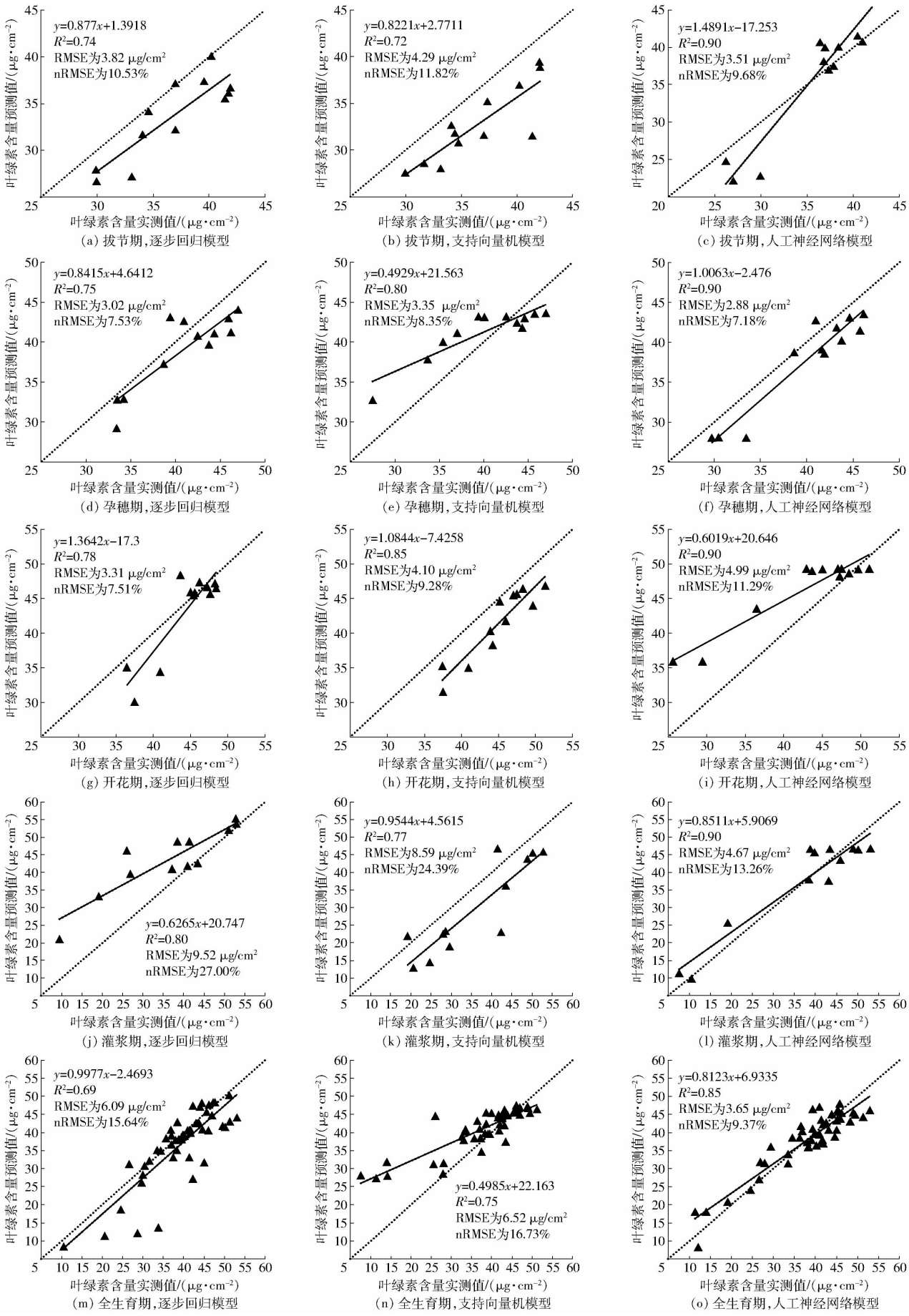

图 6 4 个关键生育期和全生育期模型验证结果

Fig. 6 Validation results of model in four key growth stages and full growth stage

析，选取相关性较好的分数阶微分光谱和小波能量系数，采用逐步回归分析、支持向量机、人工神经网络等方法构建冬小麦叶绿素含量估算模型。结果显示，在 4 个关键生育期和全生育期建立的叶绿素估算模型中，灌浆期叶绿素含量估算精度最高，人工神经网络叶绿素含量反演效果最好。

参 考 文 献

[1] 郭洋洋，张连蓬，王德高，等. 小波分析在植物叶绿素高光谱遥感反演中的应用[J]. 测绘通报，2010(8)：31－33.
GUO Yangyang, ZHANG Lianpeng, WANG Degao, et al. Application of wavelet analysis for determining chlorophyll concentration in vegetation by hyperspectral reflectance[J]. Bulletin of Surveying and Mapping, 2010(8): 31－33. (in Chinese)

[2] 蔡庆空. 基于小波变换的冬小麦叶面积指数与叶绿素含量遥感反演[D]. 北京：中国矿业大学(北京)，2015.
CAI Qingkong. Inversion of leaf area index and chlorophyll content for winter wheat based on wavelet transform[D]. Beijing: China University of Mining & Technology (Beijing), 2015. (in Chinese)

[3] 赵春江. 农业遥感研究与应用进展[J/OL]. 农业机械学报，2014，45(12)：277－293.
ZHAO Chunjiang. Advances of research and application in remote sensing for agriculture[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2014, 45(12): 277－293. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? flag=1&file_no=20141241&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2014.12.041. (in Chinese)

[4] 司海洋. 水分胁迫下小麦抽穗后功能叶片衰老的高光谱监测研究[D]. 南京：南京农业大学，2015.
SI Haiyang. Monitoring leaf senescence under water stress after the heading stage with hyperspectral reflectance in wheat[D]. Nanjing: Nanjing Agricultural University, 2015. (in Chinese)

[5] 刘潭，许童羽，于丰华，等. 基于 PROSAIL 模型偏差补偿的水稻叶绿素含量遥感估测[J/OL]. 农业机械学报，2020，51(5)：156－164.
LIU Tan, XU Tongyu, YU Fenghua, et al. Remote sensing estimation of rice chlorophyll content based on PROSAIL model deviation compensation[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(5): 156－164. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? flag=1&file_no=20200517&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2020.05.017. (in Chinese)

[6] YODER B J, PETTIGREW-CROSBY R E. Predicting nitrogen and chlorophyll content and concentrations from reflectance spectra (400～2 500 nm) at leaf and canopy scales[J]. Remote Sensing of Environment, 1995, 53(3): 199－211.

[7] SABERIOON M, AMIN M, ANUAR A, et al. Assessment of rice leaf chlorophyll content using visible bands at different growth stages at both the leaf and canopy scale[J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2014, 32: 35－45.

[8] 杨峰，范亚民，李建龙，等. 高光谱数据估测稻麦叶面积指数和叶绿素密度[J]. 农业工程学报，2010，26(2)：237－243.
YANG Feng, FAN Yamin, LI Jianlong, et al. Estimating LAI and CCD of rice and wheat using hyperspectral remote sensing data[J]. Transactions of the CSAE, 2010, 26(2): 237－243. (in Chinese)

[9] 刘丹丹，聂荣娟，许晓斌. 基于连续小波变换和 RF 算法的夏玉米氮素估算模型[J]. 大麦与谷类科学，2019，36(2)：42－46.
LIU Dandan, NIE Rongjuan, XU Xiaobin. A model of estimating nitrogen levels in summer corn based on continuous wavelet transform and RF algorithm[J]. Barley and Cereal Sciences, 2019, 36(2): 42－46. (in Chinese)

[10] 孟沌超，赵静，兰玉彬，等. 基于无人机可见光影像的玉米冠层 SPAD 反演模型研究[J/OL]. 农业机械学报，2020，51(增刊 2)：366－374.
MENG Dunchao, ZHAO Jing, LAN Yubin, et al. SPAD inversion model of corn canopy based on UAV visible light image[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(Supp.2): 366－374. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? flag=1&file_no=2020s243&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2020.S2.043. (in Chinese)

[11] 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.

[12] 茹克亚·萨吾提，阿不都艾尼·阿不里，尼加提·卡斯木，等. 基于分数阶微分的春小麦叶绿素含量高光谱估算[J]. 麦类作物学报，2019，39(6)：738－746.
RUKEYA Sawuti, ABUAINI Abula, NIJATI Kasimu, et al. Spectral estimation of chlorophyll content in spring wheat leaves based on fractional differential[J]. Journal of Triticeae Crops, 2019, 39(6): 738－746. (in Chinese)

[13] 陈鹏. 基于无人机多源遥感的马铃薯叶绿素含量反演机理及模型构建[D]. 焦作：河南理工大学，2019.
CHEN Peng. Retrieval mechanism and model construction of chlorophyll content in potato based on multisource remote sensing of unmanned aerial vehicle[D]. Jiaozuo: Henan Polytechnic University, 2019. (in Chinese)

[14] 张霞. 基于小波变换的图像压缩算法在远程医学中的应用研究[D]. 济南：山东师范大学，2019.
ZHANG Xia. Application of image compression algorithm based on wavelet transform in telemedicine[D]. Jinan: Shandong Normal University, 2019. (in Chinese)

[15] 陈清江，石小涵，柴昱洲. 基于小波变换与卷积神经网络的图像去噪算法[J]. 应用光学，2020，41(2)：288－295.
CHEN Qingjiang, SHI Xiaohan, CHAI Yuzhou. Image denoising algorithm based on wavelet transform and convolutional neural network[J]. Journal of Applied Optics, 2020, 41(2): 288－295. (in Chinese)

[16] 华伟. 基于多小波变换的矿用齿轮箱故障诊断研究[D]. 北京：中国矿业大学(北京)，2017.

HUA Wei. Fault diagnosis research of mine gearbox based on multiwavelets transform[D]. Beijing: China University of Mining & Technology (Beijing), 2017. (in Chinese)

[17] 李辰, 王延仓, 李旭青, 等. 基于小波技术的冬小麦植株组分含水率估测模型[J/OL]. 农业机械学报, 2021, 52(3): 193 - 201.
LI Chen, WANG Yancang, LI Xuqing, et al. Quantitative inversion of water content of plant components in winter wheat based on wavelet technology[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021, 52(3): 193 - 201. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? flag=1&file_no=20210321&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2021.03.021. (in Chinese)

[18] HUANG J F, BLACKBURN G A. Optimizing predictive models for leaf chlorophyll concentration based on continuous wavelet analysis of hyperspectral data[J]. International Journal of Remote Sensing, 2011, 32(24): 9375 - 9396.

[19] 杨柱中, 周激流, 晏祥玉, 等. 基于分数阶微分的图像增强[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2008(3): 343 - 348.
YANG Zhuzhong, ZHOU Jiliu, YAN Xiangyu, et al. Image enhancement based on fractional differentials[J]. Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics, 2008(3): 343 - 348. (in Chinese)

[20] 汪成亮, 兰利彬, 周尚波. 自适应分数阶微分在图像纹理增强中的应用[J]. 重庆大学学报, 2011, 34(2): 32 - 37.
WANG Chengliang, LAN Libin, ZHOU Shangbo. Adaptive fractional differential and its application to image texture enhancement[J]. Journal of Chongqing University, 2011, 34(2): 32 - 37. (in Chinese)

[21] 亚森江·喀哈尔, 杨胜天, 尼格拉·塔什甫拉提, 等. 基于分数阶微分优化光谱指数的土壤电导率高光谱估算[J]. 生态学报, 2019, 39(19): 7237 - 7248.
YASENJIANG Kahaer, YANG Shengtian, NIGARA Tashpolat, et al. Hyperspectral estimation of soil electrical conductivity based on fractional order differentially optimised spectral indices[J]. Acta Ecologica Sinica, 2019, 39(19): 7237 - 7248. (in Chinese)

[22] HONG Y, CHEN Y, YU L, et al. Combining fractional order dand spectral variable selection for organic matter estimation of homogeneous soil samples by VIS - NIR spectroscopy[J]. Remote Sensing, 2018, 10(3): 479.

[23] 刘帆. 分数阶微分算法在医学超声弹性图像去噪中的应用研究[D]. 昆明: 昆明理工大学, 2018.
LIU Fan. Application of fractional differential algorithm in medical ultrasonic elastic image denoising[D]. Kunming: Kunming University of Science and Technology, 2018. (in Chinese)

[24] 游士兵, 严研. 逐步回归分析法及其应用[J]. 统计与决策, 2017(14): 31 - 35.
YOU Shibing, YAN Yan. Stepwise regression analysis and its application[J]. Statistics & Decision, 2017(14): 31 - 35. (in Chinese)

[25] 刘树春. 基于支持向量机和深度学习的分类算法研究[D]. 上海: 华东师范大学, 2015.
LIU Shuchun. The study in support vector machines and deep learning algorithm[D]. Shanghai: East China Normal University, 2015. (in Chinese)

[26] 胡照跃. 人工神经网络在股票预测中的应用[D]. 太原: 中北大学, 2016.
HU Zhaoyue. Application of artificial neural network model in stock market forecast[D]. Taiyuan: North University of China, 2016. (in Chinese)

[27] 马立平. 回归分析[M]. 北京:机械工业出版社, 2014.

[28] 王小平. 基于高光谱的半干旱区作物水分胁迫及其生理参数监测模型研究[D]. 兰州: 兰州大学, 2014.
WANG Xiaoping. Study on crop water stress and the physiological parameters monitoring model based on canopy hyperspectral reflectance data in semi-arid region, northwest China[D]. Lanzhou: Lanzhou University, 2014. (in Chinese)

[29] 刘冰峰. 夏玉米不同生育时期生理生态参数的高光谱遥感监测模型[D]. 杨凌: 西北农林科技大学, 2016.
LIU Bingfeng. Monitoring models of physiological and ecological parameters of summer maize based on hyperspectral remote sensing at different growth stages[D]. Yangling: Northwest A&F University, 2016. (in Chinese)

[30] 陈维君. 水稻成熟度和收获时期的高光谱监测[D]. 杭州: 浙江大学, 2006.
CHEN Weijun. Rice maturation and harvest time monitoring by hyperspectral reflectance[D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2006. (in Chinese)

[31] 孙勃岩, 常庆瑞, 刘梦云. 冬小麦冠层叶绿素质量分数高光谱遥感反演研究[J]. 西北农业学报, 2017, 26(4): 552 - 559.
SUN Boyan, CHANG Qingrui, LIU Mengyun, et al. Inversion chlorophyl mass fraction in winter wheat canopy by hyperspectral reflectance[J]. Acta Agriculturae Boreali-occidentalis Sinica, 2017, 26(4): 552 - 559. (in Chinese)

[32] 谭海珍, 李少昆, 王克如, 等. 基于成像光谱仪的冬小麦苗期冠层叶绿素密度监测[J]. 作物学报, 2008, 34(10): 1812 - 1817.
TAN Haizhen, LI Shaokun, WANG Keru, et al. Monitoring canopy chlorophyll density in seedlings of winter wheat using imaging spectrometer[J]. Acta Agronomica Sinica, 2008, 34(10): 1812 - 1817. (in Chinese)

[33] 方圣辉, 乐源, 梁琦. 基于连续小波分析的混合植被叶绿素反演[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2015, 40(3): 296 - 302.
FANG Shenghui, LE Yuan, LIANG Qi. Retrieval of chlorophyl content using continuous wavelet analysis across a range of vegetation species[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2015, 40(3): 296 - 302. (in Chinese)

[34] 姚胜男, 蒋金豹, 史晓霞, 等. 天然气微泄漏胁迫下大豆冠层叶绿素含量的高光谱估测[J]. 地理与地理信息科学, 2019, 35(5): 22 - 27.
YAO Shengnan, JIANG Jinbao, SHI Xiaoxia, et al. Hyperspectral estimation of canopy chlorophyll content in soybean under natural gas micro-leakage stress[J]. Geography and Geo-information Science, 2019, 35(5): 22 - 27. (in Chinese)