

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

张竞成¹, 刘鹏¹, 王斌¹, 张雪雪¹, 黄文江², 吴开华^{1*}

(1. 杭州电子科技大学 生命信息与仪器工程学院, 浙江 杭州 310018;

2. 中国科学院遥感与数字地球研究所 数字地球重点实验室, 北京 100094)

摘要: 基于一套由 PROSPECT 模型模拟的包含叶绿素含量(Cab)、类胡萝卜素含量(Car)和叶片水含量(LWC)等重要植物生理生化参数及其光谱的数据, 通过对光谱进行系列梯度的重采样和 CWA 分析, 详细研究了光谱分辨率对植物生理生化参数反演的影响. 结果表明: (1) 采用 CWA 能够成功提取对 Cab, Car 和 LWC 等参数敏感的特征并建立具有较高精度的反演模型; (2) 随着光谱分辨率的降低, 敏感小波特征的数量、相关性以及反演精度总体均呈下降趋势, 但下降的幅度、拐点均不相同, 体现出分辨率对不同参数影响的差异性; (3) 采用 CWA 反演建模时, 不同植物生理生化参数对光谱分辨率敏感性差异较大, LWC 敏感性较低, Cab 次之, Car 敏感性较高. 根据这一结果, 采用 CWA 反演 Car, Cab 和 LWC 时光谱数据在分辨率不低于 8 nm, 32 nm 和 64 nm 时能够得到较理想的结果. 上述研究能够为实际中进行植被生理生化参数监测时的传感器选择提供依据.

关键词: 连续小波分析; 高光谱遥感; 植被生理生化参数; 光谱分辨率

中图分类号: S127 **文献标识码:** A

Impact analysis of spectral resolution on retrieving plant biophysical and biochemical parameters based on continuous wavelet analysis

ZHANG Jing-Cheng¹, LIU Peng¹, WANG Bin¹, ZHANG Xue-Xue¹, HUANG Wen-Jiang², WU Kai-Hua^{1*}

(1. College of Life Information Science and Instrument Engineering, Hangzhou Dianzi University, Hangzhou 310018, China;

2. Key Laboratory of Digital Earth Science, Institute of Remote Sensing and Digital Earth, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100094, China)

Abstract: In this study, a simulated foliar spectral dataset based on the empirical PROSPECT model was generated according to variations of chlorophyll content (Cab), carotenoid content (Car), and leaf water content (LWC). The spectra data were then resampled to a gradient of spectral resolutions and conducted a CWA analysis. The analysis of the spectral resolution impact on retrieving the plant biophysical and biochemical parameters was then performed. The results showed that: (1) CWA can be used to successfully extract sensitive features and to establish retrieving models of parameters including Cab, Car and LWC with high accuracy. (2) With decline of spectral resolution, the number of sensitive features, their correlation, and retrieving accuracy tend to decrease. However, the decline amplitude and the inflection point of the decline curves are all different, which reflected the different impact of the spectral resolution different for different parameters. (3) A significant difference on the sensitivity of spectral resolution was found among different plant biophysical and biochemical parameters, with the LWC appeared to be the most insensitive, followed by Cab, and Car. Based on this result, in retrieving Car, Cab and LWC with CWA, a reasonable result is expected only if the spectral resolution is

收稿日期: 2018-04-10, 修回日期: 2018-08-24

Received date: 2018-04-10, revised date: 2018-08-24

基金项目: 国家自然科学基金(41671415, 61661136004), 浙江省科技计划项目(2016C32087)

Foundation items: Supported by National Natural Science Foundation of China (41671415, 61661136004), the Science and Technology Project of Zhejiang Province

作者简介 (Biography): 张竞成(1984-), 男, 浙江人, 博士, 主要进行遥感、信息技术在农业、环境中应用的相关理论和方法研究. E-mail: zhangjc_rs@163.com

* 通讯作者 (Corresponding author): E-mail: wukaihua@hdu.edu.cn

no lower than 8 nm, 32 nm and 64 nm, respectively. The present study provides a basic understanding in selection of hyperspectral sensors for retrieving and monitoring of plant biophysical and biochemical parameters with the CWA method.

Key words: continuous wavelet analysis, hyperspectral remote sensing, plant biophysical and biochemical parameters, spectral resolution

PACS: 42. 72. Ai

引言

高光谱遥感能够反映各类地物的细微光谱差异,相比传统植被调查具有无损高效等优点,因此目前被广泛应用在植被状态监测.在植被监测的研究中,为有效提取植被信息,提出了多种光谱特征提取方法,包括敏感波段提取、各类植被指数、光谱微分分析和光谱连续统分析等^[1].在光谱分析方法中,连续小波分析(Continuous wavelet analysis, CWA)作为一种侧重谱形信息提取的新方法,能够在连续的波长和尺度上对光谱进行分解,在光谱本底差异消除,光谱噪声干扰抑制以及一些隐性的光谱弱信息提取方面表现出较大潜力^[2].Cheng 等首先将 CWA 引入植被生理生化参数监测,其结果表明通过该方法能够提取到对植被状态变化及胁迫产生更好响应的的光谱特征^[3-4].Zhang 等和 Luo 等发现通过 CWA 提取的小波特征在小麦白粉病、蚜虫等植物病虫害监测上优于传统特征^[5-6].Zhang 等发现在叶绿素浓度、类胡萝卜素浓度和叶片水含量的反演研究中小波特征的抗噪性能要优于植被指数(VI)和光谱微分等传统光谱特征^[7].

在植被监测中,植物生理生化参数是表征植被生长状态的关键指标,对于生态学和植物学都具有极为重要的指示意义.Cheng 等的研究显示 CWA 特征能够显著提高植物叶片叶绿素含量(Cab)、类胡萝卜素含量(Car)和叶片水含量(LWC)等重要植物生理生化参数的反演精度^[4,8].但是基于 CWA 的原理,应用其进行特征提取需要基于连续的高光谱数据,光谱分辨率会影响 CWA 对光谱信号的分析结果,而目前常见的地物光谱仪和航空、航天高光谱传感器的光谱分辨率从 1 nm, 2 nm 至几十纳米不等,这种光谱分辨率对基于 CWA 的植被生理生化参数监测上的影响尚不明确,因此在一定程度上制约了 CWA 植物参数反演的实际应用.针对这一问题,本研究基于经典的植物叶片辐射传输模型 PROSPECT 的光谱模拟,主要研究:(1)基于 CWA 方法提取 Car, Cab 和 LWC 等生理生化参数反演的小波特征;(2)基于不同分辨率光谱数据,研究光谱分辨率对

植被生理生化参数反演的影响;(3)分析反演 Cab, Car 和 LWC 适宜的光谱分辨率范围.对上述问题的研究能够为应用 CWA 进行植物生理生化参数反演时的数据要求、传感器选择等提供理论依据.

1 材料和方法

1.1 光谱与生化参数的获取

为获得符合统计检验要求的实验数据,同时为排除由于测量仪器自身光谱分辨率的干扰,本研究中使用的植物高光谱数据是基于一定生理生化参数条件由权威的 PROSPECT 叶片反射率模型的最新版本 PROSPECT-5 提供的模拟数据^[9-10].该模型基于“平板模型”,能够通过叶片构造参数和生物化学参数模拟从可见光到近红外波段的叶片反射和透射率.PROSPECT 模型的光谱模拟需设置 5 个主要参数:结构参数 N,水含量,叶绿素含量等,其中总反射率的数学表达如下:

$$R_{N,\alpha} = xR_{N,90} + y \quad , \quad (1)$$

$$T_{N,\alpha} = xT_{N,90} \quad , \quad (2)$$

$$x = \frac{t_{av}(\alpha, n)}{t_{av}(90, n)} \quad , \quad (3)$$

$$y = x[t_{av}(\alpha, n) - 1] + 1 - t_{av}(90, n) \quad . \quad (4)$$

上述表达式中, n 是叶面平板的反射率, α 是最大入射角,是所有入射和偏振方向的平均辐射在绝缘平板表层的透射率.

植物叶片光谱模拟主要通过改变以下五个参数:叶片结构参数 N,叶绿素浓度 Cab($\mu\text{g} \cdot \text{cm}^2$),类胡萝卜素浓度 Car($\mu\text{g} \cdot \text{cm}^2$),等效水厚度 Cw($\text{g} \cdot \text{cm}^2$)和叶片干物质含量 Cm($\text{g} \cdot \text{cm}^2$)产生 400 ~ 2500 nm 波段范围内分辨率为 1 nm 的植物光谱.各参数动态范围参考 Cheng 等设置的范围,在其范围内应用一组蒙特卡洛随机数产生 2 500 组上述变量的组合,并使其服从多元正态分布.此外,为使数据更接近真实,采用 0.3% 的高斯随机噪声对光谱数据进行扰动^[8].模拟中各参数的均值、标准差、最大和最小值如表 1 所示,各植被生理生化参数含量不

同时光谱曲线如图 1 所示。

此外,为考察不同光谱分辨率对 CWA 的影响,基于原始光谱数据,模拟得到不同光谱分辨率数据.为简化对传感器各波段通道响应的模拟过程,采用对原始光谱取均值的方法模拟得到不同光谱分辨率数据,分别模拟得到一组光谱波段间隔 (Gap) 为 2 nm, 4 nm, 8 nm, 16 nm, 32 nm 和 64 nm 的不同分辨率梯度的光谱数据集 (图 2). 同时,由于这些数据均由原始光谱模拟得到,相对原始光谱除光谱分辨率差异之外未改变其它信息,因此能够用于考察光谱分辨率对参数反演的影响。

表 1 本研究中 PROSPECT 模型光谱模拟各输入参数统计值

Table 1 Statistics of PROSPECT model parameters statistics in this study

输入参数	单位	均值标准差 Mean \pm s. d.	最小值	最大值
叶片结构参数(N)	/	1.53 \pm 0.22	1.01	2.24
叶绿素浓度 (Cab)	ug \cdot cm ²	34.58 \pm 17.13	0.36	96.58
类胡萝卜素浓度 (Car)	ug \cdot cm ²	8.66 \pm 3.73	0.04	24.41
等效水厚度 (Cw)	g \cdot cm ²	0.015 \pm 0.006	0.004	0.036
叶片干物质含量 (Cm)	g \cdot cm ²	0.0079 \pm 0.0033	0.0008	0.0195

1.2 多尺度连续小波分析 (CWA)

连续小波分析 (CWA) 将高光谱数据根据小波基函数 (mother wavelet) 分解成一系列波段和尺度连续的小波能量系数 (wavelet power), 下面是其通用转换公式^[11]:

$$\psi_{a,b}(\lambda) = \frac{1}{\sqrt{a}} \psi\left(\frac{\lambda - b}{a}\right), \quad (5)$$

其中, a 表示波宽, b 表示相位. 光谱信号经过小波分解能得到不同波长和分解尺度上完整的能量系数矩阵:

$$W_f(a,b) = \langle f(\lambda), \Psi_{a,b}(\lambda) \rangle \\ = \int_{-\infty}^{+\infty} f(\lambda) \Psi_{a,b}(\lambda) d\lambda, \quad (6)$$

其中, $f(\lambda)$ 是反射率光谱, $\lambda = 1, 2, \dots, n$, n 为波段数, 小波系数 $W_j(a_i, b_j)$ 包含 j 波长 ($j = 1, 2, \dots, n$) 和 i 尺度 ($i = 1, 2, \dots, m$) 两维, 因此, 光谱经小波分解后可得到一个 $m \times n$ 的矩阵. 其中, 原始光谱信号变换中, $n = 2101$ (即 400 ~ 2500 nm), 同时, 为降低计算复杂性, 仅保留尺度为 2 的指数次幂 ($2^0, 2^1, \dots, 2^{10}$) 的小波系数. Cheng 等研究表明, 这一简化不影响小波特征提取效果^[34]. 此外, 考虑植被吸收光谱的形状与 Gaussian 函数相接近, 分析中采用 Mexican hat 小波基进行小波分解^[7]. 通过上述方法, 光

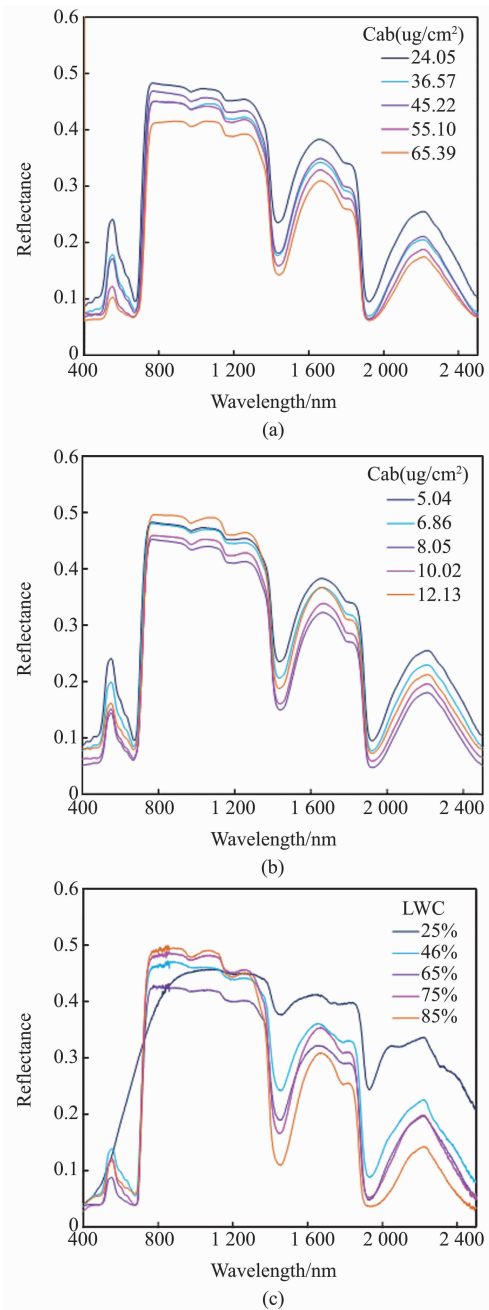


图 1 不同生理生化参数下植被光谱. (a) - (c) 分别为 Cab, Car, and LWC 对应的光谱
Fig. 1 Demonstration of spectra corresponding to plant biophysical and biochemical parameters variation. (a) - (c) represent spectra corresponding to variations of Cab, Car, and LWC, respectively

谱在强度、位置和形状上的信息都能准确获取, 同时可以将不同尺度光谱特征分离。

1.3 特征提取方法

本研究将连续小波分析技术应用于提取叶绿素 (Cab)、类胡萝卜素 (Car) 和叶片水分含量 (LWC) 三种植物生理生化参数的特征. 通过对原始光谱经连

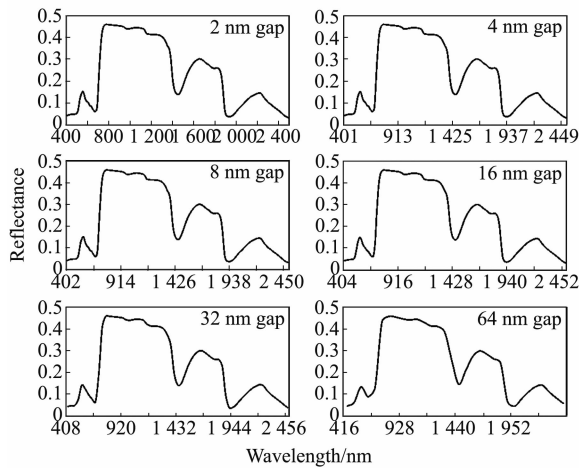


图 2 重采样至不同分辨率下光谱曲线图
Fig. 2 Demonstration of a spectrum resampled with different spectral resolution

续小波分解后(每一条原始光谱能够被分解形成一个小波系数矩阵)获得的能量系数与植物生理生化参数进行相关性分析,最终得到一个 m (尺度) $\times n$ (波段) 的决定系数 (R^2) 矩阵,表征任一波长、尺度下小波系数与植物生理生化参数的相关性强度.在此基础上,取矩阵中 R^2 最高的 5% 为参数敏感区域用于特征选择,将敏感区域中不少于连续四个波长、尺度单元的小波特征区域识别为敏感特征区域.在此基础上根据各敏感区域中相关性最大处的波长、尺度确定小波特征的形式.由于 CWA 能够遍历整个光谱波段范围及尺度,故可以筛选出对植物生理生化参数最敏感的小波特征.小波特征整体提取方法如图 3 所示.

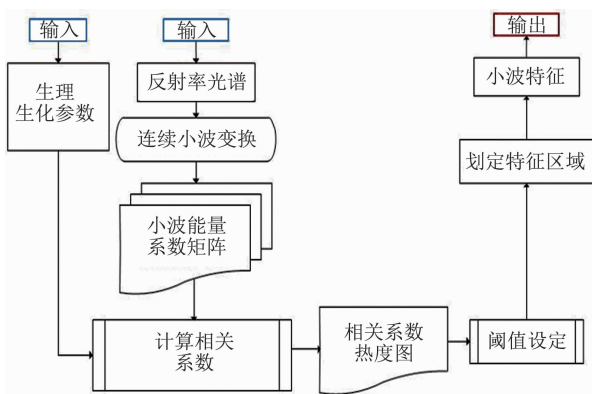


图 3 特征提取流程
Fig. 3 Feature extraction process

1.4 反演方法与精度评估

将模拟得到的 2 500 条光谱随机选择 1 500 个

样本(60%)作为训练集进行 CWA 分析,优选针对各个植物生理生化参数的小波特征并基于最小二乘回归方法建立反演模型,将其余 1 000 个样本(40%)用于反演模型的精度检验.模型精度检验参数选取相关系数平方 (R^2),均方根误差 (RMSE) [12-13].原始光谱和不同分辨率模拟光谱数据均采用相同的方式进行特征提取,模型构建和精度验证,并通过结果对比分析光谱分辨率对参数反演的影响.

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (y_{est,i} - y_{obs,i})^2}{n}}, \quad (7)$$

其中, $y_{est,i}$, $y_{obs,i}$ 分别为模型预测值和观测值, n 为样本量.

2 结果和讨论

2.1 不同光谱分辨率小波特征选择

本研究分别将原始光谱及各个光谱分辨率训练集数据进行连续小波分析,并根据与三个植物生理生化参数的相关性分析结果筛选小波特征.图 4~6 分别显示了三种生理生化参数监测中对应于不同光谱分辨率的小波相关系数谱图.根据小波特征选择方法,由相关系数数值最高的 5% 敏感区域(图中红色区域)确定各小波特征的尺度和波长.随着光谱分辨率的降低,三种植被生理生化参数监测的小波特征数量呈现整体下降趋势(表 2).从小波特征的位置可以观察到,光谱分辨率较低时虽然一些与光谱细节有关的小尺度特征消失,但反映整体谱形变化的大尺度特征在不同光谱分辨率间仍保证在基本处于相同的位置,因而保证了不同数据源进行参数反演模型和精度的稳定性.在不同光谱分辨率下, Cab 小波特征大致分布在 640~900 nm 附近; Car 小波特征数量相对较少,大致分布在 450~540 nm 附近; LWC 小波特征则分布在 1 300 nm、1 700 nm 和 1 900 nm 附近.这些位置与 Prasad 等报道的三种参数的光谱吸收位置基本一致,进一步印证了 CWA 在光谱重要信息提取方面的能力 [14].

表 2 不同光谱分辨率下 Cab, Car 和 LWC 小波特征数量
Table 2 The number of wavelet features of Cab, Car and LWC at different spectral resolutions

光谱分辨率/nm	1	2	4	8	16	32	64
Cab 特征数量	12	12	9	7	6	3	2
Car 特征数量	3	3	3	3	1	2	1
LWC 特征数量	12	17	12	7	7	4	2

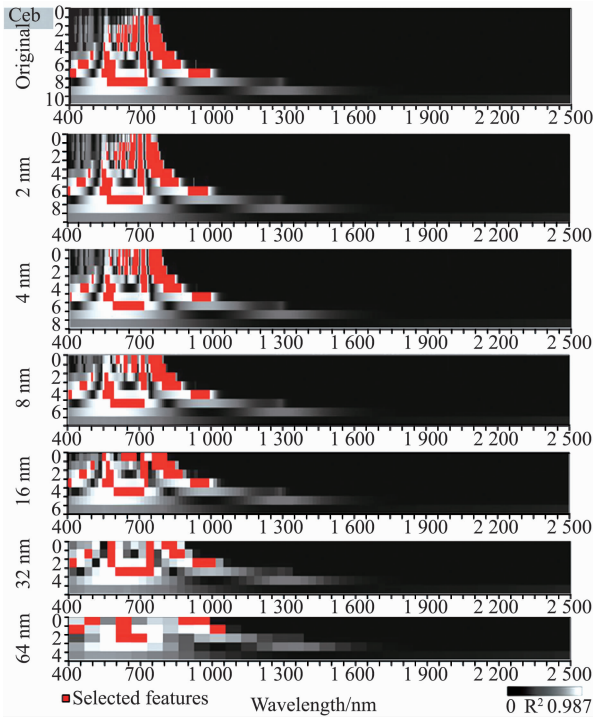


图 4 不同光谱分辨率下 Cab 小波相关系数矩阵图
 Fig. 4 Correlation scalograms under different spectral resolution for retrieving Cab

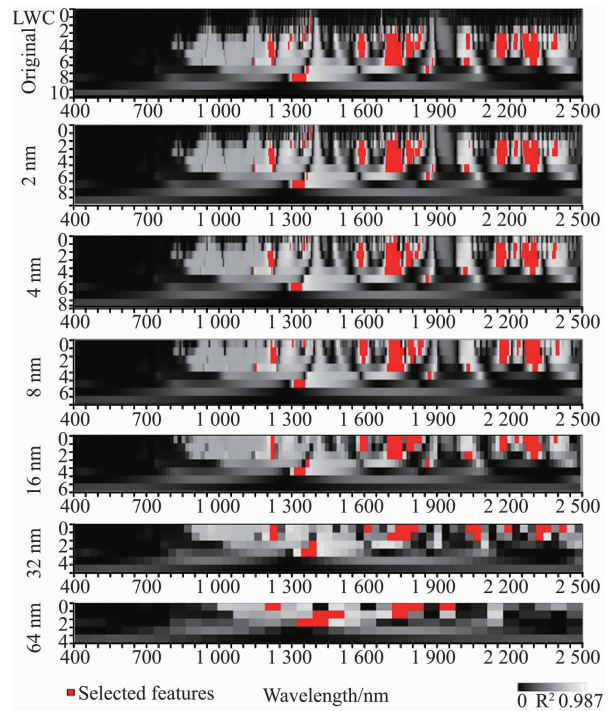


图 6 不同光谱分辨率下 LWC 小波相关系数矩阵图
 Fig. 6 Correlation scalograms under different spectral resolution for retrieving LWC

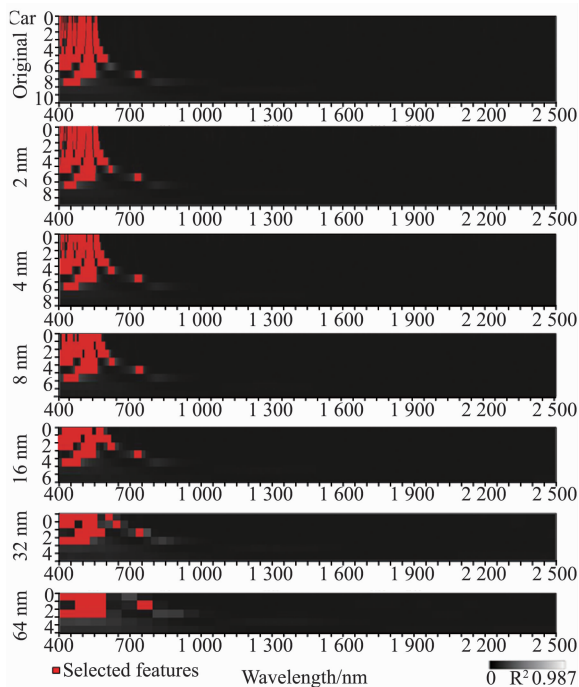


图 5 不同光谱分辨率下 Car 小波相关系数矩阵图
 Fig. 5 Correlation scalograms under different spectral resolution for retrieving Car

2.2 基于不同光谱分辨率小波特征的反演参数

基于光谱原始数据的小波特征在反演三种植物生理生化参数时均能够达到较理想的精度,其中

LWC 最高,验证 R^2 达到 0.99;Cab 其次,验证 R^2 为 0.98;Car 相对最低, R^2 为 0.81. 随着光谱分辨率的降低,小波特征的数量,特征的灵敏度和模型精度均呈现逐步下降的趋势,但对不同参数呈现不同影响(表 2,图 7). Cab 和 LWC 的反演精度模型受光谱分辨率下降的影响较小,模型的参数反演精度在光谱分辨率逐步降低至 32 nm 的过程中可维持在 0.98 和 0.99 的高水平. 从图 7 可观察到,Cab 和 LWC 反演精度的拐点均处于光谱分辨率为 32 nm 处,当分辨率从 32 nm 降低至 64 nm 的过程中 Cab 反演精度发生陡变,从 0.98 大幅降低至 0.83;而此时 LWC 反演精度虽然有所降低,但仍达到 0.95. 相比而言,Car 反演精度受光谱分辨率下降的影响较明显,随着光谱分辨率从 0.81 逐步下降至 0.31(图 8 ~ 10),而反演精度的拐点出现在光谱分辨率为 8 nm 处,从 8 nm 降低至 16 nm 的过程中 Car 反演精度发生从 0.73 大幅降低至 0.48. 三种参数受光谱分辨率降低的不同影响主要与参数光谱响应特征在小波域的尺度有关,Car 敏感小波特征的小波特征尺度较低,主要对应光谱在细小位置上的形状变化,这些特征在低分辨率光谱中无法提取. 而 LWC 敏感小波特征的小波尺度较高,主要对应较宽谱段上的谱形改变,因此在低分辨率光谱中仍能体现.

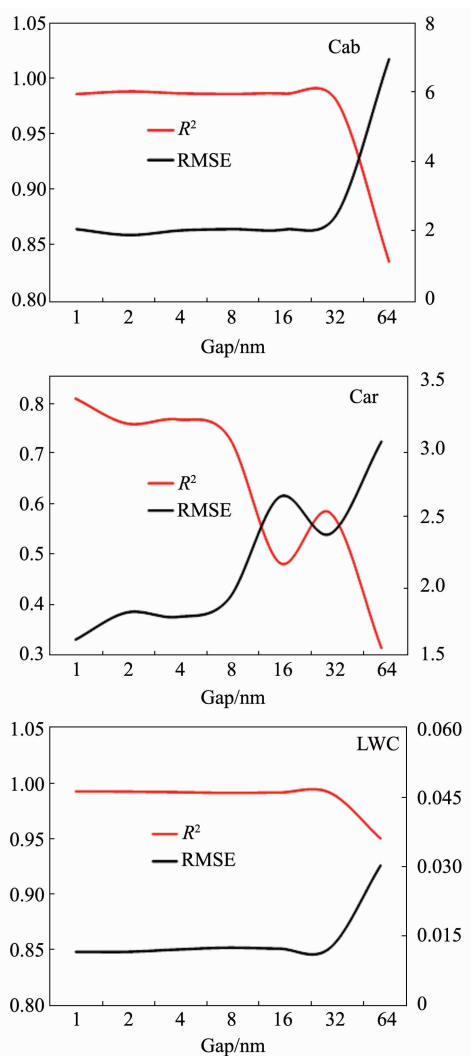


图7 不同光谱分辨率下 Cab、Car 和 LWC 反演模型精度
Fig. 7 Accuracy of Cab, Car and LWC inversion models at different spectral resolutions

不同植被在各个生育期下生理生化参数分布范围存在较大差异, 本文通过 PROSPECT 模型模拟植被光谱数据, 使得植被生理生化参数分布基本涵盖常见植被生理参数分布范围, 使分析更具有代表性^[9, 15]. Cheng 等利用机载可见/红外成像光谱仪 (Airborne Visible/Infrared Imaging Spectrometer, AVIRIS) 获取的高光谱影像 (分辨率为 10 nm) 监测坚果树的冠层水含量, 发现使用三个小波特征组合可以获取最佳监测精度 ($R^2 = 0.84$)^[16], 而 Cheng 等基于光谱分辨率为 1 nm 的 LOPEX 数据反演叶片水含量, 模型精度达到 $R^2 = 0.89$ ^[8], 这种光谱分辨率对叶片水分反演精度的影响与本研究结果趋势一致. 本研究在综合考虑不同植被类型生理生化参数差异、光谱分辨率影响及模型绝对精度基础上, 建议

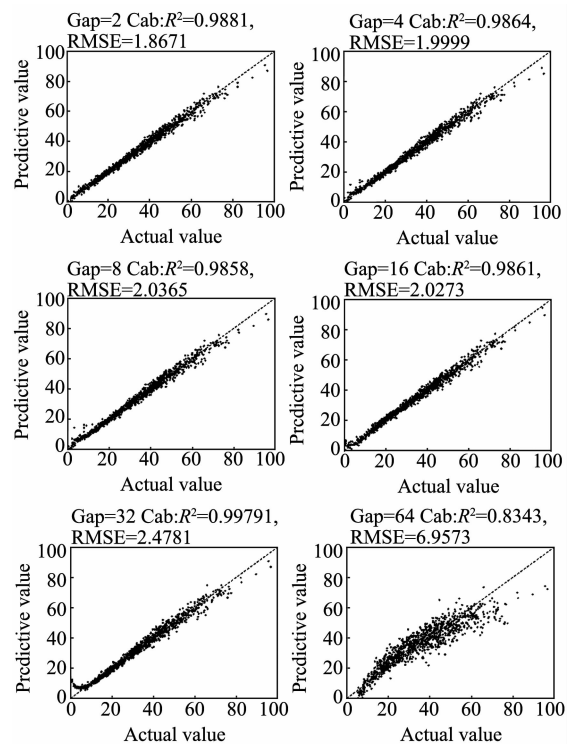


图8 Cab 实测值和预测值对比
Fig. 8 Comparison of measured and estimated values for Cab

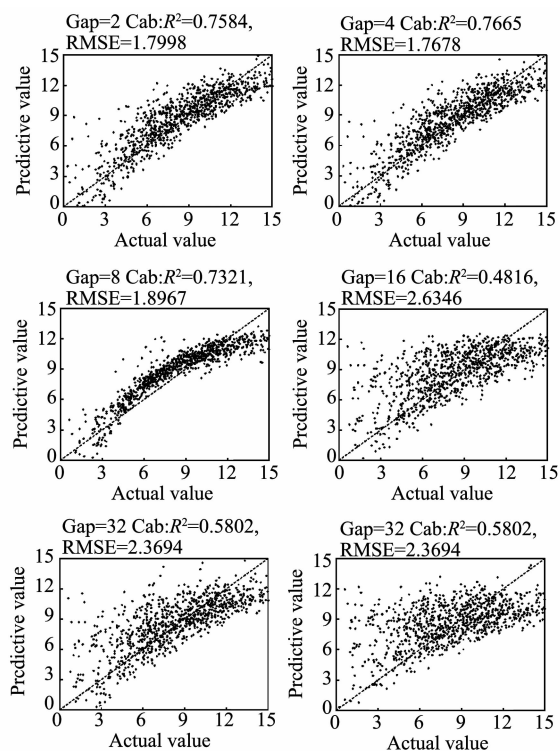


图9 Car 实测值和预测值对比
Fig. 9 Comparison of measured and estimated values for Car

基于 CWA 方法进行三种参数反演时, 光谱数据的分辨率反演 Cab 时应不低于 32 nm, 反演 Car 时应

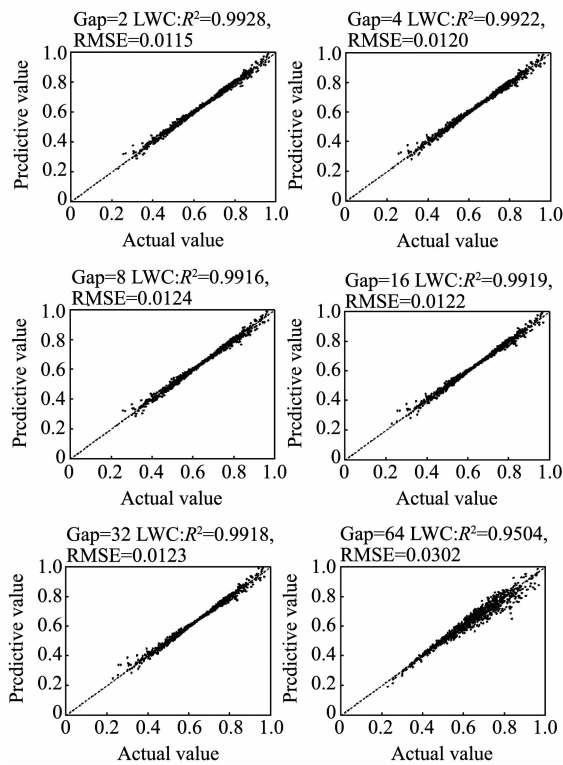


图10 LWC 实测值和预测值对比
Fig.10 Comparison of measured and estimated values for LWC

不低于 8 nm,反演 LWC 时应不低于 64 nm,以保证反演建模能获得较高的精度.通过上述对光谱分辨率影响的模拟研究可以看出,虽然采用 CWA 反演三种参数对光谱分辨率的要求不同,但总体上能够在光谱分辨率较低的情况下对其进行有效反演,特别 Cab 和 LWC 对光谱分辨率具有更好的适应性,这为参数反演时高光谱传感器的选择和应用提供了便利,使得有可能基于一些低价、便利的传感器实现参数反演.因此,下一步应使用真实冠层光谱数据,以及高光谱图像数据对植物生理生化参数的 CWA 反演进行实验,更好地评估该技术的应用潜力.

3 总结

为探究高光谱数据的光谱分辨率对应用连续小波分析反演植物生理生化参数的影响,本文基于 PROSPECT 模型数据进行分析,得到以下结论:(1)利用 CWA 反演 Cab,Car 和 LWC 等生理生化参数可以达到较高的精度,基于原始光谱的三种参数反演验证精度分别达到: Cab 的 $R^2 = 0.98$, Car 的 $R^2 = 0.81$, LWC 的 $R^2 = 0.99$.(2)考察光谱分辨率对基于小波特征选择及三种参数反演的影响,发现随着

光谱分辨率的降低,敏感小波特征的数量、相关性以及反演精度总体均呈下降趋势,但下降的幅度、拐点均不相同,体现出对不同参数影响的差异性.(3)在综合考虑光谱分辨率影响及模型绝对精度的基础上,给出基于 CWA 方法参数反演的光谱分辨率选择建议,建议反演 Cab 的光谱分辨率应不低于 32 nm,反演 Car 的光谱分辨率应不低于 8 nm,对 LWC 而言 64 nm 分辨率数据仍可用.上述趋势和规律在未来需基于实测光谱数据进行进一步的验证和研究.

References

- [1] Pu R L. *Hyperspectral remote sensing: Fundamentals and practices*[M]. CRC Press, 2017.
- [2] 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.
- [3] Cheng T, Rivard B, Sánchezazofeifa 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.
- [4] 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.
- [5] Zhang J C, Yuan L, Wang J H, et al. Spectroscopic leaf level detection of powdery mildew for winter wheat using continuous wavelet analysis[J]. *Journal of Integrative Agriculture*, 2012, **11**(9): 1474 - 1484.
- [6] Luo J H, Huang W J, Zhao J, et al. Detecting aphid density of winter wheat leaf using hyperspectral measurements [J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations & Remote Sensing*, 2013, **6**(2): 690 - 698.
- [7] Zhang J C, Huang Y B, Li Z H, et al. Noise-resistant spectral features for retrieving foliar chemical parameters [J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations & Remote Sensing*, 2017, PP(99): 1 - 12.
- [8] Cheng T, Rivard B, Sánchez-Azofeifa A G, et al. Predicting leaf gravimetric water content from foliar reflectance across a range of plant species using continuous wavelet analysis[J]. *Journal of Plant Physiology*, 2012, **169**(12): 1134 - 1142.
- [9] Feret J B, François C, Asner G P, et al. PROSPECT-4 and 5: Advances in the leaf optical properties model separating photosynthetic pigments [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2008, **112**(6): 3030 - 3043.
- [10] LU Cheng, CHEN Sheng-Bo, LIU Wan-Song. Research of PROSPECT leaf optical property mode[J]. *Global Geology*, (陆成, 陈圣波, 刘万崧. 叶片辐射传输模型 PROSPECT 理论研究. *世界地质*) 2013, **32**(1): 177 - 188.
- [11] YU Lei, HONG Yong-Sheng, ZHOU Yong, et al. Inversion of soil organic matter content using hyperspectral data based on continuous wavelet transformation[J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, (于雷, 洪永胜, 周勇, 等. 基

- 于偏最小二乘回归的土壤有机质含量高光谱估算. *光谱学与光谱分析*. 2016, **36**(5):1428 - 1433.
- [12] LIU Huan-Jun, KABG Ran, Susan Ustin, *et al.* Study on the Prediction of Cotton Yield within Field Scale with Time Series Hyperspectral Imagery [J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, (刘焕军, 康苒, Susan Ustin, 等, 基于时间序列高光谱遥感影像的田块尺度作物产量预测. *光谱学与光谱分析*) 2016, **36**(8):2585 - 2589.
- [13] LIU Peng, ZHANG Jing-Cheng, YANG Pin-Ting, *et al.* Analysis on monitoring of wheat stripe rust at multiple stages and optimization of bands for disease detection [J]. *Chinese Journal of Biological Control*, (刘鹏, 张竞成, 杨婷婷, 等. 多生育期小麦条锈病光谱波段优选及监测研究. *中国生物防治学报*) 2017, **6**:833 - 841.
- [14] Prasad T S, Krishna G M, Padthasaradhi T, *et al.* Hyperspectral remote sensing of vegetation and agricultural crops [J]. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 2014, **80**(80): 697 - 709.
- [15] ZHANG Yao. Hyperspectral quantitative remote sensing inversion model and regime of multiple pigment at leaf scale based on PROSPECT-PLUS model [D]. Zhejiang University, (张焱. 基于 PROSPECT-PLUS 模型植物叶片多种色素高光谱定量遥感反演模型与机理研究. 浙江大学)2015.
- [16] Cheng T, Ria? o D, Ustin S L. Detecting diurnal and seasonal variation in canopy water content of nut tree orchards from airborne imaging spectroscopy data using continuous wavelet analysis [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2014, **143**(6):39 - 53.

(上接第 752 页)

- [17] Wald L, Monget J M. Sea surface winds from sun glitter observations [J]. *Journal of Geophysical Research: Oceans*, 1983, **88**(C4):2547 - 2555.
- [18] Cox C, Munk W. Statistics of the sea-surface derived from sun glitter [J]. *Journal of Marine Research*, 1954, **13**(2), 198 - 227.
- [19] La Violette P E, Peteherych S, Gower J. Oceanographic implications of features in NOAA satellite visible imagery [J]. *Boundary-Layer Meteorology*, 1980, **18**(2): 159 - 175.
- [20] Max B, Emil W. *Principles of Optics* [M]. translated by Yang J S. 7nd Edition, Beijing: Ublishing House of Electronics Instrustry, (马科斯 波恩, 埃米尔 沃尔夫. *光学原理*. 杨菡荪, 译. 第七版 北京:电子工业出版社), 2016: 34 - 36.
- [21] Goldstein D H. *Polarized Light* [M]. Bocaraton: CRC Press, 2010: 49 - 77.
- [22] Bass M, DeCusatis C, Enoch J, *et al.* *Handbook of Optics* [M]. New York: McGraw-Hill, Inc. , 2009: 531.
- [23] Li J W, Chen W L, Xu W B, *et al.* *Infrared polarization imaging technology and application* [M]. Beijing: Science Press(李军伟, 陈伟力, 徐文斌, 等. *红外偏振成像技术与应用*. 北京:科学出版社), 2017: 7 - 13.