

doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2021.03.021

# 基于小波技术的冬小麦植株组分含水率估测模型

李辰<sup>1</sup> 王延仓<sup>2,3</sup> 李旭青<sup>2,3</sup> 杨秀峰<sup>2,4</sup> 顾晓鹤<sup>5</sup>

(1. 北京空间机电研究所, 北京 100076; 2. 北华航天工业学院遥感信息工程学院, 廊坊 065000;

3. 航天遥感信息应用技术国家地方联合工程研究中心, 廊坊 065000;

4. 河北省航天遥感信息处理与应用协同创新中心, 廊坊 065000; 5. 北京农业信息技术研究中心, 北京 100097)

**摘要:** 为研究光谱对冬小麦植株组分含水率的估测能力, 分析小波技术对光谱信息的分离规律, 以冬小麦冠层光谱数据与相应的冬小麦植株叶片、茎秆、麦穗含水率的测定值为数据源, 先采用小波技术分离冬小麦冠层光谱信息, 再将分离的光谱信息与冬小麦各植株组分的含水率进行相关性分析, 并提取敏感波段; 最后利用偏最小二乘算法构建冬小麦植株组分含水率的估测模型, 并进行了验证与评价。研究表明: 经小波技术分解后, 冬小麦冠层光谱内的吸收特征逐分解水平分离至高频信息内, 且各分解水平所代表的吸收特征按强度依次分布于高频信息的分解水平 H1 ~ H10 内; 冬小麦麦穗含水率估测模型的精度与稳定性较强, 茎秆次之, 叶片稳定性最差, 说明扬花期后的冬小麦水分供给已不再适合只采用叶片含水率进行评定, 应增加或替换检测指标。

**关键词:** 冬小麦; 植株组分; 含水率; 小波技术; 偏最小二乘

中图分类号: S127

文献标识码: A

文章编号: 1000-1298(2021)03-0193-09

OSID:



## Quantitative Inversion of Water Content of Plant Components in Winter Wheat Based on Wavelet Technology

LI Chen<sup>1</sup> WANG Yancang<sup>2,3</sup> LI Xuqing<sup>2,3</sup> YANG Xiufeng<sup>2,4</sup> GU Xiaohe<sup>5</sup>

(1. Beijing Institute of Space Mechanics and Electricity, Beijing 100076, China

2. School of Remote Sensing and Information Engineering, North China Institute of Aerospace Engineering, Langfang 065000, China

3. National Joint Engineering Research Center of Space Remote Sensing Information Application Technology, Langfang 065000, China

4. Aerospace Remote Sensing Information Processing and Application Collaborative Innovation Center of Hebei Province, Langfang 065000, China

5. National Engineering Research Center for Information Technology in Agriculture, Beijing 100097, China)

**Abstract:** In order to study the ability of spectrum to estimate the water content of winter wheat plant components and analyze the separation rule of spectral information by wavelet technology, the canopy spectral information of winter wheat and the corresponding measured values of water content of leaves, stems and ears of winter wheat were used as data sources. Then, the partial least squares (PLS) algorithm was used to construct the estimation model of winter wheat plant component water content, which was verified and evaluated. The results showed that after wavelet technology decomposition, the absorption characteristics of winter wheat canopy spectrum were separated into high frequency information by decomposition level, and the absorption characteristics represented by each decomposition level were distributed in the H1 ~ H10 decomposition level of high-frequency information. The accuracy and stability of the estimation model of winter wheat ear water content was strong, that of the stem was the second, and the leaf stability was the worst. This showed that the current situation of water supply of winter wheat after poplar flowering stage was no longer suitable to use only leaf water content for evaluation, and the detection index should be added or replaced.

**Key words:** winter wheat; plant components; water content; wavelet technology; partial least squares

收稿日期: 2020-05-21 修回日期: 2020-07-18

**基金项目:** 国家重点研发计划项目(2016YFD0300609)、北京市农林科学院科技创新能力建设专项项目(KJXC20170705)、国家自然科学基金基金项目(41401419)、河北省教育厅青年基金项目(QN2019213)和河北省青年科学基金项目(D2017409021)

**作者简介:** 李辰(1988—),男,工程师,主要从事遥感与数字图像处理研究,E-mail: lichen2004301@126.com

**通信作者:** 王延仓(1986—),男,讲师,主要从事农业遥感研究,E-mail: yancangwang@163.com

## 0 引言

水是冬小麦植株的重要构成成分,是冬小麦植株吸收、运输、转化矿物元素的主要载体,也是冬小麦植株生理生化反应的主要介质<sup>[1]</sup>。因此,水分的持续、适量供给是冬小麦正常生长、发育的关键。河北省中部5月上旬与5月中下旬的冬小麦分别处于扬花期、灌浆期,该时期的区域气温持续升高、土壤一作物蒸腾量不断增大、冬小麦光合作用强度高,是冬小麦生长发育和产量形成的关键时期。因此,实时、精准监测该时期冬小麦水分供给状态具有重要的现实与理论意义。近年来,凭借快速、准同步、大尺度、精准等优点,遥感技术已成为精准检测冬小麦水分供给信息的重要手段<sup>[2-3]</sup>。

借助遥感技术监测冬小麦植株组分含水率是开展区域麦田土壤墒情监测的重要途径<sup>[4-6]</sup>,国内外学者在利用光谱技术监测冬小麦植株组分含水率方面进行了大量研究,并取得了一定研究成果。研究表明:位于水分子内的O—H键通过伸展、弯曲会在光谱中的970、1200、1450、1940 nm波长附近形成较强的吸收特征,该光谱区域同时也是纤维素、淀粉、木质素、糖内O—H键的作用区域<sup>[7]</sup>,故该区域的光谱特征是多种组分共同作用的体现。冬小麦植株水分亏缺会导致其叶片理化参量的改变,进而导致冠层光谱发生变化<sup>[8-9]</sup>。受冬小麦生化组分叠加作用及外界不可控因素的影响,冬小麦冠层含水率在冠层光谱中的敏感区间主要在780~1350 nm之间,该区间随冬小麦冠层含水率的变化而发生明显改变<sup>[10]</sup>。利用数学变换、小波技术<sup>[11]</sup>等方法处理分析光谱数据可提升光谱对冬小麦植株组分含水率的敏感性,采用高光谱反射率<sup>[12]</sup>或短波近红外形态参量<sup>[13]</sup>构建水分敏感指数能有效用于单一生育期内作物含水率的监测<sup>[14]</sup>。遗传算法<sup>[15]</sup>、偏最小二乘算法、随机森林算法等多用于冬小麦含水率估测模型的构建。冬小麦叶片含水率可直接或间接反映冬小麦的水分供给与耕层土壤墒情<sup>[4]</sup>,然而,位于抽穗-蜡黄期的冬小麦冠层光谱的主控因素为麦穗,叶片为次要因素,这增大了冬小麦水分供给与土壤墒情的监测难度。目前,针对该生育期内冬小麦水分供给状态监测的研究相对较少。与传统数学变换相比,小波技术能更有效地提升光谱对植物生化参量的敏感性<sup>[16-17]</sup>,小波技术对光谱信息的分离特性是提升光谱对植被生化参量敏感性的重要基础。因此该技术逐步应用于基于遥感技术定量反演植被理化参量的研究中。但大多数研究仅限于光谱数据的基础处理<sup>[18-20]</sup>,鲜见分析小波技术在光谱信息分离

规律方面的研究。

本文以冬小麦冠层光谱数据及相应参量为数据源,采用小波技术分解光谱信息,并利用偏最小二乘算法构建冬小麦植株组分含水率估测模型,研究小波技术对冬小麦冠层光谱的分离规律,分析小波技术估测冬小麦各植株组分含水率的能力,探讨小波技术在精准探测冬小麦植株组分含水率方面的应用效果,以期为快速、精准早情监测提供基础技术支持。

## 1 材料与方 法

### 1.1 样本采集与处理

以河北省衡水市安平县为试验区,其地理位置如图1所示。试验区内的作物主要以冬小麦、夏玉米为主。于2014年5月5—6日、5月26—27日开展田间冬小麦样本采集,选择面积较大且平坦的地块进行冬小麦样本采集。每个样块在样本采集时,即刻采用英衡精密电子秤进行冬小麦麦穗、叶片、茎秆等组分鲜质量的测定,然后立刻置于保鲜袋内;当日野外试验完成后,立刻在实验室内进行样本的干燥处理;将冬小麦各组分分开置于干燥箱内,当样本质量无变化时停止干燥,并取出样本,进行冬小麦组分干质量的测定。采用常规植被含水率测定方法进行冬小麦各组分含水率的测定,各组分统计量见表1。

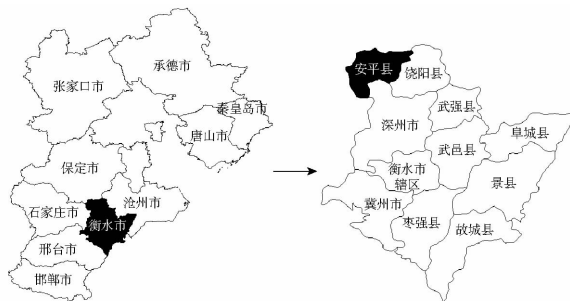


图1 试验区地理位置图

Fig. 1 Geographical location diagram of study area

表1 冬小麦各组分含水率统计结果

Tab. 1 Statistics results of water content of each component of winter wheat

统计量	样品数/ 份	最大值/ %	最小值/ %	平均值/ %	方差/ % <sup>2</sup>
叶片含水率	64	82.18	66.41	78.15	2.93
麦穗含水率	64	79.27	44.17	61.53	9.68
茎秆含水率	64	89.95	57.27	74.75	7.69

### 1.2 光谱测定与处理

选用ASD公司生产的便携式地物光谱仪进行冬小麦冠层光谱的测定,该仪器可测定冬小麦冠层波段350~2500 nm范围内的光谱数据,光谱输出分辨率为1 nm。选择太阳辐射相对稳定的时间区间

(10:00—15:00)进行测定;光谱测定时,将探头置于冬小麦冠层垂直上方 50 cm 处并垂直向下,光谱测定前须利用白板进行标定,每个样本采集 10 条光谱并取均值作为最终光谱。

受外界大气水分、气溶胶等悬浮物的扰动及仪器本身暗电流、传感器敏感差异等因素的影响,室外光谱的测定必然含有一定噪声,会对光谱内的可用信息产生负面作用,甚至导致原光谱信息全部受损。为避免噪声对光谱信息的干扰,提升冬小麦冠层光谱数据的信噪比,采用海明窗低通滤波器<sup>[21]</sup>进行光谱去噪、平滑处理,而对于噪声信息过大、信噪比低的 1 538 ~ 2 500 nm 光谱区间则采用删除方式处理。

### 1.3 小波技术

冬小麦冠层光谱是探测器视域内物质与光作用的综合体现,冬小麦冠层信息是多种物质信息的混合,因此光谱信息分离是提升光谱估测冬小麦植株组分信息精度的重要途径。小波技术是一种信号处理分析算法,其具有多尺度分解的优势,能通过多尺度分解逐步分离光谱信息<sup>[22-24]</sup>。小波技术中二进制小波技术可利用高通、低通滤波器逐层将光谱信息中的高频信息与低频信息分离<sup>[25]</sup>,其对光谱信息分离过程如图 2 所示,图中, $S$  为经预处理后的光谱数据; $L_i$  为经小波技术分解后的第  $i$  分解水平的低频信息; $H_i$  为经小波技术分解后的第  $i$  分解水平的高频信息。高频信息是原光谱中的细节信息,低频信息为原光谱中的宏观信息,故二进制小波是一种重要的地物光谱信息分离算法。为分析小波技术对冬小麦冠层光谱的分离规律,研究小波技术算法在估测冬小麦植株组分含水率方面的潜力,本文采用二进制小波处理分析冬小麦冠层光谱数据,小波基为 bior3.7,分解水平为 10。

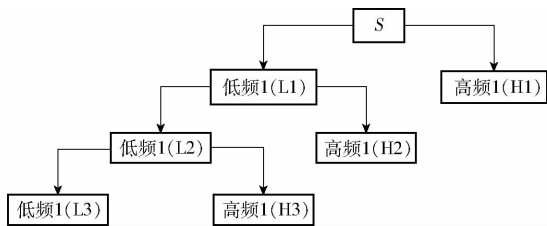


图2 小波技术对光谱信息的分解过程

Fig. 2 Decomposition process of spectral information by wavelet technology

### 1.4 模型精度验证

本研究利用小波技术对冬小麦冠层光谱进行处理,并采用偏最小二乘算法构建冬小麦植株组分含水率的估测模型。采用随机抽样法从总样本中抽取 2/3 样本作为建模组(44 份),1/3 的样本为验证组(20 份);建模组用于模型的构建,验证组用于模型

的检验。为更好地对模型的估测精度与稳定性进行准确评估,选用决定系数( $R^2$ )、均方根误差(RMSE)及相对分析误差(RPD)共同进行评价。

## 2 结果与分析

### 2.1 基于小波技术的冬小麦光谱分析

图 3 为冬小麦冠层光谱经小波技术分解后的各分解水平重构数据图,为揭示小波技术对冬小麦冠层光谱信息的分离规律,将低频信息进行吸收峰深度变换。为便于分析冬小麦冠层光谱的变异规律,依据各吸收峰的分布区间将冬小麦冠层光谱分为 A (350 ~ 544 nm)、B (545 ~ 772 nm)、C (773 ~ 878 nm)、D (879 ~ 1 078 nm)、E (1 079 ~ 1 292 nm)、F (1 293 ~ 1 537 nm) 等 6 个光谱区间。由图 3 可知,分解水平  $L_1 \sim L_5$  吸收峰深度曲线整体光滑且相似,在光谱区间 A ~ D 内相邻分解水平间存在微弱差异,即无明显差异,而在区间 E ~ F 有明显光谱变异且变化幅度随分解水平的增加而增强。在  $L_6 \sim L_{10}$  内,相邻分解水平的低频信息的吸收峰深度变化非常明显,其中位于区间 A、B 的吸收峰在分解水平  $L_8$ 、 $L_9$  内合并,位于区间 C、D、E 的吸收峰在分解水平  $L_8 \sim L_{10}$  消失;位于区间 A、B 的吸收峰深度随分解水平的增加呈先升高后降低的趋势,区间 C ~ F 整体呈逐步下降趋势;吸收峰深度的曲线变化频率随分解水平的增加而逐步降低,这表明随分解水平的增加,单分解水平低频信息内涵的信息量逐步减小。在  $H_1 \sim H_5$  内,随分解水平的增加,高频信息的振幅逐步增加,振动频率逐步降低;由  $L_1 \sim L_5$  与  $H_1 \sim H_5$  对比分析可知,由于经小波技术处理后,冬小麦冠层光谱内涵的信息总量不变,该信息被重新二次分配于各个分解水平内, $H_1 \sim H_5$  高频信息的波动区域与低频信息的变化区域大致一致。在  $H_6 \sim H_{10}$  内,随分解水平的增加,高频信息的振动频率整体呈逐步降低趋势,高频信息的振幅整体呈逐步加大趋势,单分解水平高频信息内涵的信息量逐步减弱。综上可知,分解水平 1 ~ 5 的高频信息主要反映地物的细微吸收特征,分解水平 6 ~ 10 主要为地物的中、强吸收特征。

### 2.2 小波系数与冬小麦植株组分含水率的相关性分析

图 4 为小波系数与冬小麦叶片含水率的决定系数( $R^2$ )矩阵。由图 4 可知, $H_1 \sim H_{10}$  与冬小麦叶片含水率的相关性相对较高, $L_1 \sim L_{10}$  明显较低,这表明在扬花期、灌浆期内,对冬小麦叶片含水率敏感的信息多为高频信息。在分解水平  $H_1 \sim H_{10}$  内,对冬小麦叶片含水率敏感的光谱信息的波段位置的分布

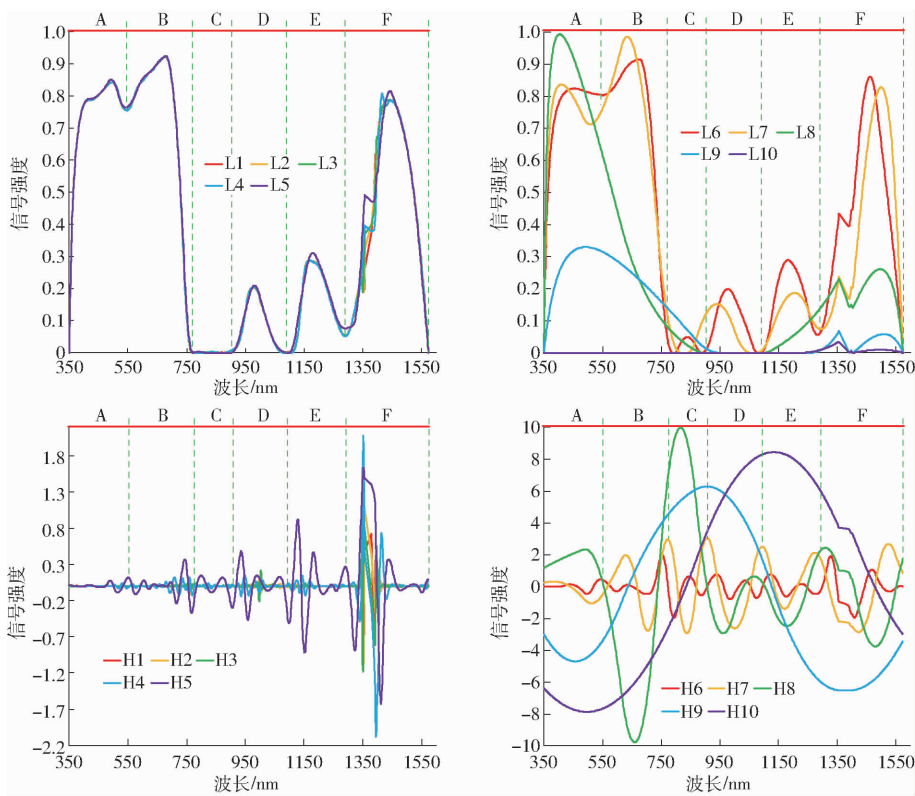


图 3 基于小波技术的冬小麦当层光谱信息分解图

Fig. 3 Decomposition of canopy spectral information of winter wheat based on wavelet technology

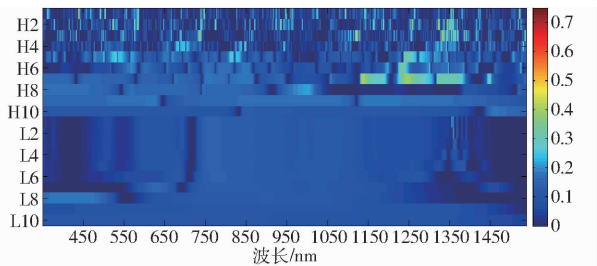


图 4 小波系数与冬小麦叶片含水率决定系数 ( $R^2$ ) 矩阵

Fig. 4 Determination coefficient ( $R^2$ ) matrix of water content of winter wheat leaves and wavelet coefficients

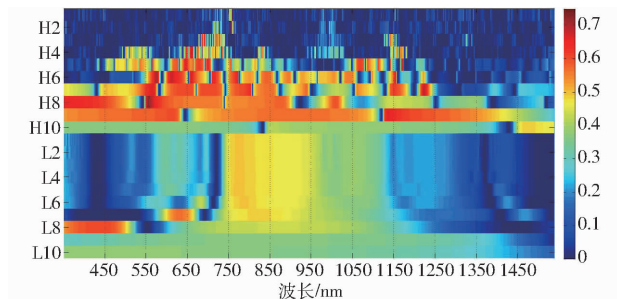


图 5 小波系数与冬小麦麦穗含水率决定系数 ( $R^2$ ) 矩阵

Fig. 5 Determination coefficient ( $R^2$ ) matrix of water content of winter wheat ear and wavelet coefficients

相对分散,无明显集聚特征,且冬小麦当层光谱对叶片含水率的敏感性相对较弱,其  $R^2$  最高为 0.481(分解水平 3)。与冬小麦叶片含水率相关性较高的信息主要分布于 H1 ~ H7,其中对冬小麦叶片含水率敏感的波段多呈零星分布(无明显集中区域),而位于波长 1 350 nm 附近(H1 ~ H3)及波段 1 100 ~ 1 400 nm(H6 ~ H7)区域的敏感信息则相对集中。位于分解水平 H8 ~ H10、L1 ~ L10 的光谱信息对冬小麦叶片含水率的敏感性较差。综上可知,对位于扬花期、灌浆期的冬小麦叶片含水率的敏感信息多为高频信息,且敏感性相对较弱,加大了处于该时期的冬小麦叶片含水率的检测难度。

冬小麦麦穗含水率与小波系数的决定系数 ( $R^2$ ) 矩阵如图 5 所示。由图可知,位于分解水平 H1 ~ H10 的光谱信息对冬小麦麦穗含水率的敏感

性明显高于 L1 ~ L10,表明对冬小麦麦穗敏感的光谱信息多为高频信息。在分解水平 H1 ~ H10 内,对冬小麦麦穗含水率敏感的光谱信息的波段位置主要呈集中分布,且随分解水平的增加,敏感波谱区域持续拓宽,在分解水平 H9 时敏感波谱区域宽度达到最高。经小波技术处理后,光谱对冬小麦麦穗含水率的敏感性整体较强,其决定系数  $R^2$  最高可达 0.725(分解水平 5)。在分解水平 H1 ~ H10 内,光谱对冬小麦麦穗含水率的敏感性随分解水平的增加呈先升后降的规律。在分解水平 L1 ~ L10 内,与冬小麦麦穗含水率敏感的波谱区域相对稳定,主要分布于 742 ~ 978 nm (L1 ~ L7)、590 ~ 666 nm (L7)、350 ~ 510 nm (L8)。随分解水平的增加,光谱对冬小麦麦穗含水率的敏感性整体呈先升高后降低的趋

势。综上可知,冬小麦冠层光谱对处于扬花期、灌浆期的冬小麦麦穗含水率的敏感性较强,敏感波谱信息多为高频信息。

小波系数与冬小麦茎秆含水率的决定系数( $R^2$ )矩阵如图6所示。由图可知,分解水平H1~H10的敏感性明显高于分解水平L1~L10,且与冬小麦茎秆含水率相关性高的波谱信息多位于H1~H10,表明高频信息对冬小麦茎秆含水率的敏感性较强,适用于冬小麦茎秆含水率的检测。在分解水平H1~H10内,与冬小麦茎秆含水率敏感的波谱区域主要呈集中分布,且波谱分布区域的宽度随分解水平的增加而逐步变宽(H1~H9)。光谱对冬小麦茎秆含水率的敏感性整体相对较高,其 $R^2$ 最高为0.639(分解水平5),且该敏感性随分解水平的增加呈先升高后降低的规律。在分解水平L1~L10内,光谱对冬小麦茎秆含水率的敏感性整体较低,敏感波谱区域的分布具有一定的稳定性,主要分布于746~977 nm。综上可知,与冬小麦茎秆含水率敏感的光谱主要位于分解水平H1~H10内,且敏感性相对较高。

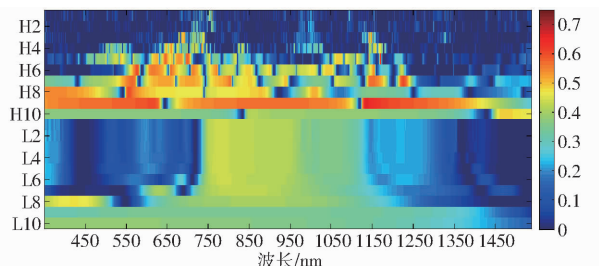


图6 小波系数与冬小麦茎秆含水率决定系数( $R^2$ )矩阵

Fig. 6 Determination coefficient ( $R^2$ ) matrix of water content of stem of winter wheat and wavelet coefficients

由图4~6对比分析可知,经小波技术处理分析后,冬小麦冠层光谱对冬小麦麦穗含水率的敏感性最高,茎秆次之,叶片最小;对冬小麦叶片含水率敏感的波段呈分散分布,而对冬小麦麦穗含水率、茎秆含水率敏感的波段则集中分布。对冬小麦茎秆含水率敏感的波段的分布特征与冬小麦麦穗含水率敏感波段的分布特征极为相似,究其原因主要为麦穗水分由茎秆直接输入所致。冬小麦叶片含水率在冠层光谱上的响应特征多为细微信息,而麦穗、茎秆为中、强吸收特征。

### 2.3 基于小波技术的冬小麦各组分含水率诊断模型

为构建估测模型,首先利用决定系数筛选敏感性较高且波段位置间距至少50 nm的10~12个特征波段;然后利用最佳特征集提取算法筛选最佳特征波段组合,并依据特征波段对模型预测精度的贡献决定特征波段的数量(研究选用0.05为阈值,即

当增加一个波段,模型预测精度的 $R^2$ 增加幅度在0.05以内时停止增加特征波段数量);最后利用偏最小二乘算法构建估测模型。

表2为基于小波技术的冬小麦叶片含水率估测模型。由表2可知,在高频信息分解水平H1~H10内,随分解水平的增加,各模型的建模精度与验证精度均呈先升后降的规律,其中模型的建模精度在分解水平H4达到最高,而验证精度则在H8达到最高。从模型的建模精度与验证精度综合分析可知,在分解水平H1~H10内,冬小麦叶片含水率的估测模型的稳定性均相对较差,尤其是H1~H4、H6,究其原因主要为冬小麦叶片在冠层光谱中贡献率相对较低,且受冬小麦冠层上方空气含水率的影响,冠层光谱内的水分噪声影响较大,加之冬小麦冠层顶部麦穗、茎秆的干扰,进而导致冠层光谱内的叶片信息受损。从入选模型的特征波段分析可知,特征波段多位于可见光-近红外区域(350~1497 nm),且位于近红外区域的特征波段明显多于可见光区域。在低频信息分解水平L1~L10内,随分解水平的增加,各模型的建模精度呈持续降低的规律,验证精度则呈先升后降的规律,其中验证精度在L3时达到最高。从模型建模精度与验证精度综合分析可知,在分解水平L1~L10内,估测模型的稳定性相对较差,尤其是分解水平L1~L5。从模型入选特征波段分析可知,特征波段多位于可见光-近红外区域(489~1417 nm),且位于近红外区域的特征波段明显多于可见光区域。

表3为冬小麦麦穗含水率估测模型。由表3可知,在高频信息分解水平H1~H10内,模型的建模精度随分解水平的增加而呈先升后降的趋势,其在分解水平H6时模型的建模精度达到最高。模型的验证精度则呈先降后升再降的趋势。从模型建模精度与验证精度综合分析可知,基于分解水平H6构建的模型为最优模型,其验证精度的 $R^2$ 为0.947, RMSE为2.121%, RPD为4.345,其散点图如图7a所示。在分解水平H1~H10内,入选模型的特征波段多位于红、部分近红外区域(370~1260 nm)。在低频信息分解水平L1~L10内,模型的建模精度与验证精度均随分解水平的增加而呈先升后降的规律,其中建模精度在分解水平L5达到最高,验证精度在分解水平L6达到最高。从建模精度与验证精度综合分析可知,基于分解水平L5构建的模型为最优模型,其验证精度的 $R^2$ 为0.878, RMSE为3.621%, RPD为2.644,其散点图如图7b所示。从模型入选特征波段分析可知,在分解水平L1~L10内,特征波段主要位于350~1256 nm。



表2 基于小波技术的冬小麦叶片含水率估测模型

Tab.2 Estimation model of leaf water content of winter wheat based on wavelet technology

变换形式	波长/nm	模型	建模		验证		
			$R^2$	RMSE/%	$R^2$	RMSE/%	RPD
H1	691, 946, 1 093	$Y = 76.751 + 310.194X_{691} + 21.049X_{946} + 161.184X_{1093}$	0.689	1.478	0.230	2.118	0.860
H2	522, 1 256, 1 334	$Y = 76.676 + 161.174X_{522} + 149.684X_{1256} - 117.838X_{1334}$	0.698	1.632	0.162	2.361	0.781
H3	739, 1 128, 1 423	$Y = 74.937 + 127.995X_{739} + 26.513X_{1128} + 10.989X_{1423}$	0.720	1.408	0.290	2.059	0.991
H4	845, 942, 1 195	$Y = 75.743 + 202.584X_{845} - 29.450X_{942} + 242.162X_{1195}$	0.722	1.401	0.328	1.976	1.025
H5	404, 815, 1 244	$Y = 72.569 - 226.368X_{404} + 66.424X_{815} - 42.518X_{1244}$	0.650	1.562	0.424	1.828	1.094
H6	1 232, 1 420, 1 454	$Y = 73.865 - 22.946X_{1232} + 39.425X_{1420} + 96.265X_{1454}$	0.527	1.808	0.077	84.105	0.505
H7	1 057, 1 137, 1 321	$Y = 75.055 - 1.830X_{1057} - 5.825X_{1137} - 2.846X_{1321}$	0.521	1.823	0.473	1.750	1.196
H8	350, 617, 998	$Y = 75.698 + 5.704X_{350} + 4.335X_{617} - 14.953X_{998}$	0.437	1.965	0.609	1.549	1.304
H9	570, 935, 1 153	$Y = 73.659 + 1.128X_{570} + 0.294X_{935} - 2.651X_{1153}$	0.148	2.412	0.457	1.888	0.996
H10	1 497	$Y = 72.810 - 4.530X_{1497}$	0.143	2.423	0.349	1.975	0.960
L1	1 057, 1 110, 1 389	$Y = 74.047 + 2.351X_{1057} - 2.326X_{1110} - 0.107X_{1389}$	0.636	1.590	0.288	2.171	0.985
L2	1 054, 1 110, 1 392	$Y = 74.256 + 2.359X_{1054} - 2.320X_{1110} - 0.156X_{1392}$	0.615	1.634	0.292	2.228	0.975
L3	1 057, 1 109, 1 395	$Y = 74.871 + 2.516X_{1057} - 2.499X_{645} - 0.213X_{1395}$	0.524	1.810	0.305	2.186	0.994
L4	989, 1 106, 1 395	$Y = 72.385 + 1.675X_{989} - 1.191X_{1106} - 0.435X_{1395}$	0.516	1.828	0.289	3.605	0.688
L5	1 051, 1 102, 1 417	$Y = 76.032 + 2.950X_{1051} - 2.804X_{1102} - 0.743X_{1417}$	0.440	2.076	0.297	2.469	0.930
L6	1 078, 1 129, 1 261	$Y = 72.304 + 2.986X_{1078} - 6.141X_{1129} + 3.136X_{1261}$	0.370	2.080	0.241	2.156	0.956
L7	806, 1 024, 1 126	$Y = 71.399 + 1.172X_{806} - 2.514X_{1024} + 1.649X_{1126}$	0.216	2.347	0.180	2.176	0.858
L8	489, 898, 1 000	$Y = 75.134 - 1.254X_{489} + 0.972X_{898} - 0.837X_{1000}$	0.152	2.408	0.457	1.884	1.010
L9	702, 906, 1 110	$Y = 73.618 - 3.046X_{702} + 6.559X_{906} - 4.000X_{1110}$	0.104	2.475	0.209	2.194	0.812
L10	538	$Y = 71.191 + 0.309X_{538}$	0.089	2.492	0.207	2.193	0.814

表3 基于小波技术的冬小麦穗含水率估测模型

Tab.3 Estimation model of ear water content of winter wheat based on wavelet technology

变换形式	波长/nm	模型	建模		验证		
			$R^2$	RMSE/%	$R^2$	RMSE/%	RPD
H1	688, 758, 1 154	$Y = 56.520 - 1026.30X_{688} - 433.520X_{758} - 683.590X_{1154}$	0.799	4.245	0.805	5.048	1.691
H2	722, 755, 1 006	$Y = 57.548 - 426.942X_{722} + 330.526X_{755} - 133.538X_{1006}$	0.807	4.171	0.768	3.925	2.239
H3	685, 724, 1 001	$Y = 55.734 + 535.468X_{685} - 270.705X_{724} - 14.042X_{1001}$	0.872	3.407	0.840	3.095	2.955
H4	660, 831, 1 166	$Y = 62.530 - 277.644X_{660} - 267.483X_{831} - 145.332X_{1166}$	0.905	2.956	0.795	3.348	2.820
H5	566, 645, 678	$Y = 52.712 - 440.847X_{566} - 296.702X_{645} - 91.890X_{678}$	0.848	3.717	0.609	5.255	2.032
H6	711, 770, 1 221	$Y = 56.553 - 8.746X_{711} + 9.029X_{770} - 62.442X_{1221}$	0.910	2.927	0.947	2.121	4.345
H7	565, 701, 1 223	$Y = 55.877 - 31.673X_{565} + 2.341X_{701} + 16.395X_{1223}$	0.852	3.660	0.864	2.854	3.306
H8	370, 600, 875	$Y = 55.751 + 45.485X_{370} + 15.465X_{600} - 2.923X_{875}$	0.846	3.749	0.915	2.349	3.942
H9	578, 840, 1 000	$Y = -52.883 - 108.348X_{578} - 40.462X_{840} - 5.633X_{1000}$	0.847	3.740	0.874	3.064	2.918
H10	854, 1 054, 1 254	$Y = 45.613 - 113.993X_{854} + 132.796X_{1054} - 130.010X_{1254}$	0.646	5.628	0.764	5.646	1.495
L1	599, 640, 770	$Y = 56.840 - 20.895X_{599} + 16.402X_{640} + 0.728X_{770}$	0.809	4.150	0.866	3.990	2.325
L2	597, 640, 768	$Y = 56.791 - 20.728X_{597} + 16.196X_{640} + 0.742X_{768}$	0.814	4.102	0.865	3.972	2.348
L3	596, 645, 771	$Y = 56.947 - 18.124X_{596} + 13.975X_{645} + 0.717X_{771}$	0.819	4.051	0.872	3.885	2.400
L4	595, 646, 774	$Y = 56.656 - 18.542X_{595} + 14.414X_{646} + 0.724X_{774}$	0.817	4.063	0.878	3.880	2.389
L5	560, 606, 683	$Y = 55.687 - 33.254X_{560} - 68.982X_{606} + 35.739X_{683}$	0.896	3.109	0.878	3.621	2.644
L6	575, 786, 1 068	$Y = 54.976 - 3.283X_{575} + 1.965X_{786} - 1.561X_{1068}$	0.830	3.942	0.906	2.727	3.277
L7	629, 874, 974	$Y = 50.226 - 2.011X_{629} + 3.617X_{874} - 3.776X_{974}$	0.792	4.346	0.879	3.210	2.705
L8	350, 499, 808	$Y = 46.572 + 25.638X_{350} - 21.182X_{499} + 1.890X_{808}$	0.796	4.296	0.832	4.792	1.844
L9	856, 1 056, 1 256	$Y = 43.473 - 2.311X_{856} + 13.972X_{1056} - 13.289X_{1256}$	0.631	0.751	0.702	6.149	1.362
L10	427, 727, 927	$Y = 41.606 - 2.889X_{427} + 41.134X_{727} - 35.697X_{927}$	0.648	5.623	0.699	4.330	1.958

基于小波技术的冬小麦茎秆含水率估测模型结果如表4所示。由表4可知,在高频信息分解水平H1~H10内,模型的建模精度整体呈降低的趋势,模型验证精度则呈先升高后降低的趋势,且在H7时达到最高。从建模精度与验证精度进行综合分析

可知,基于分解水平H7构建的模型为分解水平H1~H10内的最优模型,其验证精度的 $R^2$ 为0.730, RMSE为4.738%, RPD为1.600。从模型入选波段分析可知,模型多由位于可见光、近红外区域的特征波段共同构建,且特征波段主要位于500~1300 nm。

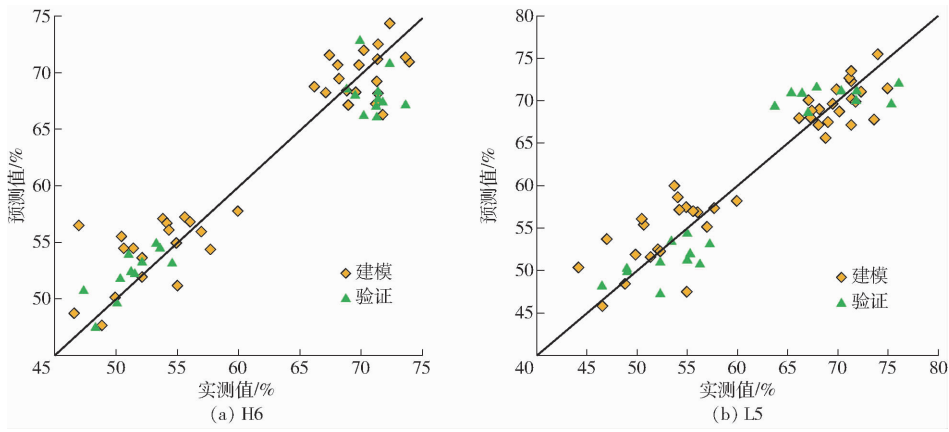


图 7 实测值与预测值的散点图

Fig. 7 Scatter plots of measured and predicted values

表 4 基于小波技术的冬小麦茎秆含水率估测模型

Tab. 4 Estimation model of stem water content of winter wheat based on wavelet technology

变换形式	波长/nm	模型	建模		验证		
			R <sup>2</sup>	RMSE/%	R <sup>2</sup>	RMSE/%	RPD
H1	688,752,1 094	$Y = 75.090 - 883.845X_{688} + 997.534X_{752} - 417.749X_{1094}$	0.716	3.766	0.427	7.270	1.047
H2	755,1 260,1 299	$Y = 69.974 + 368.843X_{755} - 209.701X_{1260} - 339.177X_{1299}$	0.612	4.400	0.349	7.007	0.982
H3	685,739,1 142	$Y = 67.706 + 234.765X_{685} + 234.584X_{739} + 57.557X_{1142}$	0.661	4.112	0.650	5.457	1.383
H4	734,1 023,1 158	$Y = 72.017 + 111.754X_{734} + 47.208X_{1023} + 78.916X_{1158}$	0.658	4.130	0.719	5.218	1.406
H5	697,1 065,1 170	$Y = 71.490 - 26.392X_{697} - 16.485X_{1065} + 122.167X_{1170}$	0.671	4.054	0.667	5.170	1.498
H6	576,771,1 043	$Y = 76.483 + 170.834X_{576} - 34.973X_{771} - 9.406X_{1043}$	0.649	4.184	0.724	4.811	1.566
H7	564,649,1 148	$Y = 73.304 - 44.511X_{564} - 8.211X_{649} - 9.320X_{1148}$	0.671	4.050	0.730	4.738	1.600
H8	555,877,1 009	$Y = 70.987 - 17.504X_{555} - 1.5073X_{877} - 5.607X_{1009}$	0.608	4.423	0.735	4.906	1.492
H9	509,613,932	$Y = 66.259 - 8.286X_{509} - 54.921X_{613} - 13.806X_{932}$	0.570	4.634	0.694	5.354	1.307
H10	854,1 000,1 472	$Y = 61.701 - 39.357X_{854} + 8.201X_{1000} - 27.273X_{1472}$	0.460	5.190	0.476	1094.383	0.506
L1	1 000,1 100,1 217	$Y = 64.153 + 4.974X_{1000} - 2.505X_{1100} - 2.435X_{1217}$	0.585	4.551	0.659	5.795	1.191
L2	1 000,1 100,1 219	$Y = 64.768 + 5.767X_{1000} - 3.075X_{1100} - 2.654X_{1219}$	0.594	4.501	0.678	5.678	1.222
L3	772,1 050,1 100	$Y = 67.710 - 1.051X_{772} + 16.782X_{1050} - 15.811X_{1100}$	0.654	4.152	0.607	5.533	1.343
L4	778,1 050,1 100	$Y = 68.643 - 1.100X_{778} + 17.431X_{1050} - 16.296X_{1100}$	0.657	4.136	0.606	5.541	1.345
L5	1047,1 100,1 238	$Y = 65.196 + 10.847X_{1047} - 9.816X_{1100} - 0.950X_{1238}$	0.628	4.308	0.614	5.542	1.322
L6	682,1 000,1 100	$Y = 68.726 - 2.116X_{682} + 5.079X_{1000} - 4.170X_{1100}$	0.600	4.469	0.742	5.185	1.369
L7	629,835,1 000	$Y = 63.088 - 0.967X_{629} + 1.366X_{835} - 1.274X_{1000}$	0.512	4.934	0.705	5.583	1.223
L8	373,476,877	$Y = 60.963 + 24.330X_{373} - 19.971X_{476} + 1.234X_{877}$	0.538	4.801	0.624	5.702	1.224
L9	693,858,1 100	$Y = 59.019 - 17.250X_{693} + 30.303X_{858} - 14.365X_{1100}$	0.431	5.330	0.528	6.432	1.043
L10	389,525	$Y = 49.495 + 9.822X_{389} - 5.863X_{525}$	0.363	5.639	0.372	7.226	0.909

在低频信息分解水平 L1 ~ L10 内,模型的建模精度与验证精度随着分解水平的增加而呈先升后降的趋势,其中建模精度在分解水平 L4 达到最高,验证精度则在分解水平 L6 达到最高。从建模精度与验证精度进行综合分析可知,由分解水平 L5 构建的模型为最优模型,其验证精度的 R<sup>2</sup> 为 0.614, RMSE 为 5.542%, RPD 为 1.322。从模型入选特征波段分析可知,在分解水平 L1 ~ L10 内,入选模型的特征波段主要位于 370 ~ 1 300 nm。

### 2.4 冬小麦各组分含水率的估测模型分析

由表 1 ~ 3 可知,与冬小麦叶片含水率相比,冬小麦麦穗、茎秆含水率的估测模型的入选特征波段

的波段位置明显偏短。冬小麦冠层光谱对冬小麦植株各组分含水率的估测能力存在差异,光谱对冬小麦麦穗含水率的估测能力最强,茎秆次之,叶片最差,这是由于处于扬花期、灌浆期的冬小麦的冠层构成分已由挑旗期前的叶片主导转换为麦穗主导。受水分噪声、麦穗、麦芒等因素的干扰,光谱对冬小麦叶片含水率的估测精度与稳定性,明显低于麦穗;茎秆与麦穗直接相连,麦穗内的水分由茎秆直接输送,因此,光谱对茎秆含水率的估测精度与稳定性也高于冬小麦叶片。综上可知,在小波技术下,扬花期-灌浆期内,冬小麦的水分供给状态已不适于通过监测叶片含水率实现。

### 3 讨论

冬小麦在郁闭后到挑旗期,冬小麦冠层光谱的主控因素为叶片,而挑旗期至蜡黄期,冬小麦冠层光谱的主控因素由叶片逐步转变为麦穗,尤其是抽穗后。而位于扬花期、灌浆期的冬小麦植株对水分的需求量较大,加之宏观气候处于温度上升期,水分蒸腾量迅速增加,因此,及时、准确了解田间冬小麦植株水分供给现状非常重要。该时期冠层光谱的主控因素已由叶片转换为麦穗,通过精准监测冬小麦叶片含水率是否可行,利用光谱技术监测冬小麦其他植株组分含水率是否可行,仍是一个尚待解决的科学问题。本文以冬小麦冠层光谱及相应冬小麦植株组分含水率为基础数据,采用小波技术分解冬小麦冠层光谱,旨在研究分析利用光谱技术监测抽穗-蜡黄期内的冬小麦植株各组分含水率的可行性,及小波技术分离光谱信息的规律。研究表明,冬小麦麦穗含水率的估测精度较高,茎秆次之,叶片含水率估测精度最差;冬小麦麦穗含水率估测模型的稳定性较强,茎秆次之,叶片稳定性最差。这是由于一方面该生育期下的冬小麦冠层光谱的主控因素为麦穗,而叶片次之,茎秆占比最低。另一方面该时期区域气温升高,田间蒸腾量相对较高,冠层上部气体含水率相对较高,水分干扰作用较强,加之冬小麦冠层顶部组分为麦穗,麦芒也对光谱内的叶片信息产生一定的干扰作用,进而导致叶片含水率的估测精度低且模型稳定性差,表明扬花期后的冬小麦植株供给状态已不再适合仅采用叶片含水率来进行评定,应

增加评价指标。与冬小麦叶片含水率相关性最高的波段位于高频信息中的分解水平3内,与茎秆含水率相关性最高的波段位于高频信息的分解水平5内,与麦穗含水率相关性最高的波段位于分解水平5内,这表明经小波技术分解后,对冬小麦各植株组分含水率的敏感波段多位于高频信息内,究其原因主要为高频信息是从低频信息逐步分离得到,即高频信息源于低频信息,且从2.1节可知,冬小麦冠层光谱的吸收特征信息逐步由低频转至高频信息内,而位于低频信息内的水分吸收特征(879~1 078 nm、1 079~1 292 nm等)也逐步转至高频信息内。在二进制小波技术下,冬小麦冠层光谱内含的吸收特征信息按强度依次分布于高频信息内的分解水平1~10内,这可从2.1节的分析进行佐证,究其原因主要是光谱吸收峰的高度、宽度能可代表原光谱中的吸收特征的强度,光谱吸收峰高度、宽度的降低可代表光谱吸收特征信息的减少。

### 4 结论

(1)经小波技术分解后,冬小麦冠层光谱内的吸收特征逐分解水平分离至高频信息内,且各分解水平所代表的吸收特征按强度依次分布于高频信息的分解水平H1~H10内。

(2)冬小麦麦穗含水率估测模型的精度与稳定性较强,茎秆次之,叶片稳定性最差,说明扬花期后的冬小麦水分供给已不再适合只采用叶片含水率进行评定,应增加或替换检测指标。

### 参 考 文 献

- [1] 武维华. 植物生理学[M]. 北京: 科学出版社, 2018.
- [2] 陈秀青, 杨琦, 韩景晔, 等. 基于叶冠尺度高光谱的冬小麦叶片含水量估算[J]. 光谱学与光谱分析, 2020, 40(3): 891-897. CHEN Xiuqing, YANG Qi, HAN Jingye, et al. Estimation of winter wheat leaf water content based on leaf and canopy hyperspectral data[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2020, 40(3): 891-897. (in Chinese)
- [3] 靳宁, 张东彦, 李振海, 等. 基于多光谱卫星模拟波段反射率的冬小麦水分状况评估[J/OL]. 农业机械学报, 2020, 51(11): 243-252. JIN Ning, ZHANG Dongyan, LI Zhenhai, et al. Evaluation of water status of winter wheat based on simulated reflectance of multispectral satellites[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(11): 243-252. [http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view\\_abstract.aspx?file\\_no=20201127&flag=1](http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?file_no=20201127&flag=1). DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2020.11.027. (in Chinese)
- [4] 王纪华, 赵春江, 黄文江, 等. 土壤水分对小麦叶片含水量及生理功能的影响[J]. 麦类作物学报, 2001, 21(4): 42-47. WANG Jihua, ZHAO Chunjiang, HUANG Wenjiang, et al. Effect of soil water content on the wheat leaf water content and the physiological function[J]. Journal of Triticeae Crops, 2001, 21(4): 42-47. (in Chinese)
- [5] 倪建中, 王伟, 郁书君, 等. 干旱胁迫对木棉叶片若干生理生化指标的影响[J]. 热带作物学报, 2014, 35(10): 2020-2024. NI Jianzhong, WANG Wei, YU Shujun, et al. Effects of drought stress on physiological characteristics in *Bombax ceiba*[J]. Chinese Journal of Tropical Crops, 2014, 35(10): 2020-2024. (in Chinese)
- [6] 赵福庚, 何龙飞, 罗庆云. 植物逆境生理生态学[M]. 北京: 化学工业出版社, 2004: 209-210.
- [7] CURRAN P J. Remote sensing of foliar chemistry[J]. Remote Sensing of Environment, 1989, 30(3): 271-278.
- [8] NETO A J S, LOPES D C, SILVA T G F, et al. Estimation of leaf water content in sunflower under drought conditions by means of spectral reflectance[J]. Engineering in Agriculture, Environment and Food, 2017, 10(2): 104-108.



- [9] GIZAW S A, GARLAND-CAMPBELL K, CARTER A H. Evaluation of agronomic traits and spectral reflectance in Pacific Northwest winter wheat under rain-fed and irrigated conditions[J]. *Field Crops Research*, 2016, 196: 168 – 179.
- [10] 孙乾,顾晓鹤,孙林,等.不同灌溉条件下冬小麦冠层含水量的光谱响应[J].*中国农业科学*,2019,52(14):2425 – 2435. SUN Qian, GU Xiaohu, SUN Lin, et al. Spectral response analysis of canopy water content of winter wheat under different irrigation conditions[J]. *Scientia Agricultura Sinica*, 2019,52(14):2425 – 2435. (in Chinese)
- [11] 王延仓,张萧誉,金永涛,等.基于连续小波变换定量反演冬小麦叶片含水量研究[J].*麦类作物学报*,2020,40(4):1 – 7. WANG Yancang, ZHANG Xiaoyu, JIN Yongtao, et al. The quantitative retrieval of the water content in winter wheat leaves based on wavelet transform[J]. *Journal of Triticeae Crops*,2020,40(4):1 – 7. (in Chinese)
- [12] LIU L, ZHANG S, ZHANG B. Evaluation of hyperspectral indices for retrieval of canopy equivalent water thickness and gravimetric water content[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2016, 37(14): 3384 – 3399.
- [13] KHANNA S, PALACIOS-ORUETA A, WHITING M L. Development of angle indexes for soil moisture estimation, dry matter detection and land-cover discrimination[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2007,109(2): 154 – 165.
- [14] 苏毅,王克如,李少昆,等.棉花植株水分含量的高光谱监测模型研究[J].*棉花学报*,2010,22(6):554 – 560 SU Yi, WANG Keru, LI Shaokun, et al. Monitoring models of the plant water content based on cotton canopy hyperspectral reflectance[J]. *Cotton Science*, 2010, 22(6):554 – 560. (in Chinese)
- [15] LI L, CHENG Y B, USTIN S, et al. Retrieval of vegetation equivalent water thickness from reflectance using genetic algorithm (GA)-partial least squares (PLS) regression[J]. *Advances in Space Research*, 2008, 41(11): 1755 – 1763.
- [16] CHENG T, RIVARD B, SANCHEZ-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.
- [17] LIU M, LIU X, MA A, et al. Spatio-temporal stability and abnormality of chlorophyll-*a* in the Northern South China Sea during 2002—2012 from MODIS images using wavelet analysis[J]. *Continental Shelf Research*, 2014, 75:15 – 27.
- [18] 蔡道清,周洪宇,覃程锦,等.基于小波变换的农田图像光照不变特征提取算法[J/OL].*农业机械学报*,2020,51(2): 15 – 20. CAI Daoqing, ZHOU Hongyu, QIN Chengjin, et al. Extraction algorithm of illumination invariant feature for farmland image based on wavelet transform[J/OL]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2020,51(2):15 – 20. [http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view\\_abstract.aspx?file\\_no=20200202&flag=1](http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?file_no=20200202&flag=1). DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2020.02.002. (in Chinese)
- [19] 王延仓,杨贵军,朱金山,等.基于小波变换与偏最小二乘耦合模型估测北方潮土有机质含量[J].*光谱学与光谱分析*,2014,34(7):1922 – 1926. WANG Yancang, YANG Guijun, ZHU Jinshan, et al. Estimation of organic matter content of north fluo-aquic soil based on the coupling model of wavelet transform and partial least squares[J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*,2014,34(7):1922 – 1926. (in Chinese)
- [20] 王延仓,金永涛,王晓宁,等.传统光谱变换与连续小波耦合定量反演潮土有机质含量[J].*光谱学与光谱分析*,2018,38(8):2571 – 2577. WANG Yancang, JIN Yongtao, WANG Xiaoning, et al. Quantitative inversion of organic matter content based on interconnection traditional spectral transform and continuous wavelet transform[J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2018, 38(8):2571 – 2577. (in Chinese)
- [21] 徐永明,蔺启忠,王璐,等.基于高分辨率反射光谱的土壤营养元素估算模型[J].*土壤学报*,2006,43(5):709 – 716. XU Yongming, LIN Qizhong, WANG Lu, et al. Model for estimating soil nutrient elements based on high resolution reflectance spectra[J]. *Acta Pedologica Sinica*, 2006, 43(5):709 – 716. (in Chinese)
- [22] NOURANI V, BAGHANAM A H, ADAMOWSKI J, et al. Using self-organizing maps and wavelet transforms for space-time pre-processing of satellite precipitation and runoff data in neural network based rainfall-runoff modeling[J]. *Journal of Hydrology*, 2013,476: 228 – 243.
- [23] 李旭青,李龙,庄连英,等.基于小波变换和BP神经网络的水稻冠层重金属含量反演[J/OL].*农业机械学报*,2019,50(6):226 – 232. LI Xuqing, LI Long, ZHUANG Lianying, et al. Inversion of heavy metal content in rice canopy based on wavelet transform and BP neural network[J/OL]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2019, 50(6):226 – 232. [http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view\\_abstract.aspx?file\\_no=20190625&flag=1](http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?file_no=20190625&flag=1). DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2019.06.025. (in Chinese)
- [24] 王延仓,张兰,王欢,等.连续小波变换定量反演土壤有机质含量[J].*光谱学与光谱分析*,2018,38(11):3521 – 3527. WANG Yancang, ZHANG Lan, WANG Huan, et al. Quantitative inversion of soil organic matter content based on continuous wavelet transform[J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2018, 38(11): 3521 – 3527. (in Chinese)
- [25] 王延仓,杨秀峰,赵起超,等.二进制小波技术定量反演北方潮土土壤有机质含量[J].*光谱学与光谱分析*,2019,39(9): 2855 – 2861. WANG Yancang, YANG Xiufeng, ZHAO Qichao, et al. Quantitative inversion of soil organic matter content in northern alluvial soil based on binary wavelet transform[J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2019,39(9):2855 – 2861. (in Chinese)