

张 晓,王 雪,孙 华,等. 基于光谱数据连续小波分析的多花黑麦草产草量估测方法[J]. 江苏农业学报,2026,42(7): 1399-1407.

doi:10.3969/j.issn.1000-4440.2026.07.011

基于光谱数据连续小波分析的多花黑麦草产草量估测方法

张 晓¹, 王 雪², 孙 华¹, 李文涛¹, 沈 宇¹, 孙毓蔓¹, 施庆华¹, 顾克余¹, 杨智青¹
(1.江苏沿海地区农业科学研究所,江苏 盐城 224002; 2.南京农业大学智慧农业学院<人工智能学院>,江苏 南京 210095)

摘要: 为提高多花黑麦草产草量的估测精度,本研究以不同氮肥类型及施氮量处理的多花黑麦草单播及其与毛叶苕子混播试验为基础,通过获取拔节期高光谱数据及抽穗期产草量,以传统光谱指数、波段优化的归一化差值植被指数及连续小波分析(Continuous wavelet analysis, CWA)的光谱数据分别进行多花黑麦草单播及混播模式下多花黑麦草产草量估测。结果表明,基于 CWA 的光谱数据构建的模型可有效克服基于传统植被指数及波段优化的归一化差值植被指数构建的模型在高生物量条件下易饱和的局限,提升多花黑麦草产草量的估测精度;基于 CWA 的小波系数 $WF_{(885,4)}$ 构建的产草量估测模型决定系数(R^2)高达 0.84,其对验证集多花黑麦草产草量的估测值与实测值的偏移值($Bias$)、均方根误差($RMSE$)、相对均方根误差($RRMSE$)和平均绝对百分比误差($MAPE$)分别为1 958.54 kg/hm²、3 269.29 kg/hm²、18.45%和 17.71%,其对多花黑麦草-毛叶苕子混播模式下的产草量估测虽存在一定的系统性低估,但估测值与实测值仍达到极显著相关,说明该模型对混播牧草产草量亦具有较好的估测能力。本研究结果为多花黑麦草区域生产力评估、栽培措施优化提供了技术支撑,同时亦为其他禾本科牧草产草量及品质遥感估测提供了基础。

关键词: 多花黑麦草; 产草量; 高光谱; 连续小波分析; 估测模型

中图分类号: S127;S431.14 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-4440(2026)07-1399-09

Estimation method of *Lolium multiflorum* Lamk. yield based on continuous wavelet analysis of spectral data

ZHANG Xiao¹, WANG Xue², SUN Hua¹, LI Wentao¹, SHEN Yu¹, SUN Yuman¹, SHI Qinghua¹, GU Keyu¹, YANG Zhiqing¹

(1. Institute of Agricultural Sciences in the Coastal District of Jiangsu Province, Yancheng 224002, China; 2. College of Smart Agriculture (College of Artificial Intelligence), Nanjing Agricultural University, Nanjing 210095, China)

Abstract: To improve the estimation accuracy of ryegrass (*Lolium Multiflorum* Lamk.) yield, a ryegrass monoculture test and a mixed sowing test with hairy vetch under different nitrogen fertilizer types and application rates were conducted in this study. By obtaining hyperspectral data at jointing stage and grass yield at heading stage, the yield of ryegrass under monoculture and mixed sowing modes was estimated by traditional spectral indices, a band-optimized normalized difference vegetation index and spectral data based on continuous wavelet analysis (CWA). The results showed that the model

收稿日期:2025-09-27

基金项目:农业农村部沿海盐碱地农业科学观测实验站开放课题暨
沿海所科研基金项目(YHS202110)

作者简介:张 晓(1995-),男,内蒙古赤峰人,硕士,助理研究员,主要从事智慧农业、高光谱遥感、牧草智慧栽培等研究。
(E-mail)17851602710@163.com。

通讯作者:杨智青, (E-mail) yangzhiq88@126.com

constructed based on CWA spectral data could effectively overcome the limitations of models constructed based on traditional vegetation indices and the band-optimized normalized difference vegetation index, which were prone to saturation under high biomass conditions, and improve the estimation accuracy of ryegrass yield. The determination coefficient (R^2) of the grass yield estimation model based

on the wavelet coefficient $WF_{(885,4)}$ was as high as 0.84. For the validation set, the bias value (*Bias*), root mean square error (*RMSE*), relative root mean square error (*RRMSE*) and mean absolute percentage error (*MAPE*) between the estimated and measured ryegrass yields were 1 958.54 kg/hm², 3 269.29 kg/hm², 18.45% and 17.71%, respectively. Although there was a certain systematic underestimation of the grass yield under the mixed sowing mode, the estimated value was still significantly correlated with the measured value. It showed that the model also had good predictive capability for mixed pasture yield. The results of this study provide technical support for regional productivity assessment and cultivation practice optimization of ryegrass, and also provide a basis for remote sensing estimation of yield and quality of other graminaceous forages.

Key words: ryegrass; grass yield; hyperspectral; continuous wavelet analysis; estimation model

多花黑麦草 (*Lolium multiflorum* Lamk.) 为禾本科一年生或越年生冷季型牧草, 具有生长迅速、再生性强、易种植、产量高、营养价值高、适口性好等特点, 是饲养畜禽的优质牧草。产草量是衡量多花黑麦草栽培效益与栽培措施合理性的核心指标^[1], 及时、精确且无损地进行产草量估测对多花黑麦草栽培措施优化、区域生产力评估具有重要意义^[2]。

依赖于人工取样的传统作物测产方法虽精度较高, 但带有一定破坏性, 且耗时费力、效率低下, 测量结果亦依赖于取样的代表性, 难以实现大面积、实时动态的作物监测任务。20 世纪 80 年代以来, 基于遥感的作物产量监测得到了快速发展, 并取得了较多的研究成果^[3-4]。近年来, 随着遥感技术的发展, 基于高光谱数据的植被生化参数、覆盖度、叶面积指数、生物量、品质及病虫害监测得到了广泛研究^[5-7]。众多研究结果表明, 多尺度 (航天、航空、近地面) 光谱信息与作物叶片叶绿素含量^[8]、氮含量^[9]、干物质重量、产量^[10]、籽粒蛋白质含量^[11]、淀粉含量^[12] 等具有较好的定量关系。在饲用牧草长势监测方面, 单贵莲等^[13] 研究发现, 多花黑麦草产草量与其冠层 680 nm 光谱反射率的相关性较高。韩冬梅等^[14] 研究发现, 基于归一化红边植被指数建立的二次估测模型可较好估测羊草 (*Leymus chinensis*) 生物量, 估测模型决定系数较高 ($R^2=0.675$)。白宇飞等^[15] 通过融合无人机 RGB 图像和多光谱影像, 利用偏最小二乘回归和高斯回归两种机器学习算法, 实现了苜蓿 (*Medicago sativa* L.) 产量的高精度估算, 估算模型的决定系数 (R^2) 达 0.83。

尽管前人基于植被指数构建的估测模型在作物长势和产量估测方面取得了较好的效果, 但当作物群体较大、生物量较高时, 模型估测精度显著降低, 究其原因可能在于作物群体较大、生物量较高时, 植被指标变化较小, 即植被指数出现饱和现象^[3]。针对该问题, 近年来一些学者将连续小波分析 (Continuous

wavelet analysis, CWA) 引入光谱数据分析中, 以提高模型估测精度, 缓解饱和现象^[12]。Li 等^[16] 将 PROSPECT 模型与 CWA 技术相融合, 构建了水稻、小麦叶片化学成分光谱吸收特征增强技术 (PROCWT)。Li 等^[17] 将 CWA 和除水技术 (Water removal technique) 相结合, 减少水分吸收对光谱数据的影响, 增强短波红外区间的光谱吸收信号, 提高了水稻、小麦叶片氮含量和干物质重量的估测精度。同样, CWA 技术在植物病虫害监测中的应用亦得到了初步开展^[18]。

鉴于多花黑麦草生长后期冠层较大, 植被指数易出现光饱和现象, 本研究拟将 CWA 技术引入多花黑麦草产草量估测, 以提高估测精度, 为多花黑麦草的精准化管理和区域生产力评估提供技术支撑。

1 材料与方法

1.1 试验设计

为构建不同产草量的多花黑麦草群体, 本研究于江苏省盐城市新洋农业试验站 (120°26'30.066"E, 33°32'40.088"N) 开展肥料试验。试验地块为稻麦一年两熟制农田, 土壤 pH 值 8.17, 盐分含量 0.10%, 总氮含量 1.24 g/kg, 速效磷含量 32.94 mg/kg, 速效钾含量 81.58 mg/kg。

1.1.1 多花黑麦草单播氮肥类型及氮肥施用量试验 多花黑麦草于 2022 年 10 月中下旬播种, 播种方式为条播, 行距 30 cm, 播种量为 60 kg/hm²。试验以尿素 (含氮量 46%) 和沼液 (含氮量 0.14 g/L) 作为氮肥施用, 氮肥分基肥和拔节期 (2022 年 4 月中旬) 追肥 2 次施用, 基追比为 4:3, 共设 8 个施氮处理, 详见表 1。磷肥为过磷酸钙, 用量 (P_2O_5) 为 225 kg/hm², 钾肥为氯化钾, 用量 (K_2O) 为 150 kg/hm², 磷肥和钾肥均作为基肥一次性施入。每个处理 6 次重复。试验共设 48 个试验小区, 随机排列, 每个小区面积为 20 m² (4 m×5 m)。

表 1 氮肥施用试验设计

Table 1 Experimental design of nitrogen fertilizer treatments

处理	总氮量 (kg/hm ²)	氮肥类型及用量	
		尿素(kg/hm ²)	沼液(L/hm ²)
不施氮肥对照(CK)	0	0	0
N1	157.5	342.3	0
N2	157.5	171.2	562 499
N3	157.5	0	1 124 998
N4	236.2	0	1 687 497
N5	315.0	0	2 249 996
N6	395.8	0	2 812 495
N7	472.5	0	3 374 994

1.1.2 多花黑麦草与毛叶苕子混播氮肥施用试验

为验证产草量估测模型在牧草混合播种下的适用性,2022年10月中下旬进行多花黑麦草与毛叶苕子(*Vicia villosa* Roth.)混播试验。播种方式为带状间作,行距30 cm,混播比例为1:1,多花黑麦草播种量为30.0 kg/hm²,毛叶苕子播种量为22.5 kg/hm²。氮肥施用处理同多花黑麦草单播氮肥施用试验。每个处理3次重复,试验共设24个小区,随机排列,每个小区面积为20 m²(4 m×5 m)。

为排除水分差异对试验结果的干扰,本研究多花黑麦草单播氮肥施用试验和混播氮肥施用试验中按N7处理沼液用量为标准,对其他处理补充灌溉用水,使各处理总水量投入与N7处理一致。试验小区内病虫害及杂草管理均按当地多花黑麦草常年高产栽培方案开展。

1.2 数据获取

1.2.1 冠层光谱测定 于2023年4月中旬(多花黑麦草拔节期),选择天气晴朗、天空无云层遮蔽且

无风的日期正午11:00–13:00使用FieldSpec Hand-Held 2™便携式地物高光谱分析仪(美国ASD公司产品)获取单播及混播多花黑麦草冠层反射光谱。反射光谱波段范围为325~1 075 nm,光谱分辨率为<3.0 nm。每个小区选择3个具有代表性的测试点,每个测试点获取3条光谱,将9条光谱的平均值作为该小区的反射光谱。测试时光谱仪探头距离植株冠层正上方1 m,且每次用光谱仪测定前均利用白板进行光谱仪校正。

1.2.2 产草量测定 于2023年5月中旬(多花黑麦草抽穗期)进行单播及混播多花黑麦草不同氮肥施用处理头茬草产量测定。利用1 m×1 m方框选取具有代表性的样方齐地刈割多花黑麦草植株,称量草样鲜质量后105℃杀青20 min,65℃烘干至恒质量,称量干质量,得到各小区多花黑麦草产草量。为确保建模数据集与验证数据集在施氮水平上分布一致,采用分层随机抽样法将样本总体均等划分为建模集与验证集,即50%数据用于建模,50%数据用于验证。

1.3 数据处理

1.3.1 植被指数计算 归一化差值植被指数(*NDVI*)、比值植被指数(*RVI*)、差值植被指数(*DVI*)、增强型植被指数(*EVI*)、红边叶绿素指数(*CI_{red edge}*)、归一化差值红边指数(*NDRE*)、绿色归一化差值植被指数(*GNDVI*)、土壤调节植被指数(*SAVI*)、重归一化差值植被指数(*RDVI*)、680 nm处反射率(*R₆₈₀*)等植被指数和光谱参数是禾本科作物生物量或产量估测的常用指标。本研究采用上述指标进行多花黑麦草产草量估测,其算法见表2。

表 2 传统植被指数与光谱参数的定义与计算方法

Table 2 Definitions and calculation methods of traditional vegetation indices and spectral parameters

光谱参数或植被指数	英文及其缩写	计算式	文献来源
归一化差值植被指数	Normalized Difference Vegetation Index(<i>NDVI</i>)	$(R_{NIR} - R_{Red}) / (R_{NIR} + R_{Red})$	[19]
比值植被指数	Ratio Vegetation Index(<i>RVI</i>)	R_{NIR} / R_{Red}	
差值植被指数	Difference Vegetation Index(<i>DVI</i>)	$R_{NIR} - R_{Red}$	[20]
增强型植被指数	Enhanced Vegetation Index(<i>EVI</i>)	$2.50 \times (R_{NIR} - R_{Red}) / (R_{NIR} + 6.00R_{Red} - 7.56R_{Blue} + 1)$	[21]
红边叶绿素指数	Chlorophyll Index Red-Edge(<i>CI_{red edge}</i>)	$(R_{NIR} / R_{red\ edge}) - 1$	[22]
归一化差值红边指数	Normalized Difference Red Edge Index(<i>NDRE</i>)	$(R_{NIR} - R_{red\ edge}) / (R_{NIR} + R_{red\ edge})$	[23]
绿色归一化差值植被指数	Green Normalized Difference Vegetation Index(<i>GNDVI</i>)	$(R_{NIR} - R_{Green}) / (R_{NIR} + R_{Green})$	[24]
土壤调节植被指数	Soil-Adjusted Vegetation Index(<i>SAVI</i>)	$[(R_{NIR} - R_{Red}) / (R_{NIR} + R_{Red} + 0.5)] \times (1.0 + 0.5)$	[25]
重归一化差值植被指数	Renormalized Difference Vegetation Index(<i>RDVI</i>)	$\sqrt{NDVI \times DVI}$	[26]
680 nm 光谱反射率	<i>R₆₈₀</i>		[13]

R_{NIR}、*R_{Red}*、*R_{Blue}*、*R_{red edge}*、*R_{Green}* 分别为800 nm、680 nm、440 nm、720 nm、550 nm处光谱反射率。

1.3.2 光谱指数波段优化 传统 *NDVI* 由近红外和红光波段范围内的特定波段光谱反射率或平均光谱反射率得到,本研究为筛选出对多花黑麦草产草量敏感光谱波段,利用不同波段光谱反射率建立 *NDVI*,并对其与单播多花黑麦草产草量的相关性进行分析,以筛选出单播多花黑麦草产草量估算的敏感光谱波段。具体筛选过程在 MATLAB 2014a 软件中编程实现。

1.3.3 连续小波分析 小波分析是一种时频局部化分析方法,其核心是通过伸缩与平移运算,对光谱信号进行多尺度细化分解。与传统的数据分析方法相比,该技术能够精准聚焦于光谱信号的任意细微特征。根据变换方式的不同,小波分析主要可分为连续小波分析(CWA)与离散小波分析(DWA)。其中,CWA 具备良好的数据平滑效果,能有效抑制噪声干扰。因此,本研究将采用 CWA 方法进行光谱数据分析^[27-28]。CWA 的数学表达为:

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

$$WF(a,b) = \int_{-\infty}^{\infty} f(\lambda) \psi_{a,b}(\lambda) d\lambda \quad (2)$$

式中: $\psi_{(\lambda)}$ 为波函数, $\psi[a,b_{(\lambda)}]$ 为平移和缩放后的母小波函数, a 为缩放因子, b 为平移因子。平移因子 b 也称为尺度(Scale),本研究中共设 4 个分解尺度,分别为 2^3 、 2^4 、 2^5 、 2^6 ; λ 为光谱波段; $f(\lambda)$ 为光谱反射率数据。 $WF(a,b)$ 为小波系数或小波特征。本研究基于 IDL/ENVI 5.1 语言环境进行多花黑麦草冠层光谱的 CWA 处理。

1.3.4 建模与验证 为比较不同光谱参数及小波系数对多花黑麦草产草量的估测性能,本研究使用单因子线性建模,利用决定系数(R^2)、实测值与估测值距离 1:1 线的偏移值(*Bias*)、均方根误差

(*RMSE*)、相对均方根误差(*RRMSE*)和平均绝对百分比误差(*MAPE*)等指标来评估模型的性能。各指标的数学表达分别如下:

$$R^2 = \left[\frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}} \right]^2 \quad (3)$$

$$Bias = \sum_{i=1}^n (x_i - y_i) / n \quad (4)$$

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

$$RRMSE = RMSE \times 100\% / \bar{x} \quad (6)$$

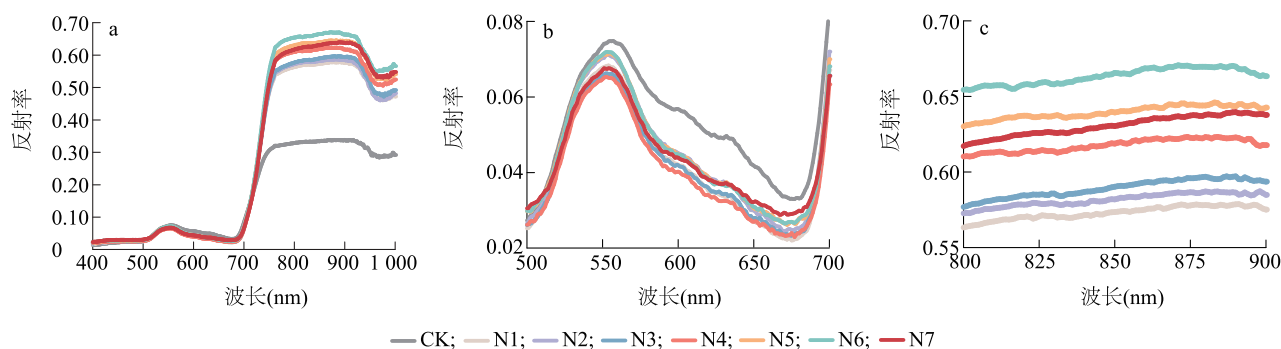
$$MAPE = \frac{\sum |x_i - y_i| / x_i}{n} \quad (7)$$

式中, x_i 、 y_i 、 $\bar{x}$ 、 $\bar{y}$ 分别表示实测值、估测值、实测值的平均值和估测值的平均值, n 代表样本数。

2 结果与分析

2.1 单播多花黑麦草冠层光谱反射特性

不同施氮水平下单播多花黑麦草拔节期冠层反射光谱如图 1 所示。从图 1a 中可以看出,多花黑麦草冠层反射光谱具有一般绿色植被典型的峰谷特征。多花黑麦草冠层光谱的可见光波段(500~700 nm,图 1b)反射率整体上随施氮量的增加而降低,但存在“饱和”现象,表现为 N1~N7 处理间差异不显著。650~700 nm 波段,由于叶绿素的强吸收形成“红谷”现象。在近红外波段(800~900 nm,图 1c),不同施氮处理冠层反射率均较高,形成“高平台”,且随着施氮量的增加,冠层反射率总体呈上升趋势,但 N7 处理冠层反射率总体低于 N5 处理和 N6 处理,其可能原因是 N7 处理施氮量过高,导致养分吸收效率下降、碳氮代谢失衡及冠层覆盖度下降。



CK、N1~N7 见表 1。

图 1 不同施氮处理拔节期单播多花黑麦草冠层反射光谱

Fig.1 Canopy reflectance spectra of ryegrass in monoculture at jointing stage under different nitrogen treatments

2.2 基于传统植被指数的单播多花黑麦草产草量估算

基于传统植被指数构建的单播多花黑麦草产草量估测模型如表 3 所示。从表中可以看出,本研究选用的植被指数或光谱参数均与产草量存在一定相关性,具体而言, $SAVI_{(680,880)}$ 和 $RDVI_{(NDVI,DVI)}$ 的表现最为优异,其回归模型决定系数(R^2)均达到 0.65,其次为 $DVI_{(680,800)}$ 和 $EVI_{(440,680,800)}$, R^2 分别为 0.64 和 0.63,这一结果凸显了在估算单播多花黑麦草产草

量时,对土壤背景影响进行修正的必要性以及非线性组合植被指数的优势。 $NDVI_{(680,800)}$ 和 $GNDVI_{(550,800)}$ 作为最常用的植被指数,在本研究中估测模型精度相当, R^2 分别为 0.56 和 0.59,但精度略低于 $SAVI_{(680,880)}$ 和 $RDVI_{(NDVI,DVI)}$ 。 $NDVI_{(680,800)}$ 、 $RVI_{(520,692)}$ 、 $CI_{red\ edge}$ 、 $NDRE_{(700,800)}$ 、 $GNDVI_{(550,800)}$ 与产草量的相关性分别为 0.56、0.57、0.51、0.56 和 0.59。基于单一红光波段的光谱参数 R_{680} 建立的估测模型精度最低,决定系数(R^2)为 0.43。

表 3 传统植被指数与单播多花黑麦草产草量的线性回归模型及其决定系数

Table 3 Linear regression models and their determination coefficients between traditional vegetation indices and ryegrass yield under monoculture

植被指数	回归模型公式	决定系数(R^2)	植被指数	回归模型公式	决定系数(R^2)
$NDVI_{(680,800)}$	$Y=64\ 870.0x-40\ 440.0$	0.56	$NDRE_{(700,800)}$	$Y=45\ 824.0x-17\ 379.0$	0.56
$RVI_{(520,692)}$	$Y=-37\ 060.0x+51\ 390.0$	0.57	$GNDVI_{(550,800)}$	$Y=60\ 418.0x-28\ 826.0$	0.59
$DVI_{(680,800)}$	$Y=42\ 187.0x-4\ 460.1$	0.64	$SAVI_{(680,880)}$	$Y=44\ 056.0x-14\ 060.0$	0.65
$EVI_{(440,680,800)}$	$Y=29\ 891.0x-7\ 814.1$	0.63	$RDVI_{(NDVI,DVI)}$	$Y=46\ 725.0x-14\ 261.0$	0.65
$CI_{red\ edge}$	$Y=8\ 015.1x+2\ 828.9$	0.51	R_{680}	$Y=-418\ 292.0x+29\ 209.0$	0.43

尽管这些指数与产草量具有一定相关性,但其建立的线性模型普遍存在“饱和”现象(图 2)。该现象主要表现为当生物量较高时,植被指数对生物量进一步增加的响应趋于迟钝,灵敏度显著下降,导

致模型估测能力受限。这表明传统植被指数在高生物量水平下容易出现低估,难以满足高精度估测产量的需求。因此,基于传统植被指数建立的线性回归模型,其估测精度与可靠性受到饱和效应的制约。

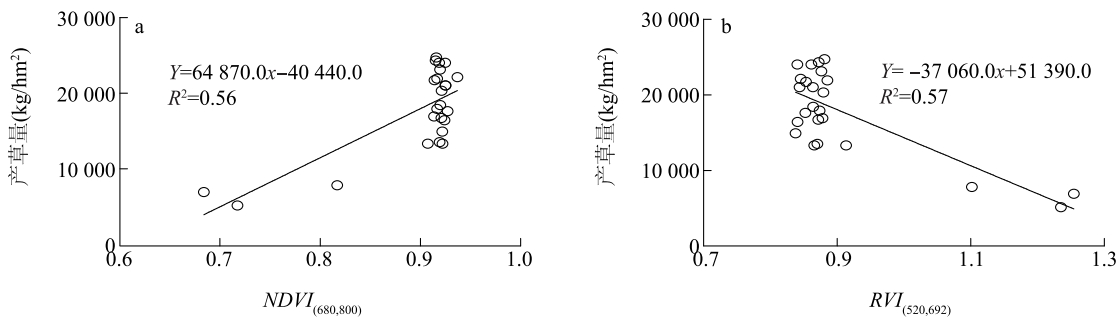


图 2 单播多花黑麦草产草量与 $NDVI_{(680,800)}$ 及 $RVI_{(520,692)}$ 的回归关系
Fig.2 Regression relationships between ryegrass yield and $NDVI_{(680,800)}$ and $RVI_{(520,692)}$ under monoculture

2.3 基于光谱指数波段优化的单播多花黑麦草产草量估算

基于不同波段组合构建的 $NDVI$ 与单播多花黑麦草产草量的线性相关模型决定系数(R^2)等值线图如图 3a 所示。从图中可以看出,基于 400 nm 和 680 nm 波段反射率所构建的 $NDVI_{(400,680)}$ 与产草量之间相关性最

高,决定系数(R^2)为 0.71。该指数在单播多花黑麦草产草量估测上性能优于传统宽波段 $NDVI$ 及其他植被指数,这说明在可见光范围内筛选适宜的波段重建光谱指数,可有效提升单播多花黑麦草产草量估测精度。然而,基于该指数构建的估测模型在生物量过高时仍存在一定饱和现象,如图 3b 所示。

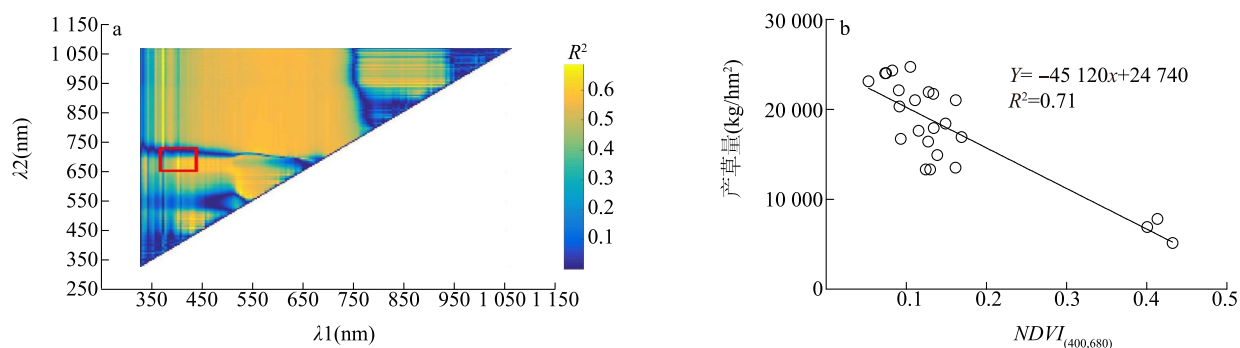


图 3 基于不同波段组合构建的归一化差值植被指数 ($NDVI$) 与单播多花黑麦草产草量线性相关的决定系数 (a) 及 $NDVI_{(400,680)}$ 与单播多花黑麦草产草量的回归关系 (b)

Fig.3 Coefficients of determination for linear correlations between the normalized difference vegetation index ($NDVI$) derived from different band combinations and ryegrass yield under monoculture (a), and the regression relationship between $NDVI_{(400,680)}$ and ryegrass yield (b)

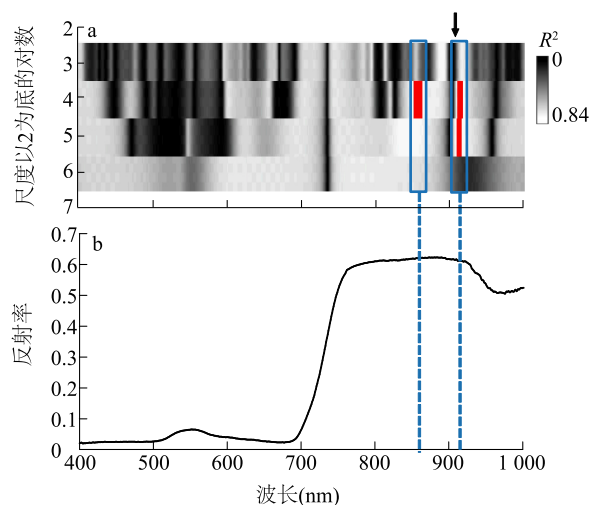
2.4 基于连续小波分析的单播多花黑麦草产草量估测

单播多花黑麦草产草量敏感小波特征分布及其相应波长的冠层反射光谱如图 4 所示。从图中可以看出,单播多花黑麦草产草量的敏感小波特征在分布上表现出集中趋势。敏感特征集中于尺度 2^4 和尺度 2^5 ; 2^4 尺度上,敏感小波特征波长位于 860~885 nm 及 910~925 nm, 2^5 尺度上,敏感小波特征波长位于 910~920 nm。 2^4 尺度 885 nm 小波系数 $WF_{(885,4)}$ 与单播多花黑麦草产草量呈极显著正相关关系 ($R^2 = 0.84$); 2^4 尺度 910 nm 小波系数 $WF_{(910,4)}$ 与单播多花黑麦草产草量线性相关模型的决定系数 (R^2) 为 0.75 (图 5)。基于小波系数 $WF_{(885,4)}$ 和 $WF_{(910,4)}$ 构建的单播多花黑麦草产草量线性估测模型分别为:

$$Y = 674\,200.00 \times WF_{(885,4)} - 66.99 \quad (R^2 = 0.84) \quad (8)$$

$$Y = 207\,600.00 \times WF_{(910,4)} - 1\,832.00 \quad (R^2 = 0.75) \quad (9)$$

可见,基于 CWA 构建的估测模型决定系数 (R^2) 高于已有基于植被指数和波段优化后的 $NDVI$ 构建的估测模型,且能够缓和生物量过大导致的估测模型饱和现象。



红色区域代表与产草量相关性前 1% 的敏感小波特征,蓝色虚线代表对应波长,黑色箭头代表蛋白质吸收波段。

图 4 单播多花黑麦草产草量敏感小波特征分布图 (a) 及相应波长的冠层反射光谱 (b)

Fig.4 Distribution of wavelet features related to ryegrass yield under monoculture (a) and canopy reflectance spectra at corresponding wavelengths (b)

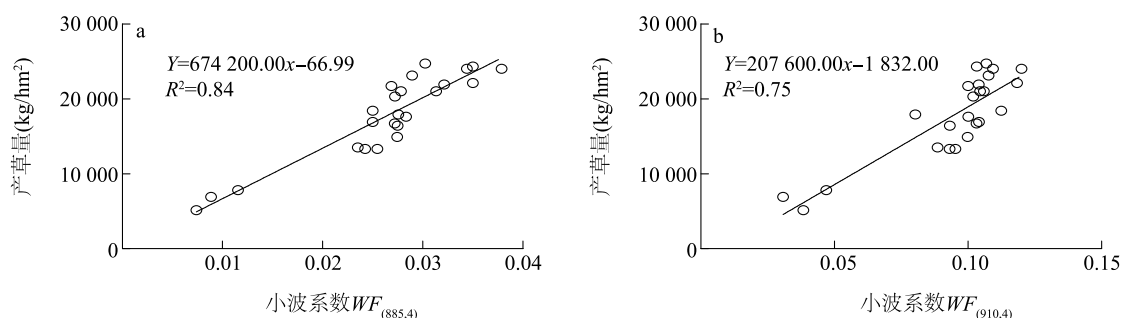


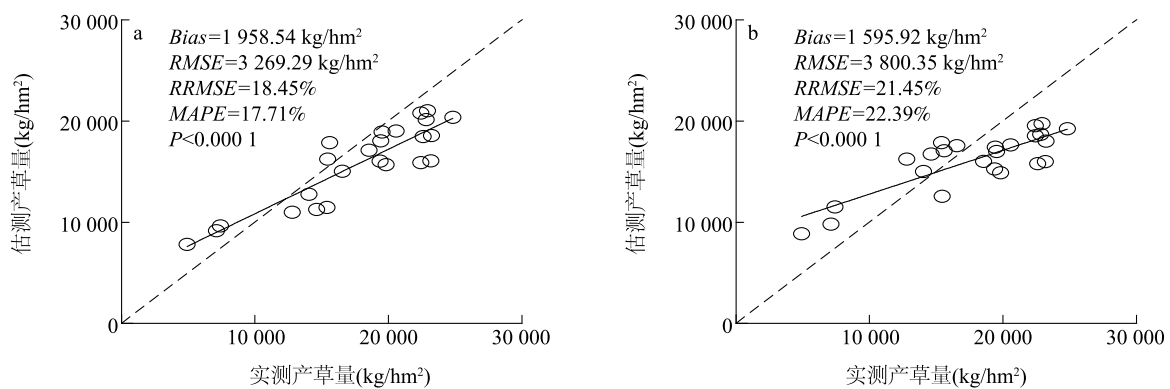
图 5 单播多花黑麦草产草量与小波系数 $WF_{(885,4)}$ (a) 及小波系数 $WF_{(910,4)}$ (b) 的回归关系

Fig.5 Regression relationships between ryegrass yield under monoculture and wavelet coefficients $WF_{(885,4)}$ (a) and $WF_{(910,4)}$ (b)

2.5 基于最优小波系数的单播多花黑麦草产草量估测模型精度验证

利用验证集光谱数据的小波系数 $WF_{(885,4)}$ 和 $WF_{(910,4)}$, 根据式(8)和式(9)得到验证集产草量估测值, 其与实测产草量的1:1关系图如图6所示。从图中可以看出, 基于小波系数 $WF_{(885,4)}$ 和 $WF_{(910,4)}$ 得到的单播多花黑麦草产草量估测值与实测值均匀且集中地分布于1:1线附近, 基于小波系数 $WF_{(885,4)}$ 的产草量估测值与实测值之间的偏移值 ($Bias$)、均方根误差 ($RMSE$)、相对均方根误差

($RRMSE$) 和平均绝对百分比误差 ($MAPE$) 分别为 $1\ 958.54\ \text{kg}/\text{hm}^2$ 、 $3\ 269.29\ \text{kg}/\text{hm}^2$ 、 18.45% 和 17.71% , 相关性达到极显著水平; 基于小波系数 $WF_{(910,4)}$ 的产草量估测值与实测值之间的 $Bias$ 、 $RMSE$ 、 $RRMSE$ 和 $MAPE$ 分别为 $1\ 595.92\ \text{kg}/\text{hm}^2$ 、 $3\ 800.35\ \text{kg}/\text{hm}^2$ 、 21.45% 和 22.39% , 相关性亦达到极显著水平。这些结果说明, 模型估测值与实测值具有较高的一致性, 即分别基于小波系数 $WF_{(885,4)}$ 和 $WF_{(910,4)}$ 构建的估测模型在单播多花黑麦草产草量估测上均具有较高的估测精度。



a: 小波系数 $WF_{(885,4)}$; b: 小波系数 $WF_{(910,4)}$ 。图中虚线为 1:1 线。 $Bias$: 实测值与估测值距离 1:1 线的偏移值; $RMSE$: 均方根误差; $RRMSE$: 相对均方根误差; $MAPE$: 平均绝对百分比误差。

图6 基于小波系数的单播多花黑麦草产草量估测结果

Fig.6 Estimation results of ryegrass yield under monoculture based on wavelet coefficients

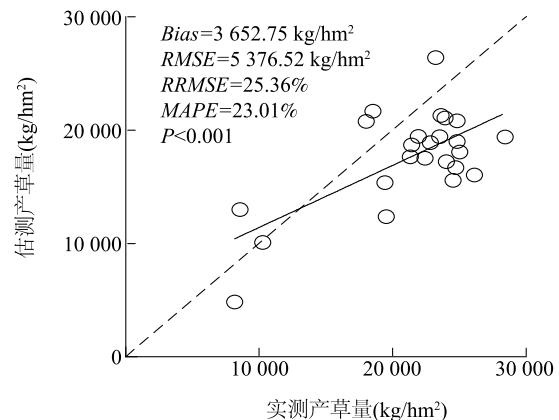
2.6 基于最优小波系数 $WF_{(885,4)}$ 单播多花黑麦草产草量估测模型在混播多花黑麦草产草量估测上的应用

基于小波系数 $WF_{(885,4)}$ 构建的单播多花黑麦草产草量估测模型对多花黑麦草与毛叶苕子混播产草量的估测结果如图7所示。从图中可以看出, 模型对混播牧草产草量存在一定低估现象, 但基于小波系数 $WF_{(885,4)}$ 的混播多花黑麦草(多花黑麦草-毛叶苕子)产草量估测值与实测值之间整体趋势仍较一致, 产草量估测值与实测值之间的 $Bias$ 、 $RMSE$ 、 $RRMSE$ 和 $MAPE$ 分别为 $3\ 652.75\ \text{kg}/\text{hm}^2$ 、 $5\ 376.52\ \text{kg}/\text{hm}^2$ 、 25.36% 和 23.01% 。上述结果说明, 基于小波系数 $WF_{(885,4)}$ 的单播多花黑麦草产草量估测模型对混播多花黑麦草产草量估测具备一定的指示能力。

3 讨论

3.1 为何单播多花黑麦草产草量的敏感小波特征波长为 885 nm 和 910 nm

885 nm 位于近红外区域高位“红边”平台区, 是



$Bias$: 实测值与估测值距离 1:1 线的偏移值; $RMSE$: 均方根误差; $RRMSE$: 相对均方根误差; $MAPE$: 平均绝对百分比误差。

图7 基于小波系数 $WF_{(885,4)}$ 的单播多花黑麦草产草量估测模型对混播多花黑麦草产草量的估测结果

Fig.7 Estimation results for ryegrass yield under mixed-sowing mode using the model developed under monoculture based on wavelet coefficient $WF_{(885,4)}$

植被光谱中对生物物理参数(如生物量、叶面积指

数)及生物化学参数(如氮素含量、纤维素含量)极为敏感的核心波段,该波段光谱信号强度能反映冠层密度信息和与产量形成密切相关的关键生理生化组分含量^[29-31]。910 nm 则位于近红外区域高位“红边”平台区的边缘。Curran^[32]研究发现,910 nm 是蛋白质吸收波段,这可能是小波系数 $WF_{(910,4)}$ 能较准确估测多花黑麦草产草量的主要原因。

3.2 CWA 在多花黑麦草产草量估测中的优势与未来应用方向

CWA 能将原始光谱信号在不同尺度上进行分解,实现对光谱特征的精细解析,可以有效捕捉光谱变异,在保留特定光谱形态的同时,显著抑制高频噪声与低频背景干扰,从而纯化并富集与产草量相关的核心光谱信息^[33]。小波分析之所以能成功克服传统植被指数的饱和现象,根源在于其独特的局部化多尺度解析能力^[34],传统植被指数^[35-39]多依赖于宽波段的简单线性组合,其信息提取方式较为粗放,难以适应高覆盖度条件下光谱响应的非线性变化特征。而小波分析通过母小波函数在光谱尺度空间中的平移与伸缩运算,能够从复杂的光谱信号中精准定位并提取高生物量背景下仍对产草量变化敏感的细微光谱特征^[40-41]。这种分析方式突破了对全波段进行整体处理的局限性,实现了对特定光谱区域中重要信息的定向增强与提取。本研究结果充分证实了 CWA 在多花黑麦草产草量遥感估测中的巨大应用潜力与优势,未来的研究可进一步探索不同小波基函数、更多分解尺度下的光谱特征优化与组合,并尝试将此类光谱特征与深度学习算法融合,构建精度更高、普适性更强的多花黑麦草等禾本科牧草产草量与品质估测模型。

3.3 单播多花黑麦草产草量估测模型在混播多花黑麦草产草量估测上的探索

本研究发现,基于小波系数 $WF_{(885,4)}$ 单播多花黑麦草产草量估测模型应用于混播多花黑麦草(多花黑麦草-毛叶苕子)产草量估测时,其估测值与实测值具有一定相关性,但存在一定低估现象,这种现象可能与混播多花黑麦草冠层光谱复杂性有关。相较于单一种植模式,混播体系中不同物种的冠层结构、叶倾角及生化组分存在差异,导致其光谱信号为多种植被光谱的混合。基于多花黑麦草纯净像元光谱构建的模型,在解析混合光谱信息时,偏差是不可避免的^[42-43]。但本研究建立的单播多花黑麦草产

草量估测模型具有向混播多花黑麦草拓展应用的潜力,未来研究应致力于构建适用于禾本科牧草乃至其他科属牧草的通用型产草量估测模型。同时,将光谱分析技术应用于牧草品质(如粗蛋白含量、中性洗涤纤维含量等)的无损估测。

4 结论

连续小波分析(CWA)在多花黑麦草产草量估测上具有较大的优势,基于敏感小波系数构建的产草量估测模型精度高于基于传统植被指数及波段优化后的归一化差值植被指数构建的产草量估测模型,且克服了高生物量条件下传统估测模型普遍存在的饱和现象。单播多花黑麦草产草量估测的最优光谱参数为小波系数 $WF_{(885,4)}$,基于小波系数 $WF_{(885,4)}$ 构建的单播多花黑麦草产草量估测模型决定系数(R^2)高达 0.84,其估测值与实测值之间的偏移值为 1 958.54 kg/hm²,均方根误差为 3 269.29 kg/hm²,相对均方根误差为 18.45%,平均绝对百分比误差为 17.71%,模型具有较高的精度与普适性。基于小波系数 $WF_{(885,4)}$ 构建的单播黑麦草产草量估测模型应用于多花黑麦草-毛叶苕子混播牧草产草量估测时,虽存在一定的系统性低估,但其估测值与实测值在整体变化趋势上仍具有高度一致性,说明该模型在多花黑麦草混播模式下仍具备良好的应用潜力和适用性。

参考文献:

- [1] 肖逸,杨忠富,聂刚,等. 12 个多花黑麦草品种(系)在成都平原的生产性能和营养价值综合评价[J]. 草业学报,2021,30(5):174-185.
- [2] 李卫国,王纪华,赵春江,等. 基于定量遥感反演与生长模型耦合的水稻产量估测研究[J]. 农业工程学报,2008,24(7):128-131.
- [3] Xiao G L, Huang J X, Zhou W, et al. Progress and perspectives of crop yield forecasting with remote sensing: a review[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Magazine,2010,13(3):31.
- [4] 秘翌彤,张晓影,王宽豪,等. 基于遥感技术的作物生产研究进展[J]. 中国农学通报,2025,41(27):149-156.
- [5] 李朋磊,张骁,王文辉,等. 基于高光谱和激光雷达遥感的水稻产量监测研究[J]. 中国农业科学,2021,54(14):2965-2976.
- [6] 薛博文,孔媛媛,田龙,等. 两类真菌病害的特异性叶片光谱响应与监测精度对比研究[J]. 遥感学报,2024,28(10):2485-2499.
- [7] Hu T, Liu Z H, Hu R, et al. Yield prediction method for regenerated rice based on hyperspectral image and attention mechanisms[J]. Smart Agricultural Technology,2025,10:100804.

- [8] Moharana S, Dutta S. Spatial variability of chlorophyll and nitrogen content of rice from hyperspectral imagery[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2016, 122: 17-29.
- [9] Mutanga O, Skidmore A K. Integrating imaging spectroscopy and neural networks to map grass quality in the Kruger National Park, South Africa[J]. Remote Sensing of Environment, 2004, 90(1): 104-115.
- [10] 贺 佳, 刘冰峰, 郭 燕, 等. 冬小麦生物量高光谱遥感监测模型研究[J]. 植物营养与肥料学报, 2017, 23(2): 313-323.
- [11] Yan Y, Zhang X, Li D, et al. Laboratory shortwave infrared reflectance spectroscopy for estimating grain protein content in rice and wheat[J]. International Journal of Remote Sensing, 2021, 42(12): 4467-4492.
- [12] 张 骁, 闫 岩, 王文辉, 等. 基于小波分析的水稻籽粒直链淀粉含量高光谱预测[J]. 作物学报, 2021, 47(8): 1563-1580.
- [13] 单贵莲, 初晓辉, 陈 功, 等. 多花黑麦草氮素营养及生长状况的高光谱监测[J]. 中国草地学报, 2017, 39(1): 50-55.
- [14] 韩冬梅, 何 峰, 谢开云, 等. 利用手持光谱设备估测羊草草地生物量[J]. 草原与草坪, 2013, 33(6): 36-40.
- [15] 白宇飞, 尹 航, 杨海波, 等. 无人机多光谱和 RGB 影像融合的青苜蓿产量估测[J]. 草业学报, 2024, 33(12): 45-58.
- [16] Li D, Cheng T, Jia M, et al. PROCWT: Coupling PROSPECT with continuous wavelet transform to improve the retrieval of foliar chemistry from leaf bidirectional reflectance spectra[J]. Remote Sensing of Environment, 2018, 206: 1-14.
- [17] Li D, Wang X, Zheng H B, et al. Estimation of area- and mass-based leaf nitrogen contents of wheat and rice crops from water-removed spectra using continuous wavelet analysis[J]. Plant Methods, 2018, 14: 76.
- [18] Cheng T, Rivard B, Sánchez-Azofeifa G A, et al. Continuous wavelet analysis for the detection of green attack damage due to mountain pine beetle infestation[J]. Remote Sensing of Environment, 2010, 114(4): 899-910.
- [19] Glenn E P, Huete A R, Nagler P L, et al. Relationship between remotely-sensed vegetation indices, canopy attributes and plant physiological processes: what vegetation indices can and cannot tell us about the landscape[J]. Sensors, 2008, 8(4): 2136-2160.
- [20] Curran P. Relative reflectance data from preprocessed multispectral photography[J]. International Journal of Remote Sensing, 1980, 1(1): 77-83.
- [21] Huete A R, Liu H Q, Batchily K, et al. A comparison of vegetation indices over a global set of TM images for EOS-MODIS[J]. Remote Sensing of Environment, 1997, 59(3): 440-451.
- [22] Gitelson A A, Viña A, Ciganda V, et al. Remote estimation of canopy chlorophyll content in crops[J]. Geophysical Research Letters, 2005, 32(8): L08403.
- [23] Gitelson A, Merzlyak M N. Spectral reflectance changes associated with autumn senescence of *Aesculus hippocastanum* L. and *Acer platanoides* L. leaves. spectral features and relation to chlorophyll estimation[J]. Journal of Plant Physiology, 1994, 143(3): 286-292.
- [24] Gitelson A A, Merzlyak M N. Signature analysis of leaf reflectance spectra: algorithm development for remote sensing of chlorophyll[J]. Journal of Plant Physiology, 1996, 148(3/4): 494-500.
- [25] Huete A R. A soil-adjusted vegetation index (SAVI)[J]. Remote Sensing of Environment, 1988, 25(3): 295-309.
- [26] 程云湘, 贾子玉, 庄前友, 等. 基于高光谱遥感的克氏针茅群落生物量估算[J]. 草业科学, 2025, 42(1): 23-34.
- [27] 张 骁, 王 雪, 王美玲, 等. 稻、麦等谷类作物籽粒品质遥感估测研究进展[J]. 大麦与谷类科学, 2025, 42(1): 1-11.
- [28] Cheng T, Riaño D, Ustin S L. Detect 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: 39-53.
- [29] 刘占宇, 黄敬峰, 吴新宏, 等. 草地生物量的高光谱遥感估算模型[J]. 农业工程学报, 2006, 22(2): 111-115.
- [30] 纪 童, 王 波, 杨军银, 等. 基于高光谱的草坪草叶绿素含量模拟估算[J]. 光谱学与光谱分析, 2020, 40(8): 2571-2577.
- [31] 周冬琴, 朱 艳, 田永超, 等. 以冠层反射光谱监测水稻叶片氮积累量的研究[J]. 作物学报, 2006, 32(9): 1316-1322.
- [32] Curran P J. Remote sensing of foliar chemistry[J]. Remote Sensing of Environment, 1989, 30(3): 271-278.
- [33] 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.
- [34] 方美红, 刘湘南. 小波分析用于水稻叶片氮含量高光谱反演[J]. 应用科学学报, 2010, 28(4): 387-393.
- [35] 洪国军, 张 灵, 徐 恒, 等. 多高度无人机多光谱成像在枣树不同生育期 LAI 监测中的应用[J]. 江苏农业学报, 2024, 40(11): 2093-2101.
- [36] 于天祥, 樊 红. 基于 Sentinel-2 多时相遥感影像的冬小麦种植面积监测[J]. 江苏农业学报, 2024, 40(9): 1653-1661.
- [37] 罗凤宇, 高艺非, 谢 勇, 等. 基于随机森林算法与多时相 Sentinel-2 影像数据的茶树种植区信息提取[J]. 江苏农业学报, 2024, 40(9): 1671-1680.
- [38] 李 伟, 宋 睿, 刘明江, 等. 光学遥感在区域灌溉监测中应用的研究进展[J]. 排灌机械工程学报, 2024, 42(11): 1157-1165.
- [39] 刘江凡, 赵泽艺, 李朝阳, 等. 基于无人机多光谱遥感的苹果树冠层 SPAD 反演[J]. 排灌机械工程学报, 2024, 42(5): 525-531.
- [40] Cheng T, Rivard B, Sánchez-Azofeifa A G, et al. Deriving leaf mass per area (LMA) from foliar reflectance across a variety of plant species using continuous wavelet analysis[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2014, 87: 28-38.
- [41] 宋开山, 张 柏, 王宗明, 等. 基于小波分析的大豆叶绿素 a 含量高光谱反演模型[J]. 植物生态学报, 2008, 32(1): 152-160.
- [42] 于丰华, 赵 丹, 郭忠辉, 等. 水稻分蘖期无人机高光谱影像混合像元特征分析与分解[J]. 光谱学与光谱分析, 2022, 42(3): 947-953.
- [43] Somers B, Asner G P, Tits L, et al. Endmember variability in spectral mixture analysis: a review[J]. Remote Sensing of Environment, 2011, 115(7): 1603-1616.

(责任编辑:石春林)