doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2023.08.021

基于无人机多光谱遥感的冬油菜地上部生物量估算

王　晗[1,2]　向友珍[1,2]　李汪洋[1,2]　史鸿棹[1,2]　王　辛[1,2]　赵　笑[1,2]

(1.西北农林科技大学水利与建筑工程学院,陕西杨凌 712100;
2.西北农林科技大学旱区农业水土工程教育部重点实验室,陕西杨凌 712100)

摘要:地上部生物量(Above-ground biomass, AGB)是判断作物生长发育的重要指标,对作物不同生长阶段地上部生物量进行快速、准确、无损遥感监测对精准农业生产具有重要意义。本文在西北关中地区开展田间试验,以不同水氮处理下冬油菜为研究对象,通过对其生理生长指标以及产量进行分析,确定 I2N3(越冬期和蕾薹期补灌,施氮量为 280 kg/hm^2)处理为该地适宜的水氮管理策略。使用无人机获取冬油菜营养生长期和生殖生长期多光谱图像,采用阈值法对多光谱图像中的阴影和土壤背景进行掩膜处理,提取各波段反射率,构建植被指数。将冬油菜地上部生物量实测数据与 21 个光谱变量进行相关性分析,筛选出各生长阶段相关系数绝对值排名前 8 个光谱变量作为输入量,通过随机森林(RF)、支持向量机(SVM)、遗传算法优化支持向量机(GA-SVM)和粒子群优化支持向量机(PSO-SVM)构建不同生长阶段冬油菜地上部生物量估算模型,确定最佳估算模型。结果表明,全生长阶段和生殖生长阶段红光波段反射率显著性最强且稳定,相关系数分别达到 0.835 和 0.754;PSO-SVM 模型更适合用于反演关中地区冬油菜不同生长时期的 AGB,其在全生长时期、营养生长时期和生殖生长时期的验证集 R^2 分别为 0.866、0.962 和 0.789,模拟所用时间分别为 1.299、0.859、0.666 s。

关键词:冬油菜;无人机;多光谱;机器学习模型;地上部生物量

中图分类号:S252　　**文献标识码**:A　　**文章编号**:1000-1298(2023)08-0218-12　　**OSID**:

Estimation of Winter Rapeseed Above-ground Biomass Based on UAV Multi-spectral Remote Sensing

WANG Han[1,2]　XIANG Youzhen[1,2]　LI Wangyang[1,2]　SHI Hongzhao[1,2]　WANG Xin[1,2]　ZHAO Xiao[1,2]

(1. *College of Water Resources and Architectural Engineering, Northwest A&F University, Yangling, Shaanxi* 712100, *China*
2. *Key Laboratory of Agricultural Soil and Water Engineering in Arid and Semiarid Areas, Ministry of Education, Northwest A&F University, Yangling, Shaanxi* 712100, *China*)

Abstract: Above-ground biomass (AGB) is an important index to judge the growth and development of crops. Rapid, accurate and non-destructive remote sensing monitoring of AGB at different growth stages of crops is of great significance to precision agricultural production. A field experiment was carried out in Guanzhong area of Northwest China. Winter rapeseed under different water and nitrogen treatments was used as the research object. The multi-spectral images of winter rapeseed in vegetative and reproductive growth periods were obtained by UAV, and the AGB measured data of winter rapeseed were obtained by field experiment. The shadow and soil background in multi-spectral image were masked by threshold method, and the reflectance of each band was extracted to construct vegetation index. The correlation analysis between the measured data of winter rapeseed AGB and spectral variables was carried out, and the top eight spectral variables with the absolute value of correlation coefficient in each growth stage were selected as input variables. The AGB estimation model of winter rapeseed at different growth stages was constructed by random forest (RF), support vector machine (SVM), genetic algorithm optimized support vector machine (GA-SVM) and particle swarm optimization support vector machine (PSO-SVM) to determine the best estimation model. The results showed that the red band reflectance in the whole growth stage and reproductive growth stage was the most significant and stable, and the correlation coefficients

收稿日期:2022-12-09　修回日期:2023-02-13

基金项目:国家自然科学基金项目(52179045)

作者简介:王晗(1998—),女,博士生,主要从事遥感技术在农业水土工程应用研究,E-mail:944596923@nwafu.edu.cn

通信作者:向友珍(1973—),女,副教授,博士生导师,主要从事灌溉理论与新技术研究,E-mail:Youzhenxiang@nwsuaf.edu.cn

were 0.835 and 0.754, respectively. The NBI in the vegetative growth stage was the most significant and stable, and the correlation coefficient was 0.846. The PSO－SVM was more suitable for the inversion of AGB at different growth stages of winter oilseed. The validation set R^2 of the whole growth period, vegetative growth period and reproductive growth period were 0.866, 0.962 and 0.789, respectively.
Key words: winter rapeseed; UAV; multispectral; machine learning model; above-ground biomass

0　引言

油菜是中国广泛种植的重要油料作物之一，油菜籽可以用来压榨食用油，还可以用于开发生物柴油[1]。油菜在我国主要种植在长江中下游地区，但是随着全球气候变暖，CO_2浓度持续上升，油菜种植区域呈“东减、北移、西扩”的趋势，西北地区油菜生产不断扩增[1-2]。因此，保证西北地区冬油菜稳定生产至关重要。地上部生物量（Above-ground biomass, AGB）是作物光合作用的产物，能够反映作物的生长状况和群体大小[3-4]。传统的作物地上部生物量测量方法通常是田间采样和室内测量，其获取信息较为准确，但结果仅限于有效的离散点源信息，过程耗时耗力，还具有破坏性和滞后性，很难满足随时监测田间作物养分的需求[5-6]。自 20 世纪 70 年代遥感技术在资源环境领域广泛应用，卫星遥感方法成为农业监测领域的一项有利手段[7]。卫星遥感具有大面积同步观测特点，但其受分辨率和重访周期的限制，卫星遥感影像容易受大气云层、雨雪天气等因素的影响，难以满足特定区域尺度高频次、高分辨率的要求[8-9]。

低空无人机（Unmanned aerial vehicle, UAV）遥感不仅具有更高的分辨率，还可以快速地获取田间尺度作物的空间变异信息，有效地对作物生长特征进行监测，准确地反映地块内部作物的长势差异[10-11]，有效弥补了卫星遥感的不足，已逐渐成为现代精准农业研究的新手段[12-13]。樊鸿叶等[14]以无人机搭载多光谱相机所获多光谱数据为基础，构建不同品种玉米的地上部生物量估算优化模型。陈先冠等[15]通过 6 种植被指数估算冬小麦地上部生物量，结果发现 RDVI 和 NDRE 估算效果最佳。ROOSJEN 和 CORCOLES 等[16-17]利用获取的多光谱影像分别建立了马铃薯和洋葱的地上部生物量估算模型。肖武等[18]利用 22 种植被指数结合 BP 神经网络有效估算了采煤沉陷区上方玉米的地上部生物量。对于作物的反演相关研究有很多，但大多数研究针对全生育期或作物主要生育期，本研究根据冬油菜营养生长阶段和生殖生长阶段对获取的多光谱数据进行划分。前人研究表明，作物的营养生长阶段和生殖生长阶段之间相互依赖，又相互制约[19]，营养生长旺盛不利于生殖器官的形成和养分的积累，产量不高；营养生长过弱又无法满足生殖生长对养分的需求，会出现早衰，产量降低。因此监测作物不同生长阶段的生长情况，及时对水氮施用策略进行调整对实现作物优质高产十分重要[20]。地上部生物量可以很好地反映不同生长时期作物生长情况，因此实现不同生长时期地上部生物量的实时精准监测十分必要[21]。

本试验研究充分利用低空无人机平台在农作物信息提取方面的优势和特点，以不同水氮施用策略下的冬油菜为研究对象，采用低空无人机携带多光谱相机获取不同时期冬油菜的多光谱图像。提取出各波段光谱反射率并构建植被指数，通过相关性分析筛选出不同生长时期绝对值排名前 8 的光谱变量作为模型输入变量。采用随机森林、支持向量机、遗传算法优化支持向量机和粒子群优化支持向量机对不同生长时期的冬油菜地上部生物量进行反演，通过对比验证集均方根误差及模拟所用时间来确定适合不同生长时期的估测模型。对实现田间尺度冬油菜地上部生物量的实时遥感监测技术进行优化，以期为冬油菜精准灌溉和施肥提供科学依据和数据支撑。

1　材料与方法

1.1　试验区概况

2021 年 10 月到 2022 年 6 月在西北农林科技大学北侧灌溉试验站（108°24′E、34°18′N，海拔 524.7 m）进行田间试验，该地属于暖温带季风半湿润气候，多年平均温度为 12.9℃，多年平均降水量介于 550 ~ 600 mm 之间，但降雨时间与冬油菜主要生长阶段不重合，试验站所处位置及试验场景见图 1。

1.2　试验设计

本研究试验作物为当地品种“陕油 18”，施用氮肥为尿素含量 45% 的纯氮缓释肥，缓释期为 2 个月。试验设置 3 个补灌水平和 5 个施氮量水平，补灌水平分别为不补灌（I0）、越冬期补灌（I1）、越冬期和蕾薹期补灌（I2）；施肥量水平分别为 0 kg/hm^2（N0）、120 kg/hm^2（N1）、200 kg/hm^2（N2）、280 kg/hm^2（N3）、300 kg/hm^2（N4），补灌水平和施氮量水平两两组合共 15 个处理，不同处理设置 2 个重复。

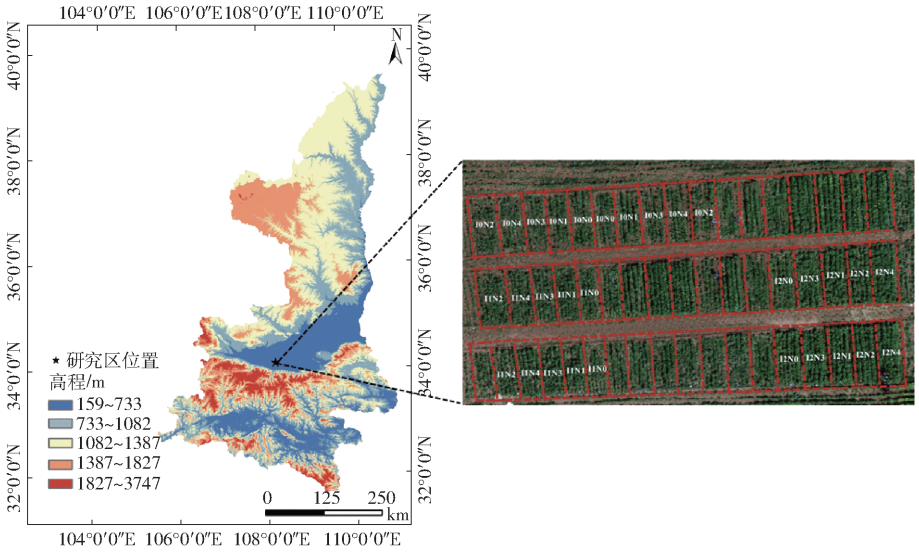


图 1 试验站位置及试验场景

Fig. 1 Test site location and test scene diagram

1.3 试验数据

1.3.1 数据获取及处理

于营养生长阶段(2021 年 12 月 16 日和 2022 年 2 月 25 日)和生殖生长阶段(2022 年 3 月 28 日和 4 月 26 日),采用 MATRICE600 型六旋翼无人机,搭载 Micro - MCA 型多光谱相机,选择晴朗无云、风速低于 3 级且无较大噪声的状况下,在 11:00—14:00 获取多光谱遥感影像,飞行高度为 30 m。使用 Yusense Map 软件对获取影像进行拼接,利用 ENVI 5.1 软件基于阈值法对拼接好图像中的各小区的阴影和土壤背景进行掩膜处理[22],提取各小区各波段光谱反射率,通过提取的单波段光谱反射率进行组合计算获取植被指数。

无人机采样的同时进行冬油菜地上部生物量的测量。于营养生长期(苗期和越冬期)和生殖生长期(蕾薹期和开花期)在各小区选取 3 株能代表整个小区长势的冬油菜植株,清除表面泥垢,去除根部,放进干燥箱 105℃下杀青 30 min,在 70℃下干燥至恒质量,用电子秤测定各组织器官干物质。获取的冬油菜地上生物量样本特征如表 1 所示。

表 1 不同生长时期冬油菜地上部生物量统计

Tab. 1 Above-ground biomass of winter rapeseed at different growth stages

生长阶段	样本数	最小值/(kg·hm^{-2})	最大值/(kg·hm^{-2})	均值/(kg·hm^{-2})	标准差/(kg·hm^{-2})	变异系数/%
全生长阶段	216	0.376	88.910	18.267	26.032	1.425
营养生长阶段	108	0.376	4.616	2.001	1.479	0.742
生殖生长阶段	108	2.370	88.910	34.534	28.705	1.197

1.3.2 植被指数选择与计算

植被指数(Vegetation indices, VIs)是指根据植被光谱吸收特征,将遥感影像各波段反射率之间进行线性或非线性组合形成的无量纲参数[23]。本文构建 16 种植被指数,如表 2 所示。

1.4 模型构建

1.4.1 随机森林

随机森林(Random forest, RF)是由 LEO Breiman 提出的一种基于分类回归树的机器学习方法[33]。通过自助法抽样从原始训练集中抽选 n 个样本,再对每个样本分别进行决策树建模并得到 n 个建模结果,最后利用所有决策树的建模结果,通过投票得到最终预测结果[34]。该模型具有高效处理大样本数据、能估计某个特征变量、具有较强噪声及快速运算等特点[35]。经过误差分析和反复试验,选用 $n_{tree}=500$、$m_{try}=3$ 来构建模型。

1.4.2 支持向量机

支持向量机(Support vector machine, SVM)是由 CORINNA 等[36]于 1995 年首次提出。该模型将数据转换到高维特征空间建立线性模型,基于此线性模型对回归函数进行拟合,SVM 可以在很大程度上克服离散值多和过拟合等问题[37-38]。核函数用于完成非线性变换,其核函数中的径向基函数(RBF)具有映射维度广、需确定参数少、运算相对简单等优点[39]。因此,本文选择径向基函数作为核函数。

1.4.3 遗传算法优化支持向量机

遗传算法(Genetic algorithm, GA)是一种最优

表 2　植被指数

Tab. 2　Vegetation indices

植被指数	计算公式	文献序号
归一化植被指数	$NDVI=\frac{R_{NIR}-R_R}{R_{NIR}+R_R}$	[24]
绿度归一化植被指数	$GNDVI=\frac{R_{NIR}-R_G}{R_{NIR}+R_G}$	[24]
增强型植被指数	$EVI=\frac{2S(R_{NIR}-R_R)}{R_{NIR}+6R_R-7.5R_R+1}$	[25]
优化土壤调节植被指数	$OSAVI=(1+X)\frac{R_{NIR}-R_G}{R_{NIR}+R_G+X}$	[25]
土壤调节植被指数	$SAVI=\frac{1.5(R_{NIR}-R_R)}{(R_{NIR}+R_R+0.5)}$	[26]
差值植被指数	$DVI=-R_{NIR}-R_R$	[27]
三角植被指数	$TVI=0.5[120(R_{NIR}-R_G)-200(R_R-R_G)]$	[28]
抗大气指数	$VARI=\frac{R_G-R_R}{R_G+R_R-R_B}$	[29]
修正三角植被指数	$MTVI=1.2(R_{NIR}-R_G)-2.5(R_R-R_G)$	[29]
绿光叶绿素植被指数	$GCVI=\frac{N_{IR}}{R_G-1}$	[29]
重归一化植被指数	$RDVI=\frac{R_{NIR}-R_G}{\sqrt{R_{NIR}+R_R}}$	[25]
比值植被指数	$RVI=\frac{N_{IR}}{R_R}$	[25]
改进简单比植被指数	$MSR=\frac{R_{NIR}/R_R-1}{\sqrt{R_{NIR}/R_R+1}}$	[24]
修正土壤调节植被指数	$MSAVI=0.5\{2R_{NIR}+1-[(2R_{NIR}+1)^2-8(R_{NIR}-R_R)]^{0.5}\}$	[24]
蓝光标准值植被指数	$NBI=\frac{R_B}{R_R+R_G+R_B}$	[29]
近红外百分比植被指数	$IPVI=R_{NIR}/(R_{NIR}+R_B)$	[29]

注：R_B、R_G、R_R、R_{RE}、R_{NIR}分别为蓝光波段、绿光波段、红光波段、红边波段和近红外波段的反射率；X 为降低土壤背景影响的优化值，取 0.16。

搜索算法，其应用原理是基因遗传和自然选择[40]。遗传算法优化支持向量机（GA－SVM）的基本思想是在 SVM 算法之前，先用遗传算法优化确定核函数参数过程，快速确定全局最优解，再用支持向量回归算法对样本进行训练[31]（图 2）。

1.4.4　粒子群算法优化支持向量机

粒子群算法（Particle swarm optimization，PSO）通过目标函数评估当前粒子所处位置，得相应的适应度。在种群中粒子的随机初始化形成后，会按照某种方式进行迭代，直到终止条件符合要求，从而寻找最优解[13]。PSO－SVM 回归算法通过优化支持向量机的结构参数，使其快速寻得最优解，进而提升支持向量机的学习能力和诊断效率（图 2）。

1.5　模型精度评价

采用决定系数 R^2（Coefficient of determination）、均方根误差（Root mean square error，RMSE）和相对分析误差（Relative predication deviation，RPD）对模型的估算精度进行评价。其中，R^2 越大，RMSE 越小表示模型反演效果越好。当 PRD 小于 1.4 时，模型无法预测样本；当 RPD 在 1.4～2 之间，模型可以粗略预测样本；当 RPD 大于等于 2 时，模型能够很好地对样本进行估测[41]。

2　结果与分析

2.1　不同水氮处理对冬油菜生理生长指标和产量的影响

2.1.1　地上部生物量

如表 3 所示，冬油菜地上部生物量随生育期的推进而增加，苗期冬油菜地上部生物量随着施氮量的增加呈先增加再降低的趋势，均在施氮量水平为

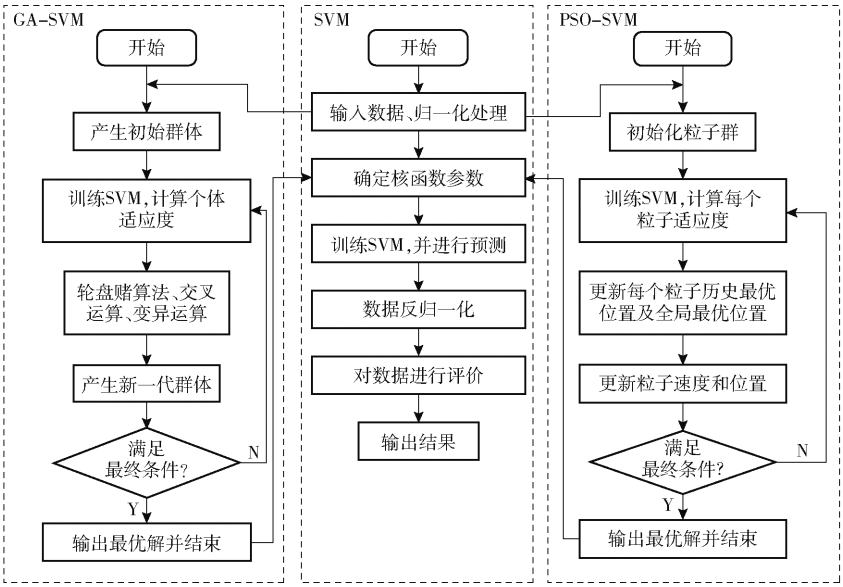


图 2　基于遗传算法和粒子群算法优化支持向量回归算法流程图

Fig. 2　Flowchart of optimizing SVM based on GA and PSO

N2 或 N3 下达到最大,且施氮量水平为 N1、N2、N3 和 N4 下各处理之间没有显著性差异。未来 3 个生育时期,在同一灌溉处理条件下,冬油菜地上部生物量均随施氮量增加呈先增加再降低的趋势,均在施氮量水平为 N2 或 N3 下达到最大,且 N2 和 N3 施氮量条件下对应处理之间并无显著性差异,同一施氮量水平下,越冬期补灌(I1 和 I2)对应处理低于不补灌(I0)对应处理,可能是因为降雨量多再额外补灌,抑制了作物生长发育,I0、I1 和 I2 对应处理之间没有显著性差异。同一施氮量水平下,蕾薹期进行补灌(I2)对应处理地上部生物量显著高于不补灌(I0)对应处理,越冬期补灌(I1)对应处理高于不补灌(I0)对应处理,但两者之间并无显著性差异。花期,施氮量水平相同条件下,越冬期进行补灌(I1)对应处理地上部生物量高于不补灌(I0)对应处理,且在施氮量水平为 N3 和 N4 下,I1 和 I0 对应处理之间地上部生物量存在显著性差异;除了 N1,I2 对应处理地上部生物量显著高于 I1 和 I0。成熟期,施氮量水平相同条件下,I2 条件下对应处理显著高于 I0 和 I1 对应处理,I2 条件下对应处理地上部生物量较 I0 和 I1 增加 6.31% ~ 22.75% 和 5.21% ~ 22.02%;同一灌溉水平条件下,冬油菜地上部生物量随着施氮量增加呈现先增加再降低的趋势,且均在 N3 水平下达到最大,且在 I2 条件下施氮量水平为 N2、N3 和 N4 对应处理之间没有显著性差异,其他施氮量水平较 N0 分别增加 4.38% ~ 10.78%(N1)、8.78% ~ 13.69%(N2)、10.98% ~ 28.14%(N3)和 8.29% ~ 25.60%(N4)。

表 3 不同水氮处理对冬油菜地上部生物量的影响

Tab. 3 Effects of different water and nitrogen treatments on AGB of winter rapeseed g/株

处理	苗期	越冬期	蕾薹期	花期	成熟期
I0N0	(0.468 ± 0.02)^{b}	(3.222 ± 0.24)^{bc}	(22.371 ± 1.21)^{d}	(51.247 ± 3.22)^{d}	(120.341 ± 5.08)^{f}
I0N1	(0.539 ± 0.03)^{a}	(3.470 ± 0.35)^{ab}	(22.770 ± 1.98)^{d}	(52.861 ± 2.89)^{cd}	(128.633 ± 4.66)^{e}
I0N2	(0.543 ± 0.01)^{a}	(3.570 ± 0.65)^{a}	(24.743 ± 1.89)^{c}	(58.293 ± 2.01)^{b}	(132.936 ± 5.58)^{d}
I0N3	(0.566 ± 0.02)^{a}	(3.662 ± 0.73)^{a}	(27.221 ± 1.12)^{b}	(57.025 ± 1.98)^{b}	(144.808 ± 4.91)^{bc}
I0N4	(0.531 ± 0.04)^{a}	(3.310 ± 0.37)^{b}	(24.672 ± 1.41)^{c}	(53.439 ± 1.32)^{c}	(141.817 ± 4.66)^{c}
I1N0	(0.432 ± 0.02)^{b}	(3.126 ± 0.45)^{c}	(24.083 ± 1.12)^{c}	(52.710 ± 2.09)^{cd}	(124.405 ± 4.53)^{f}
I1N1	(0.498 ± 0.02)^{ab}	(3.372 ± 0.98)^{b}	(26.924 ± 1.13)^{d}	(54.957 ± 2.11)^{c}	(131.051 ± 2.68)^{e}
I1N2	(0.522 ± 0.05)^{a}	(3.442 ± 0.86)^{ab}	(27.860 ± 1.11)^{ab}	(66.456 ± 1.77)^{a}	(131.052 ± 2.68)^{d}
I1N3	(0.556 ± 0.08)^{a}	(3.646 ± 0.91)^{a}	(29.461 ± 2.28)^{a}	(64.013 ± 1.65)^{ab}	(145.425 ± 3.44)^{c}
I1N4	(0.463 ± 0.06)^{ab}	(3.330 ± 0.29)^{b}	(27.956 ± 1.47)^{ab}	(58.551 ± 2.01)^{b}	(142.969 ± 2.58)^{c}
I2N0	(0.457 ± 0.04)^{b}	(3.201 ± 0.99)^{bc}	(24.514 ± 1.33)^{c}	(54.243 ± 3.01)^{c}	(139.840 ± 4.81)^{cd}
I2N1	(0.522 ± 0.06)^{a}	(3.342 ± 0.45)^{b}	(27.689 ± 1.51)^{ab}	(56.582 ± 2.01)^{b}	(151.773 ± 3.67)^{b}
I2N2	(0.558 ± 0.04)^{a}	(3.468 ± 0.62)^{ab}	(28.950 ± 1.01)^{a}	(70.744 ± 1.99)^{a}	(156.524 ± 4.23)^{a}
I2N3	(0.564 ± 0.02)^{a}	(3.576 ± 0.38)^{a}	(29.387 ± 1.98)^{a}	(66.977 ± 2.01)^{a}	(155.631 ± 4.17)^{a}
I2N4	(0.534 ± 0.08)^{a}	(3.392 ± 0.29)^{b}	(27.731 ± 1.11)^{ab}	(60.110 ± 2.17)^{b}	(154.870 ± 3.62)^{ab}

注:同列不同上角字母表示差异显著,下同。

2.1.2 叶面积指数

不同水氮处理条件下冬油菜叶面积指数随生育期的推进均呈先增加再降低的生长变化过程,从播种到进入成熟期叶面积指数一直呈增加趋势,进入成熟期叶片开始脱落,叶面积指数急剧下降(图 3)。苗期不同施氮量处理对应冬油菜叶面积指数之间并无显著性差异;越冬期冬油菜叶面积指数增长缓慢,灌水处理相同条件下,冬油菜叶面积指数均随施氮

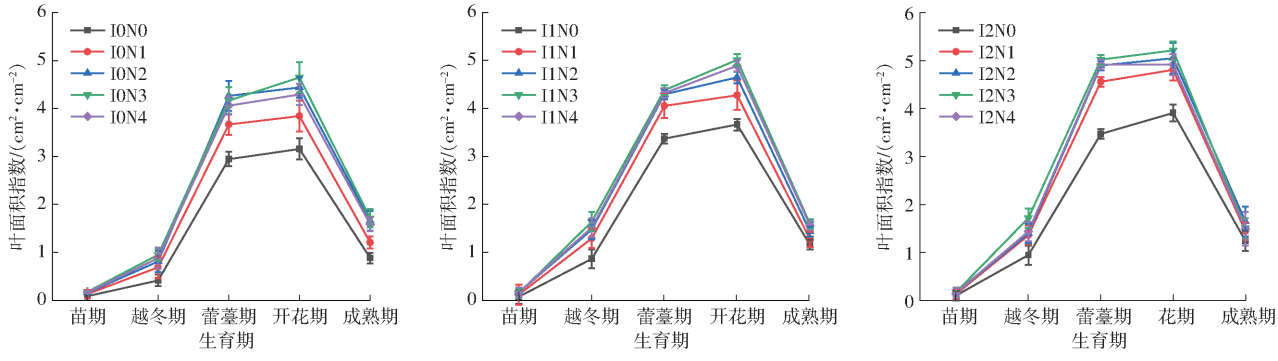


图 3 不同水氮处理对冬油菜叶面积指数的影响

Fig. 3 Effects of different water and nitrogen supply on leaf area index of winter rapeseed

量增加呈现先增加再降低的趋势，均在 N3 水平下达到最大。越冬期结束，气温开始回升，进入蕾薹期冬油菜叶面积指数急剧上升，蕾薹期补灌（I2）对应中高氮（N2、N3 和 N4）处理的叶面积指数显著高于仅越冬期补灌（I1）和不补灌（I0）对应处理。进入开花期后叶面积仍呈增加趋势，但增加速率变缓，在开花期结束冬油菜叶面积指数达到最大。开花期在相同施氮量条件下，蕾薹期补灌（I2）对应处理叶面积指数较不补灌处理（I0）增加 12.09% ~23.69%，较仅在越冬期补灌（I0）对应处理叶面积指数增加 3.89% ~12.39%；相同灌溉处理条件下，叶面积指数随着施氮量增加呈现先增加再降低的趋势，均在施氮量水平为 N4 下达到最大，但是施氮量水平为 N3 和 N4 之间没有显著性差异，其他施氮量水平较 N0 分别增加 16.69% ~23.06%（N1）、26.76% ~40.49%（N2）、33.34% ~47.15%（N3）和 25.77% ~35.86%（N4）。

2.1.3 产量与其构成

相同灌水处理条件下，冬油菜单株分枝数、单株角果数、每角籽粒数和千粒质量均随施氮量增加呈现先增加再降低的变化趋势，均在 N2 或 N3 水平下达到最大（表 4）。施氮量相同条件下，冬油菜单株分枝数、单株角果数、每角籽粒数和千粒质量均在灌水水平为 I2 达到最大。冬油菜单株分枝数在 N2I2（27.67 枝/株）下达到最大，较 I0N0 增加 11.00 枝/株（66.00%）。冬油菜单株角果数均在 I2N3 处理达到最大，且均与 I2N2 之间没有显著性差异，单株角果数最大为 333.17 粒/株，较 I0N0 增加 161.67 粒/株（94.27%）。处理 I2N3 每角籽粒数最大（31.35 粒/角），与处理 I2N2 之间没有显著性差异，处理 I2N3 的每角籽粒数比 I0N0 处理增加 3.62 粒/角（13.04%）。不同水氮处理条件下冬油菜籽粒千粒质量之间相差并不多，为 3.41 ~3.87g，相同灌溉处理条件下，冬油菜籽粒千粒质量均在 N2 水平下达到最大，N2 处理较其他处理分别增加 4.82% ~7.69%（N0）、3.18% ~4.49%（N1）、0.53% ~2.28%（N3）和 3.28% ~9.88%（N4）。

不同水氮处理条件下，冬油菜籽粒产量为 1 332.60 ~2 460.40 kg/hm^2，在处理 I2N3 达到最大。同一灌水处理条件下，冬油菜籽粒产量随着施氮量增加呈先增加再降低的趋势，且在施氮量水平为 N3 时达到最大，但 N2 和 N3 对应处理之间冬油菜籽粒产量并无显著性差异。施氮量水平为 N3 对应冬油菜产量较其他施氮量水平对应处理分别增加 4.13% ~26.96%（I0）、7.63% ~20.67%（I1）和 2.31% ~17.48%（I2）。同一施氮量处理条件下，在越冬期和蕾薹期补灌处理（I2）冬油菜籽粒产量显著高于仅在越冬期补灌处理（I1）和不补灌处理（I0），对应处理 I2 冬油菜籽粒产量较 I0 和 I1 增加 17.13% ~44.18%（N0）、24.17% ~45.19%（N1）、19.94% ~37.83%（N2）、14.03% ~35.79%（N3）和 23.63% ~34.71%（N4）。综合分析不同水氮处理条件下冬油菜生理生长指标和产量，结果表明处理 I2N3 更适合关中地区冬油菜的种植。

2.2 基于多光谱的冬油菜地上部生物量反演

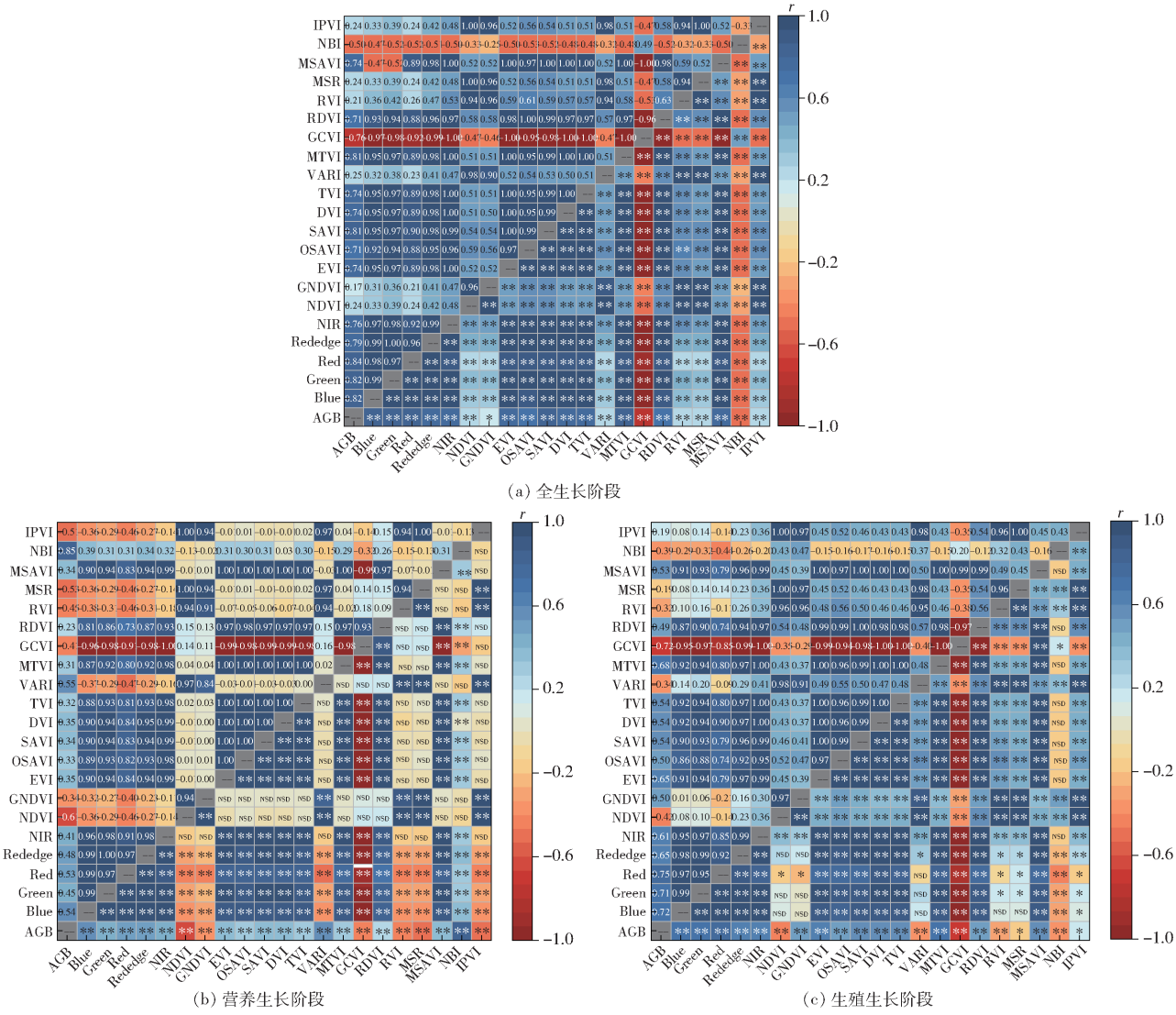
2.2.1 冬油菜地上部生物量（AGB）与植被指数（VIs）的相关性分析

将 21 个光谱变量（5 个单波段反射率和 16 个植被指数）与对应处理的冬油菜 AGB 进行相关性分析（图 4），确定在不同生长阶段内相关系数绝对值

表 4　不同水氮处理对冬油菜产量及产量构成要素的影响

Tab.4　Effects of different water and nitrogen supply on yield and yield components of winter rapeseed

处理	单株分枝数/（枝·株$^{-1}$）	单株角果数/（粒·株$^{-1}$）	每角籽粒数/（粒·角$^{-1}$）	千粒质量/g	产量/（kg·hm^{-2}）
I0N0	（16.67 ±0.89）^{c}	（171.50 ±14.22）^{c}	（27.73 ±1.98）^{c}	（3.41 ±0.21）^{b}	（1 332.60 ±97.02）^{e}
I0N1	（21.12 ±0.56）^{b}	（211.33 ±12.71）^{b}	（29.28 ±1.21）^{b}	（3.46 ±0.18）^{b}	（1 420.00 ±105.78）^{e}
I0N2	（25.50 ±0.21）^{a}	（274.83 ±11.98）^{ab}	（29.87 ±0.77）^{ab}	（3.57 ±0.15）^{a}	（1 624.80 ±79.21）^{d}
I0N3	（24.33 ±0.64）^{a}	（291.33 ±14.23）^{ab}	（29.92 ±1.34）^{ab}	（3.47 ±0.22）^{b}	（1 691.93 ±88.25）^{d}
I0N4	（23.50 ±0.42）^{b}	（237.22 ±10.32）^{b}	（29.37 ±1.11）^{b}	（3.25 ±0.17）^{c}	（1 536.40 ±114.09）^{e}
I1N0	（18.83 ±0.67）^{c}	（187.17 ±9.89）^{b}	（28.98 ±0.99）^{b}	（3.51 ±0.20）^{b}	（1 788.07 ±89.65）^{c}
I1N1	（23.00 ±0.39）^{b}	（255.50 ±13.98）^{ab}	（29.83 ±1.78）^{b}	（3.66 ±0.23）^{a}	（1 800.73 ±90.21）^{c}
I1N2	（26.33 ±0.81）^{a}	（285.67 ±10.90）^{a}	（30.73 ±1.56）^{a}	（3.78 ±0.13）^{a}	（2 005.00 ±121.98）^{bc}
I1N3	（25.83 ±0.65）^{a}	（321.00 ±12.74）^{a}	（31.03 ±1.21）^{a}	（3.76 ±0.11）^{a}	（2 157.73 ±79.01）^{b}
I1N4	（24.83 ±0.71）^{a}	（291.50 ±15.67）^{ab}	（29.87 ±0.69）^{ab}	（3.66 ±0.14）^{a}	（1 804.87 ±89.67）^{c}
I2N0	（20.83 ±0.63）^{b}	（210.67 ±16.66）^{b}	（29.02 ±1.45）^{b}	（3.62 ±0.21）^{a}	（2 094.40 ±90.23）^{b}
I2N1	（24.33 ±0.59）^{a}	（294.83 ±15.98）^{a}	（30.67 ±1.21）^{a}	（3.70 ±0.26）^{a}	（2 236.00 ±108.41）^{ab}
I2N2	（27.67 ±0.67）^{a}	（312.28 ±16.01）^{a}	（30.97 ±0.77）^{a}	（3.87 ±0.28）^{a}	（2 404.87 ±65.43）^{a}
I2N3	（26.00 ±0.29）^{a}	（333.17 ±11.09）^{a}	（31.35 ±1.89）^{a}	（3.82 ±0.10）^{a}	（2 460.40 ±101.09）^{a}
I2N4	（25.33 ±0.53）^{a}	（302.89 ±8.97）^{a}	（30.52 ±1.22）^{a}	（3.73 ±0.19）^{a}	（2 231.40 ±65.57）^{ab}



(a) 全生长阶段

(b) 营养生长阶段

(c) 生殖生长阶段

图 4 不同生长阶段植被指数与冬油菜地上部生物量的相关性分析

Fig. 4 Correlation analysis between vegetation index and above-ground biomass of winter rapeseed at different growth stages

注：** 表示有极显著差异($p<0.01$)，* 表示有显著性差异($p<0.05$)，NSD 表示无显著性差异($p>0.05$)。

排名前 8 的光谱变量作为输入量，用于构建对应生长时期的冬油菜 AGB 监测模型。由图可知，在全生长阶段，除了 GNDVI，其余植被指数均与 AGB 达到 0.01 显著性水平，选取 Blue、Green、Red、Rededge、NIR、SAVI、MTVI 和 GCVI 作为模型输入量，其中除了 GCVI，其他输入变量均与 AGB 呈正相关。其中红光波段的相关系数最高，相关系数为 0.835，选择的其余光谱变量相关系数均高于 0.75。

在营养生长阶段，光谱变量与冬油菜 AGB 均达到 0.01 显著性水平，选择 Blue、Red、Rededge、NDVI、VARI、MSR、NBI 和 IPVI 作为模型输入量。其中基于红、绿、蓝波段的 NBI 与该时期 AGB 相关系数最大，为 0.846。在生殖生长阶段，除了 MSR 和 IPVI，其余光谱变量均与冬油菜 AGB 达到 0.01 显著性水平，选择 Blue、Green、Red、Rededge、NIR、EVI、MTVI、GCVI 作为模型输入变量。所选变量相关系数均高于 0.60，除了 GCVI，选择的光谱变量均与地上部生物量呈正相关(图 4)。

2.2.2 基于光谱变量冬油菜地上部生物量估算模型的建立与验证

如图 5a～5f(图中 WS、NS、GS 分别表示全生长阶段、营养生长阶段、生殖生长阶段)和表 5 所示，基于 4 种机器学习模型对冬油菜地上部生物量进行反演，结果表明对于营养生长阶段的 AGB 估测效果最好，其次是全生长阶段。与 RF 模型相比，SVM 模型显著降低了估测地上部生物量所用时间，3 个生长时期估测所用时间分别降低 79.11%、75.13% 和 72.24%。对于全生长期 RF 回归模型的决定系数略高于 SVM，但其验证集相对分析误差少 7.22% 且未达到可以较好预测的程度；在营养生长期 SVM 估测精度更高，其校正集和验证集的 R^2 分别为 0.963 和 0.944，RMSE 分别为 0.288、0.341 kg/hm^2，其验

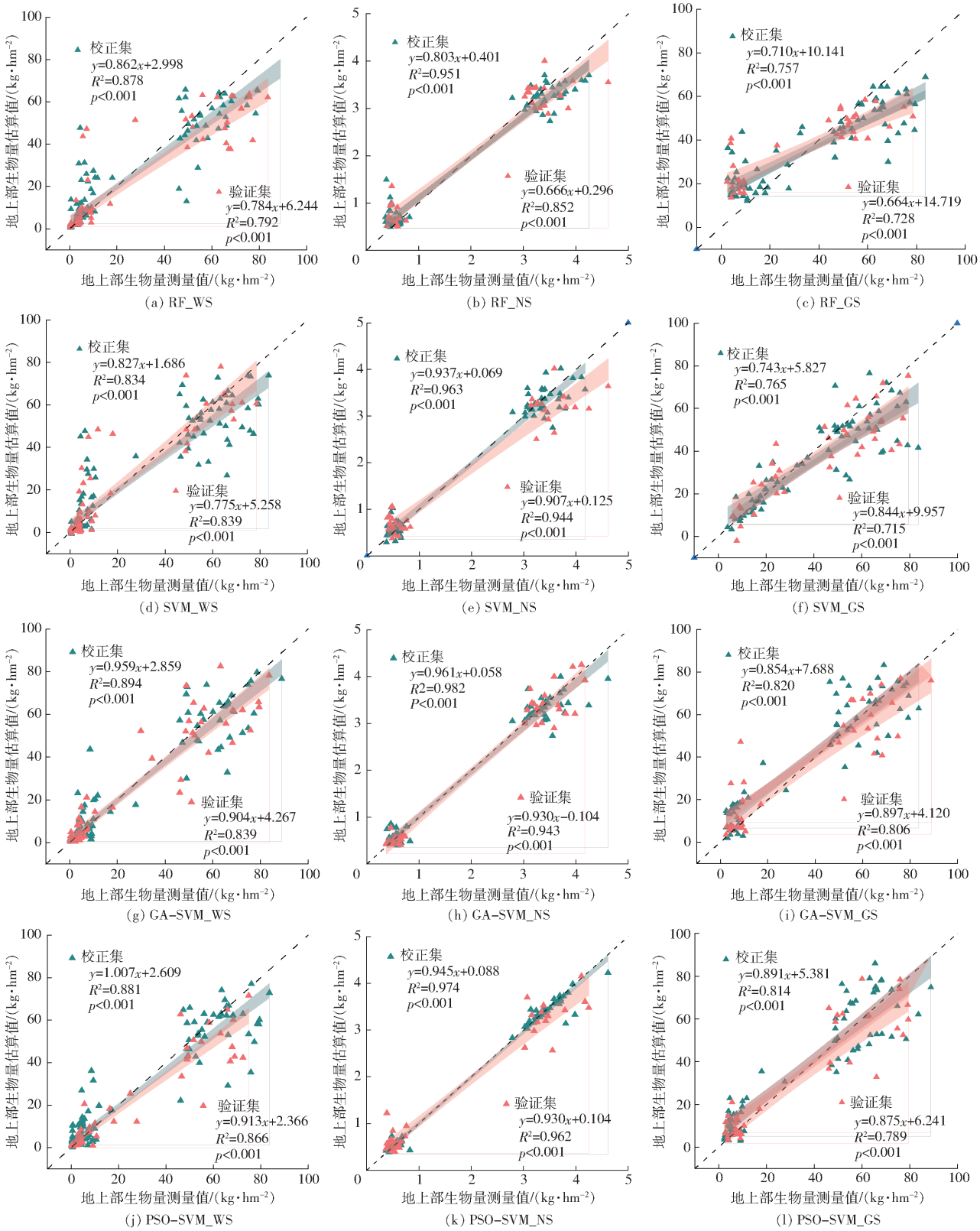


图 5　地上部生物量估算值与实测值的关系

Fig. 5　Relationship between estimation and measured values of AGB of winter rapeseed

证集的 RPD 为 3.949，比 RF 回归模型提高 137.35%；在生殖生长期 SVM 校正集决定系数高于 RF，但验证集低于 RF，两者验证集相对分析误差均未达到可以极好预测的程度。通过与 RF 回归模型对比，SVM 回归模型更适合对关中地区冬油菜全生长时期和营养生长时期地上部生物量进行估测。

基于两种算法对支持向量机进行优化可提升模型反演精度并降低反演所用时间（图 5g～5l，表 5）。相比于 SVM 模型，GA－SVM 模型和 PSO－SVM 模型在 3 个生长时期模拟精度均优于 SVM，生殖生长阶

表 5 不同地上部生物量估算模型的建模和验证结果

Tab. 5 Calibration and validation results of different AGB estimation models

建模方法	生长阶段	校正集		验证集			时间/s
		R^2	RMSE/(kg·hm^{-2})	R^2	RMSE/(kg·hm^{-2})	RPD	
RF	全生长阶段	0.878	8.452	0.792	12.270	1.901	1.331
	营养生长阶段	0.951	0.392	0.852	0.651	1.666	0.937
	生殖生长阶段	0.757	14.237	0.728	15.760	1.446	0.861
SVM	全生长阶段	0.834	10.175	0.839	11.485	2.049	0.278
	营养生长阶段	0.963	0.288	0.944	0.341	3.949	0.233
	生殖生长阶段	0.758	14.469	0.715	16.678	1.655	0.239
GA-SVM	全生长阶段	0.894	8.395	0.839	10.926	2.319	7.577
	营养生长阶段	0.982	0.200	0.943	0.337	4.014	2.646
	生殖生长阶段	0.820	11.844	0.806	12.424	2.257	2.289
PSO-SVM	全生长阶段	0.881	9.079	0.866	9.594	2.562	1.229
	营养生长阶段	0.974	0.241	0.962	0.277	4.855	0.859
	生殖生长阶段	0.814	12.539	0.789	13.417	2.034	0.666

段优化后的模型 RPD 分别为 2.257 和 2.034，说明优化后的两模型可以很好反演生殖生长阶段冬油菜地上部生物量，其模拟结果真实可信。在全生长阶段和生殖生长阶段，PSO-SVM 的模型精度高于 GA-SVM，PSO-SVM 在全生长阶段验证集的 R^2 为 0.866，比 GA-SVM 高 3.21%，RMSE 为 9.594 kg/hm^2，比 GA-SVM 低 12.19%；PSO-SVM 在营养生长阶段验证集的 R^2 为 0.962，比 GA-SVM 高 2.02%，RMSE 为 0.277 kg/hm^2，比 GA-SVM 低 17.80%。在生殖生长阶段 GA-SVM 模拟精度优于 PSO-SVM，GA-SVM 在生殖生长阶段验证集 R^2 为 0.806，比 PSO-SVM 高 2.15%，RMSE 为 12.424 kg/hm^2，比 PSO-SVM 模型降低 7.401%。对 SVM 模型进行优化，增大了反演所用时间，GA-SVM 3 个生长阶段反演所用时间比 SVM 增加 2 625.5%、1 035.6% 和 857.74%，PSO-SVM 在 3 个生长阶段反演所用时间比 SVM 增加 342.09%、268.67%、178.66%。相比于 GA-SVM，PSO-SVM 反演所用时间更少，在全生长时期和生殖生长时期模拟精度有所提升，并且在生殖生长时期达到模拟精度要求。因此，PSO-SVM 更适合用于不同生长阶段关中地区冬油菜地上部生物量的反演。

2.3 基于最佳反演模型的 AGB 可视化制图

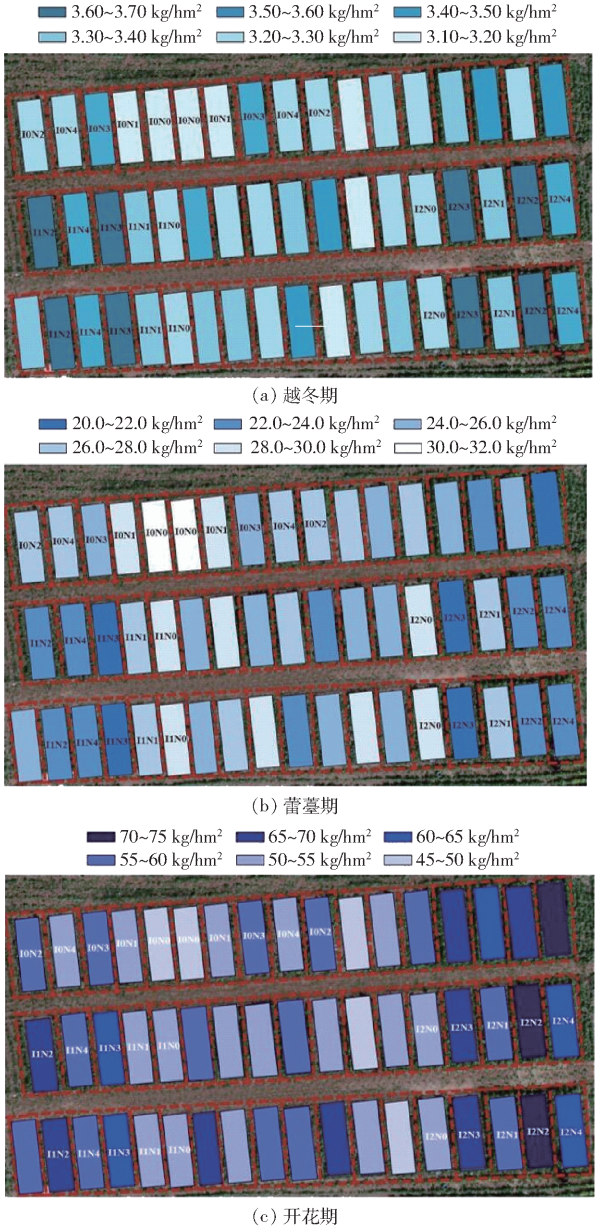
应用 PSO-SVM 获取营养生长阶段和生殖生长阶段的冬油菜各小区地上部生物量空间分布图（其中，苗期不同水氮处理条件下冬油菜地上部生物量差异不明显，不对其进行可视化研究），图像呈现的整体趋势是冬油菜地上部生物量随着生育期的推进而增加（图 6）。相同灌水处理条件下，冬油菜 AGB 随施氮量增加呈现先增加再降低的趋势；相同施氮量处理条件下，越冬期和蕾薹期补灌条件下对应处理 AGB 高于不补灌对应处理，均在 I2N3 处理下达到最大，这与对应同时期田间实测数据变化规律相符，说明基于无人机多光谱建立冬油菜地上部生物量反演模型是可行的。

3 讨论

本研究基于无人机获取的冬油菜不用生长阶段的多光谱影像，用阈值法对获取影像中的阴影和土壤背景进行掩膜处理，提取各波段反射率构建植被指数。采用皮尔逊相关性分析法对提取的单波段反射率和构建的植被指数进行筛选确定不同生长阶段相关系数绝对值排名前 8 的光谱变量作为输入量，采用 RF、SVM、GA-SVM 和 PSO-SVM 构建不同生长阶段冬油菜地上部生物量估算模型。

结果表明，不同生长阶段均有相关性较高的光谱变量，这说明提取的光谱变量能够反映不同水氮条件下冬油菜地上部生物量，这与 WANG 等[42] 和黄春燕等[29] 反演地上部生物量结果类似。在全生长阶段和生殖生长阶段红光波段反射率显著性最强且稳定，相关系数分别达到 0.84 和 0.75，说明红光波段对于作物地上部生物量的响应更加显著，这与肖武等[18] 和樊鸿叶等[14] 研究结果一致。JIN 等[41] 研究发现 NDVI、EVI 与作物生物量之间相关性更强，也说明红光波段对于作物生物量响应显著。

基于 GA 和 PSO 算法对 SVM 进行优化，结果表明采用两种算法优化后的 SVM 对各生长阶段 AGB 估测精度均有所提升，这是因为两种算法优化了确定 SVM 惩罚参数 C 与核函数半径 g 的过程，但优化后的模型估算所用时间均高于支持向量机。且 GA-SVM 估算时间远高于 PSO-SVM，这是因为遗传算法中染色体之间相互共享信息，所以整个种群的移



(a) 越冬期

(b) 蕾薹期

(c) 开花期

图 6　不同生育期地上部生物量空间分布图

Fig. 6　Above-ground biomass distribution maps in different growth stages

动是比较均匀地向最优区域移动的，而粒子群算法中，粒子仅通过当前搜索到最优点进行共享信息，所以很大程度上这是一种单项信息，整个搜索更新过程是更新当前最优解的过程，因此 PSO 算法中所有粒子比 GA 算法中的进化个体以更快的速度收敛于最优解[42]。且 PSO 算法中无交叉和变异操作，粒子只通过内部速度进行更新，因此其原理也更加简单，参数更少，更容易实现[43]。杨晓宇等[44]利用粒子群算法优化的极限学习机算法对农田土壤养分进行反演，结果表明优化后的模型模拟精度有所提升。

利用优化后的数据建立了改良后的 SVM 模型，与实测数据进行评价，分析结果表明，模型能够快速、无损地估测冬油菜不同生长时期地上部生物量，为未来大面积分时期遥感监测提供参考。以后可以争取利用更多年份观测数据进行研究，以提高模型估测精度和稳定性，并且对于其他品种和其他地区冬油菜是否实用也需要进一步验证。

4　结论

(1)通过对冬油菜不同生育期生理生长指标以及产量进行分析，确定 I2N3(越冬期和蕾薹期补灌，施氮量为 280 kg/hm²)为适合关中地区的冬油菜水氮施用策略。

(2)各生长阶段光谱输入变量与地上部生物量均显著相关($p < 0.01$)，全生长阶段和生殖生长阶段红光波段反射率显著性最强且稳定，相关系数分别达 0.835 和 0.754；营养生长阶段 NBI 显著性最强且最稳定，相关系数高达 0.846。

(3)各模型均在营养生长期各模型估算精度最高，在生殖生长期模型估算精度最低，全生长时期各模型估算时间最长。

(4)PSO－SVM 在全生长时期、营养生长时期和生殖生长时期的验证集 R^2 分别为 0.866、0.962 和 0.789，综合对比模型反演精度和反演效率，PSO－SVM 模型更适合用于反演关中地区冬油菜不同生长时期的地上部生物量。

参　考　文　献

[1] 王浩翔，张新燕，牛文全，等. 不同滴灌施肥模式对油菜生长和水肥利用的影响[J]. 干旱地区农业研究，2020，38(2)：7－11.
WANG Haoxiang, ZHANG Xinyan, NIU Wenquan, et al. Effects of different drip fertigation modes on rape growth and water and fertilizer utilization[J]. Agricultural Research in Arid Areas, 2020, 38(2): 7－11. (in Chinese)

[2] 张树杰，王汉中. 我国油菜生产应对气候变化的对策和措施分析[J]. 中国油料作物学报，2012，34(1)：114－122.
ZHANG Shujie, WANG Hanzhong. Analysis on countermeasures and measures of rapeseed production in China in response to climate change[J]. Journal of Oil Crops of China, 2012, 34(1): 114－122. (in Chinese)

[3] 柏军华，李少昆，王克如，等. 基于近地高光谱棉花生物量遥感估算模型[J]. 作物学报，2007，33(2)：311－316.
BAI Junhua, LI Shaokun, WANG Keru, et al. Estimation models of cotton aboveground fresh biomas based on field hyperspectral remote sensing[J]. Acta Agronomica Sinica, 2007, 33(2): 311－316. (in Chinese)

[4] 王大成，王纪华，靳宁，等. 用神经网络和高光谱植被指数估算小麦生物量[J]. 农业工程学报，2008，24(增刊 2)：196－201.
WANG Dacheng, WANG Jihua, JIN Ning, et al. Estimation of wheat biomass using neural network and hyperspectral vegetation index[J]. Transactions of the CSAE, 2008, 24(Supp. 2): 196－201. (in Chinese)

[5] 彭星硕. 基于无人机多光谱遥感与作物模型耦合的旱区夏玉米估产研究[D]. 杨凌:西北农林科技大学,2021.
PENG Xingshuo. Research on yield estimation of summer maize in arid area based on UAV multi-spectral remote sensing and crop model coupling[D]. Yangling: Northwest A&F University, 2021. (in Chinese)
[6] 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]. 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]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2020,51(Supp. 2):366 - 374. (in Chinese)
[7] 张军,邓俊涛,倪国威,等. 基于植被指数的猕猴桃根域土壤水分反演影响因素研究[J]. 农业机械学报,2022,53(12):223 - 230.
ZHANG Jun, DENG Juntao, NI Guowei, et al. Influencing factors of soil moisture content inversion in kiwifruit root zone based on vegetation index[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022,53(12):223 - 230. (in Chinese)
[8] CORTES E A, RUBIO N G, GAMEZ M, et al. Bankruptcy forecasting: an empirical comparison of AdaBoost and neural networks[J]. Decision Support Systems, 2008, 45(1):110 - 122.
[9] 杭艳红, 苏欢, 于滋洋,等. 结合无人机光谱与纹理特征和覆盖度的水稻叶面积指数估算[J]. 农业工程学报, 2021, 37(9):8 - 12.
HANG Yanhong, SU Huan, YU Ziyang, et al. Estimation of rice leaf area index by combining UAV spectral and texture features with coverage[J]. Transactions of the CSAE, 2021, 37(9): 8 - 12. (in Chinese)
[10] HOSSAIN A, EASSON G. Evaluating the potential of VI - LST triangle model for quantitative estimation of soil moisture using optical imagery[C]// IEEE International Geoscience & Remote Sensing Symposium. IEEE, 2008.
[11] FRAMPTON W J, DASH J, WATMOUGH G, et al. Evaluating the capabilities of Sentinel - 2 for quantitative estimation of biophysical variables in vegetation[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry & Remote Sensing, 2013, 82(8):83 - 92.
[12] 贺佳, 郭燕, 张红利,等. 基于无人机多光谱遥感的玉米 LAI 估算研究[J]. 农业大数据学报, 2021,3(4):9 - 12.
HE Jia, GUO Yan, ZHANG Hongli, et al. LAI estimation of maize based on UAV multispectral remote sensing[J]. Journal of Agricultural Big Data, 2021,3(4):9 - 12. (in Chinese)
[13] 罗小波,谢天授,董圣贤. 基于无人机多光谱影像的柑橘冠层叶绿素含量反演[J]. 农业机械学报,2023,54(4):198 - 205.
LUO Xiaobo, XIE Tianshou, DONG Shengxian. Inversion of chlorophyll content in citrus canopy based on drone multispectral images[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023,54(4):198 - 205. (in Chinese)
[14] 樊鸿叶, 李姚姚, 卢宪菊,等. 基于无人机多光谱遥感的春玉米叶面积指数和地上部生物量估算模型比较研究[J]. 中国农业科技导报, 2021, 23(9):112 - 120.
FAN Hongye, LI Yaoyao, LU Xianju, et al. Comparative study on leaf area index and aboveground biomass estimation models of spring maize based on UAV multispectral remote sensing[J]. China Agricultural Science and Technology Review, 2021, 23(9): 112 - 120. (in Chinese)
[15] 陈先冠,冯利平,马雪晴,等. 不同播期和灌水条件下冬小麦生物量变化与产量模拟[J]. 农业机械学报,2021,52(10):349 - 357.
CHEN Xianguan, FENG Liping, MA Xueqing, et al. Simulation of winter wheat biomass and yield under different sowing and irrigation conditions[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021, 52(10): 349 - 357. (in Chinese)
[16] ROOSJEN P, BREDE B, SUOMALAINEN J M, et al. Improved estimation of leaf area index and leaf chlorophyll content of a potato crop using multi-angle spectral data-potential of unmanned aerial vehicle imagery[J]. International Journal of Applied Earth Observation & Geoinformation, 2018, 66:14 - 26.
[17] CORCOLES J I, ORTEGA J F, HEMANDEZ D, et al. Estimation of leaf area index in onion (*Allium cepa* L.) using an unmanned aerial vehicle[J]. Biosystems Engineering, 2013, 115(1):31 - 42.
[18] 肖武, 陈佳乐, 笪宏志,等. 基于无人机影像的采煤沉陷区玉米生物量反演与分析[J]. 农业机械学报, 2018, 49(8):169 - 180.
XIAO Wu, CHEN Jiale, DA Hongzhi, et al. Inversion and analysis of maize biomass in coal mining subsidence area based on UAV images[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2018, 49(8): 169 - 180. (in Chinese)
[19] 李岚涛, 张铎, 盛开,等. 施氮量对菊芋块茎产量,品质与植株生理特性的影响[J]. 植物营养与肥料学报, 2022, 28(3):496 - 506.
LI Lantao, ZHANG Duo, SHENG Kai, et al. Effects of nitrogen application rate on tuber yield, quality and physiological characteristics of *Jerusalem artichoke*[J]. Journal of Plant Nutrition and Fertilizer, 2022,28(3): 496 - 506. (in Chinese)
[20] 洪娟, 陈钢, 黄翔,等. 一种茄子营养生长期和生殖生长期的专用肥及其施用方法: CN105085094A[P]. 2015 - 06 - 12.
[21] 张小红, 张绪成. 半干旱区旱地不同覆盖方式对糜子耗水和产量的影响[J]. 水土保持研究, 2012, 19(5):5 - 9.
ZHANG Xiaohong, ZHANG Xucheng. Effects of different mulching methods on water consumption and yield of broomcorn millet in semi-arid area[J]. Research of Soil and Water Conservation, 2012,19(5):5 - 9. (in Chinese)
[22] 边江,韩文霆,付秋萍,等. 剔除土壤背景的棉花水分胁迫无人机热红外遥感诊断[J]. 农业机械学报,2018,49(10):250 - 260.
BIAN Jiang, HAN Wenting, FU Qiuping, et al. Drone thermal infrared remote sensing diagnosis of cotton water stress excluding soil background[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2018, 49(10): 250 - 260. (in Chinese)
[23] 赵必权,丁幼春,蔡晓斌,等. 基于低空无人机遥感技术的油菜机械直播苗期株数识别[J]. 农业工程学报, 2017, 33(19):9 - 16.
ZHAO Biquan, DING Youchun, CAI Xiaobin, et al. Number identification of mechanical direct seeding rape seedlings based

on low altitude UAV remote sensing technology[J]. Transactions of the CSAE, 2017, 33(19):9 - 16. (in Chinese)
[24] 韩文霆,汤建栋,张立元,等. 基于无人机遥感的玉米水分利用效率与生物量监测[J]. 农业机械学报,2021,52(5):129 - 141.
HAN Wenting,TANG Jiandong,ZHANG Liyuan,et al. Maize water use efficiency and biomass estimation based on unmanned aerial vehicle remote sensing[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2021,52(5):129 - 141. (in Chinese)
[25] 王亚杰. 基于无人机多光谱遥感的玉米叶面积指数监测方法研究[D]. 杨凌:西北农林科技大学, 2018.
WANG Yajie. Study on monitoring method of maize leaf area index based on UAV multispectral remote sensing[D]. Yangling: Northwest A&F University, 2018. (in Chinese)
[26] 白雪源, 成枢, 梁健,等. 基于无人机图像分割的冬小麦叶绿素与叶面积指数反演[J]. 农业工程学报, 2022,38(3):136 - 145.
BAI Xueyuan, CHENG Shu, LIANG Jian, et al. Inversion of chlorophyll and leaf area index of winter wheat based on UAV image segmentation[J]. Transactions of the CSAE, 2022,38(3):136 - 145. (in Chinese)
[27] 乔雨. 祁连山中段典型植被的光谱特征研究与应用[D]. 兰州:兰州大学,2017.
QIAO Yu. Research and application of spectral characteristics of typical vegetation in the middle of Qilian Mountains[D]. Lanzhou: Lanzhou University, 2017. (in Chinese)
[28] 高开秀,高雯晗,明金,等.无人机载多光谱遥感监测冬油菜氮素营养研究[J].中国油料作物学报,2019,41(2):232 - 242.
GAO Kaixiu, GAO Wenhan, MING Jin, et al. UAV-borne multispectral remote sensing monitoring of winter rapeseed nitrogen nutrition[J]. Chinese Journal of Oil Crops, 2019,41(2): 232 - 242. (in Chinese)
[29] 黄春燕, 王登伟, 陈冠文,等. 基于高光谱植被指数的棉花地上生物量估算模型研究[C]//中国科协 2005 年学术年会"新疆现代农业论坛"论文专集. 2005.
[30] WOLD S, ESBENSEN K, GELADI P. Principal component analysis[J]. Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems, 1987, 2(1/3): 37 - 52.
[31] 奚祥书, 夏凯, 杨垠晖,等. 结合多光谱影像降维与深度学习的城市单木树冠检测[J]. 遥感学报, 2022, 26(4):11 - 15.
XI Xiangshu, XIA Kai, YANG Yinhui, et al. Urban single tree crown detection based on multi-spectral image dimensionality reduction and deep learning[J]. Journal of Remote Sensing, 2022, 26(4): 11 - 15. (in Chinese)
[32] 李艳双, 曾珍香. 主成分分析法在多指标综合评价方法中的应用[J]. 河北工业大学学报, 1999,11(1):96 - 99.
LI Yanshuang, ZENG Zhenxiang. Application of principal component analysis in multi-index comprehensive evaluation method [J]. Journal of Hebei University of Technology, 1999, 11(1): 94 - 97. (in Chinese)
[33] BREIMAN L. Random forest[J]. Machine Learning,2001,45(1): 5 - 32.
[34] 李映雪,朱艳,戴廷波,等.小麦叶面积指数与冠层反射光谱的定量关系[J]. 应用生态学报,2006,17(8): 1443 - 1447.
LI Yingxue, ZHU Yan, DAI Tingbo, et al. Quantitative relationship between leaf area index and canopy reflectance spectra of wheat[J]. Chinese Journal of Applied Ecology, 2006,17(8): 1443 - 1447. (in Chinese)
[35] 韩兆迎, 朱西存, 房贤一,等. 基于 SVM 与 RF 的苹果树冠 LAI 高光谱估测[J]. 光谱学与光谱分析, 2016,36(3):800 - 805.
HAN Zhaoying, ZHU Xicun, FANG Xianyi, et al. Hyperspectral estimation of apple canopy LAI based on SVM and RF[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2016,36(3):800 - 805. (in Chinese)
[36] CORINNA C, VLADIMIR V. Support-vector networks[J]. Machine Learning, 1995,20(3):273 - 297.
[37] 高鹍,孙德翔,邢国平,等.基于遗传算法优化支持向量机的航空装备维修费用预测[J].兵工自动化,2011,30(9):24 - 27.
GAO Kun, SUN Dexiang, XING Guoping, et al. Aviation equipment maintenance cost prediction based on support vector machine optimized by genetic algorithm[J]. Ordnance Automation, 2011,30(9):24 - 27. (in Chinese)
[38] 张莹, 褚娜. 基于集成支持向量机的控制图异常模式识别[J]. 物流技术, 2022,41(6):20 - 25.
ZHANG Ying, CHU Na. Control chart anomaly pattern recognition based on integrated support vector machine[J]. Logistics Technology, 2022,41(6):20 - 25. (in Chinese)
[39] 胡双俊, 王哲明. 基于支持向量机的航空电机表面温升预测[J]. 控制工程, 2010(增刊 1):3 - 8.
HU Shuangjun, WANG Zheming. Surface temperature rise prediction of aviation motor based on support vector machine[J]. Control Engineering, 2010(Supp. 1): 3 - 8. (in Chinese)
[40] 程思嘉, 张昌宏. 基于粒子群算法优化最小二乘支持向量机的电路故障诊断方法[J]. 兵器装备工程学报, 2016, 37(3):4 - 11.
CHENG Sijia, ZHANG Changhong. Circuitfault diagnosis method based on particle swarm optimization least squares support vector machine[J]. Journal of Ordnance Equipment Engineering, 2016, 37(3): 4 - 11. (in Chinese)
[41] JIN X, YANG G, XU X, et al. Combined multi-temporal optical and radar parameters for estimating LAI and biomass in winter wheat using HJ and RADARSAR - 2 data[J]. Remote Sensing, 2015,7(10):13251 - 13272.
[42] WANG Y, XUE W. Sustainable development early warning and financing risk management of resource-based industrial clusters using optimization algorithms[J]. Journal of Enterprise Information Management, 2022, 35(4/5):1374 - 1391.
[43] ZHANG W, WU Z, BUNN D W. Optimal hybrid framework for carbon price forecasting using time series analysis and least squares support vector machine[J]. Journal of Forecasting, 2022, 41(3):615 - 632.
[44] 杨晓宇, 包妮沙, 曹粤,等. 基于无人机成像光谱技术的农田土壤养分估测及制图[J]. 地理与地理信息科学, 2021, 37(5):38 - 45.
YANG Xiaoyu, BAO Nisha, CAO Yue, et al. Estimation and mapping of farmland soil nutrients based on UAV imaging spectroscopy[J]. Geography and Geographic Information Science, 2021, 37(5): 38 - 45. (in Chinese)