doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2020.02.020

基于无人机高光谱长势指标的冬小麦长势监测

陶惠林[1]　徐良骥[1]　冯海宽[2,3]　杨贵军[2,4]　苗梦珂[3,4]　林博文[2]

(1. 安徽理工大学测绘学院, 淮南 232001;
2. 北京农业信息技术研究中心农业农村部农业遥感机理与定量遥感重点实验室, 北京 100097;
3. 国家农业信息化工程技术研究中心, 北京 100097; 4. 北京市农业物联网工程技术研究中心, 北京 100097)

摘要: 为快速准确监测作物长势,以冬小麦为研究对象,获取了不同生育期的无人机高光谱影像。利用无人机高光谱数据构建光谱指数,并分析 4 个生育期的指数与生物量、叶面积指数以及由生物量和叶面积 2 个生理参数构建的长势监测指标(Growth monitoring indicator,GMI)的相关性;建立与 GMI 相关性较强的 4 个光谱指数的单指数回归模型,利用多元线性回归、偏最小二乘和随机森林 3 种机器学习方法分别建立冬小麦各生育期的 GMI 反演模型;将最佳模型应用于无人机高光谱影像,得到冬小麦长势监测图。结果表明:各生育期光谱指数与冬小麦 GMI 相关性较高,大部分指数都达到了显著水平,其中 NDVI、SR、MSR 和 NDVI × SR 与 GMI 的相关性高于生物量、叶面积指数与 GMI 的相关性;拔节期、挑旗期、开花期、灌浆期、全生育期,表现最好的回归模型对应光谱指数分别是 NDVI × SR、NDVI、SR、NDVI 和 NDVI × SR;对比 3 种方法构建的 GMI 反演模型,开花期模型 MLR - GMI 效果最佳,此时期的模型建模 R^2、RMSE 和 NRMSE 分别是 0.716 4、0.096 3、15.90%。

关键词: 冬小麦长势监测; 无人机遥感; 高光谱; 多元线性回归; 偏最小二乘; 随机森林

中图分类号: S25; S127　　**文献标识码**: A　　**文章编号**: 1000-1298(2020)02-0180-12　　**OSID**:

Monitoring of Winter Wheat Growth Based on UAV Hyperspectral Growth Index

TAO Huilin[1]　XU Liangji[1]　FENG Haikuan[2,3]　YANG Guijun[2,4]　MIAO Mengke[3,4]　LIN Bowen[2]

(1. *School of Geodesy and Geomatics, Anhui University of Science and Technology, Huainan* 232001, *China*
2. *Key Laboratory of Quantitative Remote Sensing in Agriculture, Ministry of Agriculture and Rural Affairs, Beijing Research Center for Information Technology in Agriculture, Beijing* 100097, *China*
3. *National Engineering Research Center for Information Technology in Agriculture, Beijing* 100097, *China*
4. *Beijing Engineering Research Center for Agriculture Internet of Things, Beijing* 100097, *China*)

Abstract: In order to quickly and accurately monitor crop growth, winter wheat was used as research object, and UAV hyperspectral images of different growth stages were acquired. Firstly, the hyperspectral data of UAV were used to construct the spectral index, and the indices of four growth stages were analyzed respectively, which were related to the biomass, leaf area index and the new growth monitoring indicator (GMI) constructed by the two physiological parameters of biomass and leaf area, and then a single exponential regression model was established with four spectral indices that were strongly correlated with GMI, and GMI inversion models of winter wheat growth stages were established by using three machine learning methods: multiple linear regression, partial least square and random forest. Finally, the best model was applied to the UAV hyperspectral image to obtain the growth monitoring map. The results showed that the correlation between the spectral index and GMI of winter wheat was high, and most of the indices reached significant levels. The correlation between NDVI, SR, MSR and NDVI × SR and GMI was higher than that of biomass, leaf area index and GMI. The regression model established by the single spectral index of each growth stage, the best performing model corresponding to the spectral indices were NDVI × SR, NDVI, SR, NDVI and NDVI × SR; compared with GMI inversion model

收稿日期: 2019 - 11 - 16　修回日期: 2019 - 12 - 08
基金项目: 国家自然科学基金项目(41601346、41871333)
作者简介: 陶惠林(1994—),男,研究实习员,主要从事农业定量遥感研究,E-mail: 15755515505@163.com
通信作者: 冯海宽(1982—),男,助理研究员,主要从事农业定量遥感研究,E-mail: fenghaikuan123@163.com

constructed by three methods, the flowering stage model MLR – GMI had the best effect. The model modeling R^2, RMSE and NRMSE of this stage were 0.716 4, 0.096 3 and 15.90%, respectively.

Key words: winter wheat growth monitoring; UAV remote sensing; hyperspectral; multiple linear regression; partial least squares; random forest

0　引言

快速、准确地监测作物长势对农业管理者的田间管理经营具有指导性,能够有效促进精准农业的发展,保障粮食安全[1-5]。作物长势监测的传统手段是通过人眼定性识别,随着科技飞速发展,遥感卫星和无人机遥感成为作物长势监测的重要技术手段。然而,遥感卫星运行周期长,获取过程中存在粗糙分辨率和气象影响等因素,监测效果并不理想[6-7]。无人机遥感技术凭借飞行器操作和起降方便、快速灵活、高效和获取的影像分辨率较高等优点[8-15],监测效果较优。无人机遥感技术中,传感器通常为数码相机、多光谱相机和高光谱相机,前 2 种传感器的波段较少,不能充分获取与作物长势密切相关的波段信息。无人机高光谱相机具有较多波段,可以充分获得作物长势信息,深入挖掘波段信息,能够高效监测作物长势[16-27]。

生物量和叶面积指数是作物长势的重要指标,近些年,关于无人机遥感监测的研究较多。文献[28]通过无人机数码相机和高光谱数遥感据,利用最小二乘法估算大豆开花期、结荚期、鼓粒期和成熟期的鲜生物量,结果显示,大豆 4 个生育期构建的估算模型均有较高的精度,具有较高的可靠性。文献[29]获取无人机多光谱影像,筛选了 22 种植被指数,利用一元回归、多元逐步回归、反向传播神经网络算法构建高潜水位矿区的玉米生物量反演模型,实现了准确估算,并提高了反演模型精度。文献[30]利用无人机遥感数据,使用 4 种机器学习算法,将结构与光谱信息融合,构建玉米生物量估算模型,得出无人机遥感影像融合机器学习算法能够准确有效地估算玉米生物量。文献[31]筛选出 15 种光谱指数,结合神经网络算法估测玉米叶面积指数,发现利用神经网络估测的效果优于仅通过光谱指数构建的模型。文献[32]把通过原始全波段光谱反射率、连续投影算法提取的有效波段反射率以及各类 F_VI 和 E_VI 作为自变量,使用最小二乘和偏最小二乘回归等方法构建了棉花的 LAI 估算模型,得出以植被指数构建的模型估算效果优于以光谱反射率构建的模型。文献[33]基于获取的无人机高光谱数据,估算冬小麦 LAI,研究得出比值型光谱指数 $RSI_{(494,610)}$ 是估算 LAI 的最佳参数,通过 lg(*RSI*)构建的线性模型,预测的 LAI 与实测值拟合性较高。文献[34]通过遥感数据估算作物冠层水平并进行验证,结果表明遥感数据估算 LAI 的效果较好。

以上研究均通过单个生物量或叶面积指数监测作物长势情况。本文以冬小麦为研究对象,利用无人机成像高光谱数据,将冬小麦生物量和叶面积指数按照平均权重的原则,构建长势监测指标(Growth monitoring indicator, GMI),利用多元线性回归(Multiple linear regression, MLR)、偏最小二乘(Partial least squares regression, PLSR)和随机森林(Random forest, RF)分别构建冬小麦不同生育期和全生育期的长势监测指标反演模型,探讨无人机高光谱结合长势监测指标对冬小麦的监测效果,为冬小麦的田间管理提供科学依据。

1　材料与方法

1.1　研究区概况

研究区位于北京市昌平区小汤山镇国家精准农业研究示范基地(116°34′ ~ 117°00′E, 40°00′ ~ 40°21′N),该区域属于暖温带大陆性季风气候,整年平均温度 11.8℃,平均降水量约 40 mm,研究区位置见图 1。研究选取的小麦品种为京 9843(J9843)和中麦 175(ZM175)。氮素处理分为 4 种:N1,尿素施用量 0 kg/hm^2;N2,尿素施用量 195 kg/hm^2;N3,尿素施用量 390 kg/hm^2;N4,尿素施用量 585 kg/hm^2。水分处理包括:雨养;正常,675 m^3/hm^2;过量,1 012.5 m^3/hm^2。采用正交试验设计,每种处理 16 个小区,3 个重复,共 48 个试验小区,试验设计见图 2。

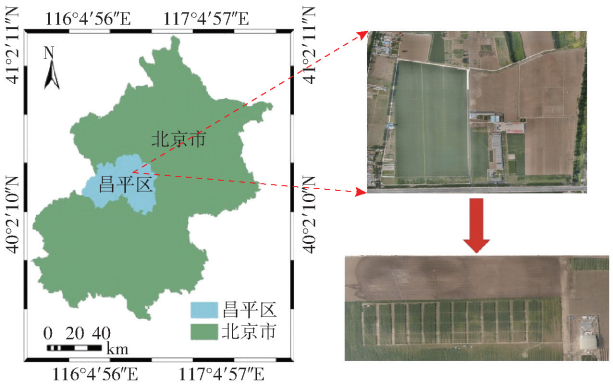

图 1　研究区位置

Fig. 1　Position of research area

1.2　数据获取与处理

1.2.1　地面数据

分别获取了拔节期(2015 年 4 月 21 日)、挑旗

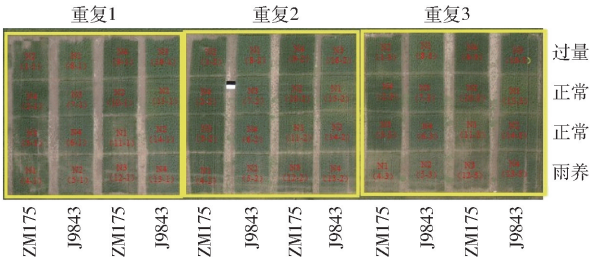

图 2 试验设示意图

Fig. 2 Schematic of test design

期(2015 年 4 月 26 日)、开花期(2015 年 5 月 13 日)和灌浆期(2015 年 5 月 22 日)的冬小麦数据。生物量:每个采样区域随机取 30 棵植株,经过茎叶分离,放入干燥箱 105℃下杀青处理,再将样本在 80℃条件下干燥 2 d 以上,直到恒质量,将称量结果除以样本获取面积即为生物量。叶面积指数:将取回的样本处理后通过 CI-203 型激光叶面积仪测定叶面积,除以单位面积的单茎数,得到叶面积指数。在不同生育期地面数据测量同时获取了地面高光谱数据,利用美国 ASD 公司的高光谱辐射仪(ASD Field SpecFR Pro 2500 型),测量时间是 12:00—14:00,仪器的探头视场角保持为 25°,距离冬小麦冠层 1 m 并垂直向下,随机测量 20 次,计算光谱反射率平均值。

1.2.2 无人机高光谱数据

利用八旋翼无人机遥感平台,携带的传感器为 Cubert UHD185 Firefly 型成像光谱仪(德国),质量 470 g,采样间隔 4 nm,125 通道。获取了 4 个生育期的无人机高光谱数据,将高光谱影像先校正处理,再通过俄罗斯 Agisoft LLC 公司开发的 Agisoft PhotoScan 软件拼接影像,得到 4 个生育期的正射影像,如开花期的高光谱影像如图 3 所示。最后在 ArcGIS 中通过绘制矢量提取不同小区的反射率,将提取的值求平均即为各小区的反射率[32]。

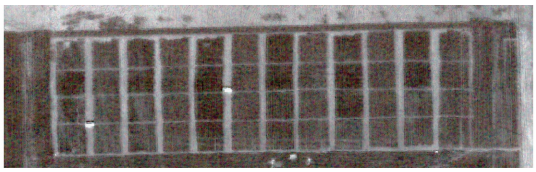

图 3 无人机高光谱影像

Fig. 3 Hyperspectral imagery of UAV

1.3 研究方法

1.3.1 分析方法

采用多元线性回归、偏最小二乘和随机森林 3 种方法[35-37]。MLR、PLSR 和 RF 方法均在 Matlab 环境中实现[38-41]。

1.3.2 光谱指数选取

关于高光谱研究众多,根据研究成果,选取了 MSAVI、MSR、OSAVI、NDVI、SR、NDVI × SR、MCARI、TCARI、TCARI/OSAVI 与 MCARI/OSAVI 共 10 种光谱指数[42-45],通过分析这 10 种指数,选择合适的光谱指数参与模型构建。

1.3.3 长势监测指标构建

将生物量和叶面积指数组合成长势监测指标。分别对生物量和叶面积指数进行归一化处理,公式为

$$W_m = \frac{X_m}{\max(X_m)} \tag{1}$$

$$W_n = \frac{X_n}{\max(X_n)} \tag{2}$$

式中 X_m——各生育期生物量

X_n——各生育期叶面积指数

W_m——归一化后的生物量

W_n——归一化后的叶面积指数

考虑生物量和叶面积指数在冬小麦不同生育期所占比例不同,但无法知道所占比例确切值,故将生物量和叶面积归一化后且各按 0.5 权重在长势监测指标中进行分配,公式为

$$GMI = \frac{1}{2}W_m + \frac{1}{2}W_n \tag{3}$$

式中 GMI——长势指标

1.3.4 模型建立、验证和精度评价

采用 MLR、PLSR 和 RF 3 种方法,分别构建了冬小麦 4 个生育期和全生育期的长势监测反演模型,将每个生育期 48 个数据的 2/3 样本作为建模数据,另外 1/3 样本作为验证数据。

采用决定系数 R^2(Coefficient of determination)、均方根误差(Root mean squared error,RMSE)和标准均方根误差(Normalized root mean squared error,NRMSE)验证模型的精度。R^2 越高,模型效果越好,RMSE 和 NRMSE 值越小,其模型的预测精度越高[46-47]。

2 结果分析

2.1 无人机高光谱精度验证

为了验证无人机高光谱数据的可靠性,将获取的地面高光谱数据与其对比分析,结果见图 4。从图 4 可看出,地面和无人机高光谱数据曲线变化有差异,在 680~750 nm 范围变化较为一致,光谱反射率都是快速增加,反射率较高,两高光谱曲线都在 550 nm 左右位置出现第 1 次峰值,为绿峰,波长 680 nm 时,出现第 1 次谷值,为红谷[48];750~950 nm 范围两传感器光谱曲线变化较为明显,无人机高光谱随着波长增加反射率下降较快,曲线波动

较大，而地面高光谱反射率下降不明显，曲线较为稳定。综合来说，获取的无人机高光谱数据和地面高光谱保持高度的一致性，可以用于构建模型。

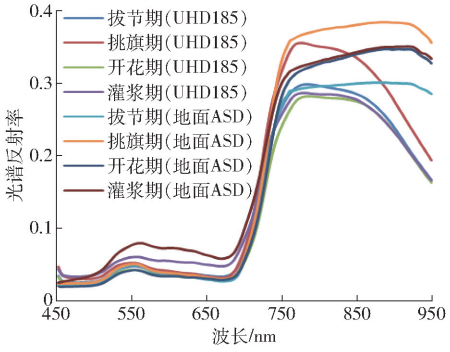

图 4　冬小麦不同生育期无人机和地面高光谱对比

Fig. 4　Hyperspectral comparison of UAV and ground in different growth stages of winter wheat

2.2　光谱指数与 GMI 相关性分析

将冬小麦 4 个生育期和全生育期的光谱指数与生物量、叶面积指数、GMI 进行相关性分析，结果见表 1。由表 1 可知，拔节期，仅 MCARI 和 MCARI/OSAVI 表现无显著相关，其他指数都表现显著相关，相关系数绝对值最大的是 0.727，为光谱指数 SR 和 NDVI × SR 与 GMI 的相关系数；挑旗期，除 MCARI 外，各指数均达到显著水平，大部分为极显著(0.01 水平)，此时期相关系数最高值为 NDVI 与 GMI 的相关系数，为 0.798；开花期，TCARI 和 MCARI/OSAVI 无显著相关，其余指数都是极显著相关，SR 与 GMI 的相关系数较高，绝对值达 0.840；灌浆期，MCARI/OSAVI 与 TCARI 无显著相关，剩余指数表现为显著相关，光谱指数与 GMI 的相关性仍然较强，相关性最好的指数是 NDVI × SR，相关系数为 0.835。根据各生育期相关性，发现光谱指数 NDVI、SR、MSR、NDVI × SR 在冬小麦拔节期、挑旗期、开花期、灌浆期 4 个生育期均表现出与 GMI 有很强的相关性，相关系数绝对值高于这 4 个光谱指数与生物量、叶面积指数的相关系数，将这 4 个光谱指数作为建模的因子，构建 GMI 反演模型。

表 1　不同生育期光谱指数与各指标相关系数绝对值

Tab. 1　Absolute value of correlation between spectral indices of different growth stages and various indicators

光谱指数	拔节期			挑旗期			开花期			灌浆期		
	生物量	叶面积指数	GMI	生物量	叶面积指数	GMI	生物量	叶面积指数	GMI	生物量	叶面积指数	GMI
NDVI	0.672**	0.695**	0.700**	0.786**	0.738**	0.798**	0.763**	0.771**	0.782**	0.696**	0.814**	0.824**
SR	0.706**	0.715**	0.727**	0.762**	0.720**	0.776**	0.831**	0.819**	0.840**	0.694**	0.812**	0.823**
MSR	0.639**	0.664**	0.667**	0.764**	0.725**	0.780**	0.800**	0.781**	0.805**	0.680**	0.799**	0.812**
MSAVI	0.292*	0.345*	0.327*	0.697**	0.654**	0.707**	0.801**	0.773**	0.802**	0.687**	0.775**	0.779**
OSAVI	0.441**	0.494**	0.479**	0.738**	0.683**	0.744**	0.774**	0.757**	0.779**	0.677**	0.775**	0.774**
MCARI	0.013	0.064	0.040	0.051	0.013	0.033	0.485**	0.398**	0.444**	0.376**	0.421**	0.425**
TCARI	0.309*	0.278	0.299*	0.367**	0.367**	0.385**	0.202	0.123	0.160	0.067	0.026	0.045
NDVI × SR	0.707**	0.713**	0.727**	0.768**	0.731**	0.785**	0.824**	0.816**	0.835**	0.697**	0.821**	0.835**
TCARI/OSAVI	0.634**	0.636**	0.650**	0.692**	0.657**	0.706**	0.571**	0.636**	0.619**	0.637**	0.752**	0.743**
MCARI/OSAVI	0.238	0.198	0.222	0.346*	0.362**	0.371**	0.122	0.016	0.063	0.124	0.149	0.146

注：* 表示 0.05 水平显著，** 表示 0.01 水平显著。

2.3　单光谱指数反演模型建立

根据光谱指数与 GMI 的相关性结果，筛选出相关性较强的 4 个光谱指数，分别建立冬小麦不同生育期的单光谱指数反演模型，回归结果见表 2。由表 2 可以看出，NDVI、SR、MSR、NDVI × SR 在各个生育期表现不同，差异较大。拔节期，建模和验证集的 R^2 最大值分别是 0.522 9 与 0.625 1，对应的光谱指数是 NDVI × SR，RMSE 和 NRMSE 最小，分别是 0.108 8、0.085 4 和 18.49%、14.26%；建模和验证效果最差的是 MSR，建模和验证的 R^2 分别是 0.429 8 和 0.563 1。挑旗期，4 个光谱指数建立的回归模型较拔节期各模型拟合效果有所提高，建模集中 NDVI 的 R^2 高于 0.6，R^2 达到此生育期的最高值 0.617 6，RMSE 和 NRMSE 达到最低，分别是 0.111 5 和 19.64%，验证集 NDVI 的 R^2 不是最高，但考虑建模集 R^2 相比其余 3 个光谱指数差值较大，NDVI 为挑旗期效果最好的指数；效果最差的指数是 SR。开花期，各模型的 R^2 达到 0.63 以上，拟合性最优、精度最高的是 SR，建模和验证的 R^2 和 NRMSE 是 0.682 7、0.762 7 和 16.82%、13.65%，拟合性最差和精度最低的是 NDVI，建模和验证的 R^2 和 NRMSE 为 0.632 5、0.651 9 和 18.10%、16.53%。灌浆期，建模集 NDVI 的 R^2 值最大，NDVI 为此生育期的最佳光谱指数，表现最差的指数是 MSR。全生育期，各光谱指数表现最优的是 NDVI × SR，表现最差的是 MSR，建模的 R^2 和 NRMSE 分别为 0.554 7、0.491 9 和

表 2 冬小麦不同生育期的单光谱指数回归模型

Tab. 2 Single spectral index regression model for different growth stages of winter wheat

生育期	光谱指数	建模集			验证集		
		R^2	RMSE	NRMSE/%	R^2	RMSE	NRMSE/%
拔节期	NDVI	0.466 9	0.115 2	19.56	0.601 8	0.088 0	14.69
	SR	0.522 7	0.109 0	18.51	0.622 2	0.085 7	14.31
	MSR	0.429 8	0.119 1	20.23	0.563 1	0.092 2	15.39
	NDVI × SR	0.522 9	0.108 8	18.49	0.625 1	0.085 4	14.26
挑旗期	NDVI	0.617 6	0.111 5	19.64	0.715 0	0.077 6	15.32
	SR	0.560 8	0.119 4	21.05	0.722 2	0.076 6	15.13
	MSR	0.563 2	0.119 2	20.99	0.740 8	0.074 0	14.61
	NDVI × SR	0.580 9	0.116 7	20.56	0.717 0	0.077 3	15.27
开花期	NDVI	0.632 5	0.109 6	18.10	0.651 9	0.090 2	16.53
	SR	0.682 7	0.101 8	16.82	0.762 7	0.074 5	13.65
	MSR	0.634 9	0.109 2	18.04	0.678 1	0.086 8	15.90
	NDVI × SR	0.673 9	0.103 2	17.05	0.755 5	0.075 6	13.85
灌浆期	NDVI	0.630 2	0.116 2	21.54	0.750 2	0.082 6	17.16
	SR	0.613 3	0.118 9	22.03	0.766 0	0.080 0	16.61
	MSR	0.591 8	0.122 1	22.64	0.732 8	0.085 5	17.75
	NDVI × SR	0.628 7	0.116 5	21.59	0.779 0	0.077 7	16.14
全生育期	NDVI	0.530 9	0.115 7	19.99	0.599 8	0.112 5	21.37
	SR	0.540 2	0.114 6	19.79	0.627 5	0.108 6	20.62
	MSR	0.491 9	0.120 4	20.81	0.605 7	0.111 7	21.21
	NDVI × SR	0.554 7	0.112 7	19.48	0.616 9	0.110 1	20.91

19.48%、20.81%。

2.4 GMI 模型构建

利用 MLR、PLSR 和 RF 分别构建各个生育期的生物量、叶面积指数和 GMI 反演模型,建模和验证结果见表 3、4,验证样本的拟合效果见图 5 ~ 7。根据表 3、4 和图 5 ~ 7 可知,不同生育期和不同方法构建的模型效果有差异。就不同生育期而言,拔节期,各模型的 R^2 较低,但 RMSE 与 NRMSE 也较低,模型预测精度整体较高,不同方法构建的生物量和叶面积指数模型 R^2 相差较小,反演模型效果接近,GMI 模型 R^2 高于同方法下的生物量和叶面积指数 R^2,模型效果较佳;挑旗期,不同模型的 R^2 高于挑旗期,RMSE 和 NRMSE 也略高于拔节期,综合比较,预测精度高于拔节期所建的模型,而生物量、叶面积指数和 GMI 模型表现效果和拔节期相似;开花期,各模型的 R^2 较大,RMSE 与 NRMSE 较小,相比其他生育期,此时期的模型效果最好,预测的生物量、叶面积指数和 GMI 精度最高,其中依然是 GMI 反演模型表现最好;灌浆期,各模型的 R^2 仅次于开花期,此生育期模型效果较优。通过分析 4 个生育期建模和验证结果,不同生育期中均表现为 GMI 反演模型优于生物量和叶面积指数模型,进一步对比不同方法,发现基于 MLR 的 GMI 模型效果最优,基于 PLSR 的 GMI 模型次之,基于 RF 的 GMI 模型最差,其中在开花期 3 种模型效果达到最佳,精度最高,基于 MLR、PLSR 和 RF 的 GMI 模型建模 R^2、RMSE 与 NRMSE 分别是:0.716 4、0.096 3、15.90%;0.674 1、0.103 2、17.04%;0.611 7、0.112 8、18.63%。综合模型分析结果,各生育期中开花期表现效果最优,其次是灌浆期、挑旗期,最后是拔节期;GMI 反演模型优于生物量和叶面积指数反演模型;3 种 GMI 模型中,模型的效果和预测精度从强到弱为 MLR - GMI、PLSR - GMI、RF - GMI。

2.5 GMI 空间分布

根据不同生育期模型优选,选取拔节期、挑旗期和开花期的模型 MLR - GMI,将模型应用于 3 个生育期的无人机高光谱影像中,得到 3 个生育期的 GMI 分布图,如图 8 所示。图中各生育期的 GMI 分布情况和预测一致,挑旗期 GMI 分散,但中部小区值较高,为 0.5 ~ 1.0,整体分布较差,各小区差异明显;拔节期除了西部和东部小区 GMI 值较小,其余小区 GMI 较大,也为 0.5 ~ 1.0;开花期整个试验小区 GMI 都较高,且各小区 GMI 分布效果较好,此时期 GMI 可以反映冬小麦长势情况,随着冬小麦生育期推移,生育后期长势较生育前期较为稳定,开花期 GMI 分布明显优于别的生育期。根据 3 个时期的影像可以分辨出各生育期和各小区的长势差异,识别出长势较好和较差的区域。

3 讨论

当前,利用高光谱估算作物长势的研究已经很

表 3　不同生育期反演 GMI 建模分析

Tab. 3　Inversion GMI modeling analysis of different growth stages

生育期	长势指标	MLR 模型			PLSR 模型			RF 模型		
		R^2	RMSE	NRMSE/%	R^2	RMSE	NRMSE/%	R^2	RMSE	NRMSE/%
拔节期	生物量	0.574 9	0.047 9 kg/m^2	18.34	0.454 1	0.054 3 kg/m^2	20.78	0.317 9	0.060 9 kg/m^2	23.32
	叶面积指数	0.573 0	0.605 0	17.17	0.477 8	0.673 4	19.11	0.337 1	0.768 9	21.82
	GMI	0.610 2	0.098 5	16.73	0.512 4	0.110 2	18.71	0.365 8	0.126 6	21.50
挑旗期	生物量	0.626 2	0.093 7 kg/m^2	18.38	0.566 9	0.100 9 kg/m^2	19.78	0.342 6	0.129 3 kg/m^2	25.35
	叶面积指数	0.628 8	1.012 4	22.17	0.527 6	1.142 2	25.02	0.357 7	1.352 5	29.62
	GMI	0.684 1	0.101 3	17.85	0.571 1	0.118 1	20.80	0.386 1	0.144 6	25.48
开花期	生物量	0.710 4	0.110 5 kg/m^2	14.02	0.651 6	0.121 4 kg/m^2	15.40	0.556 9	0.138 8 kg/m^2	17.61
	叶面积指数	0.693 6	0.673 8	19.32	0.624 2	0.746 2	21.40	0.543 4	0.824 5	23.65
	GMI	0.716 4	0.096 3	15.90	0.674 1	0.103 2	17.04	0.611 7	0.112 8	18.63
灌浆期	生物量	0.638 3	0.173 4 kg/m^2	15.64	0.587 4	0.185 7 kg/m^2	16.76	0.501 5	0.204 6 kg/m^2	18.46
	叶面积指数	0.670 3	0.528 3	30.83	0.604 7	0.577 3	33.68	0.516 1	0.649 5	37.90
	GMI	0.716 2	0.101 8	18.88	0.617 3	0.118 3	21.92	0.561 4	0.127 1	23.55

表 4　不同生育期反演 GMI 验证分析

Tab. 4　Inversion GMI verification analysis of different growth stages

生育期	长势指标	MLR 模型			PLSR 模型			RF 模型		
		R^2	RMSE	NRMSE/%	R^2	RMSE	NRMSE/%	R^2	RMSE	NRMSE/%
拔节期	生物量	0.614 4	0.035 7 kg/m^2	14.39	0.589 0	0.036 0 kg/m^2	14.52	0.474 2	0.041 0 kg/m^2	16.54
	叶面积指数	0.588 8	0.809 6	21.19	0.619 9	0.783 9	20.52	0.418 8	0.897 8	23.50
	GMI	0.640 4	0.094 5	15.78	0.617 1	0.098 8	16.49	0.531 5	0.107 1	17.87
挑旗期	生物量	0.632 3	0.093 0 kg/m^2	18.08	0.682 8	0.079 3 kg/m^2	15.43	0.573 0	0.095 1 kg/m^2	18.50
	叶面积指数	0.640 5	1.310 7	38.07	0.580 7	1.269 9	36.88	0.686 8	1.077 7	31.30
	GMI	0.659 5	0.112 3	22.18	0.725 5	0.083 9	16.56	0.675 2	0.085 7	16.93
开花期	生物量	0.738 7	0.102 4 kg/m^2	13.46	0.720 9	0.107 0 kg/m^2	14.06	0.620 4	0.124 9 kg/m^2	16.43
	叶面积指数	0.819 4	0.520 6	17.89	0.749 0	0.573 4	19.70	0.692 6	0.572 8	19.68
	GMI	0.831 2	0.073 4	13.45	0.748 2	0.082 6	15.14	0.682 5	0.089 1	16.32
灌浆期	生物量	0.668 5	0.161 6 kg/m^2	14.96	0.693 4	0.159 2 kg/m^2	14.73	0.621 8	0.187 6 kg/m^2	17.36
	叶面积指数	0.792 3	0.346 7	26.06	0.712 4	0.407 3	30.63	0.672 9	0.432 0	32.48
	GMI	0.696 6	0.103 5	21.51	0.768 3	0.081 9	17.01	0.768 1	0.084 2	17.50

多，但常用的是地面高光谱，且是对单一的长势指标进行监测，无法成像和直观地识别。本研究通过无人机高光谱获取了冬小麦拔节期、挑旗期、开花期和灌浆期的田间和影像数据，利用新构建的长势监测指标（GMI），监测了冬小麦的长势情况，取得了较高的反演精度，为地、空一体化作物长势监测提供了新的方法。

研究发现，不同生育期建立的单光谱指数模型有较大差异，在开花期表现较好，灌浆期和挑旗期次之，而在拔节期表现较差。造成的原因可能是：不同生育期，NDVI、SR、MSR 和 NDVI × SR 对冬小麦的敏感程度不同。GMI 是由生物量和叶面积指数构成的，生物量和叶面积指数在各个生育期中分布不同，开花期生物量和叶面积指数都较高，故表现较好。

通过多个光谱指数构建的各生育期的 3 种 GMI 反演模型，MLR－GMI 模型表现效果最好，PLSR－GMI 次之，RF－GMI 最差。文献[49]也证明了利用多元线性估算叶绿素效果优于偏最小二乘，可能原因是：优选了与 GMI 相关性较强的指数用于模型的构建。单个指数线性估算时模型本身就比较好，多个指数结合了各指数对 GMI 的敏感性，信息量更足，再利用 MLR 估算，模型效果和精度会有所提高。RF 适合大数据处理，较小数据集处理效果和优势降低[50－51]。

MLR－GMI 和 PLSR－GMI 模型效果均好，获得了较高的反演精度，单个光谱指数构建的模型，反演精度不如多个光谱指数构建的模型。这是因为单个光谱指数构建的模型只包含单个光谱指数信息，光谱信息不足，而光谱是由可见光到近红外组成，其他波段对反演模型的构建同样重要。同时，单个光谱指数反演的模型会因为信息不足缺少稳定性，光谱指数过多也会造成模型复杂，保持反演模型的自变量均衡较为重要，MLR－GMI 和 PLSR－GMI 模型是通过 4 个光谱指数构建的，反演效果更佳。本文构

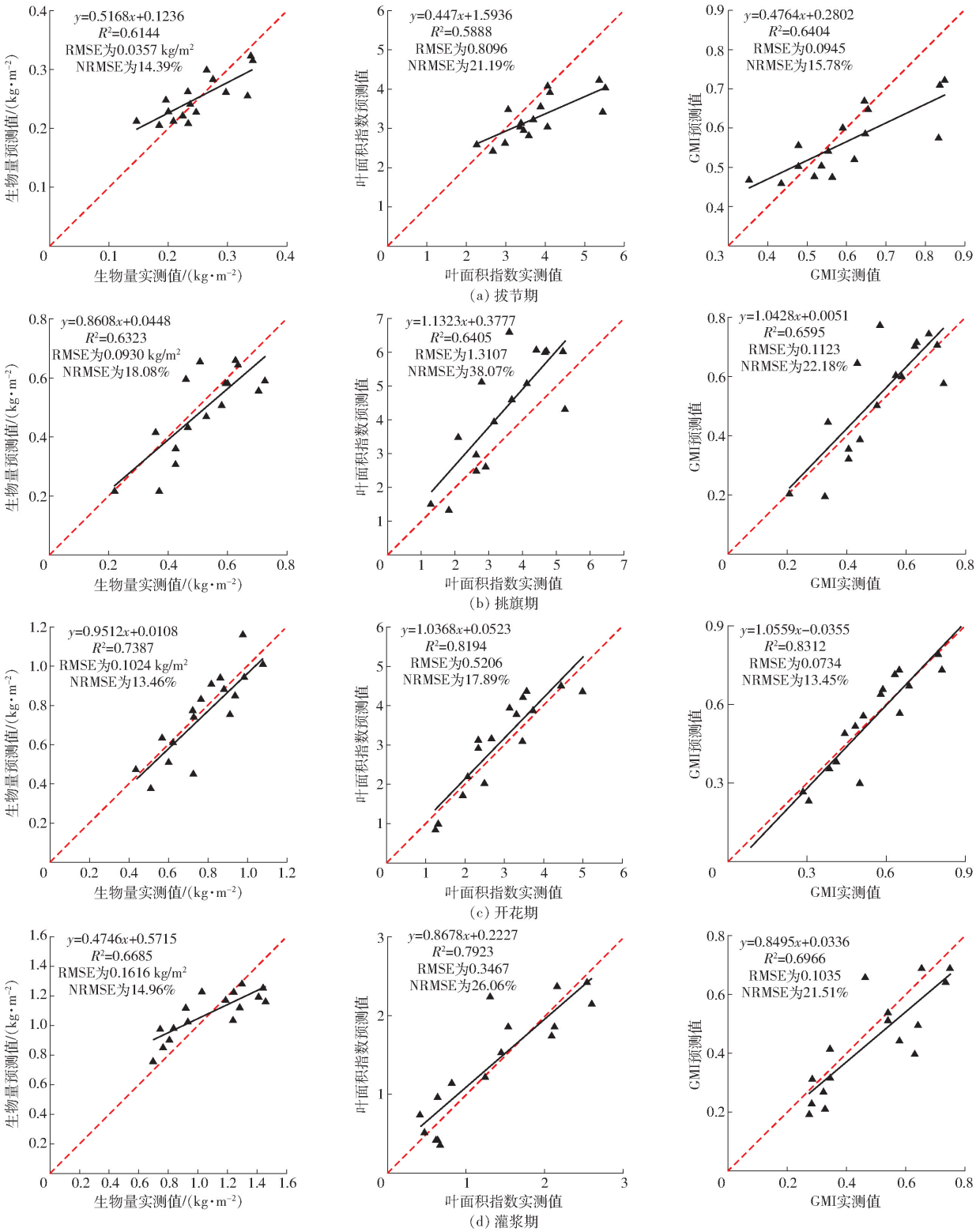

图 5 不同生育期检验样本基于 MLR 实测值和预测值拟合结果

Fig. 5 Fitting results of measured and predicted values of test samples of different growth stages based on MLR

建的 MLR－GMI 估算效果最高 R^2 达到 0.716 4，而陆国政等[52]反演叶面积指数最高 R^2 只有 0.701，说明指标 GMI 较优。

此外，本研究采用了生物量和叶面积指数这 2 个长势指标组成新的长势监测指标，生物量和叶面积指数在冬小麦各生育期所占的比例有差别，不能准确确定各时期的分配情况，两指标存在着相互影响的关系。生物量和叶面积指数在不同生育期所占比例不同，对单个生育期影响较小，另外叶面积指数会因为环境变化而积累，随着生长期推移，生物量会逐渐增加[53]。同时，从某种程度上，两指标组成的 GMI 并不是越大越好，可能存在相互增强或减弱的作用。而本文是将两指标根据平均权重进行分配，未来对长势指标在不同生育期的相互影响和分配情

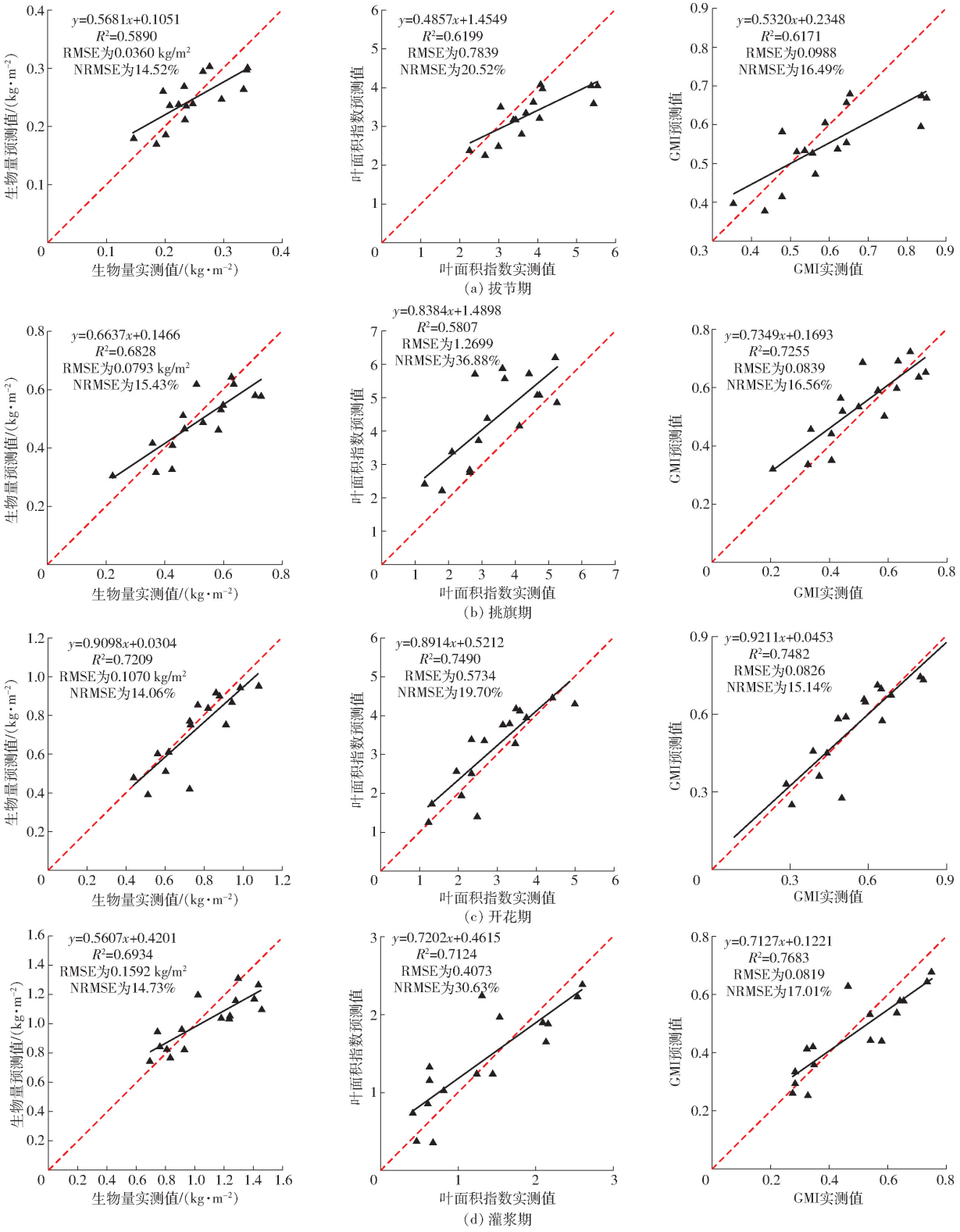

图 6　不同生育期检验样本基于 PLSR 实测值和预测值拟合结果

Fig. 6　Fitting results of measured and predicted values of test samples of different growth stages based on PLSR

况要进行进一步研究，以便更充分地了解作物的长势情况。

4　结论

（1）冬小麦各个生育期大部分光谱指数都与 GMI 显著相关，相关性较好，且 NDVI、SR、MSR、NDVI × SR 与 GMI 的相关性高于光谱指数与生物量、叶面积指数的相关性。拔节期，相关系数绝对值最大的是光谱指数 SR 和 NDVI × SR（相关系数为 0.727）；挑旗期，相关性最高的是光谱指数 NDVI（相关系数为 0.798）；开花期，光谱指数 SR 的相关系数绝对值最高（相关系数为 0.840）；灌浆期，

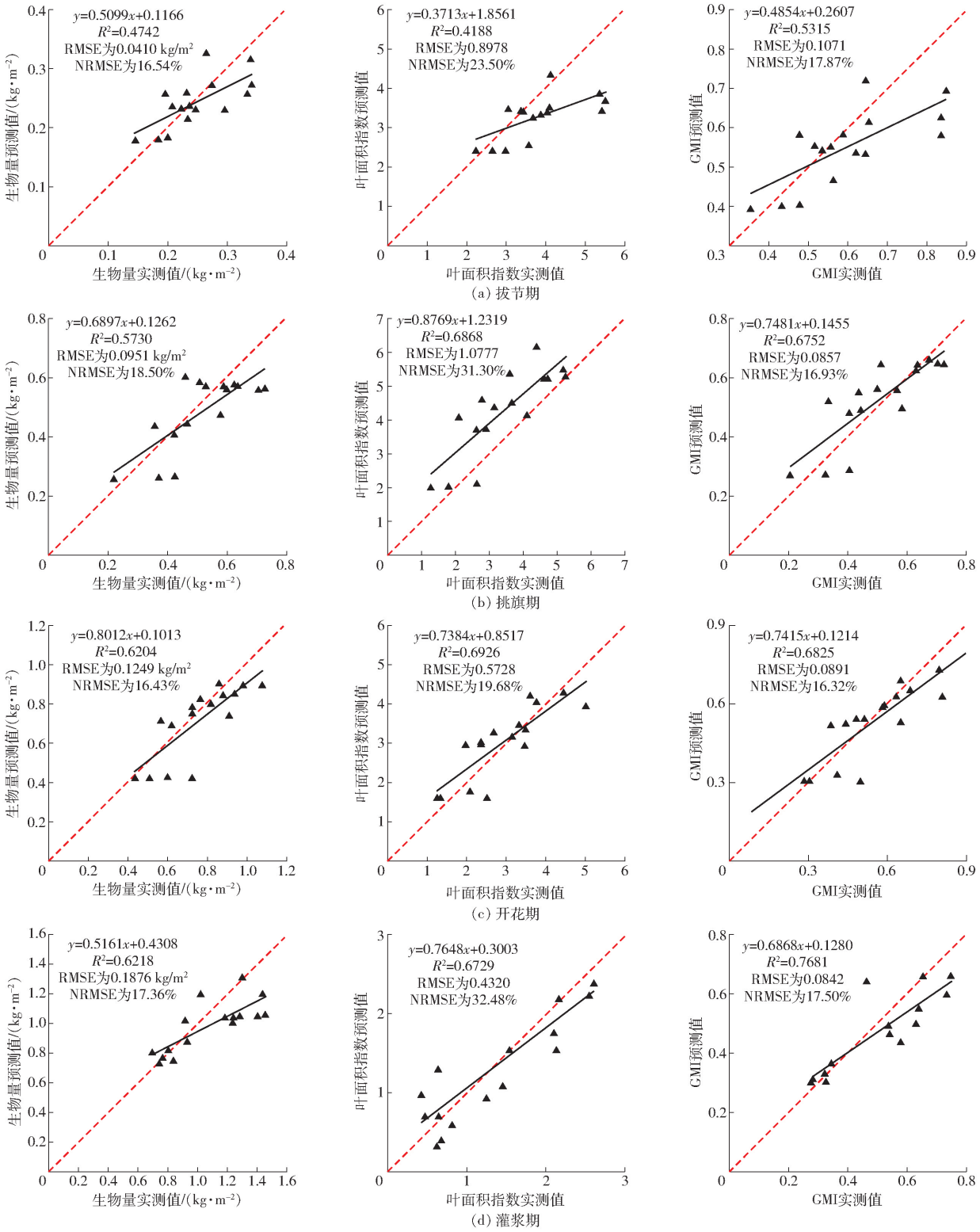

图 7 不同生育期检验样本基于 RF 实测值和预测值拟合结果

Fig. 7 Fitting results of measured and predicted values of test samples of different growth stages based on RF

NDVI × SR 达到最强相关性(相关系数为 0.835)。

(2)选择与 GMI 相关性较强的 4 个光谱指数,分别建立了冬小麦 4 个单生育期和全生育期的一元回归模型。拔节期、挑旗期、开花期、灌浆期和全生育期表现最好的光谱指数分别是 NDVI × SR、NDVI、SR、NDVI 和 NDVI × SR,对应的建模 R^2 分别为 0.522 9、0.617 6、0.682 7、0.630 2 和 0.554 7。

(3)构建的 4 个生育期生物量、叶面积指数和 GMI 反演模型,不同生育期均表现为 GMI 模型最优;且开花期模型表现效果最好,其他生育期表现强弱依次是灌浆期、挑旗期、拔节期,而对比 3 种 GMI 反演模型,MLR - GMI 模型效果和预测精度最好,PLSR - GMI 次之,RF - GMI 最差。因此,开花期所构建的反演模型 MLR - GMI 能够更好地预测 GMI,

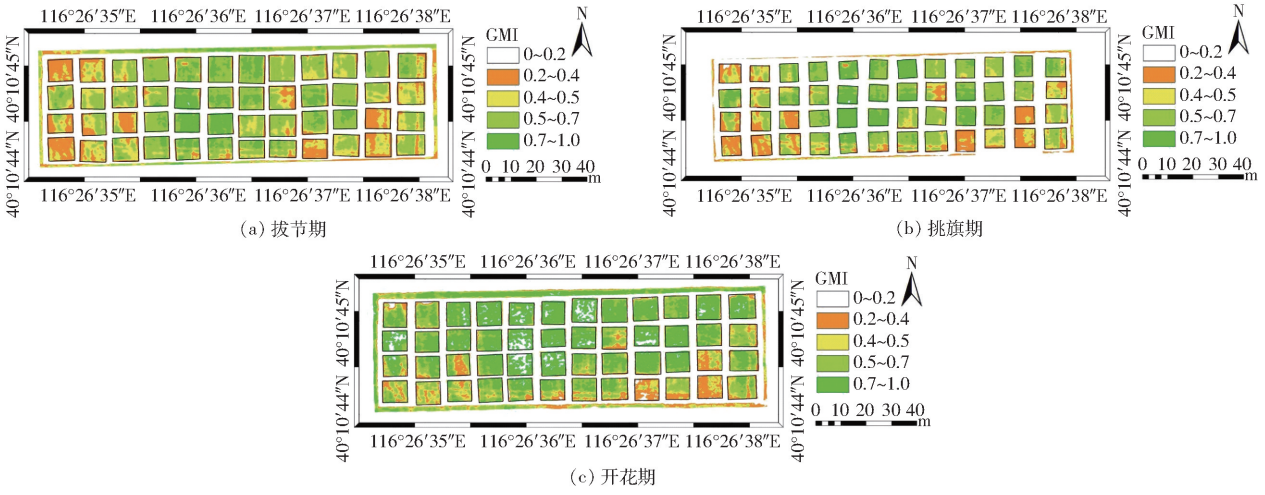

图 8　不同生育期的 GMI 空间分布

Fig. 8　Spatial distribution of GMI in different growth stages

建模 R^2、RMSE 和 NRMSE 分别是 0.716 4、0.096 3 和 15.90%。

(4)对拔节期、挑旗期和开花期无人机高光谱影像填图,可以很好地反映各时期冬小麦的长势情况。基于无人机高光谱数据反演 GMI 能够很好地监测冬小麦长势,为无人机高光谱遥感反演方法监测作物长势提供了重要的技术依据。

参　考　文　献

[1] MULLER N D, GERBER J S, JOHNSTON M, et al. Closing yield gaps through nutrient and water management[J]. Nature, 2012, 490(7419):254 – 257.

[2] KEFAUVER S C, VICENTE R, VERGARA O, et al. Comparative UAV and field phenotyping to assess yield and nitrogen use efficiency in hybrid and conventional barley[J]. Frontiers in Plant Science, 2017, 8:1733.

[3] 赵虎, 杨正伟, 李霖, 等. 作物长势遥感监测指标的改进与比较分析[J]. 农业工程学报, 2011, 27(1):243 – 249.
ZHAO Hu, YANG Zhengwei, LI Lin, et al. Improvement and comparative analysis of indices of crop growth condition monitoring by remote sensing[J]. Transactions of the CSAE, 2011,27(1):243 – 249. (in Chinese)

[4] 裴志远, 郭琳, 汪庆发. 国家级作物长势遥感监测业务系统设计与实现[J]. 农业工程学报, 2009, 25(8):152 – 156.
PEI Zhiyuan, GUO Lin, WANG Qingfa. Design and implementation of operational system for national crop growth condition monitoring with remote sensing[J]. Transactions of the CSAE, 2009,25(8):152 – 156. (in Chinese)

[5] 杨邦杰, 裴志远, 张松岭. 基于 3S 技术的国家级农情监测系统[J]. 农业工程学报, 2001, 17(1):154 – 158.
YANG Bangjie, PEI Zhiyuan, ZHANG Songling. RS – GIS – GPS – based agricultural condition monitoring systems at a national scale[J]. Transactions of the CSAE, 2001,17(1):154 – 158. (in Chinese)

[6] YU N, LI L, SCHMITZ N, et al. Development of methods to improve soybean yield estimation and predict plant maturity with an unmanned aerial vehicle based platform[J]. Remote Sensing of Environment, 2016, 187: 91 – 101.

[7] WHEELER T, VON B J. Climate change impacts on global food security[J]. Science, 2013, 341(6145): 508 – 513.

[8] 王利民, 刘佳, 杨玲波, 等. 基于无人机影像的农情遥感监测应用[J]. 农业工程学报, 2013, 29(18):136 – 145.
WANG Limin, LIU Jia, YANG Lingbo, et,al. Agricultural remote sensing monitoring application based on UAV image[J]. Transactions of the CSAE, 2013, 29(18):136 – 145. (in Chinese)

[9] YUE Jibo, FENG Haikuan, YANG Guijun, et al. A comparison of regression techniques for estimation of above-ground winter wheat biomass using near-surface spectroscopy[J]. Remote Sensing, 2018, 10(2):66.

[10] 李冰,刘镕源,刘素红,等. 基于低空无人机遥感的冬小麦覆盖度变化监测[J]. 农业工程学报,2012,28(13):160 – 165.
LI Bing, LIU Rongyuan, LIU Suhong, et al. Monitoring vegetation coverage variation of winter wheat by low-altitude UAV remote sensing system[J]. Transactions of the CSAE, 2012,28(13):160 – 165. (in Chinese)

[11] 李宗南, 陈仲新, 王利民, 等. 基于小型无人机遥感的玉米倒伏面积提取[J]. 农业工程学报, 2014, 30(19):207 – 213.
LI Zongnan, CHEN Zhongxin, WANG Limin, et al. Cornlodging area extraction based on small UAV remote sensing[J]. Transactions of the CSAE, 2014, 30(19):207 – 213. (in Chinese)

[12] ZAMAN-ALLAH M, VERGARA O, ARAUS J L, et al. Unmanned aerial platform-based multi-spectral imaging for field phenotyping of maize[J]. Plant Methods, 2015, 11(1):35 – 46.

[13] EVERAERT J. The use of unmanned aerial vehicles (UAVs) for remote sensing and mapping[J]. Remote Sensing and Spatial Information Sciences, 2008,144:1187 – 1191.

[14] JAKOB G, JOHANNA L, WILHELM C. Combined spectral and spatial modeling of corn yield based on aerial images and crop surface models acquired with an unmanned aircraft system[J]. Remote Sensing, 2014, 6(11):10335 – 10355.

[15] ZHANG C, KOVACS J M. The application of small unmanned aerial systems for precision agriculture: a review[J]. Precision

Agriculture, 2012, 13(6): 693 - 712.
[16] OSBORNE S L, SCHEPERS J S, FRANCIS D D, et al. Use of spectral radiance to estimate in-season biomass and grain yield in nitrogen- and water-stressed corn [J]. Crop Science, 2002, 42(1):165 - 171.
[17] 朱艳, 姚霞, 田永超,等. 稻麦叶片氮积累量与冠层反射光谱的定量关系[J]. 植物生态学报, 2006, 30(6):983 - 990.
ZHU Yan, YAO Xia, TIAN Yongchao, et al. Quantitative relationship between leaf nitrogen accumulation and canopy reflectance spectra in rice and wheat[J]. Chinese Journal of Plant Ecology, 2006, 30(6): 983 - 990. (in Chinese)
[18] 赵国富, 王建兴. 基于光谱分析的温室番茄叶片叶绿素含量预测[J]. 农机化研究, 2008, 30(11):33 - 36.
ZHAO Guofu, WANG Jianxing. Prediction of chlorophyll content in greenhouse tomato leaves based on spectral analysis[J]. Journal of Agricultural Mechanization Research, 2008, 30(11):33 - 36. (in Chinese)
[19] 冯晓, 郑国清, 乔淑,等. 基于冠层反射光谱的夏玉米 LAI 估算模型研究[J]. 玉米科学, 2008, 16(6):86 - 89.
FENG Xiao, ZHENG Guoqing, QIAO Shu,et al. Estimation models of summer maize LAI based on canopy reflectance spectra [J]. Maize Science, 2008, 16(6):86 - 89. (in Chinese)
[20] SERRANO L, FILELLA I, PEÑUELAS J. Remote sensing of biomass and yield of winter wheat under different nitrogen supplies[J]. Crop Science, 2000, 40(3):723 - 731.
[21] 吉海彦, 王鹏新, 严泰来. 冬小麦活体叶片叶绿素和水分含量与反射光谱的模型建立[J]. 光谱学与光谱分析, 2007, 27(3):514 - 516.
JI Haiyan, WANG Pengxin, YAN Tailai. Estimations of chlorophyll and water contents in live leaf of winter wheat with reflectance spectroscopy[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2007, 27(3): 514 - 516. (in Chinese)
[22] THENKABAIL P S, SMITH R B, PAUWE D. Hyperspectral vegetation indices and their relationships with agricultural crop characteristics[J]. Remote Sensing of Environment, 2000, 71(2):158 - 182.
[23] MA B L, DWYER L M, COSTA C, et al. Early prediction of soybean yield from canopy reflectance measurements[J]. Agronomy Journal, 2001, 93: 1227 - 1234.
[24] 赵春江. 农业遥感研究与应用进展[J/OL]. 农业机械学报, 2014,45(12):277 - 293.
ZHAO Chunjiang. Advances of research and application in remote sensing for agriculture[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2014, 45(12):277 - 293. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? flag = 1&file_no = 20141241&journal_id = jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2014.12.041. (in Chinese)
[25] 王伟,彭彦昆,马伟,等. 冬小麦叶绿素含量高光谱检测技术[J]. 农业机械学报,2010,41(5):172 - 177.
WANG Wei, PENG Yankun, MA Wei, et al. Chlorophyll content of winter wheat using leaf-level hyperspectral data[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2010, 41(5):172 - 177. (in Chinese)
[26] 宋晓宇,王纪华,黄文江,等. 变量施肥条件下冬小麦长势及品质变异遥感监测[J]. 农业工程学报,2009, 25(9):155 - 162.
SONG Xiaoyu, WANG Jihua, HUANG Wenjiang, et al. Monitoring spatial variance of winter wheat growth and grain quality under variable-rate fertilization conditions by remote sensing data[J]. Transactions of the CSAE, 2009,25(9):155 - 162. (in Chinese)
[27] 杨邦杰,裴志远. 农作物长势的定义与遥感监测[J]. 农业工程学报,1999,15(3):214 - 218.
YANG Bangjie, PEI Zhiyuan. Definition of crop condition and crop monitoring using remote sensing[J]. Transactions of the CSAE, 1999,15(3):214 - 218. (in Chinese)
[28] 陆国政, 杨贵军, 赵晓庆, 等. 基于多载荷无人机遥感的大豆地上鲜生物量反演 [J]. 大豆科学, 2017,36(1):41 - 50.
LU Guozheng, YANG Guijun, ZHAO Xiaoqing, et al. Inversion of soybean fresh biomass based on multi-payload unmanned aerial vehicles (UAVs)[J]. Soybean Science, 2017,36(1):41 - 50. (in Chinese)
[29] 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/OL]. 农业机械学报, 2018, 49(8): 169 - 180.
XIAO Wu, CHEN Jiale, DA Hongzhi, et al. Inversion andanalysis of maize biomass in coal mining subsidence area based on UAV images[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2018,49(8):169 - 180. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? flag = 1&file_no = 20180820&journal_id = jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2018.08.020. (in Chinese)
[30] HAN L, YANG G, DAI H, et al. Modeling maize above-ground biomass based on machine learning approaches using UAV remote-sensing data[J]. Plant Methods, 2019, 15(10):1 - 19.
[31] 陈鹏飞, 李刚, 石雅娇, 等. 一款无人机高光谱传感器的验证及其在玉米叶面积指数反演中的应用[J]. 中国农业科学, 2018, 51(8): 1464 - 1474.
CHEN Pengfei, LI Gang, SHI Yajiao, et al. Validation of anunmanned aerial vehicle hyperspectral sensor and its application in maize leaf area index estimation[J]. Scientia Agricultura Sinica, 2018, 51(8): 1464 - 1474. (in Chinese)
[32] 田明璐, 班松涛, 常庆瑞, 等. 基于低空无人机成像光谱仪影像估算棉花叶面积指数[J]. 农业工程学报, 2016, 32(21):102 - 108.
TIAN Minglu, BAN Songtao, CHANG Qingrui, et al. Use of hyperspectral images from UAV-based imaging spectrora diometer to estimate cotton leaf area index[J]. Transactions of the CSAE, 2016,32(21):102 - 108. (in Chinese)
[33] 高林,杨贵军,于海洋,等.基于无人机高光谱遥感的冬小麦叶面积指数反演[J]. 农业工程学报, 2016,32(22):113 - 120.
GAO Lin, YANG Guijun, YU Haiyang, et al. Retrieving winter wheat leaf area index based on unmanned aerial vehicle hyperspectral remote sensing[J]. Transactions of the CSAE, 2016,32(22):113 - 120. (in Chinese)
[34] KALISPERAKIS I, STENTOUMIS C, GRAMMATIKOPOULOS L, et al. Leaf area index estimation in vineyards from UAV hyperspectral data, 2D image mosaics and 3D canopy surface models[C]// ISPRS International Conference on Unmanned Aerial Vehicles in Geomatics, 2015.

[35] 王纪华，黄文江，劳彩莲，等. 运用 PLS 算法由小麦冠层反射光谱反演氮素垂直分布[J]. 光谱学与光谱分析，2007，27(7)：1319－1322.
WANG Jihua，HUANG Wenjiang，LAO Cailian，et al. Inversion of winter wheat foliage vertical distribution based on canopy reflected spectrum by partial least squares regression method[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis，2007，27(7)：1319－1322.（in Chinese）

[36] 梁栋，杨勤英，黄文江，等. 基于小波变换与支持向量机回归的冬小麦叶面积指数估算[J]. 红外与激光工程，2015，44(1)：335－340.
LIANG Dong，YANG Qinying，HUANG Wenjiang，et al. Estimation of leaf area index based on wavelet transform and support vector machine regression in winter wheat[J]. Infrared and Laser Engineering，2015，44(1)：335－340.（in Chinese）

[37] 刘秀英，王力，宋荣杰，等. 黄绵土风干过程中土壤含水率的光谱预测[J/OL]. 农业机械学报，2015，46(4)：266－272.
LIU Xiuying，WANG Li，SONG Rongjie，et al. Prediction of soil moisture content in air-drying loess using spectral data[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery，2015，46(4)：266－272. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? flag=1&file_no=20150439&journal_id=jcsam. DOI：10.6041/j.issn.1000-1298.2015.04.039.（in Chinese）

[38] BREIMAN L. Random forests[J]. Machine Learning，2001，45(1)：5－32.

[39] 张春兰，杨贵军，李贺丽，等. 基于随机森林算法的冬小麦叶面积指数遥感反演研究[J]. 中国农业科学，2018，51(5)：855－867.
ZHANG Chunlan，YANG Guijun，LI Heli，et al. Remote sensing inversion of leaf area index of winter wheat based on random forest algorithm[J]. Scientia Agricultura Sinica，2018，51(5)：855－867.（in Chinese）

[40] 岳继博，杨贵军，冯海宽. 基于随机森林算法的冬小麦生物量遥感估算模型对比[J]. 农业工程学报，2016，32(18)：175－182.
YUE Jibo，YANG Guijun，FENG Haikuan. Comparative of remote sensing estimation models of winter wheat biomass based on random forest algorithm[J]. Transactions of the CSAE，2016，32(18)：175－182.（in Chinese）

[41] BREIMAN L. Out-of-bag estimation[R]. Citeseer，Technical Report，1996.

[42] QI J G，CHEHBOUNI A R，HUETE A R，et al. Amodified soil adjusted vegetation index[J]. Remote Sensing of Environment，1994，48(2)：119－126.

[43] RONDEAUX G，STEVEN M，BARET F. Optimization of soil-adjusted vegetation indices[J]. Remote Sensing of Environment，1996，55：95－107.

[44] GONG P，PU R，BIGING G S，et al. Estimation of forest leaf area index using vegetation indices derived from hyperion hyperspectral data[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing，2003，41(6)：1355－1362.

[45] WU C，NIU Z，TANG Q，et al. Estimating chlorophyll content from hyperspectral vegetation indices：modeling and validation[J]. Agricultural and Forest Meteorology，2008，148(8－9)：1230－1241.

[46] 侯群群，王飞，严丽. 基于灰度共生矩阵的彩色遥感图像纹理特征提取[J]. 国土资源遥感，2013，25(4)：26－32.
HOU Qunqun，WANG Fei，YAN Li. Extraction of color image texture feature based on gray-level co-occurrence matrix[J]. Remote Sensing for Land & Resources，2013，25(4)：26－32.（in Chinese）

[47] 陈鹏，冯海宽，李长春，等. 无人机影像光谱和纹理融合信息估算马铃薯叶片叶绿素含量[J]. 农业工程学报，2019，35(11)：63－74.
CHEN Peng，FENG Haikuan，LI Changchun，et al. Estimation of chlorophyll content in potato using fusion of texture and spectral features derived from UAV multispectral image[J]. Transactions of the CSAE，2019，35(11)：63－74.（in Chinese）

[48] BARETH G，AASEN H，BENDING J，et al. Low-weight and UAV-based hyperspectral full-frame cameras for monitoring crops：spectral comparison with portable spectroradiometer measurements[J]. Photogrammetrie-Fernerkundung-Geoinformation，2015(11)：69－79.

[49] 田明璐，班松涛，常庆瑞，等. 基于无人机成像光谱仪数据的棉花叶绿素含量反演[J/OL]. 农业机械学报，2016，47(11)：285－293.
TIAN Minglu，BAN Songtao，CHANG Qingrui，et al. Estimation of SPAD value of cotton leaf using hyperspectral images from UAV based imaging spectroradiometer[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery，2016，47(11)：285－293. www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? flag=1&file_no=20161139&journal_id=jcsam. DOI：10.6041/j.issn.1000-1298.2016.11.039.（in Chinese）

[50] 冯海宽，杨福芹，杨贵军，等. 基于特征光谱参数的苹果叶片叶绿素含量估算[J]. 农业工程学报，2018，34(6)：182－188.
FENG Haikuan，YANG Fuqin，YANG Guijun，et al. Estimation of chlorophyll content in apple leaves base on spectral feature parameters[J]. Transactions of the CSAE，2018，34(6)：182－188.（in Chinese）

[51] SEXTON J，LAAKE P. Standard errors for bagged and random forest estimators[J]. Computational Statistics & Data Analysis，2009，53(3)：801－811.

[52] 陆国政，李长春，杨贵军，等. 基于成像高光谱仪的大豆叶面积指数反演研究[J]. 大豆科学，2016，35(4)：599－608.
LU Guozheng，LI Changchun，YANG Guijun，et al. Retrieving soybean leaf area index based on high imaging spectrometer[J]. Soybean Science，2016，35(4)：599－608.（in Chinese）

[53] YUE J，YANG G，TIAN Q，et al. Estimate of winter-wheat above-ground biomass based on UAV ultrahigh-ground-resolution image textures and vegetation indices[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing，2019，150：226－244.