

杨福芹,李天驰,冯海宽,等. 基于无人机影像与 GA-BP 神经网络的生物量估算[J].湖南科技大学学报(自然科学版), 2023, 38(3):49-58. doi:10.13582/j.cnki.1672-9102.2023.03.007

YANG F Q, LI T C, FENG H K, et al. Biomass Estimation Using GA-BP Neural Network Based on UAV Images[J]. Journal of Hunan University of Science and Technology (Natural Science Edition), 2023, 38(3):49-58. doi:10.13582/j.cnki.1672-9102.2023.03.007

基于无人机影像与 GA-BP 神经网络的 生物量估算

杨福芹¹,李天驰¹,冯海宽²,解鹏¹,陈超^{1*},高磊磊¹

(1. 河南工程学院 土木工程学院,河南 郑州 451191;2. 国家农业信息化工程技术研究中心,北京 100097)

摘要:快速、准确地监测冬小麦生物量,对于冬小麦田间管理、产量预测等具有重要意义.使用 2015 年开花期的冬小麦无人机数码影像及相应的生物量数据,将相关系数($|r|$)、灰色关联分析(GRA)、投影变量重要性(VIP)与遗传算法(GA)-BP 神经网络进行整合,构建了 3 种开花期冬小麦生物量估算模型,并对这 3 种模型进行可视化空间分析.结果表明: $|r|$ -GA-BP, GRA-GA-BP, VIP-GA-BP 模型的确定系数 R^2 分别为 0.753 9, 0.689 8, 0.704 4, RMSE 分别为 763.3, 908.8, 836.9 $\text{kg} \cdot \text{hm}^{-2}$, MAPE 分别为 10.31%, 15.65% 和 12.55%, $|r|$ -GA-BP 比 GRA-GA-BP 和 VIP-GA-BP 对冬小麦生物量有更好的预测能力.经可视化处理后能较为直观地反映冬小麦生物量的空间分布状况,为冬小麦的生长监测提供技术支持.

关键词:冬小麦;生物量;变量投影重要性;灰色关联;遗传算法;BP 神经网络

中图分类号:S129 文献标志码:A 文章编号:1672-9102(2023)03-0049-10

Biomass Estimation Using GA-BP Neural Network Based on UAV Images

YANG Fuqin¹, LI Tianchi¹, FENG Haikuan², XIE Peng¹, CHEN Chao¹, GAO Leilei¹

(1. College of Civil Engineering, Henan University of Engineering, Zhengzhou 451191, China;

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

Abstract: Fast and accurate monitoring of winter wheat biomass is of great significance for winter wheat field management and yield prediction. In this paper, based on the UAV(Unmanned Aerial Vehicle) digital images and corresponding biomass data of winter wheat at flowering stage in 2015, three winter wheat biomass estimation models are constructed by integrating correlation coefficient ($|r|$), gray correlation analysis (GRA), projection variable importance (VIP) and genetic algorithm (GA) neural network (BP). Results show that the R^2 for the $|r|$ -GA-BP, GRA-GA-BP, and VIP-GA-BP models are 0.753 9, 0.689 8 and 0.704 4 respectively. RMSE for three models are 763.3, 908.8 and 836.9 kg/hm^2 respectively, and MAPE for three models are 10.31%, 15.65% and 12.55% respectively. $|r|$ -GA-BP has better predicting ability for winter wheat biomass than GRA-GA-BP and VIP-GA-BP, which can reflect the spatial distribution of winter wheat biomass after visualization and provide technical support for winter wheat growth monitoring.

收稿日期:2020-07-20

基金项目:国家自然科学基金资助项目(42007424;41601346);河南省科技攻关计划项目资助(202102310333;212102310427);河南省高等学校重点科研项目计划资助(21A420002);河南工程学院教育教学改革研究项目资助(2021JYYB038;2021JYYB001)

*通信作者, E-mail: chch337@163.com

Keywords: winter wheat; biomass; variable importance for projection; grey relational analysis; genetic algorithm; BP neural network

生物量是指某一时刻单位面积内实存生活的有机物质(干重)(包括生物体内所存食物的重量)总量,能很好地反映作物表型信息及作物生长状况,是作物长势和产量估测的一个重要指标.生物量是作物生长发育过程中一个重要的农学参数,及时获取作物生物量对于精准田间管理具有重要意义^[1-5].传统生物量估算方法主要有田间调查、取样和称重,这些方法破坏性大,费时费力,难以实现生物量大范围的监测.近年来,随着遥感技术发展,无人机遥感技术以准确、快速、大尺度、非破坏性等优势广泛应用于作物生物量^[6]、叶面积指数^[7]、叶绿素^[8-9]、氮素^[10]、产量^[11]、病虫害^[12]等的遥感估算中.已有许多学者利用无人机影像技术对作物生物量进行估测,并取得了一定进展.陆国政等^[13]利用数码影像建立大豆开花期和结荚期的地上鲜生物量反演模型,结果表明2个生育期的模型决定系数(R^2)均在0.7左右;张正健等^[14]利用若尔盖高原地区数码影像数据,利用可见光植被指数建立草地生物量模型;肖武等^[15]获取采煤沉陷研究区多光谱影像,利用神经网络模型构建玉米生物量反演模型;刘畅等^[16]融合无人机高光谱数据和纹理信息,构建“图-谱”融合指标的冬小麦生物量模型.

神经网络作为一种智能算法,其实质是模仿大脑神经元之间相连接的结构进行信息传递与处理的数学模型^[17].遗传算法(Genetic Algorithm, GA)是由Holland教授于1975年提出的一种全局寻优算法,该算法通过模拟自然界中种群自然选择和基因变异等机制,从而寻找整个解区间中的最优解^[18].随着算法的优化与发展,国内外学者尝试将遗传算法优化的神经网络算法应用于农业研究.王强等^[19]利用BP(Back Propagation, BP)神经网络和遗传算法对番茄培养基的组成进行了优化;许童羽等^[20]利用遗传算法优化极限学习机建立东北粳稻氮素含量差值的反演模型;王念一等^[21]利用BP神经网络建立东北地区粳稻叶片叶绿素含量反演模型;HENDERSON等^[22]建立的遗传算法优化BP(GA-BP)神经网络预测花生黄曲霉毒素模型比普通BP神经网络预测模型精度高;ODABAS等^[23]比较多元线性回归和人工神经网络预测圣约翰草中叶绿素含量的精度,结果发现人工神经网络模型的精度高于多元线性回归模型.但是,研究人员利用BP神经网络估算作物参数时,大多都是直接将植被指数输入GA-BP神经网络模型,没有对输入的数据进行优化研究.本研究利用无人机数码影像数据,结合相关系数(Correlation Coefficient, r)、灰色关联分析(Grey Relational Analysis, GRA)和变量投影重要性分析(Variable Importance for Projection, VIP),分析了3种数据分析方法选择的植被指数对模型精度的影响,探究利用遗传算法优化的神经网络估算冬小麦生物量的可行性,为冬小麦生长监测及田间有效管理提供理论依据.

1 材料与方法

1.1 试验设计

试验于2014年—2015年在北京市昌平区小汤山国家精准农业研究示范基地进行,该基地地处北纬 $40^{\circ}00' \sim 40^{\circ}21'$,东经 $116^{\circ}34' \sim 117^{\circ}00'$,海拔高度为36 m.前茬作物为玉米,试验土壤类型为潮土.试验设计为品种、水分和氮肥的正交试验.冬小麦品种为京9843(J9843)和中麦175(ZM175);水分分为雨养(0, W1)、正常施水(192 mm, W2)和2倍正常施水(384 mm, W3);氮肥分为未施氮肥(0, N1)、195 $\text{kg} \cdot \text{hm}^{-2}$ 氮肥(1/2正常, N2)、390 $\text{kg} \cdot \text{hm}^{-2}$ 氮肥(正常, N3)和585 $\text{kg} \cdot \text{hm}^{-2}$ 氮肥(3/2正常, N4).小区数目48个,16个小区为1组,重复3次,重复1和重复2用于建模,重复3用于验证.设计方案如图1所示.

1.2 数据获取

1.2.1 冬小麦生物量测定

开花期生物量能够很好地反映作物表型信息和作物生长状况,是作物产量预测的重要指标.开花期是小麦一生中生长最旺盛的时期,属于营养生长和生殖生长并进阶段,也是小麦产量形成的关键时期.该期对肥水的反应十分敏感,肥水不足影响其生长,导致后期籽粒不饱满,肥水过多,易发生倒伏.温度过高或阴雨天,易引发病虫害,因此,研究该生育期的生物量对小麦生产具有实际意义.试验于冬小麦开花期

(2015年5月13日)进行.在室外调查固定样方 $0.3\text{ m}\times 1.0\text{ m}$ 的每个小区内,破坏性选取具有代表性的20株小麦作为样本,迅速带回实验室,小麦样本分器官处理,测量鲜重后置于纸袋中,随后置于烘箱 $105\text{ }^{\circ}\text{C}$ 杀青 30 min ,然后设置温度到 $75\text{ }^{\circ}\text{C}$ 烘干至恒重(48 h 以上),将烘干后的各器官进行称重.

重复试验1				重复试验2				重复试验3				
N2 (1-1)	N1 (8-1)	N4 (9-1)	N3 (16-1)	N2 (1-2)	N1 (8-2)	N4 (9-2)	N3 (16-2)	N2 (1-3)	N1 (8-3)	N4 (9-3)	N3 (16-3)	W3
N4 (2-1)	N3 (7-1)	N2 (10-1)	N1 (17-1)	N4 (2-2)	N3 (7-2)	N2 (10-2)	N1 (15-2)	N4 (2-3)	N3 (7-3)	N2 (10-3)	N1 (15-3)	W2
N3 (3-1)	N4 (6-1)	N1 (11-1)	N2 (14-1)	N3 (4-2)	N4 (6-2)	N1 (11-2)	N2 (14-2)	N3 (3-3)	N4 (6-3)	N1 (11-3)	N2 (14-3)	W2
N1 (4-1)	N2 (5-1)	N3 (12-1)	N4 (13-1)	N1 (4-2)	N2 (5-2)	N3 (12-2)	N4 (13-2)	N1 (4-3)	N2 (5-3)	N3 (12-3)	N4 (13-3)	W1
ZM175	J9843	ZM175	J9843	ZM175	J9843	ZM175	J9843	ZM175	J9843	ZM175	J9843	

图1 试验设计

1.2.2 数码影像获取

无人机数码影像数据由八旋翼无人机搭载 DSC-QX100 数码相机进行获取.为避免天气对数据获取产生影响,选择晴朗无云天气,于中午 $12:00-13:00$ 对试验区进行航拍,飞行高度为 50 m ,影像数码空间分辨率为 0.013 m .无人机飞行拍摄瞬间的姿态信息由机载定位定向系统(Position and Orientation System, POS)记录并存储.影像处理选择俄罗斯 Agisoft LLC 公司研发的 Agisoft PhotoScan 软件进行处理.主要步骤包括:(1)每张数码照片和 POS 数据一一对应;(2)导入数码照片和 POS 数据;(3)对影像进行筛选,保证参与校正拼接影像的重叠度,以防出现拼接漏洞等现象;(4)对影像进行特征点提取与匹配,建立点云模型;(5)生成试验区数字正射影像(Digital Orthophoto Map, DOM)和数字高程模型(Digital Elevation Model, DEM).

1.3 植被指数分析

利用无人机数码影像可见光波段构建的植被指数可以较好地监测作物的长势情况,通过获得的 DOM 提取试验小区的平均红光值 R 、平均绿光值 G 和平均蓝光值 B .根据图像 R, G, B 灰度平均值计算出 3 个归一化特征参数,分别为归一化红光 r 、归一化绿光 g 和归一化蓝光 b ,其计算公式分别为

$$r = R / (R + G + B); \quad (1)$$

$$g = G / (R + G + B); \quad (2)$$

$$b = B / (R + G + B). \quad (3)$$

根据已有研究结果及相关参考文献的可见光植被指数,选取 16 个可见光植被指数,加上定义的 3 个归一化植被指数,用 19 个植被指数来监测冬小麦长势状况,具体如表 1 所示.

表1 研究用到的植被指数

植被指数	公式	参考文献
r/b	r/b	*
g/b	g/b	*
$r-b$	$r-b$	*
$g+b$	$g+b$	*
$g-b$	$g-b$	*
IKAW	$IKAW = (r-b)/(r+b)$	[24]

续表 1

植被指数	公式	参考文献
三波段植被指数	$(r-g-b)/(r+g)$	*
超绿指数 ExG	$ExG = 2g - b - r$	[25]
超红指数 ExR	$ExR = 1.4r - g$	[25]
红绿植被指数 GRVI	$GRVI = (g-r)/(g+r)$	[26]
修正红绿植被指数 MGRVI	$MGRVI = (g^2 - r^2)/(g^2 + r^2)$	[27]
红绿蓝植被指数 RGBVI	$RGBVI = (g^2 - br)/(g^2 + b \times r)$	[27]
归一化差异植被指数 NDI	$NDI = (r-g)/(r+g+0.01)$	[28]
大气阻抗植被指数 VARI	$VARI = (g-r)/(g+r-b)$	[29]
超绿超红差分指数 EXGR	$EXGR = 3g - 2.4r - b$	[30]
沃贝克指数 WI	$WI = (g-b)/(r-g)$	文献[31]

注: * 表示经验的植被指数

1.4 研究方法

1.4.1 GA-BP

GA-BP 是遗传算法和 BP 神经网络的结合, BP 神经网络是一种基于误差反向传播算法的神经网络, 在结构上有输入层、隐含层和输出层, 每个隐含层中含有一个或多个神经元。但是 BP 神经网络也有一些不足, 如学习速度慢、易陷入局部最小值等^[28]。遗传算法以神经网络的初始权值和阈值作为种群, 通过一系列进化过程确定神经网络最佳初始权值和阈值, 能够加快神经网络收敛速度, 使预测数据达到最小误差。GA-BP 算法流程如图 2 所示。

设置 BP 神经网络输入层节点数为 6, 输出层节点数为 1, 则隐藏层节点数应为 10, 最大训练次数设置为 1 000, 训练目标为 0.001, 学习率为 0.01。同时使用遗传算法优化工具箱 GAOT 作为 GA 部分, 其中, 种群大小设置为 10, 进化代数为 50, 选择方式为归一化几何分布选择, 交叉方式为算术交叉, 变异方式为均匀变异。

1.4.2 相关性分析

相关性分析是研究变量之间线性相关程度的量, 本研究中用相关性来衡量无人机植被指数与冬小麦生物量的密切程度。

1.4.3 灰色关联分析

灰色关联分析是一种灰色系统分析方法, 反映了系统中自变量与因变量之间的关联程度, 作为衡量因素间关联程度的一种方法。选取冬小麦生物量作为参考序列, 植被指数作为比较序列来进行灰色关联分析。

1.4.4 变量投影重要性

变量投影重要性是一种基于偏最小二乘回归原理的变量筛选方法, 适用于样本数据较少且某些自变量间相关性强的情况, 同时反映了自变量对因变量的解释能力。本研究中, 生物量作为因变量, 植被指数作为自变量, 利用 VIP 值的大小分析植被指数对生物量的解释能力, VIP 值越大, 植被指数对生物量的解释能力越强, 反之越差。规定 VIP 值小于 0.8 的变量可以视为对因变量贡献较小^[32]。

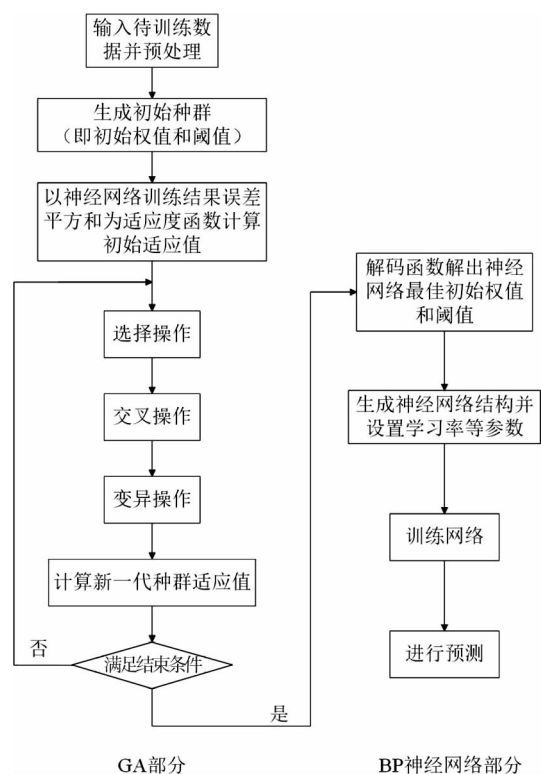


图 2 GA-BP 神经网络流程

1.5 模型精度评价

选取决定系数 (Correlation Coefficient, R^2)、均方根误差 (Root Mean Square Error, RMSE) 及平均绝对百分误差 (Mean Absolute Percent Error, MAPE) 作为评价各模型结果精度指标. 计算公式为

$$R^2 = \frac{\sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2 (y_i - \bar{y})^2}{N \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2 \sum_{i=1}^N (y_i - \bar{y})^2}; \tag{4}$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (y_i - x_i)^2}{N}}; \tag{5}$$

$$MAPE = \frac{\sum_{i=1}^N \left| \frac{x_i - y_i}{x_i} \right|}{N} \times 100\%. \tag{6}$$

式中: N 为样本总数; x_i, y_i 为第 i 个样本生物量实测值与预测值; \bar{x}, \bar{y} 为样本生物量实测平均值与预测平均值.

2 结果与分析

2.1 基于相关性分析的生物量估算

植被指数与冬小麦生物量相关性分析如表 2 所示. 从表 2 可以看出: 除了 RGBVI 植被指数外, 其他植被指数与冬小麦生物量都达到极显著水平 ($P < 0.01$), 其中, 与生物量相关性最大的植被指数是 $r-b$, 其值为 0.741 1; 最小的植被指数是 WI, 其值为 0.366 9. 相关性由大到小依次为 $r-b, (r-g-b)/(r+g), IKAW, r/b, g+b, r, b, VARI, ExR$ 和 $GRVI, NDI, MGRVI, EXGR, g/b, g-b, ExG, g, WI, RGBVI$.

表 2 植被指数与冬小麦生物量的相关性

植被指数	相关系数绝对值	植被指数	相关系数绝对值
$r-b$	0.741 1**	NDI	0.701 3**
$(r-g-b)/(r+g)$	0.740 5**	MGRVI	0.701 2**
IKAW	0.739 7**	EXGR	0.626 3**
r/b	0.739 0**	g/b	0.561 0**
$g+b$	0.737 0**	$g-b$	0.478 9**
r	0.737 0**	ExG	0.445 9**
b	0.710 6**	g	0.445 9**
VARI	0.710 0**	WI	0.366 9**
ExR	0.709 0**	RGBVI	0.346 2*
GRVI	0.701 4**		

注: ** 表示在 0.01 水平上显著, * 表示在 0.05 水平上显著. 下同

根据植被指数与生物量的相关性, 选取与生物量相关性比较好的前 6 个植被指数 $r-b, (r-g-b)/(r+g), IKAW, r/b, g+b, r$, 建立 |r|-GA-BP 的冬小麦生物量估算模型 (见图 3). 从图 3 中可以看出: 冬小麦生物量估算模型的 $R^2, RMSE$ 和 MAPE 分别为 0.753 9, 763.3 $\text{kg} \cdot \text{hm}^{-2}$ 和 10.31%, 拟合效果较好. 将 |r|-GA-BP 生物量估算模型应用于无人机数码影像上, 利用 ArcGIS 软件得到冬小麦生物量实测值与各模型预测值的分布图. 与实测生物量空间分布图 (见图 4) 相比, 不施氮处理的冬小麦生物量比较小 (N1), 有一些会被高估, 0.5 倍常规施氮处理 (N2) 的生物量大部分被高估, 而常规施氮处理 (N3) 和 1.5 倍施氮处理 (N4) 的生物量相对较大, 与实际情况相接近, 整体上不同处理的生物量能较好地反映冬小麦的长势情况.

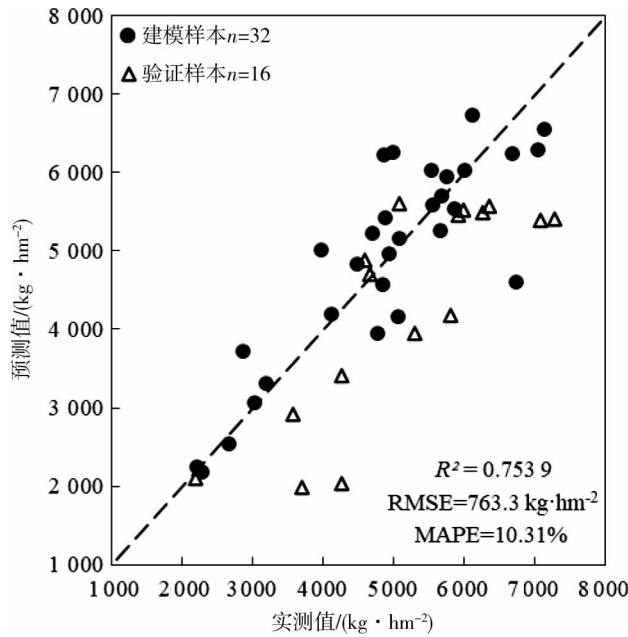


图3 基于相关性分析的生物量模型预测值与实测值关系

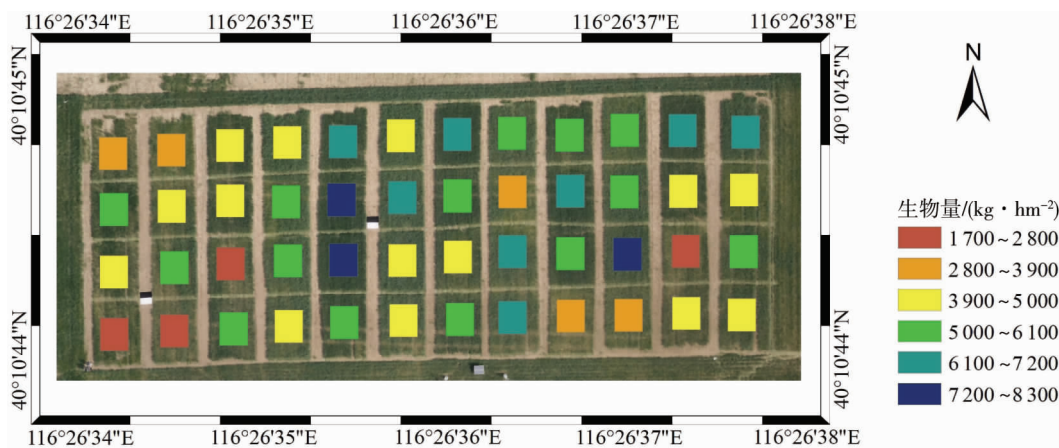


图4 实测生物量空间分布

2.2 基于灰色关联分析的生物量估算

植被指数与生物量的灰色关联度如表3所示,其中,分辨系数 $\varepsilon=0.5$ 。从表3中可以看出:有18个植被指数的灰色关联度超过了0.9。其中,灰色关联度最大的植被指数是 $(r-g-b)/(r+g)$,其值为0.9673;灰色关联度最小的数码影像是WI,其值为0.8743。灰色关联度由大到小依次为 $(r-g-b)/(r+g)$, ExG, b , RGBVI, $g+b$, MGRVI, NDI, GRVI, g , VARI, g/b , r , $g-b$, r/b , EXGR, ExR, IKAW, $r-b$ 和 WI。

表3 植被指数与冬小麦生物量的灰色关联度

植被指数	灰色关联度	植被指数	灰色关联度
$(r-g-b)/(r+g)$	0.9673	g/b	0.9548
ExG	0.9620	r	0.9537
b	0.9617	$g-b$	0.9497
RGBVI	0.9605	r/b	0.9486
$g+b$	0.9602	EXGR	0.9388
MGRVI	0.9600	ExR	0.9215
NDI	0.9598	IKAW	0.9078
GRVI	0.9598	$r-b$	0.9071
g	0.9592	WI	0.8743
VARI	0.9584		

根据植被指数与生物量的灰色关联度,选取关联程度较强的前6个植被指数 $(r-g-b)/(r+g)$, ExG, b , RGBVI, $g+b$, MGRVI 建立 GRA-GA-BP 的冬小麦生物量估算模型(见图5).冬小麦生物量估算模型的 R^2 , RMSE 和 MAPE 分别为 0.689 8, 908.8 $\text{kg} \cdot \text{hm}^{-2}$ 和 15.65%.将 GRA-GA-BP 生物量估算模型应用于无人机数码影像上,得到冬小麦生物量实测值与各模型预测值的分布图(见图6).与实测生物量空间分布图(见图4)相比,不施氮处理(N1)的冬小麦生物量较小,多分布在 1 700~3 900 $\text{kg} \cdot \text{hm}^{-2}$ 范围内,极个别被高估;0.5 倍施氮处理(N2)的冬小麦生物量范围多分布在 3 900~6 100 $\text{kg} \cdot \text{hm}^{-2}$ 范围内;常规施氮处理(N3)及 1.5 倍常规施氮处理(N4)的冬小麦生物量相对较大,多分布在 5 000~7 200 $\text{kg} \cdot \text{hm}^{-2}$ 范围内,虽然整体能反映冬小麦的长势情况,但一些值被严重高估或低估.

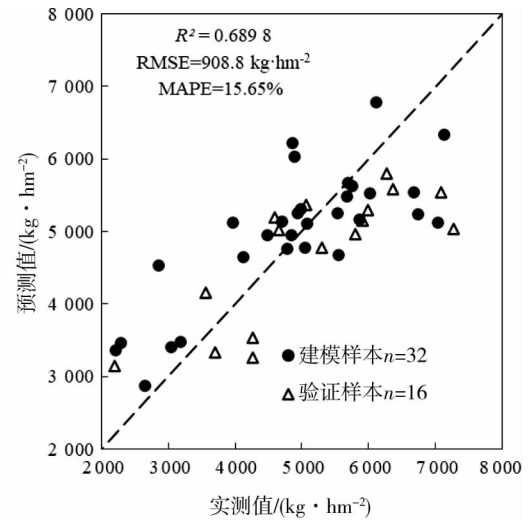


图5 基于灰色关联分析的生物量模型预测值与实测值关系

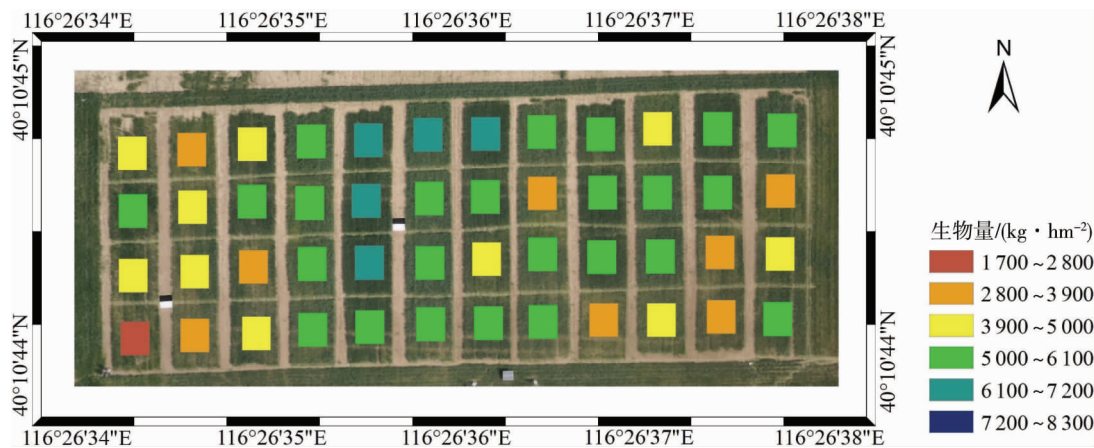


图6 基于灰色关联分析的冬小麦生物量反演结果

2.3 基于变量投影重要性分析的生物量估算

对植被指数数据进行变量投影重要性分析,重要性越大,表示植被指数在回归中的作用越大,分析结果见表4.从表4中可以看出:重要性大于1的植被指数分别是 $r-b$, $(r-g-b)/(r+g)$, IKAW, r/b , r , $g+b$, b , VARI, ExR, GRVI, NDI, MGRVI.重要性小于0.5的植被指数是 WI 和 RGBVI.变量投影重要性由大到小依次为 $r-b$, $(r-g-b)/(r+g)$, IKAW, r/b , r , $g+b$, b , VARI, ExR, GRVI, NDI, MGRVI, EXGR, g/b , $g-b$, g , ExG, WI 和 RGBVI.

表4 植被指数与冬小麦生物量的变量投影重要性排序

植被指数	VIP 值	植被指数	VIP 值
$r-b$	1.152 8	NDI	1.090 9
$(r-g-b)/(r+g)$	1.151 8	MGRVI	1.090 7
IKAW	1.150 5	EXGR	0.974 2
r/b	1.149 6	g/b	0.872 6
r	1.146 4	$g-b$	0.744 9
$g+b$	1.146 4	g	0.693 6
b	1.105 3	ExG	0.693 6
VARI	1.104 3	WI	0.570 7
ExR	1.102 9	RGBVI	0.538 5
GRVI	1.091 0		

根据植被指数与生物量的变量投影重要性,选取解释能力较强的前6个植被指数 $r-b, (r-g-b)/(r+g), IKAW, r/b, r, g+b$ 建立 VIP-GA-BP 生物量估算模型(见图7).从图7中可以看出:生物量估算模型的 $R^2, RMSE$ 和 $MAPE$ 分别为 0.704 4, 836.9 $\text{kg} \cdot \text{hm}^{-2}$ 和 12.55%.将 VIP-GA-BP 生物量估算模型应用于无人机数码影像上,得到冬小麦生物量实测值与各模型预测值的分布图(见图8).与实测生物量空间分布图(见图4)相比,不施氮处理(N1)的冬小麦生物量相对较小,但有一些预测的生物量值比实际值高;0.5倍施氮处理(N2)的冬小麦生物量与实际值相接近,但有些预测的生物量值相比实际生物量高估或低估;常规施氮处理(N3)和1.5倍常规施氮处理(N4)的冬小麦生物量范围比较大,在 5 000~8 300 $\text{kg} \cdot \text{hm}^{-2}$ 范围内,但一些预测生物量比实际值高.

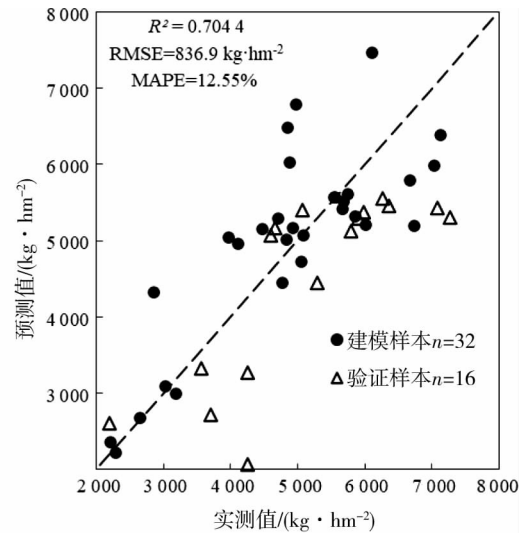


图7 基于变量投影重要性分析的生物量模型预测值与实测值关系

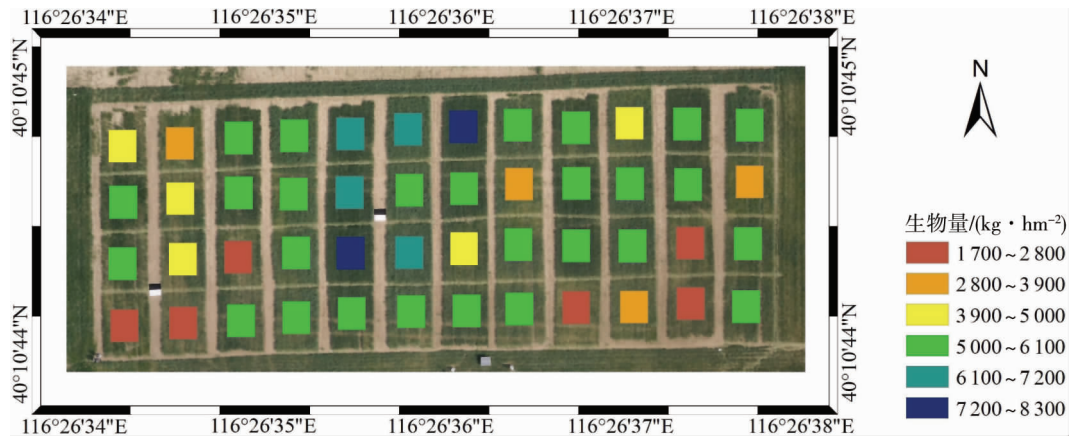


图8 基于变量投影重要性分析的冬小麦生物量反演结果

3 讨论

目前,基于机载遥感数据进行作物参数反演机理并不明确^[33-34],反演模型多数采用经验模型,较多是利用单波段、多波段或植被指数进行线性或非线性回归,研究结果差异较大.本研究从相关性、灰色关联分析和变量投影重要性分析了植被指数对冬小麦生物量的重要性,输入对生物量比较重要的前6个植被指数,整合 $|r|$ -GA-BP, VIP-GA-BP 和 GRA-GA-BP 分别构建了冬小麦开花期的生物量遥感估算模型.参考相关性分析、灰色关联分析和变量投影重要性分析结果,相关性和变量投影重要性植被指数结果顺序差异较小,模型精度比较高,但灰色关联分析与前两者差异较大,模型精度相对较差. $|r|$ -GA-BP 模型的 $R^2, RMSE$ 和 $MAPE$ 分别为 0.753 9, 763.3 $\text{kg} \cdot \text{hm}^{-2}$ 和 10.31%;VIP-GA-BP 模型的 $R^2, RMSE$ 和 $MAPE$ 分别为 0.704 4, 836.9 $\text{kg} \cdot \text{hm}^{-2}$ 和 12.55%;GRA-GA-BP 模型的 $R^2, RMSE$ 和 $MAPE$ 分别为 0.645 4, 927.5 $\text{kg} \cdot \text{hm}^{-2}$ 和 16.12%. $|r|$ -GA-BP 模型的精度优于 VIP-GA-BP 和 VIP-GA-BP 模型,主要原因是相关性分析筛选的植被指数比灰色关联分析和变量投影重要性筛选的植被指数对冬小麦生物量的敏感性更强,而且 BP 神经网络采用遗传算法优化参数模型,避免模型陷入局部最小.岳继博等^[35]将相关系数分析、袋外数据重要性和灰色关联分析与随机森林算法进行整合,构建3种冬小麦生物量估算模型,结果表明整合相关性-随机森林算法和袋外数据重要性-随机森林算法比灰色关联分析-随机森林算法对冬小麦生物量有更好的预测能力;杨福芹等^[36]将相关系数、灰色关联分析、变量投影重要性、变量投影重要性-预测残差平方和分别与偏最

小二乘方法进行整合,提出利用赤池信息量准则择优构建冬小麦叶面积指数估算模型,结果表明相关系数-偏最小二乘法和变量投影重要性-偏最小二乘法构建的冬小麦叶面积指数模型精度较高;金秀良等^[37]将灰色关联算法-偏最小二乘法进行整合,结果表明该方法可以提高冬小麦蛋白质含量估算的精度;本研究引入遗传算法对 BP 神经网络模型进行参数优化,以防 BP 神经网络训练模型陷入局部最小,该算法虽然无法对回归给出明确的数学公式,但通过对模型参数进行优化可以提高建模精度。

但是本研究还存在一些不足之处,仅利用了冬小麦开花期的数码影像数据,所研究的样本数较少,应增加不同年限及不同生育期的数据。同时,由于遗传算法具有随机性,会造成预测结果的不稳定。在今后的研究中可以增加无人机数码影像的纹理信息或高光谱信息以提高模型精度,同时采用更为稳定的优化算法进行反演预测。

4 结论

1) 相关性分析和变量投影重要性的解释能力差异较小,前 4 个植被指数均为 $r-b$, $(r-g-b)/(r+g)$, IKAW, r/b , 灰色关联分析的植被指数对冬小麦生物量的解释能力的植被指数顺序为 $(r-g-b)/(r+g)$, ExG, b , RGBVI, $g+b$, MGRVI。

2) $r|l$ -GA-BP 模型的效果最好, R^2 为 0.753 9, RMSE 为 $763.3 \text{ kg} \cdot \text{hm}^{-2}$, MAPE 为 10.31%。将建立的反演估算模型应用到数码影像上,总体上能反映出冬小麦生物量分布情况,为田间管理提供了依据。

参考文献:

- [1] 罗永忠,李广.土壤水分胁迫对新疆大叶苜蓿的生长及生物量的影响[J].草业学报,2014,23(4):213-219.
- [2] 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.
- [3] 张宏鸣,谭紫薇,韩文霆,等.基于无人机遥感的玉米株高提取方法[J].农业机械学报,2019,50(5):241-250.
- [4] 杨红艳,杜健民,王圆,等.基于无人机遥感与卷积神经网络的草原物种分类方法[J].农业机械学报,2019,50(4):188-195.
- [5] 马尚杰,裴志远,王飞,等.基于 GF-1 影像的沿淮地区冬季耕地撂荒遥感调查应用[J].农业工程学报,2019,35(1):227-233.
- [6] 郑阳,吴炳方,张森. Sentinel-2 数据的冬小麦地上干生物量估算及评价[J].遥感学报,2017,21(2):318-328.
- [7] 杨福芹,冯海宽,李振海,等.基于赤池信息量准则的冬小麦叶面积指数高光谱估测[J].农业工程学报,2016,32(3):163-168.
- [8] 赵佳佳,冯美臣,王超,等.基于光谱植被指数的冬小麦叶绿素含量反演[J].山西农业大学学报(自然科学版),2014,34(5):391-396.
- [9] 雷祥祥,赵静,刘厚诚,等.基于 PROSPECT 模型的蔬菜叶片叶绿素含量和 SPAD 反演[J].光谱学与光谱分析,2019,39(10):3256-3260.
- [10] 杨福芹,戴华阳,冯海宽,等.基于赤池信息量准则的冬小麦植株氮含量高光谱估算[J].农业工程学报,2016,32(23):161-167.
- [11] 赵晓庆,杨贵军,刘建刚,等.基于无人机组载高光谱空间尺度优化的大豆育种产量估算[J].农业工程学报,2017,33(1):110-116.
- [12] 兰玉彬,邓小玲,曾国亮.无人机农业遥感在农作物病虫害诊断应用研究进展[J].智慧农业,2019,1(2):1-19.
- [13] 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.
- [14] 张正健,李爱农,边金虎,等.基于无人机影像可见光植被指数的若尔盖草地上生物量估算研究[J].遥感技术与应用,2016,31(1):51-62.
- [15] 肖武,陈佳乐,笱宏志,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.
- [16] 刘畅,杨贵军,李振海,等.融合无人机光谱信息与纹理信息的冬小麦生物量估测[J].中国农业科学,2018(1):3060-3073.
- [17] 焦李成,杨淑媛,刘芳,等.神经网络七十年:回顾与展望[J].计算机学报,2016,39(8):1697-1716.
- [18] 马永杰,云文霞.遗传算法研究进展[J].计算机应用研究,2012,29(4):1201-1206.
- [19] 王强,冯玲然,余晓斌.基于 BP 神经网络和遗传算法优化番茄红素发酵培养基[J].食品与生物技术学报,2019,38(2):111-119.

- [20] 许童羽,郭忠辉,于丰华,等.采用 GA-ELM 的寒地水稻缺氮量诊断方法[J].农业工程学报,2020,36(2):209-218.
- [21] 王念一,于丰华,许童羽,等.基于机器学习的梗稻叶片叶绿素含量高光谱反演建模[J].浙江农业学报,2020,32(2):359-366.
- [22] HENDERSON C E, POTTER W D, MCCLENDON R W, et al. Predicting aflatoxin contamination in peanuts: a genetic algorithm/neural network approach[J]. Applied Intelligence, 2000, 12(3): 183-192.
- [23] ODABAS M S, KAYHAN G, ERGUN E, et al. Using artificial neural network and multiple linear regression for predicting the chlorophyll concentration index of Saint John's Wort Leaves[J]. Communications in Soil Science & Plant Analysis, 2016, 47(2): 237-245.
- [24] KAWASHIMA S, NAKATANI M. An algorithm for estimating chlorophyll content in leaves using a video camera[J]. Annals of Botany, 1998, 81(1): 49-54.
- [25] MEYER G E, NETO J C. Verification of color vegetation indices for automated crop imaging applications[J]. Computers & Electronics in Agriculture, 2008, 63(2): 282-293.
- [26] TUCKER C J. Red and photographic infrared linear combinations for monitoring vegetation [J]. Remote Sensing of Environment, 1979, 8(2):127-150.
- [27] BENDIG J, YU K, AASEN H, et al. Combining UAV-based plant height from crop surface models, visible, and near infrared vegetation indices for biomass monitoring in barley [J]. International Journal of Applied Earth Observation & Geoinformation, 2015, 39(1): 79-87.
- [28] WOEBBECKE D M, MEYER G E, VON BARGEN K, et al. Color indices for weed identification under various soil, residue, and lighting conditions[J]. Transactions of the ASAE, 1995, 38(1): 259-269.
- [29] GITELSON A A, VINA A, ARKEBAUER T J, et al. Remote estimation of leaf area index and green leaf biomass in maize canopies[J]. Geophysical Research Letters, 2003, 30(30): 335-343.
- [30] MEYER G E, NETO J C. Verification of color vegetation indices for automated crop imaging applications[J]. Computers & Electronics in Agriculture, 2008, 63(2): 282-293.
- [31] BENDIG J, YU K, AASEN H, et al. Combining UAV-based plant height from crop surface models, visible, and near infrared vegetation indices for biomass monitoring in barley[J]. International Journal of Applied Earth Observation & Geoinformation, 2015, 39(1): 79-87.
- [32] WOLD S, KETTANEH-WOLD N, SKAGERBERG B. Nonlinear PLS modeling[J]. Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems, 1989, 7(1/2):53-65.
- [33] 陶惠林,徐良骥,冯海宽,等.基于无人机数码影像的冬小麦株高和生物量估算[J].农业工程学报,2019,35(19):107-116.
- [34] 张领先,陈运强,李云霞,等.可见光光谱的冬小麦苗期地上生物量估算[J].光谱学与光谱分析,2019,39(8):2501-2506.
- [35] 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.
- [36] 杨福芹,冯海宽,李振海,等.基于赤池信息量准则的冬小麦叶面积指数估算[J].农业机械学报,2015,46(11):112-120.
- [37] 金秀良,徐新刚,李振海,等.基于新型植被指数对冬小麦蛋白质含量的估算研究[J].光谱学与光谱分析,2013,33(9):2541-2545.