

# 小麦生物量及产量与无人机图像特征参数的相关性研究

杨俊<sup>1,2</sup>, 丁峰<sup>3</sup>, 陈晨<sup>1,2</sup>, 刘涛<sup>1,2</sup>, 孙成明<sup>1,2\*</sup>, 丁大伟<sup>3</sup>, 霍中洋<sup>1,2</sup>

(1. 江苏省作物遗传生理重点实验室/江苏省作物栽培生理重点实验室, 扬州大学农学院, 扬州, 225009;  
2. 江苏省粮食作物现代产业技术协同创新中心, 扬州大学, 扬州, 225009; 3. 张家港市农业试验站, 张家港, 215616)

**摘要:** 为了明确无人机图像信息与小麦生物量、产量之间的相关性, 该文利用无人机航拍获取田间小麦主要生育时期的 RGB 图像, 通过影像处理获取小麦颜色指数和纹理特征参数值, 并通过田间取样获取同时期小麦生物量和最终产量, 分析不同颜色指数和纹理特征参数与小麦生物量和产量的关系。结果表明: 利用无人机图像可提取归一化差分指数 (NDI)、超绿植被指数 (ExG)、可见光大气阻抗植被指数 (VARI)、超红植被指数 (ExR)、绿叶植被指数 (GLI)、绿红差值指数 (ExGR)、改良绿红植被指数 (MGRVI)、红绿蓝植被指数 (RGBVI) 共 8 个颜色指数和能量 (ASM)、对比度 (CON)、相关度 (COR)、熵 (ENT) 共 4 个纹理特征参数。各颜色指数在小麦拔节期、孕穗期与生物量和产量都有较好的相关性。拔节期所有颜色指数与生物量的相关性均达到极显著水平, 其中 ExGR 与生物量的相关性最高, 相关系数  $r$  达到 0.911, 孕穗期除 RGBVI 未达到显著相关外, 其余均达到显著或极显著相关, 其中 MGRVI 相关性最高, 相关系数  $r$  为 0.817。各颜色指数与产量的相关性趋势同生物量一致。越冬前期和开花期各颜色指数与生物量及产量的相关性较拔节期和孕穗期略有下降。而各纹理特征参数中, 只有越冬前期的 ASM 和 ENT、拔节期的 CON 和 COR 以及孕穗期的 CON 与生物量的相关性达到显著或极显著水平, 其中 COR 相关性最高 (负相关), 相关系数  $r$  为 -0.574。拔节期的 CON 和 COR、孕穗期的 CON、COR 和 ENT 与产量的相关性达到显著或极显著水平, 其中拔节期 COR 相关性最高 (负相关), 相关系数  $r$  为 -0.530。将颜色指数与纹理特征参数相结合后, 其与小麦生物量及产量的相关性均有提高, 其中生物量相关性在 4 个时期分别提高 0.27%、0.11%、8.81% 和 2.65%, 产量相关性在 4 个时期分别提高 7.05%、0.72%、0.58% 和 0.12%。因此, 将无人机图像颜色指数与纹理特征参数结合可以提高小麦生物量和产量的估测精度。

**关键词:** 无人机; 数码影像; 颜色指数; 纹理特征; 小麦; 生物量; 产量

doi: 10.11975/j.issn.1002-6819.2019.23.013

中图分类号: S512

文献标志码: A

文章编号: 1002-6819(2019)-23-0104-07

杨俊, 丁峰, 陈晨, 刘涛, 孙成明, 丁大伟, 霍中洋. 小麦生物量及产量与无人机图像特征参数的相关性研究[J].

农业工程学报, 2019, 35(23): 104—110. doi: 10.11975/j.issn.1002-6819.2019.23.013 <http://www.tcsae.org>

Yang Jun, Ding Feng, Chen Chen, Liu Tao, Sun Chengming, Ding Dawei, Huo Zhongyang. Study on correlation of wheat biomass and yield with UAV image characteristic parameters[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2019, 35(23): 104—110. (in Chinese with English abstract) doi: 10.11975/j.issn.1002-6819.2019.23.013 <http://www.tcsae.org>

## 0 引言

小麦是中国主要粮食作物之一, 研究小麦的表型信息和生理过程对指导农业生产和增加粮食产量具有重要的意义。在作物表型监测中, 图像识别是常用的方法之一。RGB 图像中具有红 (R)、绿 (G)、蓝 (B) 3 个波段的光谱信息, 这些光谱信息被直接转换成归一化后的色调、饱和度、亮度、颜色并用于植被分析<sup>[1-2]</sup>。纹理特征也可在作物 RGB 图像中获取, 颜色特征和纹理特征对于评估作物生长都有重要作用<sup>[3-4]</sup>。

近年来, 利用低空遥感 (航天飞机、小型无人机等)

图像获取的红外和可见光的颜色信息被用于监测作物生长。当前, 以图像为基础的低空遥感技术已成为现代精确农业的关键, 特别是无人机技术的不断成熟, 使得作物生长实时信息的获取更加便捷。虽然卫星遥感图像可以在作物不同生长阶段对其生长指标进行监测和反演, 但由于时间分辨率、空间分辨率以及价格等因素的影响, 卫星遥感在实时的、小区域的应用上有一定的局限性<sup>[5-7]</sup>。在低空图像获取方面, 航天飞机具有续航时间长, 负载重, 信息储存方式多以及能搭载各种不同类别的传感器等优点, 但也因为价格太高而无法推广应用<sup>[8]</sup>。而无人机具有响应速度快、价格低廉、使用成本低、图像分辨率高、定位精度准确等优点而得到越来越多的应用<sup>[9-13]</sup>。因此利用无人机搭载不同的传感器来监测作物的生长将成为未来智慧农业发展的主要手段之一。

常用的 RGB 图像中除了颜色信息外还有纹理信息, 纹理信息反映了地形特征、地貌特征、植被特征、水文特征等地面表面元素的内部特征<sup>[14]</sup>。目前, 图像纹理特征遥感主要是利用纹理特征来提高遥感图像的分类精

收稿日期: 2019-08-08 修订日期: 2019-11-17

基金项目: 国家自然科学基金项目 (31671615, 31701355, 31872852); 国家重点研发计划项目 (2018YFD0300805); 苏州市农业科技创新项目 (SNG2017064)

作者简介: 杨俊, 研究方向为作物图像识别与应用。

Email: 572348347@qq.com。

\*通信作者: 孙成明, 博士, 教授, 博士生导师, 主要从事作物系统模拟与表型监测研究。Email: cmsun@yzu.edu.cn

度,较少有人将纹理特征应用于定量估测生物量等农学参数<sup>[15-19]</sup>。前人的研究虽然证明了颜色特征和纹理特征在小麦生长和产量监测上的可行性,如 Ma 等利用无人机图像和深度卷积神经网络估算了小麦生长前期地上生物量以及 Lu 等利用无人机图像和点云数据估算小麦地上生物量<sup>[20-21]</sup>,但都缺少对关键生育时期的实时监测及对颜色指数和纹理特征指数的系统性分析。因此,有必要进一步探索颜色和纹理特征在小麦生物量和产量的监测上的应用情况。

本研究拟通过不同品种、年份、密度水平和氮肥水平的小麦田间试验,构建不同的小麦田间群体,分析和比较不同颜色指数和纹理特征指数与小麦生物量和产量的相关性,找出各个时期最佳的颜色指数和纹理特征指数,以为后续利用无人机图像对小麦生物量和产量进行估测提供相应的理论依据。

## 1 材料与方法

### 1.1 田间试验设计

#### 1.1.1 试验 1

试验于 2016—2017 年在扬州大学实验农牧场进行。试验选择扬麦 23 号和扬辐麦 4 号 2 个品种作为研究对象。试验地前茬为水稻,土壤质地为沙壤土,0~20 cm 土层有机质含量为 23.52 g/kg,水解氮含量为 105.97 g/kg,速效磷含量为 102.11 g/kg,速效钾含量为 88.62 g/kg。

田间试验设置 3 个种植密度水平,分别为 100、150 和 200 万株/hm<sup>2</sup>;设 4 个氮肥水平,分别为 0 (N1)、120 (N2)、160 (N3) 和 200 kg/hm<sup>2</sup> (N4);肥料运筹为氮肥按基肥:壮蘖肥:拔节肥:孕穗肥=5:1:2:2 的比例施用,磷钾肥按基肥:拔节肥=5:5 的比例施用,施用量均为 120 kg/hm<sup>2</sup>。于 2016 年 11 月 2 日播种,小区面积为 16.65 m<sup>2</sup>,重复 2 次,共 48 个小区。

#### 1.1.2 试验 2

试验于 2017—2018 年在张家港进行。试验选择扬麦 23 号和扬辐麦 4 号 2 个品种作为研究对象。

田间试验设置 3 个种植密度水平,分别为 100、150 和 200 万株/hm<sup>2</sup>;设 4 个氮肥水平,分别为 0 (N1)、120 (N2)、160 (N3) 和 200 kg/hm<sup>2</sup> (N4);肥料运筹为氮肥按基肥:壮蘖肥:拔节肥:孕穗肥=5:1:2:2 的比例施用,磷钾肥按基肥:拔节肥=5:5 的比例施用,施用量均为 120 kg/hm<sup>2</sup>。于 2017 年 11 月 10 日播种,小区面积为 30 m<sup>2</sup>,重复 2 次,共 48 个小区。

### 1.2 数据获取方法

#### 1.2.1 图像获取设备

采用大疆 inspire 1 RAW 无人机进行图像采集,相机分辨率 1 600 万像素,垂直获取图像,飞行高度为 7 m<sup>[22]</sup>。持续飞行时间约 15~20 min,遥控控制距离约 5 km。

#### 1.2.2 图像获取过程

无人机影像获取时期为越冬前期、拔节期、孕穗期、开花期。拍摄时段为 10:00~16:00 (晴朗少风的天气)。每个小区拍摄 1 张图像,每个试验点拍 48 张图像。

为了保证飞机飞行的安全性和数据的可用性,安装之后对飞机进行航点、航线、飞行高度和图像重复率的设置。本研究利用 DJI GS Pro 在指定区域内自动生成航线,自动飞行、自动拍摄并完成相关数据接收、处理和发送。考虑到要在较短的时间内获得所需的全部图像,无人机飞行采用“S”型路线。以图像序列可以精确反映田块信息的同时又能快速获取图像为原则来研究飞行高度对图像获取质量的影响,并通过分析飞行高度与相机像素之间的关系来制定飞行高度标准。为了实现精确的图像配准,在航线和航点规划时,相邻图像的重复率设置为 65%~90%,在这个范围内重复率越高图像拼接精度越高,本试验主航线上图像重复率设置为 60%,主航线间图像重复率设置为 70%。完成图像采集后利用软件 Pix4DMapper 生成正射影像、DSM 和三维点云数据,通过相邻图像的特征匹配将相邻图像无缝拼接起来。最后对配准好的图像进行裁剪,裁出所需的研究区域<sup>[23]</sup>。

#### 1.2.3 农学参数测定

##### 1) 地上生物量测定

每小区取样 15 株小麦,洗净减去根部,将所有叶片分别剪下,所有地上部分 105 ℃杀青 30 min,80 ℃烘干至恒质量,分别称量茎、叶干质量,再根据公式转换成单位面积的生物量。

##### 2) 产量测定

小麦成熟期,对各小区调查单位面积的穗数,并取 30 个单茎进行室内考种,计算产量构成因素(每公顷穗数、每穗粒数、千粒质量)。每小区取 1 m<sup>2</sup> 面积小麦脱粒测产。

### 1.3 数据分析

#### 1.3.1 无人机影像预处理

采用 MATLAB R2014b 进行无人图像预处理。图像预处理包括图像裁剪、去噪、平滑、锐化等操作。图像裁剪是将拼接好的图像根据不同小区裁剪成大小一致的图像。去噪是指消除数字图像中的噪声,进行平滑和锐化则是减小图像的斜率,提高质量并减小目标物像素提取的损失。

#### 1.3.2 颜色指数

前人提出了一些植被指数用于估测作物的叶面积指数和产量,本文选用比较常用的 8 个颜色指数用于图像数据分析(表 1)。

#### 1.3.3 纹理特征指数

本文通过 MATLAB R2014b 基于灰度共生矩阵提取纹理特征。提取过程中要注意保持特征值提取面积一致,确保特征值提取的精度。步骤如下:

##### 1) 提取灰度图像;

##### 2) 灰度级量化;

##### 3) 计算特征值的参数选择;

##### 4) 纹理特征值的计算与纹理特征影像生成。

Haralick 等<sup>[30]</sup>用灰度共生矩阵提出了 14 个纹理特征值,但计算复杂,为了减少计算量通常采用 4 个最常用的特征用于提取图像的纹理特征:能量、对比度、相关度、熵。4 个特征值的计算公式见表 2。

表 1 图像颜色指数计算方法及其出处

Table 1 Algorithms and references of image color index

颜色指数 Color index	符号 Symbol	计算公式 Computational formula	参考文献 Reference
可见光大气阻植被指数 Visible light atmospheric resistant vegetation index	VARI	$(g-r)/(g+r-b)$	[24]
超红植被指数 Extra red vegetation index	ExR	$1.4r-g$	[25]
超绿植被指数 Extra green vegetation index	ExG	$2g-r-b$	[26]
绿叶植被指数 Green leaf vegetation index	GLI	$(2g-b-r)/(2g+b+r)$	[27]
绿红差值指数 Extra green-red difference index	ExGR	ExG-ExR	[26]
归一化差分指数 Normalized difference index	NDI	$(g-r)/(g+r)$	[28]
改良绿红植被指数 Modified green-red vegetation index	MGRVI	$(g^2-r^2)/(g^2+r^2)$	[29]
红绿蓝植被指数 Red, green and blue vegetation index	RGBVI	$(g^2-br)/(g^2+br)$	[29]

注:  $r$  为归一化红色指数;  $g$  为归一化绿色指数;  $b$  归一化蓝色指数。  
Note:  $r$  is the normalized red index;  $g$  is the normalized green index;  $b$  is the normalized blue index.

求出该灰度共生矩阵各个方向的特征值后, 对特征值进行均值和方差的计算, 以消除方向分量对纹理特征的影响。

表 3 基于无人机图像的不同颜色指数和纹理特征指数与小麦生物量的相关性 ( $n=24$ )Table 3 Correlations between different color indices and texture feature indices and wheat biomass based on UAV image ( $n=24$ )

生育时期 Growth stage	ExG	NDI	ExR	ExGR	VARI	GLI	MGRVI	RGBVI	ASM	CON	COR	ENT
越冬前期 Early wintering stage	0.594**	0.458*	-0.619**	0.678**	0.743**	0.657**	0.706**	0.598**	0.573**	0.195	-0.132	-0.564**
拔节期 Jointing stage	0.813**	0.823**	-0.824**	0.911**	0.817**	0.809**	0.687**	0.625**	0.271	0.511**	-0.574**	-0.072
孕穗期 Booting stage	0.493*	0.793**	-0.779**	0.607**	0.734**	0.483*	0.817**	0.351	-0.200	0.417*	-0.351	0.260
开花期 Flowering stage	0.367	0.540**	-0.652**	0.463*	0.679**	0.369	0.540**	0.316	-0.222	0.123	-0.167	0.126

注: \*, \*\* 分别表示在 0.05 和 0.01 水平显著 ( $r_{0.05}=0.396$ ,  $r_{0.01}=0.505$ )。下同。

Note: \*, \*\* means significant at the level of 0.05 and 0.01, respectively ( $r_{0.05}=0.396$ ,  $r_{0.01}=0.505$ ). The same below.

### 2.1.1 越冬前期生物量与图像颜色/纹理特征指数的相关性

小麦越冬前期基于无人机图像的各颜色指数与生物量的相关性较好, 相关系数  $r$  的平均值为 0.632。除 NDI 为显著相关外, 其余颜色指数与生物量相关性均达到极显著水平, 其中 VARI 与生物量相关性最高, 达到 0.743 (表 3)。同时可以看出, 除 ExR 为负相关外, 其余均为正相关。由表 3 可知, 越冬前期纹理特征参数与生物量的相关性差异较大, 其中 ASM 和 ENT 与生物量的相关性达到极显著水平, 而 CON 和 COR 与生物量的相关性不显著。

### 2.1.2 拔节期生物量与图像颜色/纹理特征指数的相关性

小麦拔节期基于无人机图像的各颜色指数与生物量的相关性较越冬前期有明显的提高, 相关系数  $r$  的平均值为 0.789。所有颜色指数与生物量的相关性均达到极显著水平, 特别是 ExG、NDI、ExR、ExGR、VARI、GLI, 与生物量的相关系数均达到 0.8 以上, 其中 ExGR 与生物量的相关性最高, 相关系数达到 0.911 (表 3)。同时可

表 2 图像纹理特征指数计算方法及其出处

Table 2 Algorithms and reference of image texture feature indices used in the study

纹理特征 Texture feature	符号 Symbol	计算公式 Computational formula	参考文献 Reference
能量 Angular second moment	ASM	$\sum \sum P(i, j)^2$	[30]
对比度 Contrast	CON	$\sum \sum (i-j)^2 P(i, j)$	
相关度 Correlation	COR	$[\sum \sum ((i-j)P(i, j)) - \mu_x \mu_y] / \sigma_x \sigma_y$	
熵 Entropy	ENT	$-\sum \sum P(i, j) \log P(i, j)$	

注:  $i$  为任一点  $(x, y)$  的灰度;  $j$  为偏离该点的另一点的灰度;  $P(i, j)$  为从  $(x, y)$  出发, 与  $(x, y)$  距离为  $d$ 、灰度为  $j$  的像元出现的频度;  $\sigma_x$ 、 $\mu_x$  为行方向上纹理参数的均值和方差,  $\sigma_y$ 、 $\mu_y$  为列方向上纹理参数的均值和方差。

Note:  $i$  is the gray scale of any point  $(x, y)$ ;  $j$  is the gray scale of another point deviating from this point;  $P(i, j)$  is the frequency of occurrence of pixel whose distance from  $(x, y)$  is  $d$  and whose gray scale is  $j$ ;  $\sigma_x$ ,  $\mu_x$  is the mean and variance of the texture parameters along the row direction and  $\sigma_y$ ,  $\mu_y$  is the mean and variance of the texture parameters along the column direction.

## 2 结果与分析

### 2.1 不同生育时期小麦生物量与图像颜色/纹理特征指数的相关性

小麦生物量在全生育期有较大的变化。本研究利用试验 1 中的数据定量分析 8 个颜色指数和 4 个纹理特征指数在小麦主要生育时期与生物量的相关性, 以确定估算生物量的最优颜色指数和纹理特征指数。

不同颜色指数和纹理特征指数与生物量的相关性见表 3。

以看出, 各颜色指数与生物量的相关性变化趋势和越冬前期一致。由表 3 可知, 拔节期各纹理特征参数与生物量的相关性有较大差异, 但趋势和越冬前期相反, 纹理特征参数 CON 和 COR 与生物量的相关性均达到极显著水平, 而 ASM 和 ENT 和生物量则无显著相关。

### 2.1.3 孕穗期生物量与图像颜色/纹理特征指数的相关性

小麦孕穗期的图像颜色指数出现了一定的饱和现象, 与生物量的相关性水平较拔节期有所下降, 相关系数  $r$  的平均值为 0.632。其中, NDI、ExR、VARI、MGRVI 与生物量的相关系数均在 0.7 以上, MGRVI 相关性最高,  $r$  为 0.817 (表 3), 达到极显著相关, 而 RGBVI 未达到显著相关。该时期各颜色指数与生物量的相关性变化趋势和拔节期一致。由表 3 可知, 孕穗期纹理特征参数与生物量的相关系数均较小, 除 CON 为显著相关外, 其余均未达到显著水平。

### 2.1.4 开花期生物量与图像颜色/纹理特征指数的相关性

到了小麦开花期, 随着生物量的不断增加, 图像颜

色指数的饱和现象更加明显，其与生物量的相关性水平较孕穗期有所下降，相关系数  $r$  的平均值为 0.491。ExG、GLI 和 RGBVI 与生物量的相关性不显著，ExGR 达显著水平，其余 3 个为极显著水平，其中 VARI 的相关性最高， $r$  为 0.679（表 3）。由表 3 可知，开花期纹理特征参数与生物量的相关系数较小，均未达到显著水平。

2.2 不同生育时期图像颜色/纹理特征指数与小麦产量的相关性

基于试验 2 不同生育时期的无人机图像，探讨 8 个颜色指数以及 4 个纹理特征指数与小麦产量的关系。结果表明，小麦产量与各颜色指数均呈现较高的相关性；

表 4 基于无人机图像的不同颜色指数和纹理特征指数与产量的相关性 ( $n=24$ )

Table 4 Correlations between different color indices and texture feature indices and yield based on UAV image ( $n=24$ )

生育时期 Growth stage	ExG	NDI	ExR	ExGR	VARI	GLI	MGRVI	RGBVI	ASM	CON	COR	ENT
越冬前期 Early wintering stage	0.605**	0.738**	-0.513**	0.444*	0.387	0.422*	0.466*	0.319	-0.094	0.101	0.128	0.380
拔节期 Jointing stage	0.749**	0.830**	-0.835**	0.699**	0.837**	0.751**	0.622**	0.573**	-0.192	0.492*	-0.530**	0.383
孕穗期 Booting stage	0.471*	0.759**	-0.778**	0.647**	0.862**	0.457*	0.758**	0.377	-0.292	0.511*	-0.468*	0.404*
开花期 Flowering stage	0.535**	0.709**	-0.854**	0.635**	0.733**	0.537**	0.709**	0.479*	-0.267	0.220	-0.140	0.135

2.2.2 拔节期图像颜色/纹理特征指数与产量的相关性

小麦拔节期，图像的颜色指数与产量相关性水平明显增加，8 个颜色指数与产量的相关性均达到极显著水平，相关系数  $r$  平均值为 0.737。NDI、ExR、VARI 与产量的相关性明显高于其他指数， $r$  均达到 0.8 以上，其中 VARI 与产量相关性最高， $r$  达到 0.837（表 4）。由表 4 可知，拔节期图像的纹理特征参数与产量的相关性较越冬前期有明显提高，其中 COR 极显著相关，CON 显著相关。

2.2.3 孕穗期图像颜色/纹理特征指数与产量的相关性

小麦孕穗期，图像的颜色指数出现了一定的饱和现象，与产量相关性较拔节期有所下降，相关系数  $r$  的平均值为 0.638。NDI、ExR、ExGR、VARI、MGRVI 与产量的相关性均为极显著水平，其中 VARI 相关性最高， $r$  为 0.862，而 RGBVI 未达显著水平（表 4）。由表 4 可知，图像纹理特征参数与产量的相关性均未达到极显著水平，但除 ASM 外，其余 3 个参数均达到显著水平。

2.2.4 开花期图像颜色/纹理特征指数与产量的相关性

小麦开花期，图像颜色指数也出现了一定的饱和现象，其与产量的相关性于孕穗期相似，相关系数  $r$  的平均值为 0.649。除了 RGBVI 为显著相关外，其余 7 个指数与产量的相关性均达到极显著相关水平，其中 ExR 相关系数为 -0.854，呈极显著负相关。由表 4 可知，小麦开花期的图像纹理特征参数与产量的相关性均未达到显著水平。

2.3 无人机图像颜色与纹理特征指数组合后与生物量及产量的相关性

2.3.1 无人机图像颜色与纹理特征指数组合后与生物量的相关性

选择各时期无人机图像颜色与纹理特征指数中与生物量相关性最高的 2 个参数进行组合，并分析其与生物量的相关性，结果如表 5。由表 5 可知，组合后的指数与生物量的相关性均达到极显著水平，且较单一颜色指数的相关性均有所提高，其中孕穗期提高最为明显（相关

而与纹理特征指数的相关性较差。

基于无人机图像的不同颜色指数和纹理特征指数与产量的相关性见表 4。

2.2.1 越冬前期图像颜色/纹理特征指数与产量的相关性

小麦越冬前期，图像的颜色指数与产量的相关性差异较大，相关系数  $r$  总体偏低，平均值仅为 0.487。ExG、NDI、ExR 与产量的相关性均达到极显著水平，其中 NDI 与产量相关性最高，相关系数达到 0.738（表 4）；ExGR、GLI、MGRVI 与产量相关性达显著水平，其余 2 个指数的相关性未达显著水平。由表 4 可知，小麦越冬前期基图像的纹理特征参数与产量的相关系数较小，均未达到显著水平。

性提高 8.81%)。因此将图像颜色与纹理特征指数结合后可以提高小麦生物量的预测精度。

表 5 基于无人机图像颜色与纹理特征指数组合与生物量的相关性 ( $n=24$ )

Table 5 Correlations between index combination of color and texture features and wheat biomass based on UAV image ( $n=24$ )

生育时期 Growth stage	VARI+ASM	ExGR+COR	MGRVI+CON	VARI+ASM
越冬前期 Early wintering stage	0.745**	-	-	-
拔节期 Jointing stage	-	0.912**	-	-
孕穗期 Booting stage	-	-	0.889**	-
开花期 Flowering stage	-	-	-	0.697**

2.3.2 无人机图像颜色与纹理特征指数组合后与产量的相关性

选择各时期无人机图像颜色与纹理特征指数中与产量相关性最高的 2 个参数进行组合，并分析其与产量的相关性，结果列于表 6。由表 6 可知，组合后的指数与产量相关性均达到极显著水平，但与单一颜色指数的相关性相比，相关系数持平或略有增加，其中越冬前期增加明显（相关性提高 7.05%）。因此，在进行小麦产量预测时，可以考虑将图像颜色指数与纹理特征指数结合，效果要好于单一因素。

表 6 基于无人机图像颜色与纹理特征指数组合与产量的相关性 ( $n=24$ )

Table 6 Correlations between index combination of color and texture features and wheat yield based on UAV image ( $n=24$ )

生育时期 Growth stage	NDI+ENT	VARI+COR	VARI+CON	ExR+ASM
越冬前期 Early wintering stage	0.790**	-	-	-
拔节期 Jointing stage	-	0.838**	-	-
孕穗期 Booting stage	-	-	0.867**	-
开花期 Flowering stage	-	-	-	-0.855**

### 3 讨 论

随着作物表型监测研究的不断深入,无人机遥感也得到越来越多的应用。利用无人机搭载不同的图像采集设备可以开展不同需求的研究。如裴浩杰等利用无人机光谱技术,基于综合指标开展了冬小麦长势研究<sup>[31]</sup>。刘帅兵等利用无人机数码图像进行了冬小麦氮含量的反演<sup>[32]</sup>。上述研究均表明,基于无人机影像相关指数与小麦生长指标之间有不同的相关性,为作物生长田间指标的实时监测与获取提供了有效的参考手段。

本研究表明,无人机图像颜色指数与小麦生物量和产量具有明显的相关性,而纹理特征参数有较好的辅助作用。但不同的学者在指数的选择上略有不同,如 Cen 等利用无人机图像监测水稻的生物量,除了本研究使用的颜色指数外,还选择了归一化绿红指数(NGRDI)、绿红比指数(GRRI)以及植物系统指数(VEG)等,不过分析方法基本一致<sup>[33]</sup>。而 Fernandez-Gallego 等则利用图像绿色面积指数(GA)和相对绿色面积指数(GGA)等对小麦的产量进行评价<sup>[34]</sup>。在不同时期的比较中,本研究表明,小麦拔节期基于无人机图像的颜色指数能够较好地估测小麦生物量,但小麦孕穗期由于生物量过大,颜色指数NDI和ExR出现了一定的饱和现象,而颜色指数MGRVI能够在一定程度上减轻饱和现象。而图像颜色指数与产量相关性最好的时期也是拔节期,但孕穗期和开花期的相关性也较好。而 Fernandez-Gallego 等研究则表明,在雨养或灌溉条件下的旱作小麦,基于图像指数的产量预测均是前期较好<sup>[34]</sup>,这与本研究的结果基本一致。因此在估测小麦生物量或产量时,选择的时期也应略有不同。本研究表明,小麦生物量估测的最佳时期是拔节期,而产量估测的最佳时期则是孕穗期。

在图像纹理特征指数的利用方面,前人虽然也有相关的研究,但均是把纹理特征指数与其他指数相结合。如陈鹏等利用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,结果表明,单一的纹理特征模型效果最差,而结合了光谱和纹理信息的综合模型效果最好<sup>[35]</sup>;陈鹏飞等利用无人机影像光谱和纹理特征诊断棉花的氮素营养,结果表明增加纹理特征可提高棉花植株氮浓度的反演精度<sup>[36]</sup>;而 Yue 等的研究也表明,基于无人机超高分辨率图像对冬小麦地上生物量进行估算时,结合图像纹理特征和植被指数可以提高不同冠层覆盖条件下的地上生物量估算精度<sup>[37]</sup>。本研究结果也表明,结合无人机图像颜色与纹理特征指数后,其与小麦生物量及产量的相关性也有不同程度的提高,其中与生物量的相关性在4个时期分别提高0.27%、0.11%、8.81%和2.65%;与产量相关性分别提高7.05%、0.12%、0.58%和0.12%。

本研究为无人机图像定量分析小麦生物量和产量提供了理论基础和技术支持,但没有对品种、种植密度及肥料水平对结果的影响做进一步分析。随着无人机平台在更大区域监测上的应用,会涉及到不同品种及不同田间施肥及密度处理等问题,也涉及到不同区域监测角度和影像拼接等问题。所以无人机获取低空影像的预处理

流程还需不断完善,同时还要考虑图像背景颜色的归一化问题,图像预处理方法的普适性也需要进一步加强。

### 4 结 论

1) 本研究探讨了小麦生物量及产量与无人机图像颜色指数和纹理特征参数的相关性,结果表明,越冬前期图像颜色指数和小麦生物量的相关性均达到显著或极显著水平,相关系数平均值为0.632,其中VARI和小麦生物量的相关性最高。拔节期图像颜色指数和小麦生物量的相关性最好,相关系数平均值达0.789,其中ExGR和小麦生物量的相关系数达到了0.911。孕穗期图像颜色指数和小麦生物量的相关系数有所下降,相关系数平均值和越冬前期接近。开花期图像颜色指数与小麦生物量的相关系数继续下降,相关系数平均值为0.491,这可能与后期图像颜色出现了饱和现象有关。各时期图像颜色指数与小麦产量的相关性的趋势同生物量一致。

2) 小麦各生育期的图像纹理特征参数与生物量和产量的相关性均不如颜色指数。将图像颜色与纹理特征指数中与生物量相关性最高的2个参数进行组合,组合后的指数与生物量相关性均达到极显著水平,且较单一颜色指数的相关性均有所提高,其中孕穗期提高最为明显,达8.81%。组合后的指数与产量的相关性均达到极显著水平,与单一颜色指数的相关性相比,相关系数持平或略有增加,其中越冬前期增加明显,达7.05%。将图像颜色与纹理特征指数组合可以提高小麦生物量和产量的预测精度。

#### [参 考 文 献]

- [1] 李佳佳. 小麦生物物理与生物化学参数的高光谱遥感监测[D]. 南京: 南京信息工程大学, 2015.  
Li Jiajia. Monitoring Bio-Physical and Bio-Chemical Parameters of Wheat by Hyper-Spectral Remote Sensing[D]. Nanjing: Nanjing University of Information Science & Technology, 2015. (in Chinese with English abstract)
- [2] 张凯, 王润元, 王小平, 等. 黄土高原春小麦地上鲜生物量高光谱遥感估算模型[J]. 生态学报, 2009, 28(6): 1155—1161.  
Zhang Kai, Wang Runyuan, Wang Xiaoping, et al. Hyperspectral remote sensing estimation models for aboveground fresh biomass of spring wheat on Loess Plateau[J]. Chinese Journal of Ecology, 2009, 28(6): 1155—1161. (in Chinese with English abstract)
- [3] 尚艳. 不同氮水平下小麦冠层光谱特征及其与农学参数关系研究[D]. 杨陵: 西北农林科技大学, 2015.  
Shang Yan. Wheat Canopy Spectral Features and its Research Relationship With Agronomy Parameter Under Different Nitrogen Levels[D]. Yangling: Northwest A&F University, 2015. (in Chinese with English abstract)
- [4] 范云豹, 宫兆宁, 赵文吉, 等. 基于高光谱遥感的植被生物量反演方法研究[J]. 河北师范大学学报: 自然科学版, 2016(3): 267—271.  
Fan Yuanbao, Gong Zhaoning, Zhao Wenji, et al. Study on vegetation biomass inversion method based on hyperspectral remote sensing[J]. Journal of Hebei Normal University: Natural Science Edition, 2016(3): 267—271. (in Chinese with English abstract)
- [5] 王丽爱, 谭昌伟, 杨昕, 等. 基于MK-SVR模型的小麦叶面积指数遥感反演[J]. 农业机械学报, 2015, 46(5): 245—

251.  
Wang Liai, Tan Changwei, Yang Xin, et al. Monitoring wheat leaf area index using MK-SVR algorithmic model and remote sensing data[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2015, 46(5): 245—251. (in Chinese with English abstract)
- [6] 解毅, 王鹏飞, 王蕾, 等. 基于作物及遥感同化模型的小麦产量估测[J]. 农业工程学报, 2016, 32(20): 179—186.  
Xie Yi, Wang Pengfei, Wang Lei, et al. Estimation of wheat yield based on crop and remote sensing assimilation models[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2016, 32(20): 179—186. (in Chinese with English abstract)
- [7] Chen Y, Zhang Z, Tao F L. Improving regional winter wheat yield estimation through assimilation of phenology and leaf area index from remote sensing data[J]. European Journal of Agronomy, 2018, 101: 163—173.
- [8] 赵天舸, 于瑞宏, 张志磊, 等. 湿地植被地上生物量遥感估算方法研究进展[J]. 生态学杂志, 2016, 35(7): 1936—1946.  
Zhao Tianke, Yu Ruihong, Zhang Zhilei, et al. Estimation of wetland vegetation aboveground biomass based on remote sensing data: A review[J]. Chinese Journal of Ecology, 2016, 35(7): 1936—1946. (in Chinese with English abstract)
- [9] Shibayama M, Akiyama T. Seasonal visible, near-infrared and mid-infrared spectra of rice canopies in relation to LAI and above-ground dry phytomass[J]. Remote Sensing of Environment, 1989, 27(2): 119—127.
- [10] 侯学会, 牛铮, 黄妮, 等. 小麦生物量和真实叶面积指数的高光谱遥感估算模型[J]. 国土资源遥感, 2012, 24(4): 30—35.  
Hou Xuehui, Niu Zheng, Huang Ni, et al. The hyperspectral remote sensing estimation models of total biomass and true LAI of wheat[J]. Remote Sensing for Land & Resources, 2012, 24(4): 30—35. (in Chinese with English abstract)
- [11] 刘琼阁, 彭道黎, 涂云燕, 等. 基于偏最小二乘的森林生物量遥感估测[J]. 东北林业大学学报, 2014(7): 44—47.  
Liu Qiongge, Peng Daoli, Tu Yunyan, et al. Estimating forest biomass by partial least squares regression[J]. Journal of Northeast Forestry University, 2014(7): 44—47. (in Chinese with English abstract)
- [12] 陈鹏飞, Nicolas Tremblay, 王纪华, 等. 估测作物冠层生物量的新植被指数的研究[J]. 光谱学与光谱分析, 2010, 30(2): 512—517.  
Chen Pengfei, Nicolas Tremblay, Wang Jihua, et al. New index for crop canopy fresh biomass estimation[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2010, 30(2): 512—517. (in Chinese with English abstract)
- [13] 刘俊, 毕华兴, 朱沛林, 等. 基于 ALOS 遥感数据纹理及纹理指数的柞树蓄积量估测[J]. 农业机械学报, 2014, 45(7): 245—254.  
Liu Jun, Bi Huaxing, Zhu Peilin, et al. Estimating stand volume of xylosma racemosum forest based on texture parameters and derivative texture indices of ALOS imagery[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2014, 45(7): 245—254. (in Chinese with English abstract)
- [14] Gu Z, Ju W, Lin L, et al. Using vegetation indices and texture measures to estimate vegetation fractional coverage (VFC) of planted and natural forests in Nanjing city, China[J]. Advances in Space Research, 2013, 51(7): 1186—1194.
- [15] Sarker L R, Nichol J E. Improved forest biomass estimates using ALOS AVNIR-2 texture indices[J]. Remote Sensing of Environment, 2011, 115(4): 968—977.
- [16] 曹庆先, 徐太平, 鞠洪波. 基于 TM 影像纹理与光谱特征的红树林生物量估算[J]. 林业资源管理, 2010(6): 102—108.  
Cao Qingxian, Xu Daping, Ju Hongbo, et al. The biomass estimation of mangrove community based on the textural features and spectral information of TM images[J]. Forest Resources Management, 2010(6): 102—108. (in Chinese with English abstract)
- [17] 牧其尔, 高志海, 包玉海, 等. 植被指数纹理特征信息估测稀疏植被生物量[J]. 遥感信息, 2016(1): 58—63.  
Mu Qier, Gao Zhihai, Bao Yuhai, et al. Estimation of sparse vegetation biomass based on grey-level co-occurrence matrix of vegetation indices[J]. Remote Sensing Information, 2016(1): 58—63. (in Chinese with English abstract)
- [18] 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, 51(16): 3060—3073.  
Liu Chang, Yang Guijun, Li Zhenhai, et al. Biomass estimation in winter wheat by UAV spectral information and texture information fusion[J]. Scientia Agricultura Sinica, 2018, 51(16): 3060—3073. (in Chinese with English abstract)
- [19] Lee K J, Lee B W. Estimation of rice growth and nitrogen nutrition status using color digital camera image analysis[J]. European Journal of Agronomy, 2013, 48(3): 57—65.
- [20] Ma J C, Li Y X, Chen Y Q, et al. Estimating above ground biomass of winter wheat at early growth stages using digital images and deep convolutional neural network[J]. European Journal of Agronomy, 2019, 103: 117—129.
- [21] Lu N, Zhou J, Han Z X, et al. Improved estimation of aboveground biomass in wheat from RGB imagery and point cloud data acquired with a low-cost unmanned aerial vehicle system[J]. Plant Methods, 2019, 15: 1—16.
- [22] Liu T, Li R, Jin X L, et al. Evaluation of Seed Emergence Uniformity of Mechanically Sown Wheat with UAV RGB Imagery[J]. Remote Sensing, 2017, 9: 1—15.
- [23] 陈雯. 基于无人机图像的小麦出苗均匀度评价[D]. 扬州: 扬州大学, 2018.  
Chen Wen. Evaluation of Seed Emergence Uniformity of Wheat Based on UAV Image[D]. Yangzhou: Yangzhou University, 2018. (in Chinese with English abstract)
- [24] Gitelson A A, Stark R, Grits U, et al. Vegetation and soil lines in visible spectral space: A concept and technique for remote estimation of vegetation fraction[J]. International Journal of Remote Sensing, 2002, 23(13): 2537—2562.
- [25] Mao D, Wu X, Deppong C, et al. Negligible role of antibodies and c5 in pregnancy loss associated exclusively with c3-dependent mechanisms through complement alternative pathway[J]. Immunity, 2003, 19(6): 813—822.
- [26] Woebbecke D M, Meyer G E, Von B K, et al. Plant species identification, size, and enumeration using machine vision techniques on near-binary images[J]. Proceedings of SPIE-The International Society for Optical Engineering, 1993, 1836.
- [27] Louhaichi M, Borman M, Johnson D. Spatially located platform and aerial photography for documentation of grazing impacts on wheat[J]. Geocarto International, 2001, 16(1): 6.
- [28] Tucker P W, Jr H E, Cotton F A. Staphylococcal nuclease reviewed: A prototypic study in contemporary enzymology[J]. Molecular & Cellular Biochemistry, 1979, 23(2): 67—86.
- [29] Bendig J, Kang Y, 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: 79—87.
- [30] Haralick R M, Shanmugam K, Dinstein I. Textural features for image classification[J]. IEEE Transactions on Systems Man & Cybernetics, 1973, 3(6): 610—621.

- [31] 裴浩杰, 冯海宽, 李长春, 等. 基于综合指标的冬小麦长势无人机遥感监测[J]. 农业工程学报, 2017, 33(20): 74—82.  
Pei Haojie, Feng Haikuan, Li Changchun, et al. Remote sensing monitoring of winter wheat growth with UAV based on comprehensive index[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2017, 33(20): 74—82. (in Chinese with English abstract)
- [32] 刘帅兵, 杨贵军, 景海涛, 等. 基于无人机数码影像的冬小麦氮含量反演[J]. 农业工程学报, 2019, 35(11): 75—85.  
Liu Shuaibin, Yang Guijun, Jing Haitao, et al. Retrieval of winter wheat nitrogen content based on UAV digital image[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2019, 35(11): 75—85. (in Chinese with English abstract)
- [33] Cen H Y, Wan L, Zhu J P, et al. Dynamic monitoring of biomass of rice under different nitrogen treatments using a lightweight UAV with dual image-frame snapshot cameras[J]. Plant Methods, 2019, 15: 1—16.
- [34] Fernandez-Gallego J A, Kefauver S C, Vatter T, et al. Low-cost assessment of grain yield in durum wheat using RGB images[J]. European Journal of Agronomy, 2019, 105: 146—156.
- [35] 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 Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2019, 35(11): 63—74. (in Chinese with English abstract)
- [36] 陈鹏飞, 梁飞. 基于低空无人机影像光谱和纹理特征的棉花氮素营养诊断研究[J]. 中国农业科学, 2019, 52(13): 2220—2229.  
Chen Pengfei, Liang Fei. Cotton nitrogen nutrition diagnosis based on spectrum and texture feature of images from low altitude unmanned aerial vehicle[J]. Scientia Agricultura Sinica, 2019, 52(13): 2220—2229. (in Chinese with English abstract)
- [37] Yue J B, Yang G J, Tian Q J, et al. Estimate of winter-wheat above-ground biomass based on UAV ultrahighground-resolution image textures and vegetation indices[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2019, 150: 226—244.

## Study on correlation of wheat biomass and yield with UAV image characteristic parameters

Yang Jun<sup>1,2</sup>, Ding Feng<sup>3</sup>, Chen Chen<sup>1,2</sup>, Liu Tao<sup>1,2</sup>, Sun Chengming<sup>1,2\*</sup>, Ding Dawei<sup>3</sup>, Huo Zhongyang<sup>1,2</sup>

(1. Jiangsu Key Laboratory of Crop Genetics and Physiology/Jiangsu Key Laboratory of Crop Cultivation and Physiology, Agricultural College of Yangzhou University, Yangzhou 225009, China; 2. Jiangsu Co-Innovation Center for Modern Production Technology of Grain Crops, Yangzhou University, Yangzhou 225009, China; 3. Zhangjiagang agricultural experimental station, Zhangjiagang 215636, China)

**Abstract:** In order to determine the correlation between UAV image information and wheat biomass and yield, based on the field experiments of different planting densities, different nitrogen fertilizer levels and different varieties, the RGB images of field wheat at main growth stages were obtained by using UAV aerial photography in this study. The color and texture characteristic parameter values of the wheat images were obtained by image processing, and the wheat biomass and final yield were obtained by field sampling, and then the relationship between the wheat biomass, yield and different index of color and texture feature parameters was analyzed. The results showed that the 8 color indexes such as normalized difference index (NDI), Extra green vegetation index (ExG), visible light atmospheric resistant vegetation index (VARI), extra red vegetation index (ExR), green leaf vegetation index (GLI), extra green-red difference index (ExGR), modified green-red vegetation index (MGRVI), red, green and blue vegetation index (RGBVI) and 4 texture feature parameters such as angular second moment (ASM), contrast (CON), correlation (COR) and entropy (ENT) could be extracted from UAV images. The correlation between the biomass, yield and various color index at wheat jointing stage and booting stage was high. The correlation between all color indexes and biomass at the jointing stage reached an extremely significant level, and the correlation coefficient between ExGR and biomass was the highest, the correlation coefficient was 0.911. Except for RGBVI, all the other indexes reached a significant or extremely significant correlation at booting stage, among which MGRVI had the highest correlation and the correlation coefficient was 0.817. The correlation trend between color indexes and yield were consistent with that of biomass. The correlation between the color index and biomass and yield at early wintering stage and flowering stage were slightly lower than that at jointing stage and booting stage. Among the wheat texture parameters, only ASM and ENT at early wintering stage and CON and COR at jointing stage and CON at booting stage had a significant or extremely significant correlation with biomass, among which COR had the highest correlation (negative correlation) and the correlation coefficient was -0.574. CON and COR at jointing stage and CON, COR and ENT at booting stage had a significant or extremely significant correlation with yield, among which COR at jointing stage had the highest correlation (negative correlation) with the correlation coefficient of -0.530. After combining color index and the texture feature parameters, the correlation of these parameters with wheat biomass and yield were all improved. Among them, the biomass correlation increased by 0.27%, 0.11%, 8.81% and 2.65% respectively in the 4 stages, and the yield correlation increased by 7.05%, 0.72%, 0.58% and 0.12% respectively in the 4 stages. Therefore, combining the color index of UAV image with the texture feature parameters can improve the estimation accuracy of wheat biomass and yield.

**Keywords:** UAV; digital image; color index; textural feature; wheat; biomass; yield