

doi: 10.6046/gtzyyg.2020.04.16

引用格式: 王伟,王新盛,姚婵,等.基于无人机影像的小麦植株密度估算方法研究[J].国土资源遥感,2020,32(4):111-119.  
(Wang W, Wang X S, Yao C, et al. Estimation of wheat planting density using UAV image [J]. Remote Sensing for Land and Resources, 2020, 32(4): 111-119.)

# 基于无人机影像的小麦植株密度估算方法研究

王伟<sup>1,2</sup>, 王新盛<sup>1,2</sup>, 姚婵<sup>1,2</sup>, 金添<sup>1,2</sup>, 郭佳昱<sup>1,2</sup>, 苏伟<sup>1,2</sup>

(1. 中国农业大学土地科学与技术学院, 北京 100083; 2. 农业农村部农业灾害遥感重点实验室, 北京 100083)

**摘要:** 小麦是密植型作物,每亩地的播种量近 20 kg,冬小麦植株密度的高低会直接影响最终产量,因此,实时监测小麦植株密度是保证小麦产量的重要途径。目前,获取小麦植株密度的主要方式是以人工测量为主,费时、费力。本文利用大疆悟 2 无人机(unmanned aerial vehicle, UAV)搭载禅思 X4S 相机,分架次获取小麦种植区的高分辨率可见光影像,基于无人机影像提取小麦覆盖度,并建立小麦覆盖度与植株密度之间的关系,从而实现基于 UAV 影像的小麦植株密度的快速获取。实验表明:①利用改进的 HSI 颜色模型提取小麦覆盖度比传统目视估测、人工计数等分类方法提高了提取精度及效率,克服了不同架次无人机影像的光照条件差异以及阴影的影响;②苗期、越冬期和返青期小麦覆盖度与植株密度之间都具有较高的相关性,其中,基于无人机影像提取的覆盖度与小麦植株密度的相关系数  $R^2$  在 3 个生育期分别为 0.737 9, 0.898 1 和 0.897 6。利用牛腾雨村样本对关系模型的验证结果显示,基于所建立的关系模型的反演结果与实测值之间也具有较好的相关性,  $R^2$  达到了 0.919 8。

**关键词:** 小麦; 无人机影像; 覆盖度; 植株密度; HSI 颜色模型; Hough 变换

**中图分类号:** TP 79 **文献标志码:** A **文章编号:** 1001-070X(2020)04-0111-09

## 0 引言

我国是世界上最大的小麦生产国,小麦产量占全国粮食总产量的 22%~30%<sup>[1]</sup>,保证小麦的稳产、高产具有重要的社会意义<sup>[2]</sup>。在实际生产中,冬小麦的种植密度是否合理,与冬小麦产量的高低息息相关<sup>[3]</sup>。小麦的植株密度对小麦产量影响分为 2 个方面,当小麦密度过高会降低养分的有效性,加剧植物种内竞争,进一步影响生长发育,降低产量<sup>[4]</sup>;另一方面,当小麦植株密度过低,稀疏的种植密度虽然可以保证个体植物的充分发育,但是由于小麦株数有限,同样不能保证产量的提高。目前对小麦植株密度的获取还主要以人工实地测量为主,选定一定长度的小麦垄(通常为 0.5~1 m),依靠人工统计的方式测定小麦株数,然后统计整片区域小麦的平均垄间距,通过局部反映整体的思想,推算单位面积(一般为 1 亩,即约 666.67 m<sup>2</sup>)内小麦幼苗株数。这种方法费时、费力,且作业环境恶劣。比如,在小麦主产区的山

东省、河南省等地区,冬季气温都在 0℃ 以下,实验人员需要在大田中连续工作四五个小时才能完成一个实验田的统计工作。因此,迫切需要寻找一种能够实时、快速、无损的估算小麦植株密度的方法,从而减少劳动量,并提高效率。

小麦的植株密度与小麦的覆盖度密切相关。植被覆盖度一直是农学家、生态学家特别关心的一个参数<sup>[5]</sup>。卫星遥感是快速获取大范围内农作物信息的有效技术手段,是作物覆盖度估算的理想数据来源<sup>[6]</sup>。但相较于无人机影像来说,卫星影像的空间分辨率较低,比较适用于大面积均一的作物覆盖度估算,对于我国多数地区地块零散的情况来说精度不够。无人机可以获得 cm 级的影像<sup>[7-10]</sup>,具有高效、高空间分辨率、低成本、低风险、机动灵活等特点,在农作物分类、表型信息提取、农业灾害监测、农艺参数提取等领域<sup>[11-12]</sup>逐渐得到应用。许多研究表明,图像分析技术可以用来估测小麦的覆盖度<sup>[13-18]</sup>。李冰等<sup>[19]</sup>基于低空无人机遥感实现了对冬小麦覆盖度变化的长时间监测;牛亚晓等<sup>[20]</sup>使

收稿日期: 2019-11-18; 修订日期: 2020-05-20

基金项目: 国家自然科学基金项目“联合时序遥感影像和地基激光雷达的玉米生长过程监测方法研究”(编号: 41671433)和国家重点研发计划项目“粮食丰产增效科技创新”(编号: 2017YFD0300903)共同资助。

第一作者: 王伟(1987-),男,硕士研究生,主要从事农业遥感应用研究。Email: wangwei007@cau.edu.cn。

通信作者: 苏伟(1979-),女,教授,博士生导师,主要从事农业遥感应用研究。Email: suwei@cau.edu.cn。

用无人机多光谱遥感采集系统实现了冬小麦覆盖度的提取。当前使用比较广泛的无人机提取覆盖度方式是通过植被指数方法,多采用多光谱影像数据,增加了影像获取的条件限制及难度。因此本研究探索基于无人机 RGB 影像的小麦植株密度估算方法,目的是寻找一种适合无人机 RGB 影像的快速提取小麦植株密度的方法。

由于 RGB 影像各波段之间的相关性,在对 RGB 影像进行处理时容易造成图像失真现象,而 HSI 颜色模型因其色调分量、饱和度分量和亮度分量之间相互独立性,经常将 RGB 颜色模型转换为 HSI 颜色模型,方便后期处理。宋瑞霞等<sup>[21]</sup>在处理雾天的图像时将 RGB 图像模型转为 HSI 颜色模型,从而解决了传统去雾技术对图像信息保留不完整、清晰度不高的问题;茅正冲等<sup>[22]</sup>利用 HSI 颜色模型的玉米雄穗识别

算法,能够有效降低误检率,提高分割精度。

## 1 研究区概况与数据源

### 1.1 研究区概况

山东省位于黄淮冬麦区北片,小麦面积和总产量皆居全国第 2 位,年播种面积约  $4 \times 10^6 \text{ hm}^2$ ,总产量约  $2.2 \times 10^{10} \text{ kg}$ 。研究区位于山东省滨州市阳信县商店镇大韩村和牛腾雨村(图 1),利用大韩村的地面实测小麦植株密度数据,结合基于无人机影像提取的植被覆盖度数据,建立研究区内的小麦植株密度估算模型,并利用牛腾雨村的地面实测数据进行估算模型的精度验证。研究区内小麦播种日期为 2017 年 10 月 1—20 日之间,全部采用机械播种方式,行间距约为 16 cm。

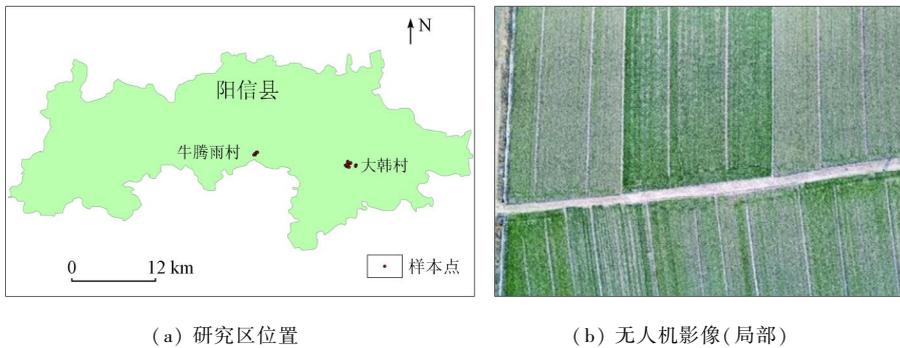


图 1 研究区及无人机影像(局部)  
Fig. 1 Study area and zoomed UAV image

### 1.2 无人机影像获取

无人机影像采集时间为 2017 年 11 月 1 日、2017 年 12 月 13 日和 2018 年 3 月 31 日,分别对应小麦苗期、越冬期和返青期。11 月 1 日和 12 月 13 日小麦处于 3—5 叶期,比较适合小麦的缺苗补种,3 月 31 日为小麦返青期,既可以对小麦在越冬期的冻死情况进行比较,也可以对小麦的最终产量进行估测。无人机高分辨率影像采集设备为大疆悟 2 无人机搭载禅思 X4S 云台相机,2 000 万像素,相机校准及无人机航线规划采用 IPAD 端的 DJI GS pro 地面

站软件。11 月 1 日实验飞行高度为 50 m,但是在后期处理中发现影像空间分辨率较低,因此之后实验中飞行高度调整为 20 m,航向重叠以及旁向重叠为 80%。

无人机影像获取时间及飞行参数如表 1 所示。无人机影像拼接采用 Pix4Dmapper 软件,分架次进行拼接操作,拼接完成后输出数字正射影像。根据每个实验田的 GPS 定位信息对拼接后的影像进行裁剪,裁剪出定位点对应的地块,用于对研究区影像进行二值化处理,提取小麦覆盖度。

表 1 无人机影像获取时间及飞行参数

Tab. 1 Time and flight parameters for UAV image acquisition

获取时间	生育期	高度/m	速度/(m s <sup>-1</sup> )	拍照间隔/s	影像分辨率/cm	飞行架次/架次	采样点数/个
2017 年 11 月 1 日	苗期	50	5	1.5	1	4	17(大韩村)
2017 年 12 月 13 日	越冬期	20	3	1	0.5	16	30(大韩村),7(牛腾雨村)
2018 年 3 月 31 日	返青期	20	3	1	0.5	12	17(大韩村)

### 1.3 地面实测数据获取

地面实测数据采集与无人机影像获取同步进行,首先在每块实验田内均匀选取 6 个实验点,选取原则为实验田的 4 个角及中部区域均匀分布。每个

实验点取长度为 0.5 m 的单垄小麦,采用人工计数方式统计每个实验点小麦的苗数,图 2 为利用数码相机从小麦冠层正上方拍摄的不同覆盖度的照片,分别代表 3 个时期同一地块的小麦苗数与覆盖度随

时间的变化情况。然后,利用传统方法根据每块实验田的平均垄间距,计算出整块实验田的小麦株数。采样的同时使用 GPS 移动站对每个实验田进行差

分定位,以便将采样地块与无人机影像一一对应,差分服务采用千寻位置 cm 级差分服务(www.qxwz.com)。

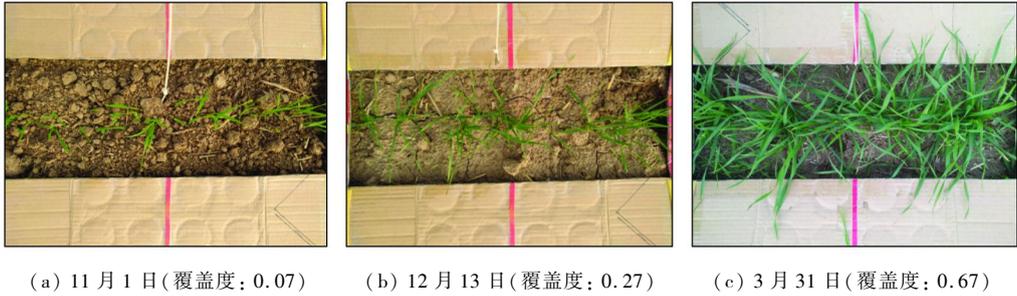


图 2 地面样方实测

Fig. 2 In-situ taken picture of wheat plants

## 2 研究方法

基于预处理后的无人机影像计算小麦植株覆盖

度,并建立覆盖度与植株密度之间的关系模型,从而估算整个研究区内的小麦植株密度,并计算缺苗率,给出补种建议,具体流程如图 3 所示。

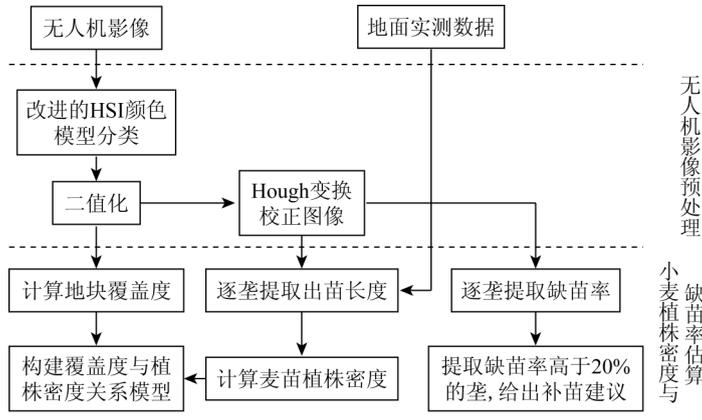


图 3 基于无人机影像的小麦植株密度估算及缺苗率建议流程

Fig. 3 Workflow for estimating wheat plant density and seedling deficiency rate using UAV image

### 2.1 基于无人机影像的小麦覆盖度提取方法

由于小麦覆盖度与小麦植株密度之间存在相关关系,利用提取小麦覆盖度的方法近似估算小麦植株密度。本研究中小麦覆盖度通过计算成像视场中小麦植株像素与裸地像素的比值来实现。提取小麦覆盖度的关键在于能否准确区分小麦和裸地,因此无人机影像二值化的准确度尤为重要。常用的颜色模型有 2 类:一类是面向硬件设备的颜色模型,如彩色显示器使用的 RGB 模型和彩色打印机使用的 CMYK 模型;另一类是面向视觉感知的颜色模型,如 HSI 模型。RGB 模型的颜色影像用 R,G,B 这 3 个波段表示,以不同强度红、绿、蓝通道的光混合产生不同的彩色;HSI 模型的彩色影像以色度、饱和度和亮度 3 个特征表达不同的彩色信息。无人机可

见光遥感影像基于 RGB 模型,将红光波段、绿光波段和蓝光波段 3 波段按真彩色模式表达彩色信息,能够真实再现地物颜色,但红光波段、绿光波段和蓝光波段的波谱信息具有较强的相关性,不利于影像的颜色分类。HSI 彩色模型中的 3 个特征不具有相关性,色度表示颜色的种类,饱和度表示颜色的鲜艳程度,亮度表示颜色的明暗程度。其中亮度与物体反射率成正比,与影像的彩色信息无关。由于无人机影像的获取时间不同,晴天和阴天的不同架次无人机影像之间存在较大的亮度差异。而 HSI 颜色模型中亮度对色调的影响不大,因此选择采用 HSI 颜色模型适合于对不同时间获取的无人机影像进行作物识别。HSI 色彩空间和 RGB 色彩空间之间的转换公式为:

$$H = \begin{cases} \arccos \left[ \frac{(R - G) + (R - B)}{2 \sqrt{(R - G)^2 + (R - B)(G - B)}} \right] & B \leq G \\ 2\pi - \arccos \left[ \frac{(R - G) + (R - B)}{2 \sqrt{(R - G)^2 + (R - B)(G - B)}} \right] & B > G \end{cases}, \quad (1)$$

$$S = 1 - \frac{3}{(R + G + B)} \min(R, G, B) \quad , \quad (2)$$

$$I = (R + G + B)/3 \quad , \quad (3)$$

式中:  $R, G, B$  分别表示 RGB 彩色模型中红光、绿光、蓝光波段, 转换前需要将  $R, G, B$  的值归一化到  $[0, 1]$  范围内;  $H, S, I$  分别表示 HSI 彩色模型中的色度、饱和度、亮度 3 个分量。在 HSI 颜色模型中, 纯绿色  $(0, 255, 0)$  所对应的  $H = 120^\circ, S = 1$ 。但是在无人机影像中, 由于受到影像获取时光线、小麦品种以及生长状态的差异影响, 小麦植株的颜色未必是纯绿色, 所以需要  $H$  在一定范围内进行提取, 一般为黄色和青色之间。另外, 饱和度  $S$  越大, 所表示的颜色就越接近纯色, 而饱和度越小, 所表示的颜色越接近纯灰色。因此,  $S$  也需要在一定的范围内进行提取。为了准确地将植被与裸地区分出来, 本研究首先在 HSI 影像上对小麦像素进行取样, 随机取

$$P(x, y) = \begin{cases} 1 & 85^\circ < H < 200^\circ \text{ 且 } S \geq 0.177 \text{ 且 } I' \geq m \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad , \quad (6)$$

式中  $m$  为超绿特征  $I'$  分量的均值。

## 2.2 基于地面测量的小麦植株密度估算

小麦植株密度的估算是根据地面实测数据与样本苗长度和平均垄间距粗略计算得出, 即

$$N = 666.667 \frac{n}{0.5K} \quad , \quad (7)$$

式中:  $N$  表示小麦植株密度, 即单位面积的小麦苗数;  $n$  表示  $0.5 \text{ m}$  样方的小麦平均苗数;  $K$  为小麦平均垄间距。在仅靠实地样本苗数的情况下, 这种方法可以粗略估算小麦株数密度, 但是没法消除小麦缺苗带来的误差。实验过程中, 在 11 月 1 日、12 月 13 日 2 次实验时, 小麦存在较大的缺苗情况, 如果无法消除缺苗带来的误差, 则必然会影响到估算模型的准确性。因此, 对于小麦缺苗比较明显的田块, 本研究通过将无人机影像与地面实测数据结合估算出较为准确的小麦植株密度, 具体方法是通过影像处理方法去除小麦每一垄中缺苗的长度。小麦作为行播作物, 为了实现出苗长度提取, 需要在无人机影像上识别出小麦植株行, Hough 变换是最常用的直线识别方法之一<sup>[23-24]</sup>。基于 Hough 变换的直线检测原理是直角坐标系中的所有直线都可以用极坐标系下的距离和角度来表示, 将影像空间中的直线变换到参数空间中, 则同一条直线上所有点对应的极坐标下数组  $(\rho, \theta)$  完全相同, 因此可以根据数组  $(\rho, \theta)$  出现概率的大小将直线表示出来。具体方法是

样 300 个小麦像素统计  $H$  和  $S$  分量的分布范围。统计结果表明, 无人机影像中小麦的  $H$  分量范围为  $85^\circ \sim 200^\circ$  之间,  $S$  分量的取值范围为  $S \geq 0.177$ 。 $I$  分量对色调的影响不大, 因此对  $I$  分量不做限制。基于 HSI 模型的二值化运算公式为:

$$P(x, y) = \begin{cases} 1 & 85^\circ < H < 200^\circ \text{ 且 } S \geq 0.177 \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad , \quad (4)$$

式中  $P(x, y)$  表示二值化后的像素值。由于 HSI 颜色模型的分类方法仅是基于色度和饱和度对小麦和裸地进行区分, 因而对阴影区域不太敏感。所以, 本研究采用改进的 HSI 颜色模型进行样本分类, 即将 HSI 模型中不参与计算的  $I$  分量换为超绿特征  $2G - R - B$ , 然后利用超绿特征对阴影的敏感特性有效去除阴影区域。改进 HSI 颜色模型的转换公式及二值化运算公式分别为:

$$I' = 2G - R - B \quad , \quad (5)$$

对于每一个特征点  $(x, y)$ , 从  $\theta = -90^\circ$  开始以  $0.1^\circ$  为间隔至  $\theta = 90^\circ$  将通过该点的所有直线用数组  $(\rho, \theta)$  表示出来, 则所有特征点都对应极坐标系中的一条正弦曲线。然后, 使用累加器统计所有数组  $(\rho, \theta)$  出现的次数, 出现的次数越多则说明该直线存在的可能性越大。Hough 变换的公式为:

$$\rho = x \cos \theta + y \sin \theta \quad , \quad (8)$$

式中:  $\rho$  表示直线距离原点的垂直距离;  $\theta$  表示  $\rho$  与  $x$  轴的夹角。

由于小麦垄线并非完全水平 (图 4(a)), 因此, 首先采用 Hough 变换方法, 求得小麦垄线所对应的角度  $\theta = -88.1^\circ$ , 校正后的影像中小麦垄线水平, 如图 4(b); 然后, 根据地块平均垄间距, 对影像进行垄分割, 提取出每一垄 (图 4(c)); 其次, 对每一垄垂直方向的所有像素值求和, 如图 4(d), 从图中可以看出和为 0 的位置即为缺苗位置, 采用这种方法将缺苗长度去除。最后, 根据地面人工测量的  $0.5 \text{ m}$  长度的小麦苗数均值计算整个样本区域的小麦植株密度, 即

$$N = \frac{\sum_{i=0}^n \frac{n}{0.5} L_i}{A} \quad , \quad (9)$$

式中:  $L_i$  为小麦第  $i$  垄中出苗的长度;  $A$  为实验田的总面积。

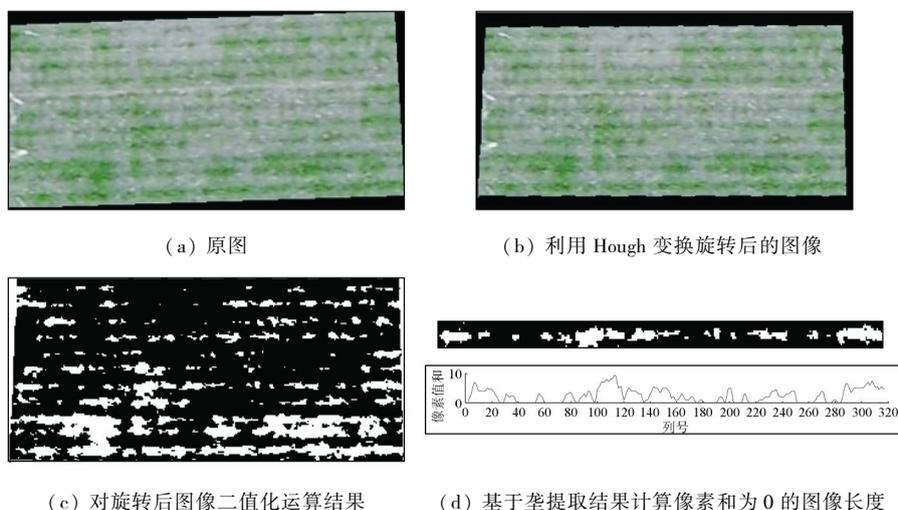


图4 基于无人机影像结合地面实测数据的小麦植株密度估算过程

Fig. 4 Process of wheat plant density estimation based on UAV images and field data

### 2.3 小麦缺苗率计算

缺苗率可用于定量评价缺苗的状况,后期小麦种植管理中可根据缺苗率的大小决定是否需要补种。鉴于小麦作为行播作物,本研究中将缺苗长度与垄总长度的比值作为小麦的缺苗率,计算公式为:

$$V = \frac{l}{L} \times 100\% \quad (10)$$

式中:  $l$  为缺苗长度;  $L$  为垄总长度;  $V$  为缺苗率。

## 3 估算结果与分析

### 3.1 基于覆盖度的小麦苗数估算的可行性评价

基于44个地块的264个地面样本的照片,利用图像处理方法计算样本平均覆盖度,并与实测小麦平均苗数之间进行回归分析,以评价基于覆盖度估算苗数的可行性,分析结果如图5所示。从图5中可以看出采样样本的覆盖度与平均苗数之间存在较高的相关关系,  $R^2$  达到了0.8157,这说明了利用小麦覆盖度估算小麦植株密度的可行性。

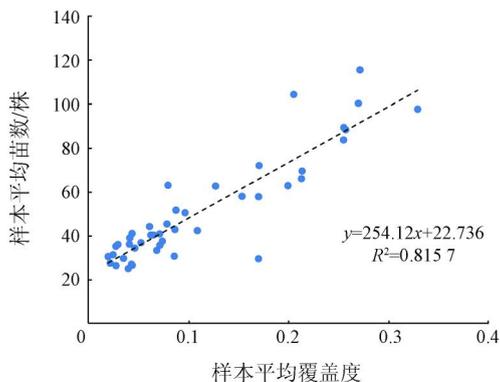


图5 小麦覆盖度与地面实测苗数的相关关系

Fig. 5 Correlation between the computed vegetation coverage and the measured plants

### 3.2 基于改进的HSI颜色模型提取的小麦覆盖度与小麦植株密度的关系

针对部分样本缺苗严重的情况,采用基于无人机影像的估算方法去除缺苗长度。传统方法(式(7))是通过计算平均垄间距从而计算单位面积小麦的苗数,而本文方法(式(9))是以统计样本区域小麦出苗长度为依据。为了比较2种方法的准确性,对3次实验中缺苗严重的样本分别采用这2种方法计算小麦植株密度,其中3次实验样本中明显缺苗的样本数分别为6个、8个和3个,分别占总样本数的46%、25%和15%,对比结果如图6所示。图6(a)—(c)是利用传统方法计算平均垄间距得到的11月1日、12月13日和3月31日植株密度与覆盖度之间的相关关系,图6(d)—(f)是基于本文方法Hough变换后的无人机影像去除缺苗长度后的植株密度与覆盖度之间的相关关系。图6(a)表明:在11月1日,小麦覆盖度与小麦植株密度之间的相关性很低,  $R^2$  为0.3488,这时小麦刚刚出苗,还处在分蘖期,尚未形成簇,覆盖度基本都在0.1以下。且由于该次无人机影像获取时飞行高度为50m,分辨率较低,这在一定程度上影响了小麦覆盖度提取的精度,此外该次实验采样较少也是影响实验结果的一个重要因素。但是对比图6(d)的结果可以看出,经过本文方法去除缺苗长度后计算的小麦苗数与小麦覆盖度之间的相关性明显提高,  $R^2$  达到了0.7379,这既说明了小麦覆盖度与小麦苗数之间具有较强的相关性,完全可以利用覆盖度推算小麦的植株密度情况;也说明在前期小麦缺苗较为严重的情况下仅仅使用计算平均垄间距计算的小麦苗数存在较大的误差,并不能准确反映小麦真实的植株密度状况。

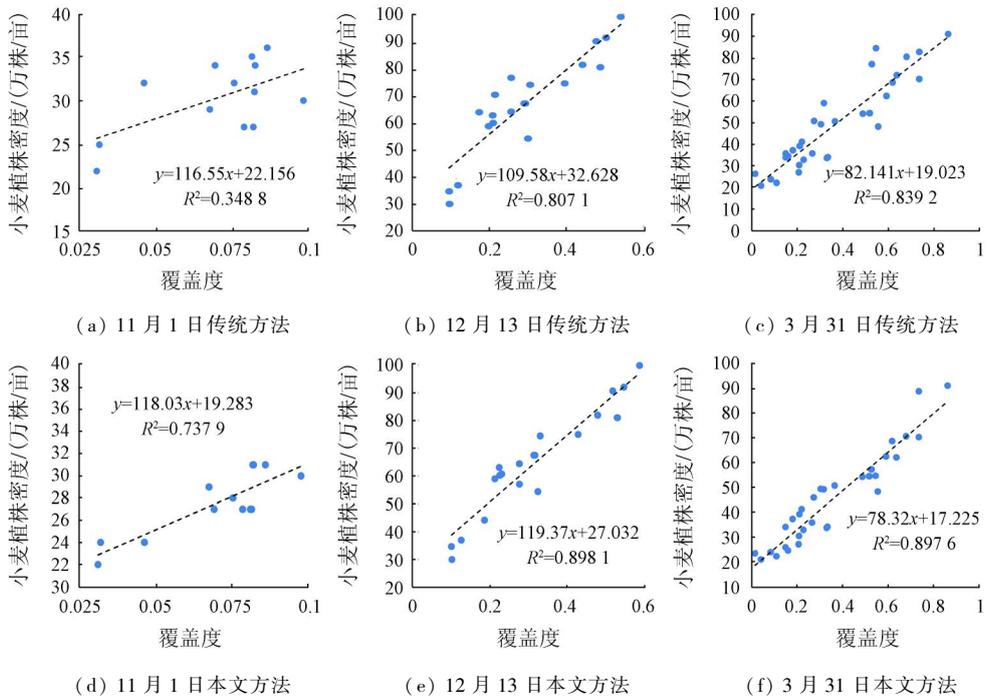


图6 基于平均垄间距和基于无人机影像估算缺苗的小麦覆盖度与植株密度的相关关系

Fig. 6 Correlation between wheat coverage and planting density using average ridge spacing and UAV image

从12月13日(图6(b)和(e))和3月31日(图6(c)和(f))实验结果可以看出小麦覆盖度与小麦植株密度具有较高的相关性,相关系数 $R^2$ 分别为0.8071,0.8981和0.8392,0.8976。这2次的实验时间为小麦越冬期和返青期,越冬期到返青期这段时期内的小麦生长缓慢,植株变化不大。由于在这2次实验时小麦的缺苗状况明显减少,所以这2次实验使用2种不同方法(式(7)和式(9))得到的实验结果相差不大。3次实验小麦的覆盖度最大值分别约为0.1,0.6和0.8,覆盖度随着小麦的生长增长明显,且越冬期前后覆盖度增速减缓,越冬期小麦生长基本处于停滞状态,但是由于受小麦播种时间的影响,部分播种较晚的小麦在春季气温升高以后会继续分蘖,因而小麦覆盖度和植株密度会在越冬期后继续增大。从图6(f)中相关性曲线的斜率明显低于图6(e)也可以看出,随着小麦的生长,相同覆盖度所对应的小麦植株密度减少。3次实验相关关系所对应的均方根误差(root mean square error, RMSE)分别为1.553万株/亩,6.275万株/亩和6.149万株/亩。随着小麦苗数的增大, RMSE值逐渐增大,但误差都在实际应用的可接受范围之内,达到了农业应用要求。

对比图6(d)—(f)可以看出,在整个小麦生长的前中期,小麦覆盖度与小麦的植株密度之间都有很强的相关关系,均可以通过无人机影像来估算小麦的植株密度。由于小麦的补种需要在小麦5叶期之前完成,通过对样本的平均叶片数进行统计,11

月1日和12月13日2次实验中平均叶片数小于等于3的样本概率分别为94%和52%,因此可以认为11月下旬到12月中旬是统计小麦株数密度评价冬小麦长势并补种缺苗的最佳时期。对比12月13日和3月31日越冬期前后2次小麦的植株密度变化,植株密度并没有太大的变化,可以认为该区域的小麦并未遭受冻害侵袭,因此基于无人机提取的小麦覆盖度也可以作为冬小麦冻害程度分析的依据。

### 3.3 小麦植株密度提取精度验证

为了验证植株密度估算的准确性,基于12月13日的地面实测数据进行了密度提取的精度评价,评价结果如图7所示。

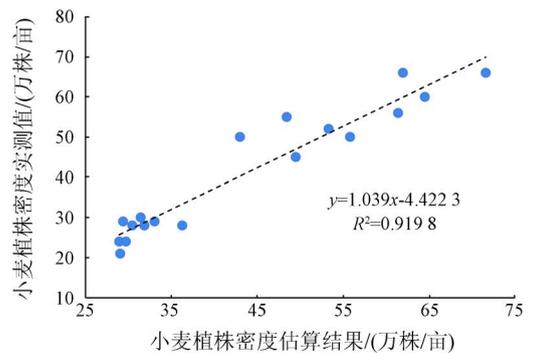


图7 小麦植株密度提取精度验证结果

Fig. 7 Accuracy of estimated wheat planting density with in-situ measured density

由于牛腾雨村的部分小麦播种日期较晚,与播种最早的样本之间相差15d左右,因此样本的小麦植株密度较多集中在20~40万株/亩,为保证验证

的准确性,采样时选择了部分长势较好,密度较高的样本进行采样。从图7中可以看出基于关系模型估算的小麦植株密度与实测植株密度之间存在较好的相关性, $R^2$ 为0.9198, $RMSE$ 为4.601万株/亩。

### 3.4 基于小麦缺苗率的缺苗补种建议

小麦植株密度估算的主要目的是为了及时发现缺苗并尽快补种,小麦的最佳密度约为30~50万株/亩,当小麦植株密度小于30万株/亩时,则可认

为该地块存在缺苗问题。然而并非所有缺苗的地方都需要补种,有研究表明,当缺失苗率大于20%时,产量将显著降低。当缺苗率小于10%时,种群分布相对均匀,通常会有较高的产量<sup>[25]</sup>。因此,只有当缺苗率大于20%时才有必要进行补种。如图8所示,第1—8行缺苗比较严重,需要进行补种,第9—11行处于正常状态。



图8 缺苗率的计算结果(局部)

Fig. 8 Calculated seedling shortage rate (zoomed)

## 4 讨论

本文提出了基于无人机影像的小麦植株密度估算及缺苗率计算方法,既提高了传统人工测量的效率,又实现了小麦缺苗状况的可视化,对冬小麦前期查缺补种以及后期产量估算提供了强有力的依据,但实验中也存在一些问题需要深入研究。

### 4.1 无人机影像获取时间

无人机影像采集时间对实验结果影响较大,在3叶期以前(如11月1日影像)小麦叶片较小,导致无人机影像中小麦识别难度增加,并且部分小麦还没有出苗,因此该时期的小麦植株密度不能反映真实的小麦生长状况。当小麦达到4-5叶期时(如12月13日影像),小麦开始分蘖,缺苗现象在无人机影像中更加明显。当小麦达到返青期时(如3月31日影像),缺苗位置会被周围植株的叶片遮挡,也就造成小麦覆盖度与植株密度的相关关系下降。因此,在小麦叶片达到5叶期之前进行无人机影像获取,在研究区山东省北部约为11月15日—12月15日之间,是利用无人机影像估算小麦植株密度的最佳时期。

### 4.2 光线的影响

无人机影像的获取时间应选择在光线比较柔和的时间,强光会导致小麦在影像中出现强烈的反光

现象,形成白色光圈,对分类结果造成误差。因此选择在阴天或者傍晚进行无人机影像采集不仅可以减少反光现象,还可以消除阴影对分类结果的影响。

### 4.3 小麦品种及田间杂草的影响

在地块的选择方面,本研究所选样本为同一品种,且大部分地块在实验前都喷洒了除草剂,因此在无人机影像中杂草较少,在小麦覆盖度的计算时忽略了杂草的影响,所以本实验中小麦植株密度以及缺苗率的估算在其他小麦品种中需要做进一步验证,且不适用于杂草较多的地块。

## 5 结论

本文针对小麦研究中需要快速、高效获取小麦植株密度的需求,基于无人机影像,通过采用改进的HSI颜色模型提取小麦覆盖度,并与苗期、越冬期和返青期小麦地面实测数据进行分析,找出了利用无人机影像提取小麦覆盖度,进而依据关系模型快速估算小麦植株密度的方法。主要结论如下:

1)利用改进的HSI颜色模型可以快速准确提取无人机影像中的小麦覆盖度,该方法既可以消除不同架次无人机影像之间的亮度差别,而且有效去除了阴影对分类结果的影响。

2)基于无人机影像估算小麦植株密度的方法比传统方法提高了效率。不仅减少了在寒冷冬季进

行野外实验的时间,除了获取无人机影像外,大部分工作都可以在室内完成,而且可以实现对小麦种植区域的高效管理。

3)从实验结果可以看出,3次实验中小麦植株密度与小麦覆盖度之间具有很好的相关性, $R^2$ 分别达到了0.737 9,0.898 1和0.897 6,说明了利用无人机影像估算小麦植株密度的方法是可行的,且具有较高的精度。不仅可以在冬小麦前期用于小麦的出苗率监测,以便进行及时查缺补种,还能在小麦生长的中后期用于小麦的冰冻灾害评估和估产。

4)基于无人机影像提取小麦植株密度的方法,不仅可以有效消除传统方法中由于缺苗引起的误差,而且还能实现小麦缺苗率的定量评价,快速定位缺苗的具体位置,根据缺苗率的大小确定是否需要及时补种,避免人工识别误差,造成种子浪费。

## 参考文献(References):

- [1] 周景博,刘亮.未来气候变化对中国小麦产量影响的差异性研究——基于Meta回归分析的定量综述[J].中国农业气象,2018,39(3):141-151.  
Zhou J B,Liu L. Study on the differences of the impact of future climate change on wheat yield in China quantitative review based on Meta regression analysis[J]. Chinese Journal of Agrometeorology,2018,39(3):141-151.
- [2] 石亚萍,蔡静平.种子发芽率快速测定方法的研究进展[J].粮油加工,2008,23(5):89-91.  
Shi Y P,Cai J P. Advances in the rapid determination of seed germination rate[J]. Grain and Oil Processing,2008,23(5):89-91.
- [3] 黄冬福.种植密度影响水稻农艺性状的研究进展[J].安徽农学通报,2012,18(1):70-71.  
Huang D F. Research progress of planting density affecting rice agronomic traits[J]. Anhui Agricultural Science Bulletin,2012,18(1):70-71.
- [4] Jin X,Li Z,Yang G,et al. Winter wheat yield estimation based on multi-source medium resolution optical and Radar imaging data and the Aqua Crop model using the particle swarm optimization algorithm[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing,2017,126:24-37.
- [5] 赵舒怡,宫兆宁,刘旭颖.2001—2013年华北地区植被覆盖度与干旱条件的相关分析[J].地理学报,2015(5):31-43.  
Zhao S Y,Gong Z N,Liu X Y. Correlation analysis between vegetation coverage and climate drought conditions in North China during 2001—2013[J]. Acta Geographica Sinica,2015(5):31-43.
- [6] 邢著荣,冯幼贵,杨贵军,等.基于遥感的植被覆盖度估算方法述评[J].遥感技术与应用,2009,24(6):849-854.  
Xing Z R,Feng Y G,Yang G J,et al. Method of estimating vegetation coverage based on remote sensing[J]. Remote Sensing Technology and Application,2009,24(6):849-854.
- [7] Yang G J,Liu J G,Zhao C J,et al. Unmanned aerial vehicle remote sensing for field-based crop phenotyping:Current status and perspectives[J]. Frontiers in Plant Science,2017,8:1111.
- [8] 孙刚,黄文江,陈鹏飞,等.轻小型无人机多光谱遥感技术应用进展[J].农业机械学报,2018,49(3):1-17.  
Sun G,Huang W J,Chen P F,et al. Advances in UAV-based multispectral remote sensing applications[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2018,49(3):1-17.
- [9] 刘建刚,赵春江,杨贵军,等.无人机遥感解析田间作物表型信息研究进展[J].农业工程学报,2016,32(24):98-106.  
Liu J G,Zhao C J,Yang G J,et al. Review of field-based phenotyping by unmanned aerial vehicle remote sensing platform[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering,2016,32(24):98-106.
- [10] 王柯,付怡然,彭向阳,等.无人机低空遥感技术进展及典型行业应用综述[J].测绘通报,2017(s1):79-83.  
Wang K,Fu Y R,Peng X Y,et al. Overview of UAV low altitude remote sensing technology and application in typical industries[J]. Bulletin of Surveying and Mapping,2017(s1):79-83.
- [11] Primicerio J,Gennaro S F D,Fiorillo E,et al. A flexible unmanned aerial vehicle for precision agriculture[J]. Precision Agriculture,2012,13(4):517-523.
- [12] Sugiura R,Tsuda S,Tamiya S,et al. Field phenotyping system for the assessment of potato late blight resistance using RGB imagery from an unmanned aerial vehicle[J]. Biosystems Engineering,2016,148:1-10.
- [13] 刘峰,刘素红,向阳.园地植被覆盖度的无人机遥感监测研究[J].农业机械学报,2014,45(11):250-257.  
Liu F,Liu S H,Xiang Y. Study on monitoring fractional vegetation cover of garden plots by unmanned aerial vehicles[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2014,45(11):250-257.
- [14] 冯海英,冯仲科,冯海霞.一种基于无人机高光谱数据的植被覆盖度估算新方法[J].光谱学与光谱分析,2017,37(11):3573-3578.  
Feng H Y,Feng Z K,Feng H X. A new method for estimating the fractional vegetation cover based on UVA hyperspectrum[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis,2017,37(11):3573-3578.
- [15] 周在明,杨燕明,陈本清.基于无人机遥感监测滩涂湿地入侵种互花米草植被覆盖度[J].应用生态学报,2016,27(12):3920-3926.  
Zhou Z M,Yang Y M,Chen B Q. Fractional vegetation cover of invasive spartina alterniflora in coastal wetland using unmanned aerial vehicle (UAV) remote sensing[J]. Journal of Applied Ecology,2016,27(12):3920-3926.
- [16] 郭震冬,顾正东,许盛,等.利用无人机技术进行社区植被覆盖率调查[J].北京测绘,2017(5):88-91.  
Guo Z D,Gu Z D,Xu S,et al. UAV-based investigation of community vegetation coverage[J]. Beijing Surveying and Mapping,2017(5):88-91.
- [17] Chen J,Yi S,Yu Q,et al. Improving estimates of fractional vegetation cover based on UAV in alpine grassland on the Qinghai-Tibetan Plateau[J]. International Journal of Remote Sensing,2016,37(8):1922-1936.
- [18] 葛静,孟宝平,杨淑霞,等.基于UAV技术和MODIS遥感数据的高寒草地盖度动态变化监测研究——以黄河源东部地区为例[J].草业学报,2017,26(3):1-12.

- Ge J, Meng B P, Yang S X, et al. Dynamic monitoring of alpine grassland coverage based on UAV technology and MODIS remote sensing data: A case study in the headwaters of the Yellow River [J]. *Acta Prataculturae Sinica*, 2017, 26(3): 1-12.
- [19] 李冰, 刘谿源, 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 B, Liu R Y, Liu S H, et al. Monitoring vegetation coverage variation of winter wheat by low-altitude UAV remote sensing system [J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2012, 28(13): 160-165.
- [20] 牛亚晓, 张立元, 韩文霆, 等. 基于无人机遥感与植被指数的冬小麦覆盖度提取方法[J]. *农业机械学报*, 2018, 49(4): 212-221.
- Niu Y X, Zhang L Y, Han W T, et al. Fractional vegetation cover extraction method of winter wheat based on UAV remote sensing and vegetation index [J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2018, 49(4): 212-221.
- [21] 宋瑞霞, 孙相东, 王小春. 基于 HSI 颜色空间和暗原色先验的去雾算法[J]. *系统科学与数学*, 2017, 37(10): 2111-2120.
- Song R X, Sun X D, Wang X C. Haze removal algorithm based on HSI color space and dark channel prior [J]. *Journal of Systems Science and Mathematical Sciences*, 2017, 37(10): 2111-2120.
- [22] 茅正冲, 孙雅慧. 基于 HSI 空间的玉米雄穗识别算法[J]. *传感器与微系统*, 2018, 37(9): 117-119.
- Mao Z C, Sun Y H. Algorithm of male tassel recognition based on HSI space [J]. *Transducer and Microsystem Technologies*, 2018, 37(9): 117-119.
- [23] Montalvo M, Pajares G, Guerrero J M, et al. Automatic detection of crop rows in maize fields with high weeds pressure [J]. *Expert Systems with Applications*, 2012, 39(15): 11889-11897.
- [24] Slaughter D C, Giles D K, Downey D. Autonomous robotic weed control systems: A review [J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2008, 61(1): 63-78.
- [25] 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(12): 1-15.

## Estimation of wheat planting density using UAV image

WANG Wei<sup>1,2</sup>, WANG Xinsheng<sup>1,2</sup>, YAO Chan<sup>1,2</sup>, JIN Tian<sup>1,2</sup>, WU Jiayu<sup>1,2</sup>, SU Wei<sup>1,2</sup>

(1. *College of Land Science and Technology, China Agricultural University, Beijing 100083, China*; 2. *Key Laboratory of Remote Sensing for Agri-Hazards, Ministry of Agriculture, Beijing 100083, China*)

**Abstract:** Wheat is a densely planted crop, and the planting volume per acre is nearly 20 kg. The plant density of winter wheat will directly affect the final yield. Therefore, real-time monitoring of wheat plant density is an important way to ensure wheat yield. At present, the main method for obtaining the plant density of wheat is mainly manual measurement, which is time-consuming and laborious. In this paper, the DJ inspire 2 UAV is equipped with a Zens X4S camera to obtain high-resolution visible light images of wheat planting areas, extract wheat coverage based on UAV images, and establish the relationship between plant density and plant density so as to achieve rapid acquisition of wheat plant density based on UAV image. Experiments show the following results: ① Using the improved HSI color model to extract wheat coverage improves accuracy and extraction efficiency compared with traditional visual estimation, manual counting and other classification methods, and overcomes differences in lighting conditions and shadows of different sorts of UAV images influences. ② There is a high correlation between wheat coverage and plant density at the seedling stage, overwintering stage and turning green stage. Among them, the correlation coefficient  $R^2$  between the coverage based on drone image and the plant density of wheat are 0.737 9, 0.898 1 and 0.897 6 in three growth stages. The verification results of the relationship model using Niutengyu Village samples show that the inversion results based on the established relationship model also have a good correlation with the measured values, and  $R^2$  reaches 0.919 8.

**Keywords:** wheat; UAV image; vegetation cover; planting density; HSI color model; Hough transform

(责任编辑: 陈理)