

doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2019.05.028

基于无人机遥感的玉米株高提取方法

张宏鸣¹ 谭紫薇¹ 韩文霆² 朱珊珊¹ 张姝茵¹ 葛晨宇¹

(1. 西北农林科技大学信息工程学院, 陕西杨凌 712100; 2. 西北农林科技大学机械与电子工程学院, 陕西杨凌 712100)

摘要: 为在玉米生长周期内, 准确、快速地掌握玉米生长信息, 通过无人机获取玉米生长阶段4期不同高清数码正射影像(Digital orthophoto map, DOM)及数字表面模型(Digital surface model, DSM), 利用K-means算法、遗传神经网络算法和骨架算法分别对DOM中的玉米区域进行提取, 生成掩膜, 与DSM套和, 获取玉米高度信息。与实地测量株高进行对比, 3种方法的 R^2 分别为0.853、0.877、0.923, RMSE分别为15.886、14.519、11.493 cm, MAE分别为13.743、11.884、8.927 cm。结果表明: 结合DOM和DSM可以较好地提取生长阶段的玉米高度。与K-means算法、遗传神经网络算法相比, 基于骨架算法提取玉米高度具有一定优势, 且精度较高。采用DOM和DSM相结合的骨架算法提取植株骨架, 为株高提取提供了一种新途径, 可为无人机遥感监测作物株高状况提供参考。

关键词: 玉米株高; 遥感; 无人机; 数码正射影像; 数字表面模型

中图分类号: TP79 文献标识码: A 文章编号: 1000-1298(2019)05-0241-10

Extraction Method of Maize Height Based on UAV Remote Sensing

ZHANG Hongming¹ TAN Ziwei¹ HAN Wenting² ZHU Shanna¹ ZHANG Shuyin¹ GE Chenyu¹

(1. College of Information Engineering, Northwest A&F University, Yangling, Shaanxi 712100, China

2. College of Mechanical and Electronic Engineering, Northwest A&F University, Yangling, Shaanxi 712100, China)

Abstract: In order to accurately and quickly grasp the growth information of maize in the growth cycle, different digital orthophoto maps (DOM) and digital surface model (DSM) in the four stages of the nutritional growth stage of maize were obtained by unmanned aerial vehicle (UAV). K-means, genetic neural network and skeleton algorithm were used to extract the maize areas in the DOM, generate masks, and combined with DSM sets to obtain the height information of maize. Compared with the field measurement of plant height, the R^2 of three methods were 0.853, 0.877 and 0.923, respectively, RMSE were 15.886 cm, 14.519 cm and 11.493 cm, respectively, MAE were 13.743 cm, 11.884 cm and 8.927 cm, respectively. The results showed that combining DOM and DSM can better extract the height value of maize in the nutritional growth stage. Compared with K-means and genetic neural network, the maize height extracted by the skeleton algorithm was highly consistent with the field measurement (R^2 was 0.923, RMSE was 11.493 cm, MAE was 8.927 cm), and the extraction accuracy was high. Skeleton extraction combining DOM and DSM provided a way to extract plant height, which can be used as a reference for monitoring maize height by UAV remote sensing.

Key words: maize height; remote sensing; UAV; digital orthophoto map; digital surface model

0 引言

农情遥感监测是以遥感技术为主对农业生产进行动态监测的过程。在整个植被时期监测作物是精准农业的先决条件, 在精准农业中占有重要地

位^[1-2]。随着遥感技术不断发展, 遥感监测作物株高成为可能。玉米在解决粮食安全、饲料保障、发展国民经济以及缓解能源危机等方面具有重要作用^[3]。玉米植株高度可以间接地反映生物量积累, 从而估算玉米产量, 是进行生产调控的重要参考因

收稿日期: 2019-01-25 修回日期: 2019-03-02

基金项目: 国家重点研发计划项目(2017YFC0403203)、国家自然科学基金项目(41771315)、宁夏回族自治区重点研发计划项目(2017BY067)和欧盟地平线2020研究与创新计划项目(GA:635750)

作者简介: 张宏鸣(1979—), 男, 教授, 博士, 主要从事空间大数据管理与区域土壤侵蚀评价研究, E-mail: zhm@nwsuaf.edu.cn

素之一。因此在生长周期内,估算玉米植株高度具有重要意义。

传统的玉米株高测量方法采用刻度尺人工测量,速度慢、工作量大且准确率较低,已不能满足农业生产需要。无人机遥感系统具有运载便利,灵活性高,作业周期短,影像数据分辨率高等一系列优点^[4],为大范围玉米株高信息的快速、准确、动态监测提供重要的技术手段,有效弥补了地面调查的部分缺陷^[5]。

文献[6-7]利用作物的3D模型对作物的高度进行计算。文献[8-9]利用高光谱数据建立植株高度估算模型。文献[10-12]通过将航空数字影像转换为作物表面模型(Digital surface model, DSM)提取作物高度。文献[13]利用数字图像处理技术处理作物图像,从图像中取得株高等长势信息。文献[14-15]利用地面激光雷达实现作物冠层高度测量。文献[16]运用机器视觉和图像处理技术间接计算出作物株高,但是这种方法仅依靠二维图像特征对植物生长信息进行测量,植株生长中的弯曲变形对测量误差影响较大,降低误差较困难。

图像分割及识别技术在农业工程领域中得到广泛运用。文献[17-18]利用颜色特征对绿色植物图像进行分割。文献[19-20]通过图像处理和支持向量机(Support vector machine, SVM)进行植物的分割及识别。文献[21]采用直方图阈值化和形态学滤波方法实现绿色植物与土壤背景的分割。文献[22]提出一种基于植物整体外观特征提取的植物自动识别方案,但是当图像存在复杂背景时,可能会将背景分割到植物对象区域中。

目前关于无人机数字正射影像(Digital orthophoto map, DOM)与DSM结合进行玉米株高提取的研究较少。本文通过无人机获取大面积、高精度的夏玉米DOM和DSM,采用K-means算法、遗传神经网络算法和骨架算法提取玉米株高,与实地测量株高进行对比和精度评价。

1 材料与方法

1.1 实验区概况

实验区位于内蒙古自治区鄂尔多斯市达拉特旗昭君镇,其地势南高北低,南部为丘陵山区,北部为肥沃的黄河冲积平原。实验区域的地理位置为东经 $109^{\circ}36'24'' \sim 109^{\circ}36'28''$,北纬 $40^{\circ}25'58'' \sim 40^{\circ}26'2''$,常年干旱少雨,气候为温带大陆性气候。实验区为半径60 m的圆形区域,总面积约为 $9\,498.5\text{ m}^2$ 。实验区玉米行距58 cm,株距25 cm。将其划分为5个不同水分实验区域,如图1a所示,各时期的实际灌

溉量和降雨量分别通过安装在喷灌机上的流量计(MIK-2000H型)及和实验地相邻的标准气象站采集。在每个区域内选择3个地势高低有差异的 $6\text{ m} \times 6\text{ m}$ 的实验规划区域,每个区域的对角线上平均选取3株玉米作为标记植株,在每个标记植株附近随机采集4株玉米的高度,每个样本区取5株玉米高度求平均值,以该平均值作为地面采集玉米的高度值,从而获取不同的玉米植株高度。为精确统计株高,采用 $2\text{ m} \times 2\text{ m}$ 作为实验样本区,共计45个样本区。研究区域位置及样本区分布如图1a所示。标记植株的选取方法及实验样本区如图1b所示。部分实验样本区如图2所示。

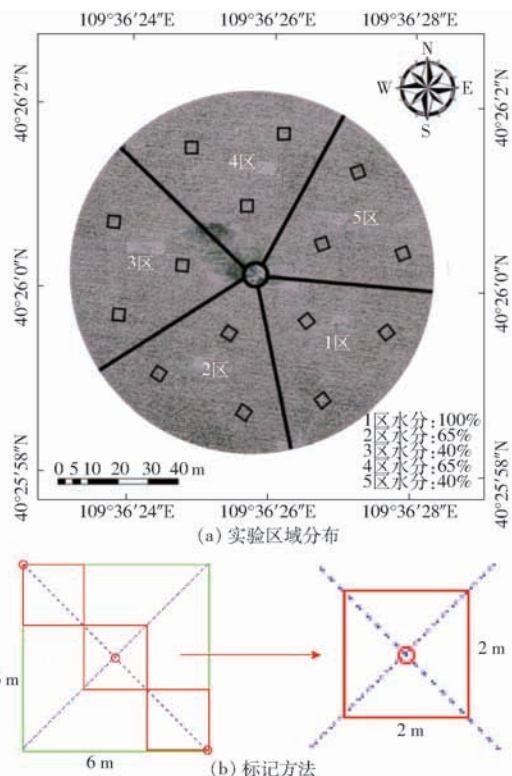


图1 研究区域

Fig. 1 Study area

1.2 无人机遥感影像采集系统

采用大疆精灵4Pro型无人机进行遥感影像的采集。大疆精灵4Pro型无人机具有飞行稳定、续航时间长、防止快速移动过程中产生拖影、障碍感知等优点,可以稳定获取无畸变失真、可拼接的遥感影像。该无人机系统主要由飞行器、稳定云台、影像传感器等组成。其中飞行器是影像传感器及其稳定云台的搭载平台,是获取农业遥感数据的基础;稳定云台使得影像传感器在飞行过程中保持相对地面稳定的状态,从而避免了遥感影像的几何畸变,同时也保证了影像采集过程中成像角度的相对稳定。无人机及传感器如图3所示,其主要技术参数如表1所示。

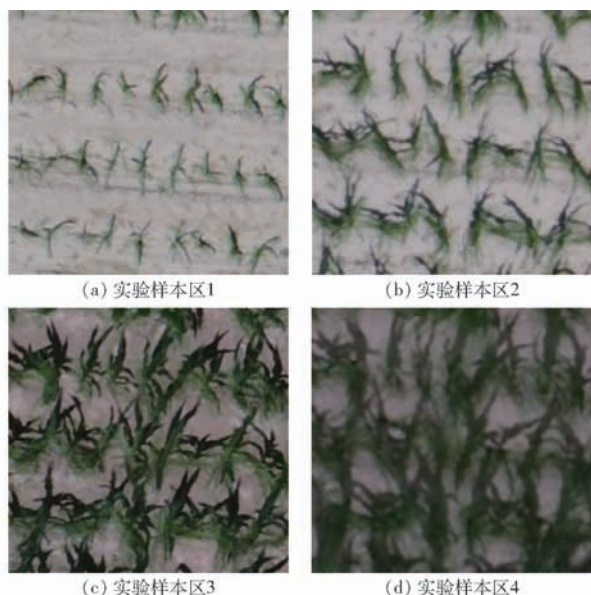


图2 实验样本区

Fig. 2 Experimental sample regions



图3 无人机和影像传感器

Fig. 3 UAV and image sensor

表1 无人机遥感影像采集系统主要参数

Tab. 1 Main parameters of UAV image acquisition system

参数	数值/类型
轴距/mm	350
起飞质量/g	1 388
续航时间/min	30
最大遥控距离/m	FCC:7000
影像传感器	1英寸2 000万像素CMOS

在无人机遥感影像获取时,为了避免云朵遮挡,选取太阳光辐射强度稳定的正午12:00,天空晴朗无云的天气情况进行采集。采用Pix4Dmapper软件快速生成专业的、精确的DOM及DSM数据。Pix4Dmapper处理数据大致流程如下:①导入影像(格式为TIF)和位置与姿态系统(Position and orientation system, POS)数据。②导入地面控制点(Ground control point, GCP)文件。③根据不同要求设置参数。④“一键式”全自动处理进行点云提取和立体模型建立,获得DOM和DSM^[23]。技术路线如图4所示。

由Pix4Dmapper拼合得到的DSM和DOM数据的精度与无人机飞行高度、影像数量、影像重叠度、影像比例等因素有关。飞行高度越小,模型表面越

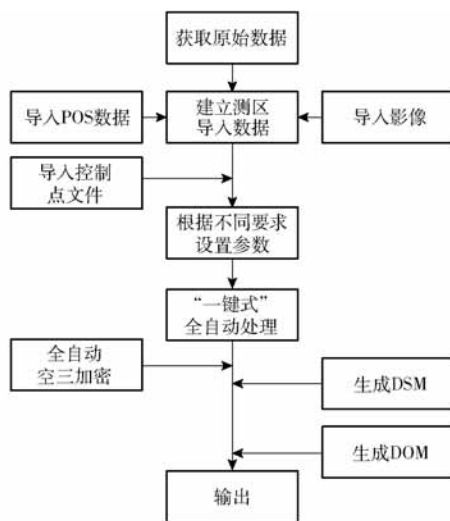


图4 技术路线图

Fig. 4 Technical roadmap

光滑,具有更多的细节内容;影像数量多则产生的模型表面会更加光滑清晰,细节更加突出;重叠度越高,相邻影像间的差异越小,同名点的匹配也越容易,相对定向精度越高,建成的模型质量越好^[24],而影像重叠度不够则会缺失模型信息;影像比例越大生成点越多,模型表现细节越丰富。

参照有关无人机遥感研究的设置参数^[12,25-29],综合分析实验区域情况,最终选用飞行高度50 m拍摄的854幅影像作为数据源,地面分辨率为1.25 cm。基于精度要求,样区范围共布设5个地面控制点,使用实时动态定位(Real-time kinematic, RTK)进行测量,可用于空三运算和精度检测。同时用这些点来检测影像集合定位精度,保证校正影像在作物株高提取中的基本应用需求。GCP坐标系选择CGCS2000/3-degree Gauss-Kruger CM111E (egm96),拼接时Pix4Dmapper自动获取相机型号FC63108.85472x3648 (84ddd3d74c736564626ec d8e10c57f19)(RGB)。其他参数设置如表2所示。

表2 Pix4Dmapper 拼接主要参数

Tab. 2 Main parameters of splicing in Pix4Dmapper

参数	数值
航向、旁向重叠率/%	90
飞行高度/m	50
控制点(GCP)数/个	5
影像数量/幅	854
传感器尺寸/(mm × mm)	12.833 × 8.556
影像比例	1/2(多比例)
空间分辨率/cm	0.79
空三误差/像素	0.115
平均均方根误差/m	0.018

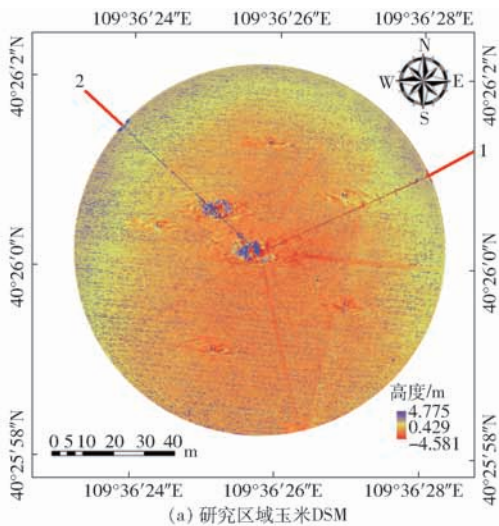
1.3 基于数字表面模型的株高提取原理

无人机影像实验数据于2018年6月12日至

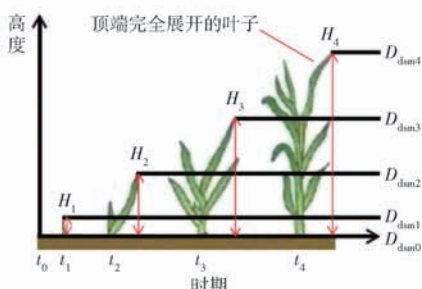
2018年7月8日在内蒙古自治区鄂尔多斯市达拉特旗昭君镇进行采集,共5期数据,分别记作D0、D1、D2、D3和D4,对应时期为 $t_0 \sim t_4$ 。在 t_0 时获取的数据记作D0,此时实验田为播种后至出苗前的裸土,获取其无人机可见光影像,结合GCP生成实验田的DSM,记作 $D_{\text{dsm}0}$,可以得到实验田高精度的高低起伏变化情况,作为后期 H 数据提取的地表基准面(因为此时地面近乎为裸土,无植株高度变化,不进行株高提取实验,仅作为后期辅助计算的地表基准面)。在 $t_i(i=1,2,3,4)$ 时期使用与 t_0 时相同的GCP,生成后期各生长阶段的 $D_{\text{dsm}i}(i=1,2,3,4)$,与 $D_{\text{dsm}0}$ 作差可以得到对应 t_i 时期玉米的植株高度为

$$H_i = D_{\text{dsm}i} - D_{\text{dsm}0} \quad (i=1,2,3,4) \quad (1)$$

研究区域的玉米DSM如图5a所示,基于DSM的株高提取原理如图5b所示。在玉米生长过程中,实地测量值以顶端完全展开的叶子为基准测量的高度作为玉米的高度。



(a) 研究区域玉米DSM



(b) 基于DSM的株高提取原理

图5 DSM及株高提取原理

Fig.5 DSM and plant height extraction principles

从图5a可看出高度为 $-4.581 \sim 4.775$ m,这是因为两期数据的喷灌机位置不同。 t_0 时,喷灌机位于图5a标记位置1处,此时的 $D_{\text{dsm}0}$ 为喷灌机高度,后期 $D_{\text{dsm}1}$ 较喷灌机 $D_{\text{dsm}0}$ 低,则 $D_{\text{dsm}1}$ 与 $D_{\text{dsm}0}$ 作差产生负值; $t=1$ 时,喷灌机位于图5a标记位置2处,此时的 $D_{\text{dsm}1}$ 为喷灌机高度,后期 $D_{\text{dsm}1}$ 较 $D_{\text{dsm}0}$ 高,则

$D_{\text{dsm}1}$ 与 $D_{\text{dsm}0}$ 作差产生正值。根据统计,99.8%的高度数据在正常范围内,可以进行研究。

2 研究方法

采用无人机DOM与DSM结合的方法进行玉米株高提取。主要步骤包括:①获取玉米高清可见光航拍影像。②完成航拍影像的拼接以及预处理等,生成所需的DSM及DOM,选择播种前的DSM作为地表基准面,用之后测量的各生长时期的DSM与其相减得到不同时期的玉米DSM。③对DOM进行图像增强等多种预处理,通过K-means算法^[30]、遗传神经网络算法^[31]和骨架算法^[32]得到玉米植株区域。④提取的玉米区域进行几何配准后经过遥感影像处理软件生成掩膜。⑤运用得到的掩膜与DSM套和得到影像上的玉米高度。⑥影像高度与实际株高进行对比及精度评价,得出精确度较好的株高模型。方法流程如图6所示。

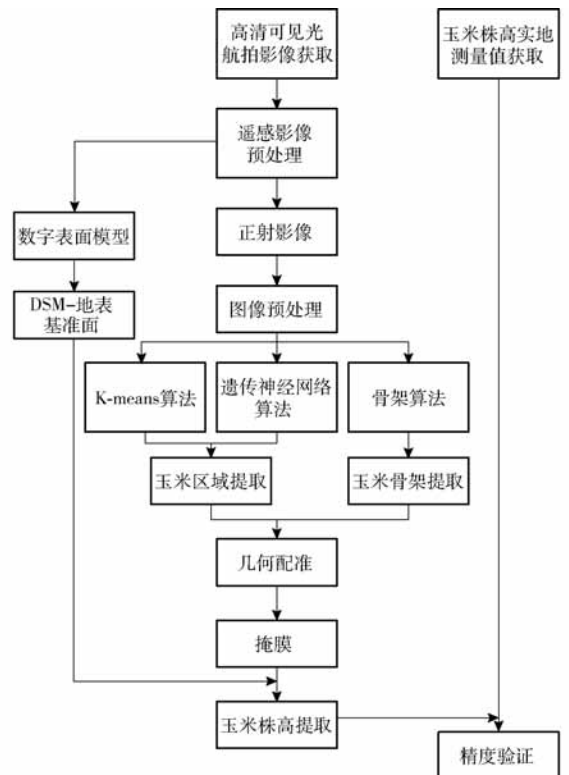


图6 方法流程图

Fig.6 Flow chart of method

2.1 数据预处理

2.1.1 遥感影像预处理

无人机拍摄的原始影像仅仅记录了实验区部分区域,为了便于数据分析,需要对原始影像进行拼接,得到实验区的整体影像。本文采用Pix4Dmapper软件进行影像拼接。导入无人机可见光航拍影像、POS数据,结合5个控制点对影像进行几何校正,通过全自动空三加密,生成DOM及

DSM。

2.1.2 图像增强

由于光线原因会造成图像局部过亮或过暗,对图像进行拉伸,使之覆盖较大的取值区间,提高图像的对比度,便于后期提取玉米区域。图像增强公式为

$$J = i_{\text{imadjust}}(I, [l_{\text{low.in}}; h_{\text{high.in}}], [l_{\text{low.out}}; h_{\text{high.out}}]) \quad (2)$$

将图像 I 中的亮度值映射到图像 J 中的新值,即将 $l_{\text{low.in}}$ 至 $h_{\text{high.in}}$ 之间的值映射到 $l_{\text{low.out}}$ 至 $h_{\text{high.out}}$ 之间的值。 $l_{\text{low.in}}$ 以下与 $h_{\text{high.in}}$ 以上的值则被剪切掉,它们都可以使用空矩阵,默认值是 $[0 \ 1]$ 。图 7a 原图增强后效果如图 7b 所示。

2.1.3 色彩空间转换

通过对 RGB、HSV 和 YCbCr 色彩空间模型^[29]进行色彩空间转换并对比,如图 7c、7d 所示。

2.1.4 OTSU 阈值分割

最大类间方差法简称 OTSU,可以根据图像的灰度特性,将图分为前景和背景两部分。

对于图像 $I(x, y)$,前景(即目标)和背景的分割阈值记作 T ,属于前景的像素点数占整幅图像的比例记为 ω_0 ,平均灰度为 u_0 ;背景像素点数占整幅图像的比例为 ω_1 ,平均灰度为 u_1 ;整幅图像的平均灰度记为 u ,类间方差记为 g 。则有

$$u = \omega_0 u_0 + \omega_1 u_1 \quad (3)$$

$$g = \omega_0 (u_0 - u)^2 + \omega_1 (u_1 - u)^2 \quad (4)$$

联立式(3)、(4)可得

$$g = \omega_0 \omega_1 (u_0 - u_1)^2 \quad (5)$$

当方差 g 最大时,可以认为此时前景和背景差异最大,此时的灰度 T 为最佳阈值。

通过对比图 7e、7f 可发现,原始图像进行分割后会产生大量噪声,增强后能够有效解决此类问题。对比图 7f、7g、7h 可以发现,HSV 色彩空间进行图像分割会丢失大量玉米区域信息,增强后的图像进行图像分割则存在大量非玉米植株区域,而通过 YCbCr 色彩空间进行图像分割减少了大量非玉米植株区域,同时保证了较完整的玉米区域信息。因此,采用 YCbCr 色彩空间进行玉米株高的骨架提取。

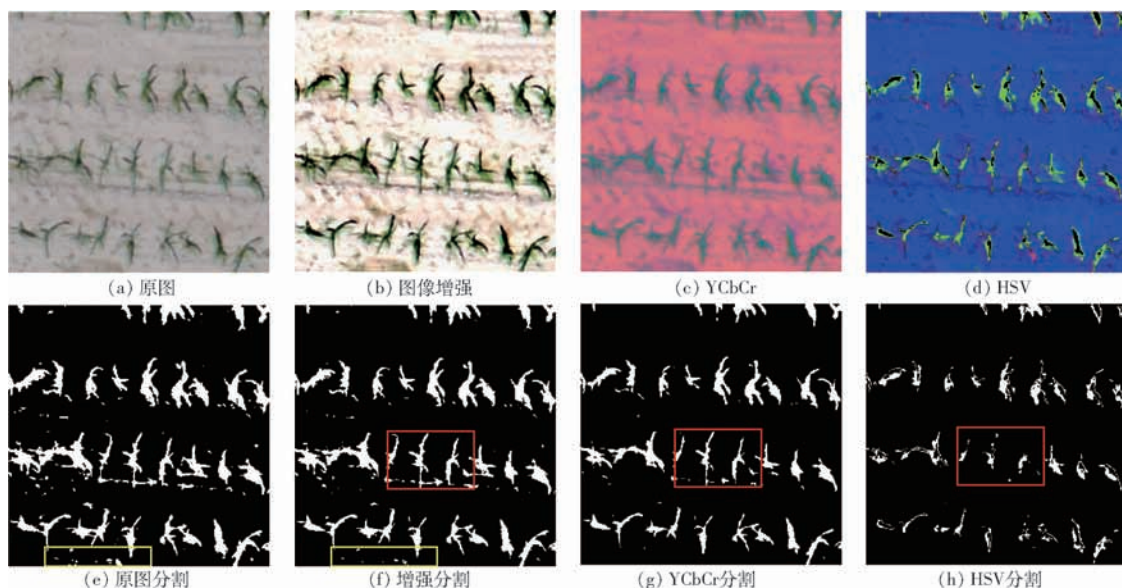


图7 图像预处理

Fig. 7 Image preprocessing

2.2 玉米高度提取方法

2.2.1 骨架提取算法

骨架包含了图像特征的最有效数字化信息,能够对图像进行有效描述。它是由一些细(或者比较细)的弧线和曲线集合构成的一个能够保持原始形状相连接性的表示^[33]。文献[34]提出利用火烧稻草的模型进行骨架提取,即“草火法”。假设一个模型的内部被稻草填满,火从边缘的每一点以相同的速度燃烧,则中轴点即为稻草边界上的火源同时向内燃烧的相遇点。因为火烧的速度相同,所以在同一

个时间相对的两个边缘点的前进距离是相同的,于是他们停止的位置同样是这两个边缘点的对称中心,也就是骨架点,如图 8 所示。

一般说来,骨架必须保持 3 个特性:①连续性,即连通结构必须细化成连通线结构。②中心性,即骨架与图像具有结构同一性。③最小宽度为 1。

骨架提取是指根据不同的定义和算法提取原始形状骨架的方法。本文主要应用 Zhang-Suen 骨架算法^[35]结合形态学处理进行玉米骨架的提取。

假设已知目标标记为 1,背景点标记为 0。定义

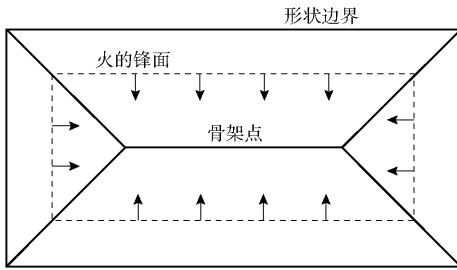


图8 草火法示意图

Fig.8 Diagram of grass fire

边界点为1,其8连通邻域至少有1个点标记为0。根据算法,需要对边界点进行以下处理:

(1)在以8连通邻域为中心的边界点上,中心点为 P_1 ,顺时针方向的相邻点记为 P_2, P_3, \dots, P_9 。其中 P_2 位于中心点 P_1 之上(图9)。首先,选择满足要求的点

$$\begin{cases} 2 \leq N(P_1) \leq 6 \\ S(P_1) = 1 \\ P_2 P_4 P_6 = 0 \\ P_4 P_6 P_8 = 0 \end{cases} \quad (6)$$

$N(P_1)$ 为非零相邻点的个数, $S(P_1)$ 为 $P_2 \sim P_9 \sim P_2$ 序列从0到1的变化个数。经过对所有边界点的检查,所有标记点都被删除。

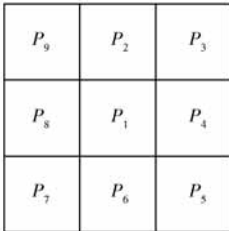


图9 8邻域图

Fig.9 Eight neighborhood diagram

(2)满足

$$\begin{cases} 2 \leq N(P_1) \leq 6 \\ S(P_1) = 1 \\ P_2 P_4 P_8 = 0 \\ P_2 P_6 P_8 = 0 \end{cases} \quad (7)$$

经检查,标识点已删除。

循环上述两步骤,直到都没有像素被标记为删除为止,输出的结果即为二值图像细化后的骨架。

2.2.2 玉米骨架掩膜与高度提取

2.2.2.1 提取骨架制作掩膜

由图10c、10f可以看出,单像素宽骨架制作掩膜不连贯,会丢失大量玉米骨架区域信息,通过合适的结构元素对其进行形态学处理得到2像素宽骨架,可以得到较完整的玉米骨架区域。因为掩膜不能与DSM叠加显示,所以为了方便观察,使用制作掩膜的面替代掩膜进行显示。

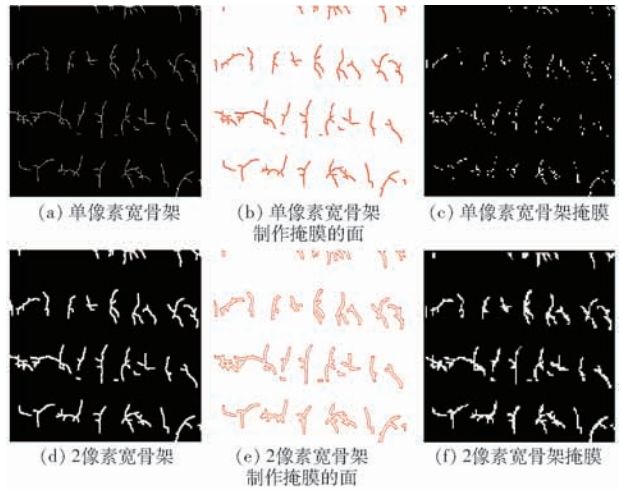


图10 制作的掩膜

Fig.10 Making mask

2.2.2.2 玉米高度提取

通过K-means算法(图11a)、遗传神经网络算法(图11c)和骨架算法(图11e)分别对无人机DOM中的玉米区域进行提取,生成掩膜,与DSM套和(图11b与K-means算法套和,图11d与遗传神经网络算法套和,图11f与骨架算法套和),获取玉米高度信息。3种方法提取效果如图11所示,图中从左到右依次为D1、D2、D3和D4时期,白色部分表示玉米植株区域。

2.3 方法对比与精度验证

2.3.1 方法对比

通过K-means算法、遗传神经网络算法及骨架算法提取玉米区域与DOM叠加(图12),可以看到本文的骨架算法在提取完整玉米植株区域的同时避免了较低叶片和大范围阴影区域对株高提取的干扰。而K-means会将大量较低叶片和阴影区域保留下来,遗传神经网络方法则会丢失部分玉米植株区域,对株高提取干扰严重。

2.3.2 精度验证

(1) 提取算法精度验证

为验证本文方法的准确性,用精确度 S 对3种提取算法效果进行评价,越大表示提取算法精确度越高。评估方法在文献[36]提出的方法基础上改进得到。计算公式为

$$S = \frac{T}{T + F} \quad (8)$$

式中 S ——提取算法的精确度

T ——预测为玉米的玉米样本

F ——预测为玉米的非玉米样本

(2) 提取高度精度验证

为验证本文方法的准确性,用平均绝对误差(Mean absolute error, MAE)和均方根误差(Root mean squared error, RMSE)两个指标对模型精度进

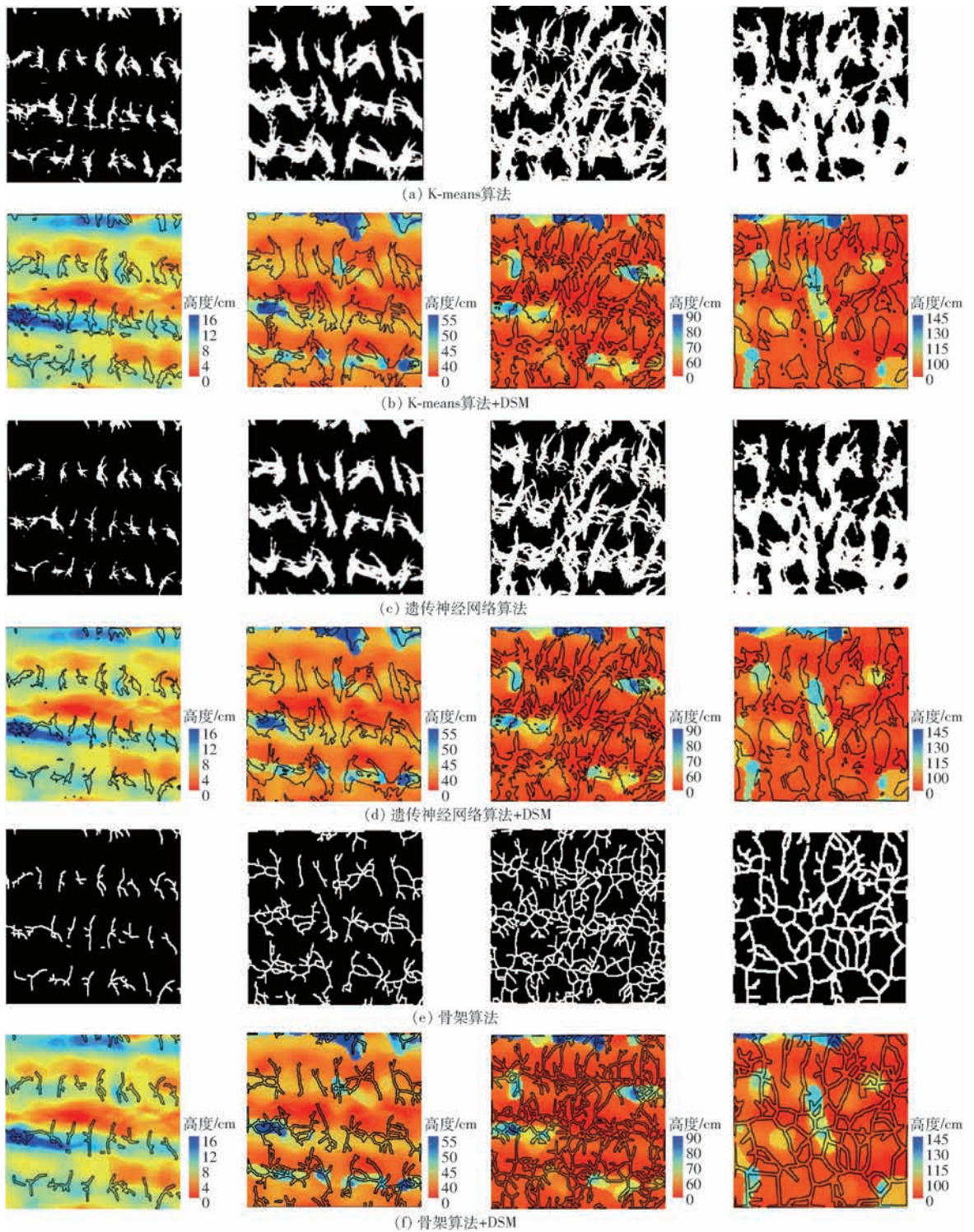


图 11 玉米区域提取与 DSM 结合

Fig. 11 Maize area extraction combining with DSM

行验证,值越小,表示提取株高与实测株高越接近;用决定系数 R^2 (Coefficient of determination) 对模型拟合优度进行评价,越大表示提取株高与实测株高拟合效果越好。

3 结果与分析

3.1 玉米区域提取的结果分析与精度评价

从图 12 中红框区域可以看出,K-means 算法及

遗传神经网络算法会将大量较低叶片和阴影区域保留下来,经过掩膜和 DSM 结合提取的高度会受到一定影响;从图 12 中黄框区域可以看出,遗传神经网络算法则会丢失部分玉米植株区域,对于玉米株高提取也会产生一定的误差。而骨架算法提取的是玉米植株的中心骨架,在提取完整玉米植株区域的同时避免了较低叶片和大范围阴影区域对株高提取的干扰,同时骨架算法在提取玉米骨架的过程中同样

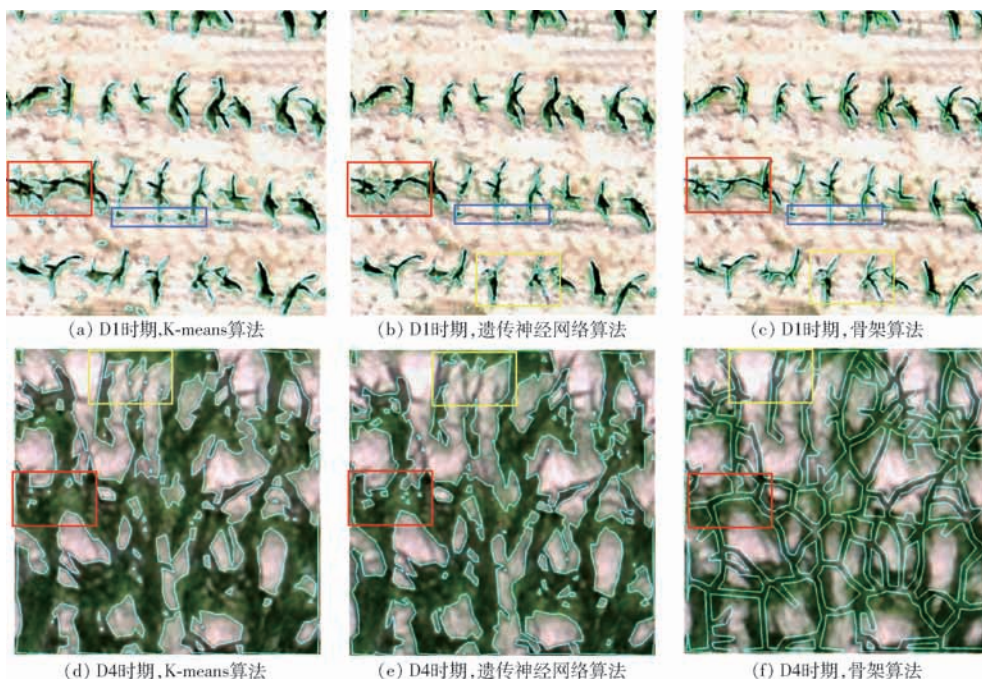


图 12 掩膜 + DOM 提取效果对比(部分)

Fig. 12 Comparison of mask and DOM extraction effect (part)

存在误提取的情况,如图 12 中蓝框区域,在苗期出现误把杂草或者石子当作玉米区域而保留下的情况,在后期生长过程中这种情况均有所减少。

对 4 期共 180 幅 DOM 的灰度直方图进行分析,选择合适的阈值区分玉米和其他区域(包括阴影和较低叶片),通过提取算法的精确度 S 对 3 种方法进行对比,结果如表 3 所示。通过 K-means 算法提取玉米区域的精确度最低,通过遗传神经网络算法提取玉米区域的精确度较高,通过骨架算法提取玉米区域的精确度最高。3 种方法的 S 平均值分别为 0.57、0.68、0.83。结合图 12 可知,D1 时期阴影和叶片较小,遗传神经网络算法和骨架算法提取效果差距不大,K-means 算法对土壤区域识别能力较差,对提取效果影响较大;在 D2 ~ D4 期间,叶片逐渐长大、展开,产生大量阴影区域,K-means 算法和遗传神经网络算法误提取大量阴影区域和较低叶片,提取效果较差;相比而言,骨架算法在 D1 ~ D4 期间的提取效果较稳定,误提取的土壤区域更少,设定合适的阈值区分玉米和其他区域后,通过骨架算法可以有效减少阴影和较低叶片等区域对提取玉米区域的影响,精确度更高。

表 3 玉米区域提取精度

Tab. 3 Maize area extraction accuracy evaluation

算法	精确度				
	D1	D2	D3	D4	平均值
K-means 算法	0.73	0.43	0.60	0.52	0.57
遗传神经网络算法	0.86	0.54	0.67	0.63	0.68
骨架算法	0.88	0.83	0.82	0.79	0.83

3.2 玉米高度提取的结果分析与精度评价

通过决定系数(R^2)、均方根误差(RMSE)和平均绝对误差(MAE)对 3 种方法提取的株高进行对比,如表 4 所示。K-means 算法提取株高的 R^2 为 0.853, RMSE 为 15.886 cm, MAE 为 13.743 cm;遗传神经网络算法提取株高的 R^2 为 0.877, RMSE 为 14.519 cm, MAE 为 11.884 cm;骨架算法提取株高的 R^2 为 0.923, RMSE 为 11.493 cm, MAE 为 8.927 cm。由此可知,通过骨架算法提取株高,效果更好。

表 4 精度评价

Tab. 4 Evaluation of precision

算法	区域	R^2	RMSE/cm	MAE/cm
K-means 算法	1 区	0.862	16.121	14.236
	2 区	0.847	18.053	15.136
	3 区	0.844	16.589	14.204
	4 区	0.841	13.979	12.449
	5 区	0.852	14.331	12.689
	全区	0.853	15.886	13.743
遗传神经网络算法	1 区	0.889	14.486	12.478
	2 区	0.874	16.392	12.844
	3 区	0.885	14.265	11.496
	4 区	0.852	13.474	10.918
	5 区	0.862	13.802	11.685
	全区	0.877	14.519	11.884
骨架算法	1 区	0.914	12.749	10.923
	2 区	0.909	13.889	10.898
	3 区	0.931	11.018	8.595
	4 区	0.939	8.609	6.609
	5 区	0.921	10.466	7.610
	全区	0.923	11.493	8.927

4 结论

(1)利用 K-means 算法、遗传神经网络算法和骨架算法分别对玉米区域提取,生成掩膜,并结合 DSM 提取株高。3 种方法的 R^2 分别为 0.853、0.877、0.923, RMSE 分别为 15.886、14.519、11.493 cm, MAE 分别为 13.743、11.884、8.927 cm。表明基于玉米生长阶段的无人机 DOM 提取玉米区域,效果较好,结合 DSM 能为玉米株高提取研究提供借鉴,且骨架算法提取精度较高,可为大面积的田间株高测量提供新的技术手段。

(2)利用无人机影像进行玉米区域提取的精度

受天气影响较为明显。在无人机获取数据期间,如有风则会导致实验材料的高度改变;如阴天则会影响无人机遥感影像的拼接,大量阴影则不利于玉米植株区域的提取。这些都会明显影响数据的质量,因此获取数据时尽量选择晴朗无风的天气,且在正午时分、无外界因素影响的情况下进行拍摄。

(3)土地、石子、阴影、较低叶片等区域对提取玉米区域影响较大,骨架算法可以解决多数问题,且提取效果较稳定。但对于部分阴影仍需手工进行一定干预才能达到较好的效果,可以通过结合纹理特征的方法进行进一步的研究。

参 考 文 献

- [1] DAVID J M. Twenty five years of remote sensing in precision agriculture: key advances and remaining knowledge gaps [J]. *Biosystems Engineering*, 2013, 114(4): 358 - 371.
- [2] BENDIG J, BOLTEN A, BENNERTZ S, et al. Estimating biomass of barley using crop surface models (CSMs) derived from UAV-based RGB imaging [J]. *Remote Sensing*, 2014, 6(11): 10395 - 10412.
- [3] 杨文攀, 李长春, 杨浩, 等. 基于无人机热红外与数码影像的玉米冠层温度监测 [J]. *农业工程学报*, 2018, 34(17): 68 - 75.
YANG Wenpan, LI Changchun, YANG Hao, et al. Monitoring of canopy temperature of maize based on UAV thermal infrared imagery and digital imagery [J]. *Transactions of the CSAE*, 2018, 34(17): 68 - 75. (in Chinese)
- [4] 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/OL]. *农业机械学报*, 2018, 49(4): 212 - 221.
NIU Yaxiao, ZHANG Liyuan, HAN Wenting, et al. Fractional vegetation cover extraction method of winter wheat based on UAV remote sensing and vegetation index [J/OL]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2018, 49(4): 212 - 221. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20180424&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2018.04.024. (in Chinese)
- [5] 吴炳方, 张森, 曾红伟, 等. 大数据时代的农情监测与预警 [J]. *遥感学报*, 2016, 20(5): 1027 - 1037.
WU Bingfang, ZHANG Miao, ZENG Hongwei, et al. Agricultural monitoring and early warning in the era of big data [J]. *Journal of Remote Sensing*, 2016, 20(5): 1027 - 1037. (in Chinese)
- [6] JAY S, RABATEL G, HADOUX X, et al. In-field crop row phenotyping from 3D modeling performed using structure from motion [J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2015, 110: 70 - 77.
- [7] WEISS M, BARET F. Using 3D point clouds derived from UAV RGB imagery to describe vineyard 3D macro-structure [J]. *Remote Sensing*, 2017, 9(2): 111.
- [8] XAVIER A C, RUDORFF B F T, MOREIRA M A, et al. Hyperspectral field reflectance measurements to estimate wheat grain yield and plant height [J]. *Sci. Agric. (Piracicaba, Braz)*, 2006, 63(2): 130 - 138.
- [9] YANG C M, CHEN R K. Modeling rice growth with hyperspectral reflectance data [J]. *Crop Science*, 2004, 44: 1283 - 1290.
- [10] FORSMO J, ANDERSON K, MACLEOD C J A, et al. Drone-based structure-from-motion photogrammetry captures grassland sward height variability [J]. *Journal of Applied Ecology*, 2018, 55(6): 2587 - 2599.
- [11] BENDIG J, BOLTEN A, BARETH G, et al. UAV-based imaging for multi-temporal, very high resolution crop surface models to monitor crop growth variability [J]. *Photogrammetrie Fernerkundung Geoinformation*, 2013, 6: 551 - 562.
- [12] 牛庆林, 冯海宽, 杨贵军, 等. 基于无人机数码影像的玉米育种材料株高和 LAI 监测 [J]. *农业工程学报*, 2018, 34(5): 73 - 82.
NIU Qinglin, FENG Haikuan, YANG Guijun, et al. Monitoring plant height and leaf area index of maize breeding material based on UAV digital images [J]. *Transactions of the CSAE*, 2018, 34(5): 73 - 82. (in Chinese)
- [13] 李长缨, 滕光辉, 赵春江, 等. 利用计算机视觉技术实现对温室植物生长的无损监测 [J]. *农业工程学报*, 2003, 19(3): 140 - 143.
LI Changying, TENG Guanghui, ZHAO Chunjiang, et al. Development of non-contact measurement on plant growth in greenhouse using computer vision [J]. *Transactions of the CSAE*, 2003, 19(3): 140 - 143. (in Chinese)
- [14] ZHANG W M, QI J B, WAN P, et al. An easy-to-use airborne LiDAR data filtering method based on cloth simulation [J]. *Remote Sensing*, 2016, 8(6): 501 - 523.
- [15] 程曼, 蔡振江, WANG N, 等. 基于地面激光雷达的田间花生冠层高度测量系统研制 [J]. *农业工程学报*, 2019, 35(1): 180 - 187.
CHENG Man, CAI Zhenjiang, WANG Ning, et al. System design for peanut canopy height information acquisition based on LiDAR [J]. *Transactions of the CSAE*, 2019, 35(1): 180 - 187. (in Chinese)
- [16] 马稚昱, 清水浩, 辜松. 基于机器视觉的菊花生长期自动无损监测技术 [J]. *农业工程学报*, 2010, 26(9): 203 - 209.
MA Zhiyu, HIROSHI Shimizu, GU Song. Non-destructive measurement system for plant growth information based on machine vision [J]. *Transactions of the CSAE*, 2010, 26(9): 203 - 209. (in Chinese)

- [17] 韩殿元, 黄心渊, 付慧. 基于彩色通道相似性图像分割方法的植物叶面积计算 [J]. 农业工程学报, 2012, 28(6): 179-183.
HAN Dianyuan, HUANG Xinyuan, FU Hui. Measurement of plant leaf area based on image segmentation of color channel similarity [J]. Transactions of the CSAE, 2012, 28(6): 179-183. (in Chinese)
- [18] 张志斌, 罗锡文, 臧英, 等. 基于颜色特征的绿色作物图像分割算法 [J]. 农业工程学报, 2011, 27(7): 183-189.
ZHANG Zhibin, LUO Xiwen, ZANG Ying, et al. Segmentation algorithm based on color feature for green crop plants [J]. Transactions of the CSAE, 2011, 27(7): 183-189. (in Chinese)
- [19] 吴兰兰, 刘剑英, 文友先, 等. 基于支持向量机的玉米田间杂草识别方法 [J]. 农业机械学报, 2009, 40(1): 162-166.
WU Lanlan, LIU Jianying, WEN Youxian, et al. Weed identification method based on SVM in the corn field [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2009, 40(1): 162-166. (in Chinese)
- [20] 周俊, 王明军, 邵乔林. 农田图像绿色植物自适应分割方法 [J]. 农业工程学报, 2013, 29(18): 163-170.
ZHOU Jun, WANG Mingjun, SHAO Qiaolin. Adaptive segmentation of field image for green plants [J]. Transactions of the CSAE, 2013, 29(18): 163-170. (in Chinese)
- [21] 唐晶磊, 何东健, 朱兆龙. 绿色植物与土壤背景图像分割方法研究 [C] // 中国农业工程学术年会, 2011.
TANG Jinglei, HE Dongjian, ZHU Zhaolong. Research on segmentation methods of plants and soil background [C] // Annual Meeting of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2011. (in Chinese)
- [22] 陈淑君, 周永霞, 方勇军. 基于整体外观特征的植物种类识别研究 [J]. 计算机应用与软件, 2017, 34(9): 222-227.
CHEN Shujun, ZHOU Yongxia, FANG Yongjun. The plant species recognition based on the whole appearance features [J]. Computer Applications and Software, 2017, 34(9): 222-227. (in Chinese)
- [23] ZHANG L. Automatic digital surface model (DSM) generation from linear array images [D]. Zurich: ETH. Institute of Geodesy & Photogrammetry, 2005.
- [24] 崔红霞, 林宗坚, 孙杰. 大重叠度无人机遥感影像的三维建模方法研究 [J]. 测绘科学, 2005, 30(2): 36-39.
CUI Hongxia, LIN Zongjian, SUN Jie. Research on 3D modeling method of UAV remote sensing image with large overlap [J]. Science of Surveying and Mapping, 2005, 30(2): 36-39. (in Chinese)
- [25] 韩文霆, 李广, 苑梦婵, 等. 基于无人机遥感技术的玉米种植信息提取方法研究 [J/OL]. 农业机械学报, 2017, 48(1): 139-147.
HAN Wenting, LI Guang, YUAN Mengchan, et al. Extraction method of maize planting information based on UAV remote sensing technology [J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2017, 48(1): 139-147. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20170118&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2017.01.018. (in Chinese)
- [26] 陈崇成, 李旭, 黄洪宇. 基于无人机图像匹配点云的森林苗圃个体树冠三维分割 [J/OL]. 农业机械学报, 2018, 49(2): 149-155, 206.
CHEN Chongcheng, LI Xu, HUANG Hongyu. 3D segmentation of individual tree canopy in forest nursery based on drone image-matching point cloud [J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2018, 49(2): 149-155, 206. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20180220&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2018.02.020. (in Chinese)
- [27] ZHANG H, YANG J, BAARTMAN J E, et al. Quality of terrestrial data derived from UAV photogrammetry: a case study of Hetao irrigation district in northern China [J]. International Journal of Agricultural and Biological Engineering, 2018, 11(3): 171-177.
- [28] 张宏鸣, 胡勇, 杨勤科, 等. 基于影像与坡度数据融合的梯田田块分割方法 [J/OL]. 农业机械学报, 2018, 49(4): 249-256.
ZHANG Hongming, HU Yong, YANG Qinke, et al. Segmentation method of terraced fields by using image and gradient data [J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2018, 49(4): 249-256. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20180428&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2018.04.028. (in Chinese)
- [29] 刘帅兵, 杨贵军, 周成全, 等. 基于无人机遥感影像的玉米苗期株数信息提取 [J]. 农业工程学报, 2018, 34(22): 69-77.
LIU Shuaibing, YANG Guijun, ZHOU Chengquan, et al. Extraction of maize seedling number information based on UAV imagery [J]. Transactions of the CSAE, 2018, 34(22): 69-77. (in Chinese)
- [30] ABUBAKER M, ASHOUR W. Efficient data clustering algorithms: improvements over K-means [J]. International Journal of Intelligent Systems and Applications, 2013, 5(3): 37-49.
- [31] 田旭光, 宋彤, 刘宇新. 结合遗传算法优化 BP 神经网络的结构和参数 [J]. 计算机应用与软件, 2004, 21(6): 69-71.
TIAN Xuguang, SONG Tong, LIU Yuxin. Optimizing the structure and parameters of BP neural network based on genetic algorithm [J]. Computer Applications and Software, 2004, 21(6): 69-71. (in Chinese)
- [32] 刁智华, 吴贝贝, 毋媛媛, 等. 基于图像处理的骨架提取算法的应用研究 [J]. 计算机科学, 2016, 43(6A): 232-235.
DIAO Zhihua, WU Beibei, WU Yuanyuan, et al. Application research of skeleton extraction algorithm based on image processing [J]. Computer Science, 2016, 43(6A): 232-235. (in Chinese)
- [33] LAM L, LEE S-W, SUEN C Y. Thinning methodologies a comprehensive survey [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1992, 14(9): 869-885.
- [34] H B. A transformation for extracting new descriptors of shape [M]. Cambridge: MIT Press, 1967: 362-380.
- [35] CHEN W, SUI L, XU Z, et al. Improved Zhang-Suen thinning algorithm in binary line drawing applications [C] // International Conference on Systems and Informatics (ICSAI 2012), 2012: 1947-1950.
- [36] WIEDEMANN C, HEIPKE C, MAYER H. Empirical evaluation of automatically extracted road axes [J]. Empirical Evaluation Techniques in Computer Vision, 1998: 172-187.