

doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2021.01.019

基于无人机航拍图像的大田玉米冠层结构建模

朱冰琳 李 敏 刘扶桑 贾奥博 毛 秀 郭 焱

(中国农业大学土地科学与技术学院, 北京 100193)

摘要: 针对目前采用三维数字化等方法获取大田作物冠层结构信息时需要手动干预、费时费力的问题,利用超微小无人机分别获取了苗期大田玉米群体的航拍图像、去掉周边植株后成熟期单株及多株的玉米小群体航拍图像。基于伪极点-Crust方法构建了玉米苗期和成熟期的冠层结构模型,并基于大田原位手动测量的株高、叶长、最大叶宽、叶面积等参数对所构建的冠层结构模型进行了精度评估。结果表明,苗期、成熟期玉米株高、叶长、最大叶宽的 R^2 均不小于0.91, RMSE、rRMSE、ME均较小;苗期叶面积的 R^2 为0.96, RMSE、rRMSE、ME均较小;成熟期叶面积的 R^2 为0.76, RMSE、rRMSE、ME稍大。本研究可为大田冠层结构、表型信息的高通量获取提供新的途径。

关键词: 大田作物; 无人机; 航拍图像; 冠层结构模型; 表型

中图分类号: TP391.4 文献标识码: A 文章编号: 1000-1298(2021)01-0170-08 OSID: 

Modeling of Canopy Structure of Field-grown Maize Based on UAV Images

ZHU Binglin LI Min LIU Fusang JIA Aobo MAO Xiu GUO Yan

(College of Land Science and Technology, China Agricultural University, Beijing 100193, China)

Abstract: It is of vital significance to efficiently collect the information of crop canopy structure for new cultivar breeding and field management optimization. At present, methods such as three-dimensional digitizing have been used to obtain canopy structure information of field-grown crops, but most of them require manual intervention, which is time-consuming and laborious. Therefore, it is urgent to develop novel methods with high-efficiency. A micro UAV was used in the field to acquire image sequences of maize canopy at the seedling stage, and individual plants as well as several neighboring plants at the later mature stage. Considering the heavy shading among plants at the late stage, surrounding plants of the target plants were removed before images were taken. Based on the point clouds reconstructed using the UAV images, the canopy structure model was efficiently built by creating pseudo poles. Then, the model was evaluated according to the field measurements of plant height, leaf length, max width and leaf area. There was a good agreement between the measured and calculated plant height, leaf length and max width with R^2 no less than 0.91 and RMSE, rRMSE and ME were small for both growth stages. The R^2 of leaf area at both growth stages were 0.96 and 0.76, respectively. RMSE, rRMSE and ME were small at the seedling stage while marginally larger at the mature stage. The proposed method provided a novel way for high-throughput plant structure modeling and phenotyping of field-grown crops.

Key words: field-grown crop; UAV; aerial images; canopy structure model; phenotyping

0 引言

高效选育高产的作物新品种是解决世界粮食安全的重要途径^[1]。影响现代育种的关键因素之一是能否快速、精确地对大量育种品系进行全面的表型评价,从中筛选出具有期望表型的品系^[2-3]。

目前,基因标记辅助选择、基因组编辑^[1]、高通量基因测序等技术已得到广泛应用,利用这些技术可以高效地挖掘调控作物重要性状的基因信息^[4]。然而,作物表型的研究技术和方法却无法与高通量基因测序技术的发展相匹配^[5-6]。

近年来兴起的高通量获取作物表型的方法或

收稿日期: 2020-01-05 修回日期: 2020-06-03
基金项目: 国家自然科学基金项目(31771678)
作者简介: 朱冰琳(1994—),女,博士生,主要从事数字农业研究,E-mail: binglin.zhu@cau.edu.cn
通信作者: 郭焱(1964—),男,教授,博士生导师,主要从事数字农业研究,E-mail: yan.guo@cau.edu.cn

“表型组学”,被认为可以显著提高植物表型信息的获取效率^[7]。目前开发的表型平台大多应用于温室等特定环境中^[8-10]。田间表型平台也逐渐开发出来,但往往体积庞大、价格昂贵^[11],且存在较大的应用局限。如星载表型平台较难应用于面积较小的育种实验小区,不适合于高频率的动态监测^[7,12];机载平台的花费较大,需要较多的人员维护,且在低空获取高分辨率图像时对冠层的扰动较大^[13];地面表型平台能够同时获取多光谱、高光谱及热红外等图像信息,但通常为特定株高范围的作物设计,其行走受限于田间地面状态,灵活性和便携性较差^[7]。

目前,基于 RGB 相机获取植株多视角图像序列后,利用运动恢复结构 (Structure from motion, SFM)算法可重建植株三维结构。该方法已在温室中广泛应用,如监测温室内小麦、茄子、黄瓜、辣椒等生长过程^[14-15],对大田玉米也有初步的尝试^[16],但重建范围较小。无人机 (Unmanned aerial vehicle, UAV)平台搭载 RGB 相机,以数十米或更高的飞行高度获取冠层图像序列,可以实现大田尺度的冠层点云重建^[17],并可进一步计算株高^[18]、植被指数 (Normalized difference vegetation index, NDVI)^[19-20]、叶面积指数 (Leaf area index, LAI)^[21]、植被覆盖度^[17]等群体冠层参数。然而,实施精准农业需要有作物冠层结构精确信息的支持^[22],基于理想株型选育作物新品种^[23]也需要精确的冠层结构信息^[24]。随着无人机的微型化发展,其对冠层的扰动变小,可以通过超低空飞行获取更清晰的冠层图像,使快速获取高精度的冠层结构信息成为可能。

通过点云数据网格化可建立三维网格的冠层结构模型。文献[25]利用 Geomagic Studio 软件实现了苹果树叶片的网格重建;文献[26]对黄瓜、西瓜、甜瓜等植株的叶片利用 Delaunay 三角剖分的方法生成初始网格曲面,再对网格曲面进行优化处理,实现了冠层结构建模;文献[27]采用改进的 Crust 方法实现了树干的网格重建。这些研究大多在温室内进行,且叶片形态较为简单,受遮挡较少;在室外选择的研究对象(如树干),其形态也不易受到风的影响,重建效果较好。目前,基于点云数据对大田作物群体冠层结构建模的研究较少。

本文利用超微型无人机超低空航拍获取大田不同生育期植株个体及群体的多视角图像序列,基于伪极点-Crust 算法构建其冠层结构模型,并基于大田实测数据对重建冠层结构模型的精度进行评估,以期高效、高精度构建大田作物冠层结构模型、获取特定的作物表型参数提供新途径。

1 材料与方法

1.1 实验区概况

玉米大田实验于 2019 年在中国农业大学吉林梨树实验站(43°16'N,124°26'E)进行。供试品种为先玉 335,种植株距为 20 cm,行距为 50 cm。共 3 个小区,小区长、宽为 24、9 m(图 1a)。种前施加基肥,用量为纯 N 80 kg/hm²、P₂O₅ 120 kg/hm²、K₂O 100 kg/hm²,采用铧式犁和旋耕机将肥料旋进土壤耕层中。在玉米第 6 叶及第 11 叶展开时追施 40 kg/hm²纯 N。大田出苗日为 5 月 19 日。

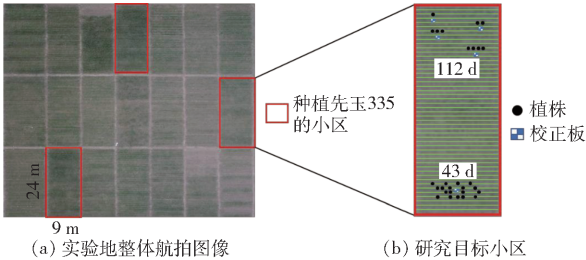


图 1 实验地整体航拍图像及研究目标小区

Fig. 1 Whole aerial image of field experimental site and research plot

1.2 冠层航拍及田间测量

出苗后 43 d(苗期),选取一个先玉 335 小区的玉米群体为目标,随机选择相邻的 4 个条带,并从中选取 18 棵植株(图 1b),分别对每株上、中、下部位各叶片用标签纸标记。为确定几何换算系数,在目标群体中心的地面上放置边长为 40 cm、哑光材质的正方形校正板。在多云且风速小的天气条件下,采用搭载哈苏相机的 Mavic 2 Pro 型(大疆创新科技有限公司,中国)超微型无人机对目标群体进行航拍。航拍时采用圆周型航线飞行 2 圈,飞行高度及半径均设置为 5 m。相机镜头与水平面的夹角为 45°,飞行速度为 0.8 km/h,相邻图像的拍摄间隔为 2 s,图像重叠度为 80%。每次航拍获取 160~180 幅图像(表 1)。在出苗后 112 d(成熟期)进行了

表 1 无人机平台、飞行参数及图像信息

Tab. 1 UAV platform, flight parameters and image information

设备类型	参数	数值/型式
Mavic 2 Pro 型无人机	规格/(mm × mm × mm)	322 × 242 × 84 (展开)
	质量/g	907
	飞行速度/(km · h ⁻¹)	0 ~ 72
	续航时间/min	31
哈苏 L1D - 20c 型相机	传感器	CMOS 传感器
	可调光圈	f/2.8 - f/11
	ISO 范围	100 ~ 3 200 (自动模式)
	图像分辨率/(像素 × 像素)	5 472 × 3 648
	色彩模式	10 bit Dlog M

同样方式的航拍,由于此时植株中下部相互遮蔽严重,因而选取一株、一行内相邻 2、3、4 株玉米为航拍目标(图 1b),航拍前去除目标植株周边的植株,并标记叶片、放置校正板。每次航拍后,立即测量目标植株标记叶片的叶长、叶最大宽及株高(植株基部与其最高点间的垂直距离)。

1.3 数据预处理

使用 Metashape Professional (Agisoft, RU) 软件对航拍获取的多角度图像序列(图 2a)进行冠层点云重建。获得点云后(图 2b、2c),手动将选定的目标植株分割出来,利用支持向量机(Support vector machine, SVM)分类器根据颜色信息进行点云分类(图 2d),删除后得到仅包含植被颜色信息的点云(图 2e)。在成熟期时,由于地面有部分与植被颜色相近的落叶,采用随机抽样最大似然估计算法(Maximum likelihood estimation sample consensus, MLESAC)^[28]对地面落叶点云进行平面拟合

(图 2f),去除后得到植株点云(图 2g)。

由于点云数据来源于大田航拍图像,因而不可避免地带有噪声点。为消除噪声点对冠层结构构建的干扰,本文采用基于空间单元格搜索 k -近邻点的方法剔除噪声点。设 $P = \{p_1, p_2, \cdots, p_n\}$ 是重建冠层上所有点的集合, P 中与 p_i 欧氏距离最小的 k 个点称为 p_i 的 k -近邻,记为 $N(p_i)$ 。该算法的核心思想是对点云数据的最大包围盒进行一定步长(本文设定为 0.1 m)的空间划分(图 2h),通过计算一个点 p 所在的子包围盒及其在空间上相邻的 26 个子包围盒(图 2i)中所有点的欧氏距离,由小到大进行排序,选取前 k 个距离,即为该点与 k 个近邻点间欧氏距离的集合。通过 k -近邻的欧氏距离平均值 $D(p_i)$ 来衡量此点的局部邻域关系,根据点集 P 的整体邻域关系确定距离阈值。如果 $D(p_i)$ 在设定阈值的范围外,则认为是噪声点^[25](图 2j),删除后得到最终的植株点云(图 2k)。

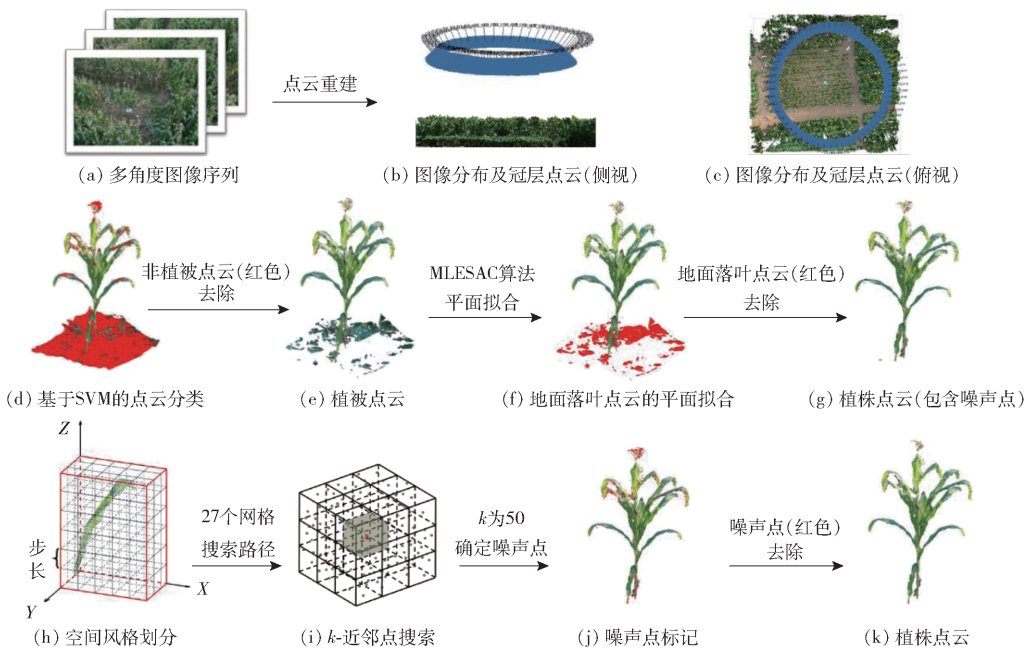


图 2 图像获取、冠层点云重建及预处理流程

Fig. 2 Pipeline of image acquisition, canopy point cloud reconstruction and data preprocessing

1.4 冠层结构模型构建

Crust 算法为基于点云重建三维网格结构的经典算法之一。采用该算法时,先对点云中所有点进行三次 Delaunay 剖分,得到样本点集的 Voronoi 顶点集。在此基础上计算各点的正负极点,将得到的极点集与已有点云点集的并集再次进行三次 Delaunay 剖分^[29],采用传统 Crust 算法计算量很大,效率较低。为了提高剖分的效率,本文在构建冠层结构模型时,在去噪后的点云中添加少量的伪极点,利用伪极点代替正负极点构建原始点集,从而较大程度地减少剖分的计算量,将其称之为伪极点-

Crust 算法^[27]。

执行伪极点-Crust 算法时,首先确定样本点云的最大包围盒,并以包围盒 X 、 Y 、 Z 方向上距离最大值的 M 倍(本文将 M 设置为 0.2)作为步长向外拓展得到更大的四面体包络面^[27]。分别在包络面上对各边 N 等分处(本文 N 取 4)均匀插值形成 $6N^2$ 个(即 96 个)伪极点集合(图 3a,以 1 行 4 株玉米点云群体伪极点的建立为例)。然后对伪极点与已有点云点集的并集进行三次 Delaunay 剖分,得到初始四面体集合 T_0 。该集合中存在较多非冠层结构的三角面片,需通过以下步骤进行筛选。

(1)冠层结构四面体的筛选遍历集合 T_o ,判断各四面体的顶点中是否含有伪极点。

如果包含伪极点,则将其标记为“非冠层结构”。然后,获取 T_o 中所有的三角面片并剔除重复的三角面片得到集合 T'_o 。遍历 T'_o ,判断每个三角面片与 T_o 中各初始四面体的映射关系,标记不在集合边界的所有三角面片。为评估非边界三角面片所在的 2 个相邻四面体间的相似度,采用了由这 2 个相邻四面体各自外接球半径 r_{i1} 、 r_{i2} 之间夹角 θ 的余弦值表征的交集因子 F (Intersection factor) (图 3b)

$$F(i) = (-|c_{i1} - c_{i2}|^2 + r_{i1}^2 + r_{i2}^2) / (2r_{i1}r_{i2}) \quad (1)$$

其中 $F(i) \in [-1, 1]$ ($i = 1, 2, \dots, j$)
式中 j ——所有非边界三角面片所在四面体的个数
 c_{i1} 、 c_{i2} ——2 个相邻四面体外接球的球心坐标

设置 F 的阈值 F_i 为 0.95, F 大于 F_i 表明 θ 小,即 2 个外接球重合的部分很大(图 3b); F 小于 $-F_i$ 表明 θ 大,即 2 个外接球重合的部分很小(图 3b)。遍历具有相同非边界三角面片的相邻四面体,通过标记为“非冠层结构”属性的四面体及 F 与 F_i 的大小关

系判断另一个四面体的属性。如果遍历一次后未能标记所有四面体的属性,则将阈值逐步降低,直至每个四面体的属性标记完毕。将属性为“非冠层结构”的四面体剔除,得到属于冠层结构的四面体集合 T_p 。

(2)冠层三角面片的提取

从得到的冠层四面体集合 T_p 中取出所有三角面片,计算各三角面片 3 个顶点 Z 坐标之和,以其和最大的三角面片为起始面片,确定其法向量的方向,然后计算其邻接三角面片的法向量,将法向量变化最小的三角面片作为其相邻的三角面片,直至遍历所有三角面片。

由上述筛选过程得到的三角面片集构建初始冠层结构模型(图 3c)。由于在大田环境下获取的点云密度不均一,利用该方法构建的初始冠层结构模型中存在大量的边长畸长的异常面片(图 3c)。为此,计算了所构建模型中所有三角面片最大边的长度,统计确定边长的阈值后,剔除最大边长度大于阈值的三角面片(图 3d)。为消除所得到的器官曲面不光滑问题,将面片的顶点沿其法向量方向根据平均曲率进行移动平滑^[30],得到最终的冠层结构模型(图 3e)。

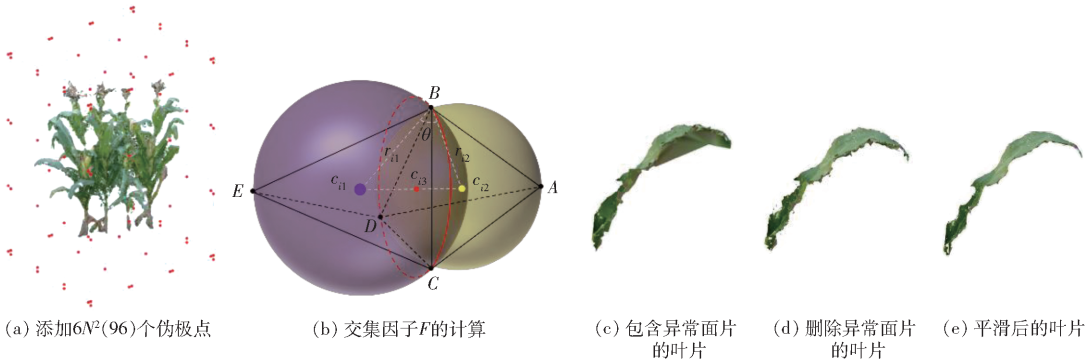


图 3 冠层结构模型构建流程

Fig. 3 Pipeline of canopy structure modeling

1.5 基于表型数据的模型精度评估

根据校正板点云的计算边长及实际边长确定长度换算系数后,基于所构建模型计算目标植株的株高;利用 Geomagic Studio (Geomagic, 美国)手动提取标记叶片,计算其叶长及最大叶宽;对组成叶片的每个小三角面片面积进行累加,获得标记叶片的叶面积。基于大田标记叶的叶长和叶最大宽的测量值计算参比叶面积为

$$A_m = \alpha L_m W_m \quad (2)$$

式中 L_m ——标记叶的叶长
 W_m ——最大叶宽
 α ——经验系数,取 0.75

通过比较实际测量的株高、叶长、叶最大宽、参比叶面

积与由冠层结构模型得到的计算值,以决定系数 (R^2)、均方根误差 (Root mean square error, RMSE)、相对均方根误差 (Root mean square relative error, rRMSE)、平均误差 (Mean error, ME)来评价基于 UAV 航拍图像重建的冠层结构模型的精度。

2 结果与分析

2.1 冠层点云重建、分类及去噪

在大田完成一个目标冠层的航拍需要约 5 min。利用 Metashape Professional 软件对各图像序列处理后,得到目标群体的冠层点云(图 4a, 4d, 成熟期以 1 行 4 株群体为例,下同)。经 SVM 分类器对点云分类并基于 MLESAC 算法对地面落叶点云进行平面拟合

后,去除非植被点云,得到目标群体的植被点云(图 4b、4e)。对所得到的植被点云采用空间单元格搜索 k -近

邻点的方法确定噪声点。去噪后,不同生育期的冠层点云均能很好地保留冠层信息(图 4c、4f)。

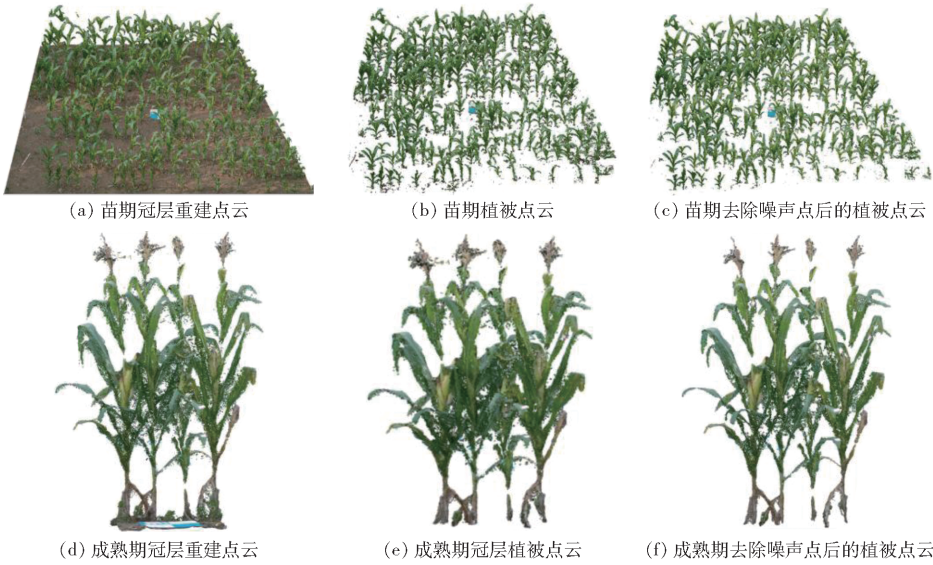


图 4 基于无人机航拍图像序列重建的冠层点云、植被点云及去噪后的植被点云

Fig. 4 Reconstructed canopy point clouds based on UAV images, vegetation point clouds and denoised vegetation point clouds

2.2 冠层结构模型构建

基于伪极点-Crust 法进行了冠层结构模型的初步构建,所得到的冠层模型植株间及叶片间存在大量异常面片(图 5a、5d,黑色矩形框内为指定区域放大后的叶片形态)。通过对每个三角面片最大边长进行筛选,剔除异常面片,得到相对精确的冠层结构模型(图 5b、5e)。最后对冠层表面进行平滑处理,获得最终的冠层结构模型(图 5c、5f)。冠层面片颜色由构成每个三角面片顶点的颜色插值得到。

2.3 冠层结构模型精度评估

为评估基于无人机航拍图像重建的冠层结构

模型的精度,比较了株高、叶长、叶最大宽、叶面积的模型计算值与大田实测值(图 6,图中 n 为样本数)。结果表明,苗期冠层结构模型的计算株高、叶长、叶最大宽、叶面积与大田实测值的 R^2 均在 0.90 以上;RMSE、rRMSE 和 ME 的值均很小(表 2);成熟期重建的冠层结构模型的株高、叶长、叶最大宽计算值与大田实测值间的 R^2 均在 0.90 以上;RMSE、rRMSE 和 ME 的值均很小(表 2);计算叶面积与参比叶面积的一致性稍差,相应评估参数 R^2 、RMSE、rRMSE、ME 分别为 0.76、87.7 cm²、0.187、-27.1 cm²(表 2)。

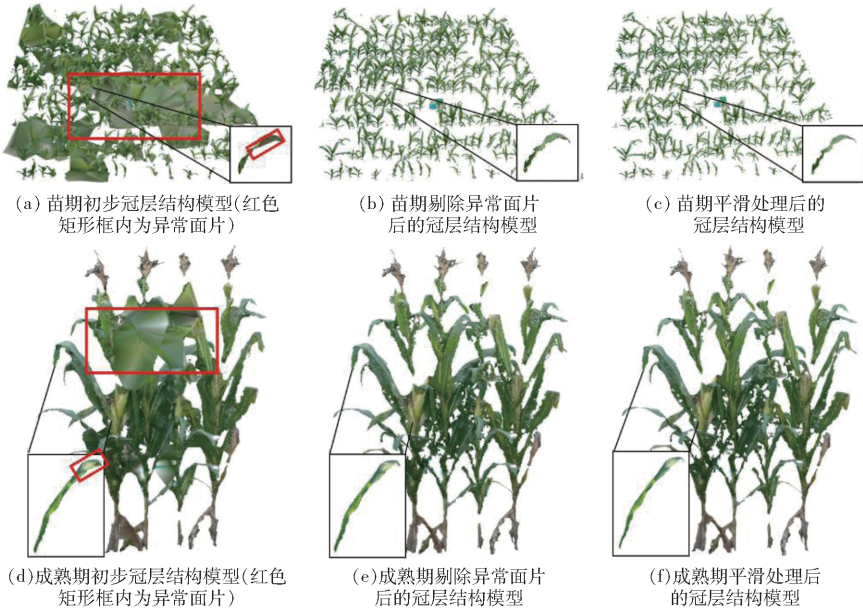


图 5 基于伪极点-Crust 算法构建的冠层结构模型

Fig. 5 Canopy structure models reconstructed based on pseudo poles - Crust method

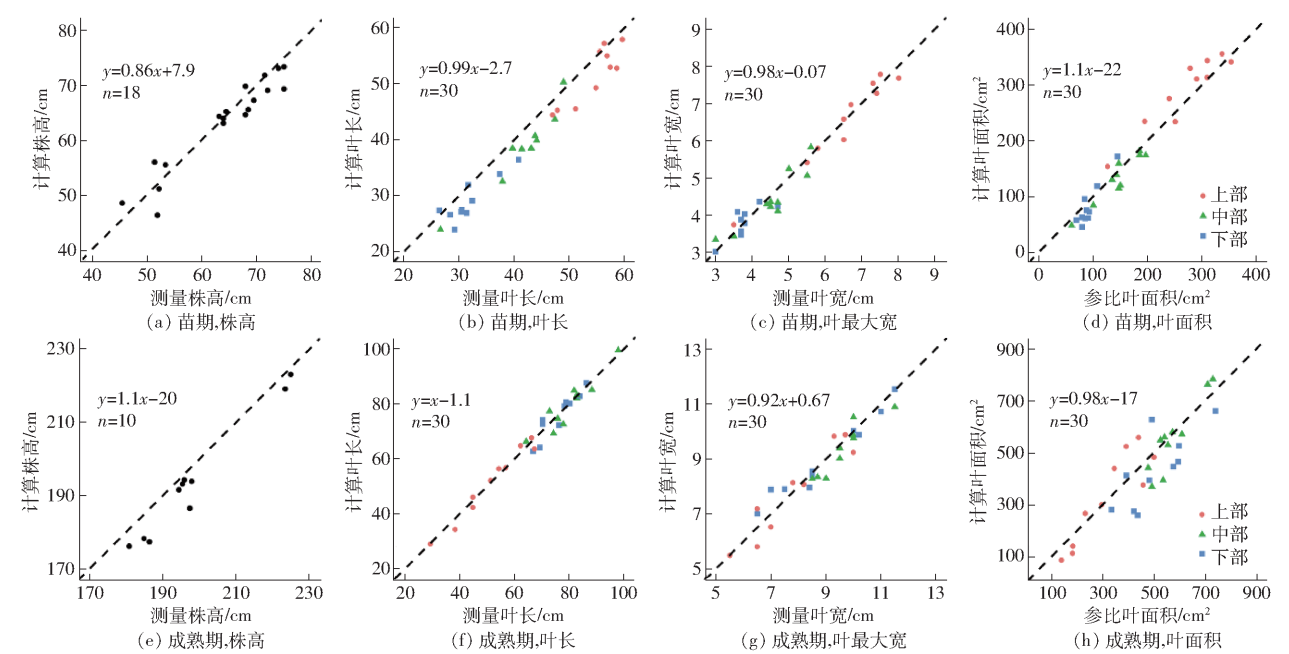


图 6 基于无人机航拍图像重建的冠层结构模型的精度评估

Fig. 6 Accuracy evaluation of reconstructed canopy structure models based on UAV image sequences

表 2 冠层结构模型精度评价参数

Tab. 2 Parameters for evaluating accuracy of canopy structure models

参数	苗期				成熟期			
	株高	叶长	叶最大宽	叶面积	株高	叶长	叶最大宽	叶面积
R^2	0. 91	0. 96	0. 96	0. 96	0. 97	0. 97	0. 92	0. 76
RMSE	2. 8 cm	3. 5 cm	0. 3 cm	23. 3 cm ²	5. 7 cm	2. 8 cm	0. 4 cm	87. 7 cm ²
rRMSE	0. 044	-0. 083	-0. 056	0. 139	0. 014	0. 041	0. 048	0. 187
ME	-0. 8 cm	-2. 9 cm	-0. 1 cm	-0. 9 cm ²	-4. 8 cm	-0. 4 cm	-0. 1 cm	-27. 1 cm ²

3 讨论

农田冠层辐射利用效率是影响作物产量的重要因素。将冠层结构模型与冠层光分布模型、光合模型相耦合,可实现作物新株型的精确评估及大田栽培模式的优化,从而有利于作物高产。进行此研究的前提是获取精确的大田冠层结构信息。采用立体视角或多视角图像方法^[15,31]、三维数字化方法^[32]等虽然可以较精确地获取大田作物冠层结构信息,但多费时、费力,通常只能获取较小群体的结构信息,使得所构建的冠层结构模型不具有很好的代表性。故迫切需要开发高通量、高精度获取大田作物冠层结构的方法。

采用无人机平台获取大田作物信息,具有高通量的优势。由于以往所采用的无人机在超低空飞行时,会明显扰动冠层,从而难以获得高精度的航拍图像序列。本研究采用超微小型无人机,其携带的RGB相机分辨率高,且在距冠层数米高度处获取冠层图像时对冠层的扰动较小。获取半径为5 m的圆形区域内数百株植株的冠层图像仅需数分钟,且操

作简单,采用该方法可无损、快速地获取苗期玉米群体图像。在生长中后期,植株间的遮蔽逐渐加大,使得无法获得植株中下部的结构信息。为此,在航拍前去除了目标植株周围的植株。结果表明,以单株或一行多株为目标进行航拍,均可获取相对完整的冠层结构,器官尺度参数的提取精度较高。本研究采用的伪极点-Crust算法,通过添加少量的伪极点代替传统Crust算法中原始点云对应的正负极点,可大幅度减少极点的数量。以1行4株玉米为例,原有的正负极点数 为 1 392 490 个,采用伪极点-Crust算法后降为 96 个,计算效率较高。实现 5 m × 5 m 范围内的苗期植株群体结构模型的构建仅需 10 min 左右,对于成熟期 4 株玉米小群体的模型构建仅需 1 min 左右。未来可以在生育中后期探索更大目标群体的航拍方法,以提高获取作物生长中后期冠层结构信息的效率。该方法还可应用于植株叶片相互遮蔽不是很严重的其他作物,如高粱、生长中前期的大豆等,以及部分果树、蔬菜等,对这些作物的应用还需要系统地评估。

在玉米生长的中后期,叶片相互遮蔽严重,使得

叶片间的噪声点较多,采用搜索 k -近邻方法去除噪声点的效果不够理想。需要进一步优化去噪算法,以减少噪声点对构建精确冠层结构模型的干扰。目前所构建的冠层模型,还存在因点云缺失导致所构建的叶片形态不完整的问题,需要采用算法予以改进。基于构建的精确冠层结构模型,可进一步计算叶片角度^[33]并进行大田冠层空间光分布的模拟分析,为评估不同作物株型、筛选高产作物品种提供支撑。

4 结束语

采用超微小型无人机平台获取了大田玉米冠层

前期和后期的航拍图像,实现了冠层点云的快速重建。基于 SVM 分类器提取了目标冠层的三维点云,并实现了冠层噪声点的去除。采用伪极点-Crust 算法初步构建了冠层结构模型,通过剔除异常的三角面片并进行移动平滑,得到了精度较高的玉米冠层结构模型。基于所构建模型提取的株高、叶长、最大叶宽及叶面积与大田测量值有较好的一致性。本研究所采用的图像获取方法、点云预处理流程及冠层结构建模的算法效率较高,并可提取较精确的表型参数,为高效、精确获取大田作物冠层结构信息提供了新的途径。

参 考 文 献

- [1] HICKEY L T, HAFEEZ A N, ROBINSON H, et al. Breeding crops to feed 10 billion[J]. *Nature Biotechnology*, 2019, 37(7): 744–754.
- [2] GLENN K C, ALSOP B, BELL E, et al. Bringing new plant varieties to market: plant breeding and selection practices advance beneficial characteristics while minimizing unintended changes[J]. *Crop Science*, 2017, 57(6): 2906–2921.
- [3] TANGER P, KLASSEN S, MOJICA J P, et al. Field-based high throughput phenotyping rapidly identifies genomic regions controlling yield components in rice[J/OL]. *Scientific Reports*, 2017, 7. DOI: 10.1038/srep42839.
- [4] MULLAN D J, REYNOLDS M P. Quantifying genetic effects of ground cover on soil water evaporation using digital imaging[J]. *Functional Plant Biology*, 2010, 37(8): 703–712.
- [5] KIPP S, MISTELE B, BARESEL P, et al. High-throughput phenotyping early plant vigour of winter wheat[J]. *European Journal of Agronomy*, 2014, 52: 271–278.
- [6] SHARMA B, RITCHIE G L. High-throughput phenotyping of cotton in multiple irrigation environments[J]. *Crop Science*, 2015, 55(2): 958–969.
- [7] 张慧春,周宏平,郑加强,等. 植物表型平台与图像分析技术研究进展与展望[J/OL]. *农业机械学报*, 2020, 51(3): 1–17.
ZHANG Huichun, ZHOU Hongping, ZHENG Jiaqiang, et al. Research progress and prospect in plant phenotyping platform and image analysis technology[J/OL]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2020, 51(3): 1–17. http://www.jcsam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?file_no=20200301&flag=1. DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2020.03.001. (in Chinese)
- [8] MCCORMICK R F, TRUONG S K, MULLET J E. 3D sorghum reconstructions from depth images identify QTL regulating shoot architecture[J]. *Plant Physiology*, 2016, 172: 823–834.
- [9] CABRERA-BOSQUET L, FOURNIER C, BRICHET N, et al. High-throughput estimation of incident light, light interception and radiation-use efficiency of thousands of plants in a phenotyping platform[J]. *New Phytologist*, 2016, 212(1): 269–281.
- [10] JING H, GUO Q, CHEN L, et al. Crop 3D: a platform based on LiDAR for 3D high-throughput crop phenotyping[J]. *Scientia Sinica Vitae*, 2016, 46(10): 1210–1221.
- [11] VIRLET N, SABERMANESH K, SADEGHI-TEHRAN P, et al. Field Scanalyzer: an automated robotic field phenotyping platform for detailed crop monitoring[J]. *Functional Plant Biology*, 2017, 44(1): 143–153.
- [12] ZHANG N, WANG M, WANG N. Precision agriculture—a worldwide overview[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2002, 36: 113–132.
- [13] ARAUS J, CAIRNS J. Field high-throughput phenotyping: the new crop breeding frontier[J]. *Trends in Plant Science*, 2014, 19(1): 52–61.
- [14] DUAN T, CHAPMAN S C, HOLLAND E, et al. Dynamic quantification of canopy structure to characterize early plant vigour in wheat genotypes[J]. *Journal of Experimental Botany*, 2016, 67(15): 4523–4534.
- [15] HUI F, ZHU J, HU P, et al. Image-based dynamic quantification and high-accuracy 3D evaluation of canopy structure of plant populations[J]. *Annals of Botany*, 2018, 121(5): 1079–1088.
- [16] 朱冰琳,刘扶桑,朱晋宇,等. 基于机器视觉的大田植株生长动态三维定量化研究[J/OL]. *农业机械学报*, 2018, 49(5): 256–262.
ZHU Binglin, LIU Fusang, ZHU Jinyu, et al. Three-dimensional quantifications of plant growth dynamics in field-grown plants based on machine vision method[J/OL]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2018, 49(5): 256–262. http://www.jcsam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20180530&journal_id=jcsam. DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2018.05.030. (in Chinese)

- [17] DUAN T, ZHENG B, GUO W, et al. Comparison of ground cover estimates from experiment plots in cotton, sorghum and sugarcane based on images and ortho-mosaics captured by UAV[J]. *Functional Plant Biology*, 2016, 44: 169 – 183.
- [18] HU P, CHAPMAN S C, WANG X, et al. Estimation of plant height using a high throughput phenotyping platform based on unmanned aerial vehicle and self-calibration; example for sorghum breeding[J]. *European Journal of Agronomy*, 2018, 95: 24 – 32.
- [19] DUAN T, CHAPMAN S C, GUO Y, et al. Dynamic monitoring of NDVI in wheat agronomy and breeding trials using an unmanned aerial vehicle[J]. *Field Crops Research*, 2017, 210: 71 – 80.
- [20] MACHOVINA B, FEELEY K, MACHOVINA B. UAV remote sensing of spatial variation in banana production[J]. *Crop and Pasture Science*, 2016, 67(12): 1281 – 1287.
- [21] KALISPERAKIS I, STENTOUMIS C, GRAMMATIKOPOULOS L, et al. Leaf area index estimation in vineyards from UAV hyperspectral data, 2D image mosaics and 3D canopy surface models[C]//ISPRS- International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, 2015.
- [22] FOURNIER C, ANDRIEU B. A 3D architectural and process-based model of maize development[J]. *Annals of Botany*, 1998, 81(2): 233 – 250.
- [23] 郑邦友, 石利娟, 马韞韬, 等. 水稻冠层的田间原位三维数字化及虚拟层切法研究[J]. *中国农业科学*, 2009, 42(4): 1181 – 1189.
- ZHENG Bangyou, SHI Lijuan, MA Yuntao, et al. Three-dimensional digitization in situ of rice canopies and virtual stratified-clipping method[J]. *Scientia Agricultura Sinica*, 2009, 42(4): 1181 – 1189. (in Chinese)
- [24] 郭焱, 李保国. 虚拟植物的研究进展[J]. *科学通报*, 2001, 46(4): 273 – 280.
- [25] 张伟洁, 刘刚, 郭彩玲, 等. 基于三维点云的苹果树叶片三维重建研究[J/OL]. *农业机械学报*, 2017, 48(增刊): 103 – 109.
- ZHANG Weijie, LIU Gang, GUO Cailing, et al. Apple tree leaf three-dimensional reconstruction based on point cloud[J/OL]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2017, 48(Supp.): 103 – 109. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=2017s017&journal_id=jcsam. DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2017.S0.017. (in Chinese)
- [26] 孙智慧, 陆声链, 郭新宇, 等. 基于点云数据的植物叶片曲面重构方法[J]. *农业工程学报*, 2012, 28(3): 184 – 190.
- SUN Zhihui, LU Shenglian, GUO Xinyu, et al. Surfaces reconstruction of plant leaves based on point cloud data[J]. *Transactions of the CSAE*, 2012, 28(3): 184 – 190. (in Chinese)
- [27] 唐艺, 韩宁, 冯仲科. 基于激光点云数据的活立木树干三维模型重建[J]. *仪器仪表学报*, 2011, 32(6): 21 – 24.
- TANG Yi, HAN Ning, FENG Zhongke. Reconstruction of living trees trunk' 3D model based on laser point cloud data[J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2011, 32(6): 21 – 24. (in Chinese)
- [28] TORR P H S, ZISSERMAN A. MLESAC: a new robust estimator with application to estimating image geometry[J]. *Computer Vision and Image Understanding*, 2000, 78(1): 138 – 156.
- [29] AMENTA N, BERN M. Surface reconstruction by voronoi filtering[J]. *Discrete & Computational Geometry*, 1999, 22: 481 – 504.
- [30] DESBRUN M, MEYER M, SCHRÖDER P, et al. Implicit fairing of irregular meshes using diffusion and curvature flow[C]//Proceedings of the 26th Annual Conference on Computer Graphics and Interactive Techniques, 1999: 317 – 324.
- [31] IVANOV N, BOISSARD P, CHAPRON M, et al. Computer stereo plotting for 3-D reconstruction of a maize canopy[J]. *Agricultural and Forest Meteorology*, 1995, 75(1 – 3): 85 – 102.
- [32] WANG X, GUO Y, LI B, et al. Evaluating a three dimensional model of diffuse photosynthetically active radiation in maize canopies[J]. *International Journal of Biometeorology*, 2006, 50(6): 349 – 357.
- [33] MANTILLA-PEREZ M B, SALAS FERNANDEZ M G. Differential manipulation of leaf angle throughout the canopy: current status and prospects[J]. *Journal of Experimental Botany*, 2017, 68(21 – 22): 5699 – 5717.