

基于 MVS 序列图像的油菜三维模型

武静雯^{1,2}, 薛新宇^{2*}, 秦维彩², 崔龙飞², 张宋超²

(1. 安徽农业大学工学院, 合肥 230036; 2. 农业部南京农业机械化研究所, 南京 210014)

摘要:为实现油菜作物模型的可视化研究, 给油菜作物的数字化管理提供数据基础, 以感染虫害的苗期油菜为研究对象, 采用 MVS 序列图像技术, 搭建 MVS 技术的序列图像采集平台。根据 SFM 和 PMVS 算法获得虫害油菜的稀疏点云数据和稠密点云数据, 同时, 探索序列图像数量对于特征点匹配的影响。对 MVS 序列图像技术获得的虫害油菜三维点云数据, 采用滤波、精简、Alpha-Shape 曲面重建等处理, 得到虫害油菜的三维形态曲面模型。结果显示, 使用图像数目多和 8 邻域匹配两者相结合的方法可以又快又好地匹配图像特征点; 在获得合适的 Alpha 值情况下, Alpha-Shape 算法可以真实形象地表现出虫害油菜的生长状态。

关键词: MVS; 序列图像; 虫害油菜; 三维模型

中图分类号: TP391.41; S565.405

文献标识码: A

文章编号: 1672-352X (2019)06-1083-06

3D modeling of rapeseed based on MVS sequence image

WU Jingwen^{1,2}, XUE Xinyu², QIN Weicai², CUI Longfei², ZHANG Songchao²

(1. School of Engineering, Anhui Agricultural University, Hefei 230036;

2. Nanjing Institute of Agricultural Mechanization Ministry of Agriculture, Nanjing 210014)

Abstract: In order to realize the visualization research of rape crop model and provide the data basis for the digital management of rape crop, this paper took the seedling rape infected with pests as the research object and built a sequence image acquisition platform based on MVS technology by adopting MVS-based sequence image technology. Sparse point cloud data and dense point cloud data of pests rapeseed were obtained according to SFM and PMVS algorithms. Meanwhile, the influence of sequence image number on feature point matching was explored. The 3D point cloud data of pests rapeseed obtained based on MVS sequence image technology were processed by filtering, simplification and alpha-shape surface reconstruction to obtain the 3D morphological surface model of pests rapeseed. The results show that the method of combining multiple images and 8 neighborhood matching can match image feature points quickly and well. Under the condition of obtaining the appropriate Alpha value, the alpha-shape algorithm can present the growth status of pests rapeseed in a real image.

Key words: MVS; sequence image; diseased rape; 3D model

油菜作为世界四大油料作物之一, 具有生长能力强、适用范围广的高经济价值和广阔发展前景的优势^[1-2], 近十年来, 我国的油菜种植面积约为 600~700 万 hm², 总产量 1 000~1 300 万 t, 是仅次于水稻、小麦、玉米和大豆的第五大经济作物。然而, 由于油菜种植成本高, 种植机械化技术比较落后, 导致油菜种植费时费力, 收益始终差强人意, 加之城镇化发展带来的农耕劳动力的巨大变化, 农民种

植油菜意愿逐年下降, 油菜种植面积和产量连年减少, 推进油菜产业现代化进程已经变得刻不容缓^[3]。为了解决以上问题, 科学家们历年来采用了许多方法和设备对油菜生长模型进行研究, 旨在获得油菜生长发育过程与环境因子关系^[4-5], 油菜植株各器官的干物质积累和分配特性^[6-8], 以及油菜含水量^[9]、氮素等对油菜生长发育的影响^[10], 从而对油菜的栽培和管理提供理论依据^[11]。但是, 以上的研究主要

收稿日期: 2019-03-21

基金项目: 国家重点研发计划“智能农机装备”项目(2017YFD0701000)和国家农业现代化产业技术体系建设专项(CARS-12)共同资助。

作者简介: 武静雯, 硕士研究生。E-mail: 2263322545@qq.com

* 通信作者: 薛新宇, 博士, 研究员, 博士生导师。E-mail: 735178312@qq.com

针对于油菜未发生病害的时期。油菜生长期较长,受到环境、天气等各方面因素的影响,在油菜苗期和成熟期易感染病虫害,造成枯苗、断苗,降低油菜产量。因此,需要改进技术手段,可视化油菜作物模型,监测油菜在生长期间的生理状态,实现油菜的田间精准管理,为解决油菜病虫害提供科学精准的管理方案(浇水、施肥、施药等)。

基于油菜作物模型可视化研究,学者们研究内容还较少,从相关的作物模型可视化研究方法中借鉴,油菜作物模型可视化可以从以下三个研究方向进行:基于规则化的建模方法^[12-14]、基于图像法的建模方法^[15]、基于扫描方式的模型构建方法^[16-18]。从得到的油菜三维形态模型中提取表征油菜生长状态的数据信息(叶面积、叶长、叶宽、叶倾角、株高、体积、叶片颜色等)进行分析,获得油菜生长的动态变化过程。此研究不仅对油菜田间精准管理方案有重要的应用价值,对于油菜的育种和表型研究,以及油菜作物产量的预测均有重大意义。

本研究在图像法建模的基础上,采用 MVS (multi-view stereo, 多视角立体视觉) 技术为研究方向,以感染虫害(猿叶甲)的苗期油菜为研究对象,展开油菜作物模型可视化建模的研究,构建一套具有普适性、实用性和高度精确性的油菜作物无损形态模型的可视化方法,对更快速、精准的获取大田作物生长信息,推进我国农业现代化设施高速发展具有积极意义。

1 基于 MVS 技术的序列图像采集和处理

1.1 MVS 技术

MVS 技术即根据生物视觉系统的工作原理,利用单个或多个摄像机从多个视觉角度拍摄空间物体,并从拍摄得到的多幅二维图像中重构物体空间三维几何信息的一种技术^[19]。

如图 1 所示,对 MVS 工作原理做进一步理论分析:使用 MVS 技术进行空间物体的三维几何信息重构,即对于空间物体表面上的任一点 Q ,如果只用左摄像机观察,只能观察到它在 Q_1 摄像上的图像点 Q_1 ,或者是 Q_1Q 连线上的任一点 Q' 都可以被看做 Q_1 ,因此,无法由 Q_1 得到空间 Q 点的三维坐标。但如果已知左摄像机的观察点 Q_1 ,可以在直线 Q_2Q 上进行一维搜索,由两线相交确定一个点的原理,可以得到空间 Q 点的三维坐标是唯一确定的。假设已知空间任一点 Q 在左右两相机的二维图像上分别为点 Q_1 和 Q_2 ,左右两相机的投影矩阵分别为 M_1 和 M_2 ,其对应的点在两平面 (Z_1, Z_2) 的像素坐

标为 (u_1, v_1) 和 (u_2, v_2) , X 为空间点 Q 对应世界坐标系的齐次坐标。可用如下方法求得 Q 点的空间坐标:

$$Z_1 \begin{bmatrix} u_1 \\ v_1 \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} M_{11} \\ M_{12} \\ M_{13} \end{bmatrix} X \quad (1)$$

$$\begin{bmatrix} M_{13}u_1 - M_{11} \\ M_{13}v_1 - M_{12} \end{bmatrix} X = 0 \quad (2)$$

同理可得 M_2 投影矩阵:

$$\begin{bmatrix} M_{23}u_2 - M_{21} \\ M_{23}v_2 - M_{22} \end{bmatrix} X = 0 \quad (3)$$

将方程 (2) 和 (3) 联立,得到:

$$\begin{bmatrix} M_{13}u_1 - M_{11} \\ M_{13}v_1 - M_{12} \\ M_{23}u_2 - M_{21} \\ M_{23}v_2 - M_{22} \end{bmatrix} X = 0 \quad (4)$$

可以根据式 (4) 中的 4 个方程求解空间坐标点 Q ,且在实际采集过程中,数据总是有噪声的,因此可使用最小二乘法计算 Q 点的坐标值,即特征点的三维坐标变换求解。

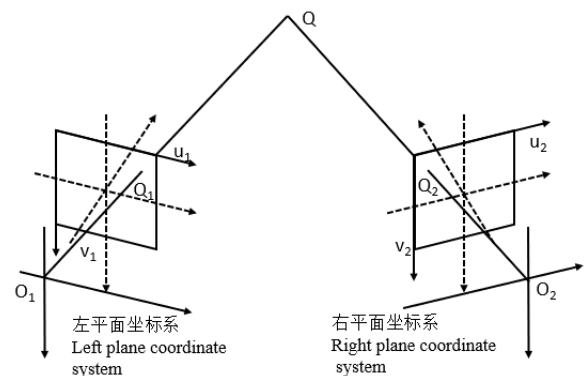


图 1 MVS 工作原理示意图

Figure 1 Schematic diagram of MVS working principle

1.2 MVS 图像采集平台

按照与上面相同的思路,空间三维物体是个多面体,如果已知每个顶点的三维坐标与之相邻的关系,则该物体的形状和空间位置也是唯一确定的。根据 MVS 技术的原理,结合前人的研究思想和现实实验条件,本研究设计了如图 2 所示的植株无损三维信息获取平台。实验平台分别由定标数码相机、显示屏、计算机、可控转台、三角架、白色卡片和被测植株所组成。相机镜头按照水平向下 45° 的方向固定于三脚架上,并确保整个转台内的物体始终置于相机采集区域内。为了更好的匹配序列图像中

的特征点, 在可控转台的表面覆盖黑色 EPE 珍珠棉垫, 转台边缘处标记大小相同的白色亚光圆片。通过 USB3.0 连接相机和工控机, RS-232 连接可控转台和计算机, 保证图像数据的传送和显示, 以及计算机和转台控制器间数据的双向传输, 实现转角和转速的实时控制。

2018 年 12 月份, 在安徽黄山三口镇油菜种植基地, 使用标定好的 MVS 图像采集平台, 以每 6° 为一帧, 分辨率为 2596×1964 , 采集感染虫害的油菜序列图像, 图 3 为采集的序列图像的部分展示。

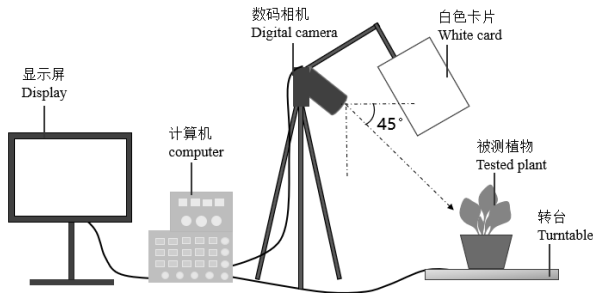


图 2 MVS 图像采集示意图

Figure 2 MVS image acquisition schematic

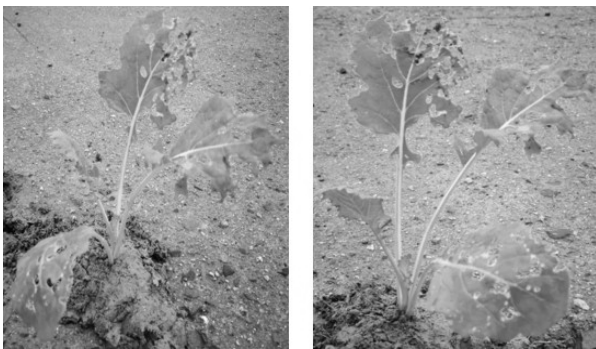


图 3 采集的部分植株序列图像

Figure 3 Partial plant sequence image

2 点云数据的获取与处理

2.1 点云数据获取

对于采集到的序列图像, 利用 SIFT (scale invariant feature transform, 尺度不变特征变换) 算法提取并匹配图像特征点, 搜索所有尺度上的序列图像位置, 通过高斯微分函数来识别每幅图像中潜在的对于尺度和旋转不变的特征点集, 并在多幅图像中进行特征点集的匹配, 选择特征点匹配最多的相邻两幅图像来拟合一个精细的模型, 以确定初始图像对的位置和尺度^[20-21]; 接着使用 RANSAC 算法重建已经匹配的特征点, 根据计算的投影矩阵、相机参数、基础矩阵值进行集束调整; 不断地添加新图像, 从新入图像中寻找与已匹配完成的三维点的对应关系, 重复使用 RANSAC 计算并调整集束^[22]。

最后, 将提取匹配完成的特征点, 使用 SFM 和 PMVS 算法获取病害油菜的三维点云数据^[23]如图 4 所示。以上植株点云数据获取操作可在开源软件 Agisoft 中实现。



图 4 植株点云数据

Figure 4 Plant point cloud

在获取点云数据的过程中, 为了探究序列图像采集数量对点云数据模型匹配精度的影响, 基于如下计算机配置: WIN10 系统、CPU 为 I5-6300HQ、运行内存 4GB、硬盘 500G+128G (本研究所用的计算机配置相同)。对于同一虫害油菜, 拍摄 30、40、50 张二维图像, 分别采用 4 邻域、8 邻域、全匹配的邻域配对方式, 计算其特征匹配点对数量和时间消耗, 具体分析结果见表 1。

表 1 不同图像数目和匹配邻域下的标定结果对比

Table 1 Comparison of calibration results between different image numbers and matching neighborhoods

图像数目 Number of images	邻域匹配 Domain matching	特征点匹配对 Feature point matching pair	耗时/s Time consuming
30 幅 30 pictures	4 邻域	4 431	5.134
	8 邻域	4 612	10.624
	全匹配	4 785	33.005
40 幅 40 pictures	4 邻域	9 731	7.041
	8 邻域	9 906	12.867
	全匹配	10 428	35.943
50 幅 50 pictures	4 邻域	15 441	9.261
	8 邻域	17 236	30.137
	全匹配	17 989	87.592

由图 5 分析得到, 图像数目越大、匹配邻域越多的情况下, 匹配的特征点越多, 消耗的时间也越长。在不考虑邻域匹配条件时, 随着图像数目的增加, 匹配的特征点个数也会大幅增加, 当采用邻域匹配时, 随着图像数量的增加, 特征点匹配的时间消耗增加的并不明显, 但是特征点匹配的数量却随邻域匹配方式的改变而大量增长。假设 50 幅图像的

全匹配时间是 30 幅图像全匹配时间大约 3 倍, 当对 50 幅图像采用 8 邻域匹配的时间大概与 30 幅图像全匹配时间相等, 可是标定的精度却远高于 30 幅图像的全匹配。因此, 可以得出结论: 匹配时应当采用图像数目多, 8 邻域匹配相结合的方式, 既能保证模型精度, 又可以缩短匹配的计算时间。

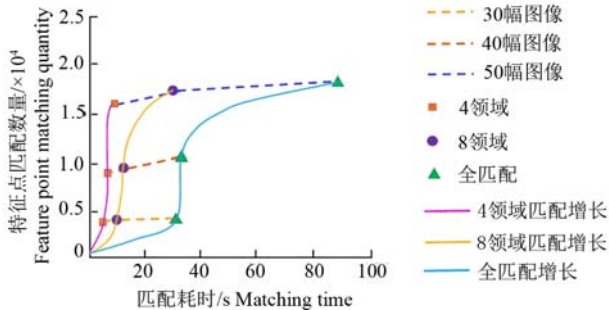


图 5 不同图像数和邻域匹配下的特征点数和时间消耗
Figure 5 Feature points and time consumption under different image numbers and neighborhood matching

2.2 点云数据处理

通过以上的计算, 获得了如图 4 所示的植株空间三维点云数据。在特征点匹配过程中, 由于图像本身 (例如遮挡、拍摄光线、拍摄周边环境) 的原因, 不可避免的会产生噪声点、离群点、非目标点等问题, 因此对获取的点云采用手动和算法相结合的方法进行去噪处理^[24], 对于明显且量大的离群点使用手动方式去除, 对于少量微偏移的噪声点使用 statistical outlier removal 滤波算法去除: 设 $P = \{P_1, P_2, \dots, P_n\}$ 为点云集合, $P(x_i, y_i, z_i)$ 是空间中的任意一点, 该算法首先通过 K -邻近搜索法迭代计算 N 个点到 K 个邻近点的平均距离, 然后计算出 $N \times K$ 个距离的均值与标准差, 标准差定义为:

$$\mu \pm \alpha \cdot \sigma \quad (5)$$

式 (5) 中 μ 和 α 为 $N \times K$ 个距离的平均值与方差, σ 为标准差倍数阈值。平均距离在标准差范围之外的点就会被视为噪声点, 不断重复以上计算, 直至遍历完所有点云, 得到边缘清晰、表面平滑的植株点云, 如图 6。

2.3 点云数据精简

虽然滤波处理可以得到完整的植株点云数据, 但其基于图像序列的多角度立体视觉点云数据集中含有大量的冗余点, 点云配准在提高精度、扩大信息量的同时, 也极大的增加了数据处理的工作量和存储空间, 减缓了运算速率, 浪费计算机资源。因此, 根据植株叶片的生长特性, 即植株叶片尾部与茎秆连接的位置是曲率变化最大的, 沿着叶片向上,

越靠近叶尖, 曲率变化越小, 趋于平缓。本研究中提出了一种基于植株叶片曲率的自适应点云精简方法, 步骤如下。



图 6 去噪后点云数据
Figure 6 Denoising point cloud

(1) 将含有 N 个点的植株点云均匀划分为 $10 \text{ m} \times 10 \text{ m} \times 10 \text{ m}$ 的三维体素栅格。栅格划分完毕后, 将点云放入相应的栅格中, 同时删除不包含点云数据的栅格^[25]。

(2) 计算栅格中每个点的高斯曲率和平均曲率。将每个栅格中的局部曲面拟合方程表示为:

$$Z(x, y) = ax^2 + bxy + cy^2 \quad (6)$$

假设栅格中任意点 P_i 有 k 个邻域点, 将 P_i 及 k 个邻域点的坐标带入公式 (6), 得到方程组:

$$BX = Z \quad (7)$$

其中

$$B = \begin{bmatrix} x_0^2 & x_0 y_0 & y_0^2 \\ x_1^2 & x_1 y_1 & y_1^2 \\ \dots & \dots & \dots \\ x_k^2 & x_k y_k & y_k^2 \end{bmatrix} \quad (8)$$

$$X = (a, b, c)^T \quad (9)$$

$$Z = (Z_0, Z_1, \dots, Z_k)^T \quad (10)$$

用线性最小二乘法对 P_i 及 k 个邻域点做曲面拟合, 采用豪斯霍尔德变换法求取线性方程组中的系数 a, b, c 之后, 可计算出 P_i 的高斯曲率 K 和平均曲率 H 为:

$$K = 4ac - b^2 \quad (11)$$

$$H = a + c \quad (12)$$

在计算出栅格中所有点的高斯曲率和平均曲率后, 根据不同的曲率值, 划分曲率阈值区间, 设置曲率偏差为 ε , 如果在某一曲率区间内, 点 P_j 对于基点 P_i 满足 $|H_j - H_i| \leq \varepsilon$ (H_j 和 H_i 为点 P_j 和 P_i 的平

均曲率), 删除点 P_j , 反之保留, 并以 P_j 点为基点, 重复上述计算^[26-27]。

(3) 对每个栅格中的点云数据重复步骤 (2) 的计算, 遍历所有植株点云, 精简效果如图 7。



图 7 精简后点云

Figure 7 simplification results

基于植株叶片曲率的自适应点云精简方法, 是以曲率变化的大小为准则来决定数据保留的多少。曲率变化大, 数据保留多; 曲率变化小的, 数据保留的少。从精简效果验证, 点云栅格的设定, 使得曲率阈值区间的划分更加精确, 在保留植株的几何形态特征前提下, 将原点云数据由 241 614 压缩到 25 242, 精简率达 89.6%, 有效的减少数据量, 去除冗余点。

2.4 三维模型重建

得到植株的空间三维点云数据后, 实际上已经获取了植株的几何结构信息, 但是, 点云数据是离散的空间点, 直接使用点云数据显示植株, 不仅增加了计算机的运行负担, 还会产生空洞效应, 难以显示出直观的效果。因此, 网格化建模是处理植株三维点云数据的重要方法, 采用 Alpha-Shape 算法实现了基于 MVS 技术的点云数据三维模型重构, 首先将植株的叶片、茎秆、以及孔洞分割出来 (如图 8 所示), 通过调节 Alpha 值, 可以实现不同尺寸、不同形状的植株叶片和杆茎的轮廓提取, 根据精简处理后的点云密度, 以及文献资料中经验值的查询和尝试^[28-29]可知: Alpha 值越小, 模型的细节特征保留的比较好, 如叶片的纹路清晰, 但是由于点云并不是均匀分布在植株的每个部位, 因此某些部位会出现“空洞”现象, 导致叶片及杆茎的中间位置不连续, 断层严重; 随着 Alpha 值增大, 建模后植株的连续性好, 形态更加完善, 但同时植株的一些细节信息又会丢失。因此, 本研究在建模时设定的

Alpha 值为 0.057 836, 得到的油菜植株三维模型如图 9 所示。

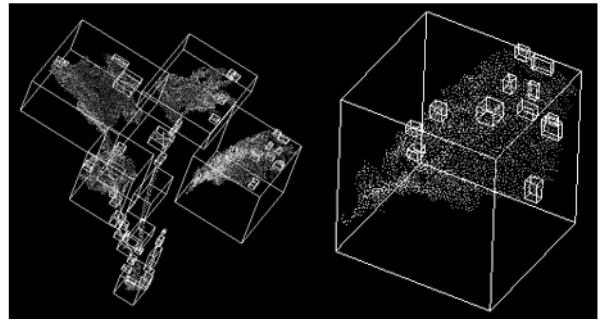


图 8 植株分割

Figure 8 Plant segmentation

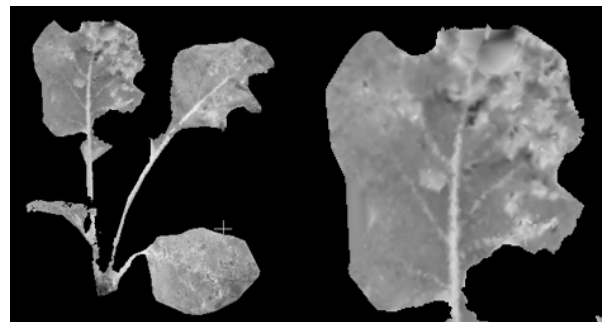


图 9 植株三维模型

Figure 9 Plant 3D model

为了验证模型精确度, 采用空间欧式距离计算油菜模型的株高为 17.4 cm, 人工手动测量油菜株高为 16.9 cm, 对比得到模型计算与实测相差 0.5 cm, 差异性较小。株高差异性产生的原因可能是由于采集的是虫害油菜, 油菜叶片被猿叶甲啃食, 留下大量孔洞, 经 Alpha-Shape 建模计算得到的三维植株模型, 虽然在视觉上较完整的保留了叶片的孔洞, 但对于一些较小的空缺部位, 建模时仍会被网格覆盖, 导致模型中计算的株高参数偏大, 后续仍然需要改进算法, 提高三维模型的精细化程度。

3 讨论与结论

目前, 已经有大量学者使用基于序列图像技术对植株进行三维重建研究, 如玉米、大豆、水稻、油菜和蔬菜等, 然而在虫害油菜的三维模型构建上研究甚少。由于感染虫害油菜的叶片孔洞较多, 叶片颜色不均衡, 苗期油菜茎秆细等原因, 导致虫害油菜的局部特征缺失严重, 本研究对油菜叶片上部采用环绕式局部加密的拍摄方式, 以便获得植株茎秆和叶片连接部位、叶片孔洞处的隐秘信息, 从构建的三维模型 (图 9) 中可以看出, 叶片与茎秆的连接部位完整, 叶片孔洞部位颜色较正常部位呈现

灰色,与真实植株的形态颜色基本一致。通过对图像数目、邻域匹配对数、以及时间消耗的计算,探究了特征匹配的最佳方式,后期的研究中可做深入应用。本研究利用的MVS序列图像生成点云方法,会因室外拍摄光线的影响,导致获得的序列图像中植株的色彩较真实的植株颜色有所失真,后续可对序列图像增加光照无关转换,减少光照对颜色提取的影响。

本研究为了提高虫害油菜的重建效率,提出自适应叶片曲率的植株点云数据精简方法,在保证植株形态完整的情况下,有效去除冗余点,减少计算机的运行负担。

对于形态完整性不高的植株,使用Alpha-Shape建模方法进行建模前,分割出叶片、茎秆器官、以及叶片孔洞,根据植株点云数量、植株形态和尺寸来调节模型重建参数(Alpha值),以确保在保留细节特征的前提下,获得连续完整的植株模型。

当对图像进行特征点匹配时,应当使用图像数目多和8邻域匹配两者相结合的方法,在能保证点云模型精度的同时,又可以缩短特征点匹配的时间。

本研究通过结构简单、操作方便的MVS技术生成的病害油菜三维形态模型,能够真实形象的反映油菜感染虫害的状态,为油菜的生长监测和数字化管理提供基础技术。

参考文献:

- [1] 官春云. 优质油菜生理生态和现代栽培技术[M]. 北京: 中国农业出版社, 2013.
- [2] 王汉中. 中国油菜品种改良的中长期发展战略[J]. 中国油料作物学报, 2004, 26(2):98-101.
- [3] 官春云. 改变冬油菜栽培方式,提高和发展油菜生产[J]. 中国油料作物学报, 2006, 28(1):83-85.
- [4] 刘铁梅, 胡立勇, 赵祖红, 等. 油菜发育过程及生育期机理模型的研究 I:模型的描述[J]. 中国油料作物学报, 2004, 26(1): 27-31.
- [5] 胡立勇, 刘铁梅, 郑小林, 等. 油菜发育过程及生育期机理模型的研究 II:模型的检验和评价[J]. 中国油料作物学报, 2004, 26(2):51-55.
- [6] 刘铁梅, 张琼, 邱枫, 等. 油菜器官间干物质分配动态的定量模拟[J]. 中国油料作物学报, 2005, 27(1):55-59.
- [7] 汤亮, 朱艳, 鞠昌华, 等. 油菜地上部干物质分配与产量形成模拟模型[J]. 应用生态学报, 2007, 18(3): 526-530.
- [8] 汤亮, 朱艳, 刘铁梅, 等. 油菜生育期模拟模型研究[J]. 中国农业科学, 2008, 41(8):2493-2498.
- [9] 张晓东, 毛军平, 左志宇, 等. 干旱胁迫下油菜含水率的高光谱遥感估算研究[J]. 安徽农业科学, 2011, 39(30): 18451-18452.
- [10] 廖桂平, 官春云. 甘蓝型冬油菜(*Brassica napus*)干物质积累、分配与转移的特性研究[J]. 作物学报, 2002, 28(1):52-58.
- [11] 张伟欣, 曹宏鑫, 朱艳, 等. 油菜作物模型研究进展[J]. 中国农业科技导报, 2014, 16(1):82-90.
- [12] 欧中斌. 油菜生长可视化仿真关键技术研究[D]. 长沙: 湖南农业大学, 2007.
- [13] 廖桂平, 李锦卫, 欧中斌, 等. 基于参数 L-系统的油菜花朵与花序生长可视化研究[J]. 农业工程学报, 2009, 25(4):150-156.
- [14] 岳延滨. 油菜植株形态结构模型及可视化[D]. 南京: 南京农业大学, 2010.
- [15] 史蒲娟, 翟瑞芳, 常婷婷, 等. 基于单目视觉和激光扫描技术的油菜植株模型重建及株型参数测量[J]. 华中农业大学学报, 2017, 36(3): 63-68.
- [16] 李冬, 林宝刚, 史同鑫, 等. 油菜植株三维结构的测量与可视化建模研究[J]. 浙江农业学报, 2013, 25(5): 926-932.
- [17] 李冬, 林宝刚, 张冬青, 等. 三维结构模型在油菜冠层分析中的应用[J]. 武汉大学学报(理学版), 2016, 62(6): 575-580.
- [18] 姚懿丹. 油菜地上部形态结构模拟研究[D]. 武汉: 华中农业大学, 2018.
- [19] 胡杨. 基于深度相机的叶菜类作物三维重建与生长测量方法研究[D]. 杭州: 浙江大学, 2018.
- [20] LOWE D G. Object recognition from local scale-invariant features[C]//Proceedings of the seventh IEEE international conference on computer vision. Kerkyra, IEEE, 1999.
- [21] LOWE D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints[J]. Int J Comput Vis, 2004, 60(2): 91-110.
- [22] 胡鹏程, 郭焱, 李保国, 等. 基于多视角立体视觉的植株三维重建与精度评估[J]. 农业工程学报, 2015, 31(11): 209-214.
- [23] 彭科举. 基于序列图像的三维重建算法研究[D]. 长沙: 国防科学技术大学, 2012.
- [24] TRIGGS B, ZISSERMAN A, SZELISKI R, et al. Vision Algorithms: Theory and Practice[J]. Lecture Notes in Computer Science, 2000, 10.1007/3-540-44480-7.
- [25] 袁华, 庞建铨, 莫建文. 基于体素化网格下采样的点云简化算法研究[J]. 电视技术, 2015, 39(17):43-47.
- [26] 陈龙, 蔡勇, 张建新. 自适应 k-means 聚类的散乱点云精简[J]. 中国图象图形学报, 2017, 22(8):1089-1097.
- [27] MAGID E, SOLDEA O, RIVLIN E. A comparison of Gaussian and mean curvature estimation methods on triangular meshes of range image data[J]. Comput Vis Image Underst, 2007, 107(3): 139-159.
- [28] 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]. 农业机械学报, 2017, 48(S1): 103-109.
- [29] WU J W, XUE X Y, ZHANG S C, et al. Plant 3D reconstruction based on LiDAR and multi-view sequence images[J]. Int J Precis Agric Aviat, 2018, 1(1): 37-43.