

基于多视角立体视觉的拔节期玉米水分胁迫预测模型

何东健^{1,2} 熊虹婷^{1,2} 芦忠忠^{1,3} 刘建敏^{1,3}

(1. 西北农林科技大学机械与电子工程学院, 陕西杨凌 712100;

2. 农业农村部农业物联网重点实验室, 陕西杨凌 712100;

3. 陕西省农业信息感知与智能服务重点实验室, 陕西杨凌 712100)

摘要: 针对现有采用生理特性指标的玉米水分胁迫检测方法影响玉米植株生长的问题,提出了一种基于多视角立体视觉的玉米水分胁迫预测模型。首先,利用 RGB 相机获取玉米拔节期 -30° 、 0° (玉米叶片展开平面) 和 30° 的 3 视角图像;然后,基于加速稳健特征点 (Speeded up robust features, SURF) 检测的双目立体视觉原理,建立 $-30^{\circ} \sim 0^{\circ}$ 、 $0^{\circ} \sim 30^{\circ}$ 2 个玉米点云模型,采用基于 KD 树 (K-dimensional tree, Kd-tree) 的最近迭代 (Iterative closest point, ICP) 点云配准算法,将 2 个玉米点云模型数据合并到同一坐标系下;最后,用 LI-中值法提取玉米点云骨架,在该玉米骨架基础上提取玉米节间高度、叶片长度及株高等参数,建立基于单一参数的玉米水分胁迫预测模型,并建立基于多参数纠错输出编码思想的支持向量机 (Error correcting output codes-support vector machine, ECOC-SVM) 水分胁迫预测模型。试验结果表明,玉米叶片长度、节间高度和玉米株高每日生长量与水分胁迫程度呈显著线性关系,故分别以节间高度、株高每日生长量和全展叶叶长为自变量,以土壤含水率为因变量,建立水分胁迫预测模型,得到相关系数分别为 0.892 2、0.892 8 和 0.817 6, RMSE 分别为 2.92%、2.53% 和 2.76%。为了准确判断玉米水分胁迫程度,以上述 3 个玉米参数为特征向量,建立 ECOC-SVM 水分胁迫预测模型,该模型测试集预测准确率为 93.33%,具有较高的准确性。本研究可以快速检测拔节期玉米的水分胁迫情况,为农情信息精准获取提供技术支持。

关键词: 拔节期玉米; 水分胁迫; 立体视觉; 预测模型; 点云骨架

中图分类号: S24; Q945.78 文献标识码: A 文章编号: 1000-1298(2020)06-0248-10

OSID:



Predictive Model of Maize Moisture Stress during Jointing Stage Based on Multi-view Stereo Vision

HE Dongjian^{1,2} XIONG Hongting^{1,2} LU Zhongzhong^{1,3} LIU Jianmin^{1,3}

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

2. Key Laboratory of Agricultural Internet of Things, Ministry of Agriculture and Rural Affairs, Yangling, Shaanxi 712100, China

3. Shaanxi Key Laboratory of Agricultural Information Perception and Intelligent Service, Yangling, Shaanxi 712100, China)

Abstract: For soil moisture stress detection of maize, the physiological characteristics indicators are commonly used, but such methods can affect the growth of maize plants. To solve this problem, a maize soil moisture stress predictive model based on multi-view stereo vision and support vector machine (SVM) with error correcting output code (ECOC) was proposed. Firstly, an RGB camera was used to obtain three maize images which was at -30° , 0° (maize leaf expansion plane) and 30° during the jointing stage. The obtained images were segmented in the HSV color space to extract the whole maize plant. The discrete areas were extracted and removed simultaneously by calculating the size of the connected domain and retaining the largest connected domain. Morphological dilating was used to smooth the edges of the extracted maize leaves and fill the holes of leaf, and the edge information was detected by using the Scharr filter. Then, two maize cloud models of $-30^{\circ} \sim 0^{\circ}$ and $0^{\circ} \sim 30^{\circ}$ were established based on the stereo vision of speeded up robust features (SURF). In the process, the fast library for approximate nearest neighbors (FLANN) and random sample consensus (RANSAC) were used to reduce the error matching, and the final feature point matching accuracy was 98.95%. The iterative closest point (ICP) was used to merge the two maize cloud models data into the same coordinate system, and the

收稿日期: 2019-09-16 修回日期: 2019-12-22

基金项目: 国家重点研发计划项目(2016YFD020060101)和陕西省重点研发计划项目(2018NY-127)

作者简介: 何东健(1957—),男,教授,博士生导师,主要从事智能检测与农业信息技术研究,E-mail: hdj168@nwsuaf.edu.cn

registration error was less than 0.01 mm. The cloud skeleton was extracted by L1-median method. Finally, the parameters, including internode height, leaf length and plant height were extracted from the maize plant skeleton, and the water stress prediction model for single parameters and soil moisture stress ECOC – SVM predictive model were established. The results showed that the leaf length, the internode height and the daily growth of maize plant were significantly linearly correlated with the degree of moisture stress. In this research, the above three parameters were taken respectively as independent variables and the soil moisture content as dependent variable to establish the moisture stress predictive models. The correlation coefficients were 0.892 2, 0.892 8 and 0.817 6, and the RMSE were 2.92% , 2.53% and 2.76% . In order to improve the prediction accuracy, a maize soil moisture stress predictive model of ECOC – SVM was established using above three maize parameters as the characterized vector. The prediction accuracy of the test set was 93.33% , showing that the accuracy of this model was very high. When the maize was at jointing stage, the predicted value of soil moisture content can be obtained from a single parameter maize water stress prediction model, and the degree of moisture stress on maize can be predicted by the multi-parameter ECOC – SVM model. The research result can provide technical support for accurate access to agricultural information.

Key words: maize at jointing stage; moisture stress; stereo vision; predictive model; point cloud skeleton

0 引言

玉米是我国主要粮食作物之一,2018 年我国玉米产量达 2.573 亿 t,西北旱区是我国玉米的主要种植区。研究表明,永久或暂时干旱比其他环境因子更能改变玉米的生理过程并影响其最终产量^[1]。在营养生长期,即使仅受短暂的水分胁迫,玉米叶片的伸展速率也会减慢直至停止,对最终叶面积产生永久性影响,同时加速叶片老化,影响玉米叶片进行光合作用,这是玉米受水分胁迫减产的主要原因^[2]。快速检测玉米植株水分胁迫程度可为大田玉米的快速调控提供依据,对防止玉米作物受水分胁迫而导致的减产、提高干旱及半干旱地区的玉米产量具有重要意义。

目前,检测植物水分胁迫程度的方法主要有基于生理特性指标(植物茎流、水势、蒸腾速度、茎体水分)和基于形态(2D 图像、3D 图像、光谱特征)两类^[3]。基于生理特性指标的方法虽具有较高的检测精度,但操作复杂,并且对植物具有不同程度的损害。因此,采用基于形态的水分胁迫检测方法更适合于大田作物。SRITARAPIPAT 等^[4]采用图像处理技术测量田间水稻的高度,具有较高的准确性。FONT 等^[5]通过计算叶片和茎秆的夹角来判断植物的水分胁迫状况。为解决基于 2D 图像的植株参数获取因缺失深度信息而造成不准确的问题,宗泽等^[6]使用光学混合传感器(Photonics mixer device, PMD)深度相机提取了生长良好的苗期玉米株高、茎粗及叶倾角,但并未涉及叶片弯折等非正常生长状态的玉米。劳彩莲等^[7]利用消费级深度相机获取 1.0、1.4、1.9 m 的塑料玉米植株模型点云,通过

点云拼接实现了三维重建。由于深度相机根据飞行时间法测量物体的三维坐标值,因此对使用环境要求较高,在强光照或风扰动时成像效果较差。而且,由于玉米叶片较薄、存在褶皱及弯曲后产生遮挡,对玉米点云图的成像也会产生影响。此外,工业深度相机获取的点云数量庞大,后期处理花费时间较多,不利于玉米植株株高、节间高度及叶长的快速获取。综上,目前玉米植株水分胁迫检测存在操作复杂、损伤植物,以及因环境条件受限而导致准确率低、处理时间长等问题。

为了快速准确地检测玉米水分胁迫程度,本文提出基于多视角立体视觉的 ECOC – SVM 拔节期玉米水分胁迫预测方法,获取拔节期不同水分胁迫玉米样本的多视角 RGB 图像,利用 SURF 特征点检测及匹配恢复玉米植株的三维空间点,将多视角玉米点云进行数据融合,并提取出玉米点云骨架,基于该骨架准确检测玉米株高、叶长、节间高度等参数,并建立上述参数与玉米水分胁迫程度之间的预测模型,为玉米水分胁迫快速检测提供有效手段。

1 材料与方法

1.1 试验材料和设备

1.1.1 供试品种

玉米品种为掖丰 203(原福地 203),甘肃省张掖市福地种业有限责任公司选育的玉米杂交种,生育期为 96 ~ 125 d,具有出苗整齐、苗壮、抗病、抗倒伏能力强等特点。

1.1.2 计算机软硬件

试验用计算机为 Think Center M8600t – D138

型,处理器为 Intel Core i7-6700,主频为 3.40 GHz,8 GB 内存。主程序在 Matlab 下编写,子程序用 C++ 语言编写后用 Mex 进行编译。

1.1.3 仪器设备

图像拍摄系统由佳能 70D 型相机、18~200 mm 镜头、云腾 690 型三脚架、带 30°均分刻线的水平旋转平台及 3 m×3 m 黑色吸光布组成。土壤含水率用顺科达 TR-6 型土壤温湿度计测量,其测量范围为 0~100%,测量精度为 ±2%;采用金选 T-02A 型电子秤称量土壤,精度为 0.01 kg。种植玉米所用盆钵直径 48 cm、高 35 cm,玉米株高、节间高度及叶片长度采用卷尺及软尺测量,其测量精度为 1 mm。采用艾沃斯数字温湿度计和数字照度仪测量玉米生长环境温度、相对湿度和光照强度,其精度分别为 ±1℃、±5%、±1 lx。

1.2 试验方法

1.2.1 水分控制

试验用土为西北农林科技大学农作一站试验田耕层土,田间最大持水量为 38.9%,基肥用量为每千克干土折合纯 N 0.15 g、P₂O₅ 0.10 g 和 K₂O 0.15 g^[8]。水分胁迫试验共分为 3 组:中度胁迫、轻度胁迫及正常对照组,其土壤含水率分别为 15%、25%、35%^[9]。玉米拔节期水分控制通过土壤含水率公式推导每日所需施水量^[10],种植玉米前,通过电子秤称量可得空盆钵质量 m_0 及装土盆质量 m_1 ,土壤湿度计测定 3 次土壤湿度取平均值,每盆盆钵中土壤干质量 m_{DW} 为

$$m_{DW} = (m_1 - m_0) / (1 + R_a) \quad (1)$$

式中 R_a ——土壤实际平均含水率, %

种植玉米后,每天使用土壤湿度计测量 3 次土壤实际含水率取平均值,计算每盆盆钵所需施水量

$$W = m_{DW} (R_g - R_a) \quad (2)$$

式中 R_g ——土壤目标含水率, %

根据计算得出的施水量判断玉米植株是否需要补充水分。

1.2.2 玉米种植方法

于西北农林科技大学农作一站玻璃温室内盆栽种植玉米,5 月 9 日—6 月 17 日每天 16:00 记录玉米生长环境,玉米生长期日最高温度为 38.9℃,最低温度为 28.6℃,平均温度 35.8℃;空气相对湿度最高为 39.8%,最低为 35.3%,平均相对湿度为 37.2%;光照强度最高为 11 906 lx,最低为 6 046 lx,平均为 8 932 lx。种植前对温室进行消毒灭菌处理,每盆各播种 3 粒已催芽种子;玉米长至 3 叶期,进行间苗处理,每盆仅留下 1 株长势均匀的玉米,间苗处理后共 24 株玉米;待玉米全展叶为 5 叶时,分 3 组

进行不同土壤含水率控制,每组各 8 株,继续土壤水分控制 7 d 后采集玉米图像。

1.2.3 玉米多视角图像采集系统

图 1 为玉米多视角图像采集系统,图中红色圆点为间隔 30°的标记,相机放置在与玉米叶片展开面垂直的位置,距离水平旋转平台中心 230 cm 处,相机等效拍摄位置为水平旋转平台旋转后,相机拍摄的玉米植株视角位置,从图中可见通过旋转水平圆盘拍摄玉米图像的 3 个视角。图像采集时将玉米植株放置在可水平旋转的旋转平台上,旋转轴中心与相机光轴中心在同一垂直平面上且固定不变。规定玉米叶片展开平面为 0°方向,每株玉米拍摄 -30°、0°和 30°共 3 幅图像。采集时间为玉米全展叶 5 叶期至拔节期结束,每 2 d 采集一次,共采集 16 次数据。每株玉米共采集 48 幅图像,3 种水分胁迫共采集 1 152 幅图像。

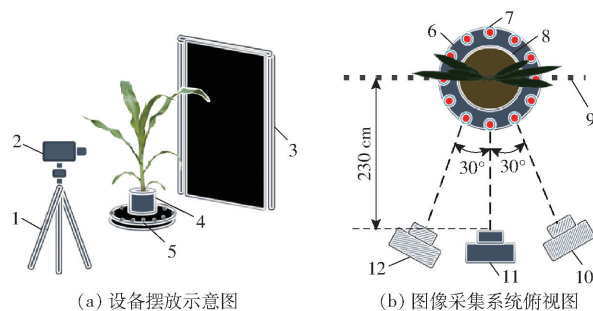


图 1 玉米多视角图像采集系统

Fig. 1 Multi-view image acquisition system of maize

1. 三脚架 2. 相机 3. 幕布 4. 盆钵 5. 间隔 30°标记水平旋转平台 6. 水平旋转平台 7. 30°标记 8. 花盆 9. 玉米叶片展开平面 10、12. 相机等效位置 11. 相机实际摆放位置

单株玉米采集图像如图 2 所示,由图可见,间隔 30°拍摄玉米图像,相邻两幅图像变化不大,便于后期特征点的检测及匹配;每株玉米 3 幅图像可以体现出玉米由于弯曲而造成的遮挡部分,为后期准确建立玉米植株点云模型奠定了基础。

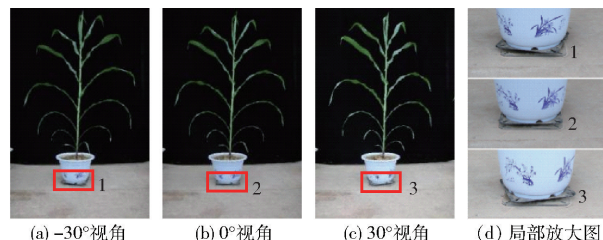


图 2 3 个角度拍摄的玉米植株图像

Fig. 2 Maize images taken at three angles

在拍摄玉米图像的同时,人工测量叶长、节间高度及玉米株高。叶长为采用软尺沿着叶茎测量从叶基部至叶尖的距离;节间高度为采用直尺测量相邻叶基部中间的直线距离;玉米株高为叶片最高位置到第 6 叶片叶基位置的垂直高度。

2 基于多视角图像的玉米参数提取方法

2.1 相机内外部参数标定

为了获取相机几何成像模型内外部参数,利用 Matlab 软件 Stereo Camera Calibrator 工具箱,采用张正友标定法对相机进行标定^[11-12]。标定图像共 45 组,每组 2 幅图像,将尺寸为 600 mm×450 mm 的棋盘格标定板固定位置拍摄 1 幅图像后,保证标定板相对位置不变将标定板旋转 30°再次拍摄 1 幅图像,2 幅图像可等效为双目立体视觉的左、右摄像机拍摄,再次改变标定板位置重复上述过程进行拍摄标定图像。经标定可得相机内部参数矩阵 **K**、平移矩阵 **T** 及旋转矩阵 **R** 为

$$\mathbf{K} = \begin{bmatrix} 4\,492.523 & -12.162 & 2\,686.457 \\ 0 & 4\,479.228 & 1\,628.575 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (3)$$

$$\mathbf{T} = [16.920\,86 \quad -826.384 \quad 436.809] \quad (4)$$

$$\mathbf{R} = \begin{bmatrix} 0.999\,96 & 0.007\,18 & -0.005\,41 \\ -0.008\,83 & 0.896\,754 & -0.442\,44 \\ 0.001\,678 & 0.442\,47 & 0.896\,782 \end{bmatrix} \quad (5)$$

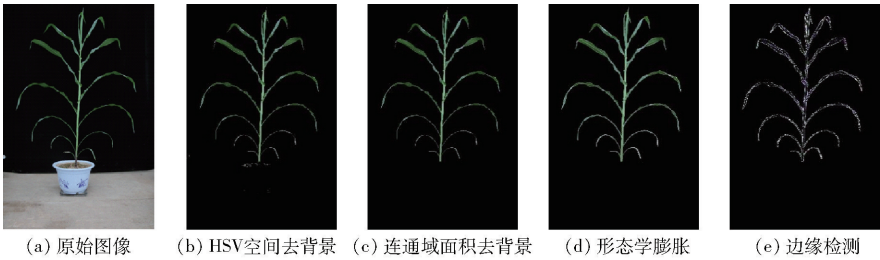


图3 玉米图像边缘检测过程

Fig.3 Edge detection process of maize image

2.3 玉米植株点云模型建立

2.3.1 基于 SURF 算法的立体视觉三维重建

特征点检测与匹配的关键是找出投影到 2 幅不同视角的玉米叶片边缘像素点的对应关系,特征点匹配的效果直接影响到后续玉米植株参数的测量^[13-15]。考虑到基于 SURF 算法的特征点匹配具有计算复杂度低、耗时短等优点,故采用该方法进行匹配,步骤如下^[16-18]:①构建 Hessian 矩阵。②构建尺度空间。③特征点定位。④确定特征点主方向。⑤生成特征点描述子。由于玉米叶片薄并且整株玉米在提取边缘信息后纹理特征相近,利用 SURF 算法生成特征描述子后,结合快速最近邻逼近搜索函数库(Fast library for approximate nearest neighbors, FLANN)进行特征匹配,会产生较多的误匹配。根据文献[19]提出的特征点检测和匹配结果的评价准则,本文特征点匹配召回率为 0.23,准确率为 42.96%,F1 值为 29.97%。为进一步提高

经过参数标定可得误差为 2.08 像素;几何标定系数(标定板距相机 2.30 m 时,5 cm 长度需 117.86 像素表示)为 0.42 mm/像素,计算可知真实值误差为 0.87 mm,符合精度要求。

2.2 玉米植株图像边缘提取

为了减少由于玉米叶片过薄对特征点检测及匹配效果的影响,图像预处理过程如图 3 所示。处理流程为:①采用 HSV 模型,经试验设置归一化的 *H* 分量范围为 (0.16, 0.56)、*S* 分量范围为 (0.16, 1)、*V* 分量范围为 (0.18, 1),如图 3b 所示。②计算剩余区域连通域面积,将连通域按照面积大小排序,并删除除最大面积外的剩余连通域,得到图 3c。③膨胀处理,用一个沿水平和垂直轴扩展 5 个像素平坦的圆盘型结构元素对玉米植株进行膨胀处理,以消除叶片上的空洞,且使叶片轮廓线更加平滑,如图 3d 所示。④玉米植株边缘检测,用内核尺寸为 3、边界模式为 BORDER_DEFAULT 的 Scharr 滤波器检测,得到玉米植株边缘线如图 3e 所示。

匹配准确率,采用随机样本一致性(Random sample consensus, RANSAC)方法减少错误匹配,即减少将非对应特征点检测为匹配成功的情况。在删除错误匹配后,特征点匹配准确率提高到 98.95%,F1 值为 37.32%,虽然检测到的正确匹配点对数较少,但是较高的特征点匹配准确率可以保证重建的玉米点云模型的准确性。图 4 为图 2 中 -30°和 0°玉米图像经预处理后匹配效果图,该结果表明,本文方法可有效将玉米植株叶片进行特征点检测及匹配,为下文通过匹配特征点及立体视觉原理恢复玉米点云模型奠定基础。

将特征点匹配成功的点对,根据双目视觉原理恢复出该特征点的三维坐标^[20-22],由图 4c 中匹配成功的特征点根据坐标系之间的关系,可以恢复出玉米植株三维坐标点云图,如图 5a 所示,采用同样的方法处理玉米 30°视角拍摄的玉米植株,可以恢复出 0°~30°视角的玉米植株的三维坐标点云图,

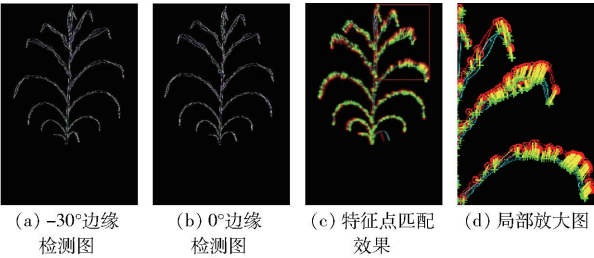


图 4 SURF 特征点检测匹配图

Fig. 4 Match plots of SURF feature point detection

如图 5b 所示。由图 5 可见本文方法重建的玉米点云模型很好地表现出玉米叶片的形态特征,为后续提取点云骨架奠定了良好的基础。

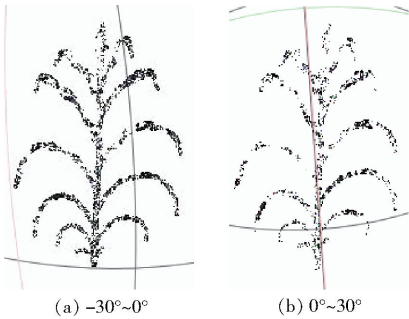


图 5 玉米植株点云图

Fig. 5 Maize point cloud maps

2.3.2 基于 Kd-tree 的 ICP 点云配准

由图 5 可知,由于玉米叶片薄并且弯曲,单一方向的玉米点云会出现断痕的情况,不利于后期玉米点云骨架的提取,并影响玉米植株叶长、节间高度的提取,因此需要将不同角度的玉米点云进行配准,从而进行点云数据的融合。ICP 算法具有原理简单、适应性广和精度高等优点^[23-27],故采用 PCL (Point cloud library) 点云库中的 ICP 算法进行配准。设置 ICP 算法迭代终止条件为最大迭代次数为 160 次或前后两次误差小于 0.01 mm。将图 5a 中玉米点云设置为原始点云,图 5b 中点云设置为目标点云,其配准效果如图 6 所示,经过 86 次迭代时达到迭代终止条件,经 ICP 点云配准后点云数目平均增长率为 53.7%,配准误差小于迭代终止条件 (0.01 mm)。

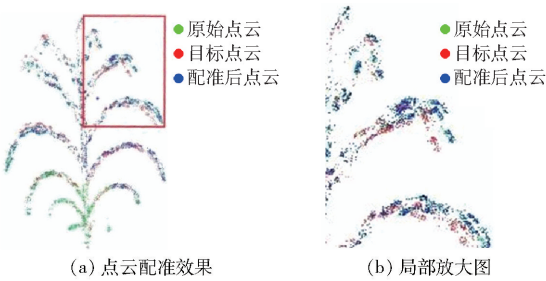


图 6 玉米点云 ICP 配准图

Fig. 6 Maize point cloud ICP registration maps

2.4 玉米植株参数提取

2.4.1 基于 L1-中值算法的玉米点云骨架提取

为建立玉米水分胁迫预测模型,准确提取出玉米叶长、节间高度及株高,需先提取玉米点云骨架,根据骨架再计算出玉米叶长、节间高度及株高参数。考虑到 L1-中值骨架构建算法可以直接应用于具有显著噪声、异常值和大面积缺失的稀疏点云数据^[28],可以有效弥补由于玉米叶片弯曲或相互遮挡而造成的点云缺失、分层等问题,故采用该算法,其核心是采样点迭代收缩为一个迭代求解过程^[29-31]。设输入的散乱点云为 Q ,下采样的点云为 X 。

(1)玉米点云随机下采样。点云下采样的作用是通过把采样点收缩为骨架点,从而指导骨架的建立,采样点数越少,计算量越少。本文采用洗牌算法进行下采样^[32],经试验观察设置采样点数为 1 000 时骨架提取效果较好。

(2)采样点迭代收缩并提取骨架。当采用同一个邻域半径进行收缩时,采样邻域半径对收缩结果影响较大,故本文采用自适应邻域法,先用较小的邻域半径,之后不断扩大邻域半径直至迭代结束。初始较小的邻域半径 h_0 计算式为

$$h_0 = d_{bb} / \sqrt[3]{J} \tag{6}$$

式中 d_{bb} ——玉米点云包围盒对角线长度,mm
 J ——玉米点云 Q 的点数目,个

邻域半径的增长速率为 $\Delta h = h_0/2$ 。设置邻域半径增长条件为:①2 次迭代之间平均移动距离小于 0.000 05 倍玉米点云包围盒。②在该邻域半径下迭代次数超过 50 次。玉米采样点集 X 经多次迭代收缩后,骨架点会逐渐形成较明显的曲线骨架分布,将这些骨架点连接可以形成一条骨架分支;对仍未形成骨架分支的少数采样点,则做删除处理。玉米点云骨架迭代过程如图 7 所示。迭代 20 次时每次迭代移动距离缩小为 0.072 mm,表明采用该算法可以使用较少迭代次数得到较好的骨架。

(3)点云骨架增强。为使玉米点云骨架更接近真实形状,需要对获得的点云骨架进行平滑及中心化^[33]。本文用移动最小二乘法 (Moving least squares, MLS) 算法进行点云重采样实现点云平滑,利用 PCL 库实现算法,设置拟合 2 阶多项式, Kd-tree 作为搜索方法,拟合的邻域半径为 0.05 mm。在骨架收缩过程中,由于玉米输入点集存在部分面积缺失,从而导致提取骨架偏离玉米点云中轴位置。针对该问题,采用局部椭圆拟合方法,自动调整偏离中心的骨架,将点云骨架点移动到椭圆中心。骨架提取效果如图 8 所示,可正确体现玉米植株形态。

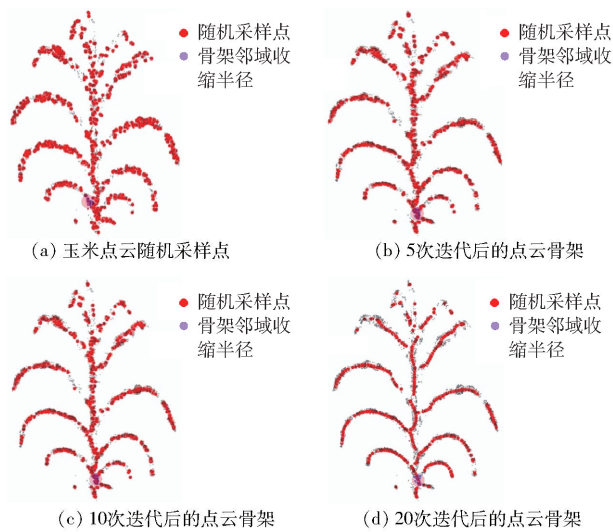


图7 玉米点云骨架迭代过程

Fig.7 Maize point cloud skeleton iteration process

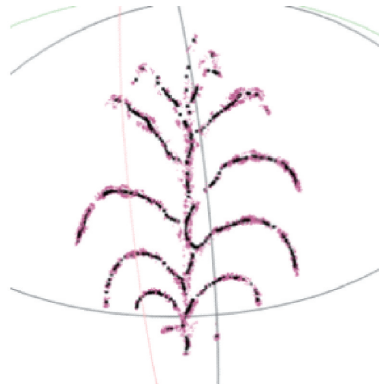


图8 玉米植株原始点云及提取骨架

Fig.8 Maize point cloud and extraction skeleton of maize

2.4.2 基于点云骨架的玉米参数提取

得到玉米植株骨架模型后,便可对玉米叶长、节间高度及株高进行提取^[34]。玉米叶片骨架叶基部与玉米茎秆骨架交点为骨架连接点,提取参数为玉米受到水分胁迫后全展叶长、节间高度及株高,图9为玉米参数提取示意图。

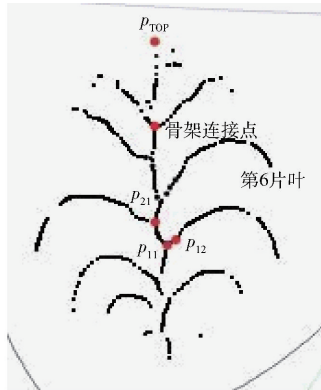


图9 玉米参数提取示意图

Fig.9 Schematic of maize parameter extraction

(1) 叶长

叶长为玉米骨架连接点至玉米叶片骨架尖端欧

氏距离之和,提取方法为:①调用 VLfeat 库计算玉米骨架表面法向量,根据玉米叶片和茎秆表面法向量之间的差异,剔除玉米茎秆骨架。②删除玉米前5片全展叶骨架。③寻找玉米叶片骨架z坐标最小点,设该点为 $p_{11}(x_{11},y_{11},z_{11})$,并将该点划分为叶片 Y_1 中。④计算 p_{11} 到剩余点的欧氏距离 d ,计算式为

$$d = \sqrt{(x_i - x)^2 + (y_i - y)^2 + (z_i - z)^2} \quad (7)$$

将距离 p_{11} 最近的点记为 p_{12} , p_{11} 和 p_{12} 之间的距离记为 $d_{\min}$,设置阈值为 $d_{Th} = 5d_{\min}$ 。⑤叶片 Y_1 长度更新为 p_{11} 与 p_{12} 之间的欧氏距离。⑥以 p_{12} 为起始点重复步骤④及步骤⑤,直至计算距离 $d > d_{Th}$,则将该点划分为叶片 Y_2 中。⑦重复计算,直至所有点被划分到所属叶片 Y_i 中,并计算出每片叶子长度。

(2) 节间高度

节间高度为每个叶片骨架起始点之间的直线距离,即 p_{11} 与 p_{21} 之间的欧氏距离为玉米植株第1节节间高度,依此类推可求得玉米植株的节间高度。

(3) 株高

玉米株高为玉米植株最高点与玉米第6片叶基部的垂直高度距离,提取方法为寻找玉米点云骨架z坐标最大的点,设该点为 $p_{TOP}(x_{TOP},y_{TOP},z_{TOP})$,则玉米株高 $L = z_{TOP} - z_{11}$ 。玉米株高每日增长量为相邻两天玉米株高之差。

3 试验结果及分析

3.1 重建效果分析

分别用本文特征点检测方法、BRISK 算法、MSER 算法、FAST 算法、Harris 算法、MinEigen 算法,对图4a、4b进行特征点检测,特征点检测及匹配结果如图10所示,不同算法的特征点检测数量及成功匹配对数如表1所示。

由图10及表1可见,本文特征点检测及匹配算法对于玉米叶片有较高的匹配精度,可有效检测出玉米叶片尖部且成功匹配特征点数目最多,因此本文特征点检测方法较好。基于本文算法对特征点匹配后,利用双目立体视觉原理恢复出该视角下的玉米点云植株,分别采用本文方法、FPFH 配准方法、3DSC 配准方法、NDT 配准方法、PFH 配准方法将2个视角的玉米点云植株模型配准到同一坐标轴下,配准结果及配准所需时间如表2所示。由表2可知,本文方法在配准精度及配准时间上均优于其他配准方法。

3.2 玉米植株参数测定精度分析

为验证本文方法参数测量的准确性,进行了基于点云骨架提取的玉米株型参数和人工测量值比较试验。人工测量值和提取值之间吻合情况如图11

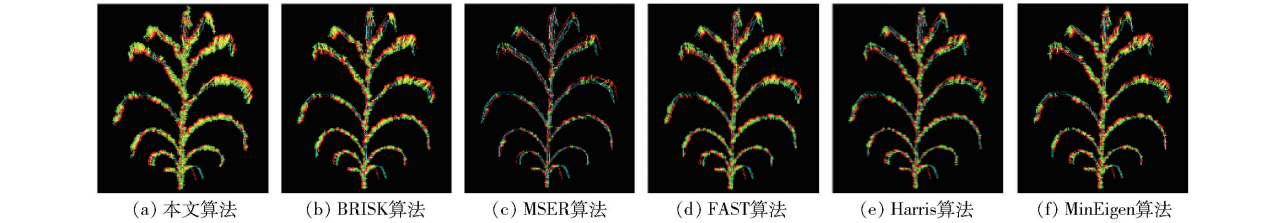


图 10 不同算法重建玉米植株效果对比图

Fig. 10 Comparisons of effects of rebuilding maize in different ways

表 1 不同特征点检测算法准确率

Tab.1 Accuracy of different feature point detection algorithms						
参数	本文算法	BRISK 算法	MSER 算法	FAST 算法	Harris 算法	MinEigen 算法
特征点检测数量	34 808	24 371	6 832	14 912	8 265	15 007
特征点所有匹配对数	3 921	3 013	793	1 806	1 179	1 729
特征点正确匹配对数	3 880	2 845	651	1 631	936	1 510
准确率/%	98. 95	94. 42	82. 09	90. 31	79. 39	87. 33

表 2 点云配准结果及配准时

Tab.2 Point cloud registration results and registration time

配准算法	配准图	时间/s
本文方法		0.025
FPFH		14.392
3DSC		3.805
NDT		0.068
PFH		16.692

所示,株高、节间高度与叶片长度的决定系数 R^2 分别为 0.994 5、0.993 8 和 0.995 1, RMSE 分别为 1.82、0.42、0.84 cm,具有较高的测定精度。

3.3 玉米水分胁迫预测模型

3.3.1 基于单一参数的玉米水分胁迫预测模型

(1)基于玉米节间高度的水分胁迫预测模型。试验可知,与土壤含水率 35% 相比,土壤含水率 25% 平均节间高度降低 33.5%,土壤含水率 15% 平均节间高度降低了 76.7%。表明水分胁迫对玉米节间高度有较大影响,因此可以利用玉米植株节间高度预测水分胁迫情况。采用线性拟合方法构建基于节间高度的玉米水分胁迫预测模型,如图 12 所示。其决定系数 R^2 为 0.994 9,具有较高的相关性,可用于水分胁迫的预测。

(2)基于玉米株高每日增长量的水分胁迫预测模型。当土壤含水率高时,玉米植株体内水分充盈,细胞伸长率高,表现为玉米株高增加加快,玉米处于拔节期时每天生长高度明显,因此可用玉米株高每日增长量来判断土壤含水率。以玉米株高每日增长量为自变量,土壤含水率为因变量建立玉米水分胁迫模型,如图 13 所示,回归方程决定系数 R^2 为 0.843 3,具有较强的相关性。

(3)基于玉米全展叶叶长的水分胁迫预测模型。玉米叶片长度为全展叶长度,在玉米拔节期间长度基本无变化,故分别测量同一水分处理下的玉米不同叶片长度的平均值(图 14)。由图 14 可知,玉米前 6 片叶子未遭受水分胁迫,故长度无明显差异。从第 7 片叶片开始,土壤含水率 35% 的玉米叶片长度均大于土壤含水率 25% 和 15% 下的玉米叶片长度,因此玉米叶片长度可以反映土壤含水率情况。

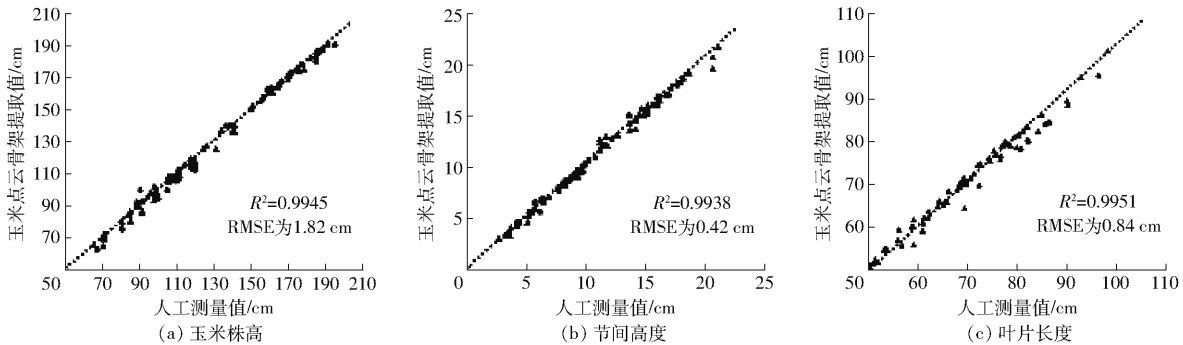


图 11 玉米植株参数测定值和人工测量值间的相关性

Fig. 11 Correlation between parameter determination of maize and artificial measurement

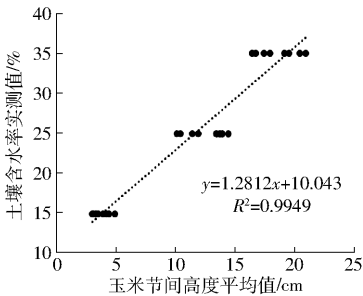


图 12 基于节间高度的玉米水分胁迫预测模型
Fig. 12 Maize moisture stress prediction model based on inter-sectional height

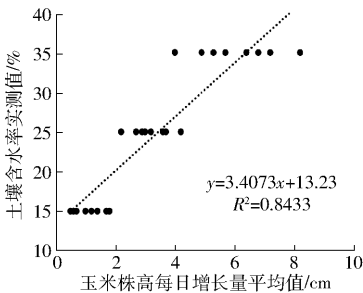


图 13 基于株高每日增长量的玉米水分胁迫预测模型
Fig. 13 Maize moisture stress prediction model based on high daily growth of corn strains

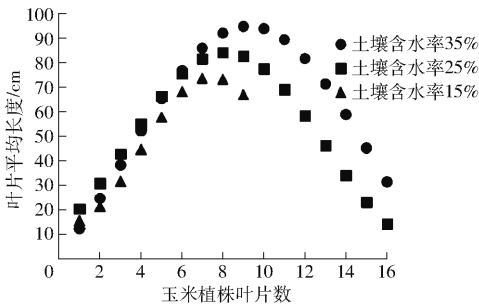


图 14 玉米叶片长度平均值
Fig. 14 Average length of maize leaves

以第 7、9、11、13 片叶子为例,以叶片长度为自变量,土壤含水率为因变量,建立玉米水分胁迫预测模型,如图 15 所示。由图可知,玉米叶片长度与土壤含水率具有较高的相关性,决定系数平均值为 0.828 1,具有较强的相关性。

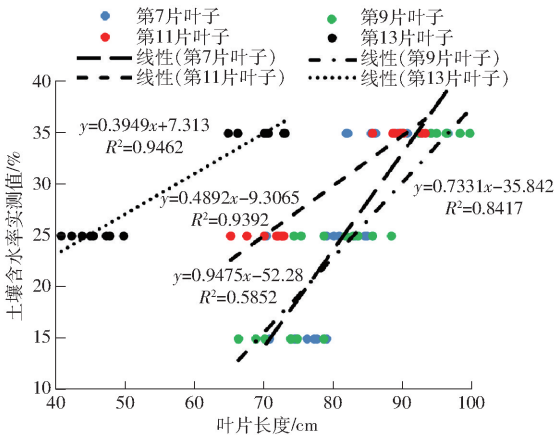


图 15 基于玉米叶长的玉米水分胁迫预测模型
Fig. 15 Prediction model of maize moisture stress based on length of corn leaves

(4)单一参数土壤含水率预测值预测精度分析。为验证单一参数建立的玉米水分胁迫预测模型精度,进行了土壤含水率预测值预测精度分析。每株玉米随机选取节间高度、株高每日增长量各 1 组,以及第 7、9、11、13 全展叶叶长,通过单一玉米参数水分胁迫预测模型计算出土壤含水率预测值,土壤含水率预测值与实测值吻合情况如图 16 所示,基于节间高度、株高每日增长量、全展叶叶长的土壤含水率预测的决定系数 R^2 分别为 0.892 2、0.892 8 和 0.817 6, RMSE 分别为 2.92%、2.53% 和 2.76%,具有一定的预测准确度,但基于单一参数的预测值之间存在较大差异。

3.3.2 基于多参数的玉米水分胁迫预测模型

为了准确将玉米受到水分胁迫情况划分为轻度胁迫组(土壤含水率 25%)、中度胁迫组(土壤含水率 15%)、无水分胁迫组(土壤含水率 35%),建立基于 ECOC-SVM 的多参数的玉米水分胁迫预测模型^[35]。模型构建步骤如下:①构建数据集,以 6 月 3 日至 6 月 17 日采集的 8 d 数据为样本,每种水分处理下有 8 株玉米,共 64 个样本,删除数据最大值 2 组和最小值 2 组,即每种水分处理下共选取 60 个样本,3 种水分处理共 180 个样本。将 180 个样本中

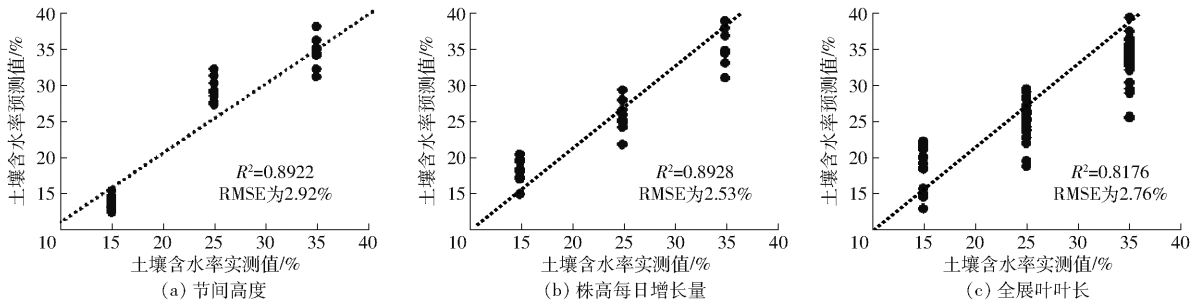


图 16 土壤含水率预测值与实测值间的相关性

Fig. 16 Correlation between soil moisture prediction and real values

的 135 个(75%)作为训练集,剩余 45 个(25%)作为测试集。②选择特征参数,考虑到 15% 土壤含水率种植的玉米叶片最大数为 9,因此以叶片长度差异明显的第 7、8、9 片叶长、节间高度及株高每日增长量为特征向量,其中 7、8、9 片叶长为每日数据采集测量值,节间高度为当日测量时玉米植株最新完全长出的节间高度值,株高每日增长量为当日数据测量值与前一次测量值之差。③ECOC - SVM 模型采用线性核函数,并利用交叉验证选择 (K-fold cross validation, K - CV) 方法优化核函数参数。④设置网络训练终止条件的误差为 0.000 1。

用训练集对 ECOC - SVM 进行训练得到分类模型,用测试集对训练好的模型进行检验,测试集分类结果如图 17 所示。由图可知,45 个测试集正确分类的个数为 42 个,该模型的准确率为 93.33%,误差为 6.67%。上述结果表明,用玉米叶长、节间高度及株高每日增长量 3 个参数建立 ECOC - SVM 模型预测水分胁迫程度的准确率较高,弥补了使用单一参数预测模型判断玉米水分胁迫情况存在差异的问题。

在玉米处于拔节期时,只需知道玉米节间高度、株高每日增长量及全展叶叶长,根据多参数玉米水分胁迫模型可以判断玉米受到水分胁迫程度,以指导大田玉米灌溉,为精细农业提供技术支持。

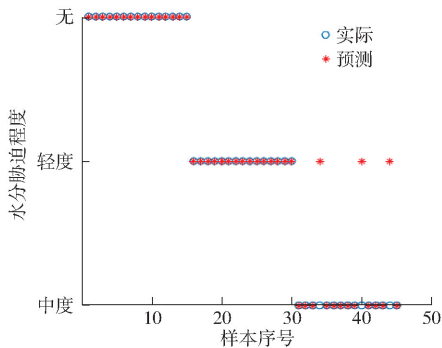


图 17 测试集分类结果

Fig. 17 Test set classification result graph

4 结论

(1)采用非接触的方式提取玉米株型参数,建立了基于 ECOC - SVM 的玉米水分胁迫预测模型,该模型测试集预测准确率为 93.33%,具有较高的准确性,可较好地预测玉米植株受到的水分胁迫程度。

(2)通过拍摄的 3 幅图像进行玉米点云的重建,减少了传统基于 RGB 图像重建方法需要序列图像的数量,从而极大提高了提取参数的速度。

(3)本试验在温室中采用盆栽方式模拟进行,在大田试验中需考虑风速等实际情况,需进一步研究改进。

参 考 文 献

[1] 杨绍华. 浅谈水分胁迫对玉米产量的影响[J]. 现代化农业, 2016, 24(7): 5 - 6.

[2] 任丽雯, 刘明春, 王兴涛, 等. 拔节和抽雄期水分胁迫对春玉米生长和产量的影响[J]. 中国农学通报, 2019, 35(1): 17 - 22.

REN Liwen, LIU Mingchun, WANG Xingtao, et al. Water stress at jointing and tasseling stage: effect on growth and yield of spring maize[J]. Chinese Agricultural Science Bulletin, 2017, 35(1): 17 - 22. (in Chinese)

[3] 赵燕东, 高超, 张新, 等. 植物水分胁迫实时在线检测方法研究进展[J/OL]. 农业机械学报, 2016, 47(7): 290 - 300.

ZHAO Yandong, GAO Chao, ZHANG Xin, et al. Review of real-time detecting methods of water stress for plants[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2016, 47(7): 290 - 300. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20160740&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2016.07.040. (in Chinese)

[4] SRITARAPIPAT T, RAKWATIN P, KASETKASEM T. Automatic rice crop height measurement using a field server and digital image processing[J]. Sensors, 2014, 14(1): 900 - 926.

[5] FONT L, KOROSI F, FARKAS I. Leaf inclination based non-destructive water stress indication for vegetables[J]. Acta Horticulturae, 2005, 1 - 2(691): 99 - 106.

[6] 宗泽, 张雪, 郭彩玲, 等. 基于骨架提取算法的作物表型参数提取方法[J]. 农业工程学报, 2015, 31(增刊2): 180 - 185.

ZONG Ze, ZHANG Xue, GUO Cailing, et al. Crop phenotypic parameters extraction method based on skeleton extraction algorithm[J]. Transactions of the CSAE, 2015, 31(Supp. 2): 180 - 185. (in Chinese)

[7] 劳彩莲, 杨瀚, 李鹏, 等. 基于消费级深度相机的玉米植株三维重建[J/OL]. 农业机械学报, 2019, 50(7): 222 - 228.

LAO Cailian, YANG Han, LI Peng, et al. 3D reconstruction of maize plants based on consumer depth camera[J/OL].

- Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2019, 50(7): 222 – 228. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?file_no=20190724&flag=1&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2019.07.024. (in Chinese)
- [8] 梁继华, 李伏生, 唐梅, 等. 分根区交替灌溉对盆栽甜玉米水分及氮素利用的影响[J]. 农业工程学报, 2006, 22(10): 68 – 72.
- LIANG Jihua, LI Fusheng, TANG Mei, et al. Effects of alternate partial root zone irrigation on water and nitrogen utilization of pot-grown sweet corn [J]. Transactions of the CSAE, 2006, 22(10): 68 – 72. (in Chinese)
- [9] 路之娟, 张永清, 张楚, 等. 水分胁迫对不同基因型苦荞苗期根系生理特性及产量的影响[J]. 干旱地区农业研究, 2018, 36(2): 124 – 130, 136.
- [10] 窦金熙, 郭玉明, 王盛, 等. 土壤含水率测定方法研究[J]. 山西农业科学, 2017, 45(3): 482 – 485.
- DOU Jinxi, GUO Yuming, WANG Sheng, et al. Study on determination methods of moisture content in soil[J]. Journal of Shanxi Agricultural Sciences, 2017, 45(3): 482 – 485. (in Chinese)
- [11] ZHAO F, TAMAKI T, KURITA T, et al. Marker based non-overlapping camera calibration methods with additional support camera views[J]. Image & Vision Computing, 2018, 70(3): 46 – 54.
- [12] FETIC A, JURIC D, OSMANKOVIC D. The procedure of a camera calibration using camera calibration toolbox for Matlab[C] //Mipr; International Convention, 2012.
- [13] ZHAO F, ZHOU M, GENG G, et al. Rigid blocks matching method based on contour curves and feature regions[J]. IET Computer Vision, 2018, 12(1): 76 – 85.
- [14] 张奇伟. 云底高度测量中 SURF 特征匹配的应用研究[J]. 山西建筑, 2019, 45(6): 210 – 212.
- ZHANG Qiwei. Application research of the SURF feature matching in cloud bottom height measurement [J]. Shanxi Architecture, 2019, 45(6): 210 – 212. (in Chinese)
- [15] FAN R, DAHNOUN N. Real-time stereo vision-based lane detection system[J]. Measurement Science and Technology, 2018, 29(7): 5 – 12.
- [16] YU Z, MA K, WANG Z, et al. Surface modeling method for aircraft engine blades by using speckle patterns based on the virtual stereo vision system[J]. Optics Communications, 2018, 411(15): 33 – 39.
- [17] CHAI X, ZHOU F, XIN C. Epipolar constraint of single-camera mirror binocular stereo vision systems [J]. Optical Engineering, 2017, 56(8): 1 – 8.
- [18] 王中任, 郭晓康, 赵刚. 两组双目立体深度图像信息融合与三维重建方法[J]. 激光与红外, 2019, 49(2): 246 – 250.
- WANG Zhongren, GUO Xiaokang, ZHAO Gang. Depth image information fusion and three-dimensional reconstruction method of double binocular stereo vision[J]. Laser & Infrared, 2019, 49(2): 246 – 250. (in Chinese)
- [19] KRYSTIAN M, CORDELIA S. A performance evaluation of local descriptors[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2005, 27(10): 1615 – 1630.
- [20] ZHANG J, ZHU C. Approach to 3D face reconstruction through local deep feature alignment[J]. IET Computer Vision, 2019, 13(2): 213 – 223.
- [21] CAI Q, WU Y, ZHANG L, et al. Equivalent constraints for two-view geometry: pose solution pure rotation identification and 3D reconstruction[J]. International Journal of Computer Vision, 2019, 127(2): 163 – 180.
- [22] 徐胜勇, 卢昆, 潘礼礼, 等. 基于 RGB – D 相机的油菜分枝三维重构与角果识别定位[J/OL]. 农业机械学报, 2019, 50(2): 28 – 34.
- XU Shengyong, LU Kun, PAN Lili, et al. 3D reconstruction of rape branch and pod recognition based on RGB – D camera[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2019, 50(2): 28 – 34. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?file_no=20190203&flag=1&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2019.02.003. (in Chinese)
- [23] SHARP G C, LEE S W, WEHE D K. ICP registration using invariant features[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2002, 24(1): 90 – 102.
- [24] LACHER R M, VASCONCELOS F, WILLIAMS N R, et al. Nonrigid reconstruction of 3D breast surfaces with a low-cost RGBD camera for surgical planning and aesthetic evaluation[J]. Medical Image Analysis, 2019, 53: 11 – 25.
- [25] LI F, HITCHENS C, STODDART D. A performance evaluation method to compare the multi-view point cloud data registration based on ICP algorithm and reference marker[J]. Journal of Modern Optics, 2017, 65(1): 1 – 8.
- [26] 金露, 王福伟, 钟可君, 等. 一种精简点云的快速配准算法[J]. 激光杂志, 2019, 40(2): 63 – 66.
- JIN Lu, WANG Fuiwei, ZHONG Kejun, et al. A quick registration algorithm based on reduced point cloud[J]. Laser Journal, 2019, 40(2): 63 – 66. (in Chinese)
- [27] 杨军, 张瑶, 黄亮. 改进的 ICP 算法在三维模型配准中的研究[J]. 计算机科学与探索, 2018, 46(1): 153 – 162.
- YANG Jun, ZHANG Yao, HUANG Liang. Research on 3D model registration by improved ICP algorithm[J]. Journal of Frontiers of Computer Science and Technology, 2018, 46(1): 153 – 162. (in Chinese)
- [28] LI G, HUI H, WU S, et al. L1-medial skeleton of point cloud[J]. ACM Transactions on Graphics, 2013, 32(4): 1 – 8.
- [29] LU W, ZHANG X, LIU Y. L1-medial skeleton-based 3D point cloud model retrieval[J]. Multimedia Tools & Applications, 2017, 78(1): 1 – 10.
- [30] 晁莹, 耿国华, 张雨禾, 等. 基于区域分割的点云骨架提取算法[J]. 计算机工程, 2017, 43(10): 222 – 227, 233.
- CHAO Ying, GENG Guohua, ZHANG Yuhe, et al. Point cloud skeleton extraction algorithm based on region segmentation [J]. Computer Engineering, 2017, 43(10): 222 – 227, 233. (in Chinese)
- [31] KUSTRA J, JALBA A, TELEA A. Computing refined skeletal features from medial point clouds[J]. Pattern Recognition Letters, 2016, 76(6): 13 – 21.
- [32] 陈永辉, 岳丽华. 特征敏感的点云重采样算法[J]. 小型微型计算机系统, 2017, 38(5): 1086 – 1090.
- CHEN Yonghui, YUE Lihua. Point cloud resampling algorithm of feature-sensitivity [J]. Journal of Chinese Computer Systems, 2017, 38(5): 1086 – 1090. (in Chinese)
- [33] 吴晓庆, 黄玉清. 基于移动最小二乘法的点云平滑及重采样[J]. 微型机与应用, 2017, 36(11): 47 – 49.
- WU Xiaqing, HUANG Yuqing. Smoothing and resampling of point cloud based on moving least squares[J]. Microcomputer & Its Applications, 2017, 36(11): 47 – 49. (in Chinese)
- [34] 刘金鹏, 张怀清, 刘闯, 等. 基于点云骨架的单木分枝参数提取研究[J]. 北京林业大学学报, 2016, 38(10): 15 – 20.
- LIU Jinpeng, ZHANG Huaiqing, LIU Min, et al. Extraction of individual tree branch parameters from skeleton model based on point cloud data[J]. Journal of Beijing Forestry University, 2016, 38(10): 15 – 20. (in Chinese)
- [35] GU X, FANG D, XIN G, et al. An improved sensor fault diagnosis scheme based on TA – LSSVM and ECOC – SVM[J]. Journal of Systems Science & Complexity, 2018, 31(2): 372 – 384.