doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2023.09.006

温室高架栽培草莓空间姿态识别与采摘点定位方法

毕　松　隗朋峻　刘仁学
（北方工业大学电气与控制工程学院，北京 100041）

摘要：采摘目标空间位姿信息缺失和目标定位精度低是影响草莓采摘机器人采摘效果的关键因素之一。为此，本文首先设计了基于颜色信息和卷积神经网络的草莓图像目标定位与分割以及目标点云分割模型；其次，实现了基于图像的草莓可采摘性和遮挡程度识别模型；最后，设计了草莓空间定位和姿态估计模型并实现草莓采摘点定位方法。基于本文方法对完整草莓位姿估计平均误差为 4.03%，对遮挡草莓位姿估计平均误差为 9.06%，采摘定位综合误差为 2.3 mm。在实际采摘实验中，采摘成功率为 92.6%，平均每个草莓的计算耗时约为 92 ms，单个草莓采摘动作的执行平均耗时约为 5.7 s。实验结果表明：本文提出的方法可在温室条件下较准确地估计草莓空间位姿和采摘点，为草莓采摘机器人提供有效的目标定位信息，有效满足实际采摘场景下的需求。

关键词：草莓；采摘；果实遮挡；点云分割；位姿估计；目标定位
中图分类号：TP242　　**文献标识码**：A　　**文章编号**：1000-1298(2023)09-0053-12　　**OSID**：

Spatial Posture Recognition and Picking Point Location Method for Greenhouse Raised-frame Strawberry Cultivation

BI Song　WEI Pengjun　LIU Renxue
(*College of Electrical and Control Engineering*, *North China University of Technology*, *Beijing* 100041, *China*)

Abstract: The lack of spatial positional information of picking targets and low target localization accuracy are one of the key problems that limit the picking effect of strawberry picking robots. To address these problems, a target localization and segmentation model was firstly designed based on color information and convolutional neural network for strawberry image and target point cloud segmentation; secondly, an image-based strawberry pickability and obscuration recognition model was implemented; finally, a strawberry spatial localization and pose estimation model was designed and a strawberry picking point localization method was implemented. Based on this method, the estimation error of intact strawberry position was 4.03%, the estimation error of obscured strawberry position was 9.06%, and the comprehensive error of picking position was 2.3 mm. In the actual picking experiment, the picking success rate was 92.6%, the average calculation time of each strawberry was about 92 ms, and the average execution time of single strawberry picking action was about 5.7 s. The experimental results can provide effective target localization information for strawberry picking robots, which can effectively meet the needs of actual picking scenarios.

Key words: strawberry; picking; fruit occlusion; point cloud segmentation; positional estimation; target localization

0　引言

随着国内人工成本的快速增长，现有以人工作业为主的种植和管理模式，已成为制约草莓产业发展的重要因素之一。提高生产过程的自动化和智能化程度，能够有效降低草莓生产过程的人力需求。

收稿日期：2023-03-10　修回日期：2023-05-18
基金项目：国家重点研发计划项目(2018YFC1602701)和北方工业大学 1138 工程项目(110051360022XN108)
作者简介：毕松(1983—)，男，副教授，博士，主要从事智能农机设备研究，E-mail：bisongo@163.com

采摘作业是草莓生产过程中人力需求集中的环节,因此采摘作业自动化能够有效降低草莓生产过程的人力需求。果实自动采摘的基础是能够稳定的获得草莓目标空间位置,自然环境存在光照强度变化、果实重叠、枝叶遮挡等干扰因素,因此在自然环境下草莓目标识别、定位与空间姿态估计是草莓自动采摘装备的关键技术。

自然环境获得的草莓图像存在背景变化、果实光照不均、枝叶遮挡、果实重叠等干扰因素,识别和定位草莓目标受到国内外相关领域专家的关注。在自然环境下草莓目标的识别研究方面,赵世达[1]设计了基于图像对比度分析的草莓识别方法;谢志勇等[2]基于 Lab 颜色空间模型和 Hough 圆变换设计了成熟草莓识别方法;CAO 等[3]利用 Lab 颜色模型的灰色图像提取草莓并计算位置、方向和形状;XU 等[4]基于图像 HOG 特征和 SVM 分类器完成草莓目标检测;刘小刚等[5]基于伽马变换增强的图像实现了夜间草莓识别;李鑫[6]使用 CaffeNet 网络完成了成熟草莓目标的检测;张继成等[7]提出一种基于深度残差学习的草莓识别方法,解决了自然状态下成熟草莓存在背景干扰、信息丢失情况下的草莓目标识别问题;GE 等[8]基于 DCNN 解决了由于枝叶遮挡引起的果实检测不准确问题;YU 等[9]基于 Mask R-CNN 提高了非结构环境下水果的检测精度;王雪光等[10]基于 K 均值聚类算法实现了成熟草莓的识别;陈军等[11]使用目标轮廓长宽比区间窗口来提高草莓识别准确率;侯贵洋等[12]使用颜色识别和特征识别结合的方法计算草莓质心坐标;胡庆胜等[13]基于 Mask R-CNN 解决了复杂环境下草莓目标识别率低的问题。

自然环境下草莓目标识别存在识别精度和速度较低、易受背景干扰的问题。对图像中草莓区域的识别精度较低,不利于草莓姿态识别和采摘点定位。

在自然环境下果实目标定位研究方面,房爱青等[14]基于单目视觉结合测距传感器提高了视觉定位精度;张凯良等[15]使用图像结合激光测距有效检测了长圆锥形草莓的果轴;郭峰等[16]通过计算草莓二值化图像的惯性主轴来判断草莓姿态;JIN 等[17]利用点云数据获得的葡萄簇和水平-棚架环境特征实现采摘点定位策略;ZHONG 等[18]基于主果枝检测实现了自然环境下荔枝采摘点的检测;张勤等[19]融合深度信息和颜色特征实现了无遮挡情况下果实采摘点识别;麦春艳等[20]设计了基于点云的果实三维球体形状提取和质心计算方法;刘德儿等[21]使用改进的 YOLACT 算法分割脐橙果实,外形拟合后得到其相机坐标系下的采摘点;姬丽雯等[22]利用 R-FCN 目标检测网络结合双目视觉实现成熟无遮挡草莓的检测及定位;罗陆锋等[23]根据目标质心坐标和葡萄簇边缘信息确定采摘点;王丹丹等[24]提出基于平滑轮廓对称轴法的苹果目标采摘点定位方法;司永胜等[25]建立面积特征结合极线几何实现了圆形果实的定位。

上述方法根据空间几何原理估计草莓目标的坐标和采摘点,但缺少对草莓目标三维空间位姿分析,从而不能为采摘设备的末端提供精准采摘姿态信息。

目前草莓识别定位的局限性体现在:只能识别到图像中草莓的大概位置,无法获得草莓目标的准确区域;空间定位方法不完整,无法获得草莓的位姿,仅有采摘点信息使采摘动作的准确性和灵活性受限,采摘效率降低。

本文设计基于图像和深度信息估计草莓位姿从而实现草莓定位的方法。首先,基于成熟草莓目标的图像特征先验信息,设计草莓目标预定位方法,获得图像中潜在的草莓区域。其次,基于图像目标识别网络进一步定位图像中的草莓目标,由于卷积神经网络定位目标区域不够具体,无法准确获取框选区域中草莓所属的像素区域。因此在草莓目标区域中利用语义分割网络对草莓目标进行语义分割,从而在自然图像中获得草莓的准确像素区域。再次,通过草莓区域点云信息和草莓的形态特性完成草莓位姿的估计并根据草莓位姿提取草莓的采摘点。最后,基于本文方法获得的采摘点在大族 Elfin-10 机器人平台完成自然环境下高架基质栽培方式的草莓采摘实验。

1 方法与模型

1.1 方法整体结构

本文方法主要由 4 部分组成:自然图像草莓区域分割、草莓目标可采摘性识别、草莓位姿估计、采摘动作生成,方法结构如图 1 所示。

首先,在自然图像草莓区域分割模块中,以优化的对草莓颜色适应性较高阈值对图像进行阈值分隔获得草莓图像区域预定位;基于预定位结果利用训练好的图像目标识别网络对图像中草莓区域进行快速定位;利用训练好的图像分割网络提取精确的草莓目标区域并提取图像目标区域形状特征。其次,在草莓目标可采摘性识别模块中,使用提取出的图像区域形状特征对草莓的可采摘性进行识别。然后,在草莓位姿估计模块中,基于草莓区域的点云数据和草莓的可采摘性结果估计草莓位姿和采摘点空间位置坐标;最后,在采摘动作生成模块中,基于计

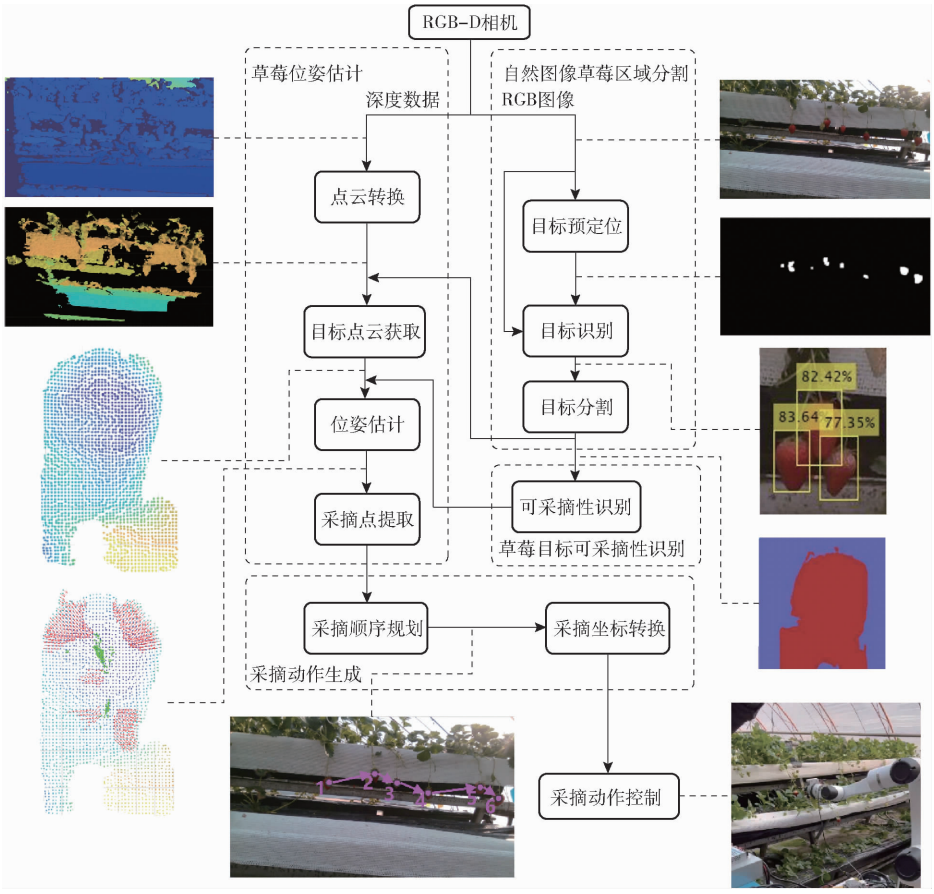


图 1　方法整体结构图

Fig. 1　Overall structure diagram of the method

算得到的采摘点序列计算最短采摘路径并控制机器人完成采摘作业。

1.2　自然环境图像草莓点云分割

本文设计了自然环境下草莓目标点云的精确分割方法，精确分割的草莓目标点云可为后续的草莓位姿估计提供数据基础。首先，在 HSV 空间对草莓目标进行预定位，确定图像中草莓目标潜在区域；其次，利用图像目标识别模型，在预定位结果基础上检测草莓位置区域；再次，利用语义分割网络在草莓位置区域图像基础上对草莓区域进行像素分割；使用像素分割后的草莓目标区域图像提取特征进行草莓的成熟性判断；最后，使用成熟草莓的草莓目标区域图像在深度数据中匹配获得草莓目标点云。自然环境图像草莓区域点云分割的方法流程如图 2 所示。

(1)目标预定位

温室环境下高架基质草莓目标颜色与背景差异较大，与背景相比其饱和度较高，色度范围较大。由于温室环境下，光照、纹理等参数变化范围较大，设置较大的色度和饱和度区间有助于提高图像中草莓区域预分割效果。因此在 HSV 色彩空间中，同时使用 S 通道阈值目标颜色分割可较好地完成草莓目标的预定位。利用区域形态学操作完成孔洞填充，去除图像噪声后，获得草莓图像预定位。

(2)识别模块

完成对草莓目标的预定位处理后，需要对草莓目标进行目标定位和检测。YOLO 系列网络是单阶段网络，在检测速度上有天然的优势，与农业智能装备应用更加适配；YOLO v3 相较于之前版本的 YOLO，采用了多尺度检测的策略，可以检测更小的目标，适用于草莓小目标；相较于之后的 YOLO 版本，YOLO v3 网络在结构上更加轻量化，在同时都满足目标识别准确度需求的情况下，推理速度更快。因此，本文使用 YOLO v3 标准网络构造识别模块。

首先，计算每个预定位目标区域的质心，以区域质心作为中心剪裁图像并使用识别模块从原始图像中搜索草莓目标。对于预定位过程中正确找到的草莓目标区域，网络会输出草莓目标的预测位置以及置信度；对于预定位过程中误识别的区域，网络无输出，同时也代表着此区域无草莓，不再参与后续流程的计算。

(3)分割模块

由于目标识别网络输出的图像中，既包含草莓目标又包含目标附近的背景，因此无法确定获取草莓目标区域，该问题将导致后续基于点云分析的草

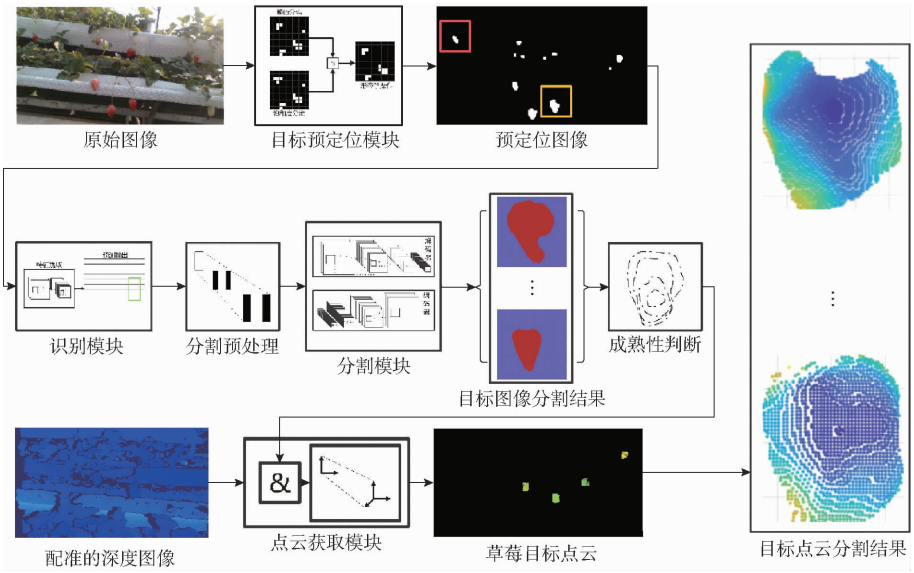


图 2 草莓区域点云分割流程图

Fig. 2 Flow chart of point cloud segmentation in strawberry region

莓目标空间定位误差较大,因此利用语义分割方法获得草莓目标像素级分割结果,为草莓姿态识别提供有效的三维点云数据。将目标图像输入到分割模块之前,对图像进行预处理,以保证整个草莓都能被输入到分割模块之中。

(4)成熟性分析

获得草莓目标的区域分割图像后,应对草莓的成熟性做出分析,以完成后续对成熟草莓目标点云的分割。成熟草莓与未成熟草莓的区域目标图像如图 3 所示。

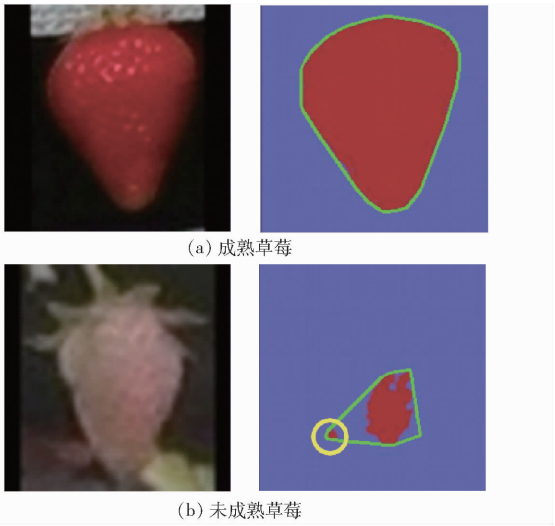


图 3 成熟草莓与未成熟草莓目标区域图像

Fig. 3 Image of target area of ripe strawberries and unripe strawberries

草莓的成熟与否在成熟区域特征上有明显差异。如图 3 所示,成熟草莓图像的凸包面积在区域目标图像中,占比较大且较为集中;未成熟草莓图像的凸包面积,在区域目标图像中占比较小。区域目标图像是由识别模块输出区域经填补后等比缩放至固定尺寸,再由草莓目标分割模块确定图像中草莓区域,因此利用目标区域和草莓区域进行成熟度评价时图像尺度具有一致性。因此,设 S_1 为草莓目标区域凸包像素面积,S_2 为目标图像像素面积,以 $F_1 = S_1/S_2$ 作为草莓的成熟区域度特征。在未成熟草莓分割图像中,背景噪声会对草莓真实区域造成一定干扰(如图 3b 中黄色圈所示),因此在计算目标区域面积时,通过图像形态学操作去除图像中的细小碎块区域后,再计算图像的目标区域面积和凸包。通过对 464 幅草莓样本图像的分析,获取其目标区域并计算区域度特征,特征数据 F_1 的箱型图如图 4 所示。

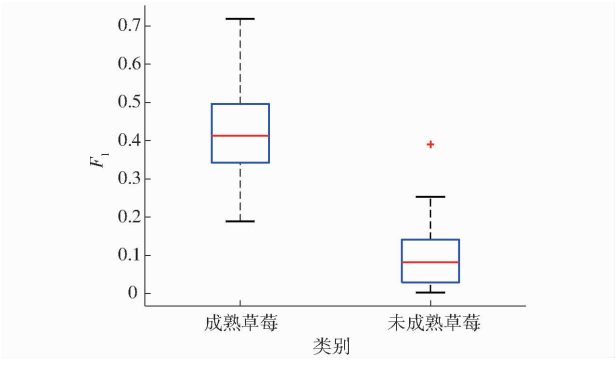


图 4 草莓类别分布箱型图

Fig. 4 Box plot of strawberry category distribution

从图 4 可以观察到未成熟草莓的区域度特征分布集中度较高,均分布在 0.08 左右。而成熟草莓的区域度较为分散,从最小值 0.18 到最大值 0.72 均有分布,相对集中在 0.35 ~ 0.50 区间。因草莓样本的多样性及其品质的随机性,所得数据中有个别离群点(红色十字),但图中数据分布仍能反映出可通

过区域度特征阈值方法成功区分成熟草莓与未成熟草莓。当把阈值设定在 0.2 时，对成熟草莓分类的准确率为 96.03%，对未成熟草莓分类的准确率为 91.67%，满足实际场景的应用需求。

(5)点云分割

成熟草莓中，以草莓目标精确分割区域为索引，结合配准的深度信息矩阵，计算草莓区域的点云数据，获得精确分割的草莓目标区域点云数据。为了去除点云数据在获取阶段受到环境干扰导致的误差，需要对点云数据进行预处理。本文使用双边滤波方法对草莓目标点云区域进行滤波去噪，双边滤波算法通过使用当前数据点与临近点的距离权重和临近点沿当前点法向量的投影权重来修正当前采样中心点的位置，从而达到保持点云数据原特征的目的。

1.3　草莓位姿估计

自然生长条件下草莓空间位姿估计是获取草莓采摘点的前提，本文设计了基于草莓几何体形态的中心位姿线估计方法。完整草莓的几何体形状近似一个锥形，因此在点云空间中可把完整草莓曲面看作半个圆锥面。估计草莓的位姿就是从点云提取的半个锥面曲面中估计完整锥面的长轴向量。本文设计的草莓位姿估计方法，以每个数据点为中心，相邻点为邻域拟合平面，依次计算每一个数据点的平面法向量。以数据点坐标为射线起点，数据点法向量方向为射线方向，构造射线，把每一条射线看作圆锥曲面与圆锥中心长轴向量的连线。寻找所有射线之间的交点作为潜在的草莓位姿点，最终对潜在草莓位姿点滤波后使用最小二乘法进行直线拟合，作为草莓的空间位姿向量。具体流程如图 5 所示。

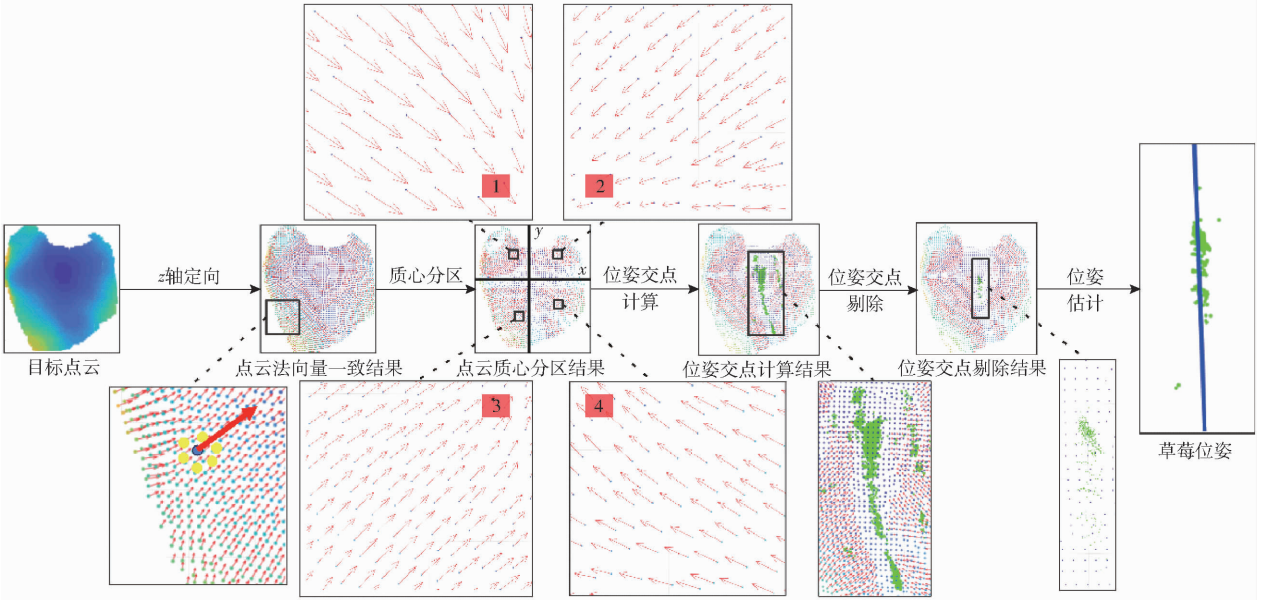


图 5　完整草莓位姿估计流程图

Fig. 5　Complete strawberry pose estimation flow chart

(1)生成 z 轴方向一致的表面法向量

由于草莓位姿方向和圆锥中心线方向一致且在圆锥内部，为了获取草莓位姿数据点的潜在区域，需要先获取目标点云曲面每一个点的法向量。对于平滑去噪后目标点云数据中的每个数据点使用最小二乘法来拟合局部平面，并确定中心数据点的平面法向量。具体过程如下：

平面方程的一般表达为

$$Ax + By + Cz + D = 0 \quad (C \neq 0) \tag{1}$$

则有

$$z = -\frac{A}{C}x - \frac{B}{C}y - \frac{D}{C} \tag{2}$$

记 $a_0 = -A/C$，$a_1 = -B/C$，$a_2 = -D/C$，那么

$$z = a_0 x + a_1 y + a_2 \tag{3}$$

对于 $n(n \geqslant 3)$ 个点 (x_i, y_i, z_i) $(i = 0, 1, \cdots, n-1)$。拟合平面方程(3)，使得 $S = \sum_{i=0}^{n-1} (a_0 x_i + a_1 y_i + a_2 - z_i)^2$ 最小，应满足 $\partial S / \partial a_k = 0 (k = 0, 1, 2)$，则有

$$\begin{cases} a_0 \sum x_i + a_1 \sum x_i y_i + a_2 \sum x_i = \sum x_i z_i \\ a_0 \sum x_i y_i + a_1 \sum y_i^2 + a_2 \sum y_i = \sum y_i z_i \\ a_0 \sum x_i + a_1 \sum y_i + a_2 n = \sum z_i \end{cases} \tag{4}$$

求解线性方程组(4)，可得到 a_0、a_1、a_2，则 $z = a_0 x + a_1 y + a_2$。令 $D = 1$，解得参数 A、B、C，故得到参考点的法向量 $\boldsymbol{N}(A, B, C)$。

为了符合圆锥体长轴向量在圆锥内部的特性，z 轴远点设置一个基准点，把每个法向量的方向都与此基准点进行比较，以保证每个数据点的法向量 z 轴分量指向圆锥内部。法向量方向确定的具体方

法如下：

设基准点坐标为 $P_0(x_0,y_0,z_0)$，待判断方向的数据点为 $\boldsymbol{P}_1(x_1,y_1,z_1)$，点 P_1 的法向量为 $\boldsymbol{N}_1(A_1,B_1,C_1)$，则数据点指向基准点方向向量为 $\boldsymbol{P}_k(x_1-x_0,y_1-y_0,z_1-z_0)$，因此

$$N_1=\begin{cases}N_1 & (C_1(z_1-z_0)\geqslant 0)\\ -N_1 & (C_1(z_1-z_0)<0)\end{cases} \tag{5}$$

(2)点云质心分区

对于保留了完整草莓曲面的无遮挡情况草莓，由于圆锥体沿中心线截面左右对称，草莓目标点云也基本符合左右对称的性质。因此，以草莓目标区域图像的质心坐标标定出的点云数据点为原点，x 轴、y 轴方向把草莓曲面分为 4 个区域，如图 5 点云质心分区结果所示，4 个区域内点云数据法向量的 x 和 y 方向应指向圆锥体中心方向。

(3)位姿交点计算

为了找到圆锥的长轴向量，将点云划分为 4 个区域后，依次以每个数据点为起点，数据法向量方向为射线方向生成射线。在质心分区的区域 1、2、3、4 之间互相寻找射线交点，作为潜在的草莓位姿点。草莓位姿交点的轴向示意图如图 6 所示。

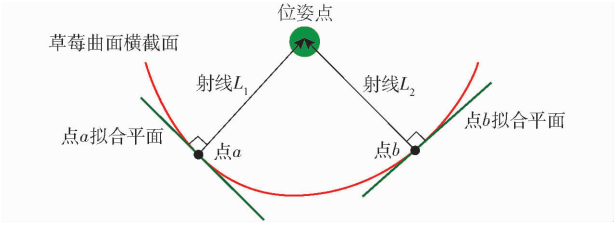


图 6 草莓位姿交点轴向示意图

Fig. 6 Axial diagram of strawberry position intersection point

如图 6 所示，三维空间中计算目标曲面射线交点的推导过程如下：

设数据点 a 的空间坐标为 $\boldsymbol{P}_a$，由 a 拟合的局部平面法向量为 $\boldsymbol{v}_1$，射线 L_1 以点 P_a 为原点沿 $\boldsymbol{v}_1$ 方向的长度为 t_1，则 L_1 的表达式为

$$L_1(t_1)=\boldsymbol{P}_a+\boldsymbol{v}_1t_1 \tag{6}$$

设数据点 b 的空间坐标为 $\boldsymbol{P}_b$，由 b 拟合的局部平面法向量为 $\boldsymbol{v}_2$，射线 L_2 以点 P_b 为原点沿 $\boldsymbol{v}_2$ 方向的长度为 t_2，则 L_2 的表达式为

$$L_2(t_2)=\boldsymbol{P}_b+\boldsymbol{v}_2t_2 \tag{7}$$

若两射线在空间中存在交点，则交点满足

$$\boldsymbol{P}_a+\boldsymbol{v}_1t_1=\boldsymbol{P}_b+\boldsymbol{v}_2t_2 \tag{8}$$

等式两边叉乘 $\boldsymbol{v}_2$，有

$$(\boldsymbol{v}_1\times\boldsymbol{v}_2)t_1=(\boldsymbol{P}_b-\boldsymbol{P}_a)\times\boldsymbol{v}_2 \tag{9}$$

等式两边再点乘 $\boldsymbol{v}_1\times\boldsymbol{v}_2$，得

$$t_1(\boldsymbol{v}_1\times\boldsymbol{v}_2)\cdot(\boldsymbol{v}_1\times\boldsymbol{v}_2)=[(\boldsymbol{P}_b-\boldsymbol{P}_a)\times\boldsymbol{v}_2]\cdot(\boldsymbol{v}_1\times\boldsymbol{v}_2) \tag{10}$$

解得

$$t_1=\frac{\mathrm{Det}\{(\boldsymbol{P}_b-\boldsymbol{P}_a),\boldsymbol{v}_2,\boldsymbol{v}_1\times\boldsymbol{v}_2\}}{|\boldsymbol{v}_1\times\boldsymbol{v}_2|^2} \tag{11}$$

同理可得

$$t_2=\frac{\mathrm{Det}\{(\boldsymbol{P}_b-\boldsymbol{P}_a),\boldsymbol{v}_1,\boldsymbol{v}_1\times\boldsymbol{v}_2\}}{|\boldsymbol{v}_1\times\boldsymbol{v}_2|^2} \tag{12}$$

式(11)、(12)中，Det 为 Determinant 的缩写，表示行列式的数值。

两射线之间最短距离 $D=|(\boldsymbol{P}_b-\boldsymbol{P}_a)\cdot(\boldsymbol{v}_2\times\boldsymbol{v}_1)|^2$，当 $D=0$ 时，两射线相交。由于传感器采样精度原因，和草莓几何体与标准圆锥体的偏差，精确相交很少出现，需要设定一个范围，达到设定的范围 $D<|\xi|$，则认为两直线相交，本文选取的范围为 $\xi=0.001$。

(4)错误位姿点剔除

由于深度相机受本身的精度和环境干扰等影响，初步计算得到的位姿交点会存在离群点等难以反映草莓真实位姿，会对后续的位姿估计造成干扰。因此，需要剔除错误的位姿点以及离群点数据。本文以位姿点数据质心为中心，r 为半径，剔除位姿点数据。

对于 $N(N\geqslant 3)$ 个位姿点 $(x_i,y_i,z_i)(i=1,2,\cdots,N)$，设其质心点为 $P_c(x_c,y_c,z_c)$，则 $x-z$ 平面内，计算数据点到质心的距离为

$$d=\sqrt{(x_i-x_c)^2+(z_i-z_c)^2} \tag{13}$$

当 $d>r$ 时，位姿点被剔除，$d\leqslant r$ 时，位姿点保留。

(5)空间位姿估计

对去除离群点和错误点后的位姿点数据使用最小二乘方法进行直线拟合，把直线拟合的向量作为草莓的空间位姿。推导过程如下：

空间直线的点向式方程为

$$\frac{x-x_0}{m}=\frac{y-y_0}{n}=\frac{z-z_0}{p} \tag{14}$$

(m,n,p) 为直线方程的方向向量；(x_0,y_0,z_0) 为直线上一个点坐标，对方程进行等价转换得

$$\begin{cases}x=\dfrac{m}{p}(z-z_0)+x_0=k_1z+b_1\\ y=\dfrac{n}{p}(z-z_0)+y_0=k_2z+b_2\end{cases} \tag{15}$$

其中 $k_1=m/p$ $b_1=x_0-mz_0/p$

$k_2=n/p$ $b_2=y_0-nz_0/p$

于是空间直线就可看作由上面两个平面相交得到，因此对空间直线拟合就是对这两个平面方程拟

合，方程的残差平方和为

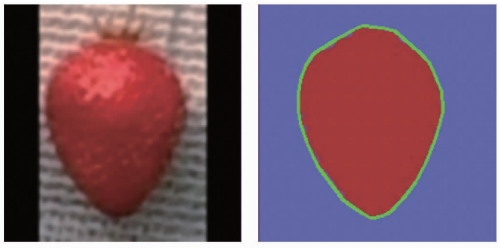
$$\begin{cases} Q_1 = \sum (x_i - k_1 z_i - b_1)^2 \\ Q_2 = \sum (y_i - k_2 z_i - b_2)^2 \end{cases} \tag{16}$$

根据最小二乘法拟合原理，使残差平方和最小得出模型中的参数，求得

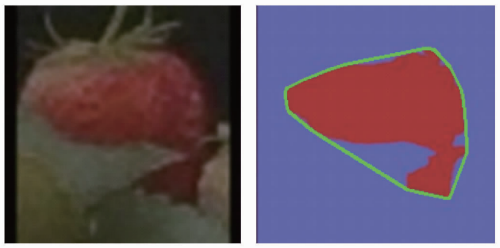
$$\begin{cases} k_1 = \dfrac{N\sum_{i=1}^{N} x_i z_i - \sum_{i=1}^{N} x_i \sum_{i=1}^{N} z_i}{N\sum_{i=1}^{N} z_i^2 - \sum_{i=1}^{N} z_i \sum_{i=1}^{N} z_i} \\ b_1 = \dfrac{\sum_{i=1}^{N} x_i - k_1 \sum_{i=1}^{N} z_i}{N} \\ k_2 = \dfrac{N\sum_{i=1}^{N} y_i z_i - \sum_{i=1}^{N} y_i \sum_{i=1}^{N} z_i}{N\sum_{i=1}^{N} z_i^2 - \sum_{i=1}^{N} z_i \sum_{i=1}^{N} z_i} \\ b_2 = \dfrac{\sum_{i=1}^{N} y_i - k_2 \sum_{i=1}^{N} z_i}{N} \end{cases} \tag{17}$$

(6)遮挡草莓位姿估计

成熟草莓中，除了有无遮挡的完整草莓，还有被枝叶不同程度遮挡的草莓。由于自然环境中的枝叶遮挡，得到的点云并不能完整反映草莓曲面情况，无法使用上述完整草莓位姿估计的方法。因此需要根据遮挡草莓情况，设计针对遮挡草莓的位姿估计方法。要实现遮挡草莓的位姿估计，则需要首先对草莓目标是否被遮挡做出判断。成熟草莓中，遮挡草莓与未遮挡草莓如图 7 所示。



(a) 成熟且未遮挡草莓



(b) 成熟且部分遮挡草莓

图 7　成熟草莓的遮挡情况示例

Fig. 7　Example of occlusion of ripe strawberries

图 7a 为成熟且未遮挡草莓，草莓目标区域轮廓基本为凸形，草莓目标区域面积与凸包面积相近；图 7b 为成熟但存在部分遮挡草莓，草莓目标区域轮廓多为凹形且存在非连通的多个目标区域情况，草莓目标区域面积小于凸包面积；因此，在提出了成熟区域度特征 F_1 的基础上，提出草莓的遮挡区域度特征 F_2。设草莓目标区域面积为 S_3，草莓目标区域凸包面积为 S_1，则遮挡区域度特征 $F_2 = S_3/S_1$。本文使用目标成熟区域度特征 F_1、目标遮挡区域度特征 F_2 作为区分草莓是否遮挡的判断依据，基于 SVM 构造成熟草莓遮挡情况分类器判别草莓遮挡情况。对全部成熟草莓样本提取特征值，特征分布及分类结果如图 8 所示。

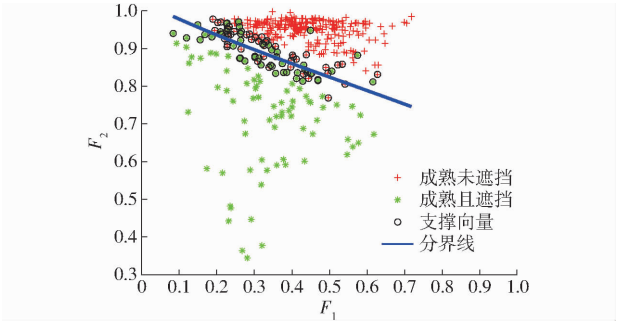


图 8　成熟草莓 $F_1 - F_2$ 特征分布与分类结果

Fig. 8　Distribution and classification of $F_1 - F_2$ characteristics of ripe strawberry

根据图 8 可知，成熟未遮挡草莓特征值 F_2 在 0.9 ~ 1.0 区间较为集中，成熟且遮挡草莓的特征值 F_2 多分布在 0.6 ~ 0.9 区间，与未遮挡草莓相比其分布相对分散。遮挡草莓与未遮挡草莓在 $F_1 - F_2$ 特征平面可被一条分界线成功分开，其混淆矩阵如表 1 所示。

表 1　成熟草莓遮挡类型判断 SVM 模型混淆矩阵

Tab. 1　SVM model confusion matrix based on shading type of ripe strawberry

遮挡类型	正确分类样本数量	错误分类样本数量
未遮挡草莓	296	20
遮挡草莓	110	12

根据表 1 可知，SVM 模型的准确率为 92.69%、精确率为 93.67%、召回率为 96.1%，基于精确率和召回率的调和平均值为 94.87%。

草莓是否被遮挡的判别流程算法伪代码为：

Algorithm 草莓遮挡识别方法

Input：草莓目标区域图像

Output：草莓是否被遮挡

function 草莓遮挡识别

图像区域二值化　//获得区域属性

图像轮廓检测　//寻找目标轮廓边缘

凸包轮廓检测　//寻找轮廓凸包边缘

计算目标区域面积、轮廓凸包面积　//提取草莓目标特征值

分类器检测 //将特征值输入分类器
return 分类器检测结果
end

遮挡草莓的位姿估计流程如图 9 所示。

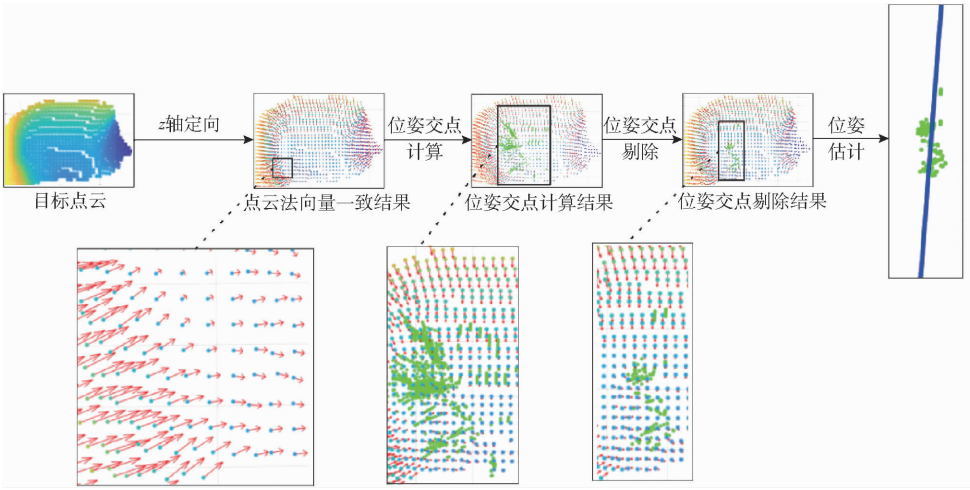


图 9 遮挡草莓位姿估计流程图

Fig. 9 Occlusion strawberry pose estimation flowchart

根据图 9 目标点云可知,由于遮挡位置的随机性,遮挡草莓曲面点云并不完全符合沿圆锥中心线左右对称,无法使用针对完整草莓目标的点云质心分区步骤来划分区域,但是未遮挡部分草莓点云也一定程度上拟合了不完整的圆锥表面。因此,去掉在完整草莓位姿估计方法中的质心分区步骤,直接使用所有曲面数据点两两计算射线交点,获取到所有潜在的草莓位姿点之后,对离散位姿点进行剔除,使用最小二乘法对剩余的位姿点做直线拟合,将拟合出的直线作为草莓空间位姿向量。

(7)采摘点获取

草莓采摘点根据本文方法获取的草莓位姿得到,如图 10 所示。

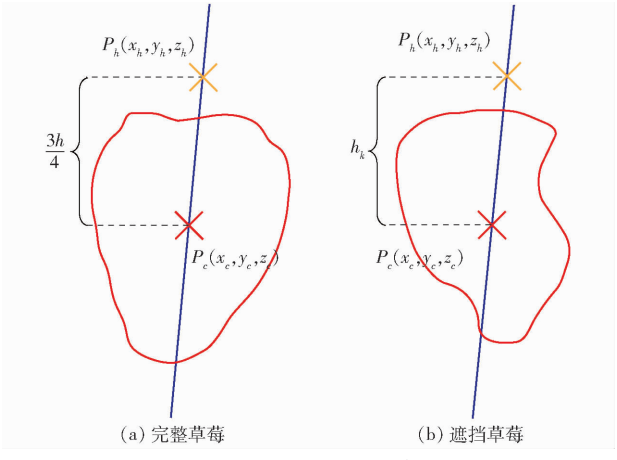


图 10 采摘点获取示意图

Fig. 10 Picking point acquisition diagram

设位姿数据质心点空间坐标为 $\boldsymbol{P}_c(x_c,y_c,z_c)$,草莓曲面点云数据 y 方向最大值为 $h_{\max}$、最小值为 $h_{\min}$、草莓高 $h=h_{\max}-h_{\min}$,位姿估计向量经归一化后为 $\hat{\boldsymbol{V}}_p=(\hat{u},\hat{v},\hat{w})$。

对于无遮挡草莓,根据图 10a 可知,位姿点质心处沿位姿方向向上,垂直距离 $3h/4$ 处作为采摘点 $\boldsymbol{P}_h(x_h,y_h,z_h)$,则 $\boldsymbol{P}_h$ 为

$$\begin{cases} x_h=x_c+\dfrac{3h\hat{u}}{4\hat{v}} \\ y_h=y_c+\dfrac{3h}{4} \\ z_h=z_c+\dfrac{3h\hat{w}}{4\hat{v}} \end{cases} \tag{18}$$

对于遮挡草莓,根据图 10b 所示,由于遮挡情况较复杂且无法预知遮挡部位,无法通过点云信息估计完整草莓高,故将 h 替换为 h_k 计算采摘点,本文中设 $h_k=0.03$ m。

2 实验

为了验证本文提出的草莓位姿估计和采摘点定位方法的准确性和鲁棒性,在训练、测试自然图像草莓目标分割模块和草莓可采摘性识别模块性能的基础上,进一步估计果实的位姿和采摘点,在实际机器人系统上测试并验证本文所提方法的有效性。

2.1 实验条件

采用 Intel RealSense D415 作为图像采集设备,RGB 传感器使用卷帘快门,最大分辨率为 1 920 像素×1 080 像素,视场为 69°×42°;深度传感器使用红外结构光技术,深度视野为 65°×40°,最高深度输出分辨率为 1 280 像素×720 像素,最高输出帧率为 90 f/s。

数据采集地位于北京市昌平区万德草莓种植园,该草莓种植园的种植方式为温室大棚环境下的 A 架种植,平均行间距为 2 m,受光照、种植波次等因素影响,草莓的生长和成熟状况也存在一定差异

性，数据集包含了多种拍摄角度和位置的图像数据，具有较强代表性。本文构造了包含上述情况的样本集，样本集数量为 2 000 幅，其中 1 600 幅用作训练，400 幅用作测试，使用 Matlab R2021b 环境下的 Image Labeler 工具进行草莓目标区域标注。训练平台为 Intel Core i9 - 9900K CPU 3.60 GHz，Nvidia Quadro P4000 GPU，32 GB RAM。

2.2　实验结果

2.2.1　自然环境图像草莓区域点云分割实验

在测试数据中，选用了不同环境条件下，以及不同成熟程度、不同遮挡情况下的草莓图像来评估草莓目标区域分割模块的性能，测试结果如图 11 所示。

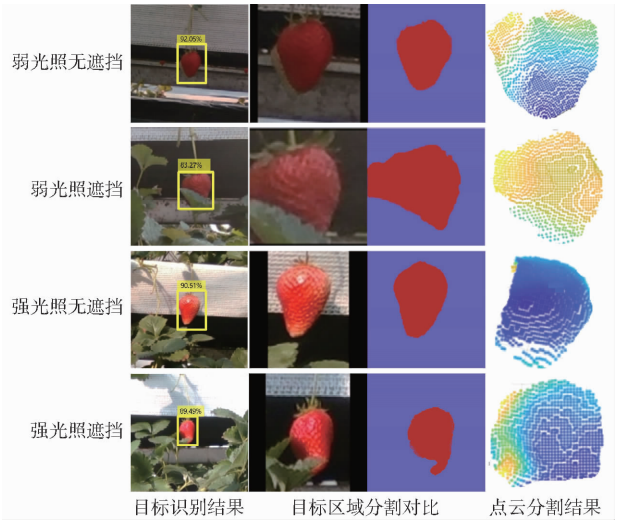


图 11　不同条件下草莓区域分割测试结果

Fig. 11　Test results of strawberry region segmentation under different conditions

对于弱光照条件下的草莓目标区域点云分割测试结果，得到了正确的草莓目标区域并精准分割目标点云。对于有枝叶遮挡的情况，本文设计的点云分割模块获得了合理的预测结果，还原了图像中草莓所属的像素区域，并成功获得遮挡草莓的目标点云。对于强光照射情况，模块也表现出了较好的分割能力，没有受到光斑的影响。对于强光照射且有枝叶遮挡的条件下，模块的分割结果仍较为准确。从以上测试结果看，本文设计的方法对温室环境下图像的草莓目标点云分割具有较好的适应性。

2.2.2　自然环境下草莓位姿估计实验

对不同遮挡情况下的草莓目标点云进行位姿估计实验，实验结果如图 12 所示。

根据图 12 可知，本文设计的草莓位姿估计方法受非结构性环境干扰因素较小。对于无遮挡草莓，本文方法成功估计出未遮挡的完整草莓位姿；对于从轻微到较严重程度的遮挡，基于本文设计的位姿估计方法，也能根据已知点云信息，较合理估计出遮挡草莓的位姿；对于较密集草莓，可知通过完整草莓质心分区这一步骤，可以成功剔除不属于该草莓的点云区域并检测出真实草莓的真实位姿。

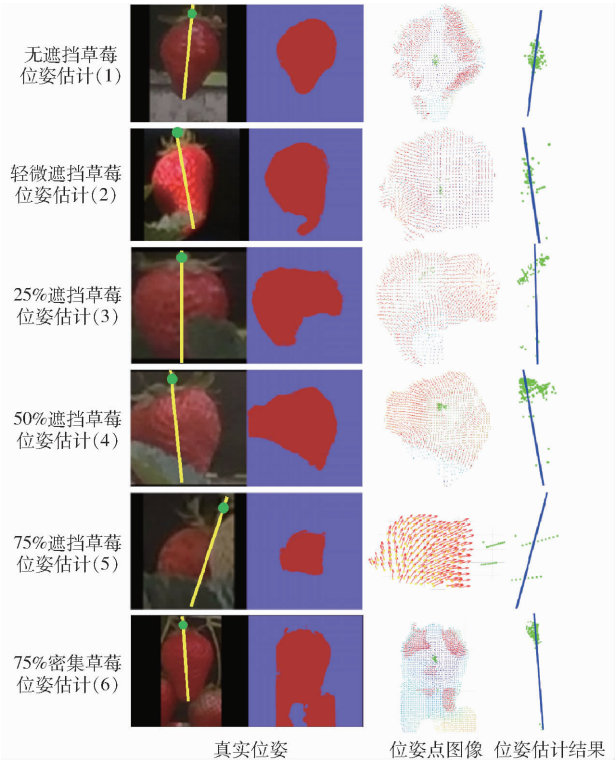


图 12　不同遮挡条件下草莓位姿估计测试结果

Fig. 12　Test results of strawberry pose estimation under different occlusion conditions

设机器人采摘末端中心对准草莓上方茎时的空间位置 $\boldsymbol{P}_r(x_r, y_r, z_r)$ 为真实采摘参考点，机器人采摘末端中心对准草莓最下端时的空间位置 $\boldsymbol{P}_d(x_d, y_d, z_d)$，草莓的真实位姿向量 $\boldsymbol{V}_r = \boldsymbol{P}_d - \boldsymbol{P}_r$，归一化后 $\boldsymbol{V}_r = \boldsymbol{V}_r / \| \boldsymbol{V}_r \| = (u, v, w)$，本文方法估计的位姿向量为 $\hat{\boldsymbol{V}}_p = (\hat{u}, \hat{v}, \hat{w})$；则位姿估计误差为

$$e = \frac{e_x + e_y + e_z}{3} \tag{19}$$

其中

$$e_x = \frac{|\hat{u} - u|}{u} \tag{20}$$

$$e_y = \frac{|\hat{v} - v|}{v} \tag{21}$$

$$e_z = \frac{|\hat{w} - w|}{w} \tag{22}$$

式中　e_x——x 轴方向估计误差

e_y——y 轴方向估计误差

e_z——z 轴方向估计误差

e——位姿估计综合误差

图 12 中草莓位姿估计值及其误差如表 2 所示。

根据图 12 和表 2 中数据可知，本文提出的方法在无遮挡、遮挡以及果实密集情况下均能准确地计算位姿。其中，对于无遮挡草莓和较密集草莓，位姿

表 2 草莓位姿估计值及其误差

Tab. 2 Strawberry pose estimation and its error

编号	位姿参考值/mm			位姿估计值/mm			位姿误差/%			
	u	v	w	$\hat{u}$	$\hat{v}$	$\hat{w}$	e_x	e_y	e_z	e
1	0.062 4	0.997 8	0.020 8	0.065 4	0.997 7	0.018 9	4.81	0.02	8.98	4.60
2	-0.090 3	0.993 6	0.067 7	-0.095 4	0.992 5	0.076 3	5.65	0.11	12.70	6.15
3	0.010 0	0.999 9	0.010 0	0.010 9	0.999 9	0.009 1	9.09	0	9.09	6.06
4	-0.099 5	0.994 8	0.019 9	-0.114 6	0.993 2	0.022 5	15.19	0.17	13.27	9.54
5	0.338 7	0.940 7	0.018 8	0.269 6	0.962 7	0.022 7	20.40	2.34	20.76	14.50
6	-0.052 5	0.998 3	0.026 3	-0.054 4	0.998 2	0.024 5	3.63	0.01	6.73	3.46

估计平均误差为 4.03%；对于不同程度的遮挡草莓，位姿估计平均误差为 9.06%；根据估计位姿获取采摘点数据，真实采摘点 $\boldsymbol{P}_r(x_r, y_r, z_r)$ 与估计采摘点 $\boldsymbol{P}_h(x_h, y_h, z_h)$ 对比如表 3 所示。

表 3 采摘点估计值及其误差

Tab. 3 Picking point estimation and its error

编号	采摘点参考值/mm			采摘点估计值/mm			采摘点误差/mm			计算时间/s
	x_r	y_r	z_r	x_p	y_p	z_p	d_x	d_y	d_z	
1	-230.5	283.0	809.6	-228.7	281.0	811.8	1.8	-2.0	2.2	0.075
2	188.8	293.9	918.3	186.4	291.5	921.7	-2.4	-2.4	3.4	0.082
3	-122.1	11.0	793.1	-122.0	11.3	792.5	0.1	0.3	-0.6	0.086
4	185.0	121.9	712.5	181.1	119.5	714.6	-3.9	-2.4	2.1	0.094
5	29.4	112.4	855.3	25.1	109.3	860.2	-4.3	-3.1	4.9	0.077
6	15.7	43.1	844.2	12.8	42.3	842.7	-2.9	-0.8	-1.5	0.069

由表 3 可知，本文设计的采摘点获取方法可以较准确地估计草莓采摘点位置。在 x 方向上的平均误差为 2.57 mm，最大误差为 4.3 mm；在 y 方向上的平均误差为 1.83 mm，最大误差为 3.1 mm；在 z 方向上的平均误差为 2.45 mm，最大误差为 4.9 mm；采摘点的 x、y、z 方向综合误差为 2.3 mm，符合实际应用场景需求，可以为草莓采摘机器人系统提供指导。

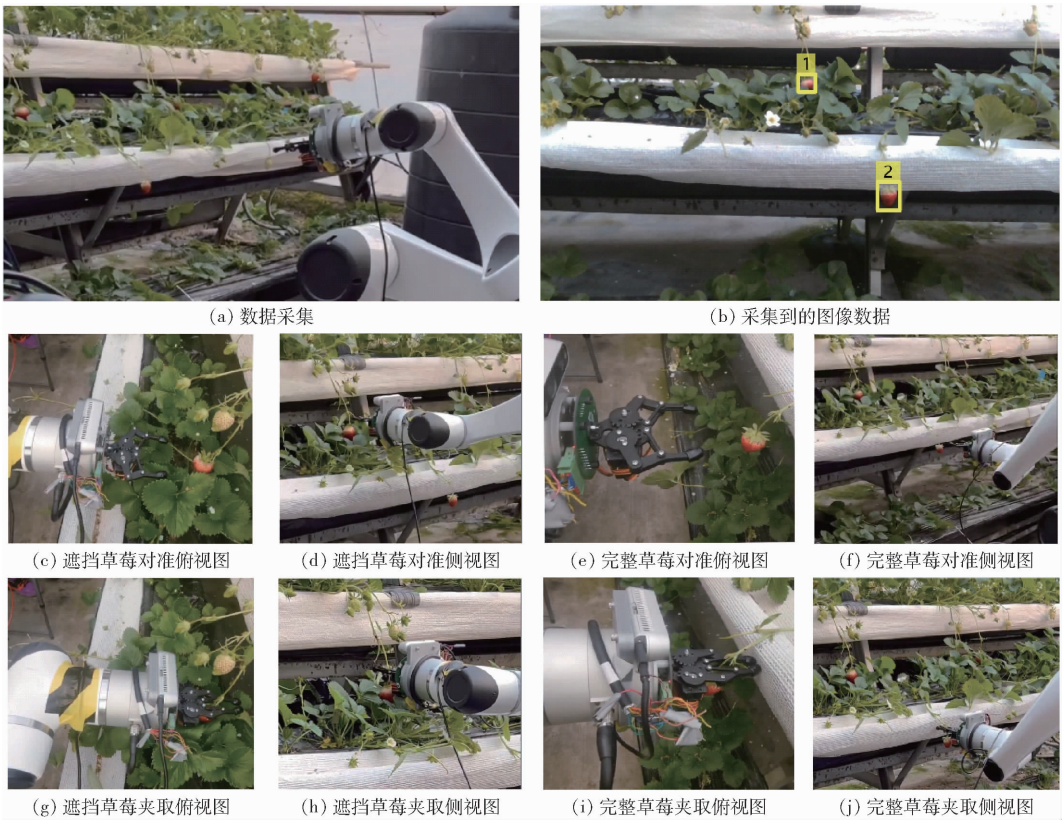
经分析，误差主要来源于采摘点参考值的测量和相机系统。首先，采摘点参考值由机器人采摘末端中心点确定，关节和采摘末端的结构精度会导致最终测定值存在累计误差。其次，本文采用的相机获取深度信息原理为红外结构光，环境干扰也会对深度信息的精度造成误差。

2.3 真实采摘测试

在实验数据的采集地北京市昌平区万德草莓种植园，将本文方法应用在大族 El-fin10 机器人平台上，进行了算法的实际采摘测试。算法运行的硬件平台为 Intel i9-9900K CPU，Nvidia Quadro P4000 GPU，软件平台为 Win10 环境下的 Matlab 2021b，对草莓园 9 号棚中的 500 个草莓进行实验，最终成功识别草莓空间位姿找到草莓目标位置并驱动机械手到达果茎位置完成采摘动作的有 463 个，采摘成功率为 92.6%，单草莓平均计算耗时约为 92 ms，在把机械臂的运行速度设置在中速时，单个草莓采摘动作的执行平均耗时约为 5.7 s，符合草莓采摘的实际情况和需求。经分析，部分草莓采摘失败的原因主要有：待采摘草莓与传感器距离过近，低于传感器深度最小获取距离，导致无法成功获取草莓目标曲面点云；待采摘草莓与传感器距离过远，导致点云分辨率下降，曲面与真实情况差异较大，导致计算出的采摘点偏离真实值过多；目标被遮挡的过于严重，获得的点云信息无法拟合出草莓空间位姿，进而无法获得采摘点。

真实采摘测试场景如图 13 所示。如图 13a 所示，采摘机器人在观察视角姿态获取到图像数据和深度信息后，通过本文设计的方法对当前视野中的草莓目标进行采摘点估计。由图 13b 可知，测试场景包含了未成熟草莓、成熟未遮挡草莓以及成熟遮挡情况的草莓。对于遮挡情况草莓，采摘机器人对准草莓目标并运动到草莓茎处，完成草莓采摘动作。对于无遮挡草莓，算法给出了准确的草莓采摘点空间坐标位置，指引机器人完成了对草莓目标的对准以及采摘动作。机器人运动过程如图 14 所示。

由实际场景采摘实验的结果可以看出，本文设计的方法可以准确地估计出成熟草莓的空间位置坐标，且对于遮挡较为严重的草莓，也能做出较为合理



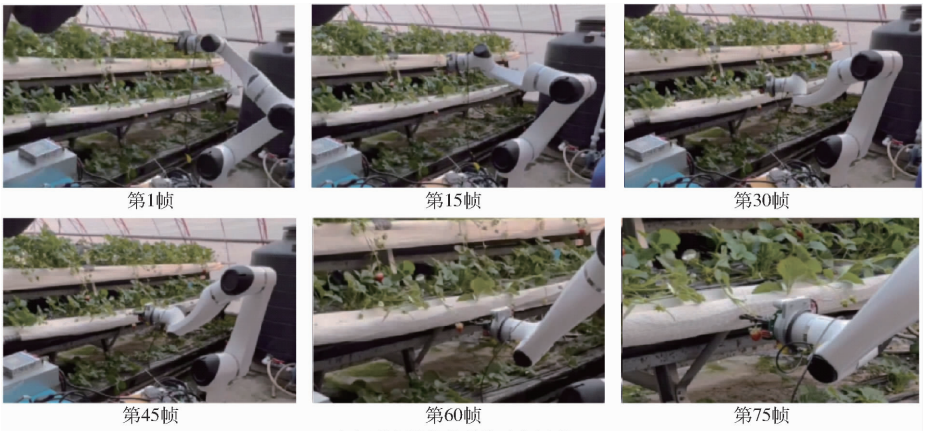
(a) 数据采集　(b) 采集到的图像数据

(c) 遮挡草莓对准俯视图　(d) 遮挡草莓对准侧视图　(e) 完整草莓对准俯视图　(f) 完整草莓对准侧视图

(g) 遮挡草莓夹取俯视图　(h) 遮挡草莓夹取侧视图　(i) 完整草莓夹取俯视图　(j) 完整草莓夹取侧视图

图 13　真实场景测试

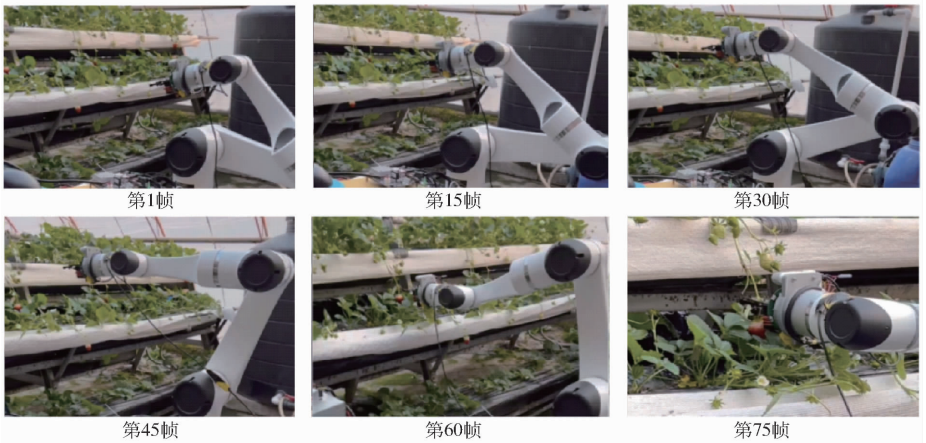
Fig. 13　Real scene test



第1帧　第15帧　第30帧

第45帧　第60帧　第75帧

(a) 无遮挡草莓采摘动作过程



第1帧　第15帧　第30帧

第45帧　第60帧　第75帧

(b) 遮挡草莓采摘动作过程

图 14　机器人运动过程

Fig. 14　Robot motion process key frame

的采摘点估计,指引采摘机器人完成采摘动作。

3 结束语

使用草莓颜色和饱和度信息对草莓目标进行预定位,并结合卷积神经网络对草莓目标完成精确区域点云分割;基于草莓目标区域图像,完成对草莓目标的成熟性判断和是否遮挡判断;基于分割得到的目标点云,对草莓进行位姿估计和采摘点估计。实验结果表明:本文方法的完整草莓位姿估计平均误差为 4.03%、遮挡草莓位姿估计平均误差为 9.06%,采摘定位综合误差为 2.3 mm,该方法可以估计出不同遮挡条件下的成熟草莓并成功提取草莓采摘点,指引草莓采摘机器人完成草莓采摘动作。

参 考 文 献

[1] 赵世达. 基于机器视觉的草莓识别技术研究[D]. 武汉:武汉轻工大学,2018.
ZHAO Shida. Research on strawberry recognition technology based on machine vision[D]. Wuhan: Wuhan Polytechnic University, 2018. (in Chinese)

[2] 谢志勇,张铁中,赵金英. 基于 Hough 变换的成熟草莓识别技术[J]. 农业机械学报,2007,38(3):106 - 109.
XIE Zhiyong, ZHANG Tiezhong, ZHAO Jinying. Ripened strawberry recognition based on Hough transform[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2007, 38(3): 106 - 109. (in Chinese)

[3] CAO Qixin, NAGATA M, GEJIMA Y, et al. Basic study on strawberry harvesting robot (Part I)[J]. IFAC Proceedings Volumes, 2000, 33(29): 49 - 54.

[4] XU Yongwei, IMOU K, KAIZU Y, et al. Two-stage approach for detecting slightly overlapping strawberries using HOG descriptor[J]. Biosystems Engineering, 2013, 115(2): 144 - 153.

[5] 刘小刚,范诚,李加念,等. 基于卷积神经网络的草莓识别方法[J]. 农业机械学报,2020,51(2):237 - 244.
LIU Xiaogang, FAN Cheng, LI Jianian, et al. Identification method of strawberry based on convolutional neural network[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(2): 237 - 244. (in Chinese)

[6] 李鑫. 用于机器采摘的高架草莓识别与分级方法的研究[D]. 南京:东南大学,2018.
LI Xin. A recognition and grading method for machine picking of elevated strawberries[D]. Nanjing: Southeast University, 2018. (in Chinese)

[7] 张继成,李德顺. 基于深度残差学习的成熟草莓识别方法[J]. 中国农机化学报,2022,43(2):136 - 142.
ZHANG Jicheng, LI Deshun. Ripe strawberry recognition method based on deep residual learning[J]. Journal of Chinese Agricultural Mechanization, 2022, 43(2): 136 - 142. (in Chinese)

[8] GE Yuanyue, XIONG Ya, FROM P J. Instance segmentation and localization of strawberries in farm conditions for automatic fruit harvesting[J]. IFAC PapersOnLine, 2019, 52(30): 294 - 299.

[9] YU Yang, ZHANG Kailiang, YANG Li, et al. Fruit detection for strawberry harvesting robot in non-structural environment based on Mask - RCNN[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2019, 163: 104846.

[10] 王雪光,陈淑红. 基于 K 均值聚类的成熟草莓图像分割算法[J]. 农机化研究,2013,35(6):51 - 54.
WANG Xueguang, CHEN Shuhong. The ripe strawberry image segmentation algorithm based on K-means clustering[J]. Journal of Agricultural Mechanization Research, 2013, 35(6): 51 - 54. (in Chinese)

[11] 陈军,张继耀,张欣. 基于机器视觉的草莓自动采摘机的设计[J]. 农机化研究,2020,42(2):141 - 145.
CHEN Jun, ZHANG Jiyao, ZHANG Xin. Design of strawberry picking machine based on machined vision[J]. Journal of Agricultural Mechanization Research, 2020, 42(2): 141 - 145. (in Chinese)

[12] 侯贵洋,赵桂杰,王璐瑶. 草莓采摘机器人图像识别系统研究[J]. 软件,2018,39(6):184 - 188.
HOU Guiyang, ZHAO Guijie, WANG Luyao. Research on image recognition system of strawberry picking robot[J]. Computer Engineering & Software, 2018, 39(6): 184 - 188. (in Chinese)

[13] 胡庆胜,符亚云,牛金星. 采摘机器人视觉系统的目标识别提取研究[J]. 河南科技,2020,39(25):5 - 8.
HU Qingsheng, FU Yayun, NIU Jinxing. Research on target recognition extraction of picking robot vision system[J]. Journal of Henan Science and Technology, 2020, 39(25): 5 - 8. (in Chinese)

[14] 房爱青,李长勇,黄艳华,等. 草莓采摘机器人的草莓定位算法研究[J]. 现代制造技术与装备,2016(10):90 - 92.
FANG Aiqing, LI Changyong, HUANG Yanhua, et al. Strawberries strawberry picking robot localization algorithm research[J]. Modern Manufacturing Technology and Equipment, 2016(10): 90 - 92. (in Chinese)

[15] 张凯良,杨丽,张铁中. 草莓采摘位置机器视觉与激光辅助定位方法[J]. 农业机械学报,2010,41(4):151 - 156.
ZHANG Kailiang, YANG Li, ZHANG Tiezhong. Object locating method of laser-assisted machine vision for strawberry-harvesting[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2010, 41(4): 151 - 156. (in Chinese)

[16] 郭峰,曹其新,崔永杰,等. 用于草莓收获机器人的果实定位和果柄检测方法[J]. 农业工程学报,2008,24(10):89 - 94.
GUO Feng, CAO Qixin, CUI Yongjie, et al. Fruit location and stem detection method for strawberry harvesting robot[J]. Transactions of the CSAE, 2008, 24(10): 89 - 94. (in Chinese)

(下转第 84 页)

38(4):69 - 80.
XU Fengyu, GUO Yiquan, ZHOU Yingjiang, et al. Review of actuator and manufacturing methods in soft robots[J]. Journal of Nanjing University of Posts and Telecommunications (Natural Science Edition), 2018,38(4):69 - 80. (in Chinese)
[20] PI J, LIU J, ZHOU K, et al. An octopus-inspired bionic flexible gripper for apple grasping[J]. Agriculture, 2021, 11(10): 1014.
[21] 贾江鸣,叶玉泽,程培林, 等. 细长果蔬采摘软体气动抓手设计与参数优化[J]. 农业机械学报,2021,52(6):26 - 34.
JIA Jiangming, YE Yuze, CHENG Peilin, et al. Design and parameter optimization of soft pneumatic gripper for slender fruits and vegetables picking[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021, 52(6): 26 - 34. (in Chinese)
[22] 于丰华,周传琦,杨鑫, 等. 日光温室番茄采摘机器人设计与试验[J]. 农业机械学报,2022,53(1):41 - 49.
YU Fenghua, ZHOU Chuanqi, YANG Xin, et al. Design and experiment of tomato picking robot in solar greenhouse[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2022,53(1):41 - 49. (in Chinese)
[23] ELGENEIDY K, LOHSE N, JACKSON M. Bending angle prediction and control of soft pneumatic actuators with embedded flex sensors—a data-driven approach[J]. Mechatronics, 2018, 50: 234 - 247.
[24] CHEN Y, GUO S, LI C, et al. Size recognition and adaptive grasping using an integration of actuating and sensing soft pneumatic gripper[J]. Robotics and Autonomous Systems, 2018, 104:14 - 24.
[25] YAMAGUCHI T, KASHIWAGI T, ARIE T, et al. Human-like electronic skin-integrated soft robotic hand[J]. Advanced Intelligent Systems, 2019, 1(2):1900018.
[26] YANG M, LIU Q, NAQAWE H S, et al. Movement detection in soft robotic gripper using sinusoidally embedded fiber optic sensor[J]. Sensors, 2020, 20(5): 1312.
[27] 朱银龙,赵虎,苏海军,等. 四指软体机械手机械特性分析与抓取试验[J]. 农业机械学报,2022,53(9):434 - 442.
ZHU Yinlong, ZHAO Hu, SU Haijun, et al. Mechanical performance analysis and grasping experiment for four-finger soft manipulator[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2022,53(9):434 - 442. (in Chinese)
[28] 刘晓敏,田德宝,宋懋征, 等. 气动球果采摘柔性手爪设计与实验[J]. 农业机械学报,2021,52(2):30 - 43.
LIU Xiaomin, TIAN Debao, SONG Maozheng, et al. Design and experiment on pneumatic flexible gripper for picking globose fruit[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2021,52(2):30 - 43. (in Chinese)
[29] 杨庆华,金寅德,钱少明,等. 基于气动柔性驱动器的苹果采摘末端执行器研究[J]. 农业机械学报,2010,41(9): 154 - 158.
YANG Qinghua, JIN Yinde, QIAN Shaoming, et al. Research on end-effector of apple picking based on new flexible pneumatic actuator[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2010,41(9):154 - 158. (in Chinese)

(上接第 64 页)

[17] JIN Yucheng,LIU Jizhan,WANG Jie,et al. Far-near combined positioning of picking-point based on depth data features for horizontal-trellis cultivated grape[J]. Computers and Electronics in Agriculture,2022,194:106791.
[18] ZHONG Zhuo,XIONG Juntao,ZHENG Zhenhui,et al. A method for litchi picking points calculation in natural environment based on main fruit bearing branch detection[J]. Computers and Electronics in Agriculture,2021,189:106398.
[19] 张勤,陈建敏,李彬,等. 基于 RGB - D 信息融合和目标检测的番茄串采摘点识别定位方法[J]. 农业工程学报,2021,37(18):143 - 152.
ZHANG Qin,CHEN Jianmin,LI Bin,et al. Method for recognizing and locating tomato cluster picking points based on RGB - D information fusion and target detection[J]. Transactions of the CSAE, 2021,37(18):143 - 152. (in Chinese)
[20] 麦春艳,郑立华,孙红,等. 基于 RGB - D 相机的果树三维重构与果实识别定位[J]. 农业机械学报,2015,46(增刊):35 - 40.
MAI Chunyan,ZHENG Lihua,SUN Hong,et al. Research on 3D reconstruction of fruit tree and fruit recognition and location method based on RGB - D camera[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2015,46(Supp.):35 - 40. (in Chinese)
[21] 刘德儿,朱磊,冀炜臻,等. 基于 RGB - D 相机的脐橙实时识别定位与分级方法[J]. 农业工程学报,2022,38(14):154 - 165.
LIU De'er,ZHU Lei,JI Weizhen,et al. Real-time identification, localization, and grading method for navel oranges based on RGB - D camera[J]. Transactions of the CSAE, 2022, 38(14):154 - 165. (in Chinese)
[22] 姬丽雯,刘永华,高菊玲,等. 温室草莓采摘机器人设计与试验[J]. 中国农机化学报,2023,44(1):192 - 198.
JI Liwen,LIU Yonghua,GAO Juling,et al. Design and experiment of strawberry picking robot in greenhouse[J]. Journal of Chinese Agricultural Mechanization,2023,44(1):192 - 198. (in Chinese)
[23] 罗陆锋,邹湘军,熊俊涛,等. 自然环境下葡萄采摘机器人采摘点的自动定位[J]. 农业工程学报,2015,31(2):14 - 21.
LUO Lufeng,ZOU Xiangjun,XIONG Juntao,et al. Automatic positioning for picking point of grape picking robot in natural environment[J]. Transactions of the CSAE,2015,31(2):14 - 21. (in Chinese)
[24] 王丹丹,徐越,宋怀波,等. 基于平滑轮廓对称轴法的苹果目标采摘点定位方法[J]. 农业工程学报,2015,31(5):167 - 174.
WANG Dandan,XU Yue,SONG Huaibo,et al. Localization method of picking point of apple target based on smoothing contour symmetry axis algorithm[J]. Transactions of the CSAE, 2015,31(5):167 - 174. (in Chinese)
[25] 司永胜,乔军,刘刚,等. 苹果采摘机器人果实识别与定位方法[J]. 农业机械学报,2010,41(9):148 - 153.
SI Yongsheng,QIAO Jun,LIU Gang,et al. Recognition and location of fruits for apple harvesting robot[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2010,41(9):148 - 153. (in Chinese)