

基于深度图像的球形果实识别定位算法

柳长源¹ 赖楠旭¹ 毕晓君²

(1. 哈尔滨理工大学测控技术与通信工程学院, 哈尔滨 150080; 2. 中央民族大学信息工程学院, 北京 100081)

摘要: 为了解决近色背景果实识别困难问题,针对果实近球形的形态特性,提出了一种利用深度图像从果实形态角度进行果实识别定位的算法。该算法使用深度摄像头获取果树的深度图像,通过深度图像计算出各像素点的梯度向量,将梯度向量看作运动矢量场,并计算出矢量场的散度,根据散度最大原则,从矢量场中搜索出辐散中心点;然后利用果实和叶片等深图像的差异从辐散中心点中筛选出果实中心点,以果实中心点为起点采用八方向搜索方法搜索出果实边界点,将果实边界点依次连接后形成的封闭区域内的果实图像导入点云;最后根据果实图像部分点云利用 RANSAC 算法求出目标果实的拟合球形,进而得出果实的尺寸以及三维空间位置。该算法无需传统算法需要利用的颜色特征,而仅利用了深度图像中的深度信息进行果实识别定位,能够克服传统算法受色彩、光照等因素影响的弊端,并且由于该算法完全没有利用到彩色图像信息,因此不仅可以实现绿色果实的识别定位,还可以实现采摘机器人在夜间环境下正常工作,为复杂环境下的果实识别定位算法研究提供了技术支撑。

关键词: 球形果实; 识别定位; 近色背景; 深度图像; 梯度向量; 随机采样一致性

中图分类号: TP391 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2022)10-0228-08 **OSID:** 

Spherical Fruit Recognition and Location Algorithm Based on Depth Image

LIU Changyuan¹ LAI Nanxu¹ BI Xiaojun²

(1. College of Measurement and Control Technology and Communication Engineering, Harbin University of Science and Technology, Harbin 150080, China

2. School of Information Engineering, Minzu University of China, Beijing 100081, China)

Abstract: In order to solve the difficulty of fruit recognition in near color background, an algorithm for identifying and locating fruits from the depth image was presented based on the near-spherical morphological characteristics of fruits. A depth camera was used to get depth image of a fruit tree. The gradient vectors of each pixel point from the depth image were calculated. The gradient vector was considered as a vector field of motion and the divergence of the vector field was calculated. Searching for divergence center points from vector fields according to the principle of maximum divergence. The fruit center point was selected from the divergence center point by using the difference of the contour image between the fruit and the leaf. The fruit boundary points were searched in eight directions from the center point of the fruit. The fruit images in the closed area formed by connecting the fruit boundary points were imported into the point cloud. Finally, the point cloud was used to find the fitting circle of the target fruit according to the random sample consensus (RANSAC) algorithm, and the size and spatial location of the fruit were obtained. The algorithm discarded the color features commonly used in traditional algorithms but used only the depth information in the depth image for fruit recognition and positioning. It can overcome the drawbacks of traditional algorithms affected by color, illumination and other factors. Because the algorithm did not use color image information at all, it can not only recognize and locate green fruits, but also enable the harvesting robot to work in dark environment. The research result can provide a method for fruits recognition and location in complex environment.

Key words: spherical fruit; recognition and location; near color background; depth image; gradient vector; random sample consensus

0 引言

果实的识别定位是果实采摘机器人研究的核心,其算法研究一直存在着三大重点难题,分别是光照问题^[1-2]、遮挡问题^[3-4]以及近色背景果实识别问题^[5-6]。其中,光照问题随着图像处理技术的逐渐成熟而基本得到解决,遮挡问题也随着三维视觉工具的产生,逐渐有了解决方案。但是由于彩色二维图像本身存在的弊端,近色背景果实识别问题目前仍是难点。

目前,国内外对于近色背景果实识别问题的解决方案主要是采用模板匹配或机器学习的方法。文献[7-9]采用了传统图像处理的方法,利用图像增强或对比度直方图均衡化的方法增强果实与背景的颜色差,然后通过开闭操作以及 Hough 圆等算法实现对果实的识别,文献[10-15]通过对果树图像进行预处理,提取果实和枝叶的灰度或纹理特征来构成训练集,并搭建卷积神经网络模型实现对绿色果实的识别。此类算法实际上都是利用了果实与背景图像颜色之间的细微差异作为识别的特征,因此此类算法的鲁棒性都比较差,极易受到光照的影响,而且算法往往只适用于单一种类的果实。由此可见,利用果实颜色特征来处理近色背景果实识别问题并不是理想的解决方案。

深度图像^[16]是一种将摄像头到场景中各点距离作为像素值的图像,它可以直接反映出物体表面的三维形状信息。在果实识别定位研究领域,它常用来处理果实的重叠和遮挡问题^[17-19],但这些应用仅仅利用了果实和背景之间的层次关系,并没有充分利用到深度图像中的三维信息。实际上大部分果实都是近球形,而这个几何特征在深度图像中能够被很好地体现。

因此,为找出解决近色背景果实识别问题的方案,本文舍去传统算法中常用的颜色特征,改为从果实几何形状的角度进行研究,设计一种基于深度图像的球形果实识别定位算法。

1 实验设备和信息采集

深度摄像头目前主要分为结构光摄像头^[20]和 TOF(飞行时间)摄像头^[21]。结构光摄像头的成像原理为红外激光器向外发射红外散斑,再用红外摄像头接收反射的结构光图案,然后进行深度信息的解算,这种方法计算量少,功耗低,近距离范围精度更高,但其发射的红外散斑非常容易被自然光所淹没,因此不适合在室外环境下应用。而 TOF 摄像头的成像原理则是红外发射器发射调制过的光脉冲,

然后用接收器接收反射回来的光脉冲,并根据光脉冲的往返时间计算与物体之间的距离,这种方法成像快,功耗高,对图像边缘信息保留得更完整且不受光照影响。因此,考虑到采摘机器人常工作于室外复杂环境,本文采用 RealSense AXON M5 型 TOF 摄像头作为深度信息采集设备,该摄像头尺寸仅有 55 mm × 18 mm × 10.6 mm,分辨率为 640 像素 × 480 像素,视场角为 60° × 45°,有效深度范围为 0.3 ~ 1.2 m。

实验对象为高 1.6 m 的仿真果树模型,果树安装有 20 颗绿色果实(可随意更换位置),拍摄距离为 0.3 ~ 0.7 m,由于果实通常都是处于悬挂状态,枝叶大多处于果实的上方,由下而上的拍摄角度能够有效降低果树枝叶对果实遮挡的影响,因此实验主要采用正视和仰视的角度对果树进行拍摄,总共获得 50 幅果树深度图像及其对应彩色图像。实验平台采用 Intel RealSense SDK 工具包和 Visual Studio 2015 软件平台实现深度摄像头对果树图像的采集,并搭配 OpenCV 库和 PCL 点云库 2 个 API 实现对深度图像的运算处理,彩色图像用于实验结果对比验证,摄像头采集的果树彩色图像和深度图像如图 1 所示。

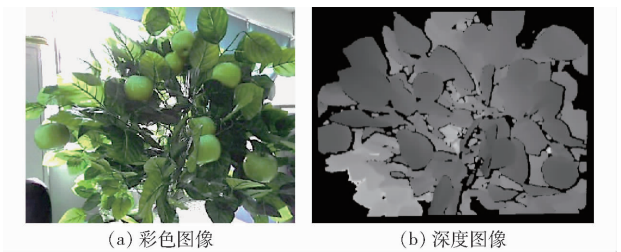


图 1 RealSense 采集的图像
Fig. 1 Image acquisition by RealSense

2 算法原理

本文提出的算法流程为:首先采集果树的深度图像,利用深度图像求出各像素点的梯度向量,然后将梯度向量看作运动矢量场,并计算出矢量场的散度,根据散度最大原则从矢量场中找出辐散中心点,并利用果实和叶片等深图像的差异从辐散中心点中筛选出果实中心点,以果实中心点为起点采用八方向搜索方法搜索出果实边界点,将果实边界点依次连接提取出果实部分图像导入点云,最后根据果实图像部分点云采用随机采样一致性(Random sample consensus, RANSAC)算法^[22-23]求出目标果实的拟合球形,进而得出果实的尺寸以及空间位置。

2.1 深度图像梯度计算

由于在深度图像中像素的特征表现为灰度,会随着物体表面深度的增加而增大,因此在深度图像

中,果实与背景的分割并不能像彩色图像那样直接通过设置灰度阈值来实现,而深度图像实际上表现的是物体的三维信息,因此需要从形态的角度来找出它们之间的特征差异。

为了描述深度图像中果实与背景的形态特征,本文采用了计算深度图像梯度的方法。深度图像的梯度即深度图像中的深度分量 D 在 x 和 y 方向上的偏导数 D_x 、 D_y ,梯度向量 $\mathbf{V}$ 计算公式为

$$\mathbf{V} = \left(\frac{\partial D}{\partial x}, \frac{\partial D}{\partial y} \right) = (D_x, D_y) \tag{1}$$

但在图像处理领域中,无法直接对像素进行求导,因此将像素点某一方向上深度分量的偏导数看作是 该像素点的灰度在该方向上变化的差值,由于距离较近的像素点灰度差值太小,无法得出有效的梯度,因此在计算过程中需以 k 个像素点作为采样间隔提取像素点的灰度来计算深度图像梯度,计算公式为

$$X_{ij} = D_{i(j+k)} - D_{i(j-k)} \tag{2}$$

$$Y_{ij} = D_{(i+k)j} - D_{(i-k)j} \tag{3}$$

式中 X_{ij} ——深度图像中第 i 行第 j 列像素的横向梯度
 Y_{ij} ——深度图像中第 i 行第 j 列像素的纵向梯度
 D_{ij} ——深度图像中第 i 行第 j 列像素的灰度
 k ——梯度采样间隔

其中, k 的取值可根据果实的尺寸以及摄像头精度进行设置,本文 k 取值为 4~6, k 取值越小则越有利于梯度向量表示物体表面的形态特征,但取值过小则会因计算出过多的无效梯度而对后续算法造成影响。

计算出图像梯度后,将每个像素点用梯度向量 $\mathbf{V}_{ij}$ 表示为

$$\mathbf{V}_{ij} = (X_{ij}, Y_{ij}) \tag{4}$$

图 2 为将深度图像梯度向量可视化后的图像,通过观察梯度向量图可以发现,由于果实接近于球体模型,表面呈现出凸曲面的特性,其梯度图像表现为梯度向量从球心出发向四周延伸,且越接近球心部分梯度越小,越接近边缘部分则梯度越大。而对于背景部分,大叶片由于接近片体,其梯度图像表现为梯度向量朝着一个方向均匀变化的特性,小枝叶背景则呈现出杂乱的无序状。利用该梯度向量图中果实与枝叶背景的梯度特征差异,便可实现对果实中心的粗定位。

2.2 辐散中心点提取算法

散度是气象学中描述空气从四周汇合到某一点或从某一点处发散程度的量,本文将 其引入用于果

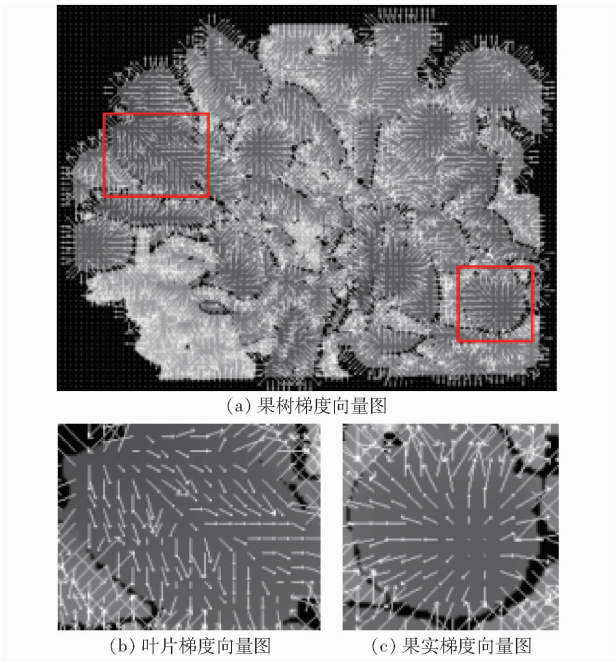


图 2 梯度向量可视化图像

Fig. 2 Gradient vector visualization images

实中心的定位提取。

在气象学中,流体在运动中集中的区域称为辐合,运动中发散的 区域称为辐散。而在梯度向量图中,每个梯度向量实际上都可以看作是一个流体的运动矢量,而梯度向量图中果实图像部分的矢量正好表现为辐散的特性,因此,可以将梯度向量图看成一个矢量场,然后通过计算散度的方式求出矢量场中的辐散中心,进而得出果实中心的位置。

由散度定义可知,散度在辐散中心处取得最大值,在辐合中心处取得最小值。而从梯度向量图可以看到,果实中心点位置正好处在辐散中心点附近,即果实中心点位置在梯度向量图中散度极大值处取得,散度计算公式为

$$\text{div } \mathbf{V} = \nabla \cdot \mathbf{V} = \frac{\partial V_x}{\partial x} + \frac{\partial V_y}{\partial y} \tag{5}$$

式中 ∇ ——矢量在 x 和 y 方向上的偏导算子
辐散中心定位结果如图 3 所示。

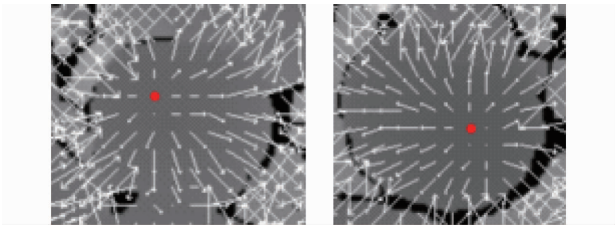


图 3 辐散中心定位示意图

Fig. 3 Diagram of divergence center positioning

2.3 果实中心点筛选算法

通过梯度向量计算散度来提取辐散中心的方法,实际上就是将深度图像数字离散化后进行的数

学运算,并不能保证提取出的辐散中心点便是所需要的果实中心点,由于树叶的弯曲以及枝叶背景等随机因素检测出许多误判点。因此,为了剔除这些误判点对后续算法的干扰,需要对所有辐散中心点进行分析处理,筛选出果实中心点。

果实中心点的筛选算法主要利用了果实部分等深图形与背景等深图形的差异来进行区分。图 4 为深度图像绘制出等深曲线后的等深图,通过观察等深图可以发现,在果实图像部分,等深图会呈现出类似年轮的形状,而果实中心处的图形也是接近圆形的形状,背景枝叶部分的等深图形表现为长条状或杂乱的小圆点。因此便可利用此特征,通过检测辐散中心点处等深图形的形状来检测该辐散中心点是否为果实中心点。

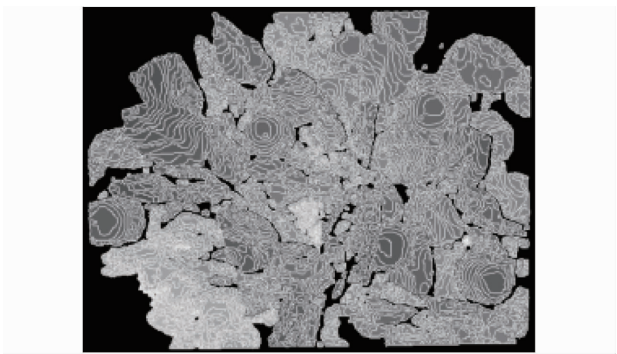


图 4 果树等深图
Fig.4 Contour map of fruit tree

具体操作如图 5 所示,以辐散中心点为起始点,采用漫水填充算法对起始点附近灰度相同的像素点进行填充标记,然后做出填充图形的最小外接矩形,并将最小外接矩形的高宽比以及矩形框内标记像素点占比作为果实中心点的判别依据,判别函数关系式为

$$\begin{cases} H/W \leq \delta_E \\ W/H \leq \delta_E \\ \frac{A}{HW} \geq \delta_T \end{cases} \quad (6)$$

式中 H ——最小外接矩形框高度
 W ——最小外接矩形框宽度
 A ——最小外接矩形框内标记像素数
 δ_E ——高宽比以及宽高比阈值
 δ_T ——矩形框内标记像素点占比阈值

由于误判点处的等深图形可能会呈现出小圆点的形状,从而也可满足式(6)中的判断依据,因此,该算法还需进行二次判别来提高筛选的准确性。当检测到辐散中心点处的等深图形满足一次判别条件后,继续采用漫水填充算法重新将起始点附近灰度相同以及比起始点灰度大 1 的像素点进行填充标

记,并做出最小外接矩形根据式(6)进行判别,若二次判别该辐散中心点处的等深图形也满足判别条件,则将该辐散中心点标记为果实中心点。

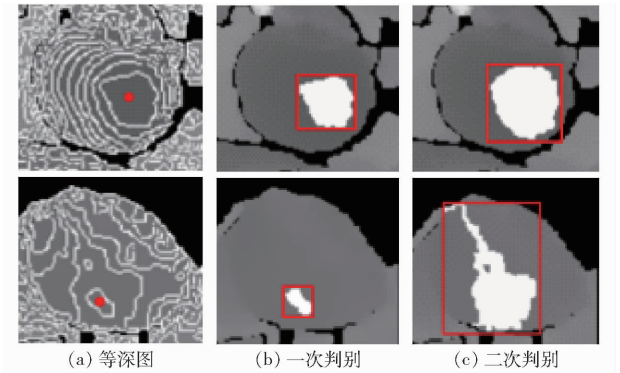


图 5 果实中心点判别示意图
Fig.5 Diagrams of fruit center point discrimination

2.4 果实图像分割算法

由于深度图像无法像彩色图像一样有明显的边界信息,可以得出完整的连通域图像,因此本文算法采用先定位后分割的方法。通过前文的方法已经从深度图像中得到了果实中心点的位置,下一步则是对果实边界进行搜索完成果实图像的分割。虽然在深度图像中很难得到物体完整的轮廓信息,但可以利用三维物体的边界特征搜索出三维物体的边界点,从而实现三维物体图像的分割。

通过观察果实的等深图和梯度向量图可以发现,越靠近果实边界位置的像素灰度越大,梯度也越大,且果实图像部分各处的梯度向量方向均为由果实中心指向果实边界。因此,根据此特征,本文采用了八方向搜索方法以灰度、梯度和梯度方向三者作为判别依据来搜索果实的边界点。具体操作为:从果实中心点出发,沿八方向按指定步长根据判别函数关系式搜索果实边界点,判别函数关系式为

$$\begin{cases} D_n \leq D_{n+1} \\ |V_{n+1}| \leq \delta_G \\ |\angle V_{n+1} - \angle V_n| \leq \delta_\theta \end{cases} \quad (7)$$

式中 D_n, D_{n+1} ——沿搜索方向第 $n, n+1$ 步像素的灰度
 V_n, V_{n+1} ——沿搜索方向第 $n, n+1$ 步像素的梯度向量
 δ_G ——梯度向量模的大小阈值
 δ_θ ——梯度向量角度偏差阈值

搜索出果实图像边界点后将 8 个边界点依次连接形成一个闭合的区域,区域内的图像便是分割出的果实图像,分割结果如图 6 所示。虽然该分割算法并没有得到完整的果实图像,但从三维的角度来看,分割出的果实部分图像已经足以表达出果实外

表面的曲面信息,可以为后续的算法提供足够的样本数据,且该算法步骤简单,能够减少大量的计算时间。

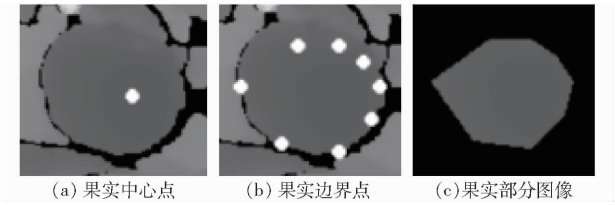


图 6 果实部分图像分割示意图

Fig. 6 Image segmentation diagrams of fruit parts

2.5 果实三维形状拟合算法

深度图像在处理三维问题上一直存在着天然的优势,因此它非常适合用来进行果实的空间定位以及处理果实重叠和遮挡问题。前文介绍的所有算法实际上都是基于二维图像的处理算法,由于果实识别定位算法的最终目的是要获取果实的空间坐标以及半径信息以便于进行后续采摘任务,因此还需要将深度图像转换为三维点云,从三维空间领域来对果实进行识别定位。

RANSAC 是一种随机参数估计算法,可以从样本中随机抽出一个样本子集,使用最小方差算法估计这个子集的模型参数,然后计算所有样本与该模型的偏差,并经过反复迭代最终得出样本的最佳模型参数,该算法常用于特征匹配、点云分割和三维模型处理领域。本文将用于果实部分点云的三维形状拟合,获取果实的拟合球形参数。

具体步骤为:首先将分割出的果实部分图像转换为三维点云数据,转换后的每个点云都相当于三维空间中的 1 个点。然后从点云中随机抽取 1 个子集并估计出球面模型,待估计的球面数学模型为

$$(x - x_0)^2 + (y - y_0)^2 + (z - z_0)^2 = r^2 \tag{8}$$

式中 (x, y, z) ——样本点云空间坐标
 (x_0, y_0, z_0) ——拟合球面模型球心空间坐标
 r ——球面模型半径

估计出球面模型后计算所有点云到这个模型的距离,剔除掉距离过大的点并将处于距离阈值范围内的点定义为局内点。重复以上步骤,经过多次迭代,选取包含局内点最多的球面模型进行输出,拟合结果如图 7 所示。

RANSAC 拟合算法可以利用物体的部分点云通过其几何特征去估算物体的整体结构。这意味着对于重叠和被遮挡的果实,即使只能够获取到残缺的部分果实图像,但利用 RANSAC 算法也可以对其进行拟合补全,得到完整的果实拟合球形。拟合出的球形球心坐标可近似认作果实的实际空间坐标,拟合球形的半径也可认作是果实的实际半径。

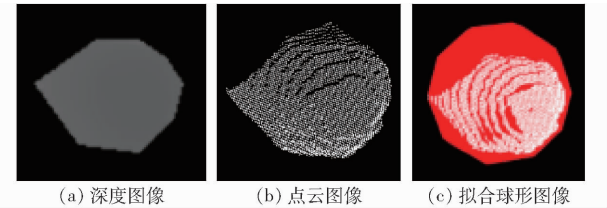


图 7 RANSAC 拟合球形可视化图像

Fig. 7 Visualizations of RANSAC fitted spherical images

RANSAC 算法还可以作为误判检验的最后一层保障,由于叶片表面的曲率相较于果实表面曲率要小很多,当叶片图像被误判为果实图像并且当作输入样本进行 RANSAC 算法拟合时,拟合出的球面模型半径会远大于实际的果实半径,因此,可以通过设置拟合球形半径阈值,进一步剔除误分割的背景图像,增加算法的准确性。本文所有算法的最终实验结果如图 8 所示。

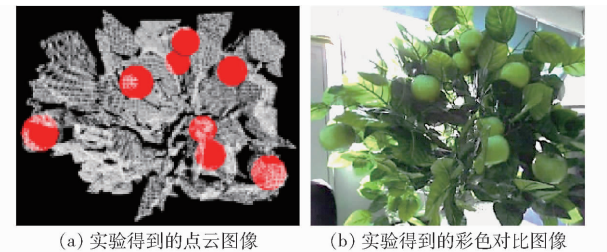


图 8 果实识别定位结果可视化图像

Fig. 8 Visual images of fruit identification and location

3 实验结果与分析

3.1 算法准确性与误差分析

为检测本算法中果实识别定位的准确性和鲁棒性,对果树模型进行多角度拍摄以及果实模型随机摆放,包含独立果实、重叠果实、遮挡果实等情况果树图像共计 50 幅,每幅图像中果实数量为 5 ~ 12 颗,识别结果如表 1 所示。其中,果实模型实际半径均约为 5 cm,采用卡尺进行果实实际距离检测,以

表 1 不同遮挡情况下果实识别定位效果

Tab. 1 Fruit recognition and positioning results under different shading conditions

遮挡情况	平均深度 偏差/mm	平均高度 偏差/mm	平均半径 偏差/mm	正确识别 率/%
无遮挡	6.2	3.1	4.3	95.7
被果实遮挡且 面积小于 50%	7.0	3.1	4.5	93.8
被果实遮挡且 面积大于 50%	8.9	3.5	9.4	53.4
被枝叶遮挡且 面积小于 50%	8.8	3.3	4.6	94.5
被枝叶遮挡且 面积大于 50%	8.2	3.0	9.3	65.4
总体	7.7	3.1	6.1	84.8

果实中心到摄像头拍摄平面距离作为实际深度距离,以果实中心到地面的高度与摄像头中心到地面高度的差值作为实际垂直距离,正确识别率为样本图像通过算法拟合出的球形数量与人工识别的果实数量比值的均值。

由表 1 可以看出,在果实被遮挡面积小于 50% 的情况下基本都能被正确地识别定位出准确位置和实际尺寸,且误差都能控制在 1 cm 范围内。但对于被遮挡面积超过 50% 的果实则识别率较差,且识别出的果实半径偏差较大。

对被遮挡面积大于 50% 的果实识别率较差的问题进行分析,分析结果如图 9 所示。由于本文算法采用的是先定位后识别的方法,因此对于果实的识别定位依赖于对果实中心点的搜索,而在实际情况中,果实由于存在被遮挡的情况,果实中心位置可能会被枝叶和果实遮挡,从而在梯度向量图中果实部分的梯度向量无法显示出辐散的特性,而是表现为梯度向量朝一个方向变化,即片体的特性,因此会被误判为背景图像从而无法被正确识别。

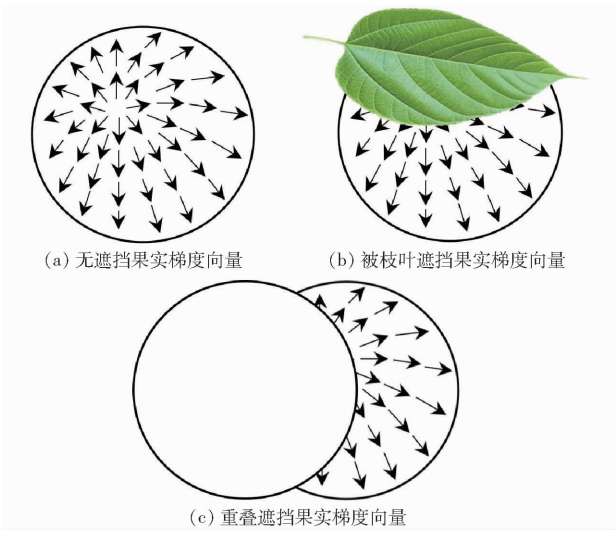


图 9 被遮挡果实漏判原因分析图

Fig. 9 Analysis maps of leakage reasons for obscured fruits

而被遮挡面积大于 50% 的果实识别半径偏差较大的原因在于,果实被遮挡面积过大,导致最终获取的果实部分点云较少,从而使得果实表面的曲率信息表示不完整,因此拟合出的球形半径与实际果实半径偏差较大。

由此可见,本文算法虽然从果实形态角度进行识别定位,可以忽视光照以及果实颜色对识别过程造成的影响,但其缺点在于其识别的准确率受遮挡面积的影响较大,且还会受到拍摄角度的影响,果实能否被正确识别取决于果实表面的凸曲面是否被完整拍摄,曲面中心位置是否能被有效识别。

3.2 算法效率分析

果实识别定位算法最终是服务于水果采摘机器人的研究应用,因此,其对算法的实时性也有一定的要求。表 2 为从果树深度采集图像中提取 10 幅图像其算法计算时间统计结果。由表 2 可以看出,平均每幅图像的处理时间约为 12 s,其计算速度与图像中的果实数量成正比,原因在于,算法中果实图像分割部分的处理时间实际仅为 0.5 s 左右,但最后的 RANSAC 算法由于需要进行复杂的拟合迭代步骤,因此处理时间较长,计算速度约为每颗果实 0.8 s。但在实际的果实采摘过程中,果实是逐一进行摘取的,而本文算法中每颗果实的平均识别时间仅约为 1.3 s,因此可以满足水果采摘机器人的实时性要求。

表 2 算法计算时间统计结果

Tab. 2 Algorithm calculation time statistics

图像 序号	果实数量/ 颗	图像分割 耗时/s	总耗时/ s	每颗果实 平均耗时/s
1	8	0.51	9.78	1.22
2	11	0.53	15.95	1.45
3	7	0.50	8.11	1.16
4	10	0.52	13.82	1.38
5	9	0.48	11.61	1.29
6	8	0.50	9.47	1.18
7	9	0.52	10.90	1.21
8	12	0.54	18.33	1.53
9	7	0.49	8.64	1.23
10	9	0.48	12.13	1.35
平均值	9	0.50	11.87	1.30

3.3 实地实验与结果分析

由于本文算法研究设计过程中的实验对象为实验室内的果树模型,因此为了验证本文算法的真实有效性和实用性,进行了实地果树的拍摄验证实验。

实验地点位于广东省惠州市惠东县中塘聚丰园水果种植基地,分别对黄柠檬(半径约 2.7 cm)、青柠檬(半径约 2.7 cm)、沃柑(半径约 3.8 cm)3 种水果进行拍摄实验,每种水果各获得 40 幅深度图像及其对应的彩色图像,实验结果如图 10 和表 3 所示。

由表 3 可以看出,在无遮挡的情况下本文算法对于 3 种颜色的果实都能有效地识别出其位置和半径,且识别率都较为接近。黄柠檬、青柠檬和沃柑的平均识别率分别为 75.7%、74.8%、82.3%,黄柠檬和青柠檬识别率明显低于沃柑识别率,原因在于黄柠檬和青柠檬的果实半径较小且果实形状为椭圆形,使其更易受到果实重叠和枝叶遮挡的影响,同时受到深度摄像头本身精度的限制,越小的果实可获取的果实部分点云数量就越少,即可用于果实三维

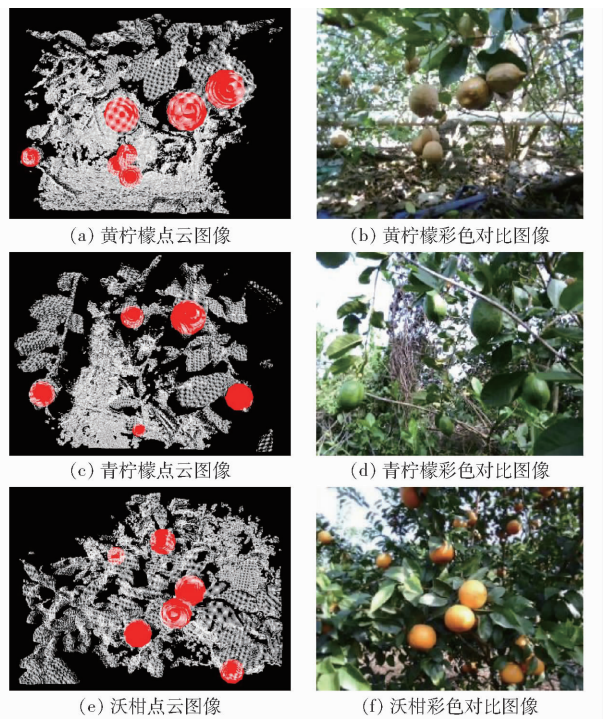


图 10 3 种果实识别定位结果示意图
Fig. 10 Images of three fruits identification and location

表 3 3 种水果识别定位效果统计结果
Tab.3 Statistical results of identifying and locating effects of three fruits

类别	平均半径	无遮挡识	重叠遮挡	枝叶遮挡	平均识别
	偏差/mm	别率/%	识别率/%	识别率/%	率/%
黄柠檬	5.3	91.4	48.3	61.3	75.7
青柠檬	5.5	90.7	50.2	62.5	74.8
沃柑	6.1	93.5	63.1	68.6	82.3

形状拟合的样本点云数量就越少,从而拟合出的果实表面曲率误差就越大,使得识别率下降。因此在目前使用设备的制约下,本文算法更适用于半径为 3.3 cm 以上的果实,对于半径为 3.3 cm 以下的果实,其识别率则会随着半径的减小而降低。

由此可见本文果实识别定位算法可以不受果实颜色以及光照环境的影响,果实识别率仅与果实的尺寸和形状有关,能够轻松应对近色背景果实识别、阴暗环境果实识别、强曝光环境果实识别(图 11)等彩色图像难以解决的果实识别问题,但该算法受果实和枝叶遮挡的影响较大,当果实被遮挡的面积过大则会大幅降低果实的正确识别率。

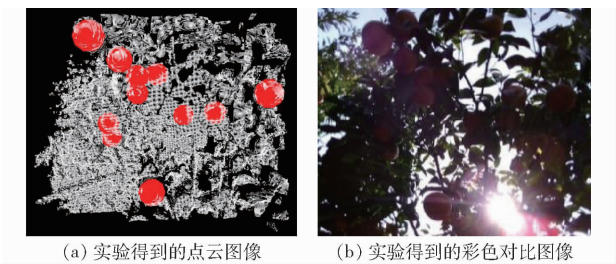


图 11 强曝光环境果实识别定位示意图
Fig. 11 Images of fruit identification and location in intense light environment

4 结论

- (1) 基于深度图像的球形果实识别定位算法能够从深度图中实现果实的识别定位。算法从果实三维形态的角度完成果实的识别定位任务,能够有效解决传统算法中易受光照的影响及无法解决近色背景果实识别困难的问题。
- (2) 基于深度图像的球形果实识别定位算法是一种先定位后识别的由粗及精的定位方法。通过计算深度图像的梯度向量,利用果实接近球形的特征,实现对果实中心点的定位,并在后续算法中设置了果实中心点的检验以及果实图像的分割步骤,最后利用三维球形拟合算法对果实部分图像进行拟合补全,计算出果实的真实尺寸以及空间位置。算法适用于所有近球形果实的识别定位,可直接获取果实三维空间坐标,有利于采摘机器人高效地完成采摘任务。
- (3) 基于深度图像的球形果实识别定位算法仅利用单一的深度图像信息进行果实的识别定位,能够不受颜色信息对识别定位的影响,且该算法采用三维角度的识别定位方法,能够有效处理果实重叠和遮挡问题。但其缺点是算法依赖于对果实中心点的提取,对于果实中心位置被遮挡果实则无法进行识别定位。
- (4) 通过实地实验,得到黄柠檬、青柠檬、沃柑 3 种果实的平均识别率分别为 75.7%、74.8%、82.3%,每颗果实的识别时间约为 1.30 s。结果表明,该算法具有较高的抗扰性、准确性和实时性,且无需分类器、机器学习等复杂结构,能够直接应用于采摘机器人对果实的识别定位操作。

参 考 文 献

[1] 熊俊涛,卜榕彬,郭文韬,等. 自然光照条件下采摘机器人果实识别的表面阴影去除方法[J]. 农业工程学报, 2018,34(22):147-154.
XIONG Juntao, BU Rongbin, GUO Wentao, et al. Shadow removal method of fruits recognized by picking robot under natural environment[J]. Transactions of the CSAE, 2018,34(22):147-154. (in Chinese)

[2] 任亚婧,张宁宁,徐媛媛,等. 基于视觉识别的成熟苹果识别及采摘定位系统[J]. 现代电子技术, 2021,44(11):73-77.
REN Yajing, ZHANG Ningning, XU Yuanyuan, et al. Mature apple recognition and picking positioning system based on visual

- recognition[J]. *Modern Electronics Technique*, 2021, 44(11): 73–77. (in Chinese)
- [3] 刘丽娟, 窦佩佩, 王慧. 自然环境下重叠与遮挡苹果图像识别方法研究[J]. *中国农机化学报*, 2021, 42(6): 174–181.
LIU Lijuan, DOU Peipei, WANG Hui. Image recognition algorithm research of overlapped apple fruits in the natural environment[J]. *Journal of Chinese Agricultural Mechanization*, 2021, 42(6): 174–181. (in Chinese)
- [4] JORDI G M, JORDI L, JOAN R, et al. Assessing the performance of RGB–D sensors for 3D fruit crop canopy characterization under different operating and lighting conditions[J]. *Sensors*, 2020, 20(24): 7072.
- [5] CHOI D, LEE W S, SCHUELLER J K, et al. A performance comparison of RGB, NIR, and depth images in immature citrus detection using deep learning algorithms for yield prediction[C]//ASABE Annual International Meeting, 2017.
- [6] ZHAO C, LEE W S, HE D. Immature green citrus detection based on colour feature and sum of absolute transformed difference (SATD) using color images in the citrus grove[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2016, 124: 243–253.
- [7] 吕继东, 吕小俊, 王艺洁, 等. 近色背景果实识别的多源图像融合[J]. *中国农机化学报*, 2020, 41(3): 141–146.
LÜ Jidong, LÜ Xiaojun, WANG Yijie, et al. Multi-source image fusion for fruit recognition in similar-color background[J]. *Journal of Chinese Agricultural Mechanization*, 2020, 41(3): 141–146. (in Chinese)
- [8] 廖岚, 郑立华, 李民赞, 等. 基于随机森林算法的自然光照条件下绿色苹果识别[J]. *农业机械学报*, 2017, 48(增刊): 86–91.
LIAO Wei, ZHENG Lihua, LI Minzan, et al. Green apple recognition in natural illumination based on random forest algorithm[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2017, 48(Supp.): 86–91. (in Chinese)
- [9] 马翠花, 张学平, 李育涛, 等. 基于显著性检测与改进 Hough 变换方法识别未成熟番茄[J]. *农业工程学报*, 2016, 32(14): 219–226.
MA Cuihua, ZHANG Xueping, LI Yutao, et al. Identification of immature tomatoes base on salient region detection and improved Hough transform method[J]. *Transactions of the CSAE*, 2016, 32(14): 219–226. (in Chinese)
- [10] WANG J, JIANG H, YUAN Z, et al. Salient object detection: a discriminative regional feature integration approach[J]. *International Journal of Computer Vision*, 2017, 123(2): 251–268.
- [11] 李寒, 张漫, 高宇, 等. 温室绿熟番茄机器视觉检测方法[J]. *农业工程学报*, 2017, 33(增刊): 328–334, 388.
LI Han, ZHANG Man, GAO Yu, et al. Green ripe tomato detection method based on machine vision in greenhouse[J]. *Transactions of the CSAE*, 2017, 33(Supp.): 328–334, 388. (in Chinese)
- [12] 卢军, 胡秀文. 弱光复杂背景下基于 MSER 和 HCA 的树上绿色柑橘检测[J]. *农业工程学报*, 2017, 33(19): 196–201.
LU Jun, HU Xiuwen. Detecting green citrus fruit on trees in low light and complex background based on MSER and HCA[J]. *Transactions of the CSAE*, 2017, 33(19): 196–201. (in Chinese)
- [13] 熊俊涛, 刘振, 汤林越, 等. 自然环境下绿色柑橘视觉检测技术研究[J]. *农业机械学报*, 2018, 49(4): 45–52.
XIONG Juntao, LIU Zhen, TANG Linyue, et al. Visual detection technology of green citrus under natural environment[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2018, 49(4): 45–52. (in Chinese)
- [14] 黄小玉, 李光林, 马驰, 等. 基于改进判别区域特征融合算法的近色背景绿色桃子识别[J]. *农业工程学报*, 2018, 34(23): 142–148.
HUANG Xiaoyu, LI Guanglin, MA Chi, et al. Green peach recognition based on improved discriminative regional feature integration algorithm in similar background[J]. *Transactions of the CSAE*, 2018, 34(23): 142–148. (in Chinese)
- [15] 何斌, 张亦博, 龚健林, 等. 基于改进 YOLO v5 的夜间温室番茄果实快速识别[J]. *农业机械学报*, 2022, 53(5): 201–208.
HE Bin, ZHANG Yibo, GONG Jianlin, et al. Fast recognition of tomato fruit in greenhouse at night based on improved YOLO v5[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2022, 53(5): 201–208. (in Chinese)
- [16] CATUHE D. Programming with the kinect for windows software development kit[M]. Redmond: Microsoft Press, 2012: 55–59.
- [17] 王文杰, 贡亮, 汪韬, 等. 基于多源图像融合的自然环境下番茄果实识别[J]. *农业机械学报*, 2021, 52(9): 156–164.
WANG Wenjie, GONG Liang, WANG Tao, et al. Tomato fruit recognition based on multi-source fusion image segmentation algorithm in open environment[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2021, 52(9): 156–164. (in Chinese)
- [18] 刘继展, 朱新新, 袁妍. 枝上柑橘果实深度球截线识别方法[J]. *农业机械学报*, 2017, 48(10): 32–39.
LIU Jizhan, ZHU Xinxin, YUAN Yan. Depth-sphere transversal method for on-branch citrus fruit recognition[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2017, 48(10): 32–39. (in Chinese)
- [19] ALAEI F, ALAEI A, PAL U, et al. A comparative study of different texture features for document image retrieval[J]. *Expert Systems with Applications*, 2018, 121: 97–114.
- [20] 左超, 张晓磊, 胡岩, 等. 3D 真的来了吗? ——三维结构光传感器漫谈[J]. *红外与激光工程*, 2020, 49(3): 9–53.
ZUO Chao, ZAHNG Xiaolei, HU Yan, et al. Has 3D finally come of age? —An introduction to 3D structured-light sensor[J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2020, 49(3): 9–53. (in Chinese)
- [21] 张新, 高超, KRAFT M, 等. 基于 TOF 摄像机的植物叶态萎蔫辨识研究[J]. *农业机械学报*, 2016, 47(5): 275–280.
ZHANG Xin, GAO Chao, KRAFT M, et al. Identification of plant leaf wilting using TOF camera[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2016, 47(5): 275–280. (in Chinese)
- [22] FISCHLER M A, BOLLES R C. Random sample consensus: a paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography[J]. *Communications of the ACM*, 1981, 24(6): 381–395.
- [23] 朱启兵, 张梦, 刘振方, 等. 基于点云配准的盆栽金桔果实识别与计数方法[J]. *农业机械学报*, 2022, 53(5): 209–216.
ZHU Qibing, ZHANG Meng, LIU Zhenfang, et al. Identification and counting method of potted kumquat fruits based on point cloud registration[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2022, 53(5): 209–216. (in Chinese)