

基于 SOM – K-means 算法的番茄果实识别与定位方法

李 寒¹ 陶涵焯¹ 崔立昊² 刘大为² 孙建桐¹ 张 漫²

(1. 中国农业大学现代精细农业系统集成研究教育部重点实验室, 北京 100083;

2. 中国农业大学农业农村部农业信息获取技术重点实验室, 北京 100083)

摘要: 为解决多个番茄重叠黏连时难以识别与定位的问题,提出一种基于 RGB – D 图像和 K-means 优化的自组织映射 (Self-organizing map, SOM) 神经网络相结合的番茄果实识别与定位方法。首先,利用 RGB – D 相机拍摄番茄图像,对图像进行预处理,获取果实的轮廓信息;其次,提取果实轮廓点的平面和深度信息,筛选后进行处理;再次,将处理后的数据输入到采用 K-means 算法优化的 SOM 神经网络中,得到点云聚类结果;最后,根据聚类点,通过坐标转换得到世界坐标信息,拟合得到各个番茄的位置和轮廓形状。以果实识别的正确率和定位结果的均方根误差 (RMSE) 为指标对该算法进行验证和分析,采集 80 幅图像共 366 个番茄样本,正确识别率为 87.2%,定位结果均方根误差 (RMSE) 为 1.66 mm。与在二维图像上利用 Hough 变换进行果实识别的试验进行对比分析,进一步验证了本文方法具有较高的准确性和较强的鲁棒性。

关键词: 番茄果实; 深度点云; 图像分割; 神经网络; 识别与定位; SOM – K-means 算法

中图分类号: S641.2; TP391.41 文献标识码: A 文章编号: 1000-1298 (2021) 01-0023-07 OSID:



Recognition and Localization Method of Tomato Based on SOM – K-means Algorithm

LI Han¹ TAO Hanxiao¹ CUI Lihao² LIU Dawei² SUN Jiantong¹ ZHANG Man²

(1. Key Laboratory of Modern Precision Agriculture System Integration Research, Ministry of Education, China Agricultural University, Beijing 100083, China

2. Key Laboratory of Agricultural Information Acquisition Technology, Ministry of Agriculture and Rural Affairs, China Agricultural University, Beijing 100083, China)

Abstract: A method of tomatoes segmentation based on RGB – D depth images and K-means optimized SOM neural network was proposed, aiming to solve the problem of automatic recognizing and localizing difficulties caused by fruits overlapping and adherence. Firstly, the contours information of the fruits was obtained from preprocessed images taken by an RGB – D camera. Secondly, two-dimensional information and depth information of the points of contours were filtered and processed. Thirdly, the processed information was used as the input to the SOM neural network optimized by the K-means algorithm for training and a model for the point cloud clustering was established. Finally, the position and contour shape of each tomato were obtained. To verify the performance of the algorithm, the correct rate and the root mean square error of the fruit recognition results was used as evaluation indicators. Totally 80 pictures containing 366 tomatoes were taken as the sample, and accuracy, precision, sensitivity and specificity were taken as evaluation indicators. The correct rate was 87.2%, the root mean square error was 1.66 mm. It was proved that the method had higher accuracy and better robustness compared with the method for two-dimensional images based on Hough transform. This method solved the problem of occlusion of tomato fruits in real environment to a certain extent, and provided a new idea for combining the three-dimensional coordinate information and self-organizing neural network for fruit segmentation.

Key words: tomato fruit; depth point cloud; image segmentation; neural networks; recognition and localization; SOM – K-means algorithm

收稿日期: 2020 – 03 – 27 修回日期: 2020 – 04 – 25

基金项目: 国家自然科学基金项目 (31971786) 和北京市创新训练项目 (201910019366)

作者简介: 李寒 (1986—), 女, 副教授, 主要从事农业电气化与自动化研究, E-mail: cau_lihan@cau.edu.cn

通信作者: 张漫 (1975—), 女, 教授, 博士生导师, 主要从事农业电气化与自动化研究, E-mail: cauzm@cau.edu.cn

0 引言

在农业生产中,由于果实的状态存在差异性、局部植株样貌存在复杂性^[1-2],因此目前绝大多数采摘工作由人工完成。为了节约成本、提高采摘效率,采摘机器人已广泛使用,机器人自动采摘时对果实的准确识别已成为研究热点^[3-4]。自动采摘一般分为果实识别、定位、采摘,果实识别和定位的准确与否对采摘结果至关重要。

基于果实二维图像信息,孙建桐等^[5]提出一种基于几何形态学和迭代随机圆相结合的目标提取算法,以分割粘连番茄果实。李寒等^[6]提出,对粘连或被遮挡的番茄果实采用局部极大值法和随机圆环变化检测圆算法进行目标提取,再使用 SURF 算法进行目标匹配。SI 等^[7]提出通过立体匹配和随机环算法进行苹果果实定位。由于没有结合果实的深度信息,这些方法对于复杂自然环境下粘连或被遮挡的果实识别效果有限。MEHTA 等^[8]提出通过多个相机得到伪立体视觉,进而对番茄进行定位,虽然引入了立体视觉,但是需要多个相机,成本较高,算法也较为复杂。

随着科学技术的发展,RGB-D 相机(可以独立获取彩色图像和深度图像的相机)的出现为解决该问题提供了思路^[9-10]。虽然已经有大量研究成果^[11-14],但其正确识别率和识别速度还不能满足大批量采摘的要求。

根据采摘机器人对果实进行识别和定位的要求,需要研究一种快速、准确的重叠果实分割方法^[15-17]。聚类方法在图像分割中的应用有很多研究成果。聚类(Clustering)方法可分为划分法、层次法、密度法、网格法、模型法等。自组织映射(Self-organizing map, SOM)算法在聚类模型法中较有代表性,它可以通过自身训练,自动对输入模式进行聚类,具有简明性和实用性^[18-19]。K-means 算法在划分法中有代表性,具有设计简单、收敛快速、聚类有效的特点^[20-22]。

本文以番茄为研究对象,使用 ZED 相机采集图像,综合颜色信息和深度点云信息,对番茄果实的识别、分割和定位进行研究,将 SOM 神经网络和 K-means 算法相结合,提出一种基于 RGB-D 图像和 K-means 优化的 SOM 算法(SOM-K-means)的番茄果实识别与分割方法,以解决因番茄果实粘连、遮挡而造成的图像难以分割的问题。

1 材料与方法

1.1 试验材料与设备

试验所用番茄图像拍摄于中国农业科学院番茄

种植大棚内。拍摄时间 2019 年 1 月 3 日 15:00—16:30 和 2019 年 1 月 8 日 14:00—16:00,光线良好,试验图像如图 1 所示,并用游标卡尺对每个番茄的实际半径进行测量。大棚内所种番茄果实品种是实验品种,果实大小适中且多处存在番茄重叠现象。番茄是否成熟由有经验的番茄采摘人员确认。



图 1 试验番茄图像
Fig. 1 Test tomato image

使用 Stereolabs 公司生产的 ZED 相机采集图像,该相机为双目相机,可以获取图像的深度信息。在 Windows 平台上,通过 Visual Studio 2015 将 ZED 相机与 OpenCV 库以 Cmake 为编译器进行结合,成功实现了对图像三维信息的处理。

1.2 果实识别与定位方法

果实识别与定位方法包括 3 个步骤:RGB 图像预处理;深度点云处理;点云数据聚类及果实轮廓拟合。具体流程如图 2 所示。

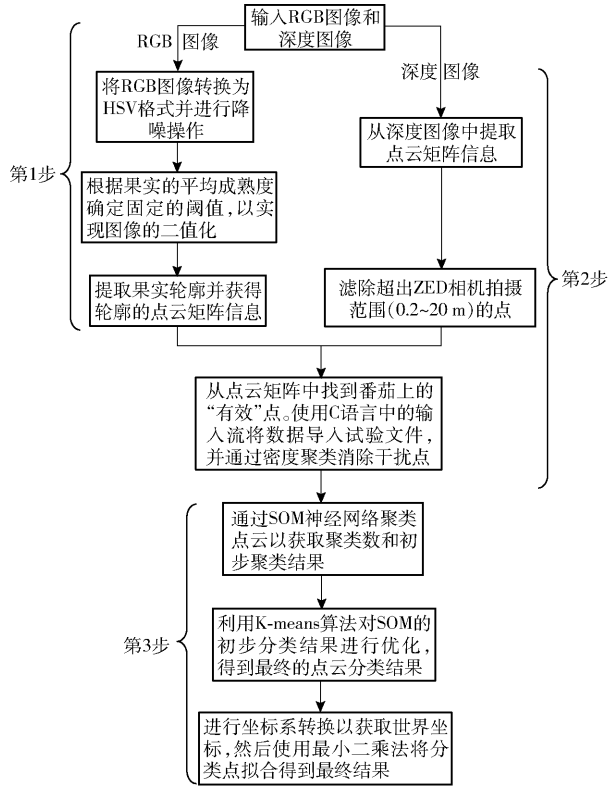


图 2 果实识别与定位流程图

Fig. 2 Flowchart of fruit recognition and localization

1.2.1 RGB 图像预处理

考虑到番茄果实颜色与周围种植环境的显著差

异,将采集到的 RGB 位图进行转换,运用 HSV 空间对番茄进行处理,其中 H 、 S 、 V 分别表示图像的色调、饱和度和亮度。首先对图像的亮度分量 V 进行脉冲噪声判断,若存在噪声则对图像进行滤波增强处理。通过反复试验,获得成熟番茄果实的 H 、 S 、 V 分量的灰度取值范围,对不在该范围里的点进行过滤,再经过二值化得到将番茄果实与其他物体分开的二值图像。关于阈值的选取,由于实际果实检测时是实时拍摄,使用自适应取值会导致延迟较长,不利于实际采摘。所以本文方法以番茄果实是否成熟为界限,经数据分析和测试,设定 H 、 S 、 V 分量的灰度范围分别为 $0 \sim 20$ 、 $170 \sim 180$ 、 $110 \sim 255$ 、 $46 \sim 255$,从而对图像进行分割,剔除灰度范围外的部分,实现成熟番茄果实的分割。对二值图像进行分割,利用形态学闭运算去掉内部轮廓、小轮廓以降低误识别率。但由于在实际采摘过程中,番茄会出现叶子遮挡、粘连的情况,因此还需要根据图像的深度信息对不同番茄果实进行分离。

1.2.2 深度点云处理

ZED 相机提供了双目立体视觉的功能,因此可以生成图像的深度图,如图 3 所示。ZED 相机可以检测的有效范围是 $0.3 \sim 5$ m。较浅的颜色表示距离较小;较深的颜色表示距离较大。完全黑色的点表示检测距离超出了 ZED 相机的有效检测范围。这些点的深度是非数字的,被滤除。

在图 3 中,不同颜色轮廓上点的深度差大于同一个番茄果实轮廓上点的深度差的最大值,表明这些点属于不同的番茄果实轮廓。

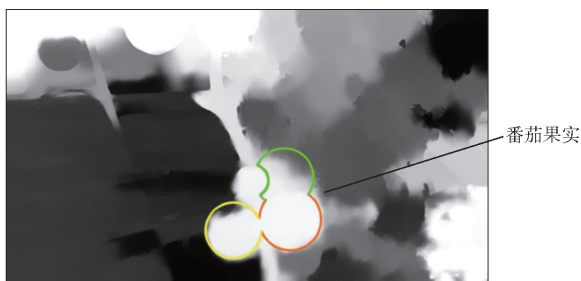


图 3 试验图像深度图

Fig. 3 Test image depth map

使用 ZED 相机获取图像分割信息的同时也可以获得轮廓矢量信息。轮廓矢量中的每个元素都是一个点结构。在深度图中读取每个点的三维坐标信息;之后遍历这些点,通过 ZED 相机自带的 `getValue` 函数对图像进行三维重建,将世界坐标系转换为相机坐标系进而得到点云中的点在相机坐标下的三维坐标信息。通过输入输出流把点云的三维坐标信息导入到本地文件中并具体分为二维坐标和深度信息。考虑到 ZED 相机识别距离范围

的局限性,为了提高 SOM 神经网络聚类的准确性,在获取数据文件后,对数据进行过滤,通过密度聚类对具有高分散性的点进行滤波,以获得精度更高的点。

1.2.3 点云数据聚类及果实轮廓拟合

本文用 K-means 算法对 SOM 算法进行优化,提出 SOM-K-means 聚类算法。将已获取的点云数据进行处理后,使用 SOM-K-means 算法对其进行聚类,进一步得到识别和定位结果。

(1) SOM 算法

SOM 算法是一种聚类和高维可视化的无监督学习算法。SOM 神经网络是一种非监督、自适应、自组织的网络,它由输入层与输出层(也叫作竞争层)组成,输出层中的一个节点代表一个需要聚成的类。训练时采用“竞争学习”的方式,每个输入的样例在输出层中找到一个和它最相似的节点,称为激活节点。接着对激活节点的参数进行更新,同时,和激活节点临近的点也根据它们距激活节点的距离适当更新参数。

设输入样本为 $\mathbf{X} = (x_1, x_2, \dots, x_n)$, 是一个 n 维向量,则输入层由 n 个输入神经元组成;输出层 $\mathbf{W}_i = (w_{i1}, w_{i2}, \dots, w_{in})$, $1 \leq i \leq m$, 有 m 个权值向量,则输出层由 m 个输出神经元组成。输入层与输出层中的神经元互相连接,其结构如图 4 所示。

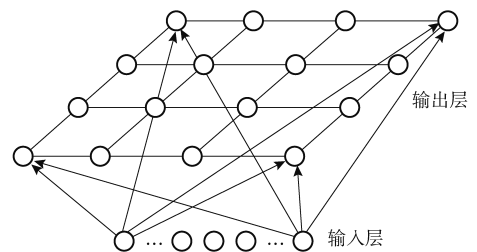


图 4 SOM 算法网络结构图

Fig. 4 SOM algorithm network structure diagram

SOM 算法的步骤如下:①初始化,设定网络的权值、学习率初值、邻域半径以及学习次数。权值使用较小的随机值进行初始化,并对输入向量和权值做归一化处理

$$\mathbf{X}' = \mathbf{X} / \|\mathbf{X}\| \quad (1)$$

$$\mathbf{W}'_i = \mathbf{W}_i / \|\mathbf{W}_i\| \quad (2)$$

式中 $\mathbf{X}'$ ——进行归一化处理后的输入向量

$\mathbf{W}'_i$ ——进行归一化处理后的权值向量

②采样并随机选取输入量,将数据集的样本输入到神经网络中。③样本与权值向量做点积,进行竞争,点积值最大的输出神经元记为该样本的获胜神经元。④对权值进行更新,对获胜的神经元及其拓扑邻域内的神经元的权值进行更新。

$$\mathbf{W}(t+1) = \mathbf{W}(t) + \eta(t, d)(\mathbf{X} - \mathbf{W}(t)) \quad (3)$$

其中 $\eta(t, d) = \eta(t) e^{-d}$ (4)

式中 t ——训练时间

d ——获胜神经元的拓扑距离

η ——学习率,是关于 t 与 d 的函数

$W(t)$ ——更新前的权值

其中, $\eta(t)$ 一般取迭代次数的倒数。⑤更新学习率 η 及拓扑邻域 N , 其中, N 随时间增大距离变小。⑥判断模型是否收敛, 如果学习率 $\eta \leq \eta_{\min}$ 或达到预设的迭代次数, 结束算法, 否则跳转到步骤②。

该算法的优点是无需监督, 无需提前告知分类数便能自动对输入模式进行聚类, 容错性强, 对异常值和噪声不敏感。其缺点是在训练数据时会出现有些神经元始终不能胜出, 导致分类结果不准确; SOM 网络收敛时间较长, 运算效率较低。

(2) K-means 算法

K-means 算法采用距离作为相似性的评价指标, 即数据对象间的距离越小, 则它们的相似性越高, 越有可能为同一个类簇, 并把得到紧凑且独立的簇作为最终目标。

K-means 算法步骤如下: ①从数据集中随机选取 k 个数据对象作为 k 个簇的初始聚类中心点。②计算剩余每个数据对象与各个簇的聚类中心之间的距离, 并把每个数据对象归到距离它最近的聚类中心的类。③更新每个簇的聚类中心, 即根据聚类中现有的对象重新计算每个簇的聚类中心, 以各个簇内所有对象的平均值作为新的聚类中心。④重复步骤②、③直至新的聚类中心与原聚类中心相等或小于指定阈值, 算法结束。

该算法的优点是算法快速、简单, 收敛速度快; 缺点是初始聚类中心的设定对于聚类结果影响较大; 聚类种数 k 需要预先给定, 而在很多情况下 k 的估计是非常困难的。

(3) SOM - K-means 算法

基于 SOM 算法和 K-means 算法的步骤以及各自的优劣, 本研究将二者结合, 对 SOM 算法进行优化。由于 SOM 算法无需提前告知分类数便能自动对输入模式进行聚类, 但在训练数据时可能出现有些神经元始终不能胜出, 导致分类结果不准确, 且网络收敛时间较长; 而 K-means 算法的优点便是收敛速度快, 但初始聚类中心和 k 的大小很难提前确定。因此, 本文提出 SOM - K-means 算法, 即 SOM 的优化算法, 将 SOM 与 K-means 算法结合, 既解决了 K-means 算法中初始聚类中心和 k 的设定问题, 又克服了 SOM 算法中网络收敛较慢、分类结果不准确的缺陷。

SOM - K-means 算法步骤如下: ①将数据集输入到 SOM 神经网络中进行聚类, 输出分类种数以及初步分类结果。②将步骤①中得到的分类种数作为 k 值, 分类结果中每一类中随机取一个数据对象作为初始聚类中心, 执行 K-means 算法进行聚类并得到最终结果。

本文算法在保持 SOM 网络自组织特性的同时, 创新性地将 SOM 算法和 K-means 算法相结合, 融合了 SOM 和 K-means 算法的优点, 又弥补了两种算法的缺陷, 在分类结果的准确度和运算效率上都有了较大的提高。SOM - K-means 算法的流程图如图 5 所示。

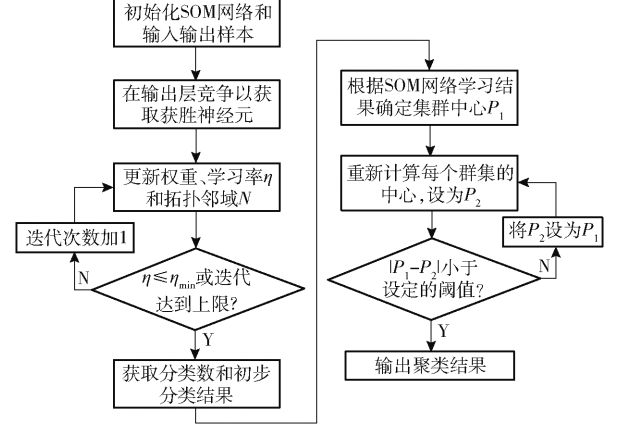


图 5 SOM - K-means 算法流程图

Fig. 5 Flowchart of SOM - K-means algorithm

本试验获得的番茄轮廓点的数据为一个含有 3 个元素的一维向量 (x, y, z) , 其中, x 和 y 为二维平面上的横、纵坐标值, z 为深度图像中点的深度。对输入数据的属性进行处理, 将 $\sqrt{x^2 + y^2}$ 作为一类属性, 将 z 作为一类属性, 并将处理后的数据输入到改进后的 SOM 神经网络中, 执行 SOM - K-means 算法, 得到图像中番茄果实的个数和轮廓上所有点的分类结果。再根据分类结果, 对类中的点采用最小二乘法拟合出其所属的圆, 该圆即为最终得到的各个番茄果实轮廓。

1. 2. 4 算法性能评价

经上述操作后能得到番茄识别结果, 进而对识别和定位结果进行分析。本试验通过正确识别番茄个数与图中实际番茄数是否相等来评价识别结果; 通过果实实际半径与拟合轮廓半径比较来对果实定位精度进行评价。

在结果分析中, 首先将图像的相机坐标系转换为世界坐标系, 以便与真实值进行比较, 进而对识别结果和定位精度进行评价。

对于识别结果的评价, 统计图像中实际番茄个数、算法识别番茄个数、算法漏识别番茄个数、正确

识别番茄个数、错误识别番茄个数。输出结果中,黄色的圆为算法识别的番茄轮廓,算法识别番茄个数即为图中黄色圆的个数,正确识别番茄个数即为图中黄色圆本身与实际番茄果实半径和圆心误差分别不超过 5.00 mm 和 3.00 mm 的黄色圆个数,错误识别番茄个数即为图中黄色圆本身与实际番茄果实半径和圆心误差分别大于 5.00 mm 和 3.00 mm 的黄色圆个数。由正确识别的番茄个数占实际番茄个数的比例计算出识别的正确率。

对于定位精度的验证,随机抽取结果图的部分样本,通过比较实际番茄半径和拟合轮廓半径,计算出识别结果的均方根误差、平均偏差、平均相对误差。

2 试验结果与分析

从采集的图像中随机选取 80 幅作为样本,每幅图像根据番茄果实的数量和尺寸可以得到 600 ~ 2 000 个信息点。使用 SOM - K-means 算法对其处理之后,统计识别结果的混淆矩阵来对该方法进行评估。通过统计和计算得到试验的准确率、精确率、灵敏度、特异度 4 个指标值,并对该算法的可靠性进行分析。

2.1 图像处理与数据采集

图像预处理过程中的中间图像如图 6 所示。

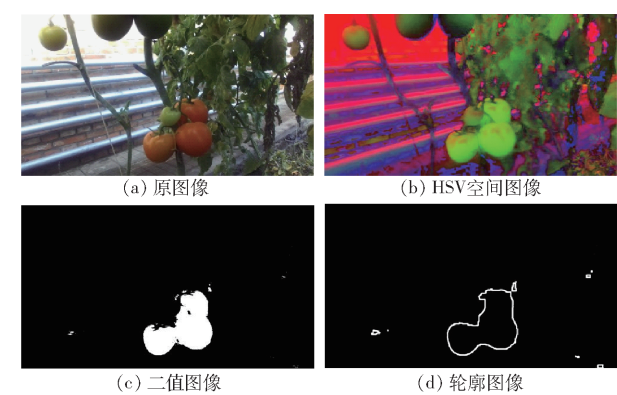


图 6 图像预处理过程中的中间图像

Fig. 6 Intermediate image during image preprocessing

对捕获的图像进行预处理,获得分割的番茄轮廓点云。从原始图像及其深度图获得点云的 3D 信息。经过三维重建后,真实世界点云的信息通过 C++ 中的输入和输出保存到创建的试验文件中。

在试验中发现实际拍摄过程中,点云信息中会有一些误判的点,这种点一般比较离散。选取最小轮廓的点数为 30,运用密度聚类方法,把偏离密集区域的点去掉,提高点云矩阵信息的容错性和正确率。

2.2 SOM - K-means 算法识别结果

执行 SOM - K-means 算法后,果实轮廓点云的

聚类结果如图 7 所示。图中每个点表示轮廓上的一个点,纵坐标是深度,横坐标表示二维信息。由图 7 可知,该算法共识别出 3 个番茄果实。

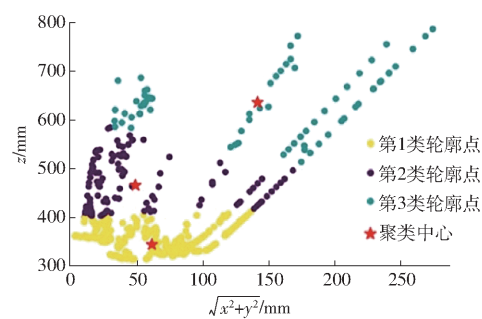


图 7 果实轮廓点云聚类结果

Fig. 7 Clustering results of fruit contour point cloud

利用最小二乘法分别拟合出各类点所属的圆,结果如图 8 所示。在图 8 中,有 3 个成熟的番茄果实。将相机坐标系转换为世界坐标系,并通过测量和计算得到拟合圆与对应番茄果实的半径和圆心误差均小于误差阈值,即 3 个番茄果实均识别正确。另外,由于番茄果实轮廓并不是完全的圆形,因此拟合的圆与果实实际轮廓有一定的误差。



图 8 番茄果实识别结果

Fig. 8 Tomato fruit recognition result

2.3 结果统计与验证

对 80 幅样本图像进行预处理,执行 SOM - K-means 算法并输出结果,统计图像中实际番茄个数、算法识别番茄个数、算法漏识别番茄个数、正确识别番茄个数、错误识别番茄个数,并对识别结果进行分析。以图 8 为例,根据 1.2.4 节的评价指标,图中实际番茄果实个数为 3 个,算法识别番茄果实个数为 3 个,算法漏识别番茄果实个数为 0 个,正确识别番茄果实的个数为 3 个,错误识别番茄果实的个数为 0 个。

此外,试验中的 80 幅图像样本包含了不同自然环境下的番茄果实图像,图 9 为部分图像的果实识别和定位结果。从图中可以看出,本文算法对于有叶子遮挡的多个粘连番茄果实、有未成熟番茄遮挡的多个成熟番茄果实、较暗环境下的重叠番茄果实、较强光照下的重叠番茄果实均具有较强的鲁棒性。

对 80 幅图像样本的识别结果进行统计和计算,得到试验的识别率、漏识别率、正确识别率和错误识别率



图 9 部分图像样本的识别结果

Fig. 9 Recognition results of part of image samples

如表 1 所示,识别率为 92.0%,正确识别率为 87.2%。

表 1 果实识别结果

Tab. 1 Fruit recognition results

参数	果实 总数	算法 识别	漏识别	正确 识别	错误 识别
果实数量/个	187	172	15	163	9
识别率/%		92.0	8.0	87.2	4.8

随机选择 15 幅图像以测试定位精度。表 2 为番茄果实拟合轮廓半径、实际测量半径、偏差和相对误差。拟合轮廓半径为图中拟合圆的半径,实际测量半径为用游标卡尺手动测量的番茄果实半径,单位均为 mm,精度均为 0.01 mm。识别结果的均方根误差(RMSE)为 1.66 mm,平均相对误差为 3.95%。

3 对比试验与分析

为进一步验证本文方法的性能,加入对比试验,将其与在二维图像上利用 Hough 变换进行果实识别的传统方法进行比较。

选取与上述试验相同的图像样本,采用在二维图像上利用 Hough 变换进行果实识别,将其识别结果与本文方法进行对比。对比试验中,根据采集的输入图像对 Hough 变换进行了改进:修改 CIRCLE_HOUGHPEAKS 函数中的 Threshold 变量,改成对圆投票数矩阵最大值的 0.99 倍,相当于取最大值投票数 99% 的圆心和半径。由此得到的识别结果如表 3 所示。

由对比试验结果可知,采用二维平面上的霍夫圆方法对果实进行识别的正确识别率为 69.0%,比本文方法低了 18.2 个百分点。因此,在番茄重叠情况比较复杂的情况下,本文方法的性能相较于在二维平面上利用 Hough 变换的方法有了明显的提升。

结合试验过程和结果,将两种方法进行对比分析。在二维图像上利用 Hough 变换的方法需要提前

表 2 番茄果实实际测量半径与拟合轮廓半径
Tab. 2 Actual measured radius and fitted contour
radius of tomato fruit

图像 序号	拟合轮廓 半径/mm	实际测量 半径/mm	测量误差/ mm	相对误差/ %
1	35.30	36.15	0.85	2.41
	36.67	38.90	2.23	6.08
	35.66	34.72	0.94	2.64
2	30.10	31.94	1.84	6.11
	38.67	39.30	0.63	1.63
3	29.43	31.19	1.76	5.98
	31.79	33.38	1.59	5.00
4	37.32	34.14	1.16	8.52
	30.62	31.86	1.24	4.05
5	34.31	34.19	0.12	0.35
	33.17	32.81	0.36	1.09
	35.34	33.18	2.16	6.11
6	32.46	34.08	1.62	4.99
	31.08	33.89	2.81	9.04
	32.67	33.91	1.24	3.80
7	31.59	30.28	1.31	4.15
	31.23	30.09	1.14	3.65
8	40.48	38.85	1.63	4.03
9	40.59	43.63	3.04	7.49
	41.55	39.86	1.69	4.07
10	41.16	40.00	3.18	2.82
11	38.83	36.02	2.81	7.24
	40.29	42.84	2.55	6.33
12	38.04	40.03	1.99	5.23
	41.06	40.11	0.95	2.31
	41.29	42.36	1.07	2.59
	40.86	40.18	0.68	1.67
13	39.67	40.83	1.16	2.92
	36.91	38.17	1.26	3.41
	39.07	39.11	0.04	0.10
14	39.10	40.39	1.29	3.30
	37.83	39.86	2.03	5.37
15	37.51	38.33	0.82	2.19
	36.09	36.25	2.23	0.44
	39.57	39.04	0.53	1.34
均方根误差/mm			1.66	
平均相对误差/%				3.95

表 3 对比试验的番茄果实识别结果

Tab. 3 Tomato fruit recognition results of comparative
experiments

参数	果实 总数	算法 识别	漏识别	正确 识别	错误 识别
果实数量/个	187	171	16	129	42
识别率/%		91.4	8.6	69.0	22.5

输入的参数较多,包括番茄果实个数和半径范围,以及设置参数投票矩阵阈值,选取投票率高的圆心和半径;且其在识别过程中对于图像中干扰项的处理能力不强,导致在非番茄区域也出现了很多圆,从而有相当一部分的投票从番茄区域流失,增加了错误率。本文方法则首先对图像进行预处

理,通过颜色、亮度等信息能够很好地识别番茄区域,然后利用果实轮廓的三维信息进行聚类从而识别到重叠番茄,其中深度信息的获取对于识别和定位重叠番茄尤为重要。因此本文提出方法的正确识别率较高,且在比较复杂的情况下具有较强的鲁棒性。

4 结论

(1)针对重叠番茄果实难以分割与识别的问题,提出一种基于RGB-D图像与改进的SOM-K-means算法的番茄果实识别方法。在二维图像的基础上,提取轮廓点的深度信息进行三维聚类;聚类

时结合SOM算法和K-means算法的优点对SOM算法进行优化,提出改进的SOM-K-means算法,有效提高了运算效率和果实识别的综合性能。经过大量试验,得出本文方法的正确识别率为87.2%。

(2)RGB-D相机对成熟番茄果实的定位结果均方根误差(RMSE)为1.66 mm,平均相对误差为3.95%,基本满足采摘机器人的要求。

(3)本试验综合轮廓的深度信息,通过聚类将重叠果实的轮廓分开,然后分别进行圆拟合,在番茄果实识别定位方面,比传统的在二维平面上利用Hough变换进行果实识别定位的方法具有更高的准确性和更强的鲁棒性。

参 考 文 献

- [1] 孙意凡,孙建桐,赵然,等.果实采摘机器人设计与导航系统性能分析[J/OL].农业机械学报,2019,50(增刊):8-14. SUN Yifan, SUN Jiantong, ZHAO Ran, et al. Design and system performance analysis of fruit picking robot [J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2019, 50(Supp.): 8-14. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?file_no=2019s002&flag=1. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2019.S0.002. (in Chinese)
- [2] 刘继展,朱新新,袁妍.枝上柑橘果实深度球截线识别方法[J/OL].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/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2017, 48(10): 32-39. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?file_no=20171004&flag=1. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2017.10.004. (in Chinese)
- [3] 熊俊涛,林睿,刘振,等.夜间自然环境下荔枝采摘机器人识别技术[J/OL].农业机械学报,2017,48(11):28-34. XIONG Juntao, LIN Rui, LIU Zhen, et al. Visual technology of picking robot to detect Litchi at nighttime under natural environment [J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2017, 48(11): 28-34. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?file_no=20171104&flag=1. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2017.11.004. (in Chinese)
- [4] ZHANG L, JIA J D, GUI G. Deep learning based improved classification system for designing tomato harvesting robot [J]. IEEE Access, 2018, 6: 67940-67950.
- [5] 孙建桐,孙意凡,赵然,等.基于几何形态学与迭代随机圆的番茄识别方法[J/OL].农业机械学报,2019,50(增刊):22-26,61. SUN Jiantong, SUN Yifan, ZHAO Ran, et al. Tomato recognition method on iterative random circle and geometric morphology [J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2019, 50(Supp.): 22-26, 61. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=2019s004&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2019.S0.004. (in Chinese)
- [6] 李寒,王库,曹倩,等.基于机器视觉的番茄多目标提取与匹配[J].农业工程学报,2012,28(5):168-172. LI Han, WANG Ku, CAO Qian, et al. Tomato targets extraction and matching based on computer vision [J]. Transactions of the CSAE, 2012, 28(5): 168-172. (in Chinese)
- [7] SI Y S, LIU G, FENG J. Location of apples in trees using stereoscopic vision [J]. Elsevier B. V., 2015, 112: 68-74.
- [8] MEHTA S S, BURKS T F. Multi-camera fruit localization in robotic harvesting [J]. IFAC-Papers Online, 2016, 49(16): 90-95.
- [9] WU G, ZHU Q B, HUANG M, et al. Automatic recognition of juicy peaches on trees based on 3D contour features and colour data [J]. Biosystems Engineering, 2019, 188: 1-13.
- [10] NYARKO K E, VIDOVIĆ I, RADOČAJ K, et al. A nearest neighbor approach for fruit recognition in RGB-D images based on detection of convex surfaces [J]. Expert Systems with Applications, 2018, 114: 454-466.
- [11] FENG J, ZENG L H, HE L. Apple fruit recognition algorithm based on multi-spectral dynamic image analysis [J]. Sensors (Basel, Switzerland), 2019, 19(4): 949.
- [12] ZHANG P, XU L H. Unsupervised segmentation of greenhouse plant images based on statistical method [J]. Scientific Reports, 2018, 8(1): 4465.
- [13] LIU D J, SHEN J, YANG H S, et al. Recognition and localization of *Actinidia arguta* based on image recognition [J]. Springer International Publishing, 2019(1): 1-8.
- [14] GENE-MOLA J, SANZ-CORTIELLA R, ROSELL-POLO R J. Fruit detection and 3D location using instance segmentation neural networks and structure-from-motion photogrammetry [J/OL]. Computers and Electronics in Agriculture, 2020, 169: 105165. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2019.105165>.
- [15] KANG H W, CHEN C. Fast implementation of real-time fruit detection in apple orchards using deep learning [J/OL]. Computers and Electronics in Agriculture, 2020, 168: 105108. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2019.105108>.
- [16] KANG H W, CHEN C. Fruit detection and segmentation for apple harvesting using visual sensor in orchards [J]. Sensors (Basel, Switzerland), 2019, 19(20): 4599.
- [17] INKYU S, GE Z Y, FERAS D, et al. Deep fruits: a fruit detection system using deep neural networks [J]. Pubmed, 2016, 16(8): 1222.
- [18] NAN F, LI Y, JIA X H, et al. Application of improved SOM network in gene data cluster analysis [J]. Measurement, 2019, 145: 370-378.
- [19] LV J D, WANG Y J, NI H M, et al. Method for discriminating of the shape of overlapped apple fruit images [J]. Biosystems Engineering, 2019, 186: 118-129.
- [20] ABHAY K, DEEPTI M. Effective segmentation and classification of tumor on liver MRI and CT images using multi-kernel K-means clustering [J]. Biomedizinische Technik, 2019, 65(3): 301-313.
- [21] GHOSH P, MALI K, SITANSU K D. Use of spectral clustering combined with normalized cuts (N-Cuts) in an iterative K-means clustering framework (NKSC) for superpixel segmentation with contour adherence [J]. Pattern Recognition and Image Analysis, 2018, 28: 400-409.
- [22] ROUSHANGAR K, ALIZADEH F. A multiscale spatio-temporal framework to regionalize annual precipitation using K-means and self-organizing map technique [J]. Journal of Mountain Science, 2018, 15(7): 1481-1497.