doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2026.13.028

基于距离变换和凹点分析的粘连樱桃快速分割方法

吴晓瑶[1,2]　杨佳欣[1]　李功燕[1]　张　舒[1]

（1.中国科学院微电子研究所，北京 100029；2.中国科学院大学集成电路学院，北京 101408）

摘要：针对樱桃分选线上因果实体积较小易发生粘连，影响分选效率的问题，提出了一种结合质心检测与凹点匹配的快速分割算法。首先，利用距离变换结合邻域极大值方法精确提取樱桃质心，并根据提取的质心划分粘连区域。然后，采用凹点分析法处理不同粘连情况的区域，利用凹点匹配筛选得到预备分割直线。为进一步提高分割精度，对可能影响果体形状的分割线周围区域进行 USM（Unsharp Mask）锐化，并结合梯度信息进行精细分割。试验结果表明，本文提出的质心检测方法精确率和召回率分别为 98.54% 和 97.93%，较距离变换腐蚀法提升了 5.64、11.18 个百分点；凹点检测精确率和召回率分别为 92.95% 和 94.76%，较凸包法提升了 3.52、20.58 个百分点；粘连分割的效果优于分水岭方法，能更精确地处理不同粘连情况，计算耗时 6 ms。本文方法具有较高的准确率和较短的耗时，能够满足樱桃分选生产线的实时处理需求。

关键词：樱桃分选；粘连分割；距离变换；邻域极大值；凹点检测

中图分类号：S789；TP391.4　　**文献标识码**：A　　**文章编号**：1000-1298(2026)13-0339-08　　**OSID**：

Fast Segmentation Method for Overlapping Cherries Based on Distance Transform and Curvature Concave Point Analysis

Wu Xiaoyao[1,2]　Yang Jiaxin[1]　Li Gongyan[1]　Zhang Shu[1]

(1. *Institute of Microelectronics*, *Chinese Academy of Sciences*, *Beijing* 100029, *China*

2. *School of Integrated Circuits*, *University of Chinese Academy of Sciences*, *Beijing* 101408, *China*)

Abstract: A rapid separation algorithm was proposed to solve the issue of cherry overlapping on sorting lines caused by cherries' small size, which negatively impacted sorting efficiency. The algorithm aimed to improve the accuracy and speed of cherry separation, addressing the problem of different overlapping scenarios: the proposed algorithm efficiently combined centroid detection and concave point matching to separate cherries. Firstly, the foreground image was expanded by using edge tangent extension and the distance transform values of the cut fruit bodies were accurately calculated. The centroid of the cherries was then extracted by using the distance transform and neighborhood maximum methods. The thresholding and small window maximum methods were used to accelerate centroid extraction. Curvature analysis and point clustering methods were employed to accurately detect the concave points of the inner and outer contours for concave point extraction. These concave points were used to handle areas with varying overlapping situations and applied concave point matching to filter out preliminary separation lines. Finally, to enhance segmentation accuracy, the regions around the separation lines, which might affect the fruit's shape, were sharpened by using Unsharp Mask (USM), and refined segmentation was performed by incorporating gradient information, resulting in more accurate overlapping separation curves. Experimental results showed that the centroid detection method proposed achieved precision and recall rates of 98.54% and 97.93%, respectively, improving by 5.64 and 11.18 percentage points compared with that of the distance transform erosion method. The precision and recall rates for the concave point detection were 92.95% and 94.76%, respectively, showing improvements of 3.52 and 20.58 percentage points over that of the convex hull method. The proposed algorithm demonstrated

收稿日期：2025-02-08　修回日期：2025-03-18

基金项目：江西省重大科技研发专项（20223AAE02005）

作者简介：吴晓瑶（1989—），女，博士生，高级工程师，主要从事计算机视觉在果蔬分选中的应用研究，E-mail：506597216@qq.com

通信作者：李功燕（1979—），男，研究员，博士，主要从事图像处理应用研究，E-mail：ligongyan@ime.ac.cn

greater precision in separating cherries under various overlapping conditions than watershed-based separation methods. On an AMD Ryzen 5 3600 6 - Core Processor, the segmentation of 989 pixel × 200 pixel images took 6 ms. The proposed method achieved high detection accuracy and significantly reduced processing times, making it suitable for real-time processing in cherry sorting production lines. It effectively met the demands of both accuracy and efficiency for the industry.

Key words: cherry sorting; overlapping segmentation; distance transform; neighborhood maximum; concave point detection

0 引言

近年来,随着“一带一路”政策的推进,来自智利的樱桃(车厘子)进入国内市场并深受大众欢迎,国民对樱桃的需求量也在增加[1]。目前对樱桃的分级主要依赖人工分拣,但是存在效率低、人工成本高等缺陷[2-3]。樱桃作为一种果体较小的水果,在实际生产线中会存在果梗交叠、果体粘连等复杂情形,因此为了得到更加精确的分割效果,便于樱桃的品质分析并满足生产线的时间要求[4-6],在分级之前应用机器视觉技术[7-8]对樱桃的粘连果进行快速分割显得尤为重要。

对粘连图像的分割处理已经有很多经典算法:在基于图论的分割方法中,文献[9]通过计算图像中网格特征点的密度,将密度峰值点作为聚类中心,并将图像中所有特征点根据聚类中心进行聚类,将得到的像素块作为超像素进行粘连分割,能有效减少超像素中的过分割情况;文献[10]通过对图像进行超像素初分割后进行迭代分割,最后对相邻超像素存在过分割情况的进行合并,可以得到更为精确的图像目标边界。但是基于图论的分割方法会因图像分辨率提升出现运算量大、运算速度慢等问题[11-13]。在基于距离变换的分割方法中,文献[14]通过对蚕茧前景图进行距离变换并归一化得到距离变换灰度图,再利用最大类间方差法进行二值化,结合形态学膨胀方法实现蚕茧的分离和图像的复原,但是这种方法主要用于蚕茧计数,对蚕茧形状的保留并不完整。在基于形态学的分割方法中,文献[15]对雾滴进行迭代开运算,直到不再有新雾滴产生,以此作为分水岭算法标记,对叶片上的粘连雾滴进行分水岭算法分割,可以实现对叶片雾滴的有效分割,但是对粘连程度较高和长条形粘连雾滴的分割效果欠佳;文献[16]使用改进的 Otsu 算法结合分水岭算法对自然环境的苹果进行两级分割并用 Hough 圆进行拟合,对分割以后苹果形态有一定改善,但是在光照暗或水果颜色偏深的情况下分割精度欠佳。在基于深度学习的分割方法中,文献[17]将细胞图像分为前景、背景和边界 3 类,提出了一种改进的加权交叉熵损失函数,训练得到的分割模型可以对细胞边界进行有效提取,但是卷积神经网络进行模型的训练需要有庞大的标记数据集作为支撑,而且推理耗时较长[18-19]。在基于凹点匹配的分割方法中,文献[20]基于连通域的面积和周长选定种子粘连区域,然后利用凸包找到连通域的凹点并对凹点进行匹配实现粘连分割,但是这种方法对高度粘连的种子凹点查找不够精确;文献[21]提出的凹点检测与分割方法中加入了椭圆拟合,可以一定程度上保留重叠细胞的形态,但是对特殊形状仍无法做到对边界的精确提取;文献[22]利用凸包缺陷提取蛋鸡前景图的凹点,并通过凹点随机连线以后,对子连通域面积进行比较和凹点匹配,实现蛋鸡的分离,但是这种算法的运算效率较低,随着粘连的增加算法耗时较长。

综上,由于加工现场对分选的实时性要求很高,因此凹点匹配分割法在该场景中的实用性会更强[23-24]。本文针对樱桃果粘连的复杂情况提出一种粘连樱桃快速分割的方法,降低候选匹配的数量和提高凹点匹配的准确率。首先通过计算粘连果体区域的单个果体质心并提取相邻果体质心之间的粘连部分,将针对整幅图像的分割转化为仅需对局部区域分割,然后对提取区域作凹点分析和凹点匹配,对凹点匹配以后得到的区域使用边缘梯度信息作进一步分割,保留果体真实边缘,最终实现粘连樱桃果体的快速分割。

1 图像采集与预处理

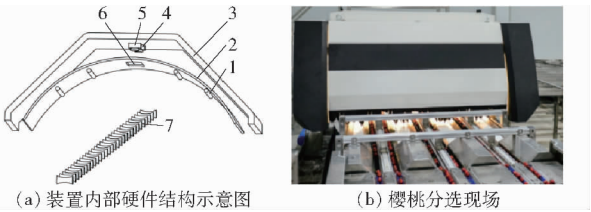
1.1 图像采集

樱桃采集的机器视觉系统主要为一个彩色相机和一个红外相机,彩色相机型号为 Basler acA1300 - 60gc,红外相机型号为 Basler acA1300 - 60gm,使用 LED 光源为樱桃提供照明。搭载图像采集设备的水果分选机如图 1 所示。

图像背景为生产线上黑色的樱桃传送带,采集得到的彩色和红外樱桃图像分辨率均为 989 像素 × 200 像素,彩色图如图 2a 所示,红外图如图 2b 所示。由于红外图像样本前背景的对比度较大[25-26],所以可通过阈值分割得到樱桃前景,如图 2c 所示。

1.2 试验样本

本研究的试验数据在大连吴明果业的樱桃分选

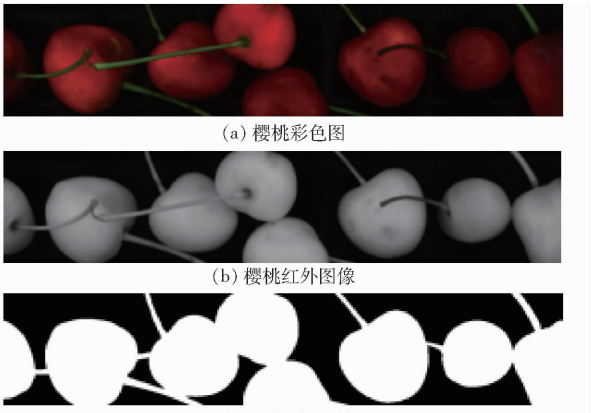


(a) 装置内部硬件结构示意图　　(b) 樱桃分选现场

图 1　图像采集设备

Fig. 1　Image acquisition equipment

1. LED 光源　2. 反光罩　3. 防护罩　4. 彩色相机　5. 红外相机　6. 检测口　7. 传送带滚轮



(a) 樱桃彩色图

(b) 樱桃红外图像

(c) 樱桃前景提取结果

图 2　相机采集的原始图像及分割预处理后的图像

Fig. 2　Original images captured by camera and segmented foreground images

现场采集，样本数据的樱桃品种为美早，试验样本的摆放模拟真实生产线情况，存在较多果体与果体粘连、果体与果梗粘连的情况(图 2a)。

2　樱桃果体粘连分割算法

2.1　算法流程

利用红外相机初步分割，得到粘连果体前景，然后根据得到的果体前景计算每个果体的质心，相邻果体质心之间的部分如果是完整的连通域则认为是两个果体的粘连区域。对粘连区域轮廓点遍历找到凹点并进行匹配，得到候选分割线，如果粘连区域有多个果则迭代运算，直到分割后的每个区域只有一个质心为止，最后根据分割线周围图像，进行精确分割得到最后的分割结果。算法流程如图 3 所示。

2.2　基于距离变换的樱桃果体质心提取算法

2.2.1　距离变换

距离变换[27]是一种常用的图像处理方法，可以用来计算图像中每个像素点到最近的零像素点之间的距离，本试验中通过使用欧氏距离[28]对由红外图像得到的 $M \times N$ 前景图进行距离变换，距离变换的计算方法为

$$D_{(i,j)} = \min\{\sqrt{(i-x)^2+(j-y)^2}, (x,y) \in \boldsymbol{G}\} \quad (i=0,1,2,\cdots,M;\ j=0,1,2,\cdots,N) \qquad (1)$$

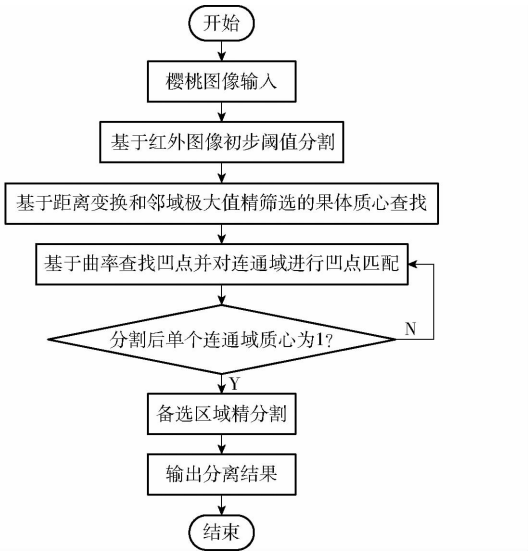


图 3　粘连樱桃分割算法流程

Fig. 3　Segmentation algorithm workflow for overlapping cherry

式中　(i,j)——像素点坐标

$D_{(i,j)}$——距离变换以后的结果图坐标距离

(x,y)——图像背景 $\boldsymbol{G}$ 的零像素点坐标

2.2.2　樱桃质心提取算法

由于生产线上樱桃粘连情况复杂，直接对粘连前景进行质心提取，为了满足现场运算时间需求，提出了一种快速精确查找复杂质心的方法，步骤如下：

(1)边界距离变换优化。由于在图像边缘存在不完整的果，为了使距离变换结果更加准确，对图像边缘外扩补白边，外扩的白边宽度由前景与边切线长度决定，白边示意图如图 4a 外围灰色区域所示。最终得到的距离变换结果图如图 4b 所示，可以看到果子前景的中心部分颜色明亮，边缘部分颜色灰暗。

(2)阈值 B 设定。根据果体前景图找到不同的果体连通域，在距离变换图的所有连通域中找到最大值 F_{max}，因为一般情况下大小果的果体半径不会相差 4 倍之大，以及相邻果的果体质心距离至少大于 0.25 倍果体半径，所以将质心二值化筛选的阈值 B 设置为 0.25 F_{max}。

(3)质心初筛选。对距离变换后的图像每个像素点，仅保留其为 3 × 3 邻域极大值的点，同时也将小于阈值 B 的像素点去除，得到候选质心点集 D_0，最终筛选结果如图 4c 所示。通过质心初筛选可以先去除大部分候选点，减少后续参与质心精筛选的点数。

(4)质心精筛选。对 D_0 中每个点进行 B 邻域筛选，仅保留其为 $B \times B$ 邻域极大值的点，从质心初筛选到精筛选的示意图如图 5 所示。如果 $D_0[i]$ 的值比 B 邻域内任何一点的值都大则直接保留，相等则取邻域加和最大的点，否则直接去除该候选点，结果如图 4d 所示，将单个连通域中有多个质心点的部分

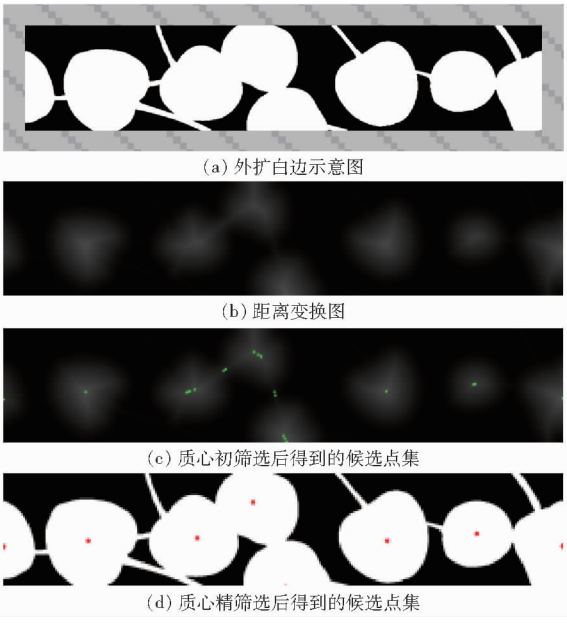


图 4 樱桃果体质心提取算法过程图

Fig. 4 Cherry fruit body centroid extraction algorithm process images

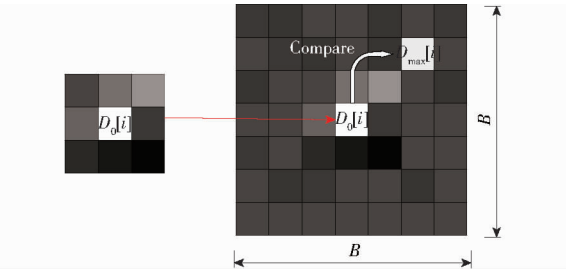


图 5 从初筛选到精筛选示意图

Fig. 5 Diagram from pre-filtering to fine filtering

传入后续的凹点匹配流程,单个连通域仅单个质心点的直接作为单果体输出。

2.3 基于凹点匹配的粘连果体分割算法

2.3.1 凹点匹配与候选切割线的提取

通过观察樱桃前景图和质心分布,可以看到樱桃果体相粘连的部分处于两个樱桃质心之间,所以对粘连部分提取,将整幅图像的分割细化到局部区域的分割,可以得到初步的分割直线,提取过程如下:

(1)粘连区域的选取。根据质心提取算法得到的质心点集,选择两两相邻的质心点相连,分别过两个质心点作连线的垂线,两条垂线之间的果体区域认为是相邻果体的粘连区域,如图 6 所示。通过图 6 可以看到,最终提取的粘连轮廓是由两条经过果体质心的直线和两条包含粘连边界信息的弧线组成,整体上可以分为果体粘连(图 6d、6e、6g)和果梗粘连两大类,而果梗粘连因为樱桃果梗较长故存在果梗简单粘连(图 6b、6f)和果梗交叠导致的有孔粘连(图 6c)。

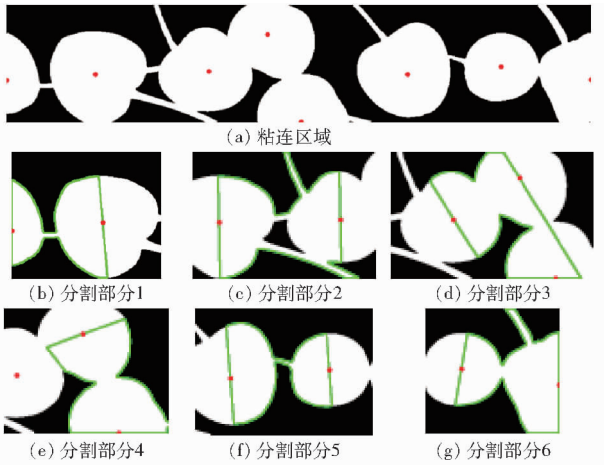


图 6 相邻果体粘连区域提取

Fig. 6 Extraction of adjacent fruit overlapping areas

(2)凹点分析法。分别查找连通域的内外轮廓,可以得到上下包围的两条弧线 S_0、S_1 以及内轮廓弧线 S_h。内外轮廓上任意一点的夹角向量由通过当前点的前第 d 个点 P_{01}、当前点 P_0 以及当前点的后第 d 个点 P_{02} 构成,分别为 $\boldsymbol{p}_{01}$ 和 $\boldsymbol{p}_{02}$,其中 d 取 15,当 $\boldsymbol{p}_{01} \times \boldsymbol{p}_{02} < 0$ 时认为 P_0 是备选凹点,检测过程如图 7a 所示。由于凹点提取是遍历整条弧线上的点计算叉积所得,所以在弧线上可能连续若干个点都被判别为候选凹点,将这几个相邻点进行聚类,将聚类凹点曲线中距离曲线端点连线最远的凹点作为该段聚类凹点的最终凹点,检测过程如图 7b 所示。

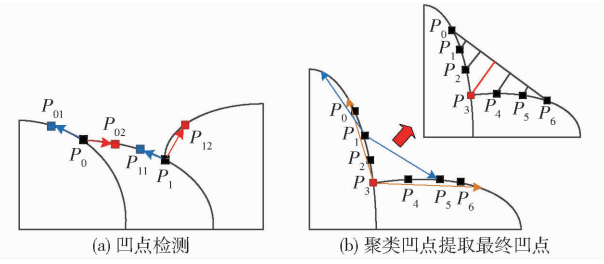


图 7 凹点检测示意图

Fig. 7 Concave point detection diagrams

经过上述流程后内外轮廓的凹点均得到检测,凹点提取效果如图 8 所示。

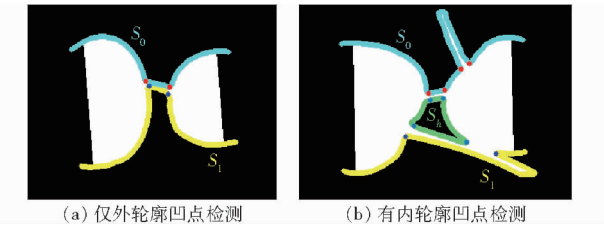


图 8 内外轮廓凹点检测效果图

Fig. 8 Internal and external contour concave point detection effect diagrams

(3)凹点匹配。当只存在外轮廓时,凹点匹配

按照距离最近原则进行匹配，当同时有内外轮廓时，外凹点均与距离最近的内凹点进行匹配，连接匹配的凹点就可以得到若干分割直线。

(4)迭代分割。将提取到的分割线对前景图进行分割，如果前景连通域中还存在一个连通域含有多个质心的情况，则将该连通域部分的图像重新作为输入重复上述步骤，直到每个连通域只有一个质心为止。

最终得到的分割直线对前景的分割效果如图 9 所示，基本可以实现粘连的初步分离。



图 9　分割直线对粘连果体分割

Fig. 9　Segmentation line for separating adhered fruit bodies

2.3.2　果体精分割

通过分割直线可以使粘连果体都得到分割，但是有部分区域比如叠果分割直接使用直线切割会影响果体形状(图 6d)，因此需要对分割区域进一步细化保留细节。对分割线进行分析，如果分割线较短，则认为对形状不产生较大影响不考虑精分割，如果分割线较长则需要进一步分割。

对较长分割线周围的区域进行提取(图 10a)，为了使边界线更加清晰，使用 USM 方法[29]对图像进行锐化处理(图 10b)。USM 最初应用于暗房摄影，是通过提取图像的高频分量以后，将高频分量放大并与原图的高频分量叠加实现，会比直接用高通滤波器得到的结果更加可信。USM 的计算公式为

$$T_{(x,y)}=\frac{I_{(x,y)}-wG_{(x,y)}}{1-w} \tag{2}$$

式中　$T_{(x,y)}$——锐化处理以后的图像

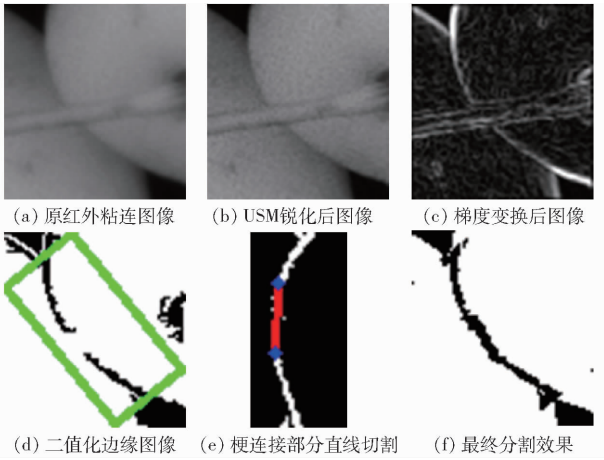
$I_{(x,y)}$——源图像

$G_{(x,y)}$——高斯模糊以后的图像

w——权重，取 0.6

将锐化处理后的图像应用 Sobel 算子提取边缘梯度信息(图 10c)，Sobel 算子[30]因为比较简单所以在实际应用中的运行效率较高，将 Sobel 算子模板尺寸设为 3，提取图像梯度信息。对梯度变换图二值化并与原图异或运算得到真实的分割边缘，如果没有梗连接可以直接进行分割分离；如果有梗连接(图 10d)，则提取候选分割直线附近的区域，并连接相邻像素值为 0 的区域(图 10e)，实现最终的分离(图 10f)。

由图 10f 可以看出经过精分割以后的图像能更加真实反映果体本来的形态，有利于后续果体分选中与果体形态相关的指标检测。



(a) 原红外粘连图像　(b) USM锐化后图像　(c) 梯度变换后图像

(d) 二值化边缘图像　(e) 梗连接部分直线切割　(f) 最终分割效果

图 10　精分割过程图

Fig. 10　Precise segmentation process

3　试验结果与分析

对第 1 节采集到的图像数据开展试验，图像处理软件为 Visual Studio 2017，使用 Opencv 视觉库和 C + + 语言编写分离算法。试验平台为 Lenovo QiTianM530 - A403，处理器为 AMD Ryzen 5 3600 6 - Core Processor。

3.1　质心检测方法效果

3.1.1　不同质心检测算法对比

为了验证质心检测算法的性能，在试验效果的对比上将本研究算法与通过距离变换再腐蚀找质心的算法[14]进行对比试验；在算法效率提升效果的对比上将本研究算法中的初筛选部分进行拆解，验证初筛选算法各个步骤在提升算法时间效率的有效性。试验对象为 71 幅樱桃图像，共计 483 个樱桃。

选择 3 幅具有代表性的樱桃图像进行检测结果对比展示，如图 11 所示，质心检测精确率对比结果

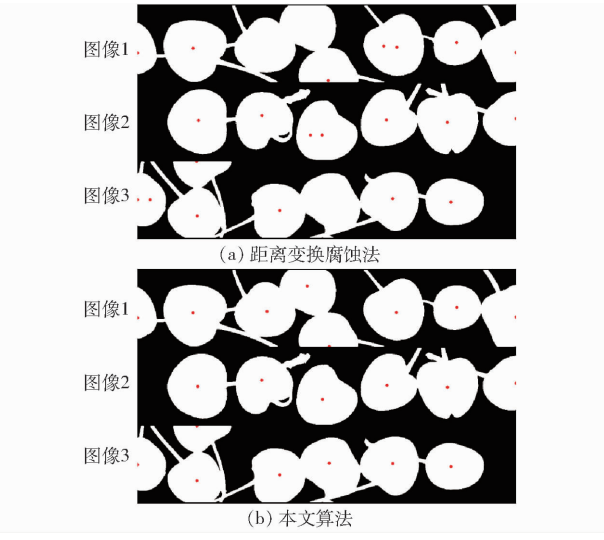


图 11　不同质心检测算法效果对比

Fig. 11　Comparison of effects of different centroid detection algorithms

见表 1。

表 1 不同质心检测算法精确率对比结果

Tab. 1 Comparison of accuracy in centroid

检测方法	正确检测个数	精确率/%	召回率/%
距离变换腐蚀法	419	92.90	86.75
本文算法	473	98.54	97.93

由表 1 和图 11 可知,距离变换腐蚀法的质心检测在樱桃粘连情况比较严重时会出现较多漏检、多检情况,这是因为同一阈值无法同时处理不同尺寸果粘连的情况,精确率和召回率仅为 92.90% 和 86.75%,而本研究算法分别提高至 98.54% 和 97.93%,较距离变换腐蚀法分别提升了 5.64、11.18 个百分点,有效减少了漏检和误检,显著提高了质心检测的准确性。

3.1.2 质心筛选加速效果对比

在质心检测效率提升效果的对比上,将本文算法中初筛选部分进行拆解,验证初筛选算法中各模块在降低算法耗时的有效性。

由表 2 可知,本研究在同时使用两种初筛选方法的情况下耗时最短,仅为 2 ms,比不经过初筛选的算法缩短了 60 ms。综上可知本研究算法中的邻域极大值筛选和距离阈值筛选可以提升质心检测算法的运行效率。

表 2 本文不同质心筛选加速模块时间对比结果

Tab. 2 Time comparison of different centroid filtering acceleration modules ms

检测方法	单幅图像时间
dt − nB	62
dt − Bth − nB	38
dt − n3 − nB	4
dt − n3 − Bth − nB	2

注:“dt”表示距离变换,“nB”表示 B 邻域极大值筛选,“n3”表示 3 邻域极大值筛选,“Bth”表示 B 距离阈值筛选。

3.2 凹点检测方法效果

3.2.1 不同凹点检测算法对比

为了验证本研究凹点检测算法的有效性,用凸包检测凹点的方法[20]与本文凹点检测法进行对比,试验对象仍为 71 幅樱桃图像,共计 821 个有效分割凹点。凹点的检测效果对比如图 12 所示,凹点检测的精确率对比结果见表 3。

由图 12 可知,基于凸包的凹点检测算法相较于本研究凹点检测算法在樱桃复杂粘连尤其是有孔粘连的情况下,凹点的检测效果较差,且不能处理一个凸包缺口中有多个凹点的情况。由表 3 可知,本研究算法对樱桃凹点检测的识别精确率和召回率分别为 92.95% 和 94.76%,相较于凸包检测法的

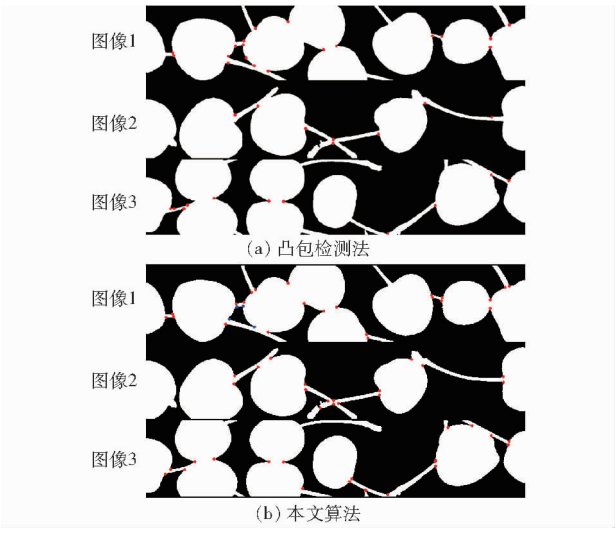


图 12 不同凹点检测算法效果对比

Fig. 12 Comparison of effects of different concave point detection algorithms

表 3 不同算法检测凹点精确率对比结果

Tab. 3 Comparison of accuracy in detecting concave point using different algorithms

检测方法	正确检测个数	精确率/%	召回率/%
凸包检测法	609	89.43	74.18
本文算法	778	92.95	94.76

89.43% 和 74.18% 分别提升了 3.52、20.58 个百分点,均有较大提升。

3.2.2 凹点匹配结果

图 13 展示了本文凹点检测后再匹配筛选的效果,展示了凹点匹配的有效性。如果按凸包检测法进行匹配,会存在漏匹配或者匹配错的情况。

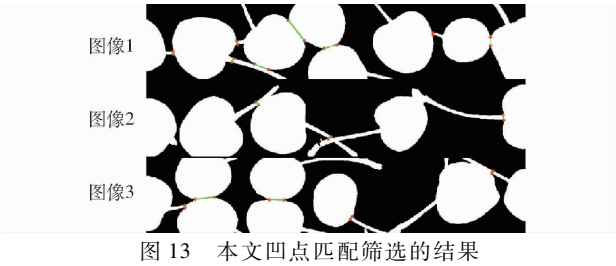


图 13 本文凹点匹配筛选的结果

Fig. 13 Results of concave point matching filtering

3.3 不同算法分割效果的对比

为了比较本研究方法的试验结果,用文献[16]中基于距离变换的分水岭算法与本研究算法的分割结果进行对比。其中分水岭算法的输入图为红外图,黑色背景也标记为 maker 的确定区域,其他确定区域为距离变化图二值化的前景。两种算法对不同粘连情况樱桃图像的分割结果如图 14 所示。

通过图 14 的测试结果可知,本研究算法可以实现对樱桃果体粘连以及樱桃果体与果梗粘连等复杂情况的有效分离,对樱桃的边缘信息保留也比较完

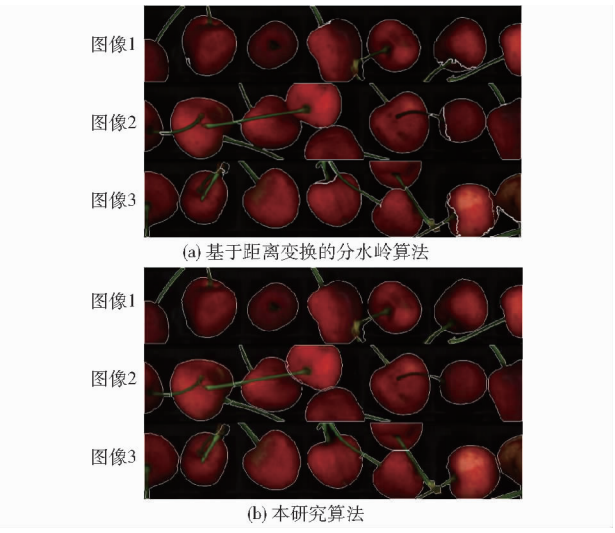


图 14　基于距离变换的分水岭算法与本研究算法分割效果对比

Fig. 14　Comparative experiment images of watershed algorithm based on distance transformation and proposed algorithm

整；而基于距离变换的分水岭算法在处理重度粘连的樱桃时会产生欠分割现象，导致分割效果不佳，当樱桃表面存在灰度变化明显的瑕疵时，还会产生过分割现象。

由于工业现场对算法时间的要求比较严格，为了比较两种算法的效率，分别用两种算法处理 100 幅流水线采集樱桃图像，基于距离变换的分水岭算法的分割时间平均为 11 ms，而本研究算法的分割时间平均为 6 ms，与分水岭算法相比，本研究在算法时间上平均缩短了 5 ms，在运算时间上具有较强的优势。

综上，本研究算法与基于距离变换的分水岭算法相比，在粘连樱桃的处理中不仅分割效果更完整，而且分割时间也更短，整体效果满足樱桃分选现场的快速加工需求。

4　结论

（1）本研究的樱桃质心检测算法在距离变换算法的基础上，通过边缘切线外扩前景和邻域极大值方法，有效提高了果体质心检测的准确率，在阈值法和小邻域窗口的初筛下，进一步提高算法的处理速度。本研究质心检测的精确率和召回率分别为 98.54% 和 97.93%，对比距离变换腐蚀法分别提升了 5.64、11.18 个百分点。并验证了初筛选中的阈值法和小邻域窗口法对降低算法耗时的有效性，经过初筛选后算法整体耗时可以缩短到 2 ms，与不经过初筛选的算法相比缩短了 60 ms，使质心检测效率得到有效提升。

（2）本研究的凹点检测算法通过用相邻轮廓点来表示每点的夹角向量，利用向量叉乘方向判定出候选凹点线，利用寻找距离凹点线缺口连线最远点的方法确定代表凹点，实现候选切割线的提取。经试验验证本研究算法可以精准处理不同樱桃粘连的复杂情况，检测有效分割凹点的精确率和召回率分别达 92.95% 和 94.76%，对比凸包检测法分别提升了 3.52、20.58 个百分点。

（3）为了能够更加完整保留樱桃形状，对候选直线较长影响樱桃形状的粘连处精准分割，对粘连部分图像采用 USM 方法锐化并使用梯度变换法进一步提取粘连边缘，对因果梗导致的连接区域进行二次分割，最终实现完整果体的分离。本研究的樱桃快速分割算法与基于距离变换的分水岭算法相比，不仅可以实现樱桃的有效分离，且算法耗时更短，单幅樱桃图像处理的平均耗时为 6 ms。

参　考　文　献

[1]　王玺，蒋建兵，李亮，等. 中国与“一带一路”沿线国家水果贸易竞争性与互补性分析[J]. 北方园艺，2024(11)：127－135.
Wang Xi, Jiang Jianbing, Li Liang, et al. Analysis of fruit trade competitiveness and complementarity between China and countries along the ‘Belt and Road’[J]. Northern Horticulture, 2024(11): 127－135. (in Chinese)

[2]　Matteo R, Matteo M, Alessandro Z, et al. Fruit ripeness classification: a survey[J]. Artificial Intelligence in Agriculture, 2023(1): 44－57.

[3]　Feng Jintao, Yang Qinyi, Tian Hao, et al. Promising real-time fruit and vegetable quality detection technologies applicable to manipulator picking process[J]. International Journal of Agricultural and Biological Engineering, 2024, 17(2): 14－26.

[4]　陈丽娟，王东，李洪雯，等. 中国樱桃不同品种(优系)果实品质分析[J]. 热带作物学报，2024，45(3)：514－523.
Chen Lijuan, Wang Dong, Li Hongwen, et al. Fruit quality analysis of different Chinese cherry varieties(excellent lines)[J]. Chinese Journal of Tropical Crops, 2024, 45(3): 514－523. (in Chinese)

[5]　裴悦琨，叶家敏，姜艳超，等. 基于机器视觉的樱桃形状及大小检测技术[J]. 食品工业，2020，41(8)：199－202.
Pei Yuekun, Ye Jiamin, Jiang Yanchao, et al. The cherry shape and size detection technology based on machine vision[J]. The Food Industry, 2020, 41(8): 199－202. (in Chinese)

[6]　Hu Guangrui, Zhang Enyu, Zhou Jianguo, et al. Infield apple detection and grading based on multi-feature fusion[J]. Horticulturae, 2021, 7(9):276.

[7]　刘佳浩，高军伟，张炳星，等. 基于机器视觉的水果分级系统[J]. 食品与机械，2023，39(6)：112－118.

Liu Jiahao, Gao Junwei, Zhang Bingxing, et al. Design of fruit grading system based on machine vision[J]. Food and Machinery, 2023, 39(6): 112 – 118. (in Chinese)

[8] Rao Yao, Li Chaofeng, Xu Feiran, et al. MSAPVT: a multi-scale attention pyramid vision transformer network for large-scale fruit recognition[J]. Journal of Food Measurement and Characterization, 2024, 18(11): 9233 – 9251.

[9] Chen Xianyi, Peng Xiafu, Wang Sun'an. Superpixel segmentation based on grid point density peak clustering[J]. Sensors, 2021, 21(19):6374.

[10] 廖苗, 李阳, 赵于前, 等. 一种新的图像超像素分割方法[J]. 电子与信息学报, 2020, 42(2): 364 – 370.
Liao Miao, Li Yang, Zhao Yuqian, et al. A new method for image superpixel segmentation[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2020, 42(2): 364 – 370. (in Chinese)

[11] Qu Shaojun, Li Qiaoliang, Chen Ming. Supervised image segmentation based on superpixel and improved normalised cuts[J]. IET Image Processing, 2019, 13(12): 2204 – 2212.

[12] 葛婷, 詹天明, 李勤丰, 等. 基于核磁共振图像的脑肿瘤分割方法研究[J]. 南京理工大学学报, 2021, 45(2): 179 – 188.
Ge Ting, Zhan Tianming, Li Qinfeng, et al. Brain tumor segmentation based on magnetic resonance images[J]. Journal of Nanjing University of Science and Technology, 2021, 45(2): 179 – 188. (in Chinese)

[13] 陈进强, 黄继梅. 基于快速 SLIC 的人工智能图像超像素分割仿真[J]. 计算机仿真, 2022, 39(6): 170 – 174.
Chen Jinqiang, Huang Jimei. Artificial intelligence image superpixel segmentation simulation based on fast SLIC[J]. Computer Simulation, 2022, 39(6): 170 – 174. (in Chinese)

[14] 古亭, 李子印, 王乐. 基于距离变换的粘连蚕茧分割方法[J]. 计算机工程与应用, 2019, 55(23): 177 – 181.
Gu Ting, Li Ziyin, Wang Le. Method for segmentation of silkworm cocoons based on distance transformation[J]. Computer Engineering and Applications, 2019, 55(23): 177 – 181. (in Chinese)

[15] Ge Xiang, Lu Jun, Cao Donglin, et al. Image segmentation of adhesive droplets based on contour solidness and watershed algorithm on leaves[J]. Journal of Chinese Agricultural Mechanization, 2023, 44(6): 182 – 191.

[16] 张彦斐, 刘茗洋, 宫金良, 等. 基于两级分割与区域标记梯度 Hough 圆变换的苹果识别[J]. 农业工程学报, 2022, 38(19): 110 – 121.
Zhang Yanfei, Liu Mingyang, Gong Jinliang, et al. Apple recognition based on two-level segmentation and region-marked gradient Hough circle transform[J]. Transactions of the CSAE, 2022, 38(19): 110 – 121. (in Chinese)

[17] 赵晓晴, 李慧盈, 苏安炀, 等. 基于加权损失函数的粘连白细胞分割算法[J]. 吉林大学学报(理学版), 2021, 59(1): 85 – 91.
Zhao Xiaoqing, Li Huiying, Su Anyang, et al. Adhesive leukocyte segmentation algorithm based on weighted loss function[J]. Journal of Jilin University (Science Edition), 2021, 59(1): 85 – 91. (in Chinese)

[18] Nie Yanwen, Yang Jiachen, Wen Huixin, et al. Light weight detection of mango surface defects based on machine vision[J]. Food and Machinery, 2023, 39(3): 91 – 95, 240.

[19] 郑太雄, 江明哲, 冯明驰. 基于视觉的采摘机器人目标识别与定位方法研究综述[J]. 仪器仪表学报, 2021, 42(9): 28 – 51.
Zheng Taixiong, Jiang Mingzhe, Feng Mingchi. Vision based target recognition and location for picking robot: a review[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2021, 42(9): 28 – 51. (in Chinese)

[20] 奚小波, 赵杰, 史扬杰, 等. 基于改进凹点分割的小麦播种籽粒落种分布在线检测方法[J]. 农业机械学报, 2024, 55(7): 75 – 82.
Xi Xiaobo, Zhao Jie, Shi Yangjie, et al. Online detection method for wheat seeding distribution based on improved concave point segmentation[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(7): 75 – 82. (in Chinese)

[21] Zhang Wanjun, Li Huiqi. Automated segmentation of overlapped nuclei using concave point detection and segment grouping [J]. Pattern Recognition, 2017, 71: 349 – 360.

[22] 张宝全, 陆辉山, 王福杰, 等. 基于凹点分析法的粘连鸡体分割方法研究[J]. 中国农机化学报, 2021, 42(2): 164 – 170, 183.
Zhang Baoquan, Lu Huishan, Wang Fujie, et al. Research on the segmentation method of adhesive chicken body based on concave point analysis[J]. Journal of Chinese Agricultural Mechanization, 2021, 42(2): 164 – 170, 183. (in Chinese)

[23] 王平, 陶德威, 熊嵩, 等. 基于凹点匹配的黏连车辆图像分割方法[J]. 南昌大学学报(理科版), 2017, 41(5): 433 – 436.
Wang Ping, Tao Dewei, Xiong Song, et al. Image segmentation method for adhesion vehicles based on concave points matching [J]. Journal of Nanchang University(Natural Science), 2017, 41(5): 433 – 436. (in Chinese)

[24] 王小鹏, 姚丽娟, 文昊天, 等. 形态学多尺度重建结合凹点匹配分割枸杞图像[J]. 农业工程学报, 2018, 34(2): 212 – 218.
Wang Xiaopeng, Yao Lijuan, Wen Haotian, et al. Wolfberry image segmentation based on morphological multi-scale reconstruction and concave points matching[J]. Transactions of the CSAE, 2018, 34(2): 212 – 218. (in Chinese)

(下转第 368 页)

55(11): 140 - 146.
Yuan Hongchun, Li Chunqiao. Research on FDC - YOLO v8 underwater biological object detection method improved by deformable convolution[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(11): 140 - 146. (in Chinese)

[25] Wang C Y, Liao H Y M, Wu Y H, et al. CSPNet: a new backbone that can enhance learning capability of CNN[C]//2020 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops (CVPRW). Seattle: IEEE, 2020: 1571 - 1580.

[26] Lin T Y, Dollar P, Girshick R, et al. Feature pyramid networks for object detection[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Los Alamitos: IEEE Computer Society, 2017:2117 - 2125.

[27] Liu S, Qi L, Qin H, et al. Path aggregation network for instance segmentation[C]//2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition(CVPR). Salt Lake City: IEEE, 2018: 8759 - 8768.

[28] Li X, Wang W, Wu L, et al. Generalized focal loss: learning qualified and distributed bounding boxes for dense object detection[C]// Proceedings of the 34th International Conference on Neural Information Processing Systems. Vancouver: NeurIPS, 2020: 21002 - 21012.

[29] Zhong J, Chen J, Mian A. DualConv: dual convolutional kernels for lightweight deep neural networks[J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2023, 34(11): 9528 - 9535.

[30] Tan M, Pang R, Le Q V. EfficientDet: scalable and efficient object detection[C]//2020 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition(CVPR). Seattle: IEEE, 2020: 10778 - 10787.

[31] Tang F, Huang Q, Wang J, et al. DuAT: dual-aggregation transformer network for medical image segmentation[C]//Pattern Recognition and Computer Vision. Cham: Springer, 2023: 343 - 356.

[32] Liu C, Li H, Wang S, et al. A dataset and benchmark of underwater object detection for robot picking[C]//2021 IEEE International Conference on Multimedia & Expo Workshops (ICMEW). Shenzhen: IEEE, 2021: 1 - 6.

[33] Wang Z, Liu C, Wang S, et al. UDD: an underwater open-sea farm object detection dataset for underwater robot picking[PP/OL]. V2. arXiv(2021 - 07 - 28)[2025 - 04 - 01]. https://arxiv.org/abs/2003.01446.

(上接第 346 页)

[25] Ma Jiajia, Wang Keqiang. Research progress of optical nondestructive testing technology for fruit quality[J]. Science and Technology of Food Industry, 2021, 42(23):427 - 437.

[26] 邵志明, 王怀彬, 董志城, 等. 基于近红外相机成像和阈值分割的苹果早期损伤检测[J]. 农业机械学报, 2021, 52(增刊 1): 134 - 139.
Shao Zhiming, Wang Huaibin, Dong Zhicheng, et al. Early bruises detection method of apple surface based on near infrared camera imaging technology and image threshold segmentation method[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021, 52(S1): 134 - 139. (in Chinese)

[27] 徐超, 肖潇, 骆燕, 等. 基于距离变换的新型骨架提取方法[J]. 仪器仪表学报, 2012, 33(12): 2851 - 2856.
Xu Chao, Xiao Xiao, Luo Yan, et al. A new skeleton extraction method based on distance transformation[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2012, 33(12): 2851 - 2856. (in Chinese)

[28] 魏亚辉, 黄耿楠, 吴福培. 基于改进分水岭算法的苹果识别方法[J]. 包装工程, 2021, 42(8): 255 - 260.
Wei Yahui, Huang Gengnan, Wu Fupei. Apple recognition method based on improved watershed algorithm[J]. Packaging Engineering, 2021, 42(8): 255 - 260. (in Chinese)

[29] Tang Huapeng, Qin Danyang, Yan Mengying, et al. Research on color image matching method based on feature point compensation in dark light environment[J]. High Technology Letters, 2023, 29(1): 78 - 86.

[30] Gan Yong, Yu Jianghao, Xue Fei, et al. Analysis of effect of light source angle on image edge of metal surfaces[J]. Journal of Applied Optics, 2021, 42(4): 614 - 621.