

基于机器视觉的香蕉果肉缺陷预测方法

Prediction method of banana pulp defect by machine vision

张 铮

熊盛辉

王孙强

胡凌辉

ZHANG Zheng XIONG Sheng-hui WANG Sun-qiang HU Ling-hui

(湖北工业大学机械工程学院, 湖北 武汉 430068)

(School of Mechanical Engineerin, Hubei University of Technology, Wuhan, Hubei 430068, China)

摘要:针对香蕉内部果肉缺陷难以预测的问题,运用机器视觉技术对香蕉果皮与果肉进行图像识别,对识别参数进行数据拟合得到果肉缺陷的预测模型。将采集到的图像灰度化并进行滤波去噪,通过双阈值二值化和形态学分析对图像进行识别处理,提取香蕉果皮、香蕉果肉、香蕉果皮黑斑与香蕉果肉缺陷。计算提取区域的像素点总数,将其作为区域面积。分别用香蕉果皮总面积/香蕉果肉总面积与果皮黑斑面积/果肉缺陷面积之比来定义香蕉果皮黑斑度与果肉缺陷度。运用多项式拟合法,根据训练样本得出果肉缺陷预测函数,对预测函数进行残差分析。通过预测模型对香蕉划分等级,总准确率达到 88.9%,与通过香蕉果皮进行等级划分其他方法相比,试验所得模型的预测准确率较高,表明通过香蕉果肉进行预测的方法具有一定的优越性。

关键词:香蕉;机器视觉;缺陷预测;多项式拟合

Abstract: In view of the problem that it is difficult to predict the inner pulp defect of banana, the machine vision technology is employed to recognize the image of banana peel and pulp, and then fits the recognition parameters to get the prediction model of pulp defect. The collected image, grayed and filtered, is recognized by double threshold and morphological analysis to extract banana peel, banana pulp, banana peel black spot and banana pulp defect. Thereafter, the total number of pixels in the extracted region is calculated, and the total number of pixels is taken as the area of the region. The ratio of the total area of banana peel / total area of banana pulp to the area of black spot of banana peel / defect area of banana pulp is used to define the degree of black spot of banana peel and defect of banana pulp. Using polynomial fitting method, the prediction function of pulp defect is obtained according to the training samples, and the residual analysis is car-

ried out. The accuracy of banana grading was 88.9%. Compared with the other method to predict the defection of class by peel of banana, the accuracy of prediction mathematic is better, indicating the more practice value of predicting by flesh of banana in this study.

Keywords: banana; machine vision; defect prediction; polynomial fitting

由于多种果蔬在成熟后果肉较软,在采集、运输过程中极易损伤果肉,果肉发生物理损伤后极易导致变质。对果肉缺陷检测的传统方法一般采用肉眼对表皮的纹理颜色进行判别,但该方法主观性强且误差较大。机器视觉与图像处理作为一种无损检测方法^[1],对果蔬的纹理、颜色、大小、形状具有较高效率的检测识别。杨涛等^[2]根据 HSV 颜色模型与图像投影面积法对草莓的质量进行评估,在采用加权法计算质量与形状评分对草莓等级进行精准划分,其准确率高达 90%。项辉宇等^[3]采用基于 Halcon 的图像处理方法,依据 RGB 颜色模型,利用模板匹配法,实现对苹果的缺陷检测以及颜色识别。李国进等^[4]提出了一种基于计算机视觉技术和极限学习机神经网络对芒果品质的分级方法。李江波^[5]以脐橙为研究对象,采用 RGB 成像技术、荧光光谱技术和可见近光谱技术对脐橙常见缺陷的检测方法进行了探讨。对于果蔬的视觉检测已成为机器视觉领域的重要研究内容。

目前基于视觉的香蕉成熟度分析与缺陷检测已有一定的研究。胡孟晗等^[6]以青香蕉为研究对象,利用计算机视觉对香蕉在成熟过程中的果皮颜色和纹理进行检测,结果表明在香蕉成熟期的第 6 阶段前的果皮状况可用 R 、 B 均值的变化进行描述,第 6 阶段后的果皮状况可用共生矩阵的均匀度和对比度进行描述。赵文锋等^[7]以 Matlab 图像处理技术为基础,分割出香蕉图像并进行图像处理,最后根据香蕉果皮色素组成对香蕉成熟度进行检测分级。综上,多数研究者都是基于视觉对香蕉表皮进行检测识别,而没有进一步对香蕉内部果肉的品质缺

基金项目:国家自然科学基金项目(编号:61976083)

作者简介:张铮(1970—),男,湖北工业大学教授,博士。

E-mail: 271998085@qq.com

收稿日期:2020-05-09

陷进行预测分析。研究拟利用机器视觉技术获取香蕉表皮与果肉图像,经图像处理,获取有关缺陷的相关信息,将获取到的信息通过函数拟合进行分析比对,以期在不剥开香蕉皮情况下对香蕉内部果肉缺陷进行快速、准确的等级划分。

1 基于机器视觉的图像特征参数分析

1.1 图像识别的材料与仪器

香蕉样本来自农副产品市场,在购置香蕉中随机挑选 40 个果皮有不同程度黑斑的香蕉,其中 20 个作为训练样本,另外 20 个作为预测样本。

利用机器视觉技术对图像进行采集,机器视觉系统组成如图 1 所示。采用型号为 MV-CH089-10UC 海康威视工业相机,获取图像像素为 $4\,096 \times 2\,160$,帧率为 32 Hz,曝光时间为 $1/100\text{ s}$,信噪比 38 dB,对相机闪光灯选择禁用状态。相机镜头 25mmZX-SF2520C,垂直位于样品正上方 40 cm 处。光源采用 ZX-LA7000 环形光源,功率为 10 W。对 20 个训练样本分别在 4 个不同方向进行图像采集,采集到的一对典型香蕉表皮与果肉图像如图 2 所示。

1.2 基于机器视觉的图像处理

由于采集到的原始图像黄色成分大于其他成分,黄色 RGB 值分布为 225,225,0,因此通过强调红色与绿色成分、抑制蓝色成分的方法将原始图像转化为灰度图像。具体方法如式(1)所示。

$$\text{pixel}(x,y)=\begin{cases} 0 & K \times (G+R-2B) \leq 0 \\ K \times (G+R-2B) & \text{other} \end{cases}, \quad (1)$$

式中:

R, G, B ——点 (x, y) 在原始图像中红、绿、蓝的值;

pixel ——点 (x, y) 处理结果后在灰度图像中的灰度值;

K ——灰度图像对比值,可根据不同光照条件来取值。

将得到的灰度图像进行平滑处理(或去噪声),采用均值滤波算法,用 3×3 的领域模板对灰度图像进行卷积运算,去除尖锐噪声,如图 3 所示。

采用双阈值二值化^[8-9]处理方法,根据式(2)对图像进行二值化处理,将果皮图像、果肉图像、果皮黑斑、果肉缺陷进行提取。

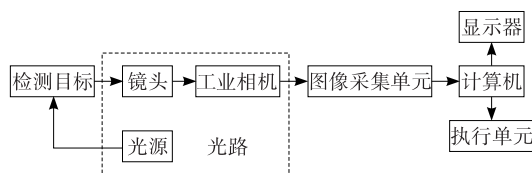


图 1 机器视觉系统组成

Figure 1 Composition of machine vision system

$$g(x,y)=\begin{cases} 255 & t_1 \leq f(x,y) \leq t_2 \\ 0 & \text{other} \end{cases}, \quad (2)$$

式中:

$g(x, y)$ ——处理后的图像在点 (x, y) 处的灰度值;

$f(x, y)$ ——处理前的图像在点 (x, y) 处的灰度值;

t_1, t_2 ——双阈值。

将图像分割后,为减少后续特征参数与计算的误差,对图像分割区域进行形态学分析^[10-11]。腐蚀与膨胀是形态学处理的基础,为避免香蕉茎对香蕉果皮的特征参数提取造成干扰,且考虑到香蕉在成熟后会有少量黑色素形成黑斑(这些小黑斑并不表示香蕉果肉会有缺陷),

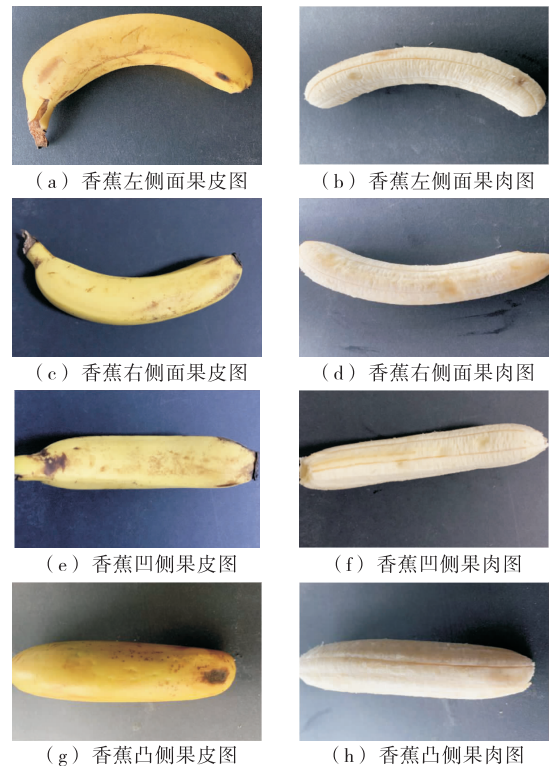


图 2 采集的原始图像

Figure 2 Original image collected

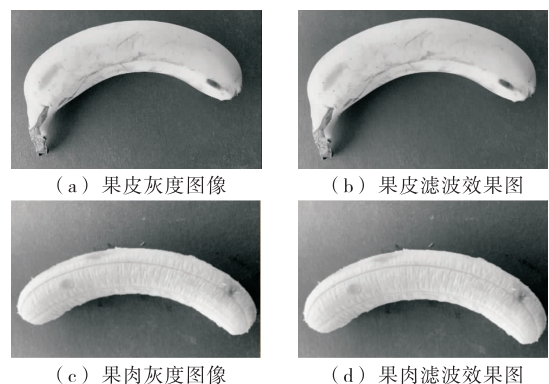


图 3 灰度图像与滤波效果图

Figure 3 Gray image and filtering effect

需对香蕉果皮图像以及果皮黑斑图像根据式(3)进行腐蚀运算:通过结构元素对二值图像中的每一个像素点进行扫描,扫描过程中将结构元素与被覆盖的像素点做“与”计算,如果计算结果均为 1,则该图像像素值为 1,否则该值为 0。图像最后处理结果如图 4 所示。

$$(f \ominus b)(s, t) = \min\{f(s + x, t + y) + b(x, y)(s + x, t + y) \in D_f, (x, y) \in D_b\}, \quad (3)$$

式中:

$f(x, y)$ ——输入图像;

$b(x, y)$ ——结构元素。

1.3 图像特征参数的提取与计算

试验中图像面积通过像素点的总和来表示。对 20 个训练样本通过图像采集、图像处理,提取其中各图像像素点数量,并将 4 个不同方向的图像像素点数进行相加,进行相加后的值分别作为香蕉的果皮总面积、果肉总面积、果皮黑斑总面积与果肉缺陷总面积,通过提取出来的果皮与果肉特征参数计算出训练样本香蕉的黑斑度与缺陷度,见表 1。其中香蕉果皮黑斑度通过果皮的黑斑面积与果皮的整体面积之比来表示,香蕉缺陷度通过果肉的缺陷面积与果肉的整体面积之比来表示,缺陷度越大,表示香蕉果肉损伤越严重。根据农业部行业标准(NY/T 3193—2018)对香蕉等级规格的分类,可得出不同缺陷度

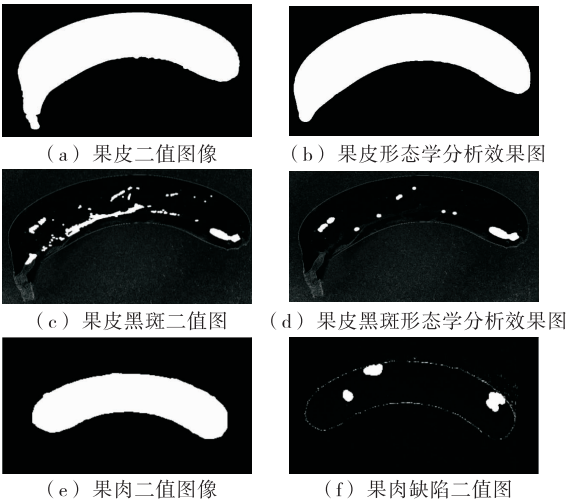


图 4 图像处理效果图

Figure 4 Image processing effect

范围香蕉果肉等级的划分,见表 2。

2 果肉缺陷预测模型

2.1 果肉缺陷预测的数学模型

采用多项式拟合^[12]的方法,香蕉果皮黑斑度作为输入变量 X ,香蕉果肉缺陷度作为输出变量 Y ,对于已知数据点 $(x_i, y_i) (i = 0, 1, 2, \dots, 19)$ 画出函数图形。假定拟

表 1 训练样本中香蕉图像像素点的统计、计算与等级划分

Table 1 Statistics, calculation and grading of banana image pixels in training samples

样本序号	果皮总面积	果肉总面积	果皮黑斑总面积	果肉缺陷总面积	黑斑度	缺陷度	等级
①	8 540 628	7 285 488	137 086	136 515	0.016 1	0.018 7	二等品
②	8 040 001	6 846 564	98 205	79 655	0.012 2	0.011 6	一等品
③	8 550 235	7 200 565	130 906	129 065	0.015 3	0.017 9	一等品
④	8 132 562	6 846 525	100 659	86 595	0.012 4	0.012 7	一等品
⑤	7 956 465	6 525 946	53 655	25 765	0.006 7	0.003 9	一等品
⑥	8 852 652	7 600 365	63 065	40 365	0.007 1	0.005 3	一等品
⑦	7 798 564	6 365 264	149 564	140 956	0.019 2	0.022 1	二等品
⑧	7 065 523	5 685 652	156 852	156 035	0.022 2	0.027 4	三等品
⑨	8 965 231	7 523 632	109 564	87 865	0.012 2	0.011 7	一等品
⑩	8 856 482	7 700 362	98 564	82 659	0.011 1	0.010 7	一等品
⑪	8 564 880	7 265 856	136 586	130 645	0.015 9	0.018 0	二等品
⑫	7 756 833	6 462 565	116 585	109 064	0.015 0	0.017 4	一等品
⑬	9 065 953	7 758 635	36 542	12 064	0.004 0	0.001 6	一等品
⑭	9 126 546	7 748 956	56 954	30 654	0.006 2	0.004 0	一等品
⑮	8 135 286	6 856 854	120 654	119 685	0.014 8	0.017 5	一等品
⑯	7 965 256	6 598 658	135 685	134 035	0.017 0	0.020 3	二等品
⑰	7 859 653	6 598 960	116 505	109 052	0.014 8	0.017 0	一等品
⑱	7 785 462	6 365 992	146 256	140 985	0.018 8	0.022 1	二等品
⑲	7 987 125	6 598 608	132 569	130 658	0.016 6	0.019 8	二等品
⑳	7 905 862	6 690 167	99 865	81 365	0.012 6	0.012 2	一等品

表 2 香蕉果肉等级缺陷度统计范围
Table 2 Statistical range of defect degree
of banana pulp grade

等级	缺陷度
一等品	≤ 0.0180
二等品	$0.0180 \sim 0.0230$
三等品	≥ 0.0230

合多项式的次数为 $n=3$, 列表计算 $\sum_{i=0}^0 x_i^j (j=0,1,\dots,6)$

和 $\sum_{i=0}^{19} x_i^j y_i (j=0,1,\dots,6)$; 写出法方程组:

$$\begin{bmatrix} 20 & \sum_{i=0}^{19} x_i & \sum_{i=0}^{19} x_i^2 & \sum_{i=0}^{19} x_i^3 \\ \sum_{i=0}^{19} x_i & \sum_{i=0}^{19} x_i^2 & \sum_{i=0}^{19} x_i^3 & \sum_{i=0}^{19} x_i^4 \\ \sum_{i=0}^{19} x_i^2 & \sum_{i=0}^{19} x_i^3 & \sum_{i=0}^{19} x_i^4 & \sum_{i=0}^{19} x_i^5 \\ \sum_{i=0}^{19} x_i^3 & \sum_{i=0}^{19} x_i^4 & \sum_{i=0}^{19} x_i^5 & \sum_{i=0}^{19} x_i^6 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a_0 \\ a_1 \\ a_2 \\ a_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sum_{i=0}^{19} y_i \\ \sum_{i=0}^{19} x_i y_i \\ \sum_{i=0}^{19} x_i^2 y_i \\ \sum_{i=0}^{19} x_i^3 y_i \end{bmatrix}, \quad (4)$$

式中:

a_0, a_1, a_2, a_3 ——多项式系数。

求出 a_0, a_1, a_2, a_3 , 拟合出多项式:

$$f(x) = \sum_{k=0}^3 a_k x^k. \quad (5)$$

原始函数图形与拟合函数如图 5 所示。由图 5 可知, 原始图像与拟合图像差距较小。为了进一步精确评估原始函数图形与拟合函数的差距, 继续对拟合函数进行残差分析:

$$e_i = y_i - \hat{y}_i, \quad (6)$$

式中:

e_i ——第 i 个观测值残差;

y_i ——第 i 个观测值;

$\hat{y}_i$ ——第 i 个预测值。

训练样本残差图如图 6 所示。由图 6 可知: 训练样本残差分布在值域 $[-1.0 \times 10^{-3}, 1.5 \times 10^{-3}]$, 残差值分布区间较小, 整体拟合范围也呈现出均匀扩散状态, 训练样本残差值与其变量黑斑度不相关且相邻残差不具有自

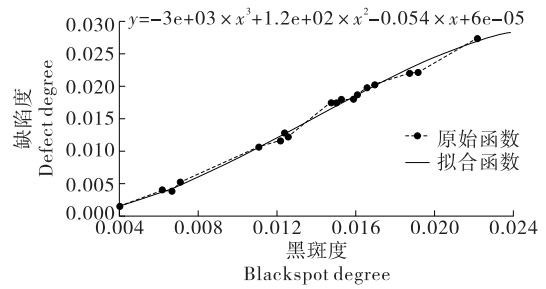


图 5 训练样本函数图像与拟合函数图像

Figure 5 Training sample function image and fitting function image

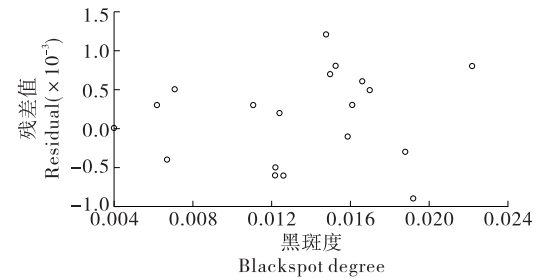


图 6 训练样本残差图

Figure 6 Residual diagram of training samples

相关性(当前残差值无法预测到下一个残差值)。分析可知此拟合函数模型较为准确。

2.2 果肉缺陷预测的准确率分析

根据 1.2 节的图像处理与 1.3 节的特征参数提取计算, 将采集到的预测样本通过拟合函数进行缺陷度的预测, 根据预测结果对香蕉进行等级划分, 如表 3 所示。

将预测样本进行等级划分并计算出准确率, 见表 4。由表 4 可知: 通过预测模型对香蕉等级划分, 总准确率达到 88.9%, 其整体分类准确性较高。分别对每个等级预测准确率分析可知, 一等品的预测准确率为 91.7%, 二等品的预测准确率为 100.0%, 三等品的预测准确率为 75.0%, 三等品的预测准确率低于一等品与二等品, 这是因为三等品香蕉果皮的黑斑分布较广且较为密集, 在进行图像处理时对果皮黑斑像素提取产生误差, 造成试验数据的线性度较差, 从而对预测的准确率造成一定的影响。

以相同的 20 个预测样本为研究对象, 基于文献[7]中对香蕉成熟度分析的研究, 将图像处理后的香蕉, 提取出香蕉果皮色素直接对香蕉进行等级划分, 计算出总准确率为 82.5%, 对比由果肉缺陷的预测值进行等级划分, 其准确率低了 6.4%。在缺少对香蕉果肉缺陷的预测情况下, 无法对香蕉果肉进行一个良好的评估, 从而导致等级划分的准确率较低。

3 结论

(1) 基于机器视觉对香蕉果皮表面进行图像处理, 提

表 3 预测样本数据

Table 3 Forecast sample data

样本 序号	黑斑度	预测值		观测值	
		缺陷度	等级	缺陷度	等级
①	0.015 5	0.017 5	一等品	0.017 6	一等品
②	0.012 0	0.011 8	一等品	0.011 7	一等品
③	0.016 6	0.019 2	二等品	0.018 8	二等品
④	0.013 0	0.013 4	一等品	0.013 6	一等品
⑤	0.006 0	0.003 5	一等品	0.003 1	一等品
⑥	0.010 0	0.008 7	一等品	0.009 0	一等品
⑦	0.019 3	0.023 1	三等品	0.022 5	三等品
⑧	0.012 3	0.012 3	一等品	0.011 9	一等品
⑨	0.015 0	0.016 7	一等品	0.017 0	一等品
⑩	0.012 7	0.013 0	一等品	0.012 4	一等品
⑪	0.012 3	0.012 3	一等品	0.012 9	一等品
⑫	0.022 5	0.026 9	三等品	0.022 6	二等品
⑬	0.022 0	0.026 4	三等品	0.023 0	三等品
⑭	0.018 0	0.021 3	二等品	0.020 0	二等品
⑮	0.017 0	0.019 8	二等品	0.018 0	二等品
⑯	0.012 5	0.012 6	一等品	0.012 7	一等品
⑰	0.010 2	0.009 0	一等品	0.011 0	一等品
⑱	0.017 0	0.019 8	二等品	0.018 1	二等品
⑲	0.017 6	0.020 7	二等品	0.017 4	一等品
⑳	0.022 3	0.026 7	三等品	0.023 1	三等品

表 4 预测样本等级划分准确率

Table 4 Accuracy rate of prediction sample classification

等级	真实个数	预测个数	准确率/%
一等品	12	11	91.7
二等品	5	5	100.0
三等品	3	4	75.0
合计			88.9

取训练样本中香蕉果皮与果肉的表面特征参数,计算出果皮的黑斑度与果肉的缺陷度;将黑斑度作为函数输入,缺陷度作为函数输出,根据多项式拟合寻找出数据的最佳函数匹配,建立预测模型。

(2) 通过匹配结果进行残差分析,残差图中各点分布具有恒定均匀扩散性,残差与变量黑斑度不具有相关性且相邻残差之间不具有自相关性,该拟合函数可以对香蕉果肉的缺陷度进行准确的预测判断。通过果肉缺陷的预测值,对香蕉果肉品质进行等级划分,避免了人工选择的主观性。基于文献[7]中对香蕉成熟度分析的研究,仅提取果皮色素直接对香蕉进行等级划分,试验基于香蕉内部果肉的缺陷预测值,其等级划分更为精准高效,将总

准确率提高了 6.4%,达到 88.9%。

(3) 后续研究中,可进一步结合香蕉果皮表面其他特征参数,如纹理特征反映的方向性、规则性、粗糙度等特征类型,进行权重分布分析,进一步提高对果肉缺陷程度的精准预测。

参考文献

[1] 罗印斌,蔡艳丽,兰茜,等.农产品无损检测方法应用现状[J].食品工业科技,2018,39(15):340-344.

[2] 杨涛,张云伟,苟爽.基于机器视觉的草莓自动分级方法研究[J].食品与机械,2018,34(3):146-150.

[3] 项辉宇,薛真,冷崇杰,等.基于 Halcon 的苹果品质视觉检测试验研究[J].食品与机械,2016,32(10):123-126.

[4] 李国进,董第永,陈双.基于计算机视觉的芒果检测与分级研究[J].农机化研究,2015,37(10):13-18,23.

[5] 李江波.脐橙表面缺陷的快速检测方法研究[D].杭州:浙江大学,2012:16-21.

[6] 胡孟晗,董庆利,刘宝林,等.基于计算机视觉的香蕉贮藏过程中颜色和纹理监测[J].农业机械学报,2013,44(8):180-184.

[7] 赵文锋,朱菊霞,董杰.基于图像处理的香蕉成熟度检测系统[J].现代农业装备,2016(5):33-36.

[8] SHREYA P, ANIL K, VARUN B, et al. A context sensitive multilevel thresholding using swarm based algorithms[J]. IEEE/CAA Journal of Automatica Sinica, 2019, 6(6): 1 471-1 486.

[9] 熊炜,王鑫睿,王娟,等.融合背景估计与 U-Net 的文档图像二值化算法[J].计算机应用研究,2020,37(3):896-900.

[10] 王蔚,王晓凯,龚真,等.基于形态学的机器视觉玻璃切割边缘提取[J].测试技术学报,2020,34(1):22-27.

[11] 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].农业机械学报,2019,50(增刊 1):22-26,61.

[12] 许金鑫,由强.任意阶次多项式最小二乘拟合不确定度计算方法与最佳拟合阶次分析[J].计量学报,2020,41(3):388-392.