

陈海波, 向星岚, 龚康业等. 基于图像处理和三维点云的荔枝表型参数提取 [J]. 华南农业大学学报, 2025, 46(5): 719-728.
CHEN Haibo, XIANG Xinglan, GONG Kangye, et al. Extraction of phenotypic parameters of litchi based on image processing and three-dimensional point cloud[J]. Journal of South China Agricultural University, 2025, 46(5): 719-728.

基于图像处理和三维点云的荔枝表型参数提取

陈海波¹, 向星岚^{2,3}, 龚康业², 李正心², 黄顺豪⁴, 李纯熙², 蔡晓峰², 曾山^{2,3}

(1 华南农业大学 基础实验与实践训练中心/国家精准农业航空施药技术国际联合研究中心, 广东 广州 510642; 2 华南农

大学 工程学院, 广东 广州 510642; 3 南方农业机械与装备关键技术教育部重点实验室, 广东 广州 510642;

4 华南农业大学 数学与信息学院(软件学院), 广东 广州 510642)

摘要:【目的】荔枝 *Litchi chinensis* 的表型参数提取对荔枝采后分级具有重要作用, 为解决荔枝采后分级效率低下的问题, 本文提出了一种利用图像处理和三维点云技术的荔枝表型参数提取方法, 一次性获取多种表型性状。【方法】利用 Intel Realsense D405 深度传感器同时获取 4 个不同视角下的荔枝 RGB 彩色图像和深度图像, 通过映射得到荔枝三维点云; 根据获取的荔枝点云, 计算点云曲率及法向量, 识别荔枝机械损伤区域; 将荔枝的 RGB 彩色图像在颜色空间下进行转换, 判断红色像素点阈值并提取荔枝表面的红色着色率; 建立荔枝的 3D 模型, 通过计算深度图像的厚度估算荔枝体积。【结果】通过荔枝表面三维点云的曲率成功识别荔枝的机械损伤, 平均检测准确率为 94%; 采用 RGB 图像提取着色率相较于采用三维点云在检测速度上提升 90%, 基于 RGB 图像和三维点云的着色率结果与人工检测结果的决定系数分别为 0.9574 和 0.9205, 平均绝对误差分别为 6.33% 和 4.37%, 平均相对误差分别为 4.17% 和 6.01%。基于深度图像提取的荔枝体积与人工测量体积的决定系数为 0.8901, 平均绝对误差为 1.59 cm³, 平均相对误差为 7.94%。【结论】本研究提出的方法能够提高荔枝表型参数提取的准确率, 可为荔枝采后分级提供高效技术手段和数据支持。

关键词: 荔枝; 点云; 图像处理; 深度图像; 表型参数; 无损检测

中图分类号: S667.1; TP391.41

文献标志码: A

文章编号: 1001-411X(2025)05-0719-10

Extraction of phenotypic parameters of litchi based on image processing and three-dimensional point cloud

CHEN Haibo¹, XIANG Xinglan^{2,3}, GONG Kangye², LI Zhengxin², HUANG Shunhao⁴,
LI Chunxi², CAI Xiaofeng², ZENG Shan^{2,3}

(1 Center for Basic Experiments and Practical Training, South China Agricultural University/National Center for International Collaboration Research on Precision Agricultural Aviation Pesticides Spraying Technology, Guangzhou 510642, China;

2 College of Engineering, South China Agricultural University, Guangzhou 510642, China; 3 Key Laboratory of Key Technology on Agricultural Machine and Equipment, Ministry of Education, Guangzhou 510642, China;

4 College of Mathematics and Informatics (College of Software Engineering), South China Agricultural University, Guangzhou 510642, China)

Abstract: 【Objective】The extraction of *Litchi chinensis* (litchi) phenotypic parameters is essential for

收稿日期: 2025-03-12 网络首发时间: 2025-07-01 18:32:02

首发网址: <https://link.cnki.net/urlid/44.1110.s.20250701.1318.002>

作者简介: 陈海波, 主要从事农业机械工程研究, E-mail: huanongchb@scau.edu.cn; 通信作者: 曾山, 主要从事水稻生产机械技术及装备研究, E-mail: shanzeng@scau.edu.cn

基金项目: 广东省重点领域研发计划(2023B0202090001)

postharvest grading. In order to solve the low efficiency problems of litchi postharvest grading, a method of extracting litchi phenotypic parameters by image processing and three-dimensional point cloud technology was proposed, to obtain a variety of phenotypic traits at one time. 【Method】 The Intel Realsense D405 depth sensor was used to obtain the RGB color image and depth image of litchi under four different angles at the same time, and the three-dimensional point cloud of litchi was obtained by mapping. According to the obtained litchi point cloud, the point cloud curvature and normal vector were calculated, and the mechanical damage area of litchi was identified. The RGB color image of litchi was converted in color space, and the red coloration rate of litchi surface was extracted by judging the threshold of red pixels. The 3D model of litchi was established, and the volume value of litchi was estimated by calculating the thickness of the depth image. 【Result】 The mechanical injury of litchi could be identified successfully by the curvature of the three-dimensional point cloud on the surface of litchi, with the average detection accuracy of 94%. Compared with the method based on three-dimensional point cloud, the method of extracting coloration rate by using RGB color improved the detection speed by 90%. The determination coefficients between the coloring rate results based on RGB images and 3D point clouds and the manual detection results were 0.9574 and 0.9205, the average absolute errors were 6.33% and 4.37%, and the mean relative errors were 4.17% and 6.01%, respectively. The determination coefficient between litchi volume measured by depth image extraction and hand was 0.8901, the average absolute error was 1.59 cm³, and the average relative error was 7.94%. 【Conclusion】 The method proposed in this study can improve the accuracy of litchi phenotypic parameters extraction, and provide efficient technical means and data support for postharvest grading of litchi.

Key words: Litchi; Point cloud; Image processing; Depth image; Phenotypic parameter; Nondestructive testing

荔枝 *Litchi chinensis* 是广东最重要的经济作物之一^[1]。采后分级是荔枝保鲜包装、销售和深加工的一个重要工序，亦是实现荔枝优质优价，提高其附加值的关键^[2]。传统的荔枝采后分级处理多以人工操作为主，存在效率低下、成本较高等问题。荔枝皮薄肉多、含水量高，机械分级易造成荔枝的损伤，现有机械分级主要采用二维图像技术，以荔枝果径大小为分级标准，存在分级依据单一、精度不高等问题^[3-5]。

近年来，机器视觉技术应用研究发展迅速，已被广泛应用于农产品品种识别、品质分级、损伤检测等，并取得了不错的效果^[6-8]。张思雨等^[9]提出了基于卷积神经网络和机器视觉的花生质量检测方法，成功识别出花生仁的霉变、破碎、干裂等缺陷。张红涛等^[10]提出了一种基于机器视觉技术的麦粒内米象变态发育规律及龄期的识别方法。党满意等^[11]在机器视觉技术的基础上利用马铃薯叶片的颜色、纹理和形状特征参数在 RGB、HSV 颜色空间中构建数学模型，从而实现了对马铃薯晚疫病的识别。李景顺等^[12]基于 YOLOv8 在 C2f 模块中引入 PConv 替代部分常规卷积实现轻量化改进，同时融入高效多尺度注意力 (Efficient multi-scale attention,

EMA) 机制提高算法的特征提取能力；将颈部网络替换为融合 P2 特征层的加权双向特征金字塔网络 (Bidirectional feature pyramid network, BiFPN)，增强模型对不同尺寸的跨尺度特征融合；在回归损失函数中引入归一化瓦瑟斯坦距离 (Normalized Wasserstein distance, NWD) 度量，提高模型对荔枝小目标的学习能力，降低漏检率。唐兴萍^[13]基于深度图像学习和 Faster R-CNN、SSD、YOLOv8 模型构建了一个水果外观品质检测与分类模型，实现自动化、智能化的品质检测。高翔等^[14]利用机器视觉和深度学习搭建了基于 YOLOv3 算法的荔枝目标检测神经网络模型，预测果实数量，搭建 MLP 神经网络模型，将果实数量作为网络输入，推理输出整棵树的产量估值。Su 等^[15-16]在深度学习和机器视觉的基础上提取马铃薯的长度、厚度、宽度和体积等表型参数，实现马铃薯的品质分级。基于机器视觉的无损检测技术通过非接触式检测避免荔枝的机械损伤，显著提高分级效率和检测精度，然而，传统的计算机机器视觉技术^[17-19]多依赖二维图像获取果实的表型参数，三维空间信息向二维平面的映射过程会不可避免地丢失信息。

三维点云是一种能表征三维信息的数据，通常

包含三维空间、RGB 颜色、法向量等信息。Gu 等^[20]提出了一种基于三维点云曲率特征的白菜表面损伤检测方法, 对点云的曲率变化进行计算从而实现对白菜表面裂缝的识别。柴宏红等^[21]通过三维点云提取了甜菜根的最大直径、根长、凸包体积等 10 个表型参数, 并对甜菜根进行了根形判别。朱超等^[22]提出了一种基于骨架的玉米植株三维点云果穗分割处理和表型参数提取方法。彭程等^[23]通过对番茄植株的三维点云进行配准、骨架提取和分割, 获取番茄苗期的表型特征参数。相较于尺度不真实且容易受到遮挡影响的二维图像, 利用三维点云技术实现物体的检测与识别具有一定的优势。但是对于荔枝这类较小的检测目标而言, 建立目标三维点云的精度较低, 对设备要求较高、重建时间长, 存在时效性低、精度低等问题。

基于以上分析, 本文拟结合图像处理和三维点云技术的优势, 实现荔枝多种表型性状参数的快速

无损检测。国家标准《鲜荔枝》^[24]中, 质量、机械损伤和着色率是荔枝品质分级中 3 种最关键的表型参数。本文搭建以 Intel Realsense D405 深度相机为主的采集平台, 通过深度相机获取荔枝的 RGB 图像和深度图像, 然后通过点云曲率算法、RGB 颜色空间模型转换处理、计算深度图像的厚度等方式获取荔枝的机械损伤、着色率和体积等表型参数, 以期为荔枝采后品质的快速检测提供有效的技术支持。

1 材料与方法

1.1 样本及表型参数获取流程

试验选用 ‘妃子笑’ 荔枝作为样本, 采自广东省广州市增城区。荔枝表型参数提取流程如图 1 所示, 首先通过搭建的荔枝图像采集平台, 均匀获取正上、正下、左视、右视 4 个拍摄角度的荔枝 RGB 图像和深度图像, 其中, 荔枝深度图像的每个像素点的值代表了该像素点与相机平面的距离, 通

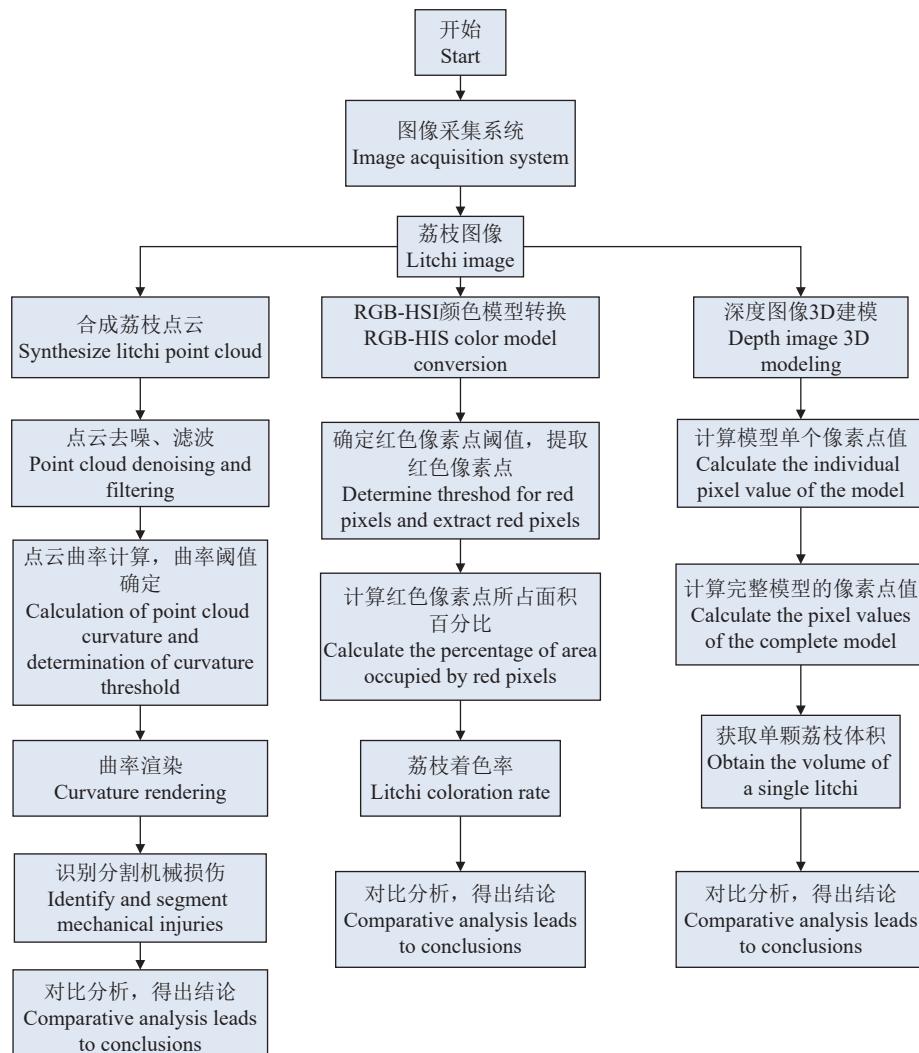


图 1 荔枝表型参数获取流程

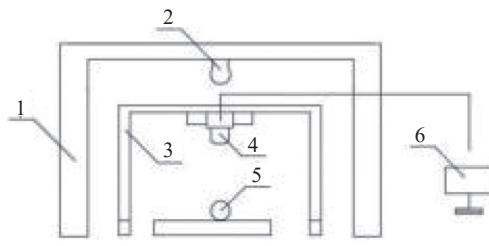
Fig. 1 Extraction process of litchi phenotypic parameters

过二维信息与三维空间的映射可以得到荔枝的三维点云。然后根据荔枝的 RGB 图像、深度图像和三维点云，通过曲率计算、颜色空间模型转换等算法处理得到荔枝的表型参数。

1.2 荔枝图像获取平台

荔枝图像采集系统如图 2 所示，该试验平台由 Intel Realsense D405 深度相机、自带光源的暗箱、相机支架和配备 Windows10 的计算机组成。深度

相机设置在距离暗箱底部 15 cm 的支架上，在试验中，将荔枝放在相机正下方，保持摄像头水平向下拍摄，均匀转动荔枝并获取 4 个视角的荔枝深度图像和 RGB 图像，将获取到的荔枝深度图像和彩色 RGB 图像通过映射得到荔枝的局部三维点云数据。图 3 分别为通过 Intel Realsense D405 传感器获取单颗荔枝 4 个视角的 RGB 彩色图像、深度图像以及融合后得到的荔枝点云数据图像。



1: 黑色盒子; 2: LED 光源; 3: 相机支架; 4: 深度相机; 5: 荔枝; 6: Windows 系统。
1: Black box; 2: LED light source; 3: Camera holder; 4: Depth camera; 5: Litchi; 6: Windows system.

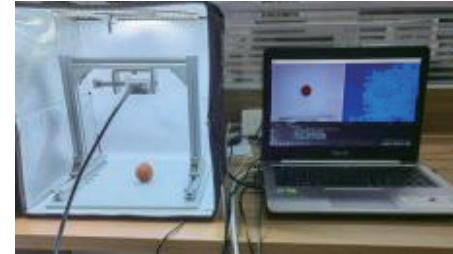
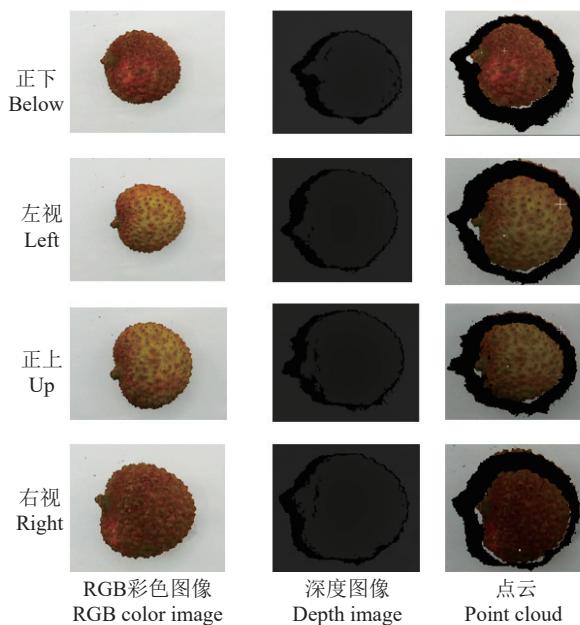


图 2 图像采集系统

Fig. 2 Image acquisition system



RGB 彩色图像
RGB color image

深度图像
Depth image

点云
Point cloud

图 3 多视角荔枝图像

Fig. 3 Multi-view litchi images

Intel Realsense D405 深度相机是一款近景深度相机，帧率为 90 帧/s，深度量程为 7~50 cm，深度视场 87°(水平)×58°(竖直)，彩色相机即 RGB 模式分辨率为 1280×720，深度相机模式最高分辨率为 1280×720。

数据采集与处理使用配备 Intel core i5 7200 U 处理器、4 GB 内存和 NVIDIA GeForce 940 MX 显卡的图形工作站，在 Visual Studio 2019 编程环境下，利用 Intel Realsense D405 驱动程序 Intel

Realsense Viewer 开发包、点云库 (Point cloud library, PCL)、OpenCV 库、Open3D 库，使用 Matlab 和 Python 语言混合编程开发三维重建软件进行数据采集和处理。

2 荔枝表型参数提取

2.1 荔枝机械损伤

本文主要对荔枝在收获、加工和储运过程中因受到损伤而形成的表皮凹陷和裂缝进行检测。通过深度相机获取的原始点云数据中包含了大量的散列点和孤立点，且由于受设备的精度、操作者的经验和环境因素，以及电磁波的衍射性、被测物体表面性质的变化和数据拼接配准操作过程中的误差影响，点云数据中会出现一些不可避免的噪声。本文使用 Cloudcompare 软件对获取的荔枝原始点云进行背景分割，基于包围盒算法、点云统计滤波 (Statistical outlier removal, SOR) 等方法对荔枝点云进行降噪滤波处理，得到干净完整的荔枝点云。如图 4 所示。

点云的表面曲率是用来描述点云表面变化程度的一个特征值。荔枝在生长、采摘以及采后分级过程中形成的机械损伤会使荔枝的表面形成一定的凹陷或凸起，从而导致该区域的点云曲率发生变化，通过计算点云曲率，并统计分析确定荔枝表面损伤区域的曲率阈值，从而对荔枝损伤区域点云进行分割，达到荔枝机械损伤区域识别的目的。为验

证荔枝点云损伤区域识别的精度, 试验准备了 50 颗受到不同程度机械损伤的荔枝, 检测不同数量视角下的荔枝机械损伤识别准确率。

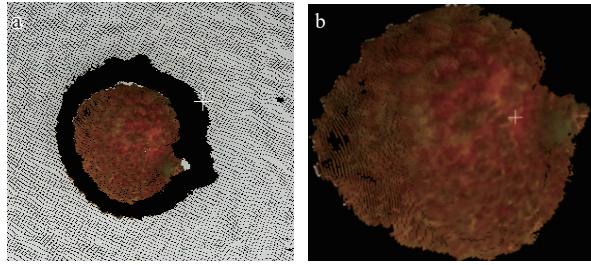


图 4 荔枝原始点云 (a) 和处理后点云 (b)

Fig. 4 Litchi original point cloud (a) and processed point cloud (b)

通过估计点云中每个点的法向量, 可以得到某一点的曲率。曲面在某一点的法向量, 可通过该点两个不共线的切方向向量计算得到。根据最小二乘法 (Least squares method, LSM), 用二次曲面表征局部区域, 用局部区域曲面拟合方法估计法向量。

点云中的每个点都有一个邻域点云, 该邻域点云使用特定的表面来接近。某一点的曲率可以用该点及其邻域点拟合的局部曲面曲率来表示。以圆周率为中心点, 在圆周率附近均匀选取 k 个点。二次曲面方程 $z(x,y)$ ^[20] 可表示为:

$$z(x,y) = ax^2 + bxy + cy^2. \quad (1)$$

根据最小二乘原理, z_i^2 ^[20] 表示为:

$$z_i^2 = \sum_i (ax_i^2 + bx_iy_i + cy_i^2), \quad i \in (0, k), \quad (2)$$

由此可求出二次曲面方程的系数 a 、 b 和 c ^[20]:

$$r(x,y) = \begin{cases} X(x,y) = x \\ Y(x,y) = y \\ Z(x,y) = ax^2 + bxy + cy^2 \end{cases}, \quad (3)$$

则曲面 $r(x,y)$ 上的曲线 (r) ^[20] 可以表示为:

$$r = [x(t), y(t)], \quad (4)$$

通过求导得到曲线 r 的弧长微分方程^[20]:

$$(ds)^2 = r_x^2(dx)^2 + 2r_xr_ydxdy + r_y^2(dy)^2. \quad (5)$$

点 P_i 处的单位法向量 (n_j) ^[20] 可以表示为:

$$n_j = \frac{r_x \times r_y}{|r_x \times r_y|}, \quad (6)$$

$$\theta(x,y) = \arccos \left\{ \frac{\frac{1}{2}[R(x,y) - G(x,y) + R(x,y) - B(x,y)]}{[(R(x,y) - G(x,y))^2 + (R(x,y) - B(x,y))(G(x,y) - B(x,y))]^{\frac{1}{2}}} \right\}. \quad (13)$$

将 P_i 点处的法向量作为邻域内局部曲面的法向量, 则邻域内各点的协方差矩阵 (C) ^[20] 为:

$$C = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k (P_i - P_0)(P_i - P_0)^T, \quad (7)$$

$$CX_j = \lambda_j X_j, \quad j = 1, 2, 3^{[20]}, \quad (8)$$

式中, P_0 为邻域点的质心, k 为邻域点的个数, λ_j 和 X_j 分别表示 C 的特征值和特征向量。

矩阵 C 的最小特征值对应的特征向量是点 P_i 的法向量。构造协方差矩阵, 通过特征值分解计算矩阵的特征值。当特征值满足 $\lambda_0 \leq \lambda_1 \leq \lambda_2$ 时, 邻域点的曲率 k_i ^[20] 可表示为:

$$k_i = \frac{\lambda_0}{\lambda_0 + \lambda_1 + \lambda_2}. \quad (9)$$

2.2 荔枝着色率

《鲜荔枝》^[24] 国家标准中, 荔枝果实着色面积占比是将果实分为特等品、一等品和二等品的重要依据之一, 其中, ‘妃子笑’ 着色面积 $\geq 85\%$ 为特等品, [80%, 85%) 为一等品, [75%, 80%) 为三等品。RGB 颜色空间基于三维直角坐标系, 包括 R、G、B 3 个原始光谱分量, 分别描述红色、绿色、蓝色的亮度值。试验均匀采集了荔枝 4 个视角的 RGB 彩色图像, 并对获取到的荔枝彩色 RGB 图像进行 RGB-HSI 的颜色模型空间转换, 得到 HSI 模型下的荔枝图像。HSI 模型是根据人的视觉系统设定的, 由 H、S、I 3 个分量组成, 其中 H 分量代表物体的颜色, I 分量代表亮度, S 分量代表颜色的饱和度。

给定一幅 RGB 颜色空间格式的图像, 对图像的 R、G、B 分量分别进行归一化处理。在 RGB 颜色空间中, 位于空间位置 (x,y) 的像素点的颜色用该像素点的 R 分量 $R(x,y)$ 、G 分量 $G(x,y)$ 和 B 分量 $B(x,y)$ 表示。在 HSI 颜色空间中, 位于空间位置 (x,y) 的像素点的 H 分量 $H(x,y)$ 、S 分量 $S(x,y)$ 、I 分量 $I(x,y)$ 可分别通过以下公式计算得到。

$$H(x,y) = \begin{cases} \theta(x,y) & G(x,y) \geq B(x,y) \\ 2\pi - \theta(x,y) & G(x,y) < B(x,y) \end{cases}, \quad (10)$$

$$S(x,y) = 1 - \frac{3[\min(R(x,y), G(x,y), B(x,y))]}{R(x,y) + G(x,y) + B(x,y)}, \quad (11)$$

$$I(x,y) = \frac{1}{3}[R(x,y) + G(x,y) + B(x,y)], \quad (12)$$

其中,

图 5 为荔枝初始 RGB 彩色图像经过颜色模型转换为 HSI 颜色模型的可视化结果。

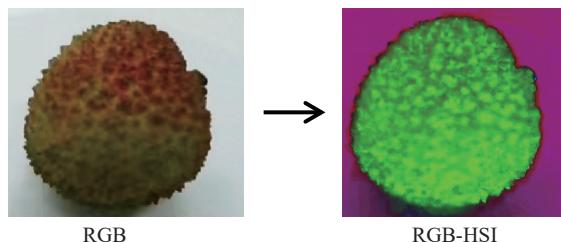


图 5 荔枝图像颜色空间转换

Fig. 5 Color space transformation of litchi image

在荔枝图像的 HSI 颜色空间模型中, 根据对荔枝表面红色 H 分量阈值范围的判断, 提取图像中的红色像素点, 最后计算得到荔枝的红色着色率。通过大量的分割试验发现荔枝表面红色的 H 取值为 35°~40°, 因此选用这个阈值进行荔枝表面红色像素点的分割。图 6 为荔枝像素点提取的可视化结果, 分别将荔枝图像中的白色背景渲染为红色, 将提取到的荔枝的红色像素点部分渲染为绿色。用整张图片的像素点减去图像中白色背景的像素点获得整颗荔枝的像素点, 最后通过计算荔枝的红色像素点在整颗荔枝所有像素点中占比, 得到荔枝的红色着色率。

试验还利用多视图立体视觉-运动恢复结构

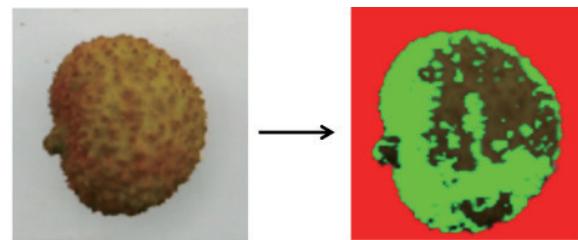


图 6 荔枝红色像素点提取可视化

Fig. 6 Visualization of litchi red pixel dot extraction

(Multi-view stereo and structure from motion, MVS-SFM) 算法获取完整的荔枝点云, 通过上述相同方法获取着色率作为参照。MVS-SFM 算法是植物表型领域中常见的一种三维重建方法, 已被证明适用于植物表型参数提取^[25-27], 通过 RGB 相机围绕目标物拍摄获取足够多的图像, 然后通过计算匹配图像的特征值得到拍摄目标的完整点云。试验中对照组的每颗荔枝拍摄图像为 40 张。图 7 为参照组红色着色区域提取过程, 首先对采集的荔枝图像使用 MVS-SFM 算法重建后得到荔枝点云, 然后基于随机采样一致性算法 (Random sample consensus, RANSAC) 对荔枝点云进行平面分割, 并通过统计滤波等处理得到完整、干净的荔枝点云, 最后根据确定的荔枝红色阈值范围得到荔枝表面的红色着色率。

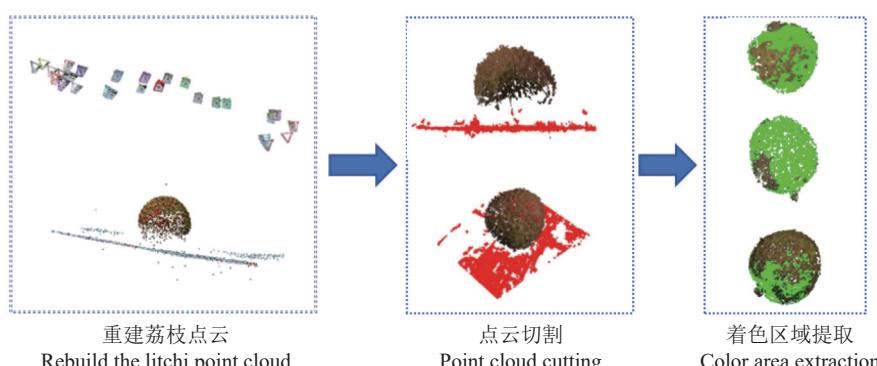


图 7 MVS-SFM 算法提取着色率

Fig. 7 Coloration rate extraction by MVS-SFM algorithm

2.3 荔枝体积

荔枝的外观品质包括荔枝的大小, 荔枝的大小可以通过荔枝的果实质量或者果径来评价。根据国家标准《鲜荔枝》^[24] 中对荔枝的标准定义, 果实质量是将荔枝果实分为特等品、一等品和二等品的重要依据之一, 本研究中以荔枝体积代替荔枝果实质量。深度图像是一种图像或图像通道, 包含视点到场景对象表面距离有关的信息, 也称为距离影像, 直接反映拍摄目标可见表面的几何形状。深度图像

的每一个非零灰度区域像素代表在一个像素区域内的荔枝表面的高度, 荔枝的厚度定义为荔枝的表面到放置荔枝平台的距离。图 8 为单颗荔枝的顶部、底部深度图像。

荔枝的深度图像 $f(x,y)$ 表示荔枝表面与深度相机之间的距离, 这个距离并不能直接反映荔枝的厚度。保持相机在拍摄荔枝时的同一高度, 相同拍摄环境下采集一张背景深度图形 $b(x,y)$, 通过式 (14) 创建包含荔枝厚度的深度图像 $h(x,y)$, 并对得到的

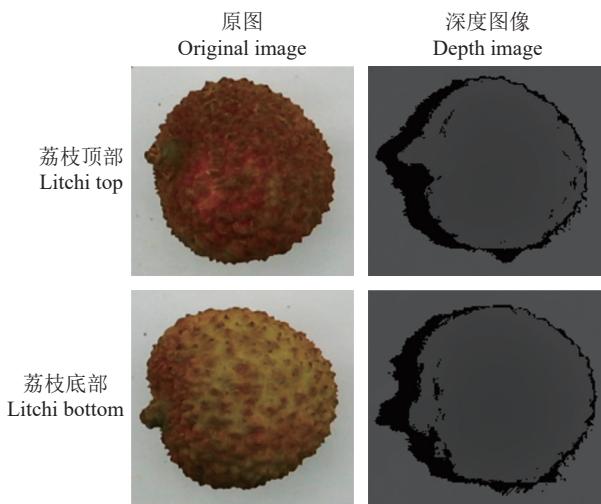


图 8 荔枝顶部、底部深度图像

Fig. 8 Depth images of litchi top and bottom

荔枝深度图像 $h(x, y)$ 进行侵蚀、膨胀和高斯平滑操作, 去除图像中的细小噪声, 填补小孔洞, 得到结果如图 9 所示。

$$h(x, y) = \begin{cases} b(x, y) - f(x, y), & b(x, y) - f(x, y) > 0 \\ 0, & b(x, y) - f(x, y) < 0 \end{cases} \quad (14)$$

图 10 为根据荔枝的深度图像 $h(x, y)$ 建立的荔枝顶部和底部的 3D 模型。此时图像 $h(x, y)$ 中的非零像素值即荔枝在该点处的厚度, 由于相机拍摄后直接保存所得的深度图像默认的像素值单位为亚毫米, 将单位转换为 mm。同时, 非零像素值的数量表示荔枝投影到二维图像空间中的表面积, 通过计算得出每个像素的实际面积等于 0.089 mm^2 。荔枝

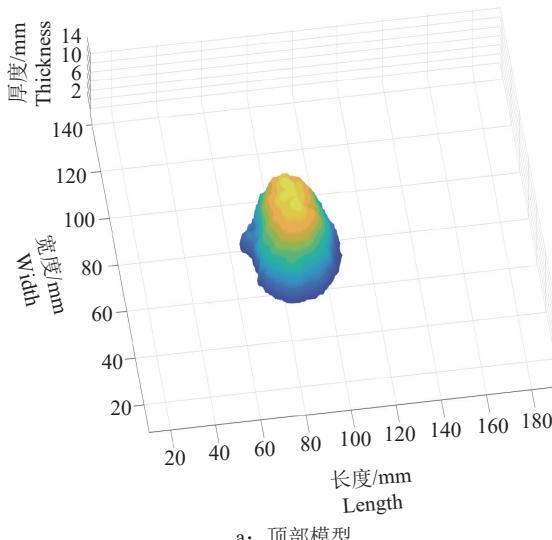
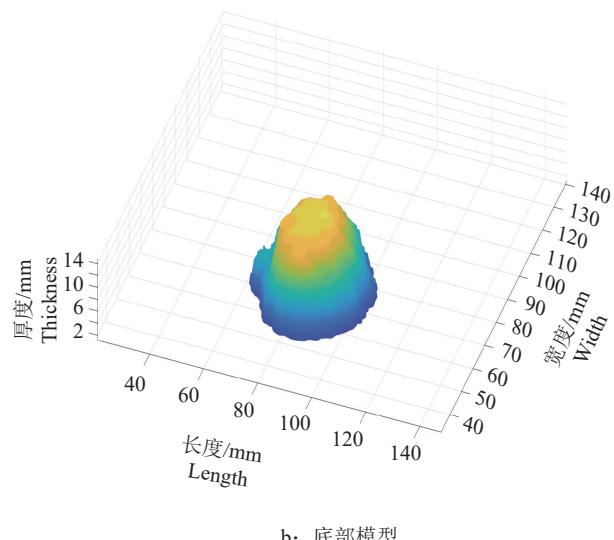
a: 顶部模型
a: Top modelb: 底部模型
b: Bottom model

图 10 荔枝 3D 模型

Fig. 10 Litchi 3D model

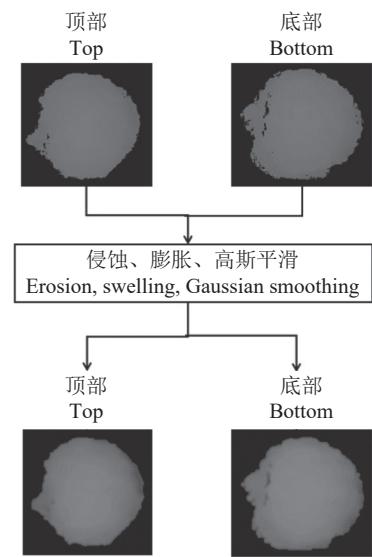


图 9 荔枝深度图像处理

Fig. 9 Litchi depth image processing

的体积定义为荔枝表面积内每个像素的体积之和, 由于一张深度图像 $h(x, y)$ 中只包含一半的荔枝厚度信息, 因此将图像 $h(x, y)$ 中的每个非零像素值减去最小的非零像素值, 得到一半的荔枝体积。最后通过荔枝顶部和底部的三维表面模型, 计算出荔枝顶部模型体积 ($V_{\text{顶}}$) 和荔枝底部体积 ($V_{\text{底}}$), 从而计算出整颗荔枝的体积 ($V_{\text{总}}$), 公式如下所示。

$$V = \sum_i \sum_y [H(x_i, y_i) - H_{\min}] 0.089, \quad (15)$$

$$V_{\text{总}} = V_{\text{顶}} + V_{\text{底}}, \quad (16)$$

式中, $H(x_i, y_i)$ 为深度图像 $h(x, y)$ 中非零像素值; H_{\min} 为深度图像 $h(x, y)$ 中最小的非零像素值。

3 提取数据与分析

3.1 机械损伤

通过计算荔枝点云曲率的变化值, 确定荔枝点云曲率的阈值为 1.81, 荔枝的机械损伤区域点云曲率变化程度较大、较明显。在这个阈值范围内对荔枝点云进行颜色渲染, 将曲率发生变化的点云渲染为绿色, 由于荔枝点云边缘的曲率梯度会被误判为损伤区域, 故将大片绿色点云衔接的区域定义为荔枝表面机械损伤区域。结果如图 11 所示。

试验分别进行了荔枝在单个、2 个、3 个以及 4 个视角的损伤检测, 在合成点云后进行曲率计算, 荔枝表面机械损伤的检测结果如表 1 所示。从表 1 可以看出, 单个视角下的荔枝机械损伤检测准确率较低, 漏检数量较多, 随着检测视角的增多, 机械损伤检测准确率明显提高, 4 个视角下的荔枝机械损伤检测准确率为 94%, 每颗荔枝平均检测用时为 3 s。通过检测结果可知, 在一定的误差允许条件下, 计算点云曲率变化值可以快速有效地检测出荔枝的机械损伤, 具有较高的检测准确性, 确定了计算点云曲率识别荔枝机械损伤的可行性。同时, 利用采集到的荔枝二维图像进行 YCbCr 颜色数据分析, 通过不同 Cr 分量区分受损荔枝与完好荔枝。相同样本的检测结果表明 YCbCr 检测准确率为

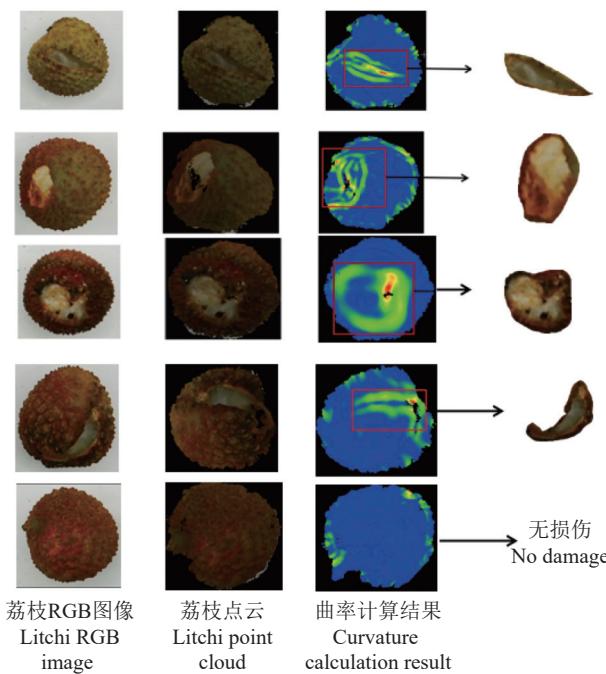


图 11 荔枝机械损伤识别结果

Fig. 11 Recognition results of litchi mechanical injury

90%, 每颗荔枝平均检测时间为 5 s。结果表明, 本试验方案识别荔枝机械损伤的准确率更高, 检测用时比 YCbCr 方案提升了 40%。故选择计算点云曲率的方法来识别荔枝的机械损伤。

表 1 荔枝机械伤检测结果
Table 1 Detection results of litchi mechanical injury

视角数量 Number of perspectives	样品数 Number of samples	正确检测数量 Correctly detected quantity	检测准确率/% Detection accuracy
1	50	30	60
2	50	38	76
3	50	42	84
4	50	47	94

3.2 荔枝着色率

图 12 分别为根据荔枝的点云和 RGB 图像提取的荔枝着色率。由于目前荔枝成熟度依然以人工判断为主, 故以人工对荔枝的着色率判断为真实数据进行校验。由图 12a 可知基于荔枝 RGB 图像利用颜色空间模型提取的荔枝着色率和人工判断的荔枝着色率呈明显的线性相关, 决定系数 (Coefficient of determination, R^2) 和均方根误差 (Root mean square error, RMSE) 分别为 0.9574 和 0.0809%, 平均绝对误差 (Mean absolute error, MAE) 为 6.33%, 平均相对误差 (Mean relative error, MRE) 为 4.17%。由图 12b 可知, 基于荔枝三维点云信息提

取的荔枝着色率与人工判断的荔枝着色率同样表现出明显的线性相关, 且 R^2 和 RMSE 分别为 0.9205 和 0.0563%, MAE 为 4.37%, MRE 为 6.01%。结果表明, 通过计算机视觉处理得到的荔枝着色率与人工测量判断的着色率具有较好的相关性, 证实了本方案的可行性。MVS-SFM 算法可以获得较为完整的荔枝点云并且操作简单, 但是单颗荔枝的稀疏、稠密重建过程耗时长, 对设备要求高, 重建 1 颗荔枝的点云以及提取着色率平均耗时 10 min, 而通过荔枝的 RGB 彩色三维图像提取单颗荔枝着色率耗时不到 1 min, 总体速度提高了 90%。综上, 基于目前荔枝成熟度判定方法, 本试验提出的方案相较于

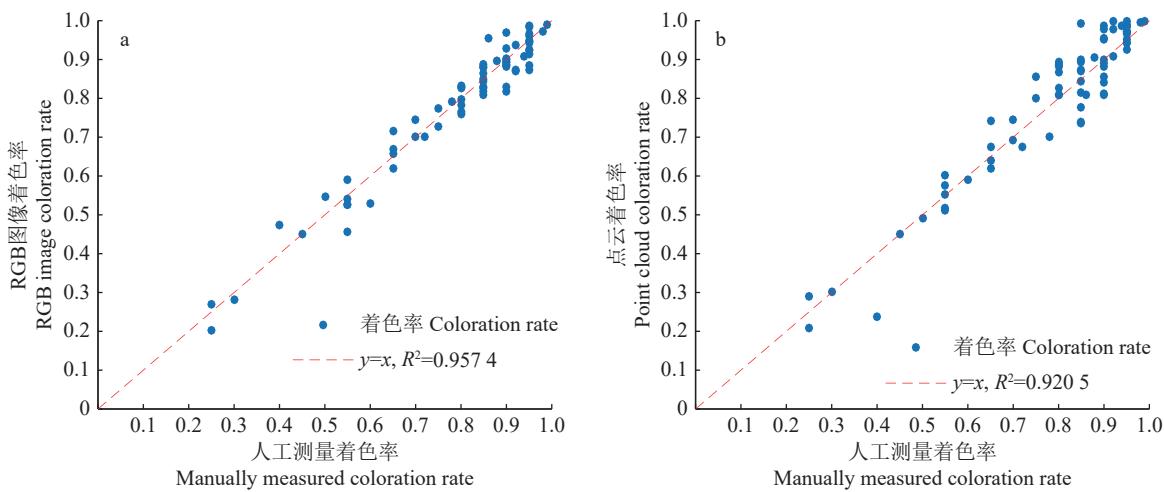


图 12 荔枝 RGB 图像 (a) 和三维点云 (b) 检测结果

Fig. 12 Detection results of litchi RGB image (a) and three-dimensional point cloud (b)

人工和三维处理在效率上大大提升, 同时也满足机器视觉的时效性, 具有较高的检测准确率, 故选择通过从颜色空间提取的荔枝表面着色率判断荔枝的成熟度。

通过图 13 可知, 存在荔枝的 RGB 着色率大于或者小于荔枝点云着色率的情况, 这是由于在拍摄过程中, 相机的拍摄角度过于平直或者拍摄数量不够造成荔枝重建的点云数量过多或过少, 从而影响荔枝点云着色率。在拍摄荔枝的 RGB 图像时, 荔枝的滚动随机性也会对荔枝的 RGB 着色率结果造成一定的影响。

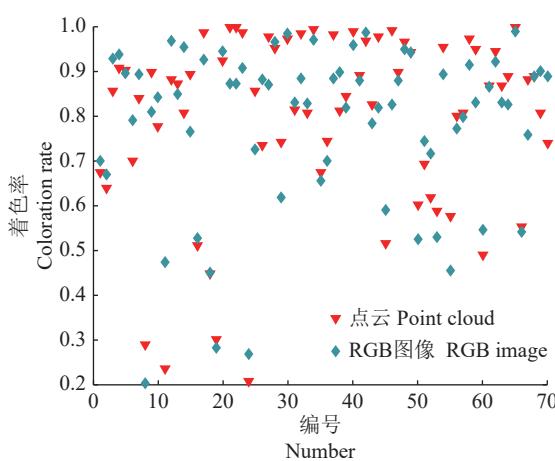


图 13 荔枝点云和 RGB 图像着色率散点图

Fig. 13 Coloration rate scatter plot of litchi point cloud and RGB image

3.3 荔枝体积

利用荔枝的深度图像对荔枝进行 3D 建模并提取荔枝的体积(图 14), 荔枝的预测体积和人工测量体积表现出明显的线性分布, 荔枝预测体积的 R^2 和 RMSE 分别为 0.8901 和 2.4733 cm^3 , MAE 为

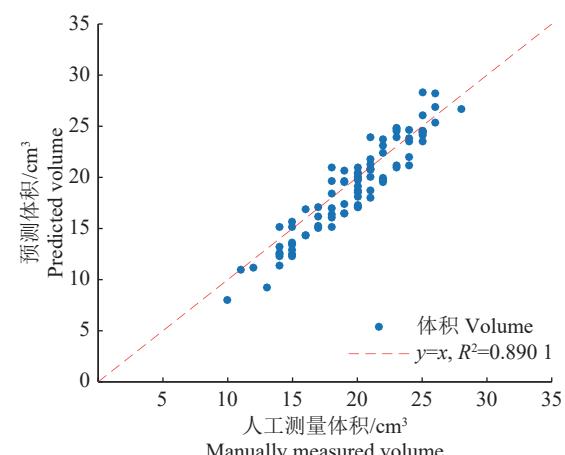


图 14 荔枝预测体积和人工测量体积的线性分析

Fig. 14 Linear analysis for predicted volume and manually measured volume

1.59 cm^3 , MRE 为 7.94%。由检测结果可知, 利用荔枝深度图像建立 3D 模型, 基于荔枝 3D 模型对像素值厚度估算荔枝体积的结果与人工测量结果具有较好的相关性, 检测准确率达到 89%, 验证了本方案的可行性。本试验以荔枝体积为判定标准, 提升了荔枝分级的精度。而荔枝体积的检测方法又多以排水法、称质量等人工方法为主, 本试验采取深度图像计算荔枝体积, 检测总用时为 5~10 s, 检测准确度高、时效性好。并且本试验方案可搭载相关检测设备实现批量识别, 有助于解决荔枝采后分级的效率低下问题。

本研究中人工测量荔枝体积采用排水法, 测量过程中存在一定误差, 另外拍摄过程中缺乏稳定性, 荔枝可能产生在长度轴和宽度轴上的随机滚动, 也会对提取荔枝深度图的厚度值造成一定的影响。

4 结论

本文选用 Intel Realsense D405 深度传感器, 采集荔枝 4 个不同视角下的 RGB 彩色图像和深度图像, 通过映射得到荔枝的三维点云。利用图像处理和三维点云技术对荔枝图像和点云进行处理, 实现了对荔枝机械损伤、着色率和体积 3 个表型参数的无损快速提取。主要结论如下:

1) 基于点云法向量、曲率算法获得了曲率的变化阈值从而识别荔枝机械损伤。该方法操作简单、方便快捷, 并且对荔枝机械损伤的平均识别准确率达到 94%, 效果较好。

2) 提出了一种基于 RGB 颜色空间模型获取荔枝红色着色率的方法。将荔枝的 RGB 彩色图像转换为 HSI 颜色模型, 根据 H 分量的阈值区间提取荔枝表面的红色像素着色面积。该方法与基于 MVS-SFM 算法重建荔枝三维点云提取荔枝点云着色率对比, 在速度上提升了 90%, 两者具有较强相关性, 荔枝 RGB 图像和点云着色率与人工测量结果呈明显的线性分布, R^2 分别为 0.9574 和 0.9205, MAE 分别为 6.33% 和 4.37%, MRE 分别为 4.17% 和 6.01%, 表明该方法适用于提取荔枝表面红色着色率。

3) 采用深度图像的厚度值估算荔枝的体积与人工测量的荔枝体积具有较为密切的相关性, R^2 为 0.8901, MAE 为 1.59 cm^3 , MRE 为 7.94%。

参考文献:

- [1] 卢素珊, 涂桢楷, 赵锡和, 等. 我国荔枝加工技术研究现状[J]. 现代农业装备, 2022, 43(2): 14-17.
- [2] 王佳盛, 陈燕, 李嘉威, 等. 基于机器视觉的荔枝无损检测自动分级研究[J]. 江苏农业科学, 2018, 46(14): 213-215.
- [3] 李嘉威. 基于机器视觉的荔枝无损检测自动分级机设计研究[D]. 广州: 华南农业大学, 2020.
- [4] 马跃, 张文强, 牛宽, 等. 基于机器视觉的水果外观品质检测研究进展[J]. 食品安全质量检测学报, 2024, 15(13): 177-185.
- [5] 张磊, 连爽, 陆雅丽, 等. 水果品质无损检测研究进展[J]. 农产品加工, 2024(2): 93-95.
- [6] 陈之射, 尹芳晔. 机器视觉和人工智能的现代化发展分析[J]. 中国新通信, 2023, 25(2): 36-38.
- [7] 李宛玉. 基于机器视觉的大米外观品质智能检测方法研究[D]. 郑州: 河南工业大学, 2023.
- [8] 周伟亮, 王红军, 邹湘军. 基于机器视觉的荔枝品质快速自动检测[J]. 中国农机化学报, 2020, 41(1): 144-147.
- [9] 张思雨, 张秋菊, 李可. 采用机器视觉与自适应卷积神经网络检测花生仁品质[J]. 农业工程学报, 2020, 36(4): 269-277.
- [10] 张红涛, 朱洋, 谭联, 等. 利用机器视觉识别麦粒内米象发育规律与龄期[J]. 农业工程学报, 2020, 36(2): 201-208.
- [11] 党满意, 孟庆魁, 谷芳, 等. 基于机器视觉的马铃薯晚疫病快速识别[J]. 农业工程学报, 2020, 36(2): 193-200.
- [12] 李景顺, 刘美, 孟亚男, 等. 应用轻量化 FEB-YOLO 模型的荔枝果实动态识别计数方法[J]. 计算机测量与控制, 2025, 33(2): 229-237.
- [13] 唐兴萍. 基于深度学习的水果外观品质检测与分类方法研究[D]. 昆明: 云南农业大学, 2024.
- [14] 高翔, 陈福展, 董力中, 等. 机器视觉结合深度学习对荔枝估产的算法研究[J]. 现代农业装备, 2024, 45(1): 53-58.
- [15] SU Q H, KONDO N S, LI M Z, et al. Potato quality grading based on machine vision and 3D shape analysis[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2018, 152: 261-268.
- [16] SU Q H, KONDO N S, LI M Z, et al. Potato feature prediction based on machine vision and 3D model rebuilding[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2017, 137: 41-51.
- [17] 郭子豪. 基于计算机视觉的荔枝果实检测算法研究[D]. 湛江: 广东海洋大学, 2022.
- [18] 施行. 基于视觉技术的红提串品质无损检测与分级[D]. 武汉: 华中农业大学, 2022.
- [19] 凌强. 基于机器视觉的苹果品质分级技术的研发[D]. 哈尔滨: 黑龙江大学, 2020.
- [20] GU J, ZHANG Y W, YIN Y X, et al. Surface defect detection of cabbage based on curvature features of 3D point cloud[J]. *Frontiers in Plant Science*, 2022, 13: 942040. doi: 10.3389/fpls.2022.942040.
- [21] 柴宏红, 邵科, 于超, 等. 基于三维点云的甜菜根表型参数提取与根型判别[J]. 农业工程学报, 2020, 36(10): 181-188.
- [22] 朱超, 苗腾, 许童羽, 等. 基于骨架的玉米植株三维点云果穗分割与表型参数提取[J]. 农业工程学报, 2021, 37(6): 295-301.
- [23] 彭程, 李帅, 苗艳龙, 等. 基于三维点云的番茄植株茎叶分割与表型特征提取[J]. 农业工程学报, 2022, 38(9): 187-194.
- [24] 全国果品标准化技术委员会贮藏加工分技术委员会. 鲜荔枝: GH/T 1185—2020[S]. 北京: 中华全国供销合作总社, 2020.
- [25] 陈柱, 杨君. 基于三维点云的植物叶片重建及其面积估算[J]. 传感技术学报, 2022, 35(3): 349-354.
- [26] 段科. 基于三维重建的苦荞表型测量研究[D]. 晋中: 山西农业大学, 2021.
- [27] 樊东奇. 基于三维重建的温室植株表型动态监测[D]. 晋中: 山西农业大学, 2022.