

# 基于机器视觉的谷糙分离检测方法

## Grain and chaff separation detection method based on machine vision

李欣<sup>1</sup> 齐家敏<sup>1</sup> 程昊<sup>1</sup> 王炎春<sup>2</sup>

LI Xin<sup>1</sup> QI Jiamin<sup>1</sup> CHENG Hao<sup>1</sup> WANG Yanchun<sup>2</sup>

(1. 湖北文理学院机械工程学院, 湖北 襄阳 441025; 2. 湖北航宇嘉泰飞机设备有限公司, 湖北 襄阳 441025)

(1. School of Mechanical Engineering, Hubei University of Arts and Sciences, Xiangyang, Hubei 441025, China; 2. Hubei Hangyu Jiatai Aircraft Equipment Co., Ltd., Xiangyang, Hubei 441025, China)

**摘要:** [目的] 解决传统的谷糙分离机存在的人工检测精度差的问题, 提高生产效率。 [方法] 提出了一种基于机器视觉的图像检测方法, 通过不同图像算法的多级式递进融合, 实现对谷糙的特征识别与分离。对采集到的图像进行 ROI 区域选定, 并利用 Retinex 算法进行图像增强; 使用 Otsu 算法对图像进行分割, 再利用中值滤波与形态学相结合去除图像噪声; 采用改进的 Canny 算法对二值图像进行边缘特征检测, 结合 Hough 变换提取谷糙图像轮廓的位置信息; 最后应用卡尔曼滤波对位置信息进行状态估计, 得到分离位置最佳预测值的同时, 减小位置偏移误差。 [结果] 系统的检测平均误差为 3.14 mm, 相比较滤波前减少 1.82 mm, 滤波误差平均标准差为 0.8 mm。 [结论] 该方法能够有效检测谷糙特征信息并提高分离精度。

**关键词:** 谷糙分离; 机器视觉; 图像处理; 特征提取

**Abstract:** [Objective] To solve the problem of poor manual detection accuracy of traditional grain and chaff separator and improve production efficiency. [Methods] An image detection method based on machine vision was proposed, which realized the feature recognition and separation of grain rough through multi-stage progressive fusion of different image algorithms. The acquired images were selected in the ROI region and enhanced by Retinex algorithm. The Otsu algorithm was used to segment the image, and then the median filtering was combined with morphology to remove the image noise. The improved Canny algorithm was used to detect edge features of binary images, and the position information of the contour of the valley rough image was extracted by combining the Hough transform. Finally, the

state estimation of the position information was performed by using the Kalman filter, and the best predicted value of the separated position was obtained, while the position offset error was reduced. [Results] The average detection error of the system was 3.14 mm, a decrease of 1.82 mm compared to before filtering, and the average standard deviation of filtering error was 0.8 mm. [Conclusion] This method can effectively detect the grain rough feature information and improve the separation accuracy.

**Keywords:** grain and chaff separation; machine vision; image processing; feature extraction

谷糙分离是将谷糙混合物中糙米和稻谷分开以便进行碾白、抛光、白米整理等工序。从 20 世纪中叶的谷糙分离溜筛到谷糙分离平转筛及目前在中国被广泛使用的谷糙分离重力机, 谷糙分离效能不断提高<sup>[1]</sup>。针对谷糙分离工艺, 国内外专家学者对其进行了深入研究及探讨。Fouda<sup>[2]</sup>研究了稻谷和大米分离器的性能与分离器筛角、稻谷含水率和进料比的关系, 得出分离器性能处于最佳区域的工艺组合为筛角 15°, 稻谷含水量 14%, 进料比 0.80。徐兵等<sup>[3]</sup>分析了 6NG-16 型重力式谷糙分离机在不同极位夹角情况下最小传动角最大值和  $\alpha$  角的关系, 得出在不同极位夹角情况下最小传动角的变化曲线, 在运动幅度为 90 mm, 极位夹角为 8.57° 时,  $\alpha$  角为 11.29°, 最小传动角获得最大值 58.9°, 以满足谷糙的分离要求。王煜<sup>[4]</sup>设计了一种节能降耗、减震及轻量化的双筛体重力谷糙分离机, 相对原产品, 平均功率降低到原先的 1/7, 且整机重量减轻近 50%。

虽然近 20 年来谷糙分离新型设备的研制在不断进步, 但是在针对谷糙分离机的分离技术还停留在人工操作阶段, 并没有相应的算法设计应用到实际工作中。机器视觉技术作为人工智能的一个分支, 以高精度、高自动化等特点已被广泛应用于工业、农业、医学等领域<sup>[5]</sup>。Tomasevic 等<sup>[6]</sup>利用机器视觉技术对肉的分散脂肪尺寸

**基金项目:** 襄阳市科技局重点研发项目(编号: 2022ABH006488)

**作者简介:** 李欣, 男, 湖北文理学院在读硕士研究生。

**通信作者:** 齐家敏(1973—), 男, 湖北文理学院副教授, 博士。

E-mail: jmqi412@163.com

**收稿日期:** 2022-12-24 **改回日期:** 2024-04-05

进行检测,更好地反映了完整的肉类产品样品颜色。刘一鸿<sup>[7]</sup>提出了一套基于机器视觉技术的白酒杂质检测系统,将深度学习算法应用于白酒杂质检测中,实现快速和准确地检测灌装后白酒中的杂质,识别率提升了 1.62%,检测速度提升了 64.76%。李张威<sup>[8]</sup>基于机器视觉技术设计了一套鲜香菇自动分级系统,实现鲜香菇自动上料、间歇输送、单体化、姿态翻转、等级分类识别和分级功能。

试验以谷糙为研究对象,基于谷糙分离机,通过采用机器视觉技术对谷糙进行智能化检测。基于机器视觉的自动化非接触式检测是一种有效的解决方法,通过对谷糙进行算法处理,提取谷糙分界线特征,以获得特征点的坐标,以期谷糙分离控制系统提供执行依据。

### 1 图像采集设备

图像采集是整个系统的第一步,用于采集待检测谷糙的样本图像。设计基于机器视觉的检测平台,在谷草分离机的基础上搭建谷糙图像的采集系统,如图 1 所示,该系统包括主控模块、CMOS 摄像头模块、LCD 显示器、光源和计算机。其中,CMOS 摄像头满足设计需求及嵌入式的要求,有效像素可达 500 万,镜头可实现自动对焦。CMOS 图像传感器通过镜头聚焦将光学信号转换为电信号,再通过模数转换和 DSP 处理获得数字图像信号,即谷糙图像被传输到主控模块,最终得到 LCD 屏幕上显示的图像。为了尽可能地避免环境的干扰,如光信号,在筛面上设计密闭空间,并将照明光源位于被测对象的斜上方,用于突出被测部位的特征。

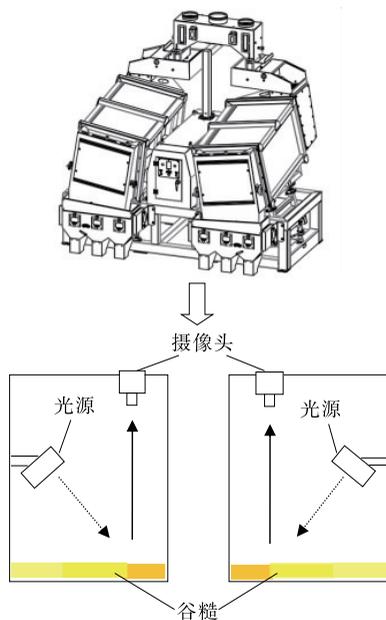


图 1 总体方案设计示意图  
Figure 1 Schematic diagram of the overall scheme design

### 2 图像处理算法

在设备采集完图像后,基于 Matlab 软件平台进行仿真试验,将图像进行手动读取。首先在对图像进行特征提取前,对采集图像进行预处理,在后续有效提取特征信息的同时,提高目标检测速度。

#### 2.1 标定工作区域

由于摄像头所采集到的原始图像除了所需要处理的有关区域,可能还会包含一些无关区域。因此,需要将一些不利因素去除,有利于图像处理速度的提高。通过 Matlab 中内置剪切函数将摄像头采集到的图像进行自动分割处理,只保留 ROI 区域,这样才能保证后续图像处理不受其他非目标区域的影响,提高特征提取的准确性。

在 Matlab 中标定 ROI 区域,根据图像的大小获取指定区域内图片顶点的坐标值,就可以将区域内的图片提取出来,采集 3 幅原始图像如图 2 所示。

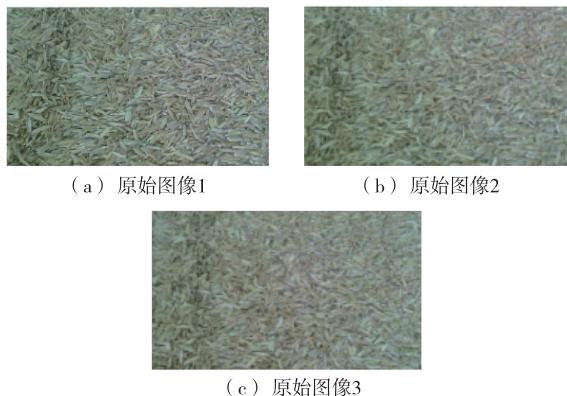


图 2 ROI 区域  
Figure 2 ROI region

#### 2.2 图像预处理

对图片进行预处理操作,包括滤波去噪、色彩空间转换、图像增强、阈值分割等处理。对于谷糙图像进行滤波去噪处理时,常用方式有均值滤波、中值滤波、高斯滤波以及双边滤波。根据实际效果对比,选用双边滤波进行去噪处理。双边滤波是利用邻域内像素点的空间邻近度和像素值相似度来构建高斯权重滤波器。利用二维高斯曲面公式进行计算得到双边滤波所需的空域核  $G_{\sigma_s}$  与图像像素域核  $G_{\sigma_r}$ ,先将空域核  $G_{\sigma_s}$  与图像像素域核  $G_{\sigma_r}$  进行相乘,即输入像素的加权,再将其加权和输入像素的值相乘并累加,其次将其累加和除以加权的累加和,即可得到输出像素的值:

$$\bar{I}(p) = \frac{1}{W_p} \sum_{q \in S} G_{\sigma_s}(\|p - q\|) G_{\sigma_r}(|I(p) - I(q)|) I(q), \tag{1}$$

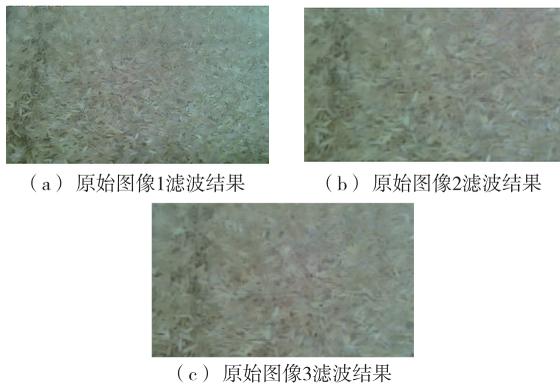
式中:  
 $q$ ——输入像素点,像素;

$p$ ——卷积核中心像素点,像素;  
 $S$ ——卷积核大小;  
 $I$ ——卷积核中心像素的值,像素;  
 $\sigma_s, \sigma_r$ ——自定义值;

$W_p$ ——对每个像素点系数的归一化,  $W_p = \sum_{q \in S} G_{\sigma_s}(\|p - q\|) G_{\sigma_r}(|I(p) - I(q)|)$ 。

这里的卷积核即滤波器,包含核大小、步长及其填充步数。通过选取一个方框在图像上平滑,每次滑动根据公式计算都可以得到空域与域值,从而进行滤波处理。

双边滤波不仅对噪声进行抑制,而且有效地获得主体目标,并对边缘信息保留得更加细致。将3幅ROI图像进行双边滤波,结果如图3所示。



(a) 原始图像1滤波结果 (b) 原始图像2滤波结果

(c) 原始图像3滤波结果

图3 双边滤波结果

Figure 3 Results of bilateral filtering

2.2.1 图像增强 采用基于迭代的Retinex改进算法,不同于传统的图像增强方法,该算法基于多重迭代策略,通过估计和去除图像各像素点的照度分量进而进行经过多次迭代逼近理想值<sup>[9]</sup>。Retinex可以压缩各类图像的动态范围,并一定程度上保持图像的颜色和细节的自适应增强。

假设图像为  $I(x, y)$ , 可得到单尺度Retinex算法的公式:

$$I(x, y) = R(x, y) * L(x, y), \quad (2)$$

式中:

$R(x, y)$ ——周围光照强度信息的光照分量,像素;

$L(x, y)$ ——物体本身固有性质的反射分量,像素。

图4给出了Retinex算法的选择比较像素点的路径,  $\infty$ 为图像基准点,数字1, 2, ..., 12为参与的比较像素点,这些数字表示在计算明暗关系时像素点比较的顺序,按其从小到大的顺序连接可以得到一条螺旋状的路径,这条路径选择包含了整个图像全局明暗关系。

原始输入图像中的每个像素在一次迭代中都已与已经选定的这条路径上的像素点进行比较,其差值保存在  $r_i(x, y)$  中,将此差值累加保存到相应的  $r_n(x, y)$  位置

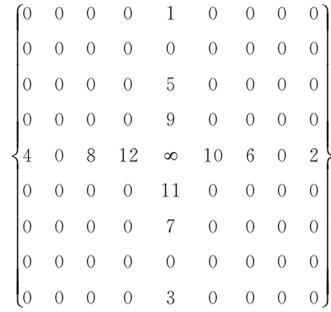


图4 像素点路径图

Figure 4 Pixel path map

中,然后再对两者做一个平均,最后就能得到输出结果:

$$r_{n+1}(x, y) = \frac{r_i(x, y) + r_n(x, y)}{2}, \quad (3)$$

式中:

$r_i(x, y)$ ——上一轮迭代完成的结果,像素。

比较校正  $n$  次迭代:

$$r_n(x, y) = \begin{cases} r_n(x, y) + \Delta l & r_n(x, y) \leq r_{n, \max}(x, y) \\ r_{n, \max}(x, y) & r_n(x, y) > r_{n, \max}(x, y) \end{cases} \quad (4)$$

输出结果多以初始值  $t$  为中心,集中分布在  $t$  附近,即起到了压缩的效果,因此需要对迭代结果做线性拉伸处理,提高图像对比度。

$$R(x, y) = \frac{r_{n+1}(x, y) - r_{n, \min}(x, y)}{r_{n, \max}(x, y) - r_{n, \min}(x, y)} * 255, \quad (5)$$

式中:

$r_{n, \max}(x, y), r_{n, \min}(x, y)$ ——迭代结果的最大和最小值,像素;

$R(x, y)$ ——最终的增强结果,像素。

2.2.2 阈值分割 采用最大类间方差法确定最佳阈值,自适应能力强,具有较好的图像分割效果<sup>[10]</sup>。该方法在于根据直方图特性,确定图像分割的最佳阈值。首先假定一个灰度值作为阈值  $T$ ,将图像分为前景  $C_0$  和背景  $C_1$  两类,然后计算前景像素和背景像素的方差。

$$\sigma^2 = \omega_0(\mu_0 - \mu)^2 + \omega_1(\mu_1 - \mu)^2, \quad (6)$$

式中:

$\sigma^2$ ——类间方差(可分离判据);

$$\omega_0 = \sum_{i=0}^T p_i;$$

$$\omega_1 = \sum_{i=T+1}^L p_i = 1 - \omega_0.$$

当类间方差  $\sigma^2$  最大时,得到最佳阈值  $T$ 。

图5(b)是直接对图5(a)的谷糙图像采用HSV颜色空间转换后对全局阈值进行处理得到的二值化结果,可以看出由于原图的整体光线偏暗,左边部分背景也被二值化分割为前景部分;而且原图中谷糙之间的轮廓不够

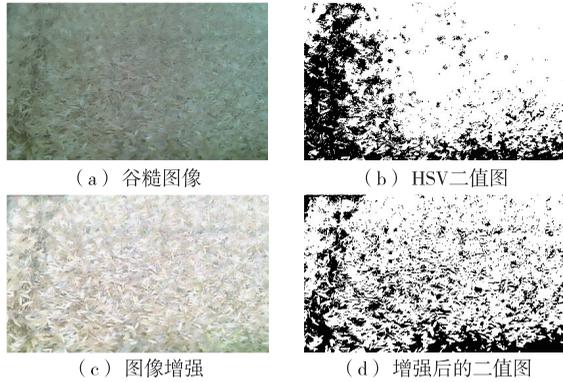


图 5 阈值分割

Figure 5 Threshold splitting

清晰,直接对原图进行 HSV 二值化所得到的结果不利于后续的处理,因此需要对原图进行增强,得到图 5(c),再进行阈值分割。采用 Retinex 算法对图 5(a)的谷糙原图增强后进行阈值分割的结果如图 5(d)所示。

### 2.3 图像优化及轮廓提取

2.3.1 数学形态学运算 由于背景中存在与目标非常接近的灰度值,经阈值分割后的谷糙图像仍未达到理想状态,存在一些噪点及空洞,因此需要采用数学形态学运算,使目标变得更为完整,以便更准确地检测定位分界线。

数学形态学基本的运算包括膨胀、腐蚀、开运算和闭运算,设  $f(x, y)$  表示输入图像,与  $m$  维的结构元素  $b(x, y)$ ,各定义如下:

$$\text{膨胀: } (f \oplus b)(x, y) = \min_{(s,t) \in b_N} \{f(x+s, y+t) - b_N(s, t)\}, \quad (7)$$

$$\text{腐蚀: } (f \ominus b)(x, y) = \min_{(s,t) \in b_N} \{f(x-s, y-t) + b_N(s, t)\}, \quad (8)$$

$$\text{开运算: } f \circ b = (f \ominus b) \oplus b, \quad (9)$$

$$\text{闭运算: } f \bullet b = (f \oplus b) \ominus b. \quad (10)$$

考虑到谷糙分界线走向,为了保留更多的细节信息,采用  $3 \times 3$  对角方向的结构元素对二值图像进行形态学处理。

首先,利用中值滤波对图像进行去噪处理,减少噪点的影响;然后进行形态学处理,通过反复试验确定了各个形态学运算的结构、运算顺序及运算次数;但此时图像还没达到理想效果,所以再对此时二值图像中所有连通域的面积进行统计,结合图像的分辨率去除面积较小的连通域,得到目标主体,即只包含一条分界线;再进行填充操作,使得提取到的目标区域更加完整连续。

2.3.2 边缘检测 利用各种边缘检测算子对图像边缘进行提取,有 Sobel、Roberts、Prewitt、Log 和 Canny。但是对于不同的研究对象,5 种基本算子对图像边缘的提取都一定的问题, Sobel 算子、Roberts 算子、Prewitt 算

子、Log 算子会丢失部分边缘特征,提取轮廓不够连续,且存在部分伪边缘,而 Canny 算子相对能保留突出边缘特征。为了进一步提高检测精度,对相对而言检测效果最好的 Canny 算子进行改进,提出了一种基于自适应双边滤波的 Canny 边缘检测方法,以提高其对 ROI 边缘提取的精度<sup>[11]</sup>。

改进 Canny 边缘检测需要经过以下步骤:

(1) 复合数学形态学滤波:传统 Canny 算法在平滑图像时采用高斯滤波器对原始图像进行卷积操作,而利用形态学滤波算子平滑图像。设  $f$  为输入图像,  $C$  为平滑后的图像,进行运算。

$$C_1 = (f \circ b) \bullet b, \quad (11)$$

$$C_2 = (f \bullet b) \circ b. \quad (12)$$

将上述两种形态学算子相结合,构造出一种改进的复合数学形态学滤波器:

$$C_3 = \frac{1}{2} [(f \circ b) \bullet b + (f \bullet b) \circ b]. \quad (13)$$

(2) 计算图像梯度的幅值与方向:传统的 Canny 算法在计算梯度幅值和方向用  $(2 \times 2)$  大小的模板计算幅值和方向,其受噪声影响较大,不能很精确地检测出边缘。所以在计算梯度幅值和方向使用更为精确的  $(3 \times 3)$  大小的模板,基于 8 邻域分别从水平、垂直、 $45^\circ$  和  $135^\circ$  4 个方向计算一阶偏导,可以得到 4 个方向的卷积因子。

根据模板卷积因子,计算出每个像素点的横纵方向梯度近似值之后,就可以知道梯度的幅值大小以及梯度方向,梯度幅值公式。

$$G = \sqrt{G_x^2 + G_y^2 + G_{45}^2 + G_{135}^2}. \quad (14)$$

梯度方向公式:

$$\theta = \text{artan}\left(\frac{G_y}{G_x}\right). \quad (15)$$

(3) 改进的 Otsu 双阈值设定:在施加非极大值抑制之后,需要进行边缘连接以解决那些杂散边缘像素。通过设定滞后阈值来实现保留高梯度值的边缘像素,过滤低梯度值的边缘像素。滞后阈值需要两个阈值(高阈值和低阈值),此处使用 Otsu 自适应阈值处理,得到一个最佳阈值  $T$ ,再根据经验参数得到,高阈值  $T_h = T$ ,低阈值  $T_l = 0.4T$ 。通过试验对比分析, Otsu 能够得到一个比较满意的结果。改进 Canny 算子轮廓提取结果如图 6 所示。

## 3 特征提取算法

### 3.1 霍夫变换

霍夫变换是一个检测间断点边界形状的方法,其基本原理就是两个坐标空间之间的变换。通过将图像坐标空间变换到参数空间,参数空间的点上累计形成峰值,以峰值点分析的角度来实现直线与曲线的拟合<sup>[12]</sup>。

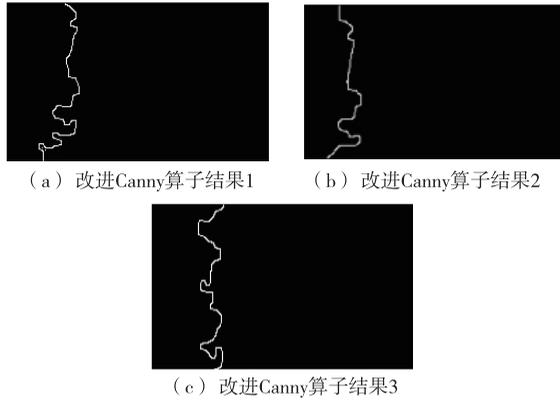


图 6 改进 Canny 算子结果

Figure 6 Results of improved Canny operator

在图像空间  $x-y$  中,一条直线在直角坐标系下可以表示为:  $y = k * x + b$ , 其中  $k$  和  $b$  是参数。过某一点  $A(x_1, y_1)$  的直线共有  $n$  条,所有直线的参数均满足方程  $y_1 = k * x_1 + b$ , 即点确定了一族直线。如果将方程改写为  $b = -k * x_1 + y_1$ , 那么将这些直线所对应的直线参数映射到由这些直线参数张成的二维参数空间  $k-b$  中,可以形成一条曲线。

经过变换,直角空间可转化为极坐标空间。设直线与垂线交点为  $(p, q)$ , 可得  $(p, q) = (r \cos \theta, r \sin \theta)$ , 那么直线上的任意点为  $(x, y)$ , 则斜率为:

$$\frac{y-p}{x-q} = \frac{y-r \cos \theta}{x-r \sin \theta} \quad (16)$$

图像坐标系到极坐标系参数空间的转换方式:

$$r = x \cos \theta + y \sin \theta, \quad (17)$$

式中:

$r$ ——坐标所在位置的原点到直线的垂直距离;

$\theta$ ——垂线  $r$  与  $x$  轴正方向的夹角,  $(\theta \in [0, 180^\circ])$ 。

这样图像坐标空间的每一个点  $(r, \theta)$  到对应参数空间的一条曲线,如图 7 所示。

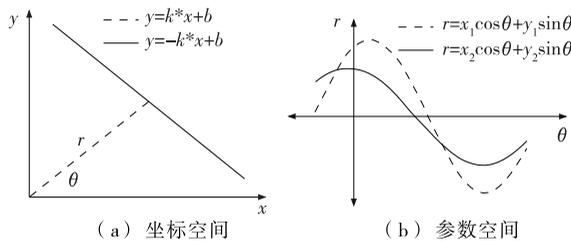


图 7 霍夫变换原理图

Figure 7 Hough transform schematic

霍夫变换实际上是一种统计投票决策算法,是利用参数空间中参数“拟合”直线的过程。根据其原理,可以得到 Hough 变换结果见图 8。

### 3.2 卡尔曼滤波

经过 Hough 变换操作后,得到谷糙分界线,从而得到

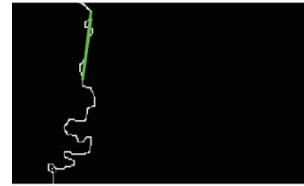


图 8 Hough 变换结果

Figure 8 Results of Hough transform

分离定位坐标。然而这个坐标信息确实不真实,在现实工况下,往往存在着许多不确定的干扰因素,如采集图像时的光照不均匀以及机械设备的抖动等。光照环境是机械视觉系统中的关键组成部分,它决定着图像处理器获取光照反射后形成的图像信息的清楚与否,这在机器视觉系统中是很重要的,决定着图像的质量。而根据谷糙分离机的机械原理,在谷糙分离机工作的过程中不可避免地产生剧烈振动,如果在振动过程中对分离板的位置进行调节,那么控制精度会产生一定的误差。因此,在一个连续变化的动态系统中,使用卡尔曼滤波在减少误差的同时,也可以减少突变状况。对系统下一步的走向做出有根据的预测,即使伴随着各种干扰,也可以实时且快速地处理问题<sup>[13-14]</sup>。

图像特征点坐标测量方程为

$$\begin{bmatrix} x_c \\ y_c \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_s \\ y_s \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} v_c \\ v_c \end{bmatrix}, \quad (18)$$

式中:

$x_c, y_c$ ——坐标的测量位置,像素;

$x_s, y_s$ ——坐标的实际位置,像素;

$v_c$ ——测量噪声,像素。

由此可得,特征点坐标状态方程为:

$$\begin{bmatrix} x(k) \\ y(k) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x(k-1) \\ y(k-1) \end{bmatrix} + w(k), \quad (19)$$

式中:

$x(k), y(k)$ —— $k$  时刻坐标的真实位置,像素;

$w(k)$ ——测量噪声,像素。

定位坐标测量方程为:

$$\begin{bmatrix} z_x(k+1) \\ z_y(k+1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x(k) \\ y(k) \end{bmatrix} + v(k), \quad (20)$$

式中:

$v(k)$ ——符合高斯分布的过程噪声;

$z(k)$ —— $k$  时刻观测值,像素。

根据以上建立的状态模型与测量值预测坐标的卡尔曼滤波递推算算法为

先验状态:

$$X(k|k-1) = AX(k-1|k-1) + Bu(k), \quad (21)$$

先验协方差:

$$P(k|k-1) = AP(k-1|k-1)A^T + Q, \quad (22)$$

卡尔曼滤波增益:

$$K(k) = P(k|k-1)H^T * [HP(k|k-1)H^T + R]^{-1}, \tag{23}$$

后验状态:

$$X(k|k) = X(k|k-1) + K(k)[z(k) - HX(k|k-1)], \tag{24}$$

后验协方差:

$$P(k|k) = [I - K(k)H]P(k|k-1). \tag{25}$$

选取第一幅图像的的第一个特征点坐标的状态值为初始值,根据式(24)可得最优估计值  $X$ 。图 9 是卡尔曼滤波对图 8 的最优估计分布结果。

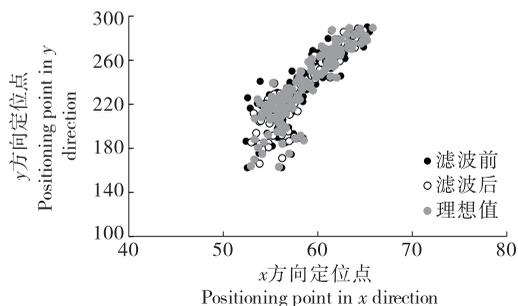


图 9 卡尔曼滤波最优估计分布结果

Figure 9 Results of Kalman filter optimal estimation distribution

### 4 试验与分析

为了证明算法的有效性,选用 MGCZ 60×20×2 型谷糙分离机(湖北飞来钟粮油设备有限公司)的筛面作为试验对象,图像数据采集采用摄像头 OV5640,输出图像尺寸是 800×480。在谷糙分离机启动后分别采集筛面图像,每个筛面采集 4 幅图像,采集 5 个筛面,并传输回计算机,经过软件平台 Matlab 进行图像处理。选用其中的 3 幅图像作为连续处理对象,模拟谷糙分离机实际工况。在试验中,分界线的初始位置  $(x, y)$  可在采样  $k=1$  时刻获得,将第一幅图像的的第一个特征点坐标的状态值为初始值  $x(1)=61$ ,该值在分界线上。过程噪声与测量噪声的方差阵的选取用于模拟模型的误差。图 10 为分界位置计算结果。

为了进一步验证卡尔曼滤波的有效性,对滤波前后的分离偏差作分析,即通过图像处理后的谷糙分离板所在位置。由于分离位置为  $x$  方向移动,所以只对  $x$  方向作分析,计算卡尔曼滤波前后的位置,结果如图 11 所示。

根据 20 幅图像的分界点坐标与实际筛面尺寸,进行位置信息转换,试验结果计算可得表 1,测量误差平均标准差大小为 3.14 mm,滤波误差平均标准差大小为 0.8 mm。相对于定位测量值,定位滤波值更接近于分离真实位置,有效地消除噪声干扰影响,较好地解决定位突变问题,位置偏移更为平缓,提高了整个系统的定位精度。

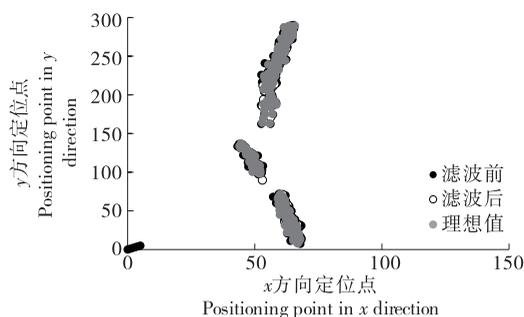


图 10 分界位置计算结果

Figure 10 The results of the demarcation position calculation

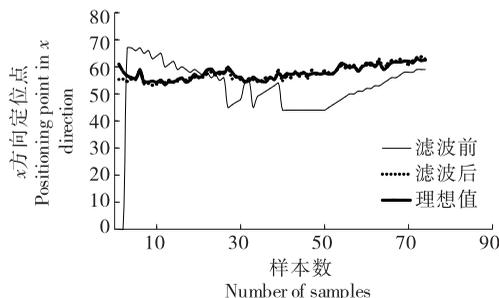


图 11 分离定位滤波前后结果

Figure 11 The results before and after separate positioning filtering

表 1 位置信息统计误差

Table 1 Statistical error of location information

序号	最大误差/mm		平均误差/mm		标准差/mm	
	滤波前	滤波后	滤波前	滤波后	滤波前	滤波后
1	5.18	1.75	1.51	0.47	1.85	0.58
2	8.97	3.20	4.72	1.52	2.32	1.25
3	12.16	4.58	8.71	1.08	4.04	0.49
4	8.19	2.41	3.38	1.76	2.37	1.41
5	9.21	3.84	3.15	0.64	3.12	0.32
6	13.73	6.91	6.93	2.40	4.82	1.78
7	8.41	2.73	3.10	1.34	2.82	0.48
8	5.20	1.71	1.93	0.48	1.61	0.37
9	10.87	1.65	7.74	0.46	3.97	0.31
10	7.56	2.44	2.71	1.56	2.45	1.14
11	6.94	3.35	2.15	1.05	1.64	0.57
12	15.51	4.05	6.99	1.95	5.63	1.37
13	16.48	7.90	8.19	2.79	5.79	2.19
14	9.88	4.11	4.32	0.55	1.76	0.52
15	7.71	4.81	3.85	1.09	1.47	0.65
16	14.88	1.88	8.33	1.52	4.49	0.42
17	5.23	1.28	2.14	0.45	1.30	0.21
18	12.66	3.44	7.96	1.12	5.66	0.96
19	11.14	2.73	7.37	0.42	3.15	0.27
20	9.70	3.82	4.12	1.08	2.67	0.71

## 5 结论

为解决传统谷糙分离存在的检测精度低且再加工问题,设计了基于机器视觉的谷糙分离检测方法。重点研究了图像处理算法,完成对谷糙分离特征坐标位置的智能检测,并在目标运动中减少不利因素的干扰,顺利地提取定位特征点。根据谷糙筛面试验结果表明:该方法具有较高的检测精度,提高了检测效率,并具有一定的实时性,可有效区分完好稻谷与糙米。

### 参考文献

- [1] 万国韬, 秦彦霞. 一种谷糙分离的新思路[J]. 现代食品, 2019(14): 8-9.  
WAN G T, QIN Y X. A new idea for separation of rice roughness [J]. Modern Food, 2019(14): 8-9.
- [2] FOUDA T. Engineering studies on the performance of paddy and rice separator[J]. Misr Journal of Agricultural Engineering, 2009, 26(2): 935-952.
- [3] 徐兵, 晁东, 崔清亮. 6NG-16型重力式谷糙分离机的设计与研究[J]. 农业装备与车辆工程, 2021, 59(9): 20-22.  
XU B, CHAO D, CUI Q L. Design and research of 6NG-16 gravity paddy separator[J]. Agricultural Equipment & Vehicle Engineering, 2021, 59(9): 20-22.
- [4] 王煜. 双筛体重力谷糙分离机的动力学分析与改进设计[D]. 武汉: 武汉轻工大学, 2020: 32.  
WANG Y. Kinetic analysis and improved design of double sieve gravity paddy rice separator [D]. Wuhan: Wuhan Light Industry University, 2020: 32.
- [5] 宋春华, 彭泓知. 机器视觉研究与发展综述[J]. 装备制造技术, 2019(6): 213-216.  
SONG C H, PENG X Z. Research and development of machine vision[J]. Equipment Manufacturing Technology, 2019(6): 213-216.
- [6] TOMASEVIC I, TOMOVIC V, MILOVANOVIC B, et al. Comparison of a computer vision system vs. traditional colorimeter for color evaluation of meat products with various physical properties[J]. Meat Sci, 2019, 148: 5-12.
- [7] 刘一鸿. 基于机器视觉技术的白酒杂质检测系统研究[D]. 西安: 西安工业大学, 2021: 7.  
LIU Y H. Research on liquor impurities detection system based on machine vision[D]. Xi'an: Xi'an Technology University, 2021: 7.
- [8] 李张威. 基于机器视觉的鲜香菇分级系统构建及分级研究[D]. 保定: 河北农业大学, 2021: 21.  
LI Z W. Construction and grading system and study on classification of fresh Lentinula edodes based on machine vision[D]. Baoding: Hebei Agricultural University, 2021: 21.
- [9] 陈心雨. 基于Retinex的低光照图像增强的算法研究[D]. 烟台: 山东工商学院, 2022: 14.  
CHEN X Y. Research on algorithm of low-light image enhancement based on Retinex[D]. Yantai: Shandong University of Business and Technology, 2022: 14.
- [10] 张晴晴, 张云龙, 齐国红. 基于最大类间方差法的黄瓜病害叶片分割[J]. 安徽农业科学, 2017, 45(12): 193-195, 234.  
ZHANG Q Q, ZHANG Y L, QI G H. Segmentation of cucumber diseases based on otsu method[J]. Journal of Anhui Agricultural Sciences, 2017, 45(12): 193-195, 234.
- [11] 刘丽霞, 李宝文, 王阳萍, 等. 改进Canny边缘检测的遥感影像分割[J]. 计算机工程与应用, 2019, 55(12): 54-58, 180.  
LIU L X, LI B W, WANG Y P, et al. Remote sensing image segmentation based on improved canny edge detection [J]. Computer Engineering and Applications, 2019, 55(12): 54-58, 180.
- [12] 周其洪, 彭轶, 岑均豪, 等. 基于机器视觉的细纱接头机器人纱线断头定位方法[J]. 纺织学报, 2022, 43(5): 163-169.  
ZHOU Q H, PENG Y, CEN J H, et al. Yarn breakage location for yarn joining robot based on machine vision[J]. Journal of Textile Research, 2022, 43(5): 163-169.
- [13] 高向东, 吴嘉杰, 萧振林, 等. 磁光成像自适应卡尔曼滤波焊缝跟踪算法[J]. 焊接学报, 2016, 37(3): 9-12, 129.  
GAO X D, WU J J, XIAO Z L, et al. Adaptive Kalman filter seam tracking algorithm for magneto-optical imaging[J]. Transactions of the China Welding Institution, 2016, 37(3): 9-12, 129.
- [14] 徐子恒, 夏仁波, 赵吉宾, 等. 基于RANSAC和卡尔曼滤波的窄焊缝识别[J]. 组合机床与自动化加工技术, 2022(2): 50-53, 58.  
XU Z H, XIA R B, ZHAO J B, et al. Narrow weld spot recognition based on RANSAC and kalman filtering[J]. Modular Machine Tool & Automatic Manufacturing Technique, 2022(2): 50-53, 58.
- [30] DUAN W, QIU Z W, CAO S F, et al. Pd-Fe<sub>3</sub>O<sub>4</sub> Janus nanozyme with rational design for ultrasensitive colorimetric detection of biothiols[J]. Biosensors and Bioelectronics, 2022, 196: 113724.
- [31] XIA F, SHI Q F, NAN Z D. Facile synthesis of Cu-CuFe<sub>2</sub>O<sub>4</sub> nanozymes for sensitive assay of H<sub>2</sub>O<sub>2</sub> and GSH [J]. Dalton Transactions, 2020, 49(36): 12 780-12 792.
- [32] HUANG X, XIA F, NAN Z D. Fabrication of FeS<sub>2</sub>/SiO<sub>2</sub> DMHSs and rapid determination of H<sub>2</sub>O<sub>2</sub> and GSH as an artificial peroxidase[J]. ACS Applied Materials & Interfaces, 2020, 12(41): 46 539-46 548.

(上接第76页)

- [28] 杨培昕, 喻昌木, 杨敏, 等. 固载离子液体修饰Fe<sub>3</sub>O<sub>4</sub>纳米酶用于H<sub>2</sub>O<sub>2</sub>和葡萄糖的检测[J]. 食品科学, 2021, 42(20): 252-259.  
YANG P X, YU C M, YANG M, et al. Immobilized ionic liquid modified Fe<sub>3</sub>O<sub>4</sub> nanozyme for the detection of hydrogen peroxide and glucose in foods[J]. Food Science, 2021, 42(20): 252-259.
- [29] DUAN W, WANG J L, PENG X M, et al. Rational design of trimetallic AgPt-Fe<sub>3</sub>O<sub>4</sub> nanozyme for catalyst poisoning-mediated CO colorimetric detection[J]. Biosensors and Bioelectronics, 2023, 223: 115022.