

基于形态特征的破碎玉米籽粒识别及检测装置设计

杨 亮^{1,2,3}, 王 卓^{1,2,3}, 白晓平^{1,2,3}

(1. 中国科学院 沈阳自动化研究所, 沈阳 110016; 2. 中国科学院 机器人与智能制造创新研究院, 沈阳 110169; 3. 辽宁省农业装备智能化技术重点实验室, 沈阳 110016)

摘 要: 基于 K-Means 聚类分割算法、颜色空间转换和形态学特征,通过对辽沈地区广泛种植的玉米的面积、面积与周长比、短轴与长轴比、圆形与矩形及五种形态特征的分析,识别出玉米碎粒。同时,设计开发了一种基于同步带轮的玉米籽粒破碎率在线检测装置,用于玉米籽粒破碎率的在线检测与识别。研究结果:①利用 K 平均算法分割算法将图像分割为目标区域和背景区域;②利用 K 平均算法分割算法将图像分割为二值化图像,进一步对二值化图像采用形态闭运算填充目标区域的非连通区域,对目标区域进行统计分析,计算出形态特征;③通过多组试验,玉米籽粒破碎的识别率可达 94%。

关键词: 玉米籽粒; K-Means 聚类分割; 形态特征; 颜色空间; 在线检测装置

中图分类号: S225.5⁺1; S220.3

文献标识码: A

文章编号: 1003-188X(2024)09-0021-08

DOI:10.13427/j.cnki.njyi.20240019.015

0 引言

玉米籽粒破碎率检测是玉米籽粒直收型联合收获机的重要考核指标之一,且破碎率的高低对收割区域玉米产量情况,也有着非常大的影响。因此,破碎玉米籽粒的高效识别依旧是我国农业领域研究的热点和难点,进一步提高破碎玉米籽粒识别的准确性,需要提出更加有效的识别算法。

由于计算机技术及图像处理技术的飞速发展,机器视觉技术在智能农业领域得到了前所未有的发展,而图像处理与目标识别是机器视觉核心技术,优良的图像处理和目标识别算法可以准确高效的识别出目标物,有利于提高农机装备的可靠性和实时性。目前,关于机器视觉在农业领域相关应用,许多学者做了研究并已见成效。

权龙哲等^[1]采用图像标记法,对含有众多的、散放的玉米籽粒图像进行处理,并对标记图像进行逻辑判断,采用多尺度小波分析算法,实现玉米籽粒分割、定位及正形。

程洪^[2]针对玉米籽粒胚部的特征信息,在 RGB 颜色空间模型下,依据玉米胚部呈乳白色而其周边呈白

色,两者的颜色在 B 分量上存在差异的情况,依据 B 分量玉米籽粒图像进行分割,并采用改进的开闭运算对分割后的图像进行修整,最终获取籽粒胚乳特征区域。

陈家娟等^[3]利用计算机图像技术,结合遗传算法与神经网络来识别分析田间玉米的图像,建立了一套通过分析图像颜色直方图得出玉米叶色检测值的系统,验证系统准确率达到 91.5%。

史智兴^[4]试验研究对象是我国广泛种植的黄色玉米,其对采集得到的玉米图像进行图像处理,结合遗传算法和 SPSS 算法分析,发现可将 HIS 颜色模式下破损籽粒的白色部分和黄色部分的面积比等特征作为识别品种属性特征。

K. Ding 等^[5]采用连续对称指数、曲率指数和半径指数等参数为比较参数,用来区分完整的玉米籽粒轮廓和破碎的玉米籽粒轮廓,能够有效地将破碎的玉米籽粒从总体玉米籽粒中剔除。

Ni. B 等^[6]基于分级系统研究,建成玉米种子原型检测计算机视觉系统,完整籽粒与破碎籽粒的检测结果分别为 91% 和 94%;同时,根据玉米籽粒横、纵向的直方图分布情况,研究了玉米籽粒的凹凸特性

Ng. H. F^[7]对破碎的玉米种子的损伤表面进行染色处理,通过单粒和分批分析的方法来检测玉米种子内部是否存在严重的机械内应力裂纹,并基于三层神经网络,对发霉玉米种子进行有效识别。

I. Zayas 等^[8]从 12 个形态参数中采用多元判别分析方法,挑出 7 个影响较大参数,建立马氏距离判

收稿日期: 2022-11-02

基金项目: 辽宁省重点研发计划项目(2020JH2/10200026); 国家重点研发计划项目(2020YFB1709600)

作者简介: 杨 亮(1993-),男,辽宁朝阳人,工程师,(E-mail) yangliang2@sia.cn。

通讯作者: 王 卓(1976-),男,沈阳人,研究员,博士生导师,(E-mail) zwang@sia.cn。

别函数,对完整的玉米籽粒和破碎的玉米籽粒进行识别。

在玉米籽粒破碎识别中,许多学者均采用神经网络对目标进行识别,其不足之处在于神经网络对样本的依赖性强,且神经网络算法的收敛速度慢,故神经网络算法具有较大的时间及空间复杂度,在实际应用中较难实现。

针对上述问题,本文采用 K-Means 聚类分割算法,结合玉米籽粒的形态特征,对破碎的玉米籽粒进行识别。试验结果表明:采用本文方法不仅可以降低时间及空间复杂度,还可以将破碎的玉米籽粒在完整的玉米籽粒中有效识别出来,识别率最高可达 94%。

1 籽粒破碎的原因

目前,我国玉米脱粒方式均采用机械方法进行脱粒。玉米籽粒在脱粒滚筒、拉茎辊及喂入搅龙等机械构件中受到随机挤压、剪切、揉搓、冲击等外力作用,很容易造成玉米籽粒的损伤,较为严重的则导致玉米籽粒大面积破碎。高连兴团队^[9-10]分析了导致玉米籽粒破碎的主要原因是玉米籽粒与刚性部件的冲击作用的结果。经试验分析得出:籽粒破碎所能承受的最大冲击力,随着含水率的增加,承载冲击力随之降低;玉米籽粒不同部位所承受最大冲击力也不同,腹面可承受的冲击力最大,而冠部承受的冲击力最小。

籽粒直收型玉米联合收获机将玉米籽粒的收获和脱粒一次性完成,与先收割存储晾晒后再进行脱粒的过程相比,更容易造成玉米籽粒的破碎。

针对上述籽粒破碎原因,结合籽粒直收型玉米联合收获机的实际特点,分析了籽粒直收型玉米联合收获机造成籽粒破碎的原因,主要有:①由于玉米籽粒尖端与果穗结合比较紧密,在脱粒时导致尖端处出现较大的断裂,如图 1(a)所示;②脱粒滚筒由于转速较高,导致玉米冠部出现大面积的断裂,如图 1(b)所示;③凹板与脱粒滚筒之间的挤压等外力作用,造成玉米籽粒出现大面积破碎,如图 1(c)所示。

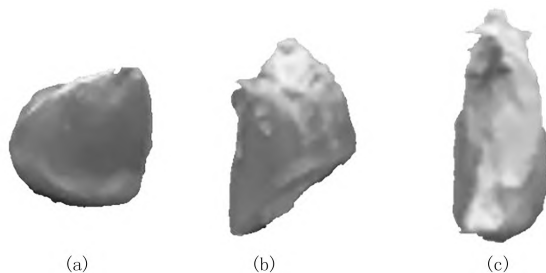


图 1 破碎玉米籽粒

Fig. 1 Broken corn kernels

图 2 是籽粒直收型联合收获机田间实际采集的破碎玉米籽粒图片。经过多次试验发现,当玉米籽粒胚乳区域所承受的剪切力超出其承载能力,很容易造成玉米籽粒的大面积破碎。



图 2 田间采集破碎玉米籽粒

Fig. 2 Collect broken corn grains in the field

2 玉米籽粒破碎率在线检测装置设计

同步带式玉米籽粒破碎率在线检测装置主要由装置箱体、落料槽、缓冲槽、主/从同步带轮、同步带、光源及相机支架等机构组成,如图 3 所示。其中,落料槽通过螺栓连接的方式,安装在装置箱体的箱盖上,外界玉米籽粒经落料槽引流后,进入检测装置内部,落料槽口下端为缓冲槽。

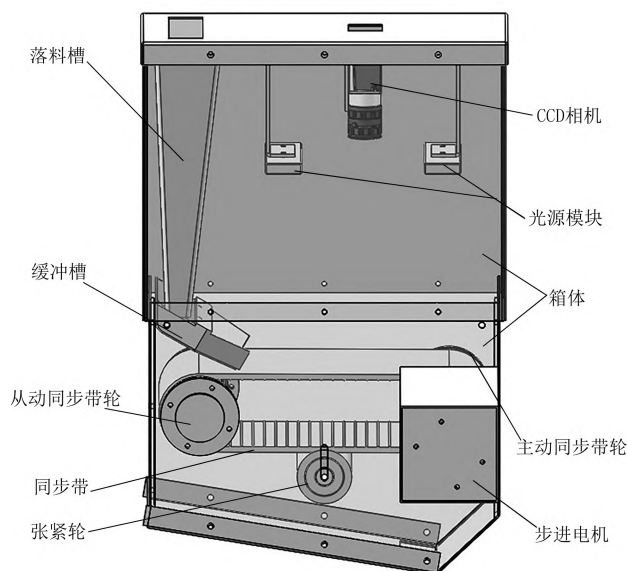


图 3 同步带式玉米籽粒破碎率在线检测装置

Fig. 3 Synchronous belt maize kernel broken rate online testing device

图 3 中,缓冲槽的作用是减轻籽粒对同步带的冲击,防止同步带产生波动,保证采集图像质量。缓冲槽前端安装有毛刷,当玉米籽粒流过毛刷时,由于轻微阻力的作用,使玉米籽粒不易出现堆叠现象,有效实现玉米籽粒单层化。同时,缓冲槽呈梯形,前端收拢,可以有效聚拢玉米籽粒,使玉米籽粒尽可能多地落入皮带中心区域,便于 CCD 工业相机尽可能多地采

集到试验样品,获得更多的试验数据。缓冲槽下面区域为检测装置的核心,即同步带传动系统,通过步进电机来带动主动轮,经同步带传动带动从动轮转动,从而实现对玉米籽粒样品的实时动态采集。CCD 工业相机安装在皮带运动路径的中间区域,对流经的玉米籽粒样品进行图像采集,CCD 工业相机两侧是光源,光源对称地分布在 CCD 工业相机两侧,减少了单一光源造成阴影的影响,便于后续对采集图像的数据分析。同步带下侧为张紧轮,通过对张紧轮的上下调节,使同步带处于最佳工作状态,防止打滑等故障的出现,保证检测装置的工作效率。同步带式玉米籽粒破碎率在线检测系统箱体和箱盖均由钣金设计而成,使得检测装置便于拆装和携带;底部的钣金设计成倾斜状,且末端留有开口,保证将已检测的玉米籽粒释放出去,防止玉米籽粒在检测装置内部出现堆积,确保检测装置平稳正常工作。

采用同步带轮的玉米籽粒破碎率在线检测装置,控制逻辑简单,便于拆装,且对称光照,减少阴影的产生,便于图像分析。

同步带式玉米籽粒破碎率在线检测装置通过螺栓连接的方式,安装在中联籽粒直收型玉米联合收获机“谷王 1288”的升运器处,如图 4 所示。

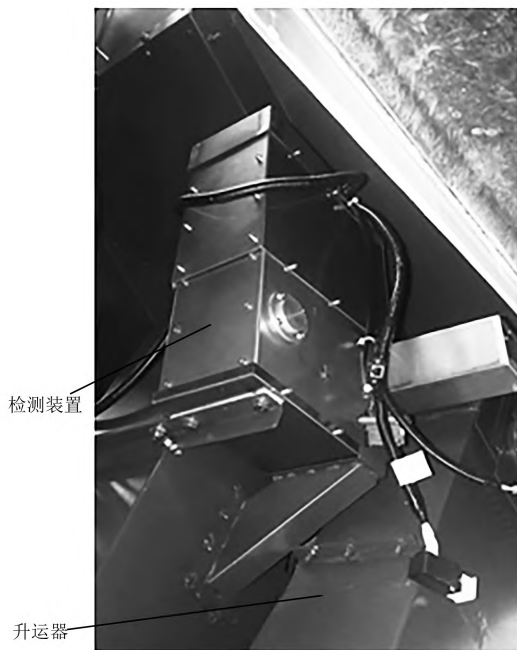


图 4 检测装置安装

Fig. 4 Installing the test equipment

3 破碎籽粒识别方法

3.1 图像获取

为分析破碎玉米籽粒的形态及颜色特征,随机选

取辽沈地区广泛种植的郑单 958,将 200 粒完整玉米籽粒和 50 粒破碎玉米籽粒作为一组随机洒落在颜色为纯灰色的载物台上,使用德国的 Basler ACA4600-7GC 相机拍摄玉米籽粒图像共计 200 幅,拍摄距离为 380~500mm,采集图像尺寸为 3608 像素 × 2480 像素。拍摄的玉米籽粒基本保持平铺状态,破碎籽粒与完整籽粒基本交错排列,如图 5 所示。

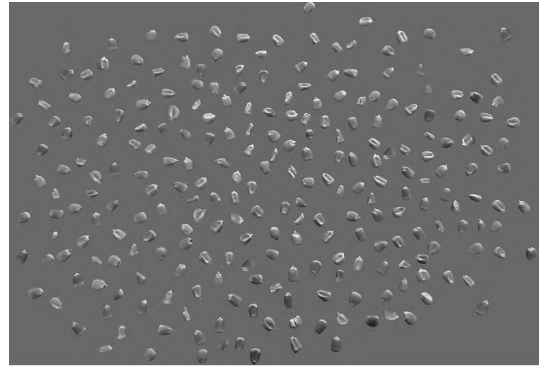


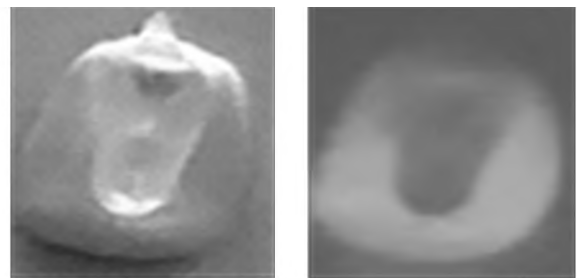
图 5 图像采集

Fig. 5 Image acquisition

3.2 图像预处理

图像预处理是玉米籽粒破碎识别的关键步骤,为了有效地从图像中分割出破碎玉米籽粒区域,将玉米籽粒彩色图像转换至便于图像分割的颜色空间,将最佳颜色分量输入后续识别方法。采集图像的原始颜色空间是 RGB 颜色空间,但由于 RGB 颜色空间各分量间的独立性较差,无法表现出颜色的本质特征^[11-13],需要对 RGB 颜色空间进行线性或非线性变换,转换成其他颜色空间进行破碎玉米籽粒和完整玉米籽粒颜色特征的分析及图像预处理。

通过比较玉米籽粒胚乳及尖端的白色区域、籽粒主体的黄色区域及背景的灰色区域之间的颜色差异,将 RGB 颜色空间转换到 HSV、HIS、YCbCr 和 Lab 等颜色空间,发现籽粒主体黄色区域、籽粒胚乳及尖端白色区域、背景灰色区域在 Lab 颜色空间的 b 分量上存在明显差异,如图 6 所示。



(a) 原始图像

(b) b 分量图像

图 6 图像颜色空间转换及 b 分量直方图

Fig. 6 Space conversion of color image and the histogram of color component b

其中,RGB 颜色空间转为 b 分量可由式(1)、式(2)计算^[14-16],即

$$\begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.4124 & 0.3576 & 0.1805 \\ 0.2126 & 0.7152 & 0.0722 \\ 0.0193 & 0.1192 & 0.9505 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix} \quad (1)$$

$$b^* = 200 \left[f\left(\frac{Y}{100}\right) - f\left(\frac{Z}{108.833}\right) \right] \quad (2)$$

其中, X 、 Y 、 Z 分别表示 RGB 颜色空间转换到 XYZ 空间计算出来的中间值; b^* 为 Lab 颜色空间 b 通道的值。

函数 $f(t)$ 定义为

$$f(t) = \begin{cases} t^{\frac{1}{3}} & t > \left(\frac{6}{29}\right)^3 \\ \frac{1}{3}\left(\frac{29}{6}\right)^2 t + \frac{4}{29} & \text{其他} \end{cases} \quad (3)$$

4 基于形态特征的玉米破碎籽粒识别方法

本文提出玉米籽粒破碎识别流程如图 7 所示。在 Lab 颜色空间下,采用 K-Means 聚类算法对彩色图像的蓝色分量进行分割,分割成目标区域及背景区域;将 K-Means 聚类分割的图像变为二值化图像,即目标区域像素值为 1,背景区域像素值为 0;采用形态学闭操作,填充目标区域中不连通区域;对目标区域的面积、周长等形态特征进行计算分析,得出分析阈值,建立分类器,将完整玉米籽粒与破碎玉米籽粒区分出来。

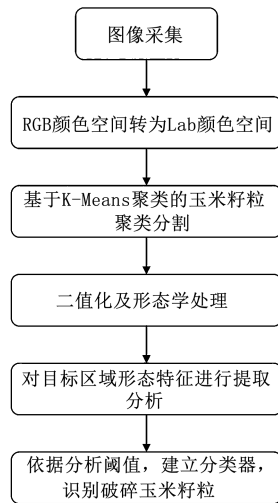


图 7 算法处理流程图

Fig. 7 Algorithm processing flow chart

4.1 图像分割

K-Means 聚类算法是一种无监督学习算法,它通过迭代搜索将单一数据划分为指定的簇。该算法采用距离作为相似性评价指标,将距离最为靠近的对象

分成一类,通过迭代得到一组紧凑且相互独立的类,最终实现对数据的分类^[17-19]。

K-Means 聚类算法聚类中心个数选取和初始聚类中心选择是算法的关键:聚类中心数目过多,算法时间复杂度较大;聚类中心数目过小,图像分类聚类结果变差;初始聚类中心如果选取不当,则需耗费较多时间进行迭代最有聚类中心,甚至容易导致局部极值。

结合具体分析对象,即玉米籽粒主体的黄色区域、玉米籽粒尖端及胚乳的白色区域和载物台平面的灰色区域,可将聚类个数 k 设为 3 类:玉米籽粒主体的黄色区域为第 1 类 C_1 ,玉米籽粒尖端及胚乳的白色区域为第 2 类 C_2 、载物台平面的灰色区域为第 3 类 C_3 。同时,随机选取初始聚类中心,采用 K-Means 算法对玉米籽粒图像进行聚类 and 图像二值化的具体流程如下所述^[20-21]。

1) 输入数据集。采用式(2)所示的公式将大小为 $M \times N$ 的彩色图像中的每个像素点从 RGB 颜色空间转换到 Lab 颜色空间,并计算每个像素点对应的 b 分量值,得到输入样本集 b 分量矩阵为

$$B = \begin{bmatrix} b_{11} & \cdots & b_{1j} & \cdots & b_{1N} \\ \vdots & \cdots & \vdots & \cdots & \vdots \\ b_{i1} & \cdots & b_{ij} & \cdots & b_{iN} \end{bmatrix} \quad (4)$$

其中, b_{ij} 表示图像中第 i 行、第 j 列像素点的 b 分量值。

2) 设定聚类个数和初始聚类中心。根据研究对象特征,设定聚类数 $k = 3$,即将原始图像中的像素点划分为 C_1 、 C_2 、 C_3 3 类,随机选取 3 个初始聚类中心。

3) 迭代分类。对数据集进行迭代分类,分类规则如下:

若对于 $\forall j = 1, 2, 3, i \neq j$ 均有式(5)成立,则

$$\|b_{ij} - \mu_j\| < \|b_{ij} - \mu_i\| \quad (5)$$

因此,将 b_{ij} 划分为 C_j 类。

4) 新聚类中心计算。通过步骤 2) 将数据分类后,重新计算每个聚类的平均值作为新的聚类中心,则有

$$\mu_i' = \frac{1}{|C_i|} \sum_{x \in C_i} x \quad (6)$$

5) 停止条件判定。对于全部聚类中心,若相邻 2 次迭代中的聚类中心 $\mu_i' = \mu_i$,则停止迭代;否则,转至步骤 2) 继续迭代。

6) 图像二值化。根据籽粒破碎识别的需要,将第 1 类玉米籽粒主体的黄色区域 C_1 和第 2 类玉米籽粒尖端及胚乳的白色区域 C_2 作为前景,标记像素为 1,将第 3 类载物台平面的灰色区域为 C_3 作为背景,标记

像素为 0,即

$$x(i,j)=\begin{cases} 1 & b_{ij} \in C_1 \cup C_2 \\ 0 & b_{ij} \in C_3 \end{cases} \quad (7)$$

为了验证以上方法的聚类效果,选取部分含有破碎玉米籽粒的彩色图像 10 幅进行测试,随机从中选取 1 幅来分析 K-Means 算法的聚类效果,如图 8 所示。该幅图像的最终聚类 3 个中心为(160.9544,144.5574,128.0543)。

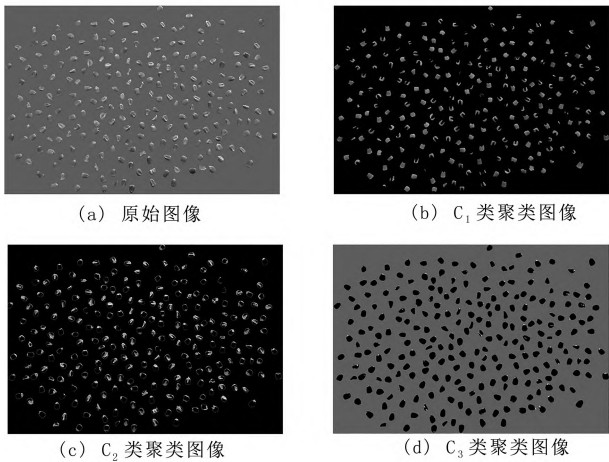


图 8 K-Means 聚类分割结果
Fig. 8 The results of K-Means clustering segmentation

图 8(b)、(c)、(d) 分别为使用 K-Means 算法聚类对图 8(a) 所示的彩色图像聚类后的结果,每幅图中将不属于指定类的像素标记为黑色,将属于该类的结果保留其原有颜色。由图 8(b) 中的分割效果可以看出,该类中除黄色的主体区域外,均被标记成了黑色;由图 8(c) 中的分割效果可以看出,该类中除玉米籽粒尖端及胚乳的白色区域外,均被标记成了黑色;由图 8(d) 中的分割效果可以看出,该类中除载物台表面的灰色区域外,均被标记成了黑色。以上结果表明,K-Means 均值聚类算法可以很好地将彩色玉米籽粒图像有效的聚类成 3 类。按照步骤 5) 的方法,对聚类后的结果进行二值化处理,即可得到原彩色图像的二值图像,如图 9 所示。

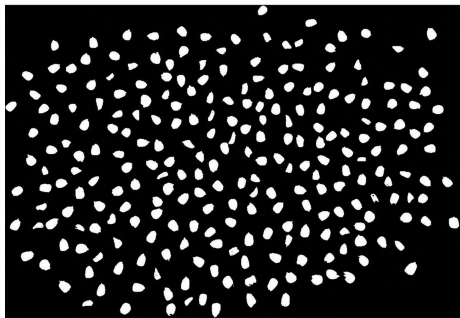


图 9 二值图像
Fig. 9 Binary image

4.2 形态特征计算方法及阈值选取

籽粒区域的面积计算,是求取二值图像中白色区域的像素点总和;籽粒区域的周长是求取目标区域边缘像素点的总和。籽粒区域的圆度特征参数,可由式(8)计算^[22-23],即

$$C=\frac{4\pi A}{L^2} \quad (8)$$

其中, A 为籽粒面积; L 为籽粒周长。

C 值的取值范围为 0~1, C 值越小,表明籽粒偏离圆形的程度越高。

籽粒区域的矩度特征参数,可由式(9)计算,即

$$R=A/(W\cdot H) \quad (9)$$

其中, W 为短轴长; H 为长轴长。

R 值的取值范围为 0~1, R 值越小,表明籽粒偏离矩形的程度越高。

籽粒区域的面积周长比,可由式(10)计算,即

$$D=A/L \quad (10)$$

籽粒区域的短轴与长轴之比,可由式(11)计算,即

$$B=W/H \quad (11)$$

随机选取 10 幅图像各形态特征的分析阈值如表 1 所示。

表 1 形态特征数据分析阈值
Table 1 Morphological data analysis threshold

序号	面积 A	面积周长比 D	短轴与长轴比 B	圆度 C	矩度 R
1	5393	19.1160	0.7391	0.7578	0.7704
2	6532	20.870	0.7126	0.7613	0.7760
3	6299	21.2065	0.7712	0.7638	0.7738
4	5681	19.6063	0.7616	0.7649	0.7725
5	6720	20.8895	0.7250	0.7442	0.7751
6	6738	20.8918	0.7263	0.7502	0.7758
7	7657	22.1755	0.7557	0.7616	0.7740
8	6595	21.2228	0.7525	0.7806	0.7743
9	6888	21.8708	0.7358	0.7766	0.7751
10	5808	20.0225	0.7489	0.7333	0.7744

5 试验设计与结果分析

开始采集图像,根据上述流程,获取形态特征数

据。依据表 1 的分析阈值建立分类器,将 250 个籽粒的形态特征代入分类器进行分类识别,破碎玉米籽粒依据形态特征在原始图像中分析结果,如图 10 所示。其中,对完整玉米籽粒的轮廓进行加粗,而破碎的玉米籽粒的轮廓加粗的同时用方框进行标记区分。

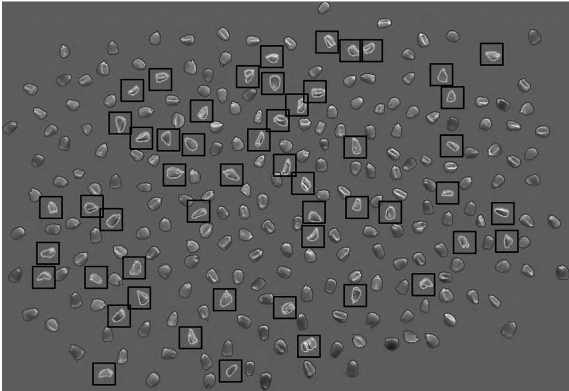


图 10 破碎玉米籽粒识别结果

Fig. 10 The results of the broken corn kernels identification

采用破碎玉米籽粒识别率和误判率,用于验证识别效果及准确性,识别率 R_e 可由式(12)计算,误判率 E_r 可由式(13)计算,即

$$R_e = \frac{r}{S} \times 100\% \tag{12}$$

$$E_r = \frac{e}{S_1} \times 100\% \tag{13}$$

式中 r —籽粒面积图像识别出的破碎玉米籽粒数量;
 S —试验预先已知的破碎玉米籽粒总数, $S = 50$;
 e —识别结果中误将完整籽粒识别成破碎籽粒的数量;
 S_1 —图像识别出破碎玉米籽粒的总数量。
识别结果如表 2 所示。

表 2 识别结果

Table 2 Identify the results

序号	识别数量	误判数量	识别总数	识别率 /%	误判率 /%
1	47	5	52	94	9.62
2	46	8	54	92	14.81
3	44	7	51	88	13.73
4	42	8	50	84	16.00
5	46	6	52	92	11.54

续表 2

序号	识别数量	误判数量	识别总数	识别率 /%	误判率 /%
6	45	6	51	90	11.76
7	46	8	54	92	14.81
8	45	9	54	90	16.67
9	45	5	50	90	10.00
10	46	5	51	92	9.80

由表 2 可知:破碎玉米籽粒经过以面积等形态特征的综合分析作为破碎玉米籽粒识别判据,可以将破碎玉米籽粒从完整的玉米籽粒识别出来。

6 结论

1) 为了有效地将破碎玉米籽粒从完整玉米籽粒中识别出来,分析了玉米籽粒直收联合收获机造成玉米籽粒破碎的原因及破碎玉米籽粒与完整玉米籽粒在形态特征上存在明显差异,以形态特征为判据,将破碎玉米籽粒从完整玉米籽粒中识别出来

2) 在 Lab 颜色空间模型下,采用 K-Means 聚类分割算法可以有效地将目标区域从背景区域中分割出来,且采用本分割方法,可以有效地将玉米籽粒胚乳及尖端部分分割出来,对玉米籽粒胚乳的提取具有较好的参考作用。

3) 通过形态特征对破碎玉米籽粒识别的结果分析,对于尖端较窄而整体呈细条状的玉米籽粒易误判成破碎玉米籽粒,且玉米籽粒的尖端或玉米冠部出现较为整齐的破碎,则矩度值可能大于完整玉米籽粒的矩度值,从而将其误判为完整玉米籽粒。

4) 经上述识别过程,本文方法可以有效地将破碎玉米籽粒从完整玉米籽粒中识别出来,且识别率最高可达 94%,而进一步提高识别率及降低误判率,将作为后续研究的主要问题。

参考文献:

[1] 权龙哲,马小愚.基于小波分析的玉米籽粒图像正形研究[J].农机化研究,2006(2):154-156. .
[2] 程洪,史智兴,尹辉娟,等.基于机器视觉的多个玉米籽粒胚部特征检测[J].农业工程学报,2013(19):145-151.
[3] 陈家娟,纪寿文,马成林,等.基于遗传神经网络的玉米

- 叶色的自动研究测定[J]. 农业工程学报, 2000, 16(5): 115-117.
- [4] 史智兴, 程洪, 李江涛, 等. 图像处理识别玉米品种的特征参数研究[J]. 农业工程学报, 2008(6): 193-195.
- [5] DING K, GUNASEKARAN S. Shape feature extraction and classification of food material using computer vision[J]. Trans ASAE, 1994, 37(5): 1537-1545.
- [6] NI B, M R PAULSEN, J F REID. Corn kernel crown shape identification using image processing[J]. Trans of the ASAE, 1997, 40(3): 833-838.
- [7] NG H F, W F WICKLE, R V MOREY, et al. Machine vision evaluation of corn kernel mechanical and mold damage[J]. Trans of the ASAE, 1998, 41(2): 415-420.
- [8] ZAYAS I, H CONVERSE, J L STEELE. Discrimination of whole from broken corn kernels with image analysis[J]. Trans of the ASAE, 1990, 33(5): 1642-1646.
- [9] 李晓峰, 接鑫, 张永丽, 等. 玉米种子内部机械裂纹检测与机理研究[J]. 农业机械学报, 2010(12): 143-147.
- [10] 李心平, 高春燕, 刘赢, 等. 玉米果穗喂入形式与籽粒破碎率的关系研究[J]. 农机化研究, 2013, 35(12): 137-140.
- [11] 高国琴, 李明. 基于 K-means 算法的温室移动机器人导航路径识别[J]. 农业工程学报, 2014, 30(7): 25-32.
- [12] 尹建芹, 刘小丽, 田国会, 等. 基于关键点序列的人体动作识别[J]. 机器人, 2016, 38(2): 200-207, 216.
- [13] 贾伟宽. 基于智能优化的苹果采摘机器人目标识别研究[D]. 镇江: 江苏大学, 2016.
- [14] 罗陆锋, 邹湘军, 王成琳, 等. 基于轮廓分析的双串叠贴葡萄目标识别方法[J]. 农业机械学报, 2017, 48(6): 15-22.
- [15] BALDEBHAI P J, ANAND R S. Color image segmentation for medical images using L * a * b * color space[J]. IOSR journal of electronics and communication engineering, 2012, 1(2): 24-45.
- [16] PASCHOS G. Perceptually uniform color spaces for color texture analysis: an empirical evaluation[J]. IEEE transactions on image processing, 2001, 10(6): 932-937.
- [17] 徐黎明, 吕继东. 基于同态滤波和 K 均值聚类算法的杨梅图像分割[J]. 农业工程学报, 2015(14): 202-208.
- [18] ABUALHAJ B, WENG G, ONG M, et al. Comparison of five cluster validity indices performance in brain [18F] FET-PET image segmentation using k-means[J]. Medical physics, 2017, 44(1): 209-220.
- [19] JAROŠ M, STRAKOŠ P, KARÁSEK T, et al. Implementation of K-means segmentation algorithm on intel xeon phi and GPU: Application in medical imaging[J]. Advances in engineering software, 2017, 103: 21-28.
- [20] 霍迎秋, 秦仁波, 邢彩燕, 等. 基于 CUDA 的并行 K-means 聚类图像分割算法优化[J]. 农业机械学报, 2014(11): 47-53, 74.
- [21] 李震, 洪添胜, 曾祥业, 等. 基于 K-means 聚类的柑橘红蜘蛛图像目标识别[J]. 农业工程学报, 2012(23): 147-153, 299.
- [22] 杨锦忠, 郝建平, 杜天庆, 等. 基于种子图像处理的大数目玉米品种形态识别[J]. 作物学报, 2008(6): 1069-1073.
- [23] 张玉荣, 王伟宇, 周显青, 等. 基于外观特征识别玉米不完善粒检测方法[J]. 河南工业大学学报(自然科学版), 2015(2): 1-7, 12.

Recognition of the Broken Corn Kernels Based on Morphology Feature and Design of Detection Device

Yang Liang^{1,2,3}, Wang Zhuo^{1,2,3}, Bai Xiaoping^{1,2,3}

(1. Shenyang Institute of Automation Chinese Academy of Sciences, Shenyang 110016, China; 2. Institutes of Robotics and Intelligent Manufacturing, Chinese Academy of Sciences, Shenyang 100169, China; 3. Key Laboratory of Agricultural Equipment Intelligent Technology in Liaoning Province, Shenyang 110016, China)

Abstract: Study on the K-Means clustering segmentation algorithm, color space conversion and morphology feature. Analyzing the corns' area, the ratio of area and perimeter, the ratio of short axis and long axis, roundness and rectangularity, five morphology features to recognize the broken corn kernels that they are widely planted in Liao-Shen Area. At the same time, an online detection device for corn kernels broken rate based on synchronous pulley is designed and devel-

oped for online detection and recognition of corn kernels broken rate. Results: ① using the K-Means clustering segmentation algorithm to divide the images into the target region and the background region; ② The images have divided by K-Means clustering segmentation algorithm convert to the binarized images, further the binarized images use the morphological close operation to fill these are not connected areas of the target region, statistical analysis of the target region and we calculate the morphology features; ③ Through many groups of experiments, the recognition rate of corn kernels breakage can reach up to 94%.

Key words: corn kernels; K-Means clustering segmentation; morphology feature; color space; online detection device

(上接第 20 页)

Abstract ID:1003-188X(2024)11-0013-EA

Mechanism Analysis and Experiment of Five – row Seeding in Maize Community

Dai Yongbo¹, Yang Wei^{2,3}, Li Jiandong^{2,3}, Gao Xiuqiang¹, Chi Peng¹, Wang Xiaokang¹

(1. College of Electromechanical Engineering, Qingdao Agricultural University, Qingdao 266109, China; 2. China Academy of Agricultural Mechanization Sciences Group Co., Ltd, Beijing 100083, China; 3. State Key Laboratory of Soil-Plant-Machinery System Technology, China Academy of Agricultural Mechanization Sciences, Beijing 100083, China)

Abstract: In order to improve the seed uniformity of the five-element seeder in corn plot, the motion law of five-row seeding process in corn plot was analyzed. Discrete element EDEM simulation software was used to establish simulation model. The diameter, cone angle and lifting speed of seed – storing sleeve were taken as experimental factors. The variation coefficient of uniformity was used as the test index. The three-factor and three-level quadratic orthogonal test of different sowing rates was carried out. The effects of various factors on the uniformity of five-row sowing in maize plots were investigated. Through the simulation test analysis, the best parameter combination was carried out. When 125 and 250 seeds were sown, the optimal parameter combination of each factor in the process of maize seed differentiation was obtained by Design expert software : The diameter of the seed storage sleeve was 65mm. The cone angle was 48 °. The sleeve lifting speed was 0.24m/s. At this time, the coefficient of variation of maize uniformity R_1 was 26.93% and R_2 was 27.82%. The indoor bench verification test was carried out through the simulation analysis of the five rows of corn plots. The results showed that the coefficient of variation R_1 was 28.06% and R_2 was 27.90%. The error between actual artificial seeding and simulation analysis was 1.13% and was 0.08%. It showed that the simulation test analysis and the actual artificial seeding operation effect were basically in line with the actual seeding requirements of the five rows of corn plots.

Key words: seeder in plot; EDEM; seed uniformity; coefficient of variation; corn