

联合收获机水稻破碎籽粒及杂质在线识别方法^{*}

陈进¹, 张帅¹, 李耀明², 朱林军³, 夏慧³, 朱亚辉³

(1. 江苏大学机械工程学院, 江苏镇江, 212013; 2. 江苏大学农业工程学院, 江苏镇江, 212013;
3. 江苏沃得农业机械股份有限公司, 江苏镇江, 212013)

摘要:在联合收获机作业过程中, 含杂率或破碎率过高往往是由于收获机作业参数设置不当引起, 需要对收获机作业参数实时调整, 而对收获的水稻成分进行在线识别可以为驾驶员提供合理的调整依据。基于此, 提出一种联合收获机水稻破碎籽粒及杂质在线识别方法, 采用采集流动中的水稻图像的方案, 研制图像采集装置, 实时采集流动状态下的水稻图像, 然后利用 OpenCV 进行图像处理, 根据水稻中完整籽粒、破碎籽粒、杂质的颜色特征以及面积特征差异进行识别分类。在水稻田间试验中随机采集 200 张图片, 其中 20 张图片用于进行特征差异研究, 其余图片用于测试验证。测试结果表明: 破碎籽粒、稻秆杂质以及稻梗杂质的综合评价指标分别达到 92.92%、90.65% 和 90.52%, 且单幅图片的平均处理周期约为 1.86 s, 研究的谷物图像采集装置及水稻破碎杂质在线识别算法可以在线识别水稻中完整籽粒、破碎籽粒、稻秆稻梗等杂质, 为水稻联合收获机作业参数在线自动调控提供技术支撑。

关键词:水稻; 联合收获机; 含杂率; 破碎率; 在线识别; RGB

中图分类号: S225.3 **文献标识码:** A **文章编号:** 2095-5553 (2021) 06-0137-08

陈进, 张帅, 李耀明, 朱林军, 夏慧, 朱亚辉. 联合收获机水稻破碎籽粒及杂质在线识别方法[J]. 中国农机化学报, 2021, 42(6): 137-144

Chen Jin, Zhang Shuai, Li Yaoming, Zhu Linjun, Xia Hui, Zhu Yahui. Research on online identification system of rice broken impurities in combine harvester [J]. Journal of Chinese Agricultural Mechanization, 2021, 42(6): 137-144

0 引言

随着我国农业机械化程度的提升^[1-2], 目前谷物大多采用收获机进行收获。当收获机作业状况异常或者参数设置不恰当时, 会导致收获到的谷物的含杂率、破碎率升高。而收获的谷物中杂质和破碎籽粒的含量会直接影响到收获的谷物的品质, 进而影响谷物出售的价格; 同时谷物中杂质和破碎籽粒的含量也是衡量收获机作业性能指标的两个重要参数。因此, 对其的实时监测不仅可以给机手提供有效的控制依据, 提升收获的谷物品质, 还可以提高收获机的作业效率。然而, 目前国产收获机的智能化程度还不高^[3-5], 联合收获机作业过程的控制主要依赖于机手的感觉和经验, 没有可靠的控制依据。

国内对联合收获机作业过程中谷物中杂质以及破碎的检测手段也进行了探索, 顾琰将采集的 RGB 水稻图像转为 HSV 图像后进行水稻识别算法的设计; 练毅对水稻图像的连通区域特征进行研究并使用决策树算法进行训练, 实现了收获的水稻中不同成分的识别; 韩

梦娜等^[6]采用电磁铁带动挡板的结构截取谷物, 待谷物静止后再采集谷物图像, 并利用 U-net 网络模型对图像进行分割, 该方式虽然可以在线识别出水稻图像中的杂质以及破碎, 但是检测的实时性略有不足, 单幅图像的采集处理周期较长, 约 5 s 左右, 无法很好的满足实时检测的需求。

为了提升检测的实时性和精度, 降低检测时间, 提出了基于图像特征差异的水稻破碎杂质实时识别方法, 采用图像采集装置、嵌入式处理器^[7]以及显示器搭建图像处理系统, 对联合收获机输粮搅龙出粮口流出的谷物进行图像采集, 研究了完整籽粒、破碎籽粒与杂质图像中 R、G、B 三通道的分布差异以及面积差异, 并根据差异进行识别。

1 系统搭建

系统组成框图如图 1 所示, 主要包括图像采集装置、嵌入式^[8]图像处理器, 交互显示屏以及 CAN 通讯模块。其中, 图像采集装置由谷物导流模块以及图像采集模块组成。

收稿日期: 2021 年 4 月 1 日 修回日期: 2021 年 5 月 12 日

^{*} 基金项目: 国家重点研发计划(2016YFD0702004); 镇江市重点研发计划(NY2019009)

第一作者: 陈进, 女, 1959 年生, 江苏盐城人, 博士, 教授, 博导; 研究方向为农业装备信息感知及智能控制技术。E-mail: chenjinjd126@126.com

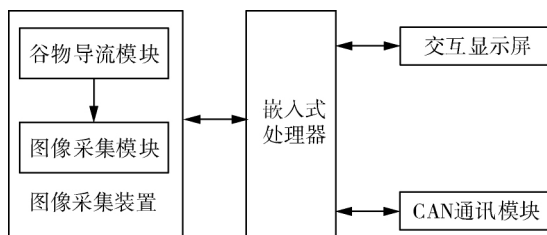


图1 系统框图

Fig. 1 Block diagram of system

嵌入式处理器以及显示屏部署在驾驶室内,图像采集装置安装于输粮搅龙出粮口的下方。图像采集装置包括谷物导流模块以及图像采集模块,谷物导流模块引导部分从出粮口流出的谷物流入,同时嵌入式处理器控制图像采集模块采集谷物导流模块中流动的谷物的图像,并通过研究的谷物图像识别算法对图像进行处理,然后将处理的数据以及图像显示在驾驶室内的显示屏上,同时将数据上传至收获机机载 CAN 总线上与其它控制单元通信。

图2为图像采集装置的结构示意图,可以采集流动中的谷物图像。采集流动过程中的谷物图像可以极大的降低图像中谷物的粘连与堆叠程度。谷物导流模块主要包括谷物流动通道以及谷物流道顶板。谷物导流模块实则为一方形通道,用于引导部分搅龙流出的谷物至谷物流道内,其安装于输粮搅龙的出粮口斜下方,谷物从输粮搅龙流出,其中部分谷物被谷物流动通道所截取并流入,刮板用于阻挡过多谷物同时流入,可以引导谷物以薄薄一层的状态流入,光源安装在上侧挡板的底部,上侧挡板开一方槽为图像传感器提供视窗,图像传感器通过固定支架固定,并对在谷物流动通道上流动中的谷物不断曝光采集图像。

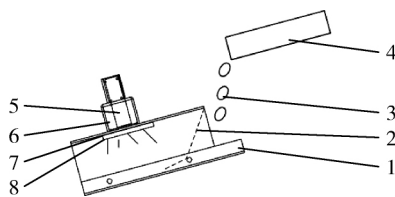


图2 图像采集装置结构示意图

Fig. 2 Structure diagram of image acquisition device

1. 谷物流动通道 2. 刮板 3. 谷物 4. 输粮搅龙 5. 图像传感器
6. 图像传感器固定支架 7. 谷物流道顶板 8. LED光源

2 图像采集与处理

2.1 图像采集

由于在联合收获机收获时,输粮搅龙^[9]出粮口处的谷物流动速度都较快,若采用截取部分谷物使其静止再采集图像处理的方式反馈的结果有较大的滞后性。为了保证采集到的谷物的图像和处理所得的结果的实时性,设计了一种采集流动中谷物图像的图像采

集方案,拍摄谷物收集装置中流动的谷物图像可以减少谷物的堆叠和粘连程度,为后续的图像处理降低难度。而要获取流动状态下谷物清晰无拖影的图像需要满足如下条件:在曝光时间内谷物流动的距离小于相机的精度,即曝光时间 $t \times$ 谷物流动速度 $v \leq$ 相机分辨率 p 。

本文利用彩色工业相机及其配套的 SDK,编写图像采集程序,获取清晰的图片。驱动相机曝光存图程序的流程如图3所示,首先初始化 SDK 工具包和工业相机,然后设定相关曝光参数。

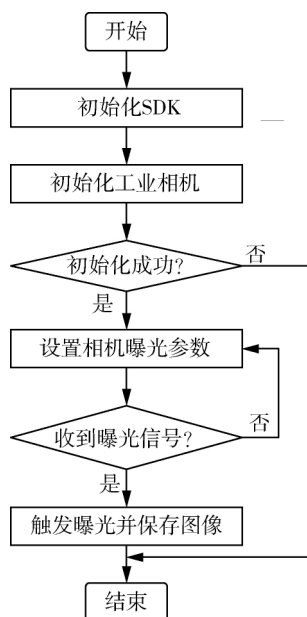


图3 图像采集流程图

Fig. 3 Image acquisition flow chart

相机触发模式设置为软触发,即触发信号由程序控制直接发出。谷物的运动速度 v 不超过 100 mm/s ,即 0.1 mm/ms ,相机的分辨率为 $200 \text{ 万像素}(1600 \text{ p} \times 1200 \text{ p})$,视野大小为 $60 \text{ mm} \times 60 \text{ mm}$,所以相机的精度 $p = 60 / 1600 = 0.0375 \text{ mm/像素}$,根据 $tv \leq p$,得到 $t \leq 0.375 \text{ ms}$,因此只要将相机的曝光时间设置在 0.375 ms 以内就可以避免拖影,因此设定相机的曝光时间为 0.1 ms 。

由于相机的曝光时间设置较短,相机进光量欠缺,导致采集的图像过暗,如图4(a)所示。图像过暗因此还需设置相机另一参数即相机的曝光增益来增强光照,曝光增益可调节范围为 $1 \sim 8$ 倍,图4(b),图4(c)以及图4(d)分别为曝光增益为5倍、6倍、7倍时采集的图像,当曝光增益为5时,图像过暗,当曝光增益为7时,图像局部产生过曝现象,当曝光增益为6时,图像亮度适中,图像细节完整,因此相机的曝光增益设置为6倍最佳。曝光参数设置完成后相机收到触发信号开始曝光并保存谷物图片。

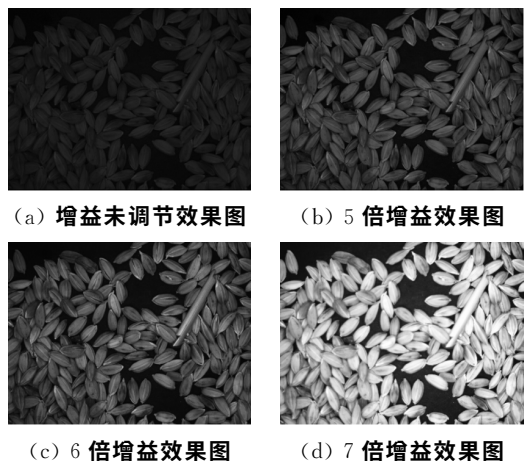


图 4 相机不同曝光增益对比图

Fig. 4 Comparison of different exposure gain of camera

图像采集工作于 2020 年 11 月使用上述的图像采集装置在丹阳水稻试验田完成, 图像采集装置安装方式如图 5 所示, 一共采集了 200 幅水稻的图像。



图 5 图像采集装置安装图

Fig. 5 Installation drawing of image acquisition device

2.2 水稻图像特征研究

从谷物图像中识别出破碎籽粒以及杂质, 因此需要对其图像特征进行研究, 利用图像特征的差异进行识别。从田间采集的 200 幅图像中随机选取 20 张进行研究, 其中一张水稻原图如图 6 所示, 图像中包含了破碎籽粒、稻秆杂质以及稻梗杂质。

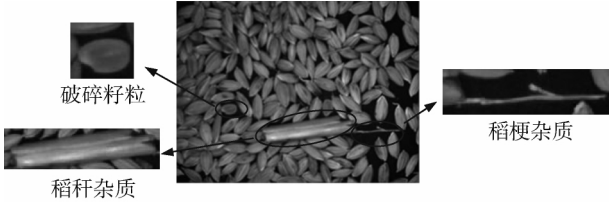


图 6 水稻原图

Fig. 6 Original picture of rice

本文采集的谷物图像为 RGB^[10] 彩色图像, 设每个像素 RGB 色彩空间三通道的值分别 R, G, B 。首先从 20 张图片中截取出所有的完整籽粒、破损籽粒以及杂质图像, 然后使用 VS2013 以及 OpenCV3. 1.0 分别将完整籽粒、破损籽粒以及杂质区域中各个像素的 R, G, B 值提取并存入 CSV 文件中。

提取三个通道数据后, 通过直方图分别统计完整籽粒、破损籽粒、稻秆杂质以及稻梗杂质的 R, G, B 值分布情况, 如图 7~图 10 所示。直方图中横坐标为各通道的通道值, 纵坐标为像素个数。图 7 为随机选取的一颗完整籽粒的图像以及三个通道的色阶分布直方图, 该籽粒在图像中的面积为 10 038 个像素。

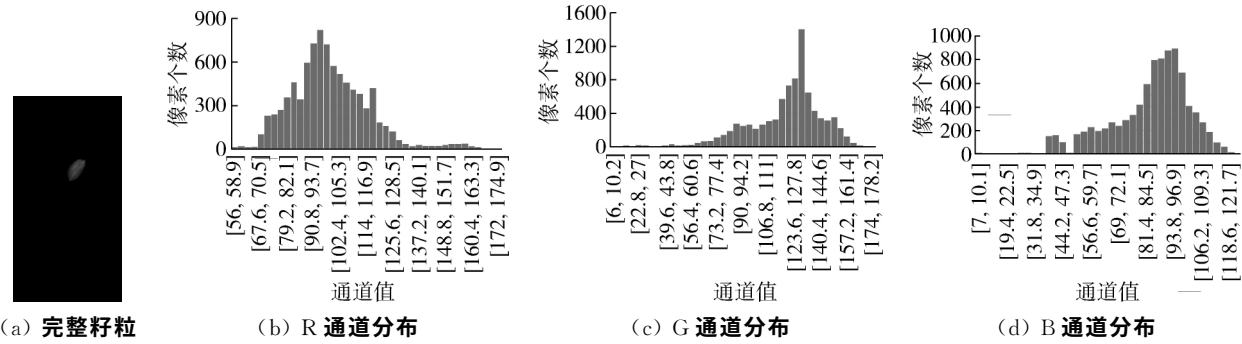


图 7 完整籽粒图像及其 R, G, B 值直方图

Fig. 7 Complete grain image and its R, G, B value histogram

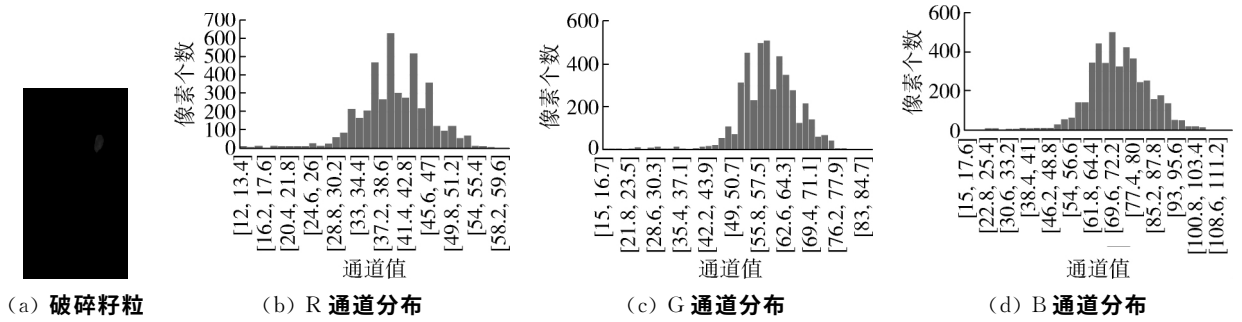


图 8 破碎籽粒图像及其 R, G, B 值直方图

Fig. 8 Broken grain image and its R, G, B value histogram

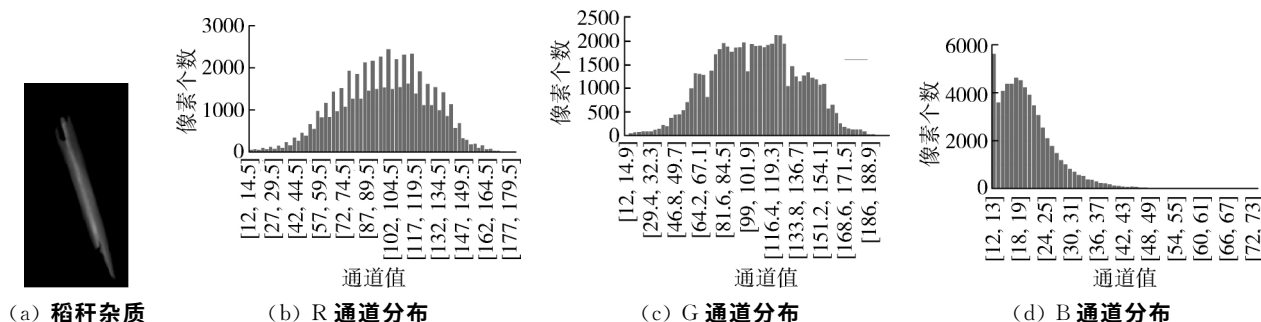


图 9 稻秆杂质图像及其 R、G、B 值直方图

Fig. 9 Rice straw image and its R、G、B value histogram

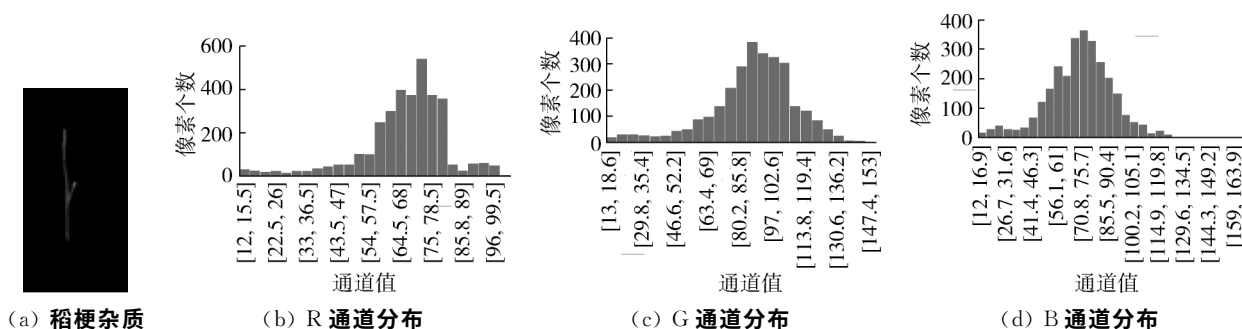


图 10 稻梗杂质图像及其 R、G、B 值直方图

Fig. 10 Rice stem image and its R、G、B value histogram

图 8 为随机选择的一颗破损籽粒图像及其三个通道色阶分布直方图,在图像中的面积为 5 728 个像素。图 9 为随机选择的一个稻秆杂质图像及其三个通道的色阶分布直方图,在图像中的面积为 77 592 个像素。图 10 为随机选择的一个稻梗杂质图像及其三个通道的色阶分布直方图,在图像中的面积为 2 903 个像素。

对 20 张图片中所有的完整籽粒、破碎籽粒、稻秆杂质以及稻梗杂质进行统计发现,形状上完整籽粒在图像中的面积均在 10 000 个像素左右,破碎籽粒在图像中的面积均在 6 000 个左右;颜色上完整籽粒、破碎籽粒、稻秆杂质以及稻梗杂质在 G 通道的 G 值分布情况相近,差异较小,不利于区分,因此主要研究 R 值与 B 值^[11]的分布差异,对 R 值和 B 值统计之后的结果如图 11 所示。

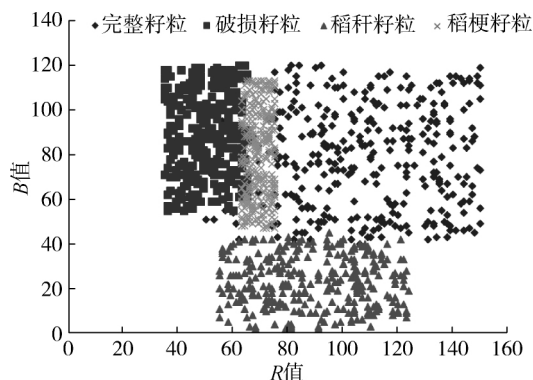


图 11 R 值和 B 值范围统计图

Fig. 11 Statistical chart of R and B value range

完整籽粒 R 值主要分布于[75, 150]之间, B 值主要分布于[40, 120]之间;破碎籽粒 R 值主要分布于[35, 65], B 值主要分布于[55, 120];稻秆杂质的 R 值主要分布于[55, 125], B 主要分布于[2, 43];稻梗杂质的 R 主要分布于[63, 79], B 主要分布于[47, 113]。从图中观察发现图中完整籽粒、破碎籽粒、稻秆杂质以及稻梗杂质的 R 值与 B 值分布范围重叠部分较小,破损籽粒、稻梗杂质、稻秆杂质、完整籽粒可以通过 R 值与 B 值的分布差异区分。

2.3 图像处理

2.3.1 识别算法整体设计

谷物图像识别的总体算法流程如图 12 所示,主要思路为利用谷物中完整籽粒、破碎籽粒、稻秆杂质以及稻梗杂质图像的 R 与 B 通道的分布差异进行图像粗提取,然后通过图像二值化以及形态学操作进行处理,精确提取破碎籽粒以及杂质。

首先利用 R 和 B 的阈值粗提取出破碎籽粒和杂质图像,然后将粗提取的图像转为灰度图像后对其二值化,分割出图像中的前景以及背景。图像二值化需要选择一个合适的阈值,然而使用固定阈值作为图像前景和背景分割阈值的适应能力较差,同一个阈值无法满足多幅图像。因此使用动态阈值法对图像进行二值化处理。最大类间方差法^[12-14]又称为大津法,可以动态地确定最佳分割阈值,其主要思想找到一个阈值 t 使得两类像素平均灰度的类间方差最大。因为方差可

以衡量灰度的分布均匀程度,方差越大则说明图中两类像素的灰度差异越大,即前景以及背景被错分割的几率越小。其具体过程为:对于灰度图像 $P(x, y)$, 图像大小为 $a \times b$, 灰度分割阈值为 t , 灰度小于阈值 t 的像素点个数为 p 个, 其平均灰度为 m ; 灰度大于等于阈值 t 的像素点个数为 q 个, 其平均灰度为 n ; 整幅图像的平均灰度为 g , 类间方差记为 s , 则有

$$p + q = a \times b \quad (1)$$

$$g = m \times \frac{p}{a \times b} + n \times \frac{q}{a \times b} \quad (2)$$

$$s = \frac{p}{a \times b} (m - g)^2 + \frac{q}{a \times b} (n - g)^2 \quad (3)$$

t 的取值范围为 $0 \sim 255$, 将式(1)和式(2)代入式(3)求得 s 最大时的 t 为最佳分割阈值。

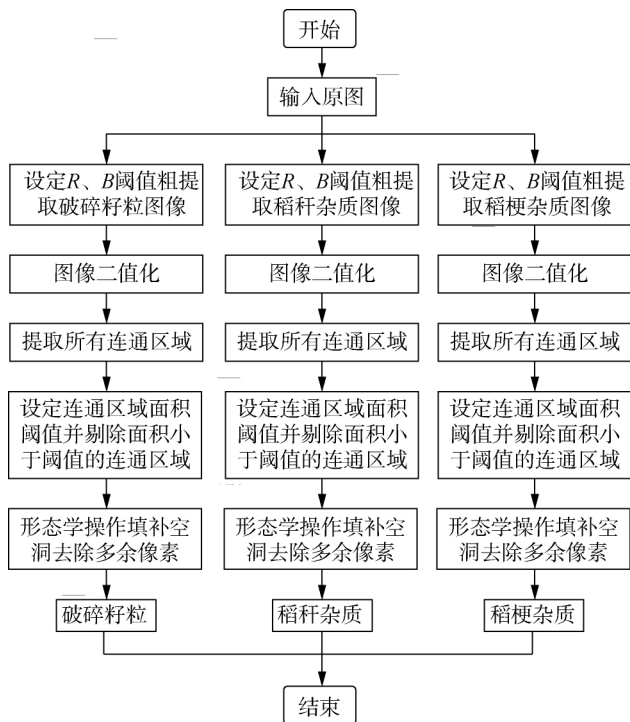


图12 算法总体流程图

Fig. 12 Algorithm flow chart

图像形态学处理可以对图像的形状特征进行处理,例如可以将二值图像局部区域放大缩小等操作,其基本思想为使用一个结构元素与图像进行卷积运算,结构元素可以为任意形状,常用的结构元素有十字形和矩形。

图像膨胀与图像腐蚀为最基本的形态学操作,图像膨胀就是求局部最大值的操作,实现方式为在图像的左上角开一个与结构元素相同大小的滑动窗口,将结构元素为1的位置所对应的滑动窗口中相应像素的最大值赋给锚点;图像腐蚀与图像膨胀相反,为求局部最小值,将结构元素中为1的位置所对应的滑动窗口中相应像素中的最小值赋给锚点。

2.3.2 破碎籽粒识别

谷物原图如图13(a)所示,根据上述 R 值与 B 值的范围统计结果,设定 RGB 谷物图像的 R 通道的阈值范围为 $R \in [35, 65]$, B 通道的阈值范围为 $B \in [55, 120]$, 对图像中的每一个像素的 R 与 B 值进行判断,若某个像素的 R 或者 B 不在阈值范围内,则令该像素的 R, B, B 值均为 0, 即可粗提取出破损籽粒的图像,然后对粗提取后的图像使用最大类间方差法二值化,如图13(b)所示,由于破损籽粒中有少部分像素点的 R 与 B 的值不在阈值范围内,在图中显示为黑色的空洞,而非破损籽粒中也会有少部分像素点的 R 与 B 的值在设定阈值范围内,则在图像中会有部分残留像素。进一步提取二值图中所有的连通区域^[15], 由于破损籽粒在图像中的面积约为 6 000 个像素,考虑到会有漏识别的像素,因此设定连通区域面积阈值为 3 500, 保留所有面积大于 3 500 个像素的连通区域,去除所有小于 3 500 的连通区域,如图13(c)所示。最后使用 5×5 大小的十字形结构元素对图10(c)进行三次膨胀操作后再进行三次腐蚀操作,即可精确提取破损籽粒的图像,如图13(d)所示。

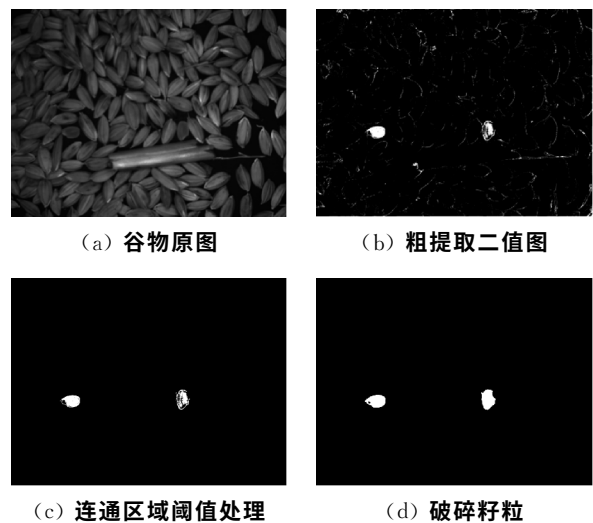


图13 破碎籽粒识别

Fig. 13 Identification of broken grains

2.3.3 杂质识别

稻秆与稻梗杂质的识别方法与破损籽粒识别方法相同,识别谷物原图13(a)中的稻秆杂质,首先分别设定 R 和 B 通道的阈值范围为 $R \in [55, 125]$ 和 $B \in [2, 43]$, 稻秆杂质粗提取后的图像如图14(a)所示,二值化之后的图像如图14(b)所示。然后提取二值图像中所有的连通区域,由于稻秆杂质的面积通常较大,因此设定连通区域面积的阈值为 6 000 个像素,剔除面积小于 6 000 个像素的连通区域后的图像如图14(c)所示,最后使用 5×5 的十字结构元素对图像进行六次

膨胀操作后再进行六次腐蚀操作后填补图像中的空洞,提取出的杂质图像如图 14(d)所示。

设定稻梗杂质的 R 和 B 通道的阈值范围为 $R \in [63, 79]$ 和 $B \in [47, 113]$,稻梗杂质粗提取后的图像如图 15(a)所示,二值化后的图像如图 15(b)所示,提取二值图像中所有的连通区域,并且设定连通区域面积阈值,由于稻梗杂质的面积较小,一般为 2 000 ~ 3 000 个像素左右,因此剔除连通区域面积小于 1 500 个像素或者大于 3 500 个像素的连通区域,如图 15(c)所示;最后使用 5×5 的十字结构元素对图像进行两次膨胀操作后再进行两次腐蚀操作提取出稻梗杂质,如图 15(d)所示。

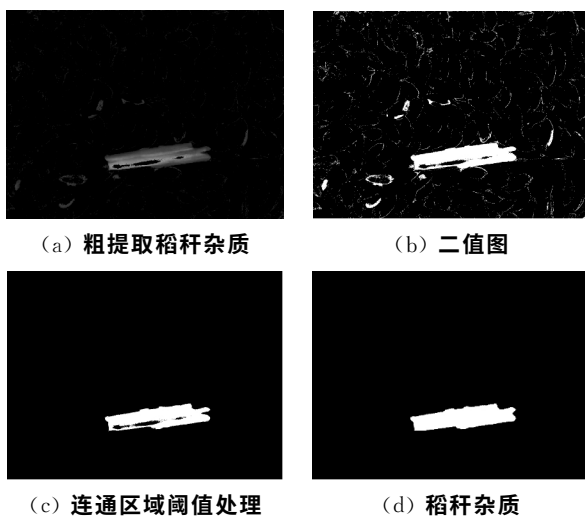


图 14 稻秆杂质识别

Fig. 14 Identification of rice straw impurities

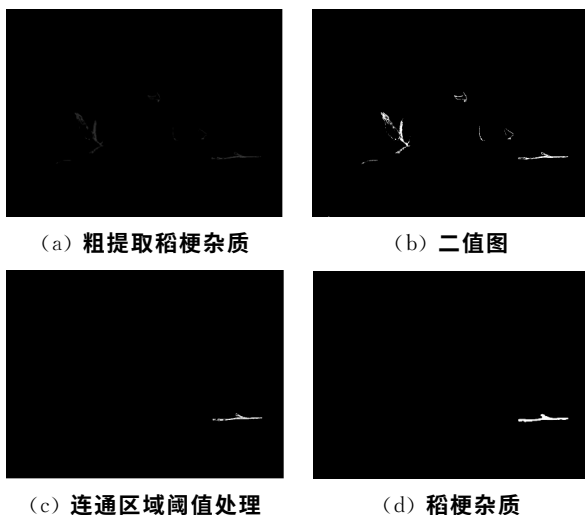


图 15 稻梗杂质识别

Fig. 15 Identification of impurities in rice stem

3 识别结果分析

3.1 识别功能验证

对田间采集的 200 幅图像进行识别,图像识别程

序运行于嵌入式图像处理器上,在程序中加入处理时间计算程序,单幅图像的平均处理时间为 1.86 s,满足了实时识别的要求。图 16 为从 200 幅图像中随机抽取的 3 幅图像以及相对应的处理结果。

从图 16 中可以看出,水稻破碎籽粒以及杂质的大部分区域均被正确识别,但是有一些误识别的区域。图 16(a)中圆圈标记处的破碎籽粒未被识别出,因为该颗破碎籽粒面积过小,被设定的连通区域阈值剔除;图 16(a)中长方形标记处为田间的枯草杂质,未被识别出,因为算法设计时未考虑这种偶发的情况;图 16(c)中圆圈标记处的稻秆杂质有分叉,而在图 16(d)中对应的提取结果分叉消失,因为在进行膨胀操作时将分叉裂隙缝合,后续的腐蚀操作无法再使其裂开。

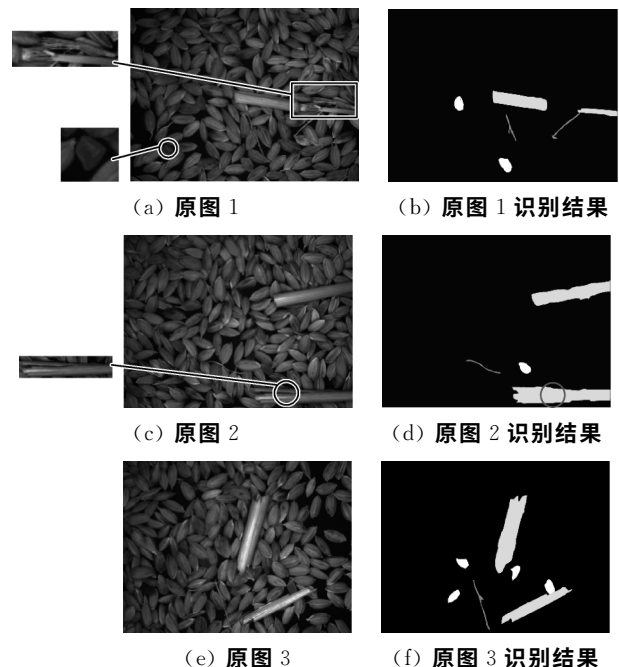


图 16 水稻原图以及识别结果

Fig. 16 Rice original image and recognition results

3.2 识别结果量化评价

使用精确率(*precision*)和召回率(*recall*)作为图像识别的评价指标,并以 $F1$ 值^[16]对精确率和召回率进行评估。

1) 精确率^[17]是预测正确的正样本数占预测为正样本总数的比值,其公式定义

$$precision = \frac{T_P}{T_P + F_P} \times 100\% \quad (4)$$

2) 召回率^[18]是预测正确的正样本数占实际正样本总数的比值,其公式定义

$$recall = \frac{T_P}{T_P + F_N} \times 100\% \quad (5)$$

3) $F1$ 值^[19]是 *precision* 和 *recall* 的综合指标,其公式定义

$$F1 = \frac{precision \times recall \times 2}{precision + recall} \times 100\% \tag{6}$$

式中： T_P ——正确识别的像素个数；
 F_P ——误识别的像素个数；
 F_N ——未识别到的像素个数。

对田间试验采集到的 200 幅图像进行统计,使用 Photoshop 手动抠选每一幅图像中的破碎籽粒、稻秆杂质以及稻梗杂质并统计各自的 T_P 、 F_P 、 F_N 值,使用式(4)~式(6)计算量化评价结果,平均量化结果如表 1 所示。

对各成分识别的 $F1$ 值均达到了 90% 以上,大部分都可以被正确识别出,但是仍然存在部分误差,对于部分颜色特征极为相近的杂质和完整籽粒可能会产生误识别,利用图像中不同成分的 R 、 G 、 B 值的分布差异以及面积差异完成识别,为了进一步提高识别精度,后续可以结合相关机器学习算法寻找最佳的 R 、 G 、 B 阈值以及面积阈值。

表 1 识别结果评估
Tab. 1 Evaluation of identification results

分类	破碎籽粒	稻秆杂质	稻梗杂质
精确率/%	93.73	91.59	92.49
召回率/%	92.14	89.64	88.63
$F1$ 值/%	92.92	90.65	90.52

4 结论

1) 联合收获机在进行水稻收获时,水稻破碎和杂质情况无法实时获取。为了可以实时获取收获的水稻破碎以及杂质含量,对联合收获机水稻破碎以及杂质的在线识别方法进行了研究。研究设计流动水稻图像采集装置,装置对从联合收获机输粮搅龙流入粮箱内的谷物随机采样并完成其图像采集。研究水稻图像的处理算法,通过水稻中完整籽粒、破碎籽粒、稻秆杂质以及稻梗杂质的图像 RGB 分布差异以及面积差异设计水稻图像识别算法。

2) 研究设计的流动谷物图像采集装置图像采集的速度较快,保证了检测的实时性;同时该装置也降低了所采集的图像中水稻粘连以及堆叠的程度,便于后续的图像处理。研究的基于 RGB 水稻图像特征差异的处理算法能够成功识别水稻中的破碎籽粒以及杂质,平均单幅图片的处理周期在 1.86 s 左右。对 200 幅图像的识别结果进行了像素级别的评估,破碎籽粒、稻秆杂质以及稻梗杂质的识别 $F1$ 值分别为 92.92%, 90.65%, 90.52%。

3) 研究的谷物图像采集装置及水稻破碎杂质在线识别算法可以在线识别水稻中完整籽粒、破碎籽粒、

稻秆稻梗等杂质,为水稻联合收获机作业参数在线自动调控提供技术支持。

参 考 文 献

[1] 董先伟. 农业机械发展概况及思考[J]. 农机使用与维修, 2021(2): 135—136.

[2] 王晓. 对新时期农机化发展的思考[J]. 农业装备技术, 2020, 46(4): 12, 25.

[3] 夏鼎宽, 邓干然, 何冯光, 等. 农田作业机械监测技术发展现状与趋势[J]. 现代农业装备, 2020, 41(6): 10—16, 28. Xia Dingkuan, Deng Ganran, He Fengguang, et al. Current situation and trend of monitoring technology of farm working machinery [J]. Modern Agricultural Equipment, 2020, 41(6): 10—16, 28.

[4] 冯振水, 刘建华. 我国农业机械行业现状分析和前景展望[J]. 农业技术与装备, 2020(7): 37—38. Feng Zhenshui, Liu Jianhua. Current situation analysis and prospect of agricultural machinery industry in China [J]. Agricultural Technology & Equipment, 2020(7): 37—38.

[5] 李海涛. 国内外智能化农机的发展现状[J]. 农家参谋, 2020(6): 93.

[6] 陈进, 韩梦娜, 练毅, 等. 基于 U-Net 模型的含杂水稻籽粒图像分割[J]. 农业工程学报, 2020, 36(10): 174—180. Chen Jin, Han Mengna, Lian Yi, et al. Segmentation of impurity rice grain images based on U-Net model [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2020, 36(10): 174—180.

[7] 李栋. 基于 ARM 嵌入式的图像处理研究[D]. 石家庄: 河北科技大学, 2010. Li Dong. Theremote control system of video based on web service in embedded linux environment [D]. Shijiazhuang: Hebei University of Science and Technology, 2010.

[8] 许美珍. 嵌入式图像处理系统研究[D]. 呼和浩特: 内蒙古工业大学, 2016. Xu Meizhen. Research on embedded image processing system [D]. Hohhot: Inner Mongolia University of Technology, 2016.

[9] 梁振伟, 李耀明, 徐立章. 一种粮箱籽粒含杂率、破碎率监测装置[P]. 中国专利: CN206223641U, 2017—06—06.

[10] 葛杰, 曹晨晨, 李光. 基于机器视觉的图像形状特征提取方法研究进展[J]. 包装学报, 2015, 7(1): 54—60. Ge Jie, Cao Chenchen, Li Guang. Research progress in shape feature extraction methods based on machine vision [J]. Packaging Journal, 2015, 7(1): 54—60.

[11] 韩丁, 武佩, 张强, 等. 基于颜色矩的典型草原牧草特征提取与图像识别[J]. 农业工程学报, 2016, 32(23): 168—175. Han Ding, Wu Pei, Zhang Qiang, et al. Feature extraction and image recognition of typical grassland forage based on color moment [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2016, 32(23): 168—175.

- [12] 张亚秋, 吴文福, 王刚. 基于逐步改变阈值方法的玉米种子图像分割[J]. 农业工程学报, 2011, 27(7): 200—204.
Zhang Yaqiu, Wu Wenfu, Wang Gang. Separation of corn seeds images based on threshold changed gradually [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2011, 27(7): 200—204.
- [13] 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 Qingqing, Zhang Yunlong, Qi Guohong. Segmentation of cucumber disease leaves based on Otsu method [J]. Journal of Anhui Agricultural Sciences, 2017, 45(12): 193—195, 234.
- [14] 朱言江, 韩震, 和思海, 等. 基于最大类间方差法和数学形态学的遥感图像潮沟提取方法[J]. 上海海洋大学学报, 2017, 26(1): 146—153.
Zhu Yanjiang, Han Zhen, He Sihai, et al. Remote sensing image extraction of tidal channels based on Otsu and mathematical morphology [J]. Journal of Shanghai Ocean University, 2017, 26(1): 146—153.
- [15] 闫磊, 刘芷宁, 林剑辉, 等. 一种粘连谷物图像分割及杂质识别算法开发[J]. 吉林农业科学, 2012, 37(4): 72—76.
Yan Lei, Liu Zhining, Lin Jianhui, et al. Development of splitting and identification algorithm of touching kernels in digital images [J]. Journal of Jilin Agricultural Sciences, 2012, 37(4): 72—76.
- [16] 苏亿楠. 基于机器视觉和高光谱图像技术的粮食水分检测及杂质与不完善粒识别方法研究[D]. 杭州: 浙江大学, 2011.
Su Yinan. Research on grain water content detection and impurities recognition method based on machine vision and hyperspectral image technique [D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2011.
- [17] 黄玉斌, 范朝元, 钟志强, 等. 一种测试仪的功率测量自动校准设计与实现[J]. 电子测试, 2021(1): 21—23.
- [18] Jin Y, Chen Y, Chen W, et al. Experimental demonstration of filter parameters' effect on the performance of all-optical thresholding [J]. Optics Communications, 2021, 491: 126961.
- [19] 张启轩, 袁明辉. 基于 OpenCV 的物体图像边缘缺陷识别研究[J]. 软件导刊, 2021, 20(4): 231—235.

Research on online identification system of rice broken impurities in combine harvester

Chen Jin¹, Zhang Shuai¹, Li Yaoming², Zhu Linjun³, Xia Hui³, Zhu Yahui³

(1. School of Mechanical Engineering, Jiangsu University, Zhenjiang, 212013, China; 2. College of Agricultural Engineering, Jiangsu University, Zhenjiang, 212013, China; 3. Jiangsu World Agricultural Machinery Co., Ltd., Zhenjiang, 212013, China)

Abstract: In the process of combined harvester operation, the high impurity content or crushing rate was often caused by improper setting of harvester operation parameters, which needs to be adjusted in real-time. Therefore, online monitoring and identification of rice components in harvest could provide a reasonable basis for adjusting harvester operation parameters. In this paper, an online recognition method of broken rice impurities based on image features was proposed. The scheme of collecting rice images in the flow was adopted, and an image acquisition device was developed. The rice images in the flow state were collected in real-time, and then OpenCV was used for image processing. According to the differences of color features and area features of complete grains, broken grains, and impurities in rice, the image processing performed the outline identification classification. In the field experiment of rice, 200 images were randomly collected, 20 of which were used for feature difference study, and the rest were used for test validation. The test results showed that the comprehensive evaluation indexes of complete grain, broken grain, and impurity reached the standard 92.92%, 90.65%, and 90.52%. The average processing cycle of a single image was about 1.86 s. The grain image acquisition device and the online identification algorithm of broken rice impurities studied in this paper could identify the impurities in rice online, such as complete grain, broken grain, rice stalk, and rice stem, and provide technical support for automatic online control of operation parameters of rice harvester.

Keywords: rice; combine harvester; impurity rate; crushing rate; online identification; RGB