

粉碎机筛网破损在线自动识别装置设计与试验

张伟健, 牛智有*, 刘 静, 刘梅英, 唐 震

(1. 华中农业大学工学院, 武汉 430070; 2. 农业农村部长江中下游农业装备重点实验室, 武汉 430070)

摘 要: 在饲料生产过程中, 目前主要依靠人工获取粉碎原料样本, 通过感官或标准筛识别样本的粒度, 从而判定粉碎机筛网是否破损。为了实现粉碎机筛网破损在线自动识别, 该研究设计了一种自动取样机构, 应用机器视觉技术, 搭建了粉碎机筛网破损在线自动识别系统。该系统主要由取样机构、筛分机构及图像采集机构等组成, 采用西门子 S7-200PLC 可编程控制器实现装置的自动控制, 其中取样机构用于在线自动获取饲料样本, 筛分机构实现样本中细粉的剔除, 图像采集机构采集剔除细粉后的颗粒图像, 建立样本图像数据集。使用 Python 进行图像处理, 以样本图像中大颗粒的平均等效投影圆直径和平均最小外接矩形面积作为特征参数, 分别运用阈值法、 K 近邻法和径向基函数支持向量机建立筛网破损识别模型。结果表明, 当将 2 个特征参数同时输入 K 近邻法模型且临近值个数 k 为 3 时, 模型对孔径 1.0 和 2.0 mm 的筛网是否破损的测试集识别正确率最高分别为 94% 和 96%。该研究设计的粉碎机筛网破损在线自动识别装置可以实现粉碎机筛网破损在线自动识别, 为粉碎机筛网破损在线自动识别提供了新的方法和技术支撑。

关键词: 机器视觉; 识别; 粉碎机; 筛网; 破损; 自动取样

doi: 10.11975/j.issn.1002-6819.2021.2.008

中图分类号: S24

文献标志码: A

文章编号: 1002-6819(2021)-2-0061-10

张伟健, 牛智有, 刘静, 等. 粉碎机筛网破损在线自动识别装置设计与试验[J]. 农业工程学报, 2021, 37(2): 61-70.

doi: 10.11975/j.issn.1002-6819.2021.2.008 <http://www.tcsae.org>

Zhang Weijian, Niu Zhiyou, Liu Jing, et al. Design and experiments of online automatic identification device for screen breakage of hammer mill[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2021, 37(2): 61-70. (in Chinese with English abstract) doi: 10.11975/j.issn.1002-6819.2021.2.008 <http://www.tcsae.org>

0 引 言

在饲料生产过程中, 原料粉碎是关键工序之一, 是减小原料粒度以使饲料适合于动物喂养和消化的标准程序^[1]。原料粉碎粒径的大小是饲料产品的重要加工指标^[2], 影响着饲料产品的质量, 进而影响动物对饲料的摄入及其胃肠道的发育^[3]。使用较小的饲料颗粒可以促进畜禽对饲料营养的吸收消化^[4]。锤片式粉碎机与其他粉碎设备相比具有易于操作和能够精细粉碎各种饲料原料的优势, 因此在饲料原料的粉碎工艺当中得到了广泛应用^[5-6]。锤片式粉碎机的筛网是易损部件, 若磁选工序中未能将本应除去的金属杂质或不能除去的硬质杂质如石块等剔除, 此类杂质进入粉碎机将受到粉碎机高速旋转产生的离心作用和锤片打击作用而冲击筛网, 造成筛网破损、粉碎粒度增大等生产问题, 进而影响饲料的加工质量^[7-9]。

由于筛网破损是饲料粉碎加工中常见的生产问题, 目前, 饲料厂一般配备专门的巡检员每半小时从各料仓入仓前的溜管中取样, 通过人工感官或标准筛对样本进

行筛分识别是否有异常颗粒^[10], 从而间接判定筛网是否破损。随着饲料厂生产规模的不断扩大, 锤片式粉碎机的产能可高达 $35 \times 10^3 \text{ kg/h}$ ^[11], 若取样间隔达到或超过半小时, 在此期间筛网发生破损则可能生产出 $17 \times 10^3 \text{ kg}$ 以上的不合格粉碎原料, 从而影响产品质量或产生极大的经济损失。人工识别粉碎机筛网破损容易造成人为的识别错误, 效率低, 难以满足自动化生产要求, 且容易出现漏检, 造成产品粒度不合格, 时间成本和人力成本高。

随着计算机技术和自动化技术的发展, 饲料生产自动化和智能化成为必然趋势。近年来, 国内饲料生产智能化、自动化水平日益提高, 饲料生产的智能化管理和自动化设备研发已成为未来发展的方向^[12]。

机器视觉技术具有快速、无损的优势^[13-17], 已广泛应用于农产品品质检测与识别中, 如陈进等^[18]提出了一种基于机器视觉的联合收割机水稻籽粒破碎在线监测方法; 王石^[19]使用机器学习的方法对大米的外观品质进行检测分类; 王建宇^[20]设计了基于卷积神经网络的玉米籽粒精选样机; Tu 等^[21]使用机器视觉的方法分选出优质的胡椒种子; Chen 等^[22]使用机器视觉对有色大米的质量进行检测; Li 等^[23]使用工业相机采集图像, 采用一种多特征算法识别蒜瓣的姿态后调节蒜瓣的种植位置等等。在饲料产品检测方面, 无损检测多应用于饲料营养组分的测定。现阶段国内饲料厂未见可供自动检测粉碎粒度和识别筛网破损的设备, 粉碎机筛网破损自动识别检测技术国内学者鲜有研究, 何冲等^[24]构建了一种基于线阵图

收稿日期: 2020-09-16 修订日期: 2020-11-02

基金项目: 湖北省自然科学基金项目(2018CFB648); 中央高校基本科研业务费专项资金资助项目(2662018PY081); 湖北省自然科学基金面上项目(2018CFB648)
作者简介: 张伟健, 博士生, 研究方向为农产品加工技术与装备。

Email: zhwj@webmail.hzau.edu.cn

*通信作者: 牛智有, 博士, 教授, 研究方向为农产品加工技术与装备。

Email: nzhy@mail.hzau.edu.cn

像与皮带同步传送相结合的扫描检测装置,通过颗粒粒度分析,用于粉碎机筛网破损检测,但难以达到在线自动识别的要求。

为实现粉碎机筛网破损的在线自动识别,本文采用现代自动取样技术结合机器视觉,开发了饲料原料自动取样装置并构建了粉碎机筛网破损在线自动识别系统,通过采集粉碎颗粒图像,分别建立基于阈值法、 K 近邻法 (K -Nearest Neighbour, KNN) 和径向基函数支持向量机 (Radial Basis Function Support Vector Machine, RBF SVM) 的筛网破损识别模型,并对 3 种模型进行比较获取最佳识别模型,旨在为实现粉碎机筛网破损在线自动识别提供一种新的方法和技术支撑。

1 筛网破损在线自动识别装置

本文设计的粉碎机筛网破损在线自动识别装置总体结构如图 1 所示,装置与溜管相联接,主要由取样机构、筛分机构和图像采集机构等组成,在线监测识别溜管中物料的状况。取样机构 (包括取样盒、保护罩、气缸和卸料斗) 的功能是自动采集溜管中的粉碎样本;筛分机构 (包括筛网和振动给料器) 对采集到的样本进行筛分,剔除样本中的细粉物料;图像采集机构 (包括环形光源、相机和镜头、暗箱) 的作用是采集被输送至图像采集区域的剔除细粉后颗粒样本的图像。

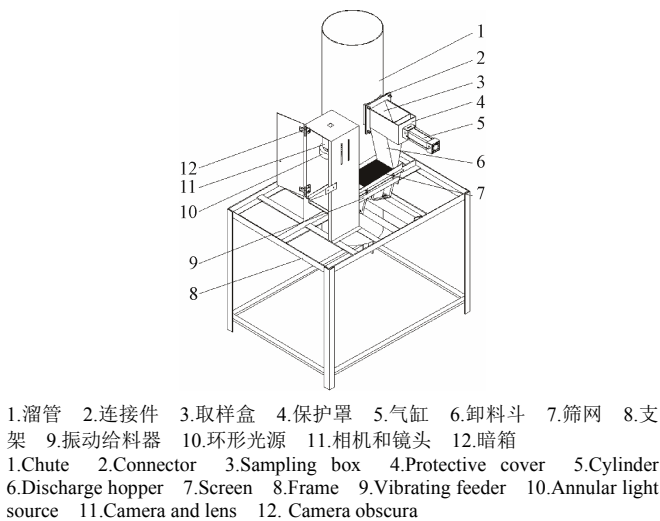


图 1 筛网破损在线自动识别装置示意图

Fig.1 Schematic diagram of screen breakage online automatic identification system

装置的工作步骤: 首先打开控制单元总开关, 上位机控制软件和 PLC 启动, 取样机构从生产线溜管中取样并送入筛分机构, 筛分机构将样本筛分后送至图像采集区域, 此时振动给料器暂停动作 (目的是保证相机拍摄到静止状态下清晰的样本图像), 相机采集样本图像, 图像采集完成后, 振动给料器重新启动, 样本离开图像采集区域, 同时上位机对样本图像进行灰度化、去噪和二值化等预处理, 提取图像的特征参数并代入训练好的模型算法进行筛网破损识别。如果判定筛网正常, 粉碎机正常工作, 如果判定筛网破损, 则系统发出报警或粉

碎机自动停止工作, 检测识别结束, 根据预设时间周期, 装置等待下次自动重启, 再次检测识别。装置工作状态示意图如图 2 所示。

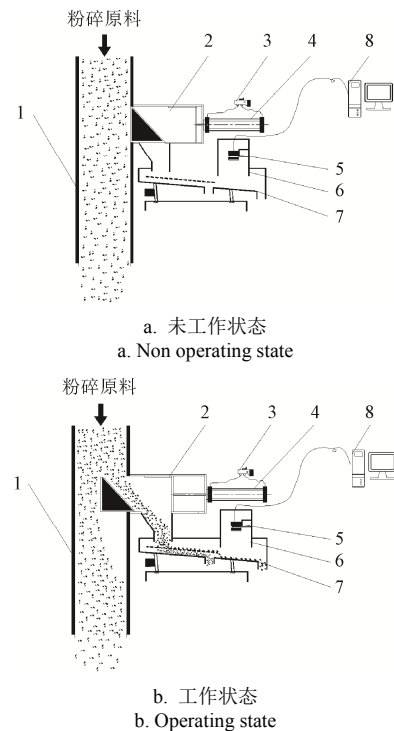


图 2 粉碎机筛网破损在线自动识别装置工作状态示意图
1.溜管 2.取样盒 3.电磁阀 4.气缸 5.相机 6.暗箱 7.振动给料器 8.计算机

图 2 粉碎机筛网破损在线自动识别装置工作状态示意图
Fig.2 Operation state diagram of online automatic identification device for screen breakage of hammer mill

2 关键结构设计

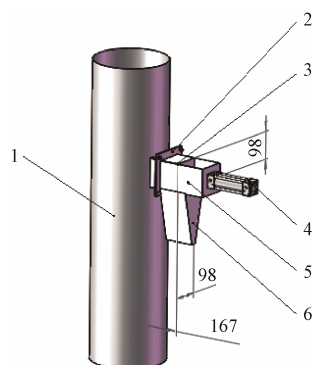
2.1 取样机构

当前的筛网破损识别取样方法采用人工将取样勺伸进溜管中随机取样, 因此开发筛网破损在线识别装置首先要解决的技术问题是在线自动取样。本研究对工业上常用的自动取样装置^[25-26]进行结构改造, 如图 3 所示, 取样机构主要由取样盒、保护罩、卸料斗和气缸等组成。取样机构的作用是自动提取溜管中的粉碎物料样本, 提取的样本通过卸料斗进入筛分机构。

溜管的直径为 250 mm, 依据这一尺寸数据确定溜管上取样口尺寸为 100 mm×100 mm, 与取样口尺寸相匹配的取样盒尺寸设计为 167 mm×98 mm×98 mm。考虑到饲料加工车间有气源动力, 选择 ESC32×90 型气缸实现取样盒进出溜管的取样动作。为保证溜管的密封性, 取样盒一端设计为在未取样状态下与溜管相切的曲面, 达到封闭防尘的效果; 取样盒另一端面开孔与气缸活塞杆连接; 取样盒内的斜面角度为 60°, 样本可沿斜面下滑至取样盒中; 保护罩包覆取样盒, 与气缸相连, 并起到承托取样盒的作用; 卸料斗横截面形状为 V 形, 下端开口尺寸为 100 mm×40 mm。保护罩与卸料斗间开有卸料口, 当样本从卸料口进入卸料斗时, 上宽下窄的结构能够控制样本

下落流量，可防止样本在筛网上堆积。

气缸将取样盒推入溜管，溜管中下落的物料沿取样盒斜面滑入取样盒，饲料样本自卸料口落至卸料斗，并通过卸料斗进入筛分机构。待样本量达到要求后，气缸活塞杆回缩拉回取样盒，完成取样。



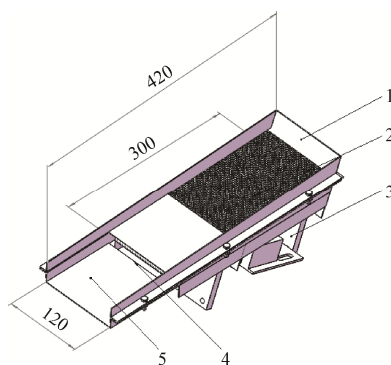
1.溜管 2.连接件 3.取样盒 4.气缸 5.保护罩 6.卸料斗
1.Chute 2.Connector 3.Sampling box 4.Cylinder 5.Protective cover 6.Discharge hopper

图 3 取样机构

Fig.3 Sampling mechanism

2.2 筛分机构

经取样机构提取的饲料样本在送至图像采集机构前还需经过筛分机构去除其中的细粉，可采用振动给料器实现振动和物料直线传送^[27]。筛分机构的结构如图 4 所示，主要由振动给料器、筛网和固定底座组成。筛分机构的作用是将取样机构获取的样本进行筛分，剔除样本中的细粉，并将筛上物送至图像采集区域。振动给料器的料斗工作宽度为 120 mm，倾角为 5°。为方便安装更换筛网，在料斗适当部位加工筛网安装槽。在料斗底部开 120 mm×10 mm 的矩形开口作为筛下物出口。筛下物细粉从出口排出，而筛上物在振动给料器的振动下分散并沿筛网斜面被送至图像采集区域。



1.料斗 2.筛网 3.底座 4.筛下物出口 5.图像采集区域
1.Hopper 2.Screen 3.Base 4.Export for residues 5.Image aquisition area

图 4 筛分机构

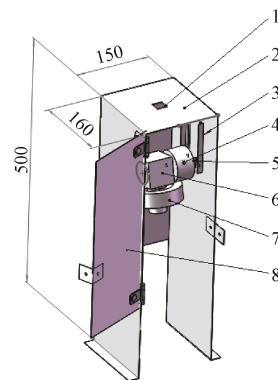
Fig.4 Screening mechanism

2.3 图像采集机构

图像采集机构主要由暗箱、相机、镜头、光源、云台和连接件组成，如图 5 所示。选用 CGU2-500C 型面阵工业相机（CGimagetech 公司，最高分辨率 2 592 像素×1 944 像素）、配套镜头（CGimagetech 公司，C 口，成

像尺寸 1.27 cm）、环形 LED 光源（CGimagetech 公司，白光，功率 5 W）及云台（贝欣 QJ01，360° 旋转可调，承重 5 kg）。

暗箱底座与支架采用螺纹连接固定，暗箱侧面开有纵向滑道，供云台固定和相机与镜头的安装高度调试；暗箱顶部开有线孔，供相机和环形光源接线使用；暗箱的内壁和图像采集区域贴附有黑色毛面纸，使金属表面的镜面反射变为漫反射，解决光反射干扰；相机固定在云台上。环形光源与镜头同心固定在镜头外壁。



1.线孔 2.暗箱 3.滑道 4.云台 5.连接件 6.相机和镜头 7.环形光源 8.暗箱门
1.Wire hole 2.Camera obscura 3.Sliding slot 4.Cloud platform 5.Connector 6.Camera and lens 7.Annular light source 8.Door of camera obscura

图 5 图像采集机构

Fig.5 Image aquisition mechanism

3 控制系统设计

控制系统使用的 PLC 型号为西门子 S7-200 CPU226，使用 Step7 Micro/win v4.0 SP9 作为 PLC 的编程软件，上位机操作系统为 Windows 7 32 位企业版。控制系统硬件连接如图 6 所示。

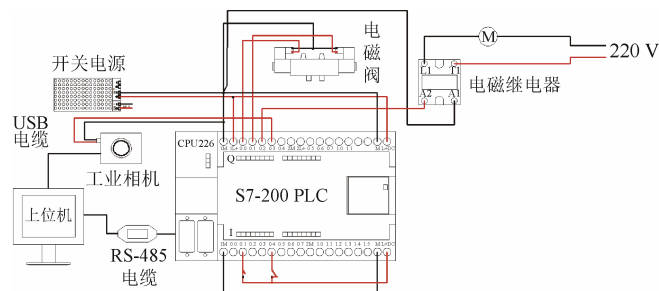


图 6 控制系统硬件连接图

Fig.6 Hardware connection diagram of control system

控制系统实现对自动取样、样本筛分和图像采集过程的控制，具体流程如图 7 所示。控制系统以 PLC 为核心，通过程序控制电磁阀的气路切换，控制气缸动作实现自动取样；通过控制电磁继电器的通断控制振动给料器实现样本筛分；PLC 输出的高电平触发工业相机，实现剔除细粉后颗粒样本图像的采集；最后通过 RS-485 电缆实现 PLC 与上位机的通信，通过 USB 电缆实现工业相机与上位机的数据传输，将采集到的图像存储至上位机并进行相关处理。

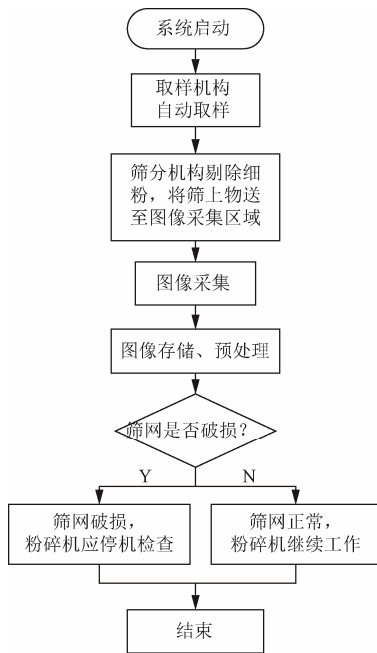


图7 粉碎机筛网破损在线自动识别装置检测流程图

Fig.7 Detection flow chart of online automatic identification device for screen breakage of hammer mill

4 筛网破损识别试验

4.1 试验材料与设备

为了验证本装置的可行性, 以饲料厂需要粉碎的玉米(武汉新希望饲料公司提供, 含水率 13.54%)作为试验材料; 粉碎机为 9FQ-320 型锤片式粉碎机; 筛网采用孔径为 1.0 和 2.0 mm 的冲孔筛网, 人为破坏筛网, 破损位置为筛网几何中心。由于筛网破损是随机发生的, 破损孔大小不一, 破损面积一般为 3~50 cm²[11], 而筛网发生小面积破损对饲料粉碎粒度的影响很小, 故本文设置筛网破损面积为 28 cm²。

4.2 图像采集与处理

图像采集过程如图 8 所示。采集孔径 1.0 和 2.0 mm 筛网正常与破损状态下的 4 种粉碎玉米图像, 每种图像 100 张, 共 400 张。将全部 400 张按图像类别随机分为用于识别模型建立的训练集图像 200 张和作为测试模型效果的测试集图像 200 张。由于锤片式粉碎机过粉碎现象明显, 无论筛网是否破损, 粉碎样本中小于筛网孔径的粉末和颗粒占比均较高, 大颗粒较少, 且由于受到振动给料器的振动作用, 大颗粒较为分散, 因此获取的样本图像中未出现颗粒堆叠或粘连现象。

因本研究最终只需要提取样本的几何特征, 故不考虑图像颜色因素, 由于随机误差影响, 图像有可能出现噪声, 因此对采集到的图像做灰度化、去噪和二值化处理。

如图 9 所示, 首先对彩色图像进行灰度化处理, 选择平均值灰度处理作为图像灰度化方法; 选取中值滤波进行图像去噪, 改变中值滤波核的大小, 当滤波核大小为 5×5 时, 滤波操作可完全去除噪声; 样本颗粒和背景区域的对比度很高, 选用灰度直方图法作为图像二值化方法。

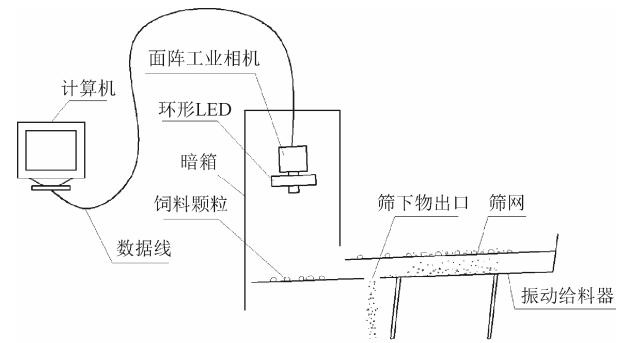


图8 图像采集过程示意图

Fig.8 Schematic diagram of image acquisition process

经过以上图像预处理后, 二值图像中颗粒已和背景完全分离, 可以进行颗粒特征参数提取。

4.3 颗粒特征参数提取

筛网破损出现的异常颗粒粒径必然大于筛网孔径。因此可以从颗粒的投影轮廓判断粉碎机筛网是否破损。本文使用 OpenCV 提供的库函数查找并绘制图像中的颗粒投影的轮廓, 调用库函数求取颗粒的投影面积 A_n , 再将颗粒的投影面积等效为相同的圆面积, 进一步换算出等效投影圆直径(下文简称等效直径), 通过公式(1)将图像中所有颗粒的等效直径求取平均值。

$$D_m = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \sqrt{\frac{4A_n}{\pi}} \quad (1)$$

式中 D_m 为样本图像中所有颗粒的平均等效直径, mm, A_n 为样本图像中第 n 个颗粒的投影面积, mm²。

颗粒的最小外接矩形贴近颗粒的实际轮廓, 因此可以从颗粒的最小外接矩形特征判断粉碎机筛网是否破损。图像中每个颗粒的最小外接矩形面积同样可由 OpenCV 提供的库函数直接求得, 再将同一张样本图像中所获得的所有颗粒的最小外接矩形面积求平均值即可得到该样本图像的平均最小外接矩形面积 S_m 。

以平均等效直径 D_m 和平均最小外接矩形面积 S_m 作为样本图像的特征参数, 求出所有样本图像的 D_m 和 S_m 。

4.4 图像标定

由于 OpenCV 求取目标面积的库函数输出的参数为像素点个数, 因此需要将其转化为实际轮廓面积或实际最小外接矩形面积。如图 11 所示, 采用传统相机标定法, 放置大小为 2 mm×2 mm、4 mm×4 mm、5 mm×5 mm、10 mm×10 mm 和 20 mm×20 mm 的正方形标定物^[28]于图像采集区域中, 拍摄图像并获取各标定物轮廓面积的像素点个数和最小外接矩形面积的像素点个数, 确定标定物的像素点个数和标定物的实际面积间的比例系数。根据计算结果, 绘制图像处理所测标定物的像素点个数和标定物的实际面积比例系数的散点图, 并对二者做线性回归。以 x 作为标定物的实际面积, y 作为标定物在图像中的像素点个数, 得出标定物像素点个数与标定物实际面积的关系为 $y=21.075x$ ($R^2=0.9999$), 标定物的最小外接矩形像素点个数与标定物的实际面积的关系为 $y=21.815x$ ($R^2=1$), 线性回归效果好, 可采用所提方法将所测目标的像素点个数转换为目标的实际面积。

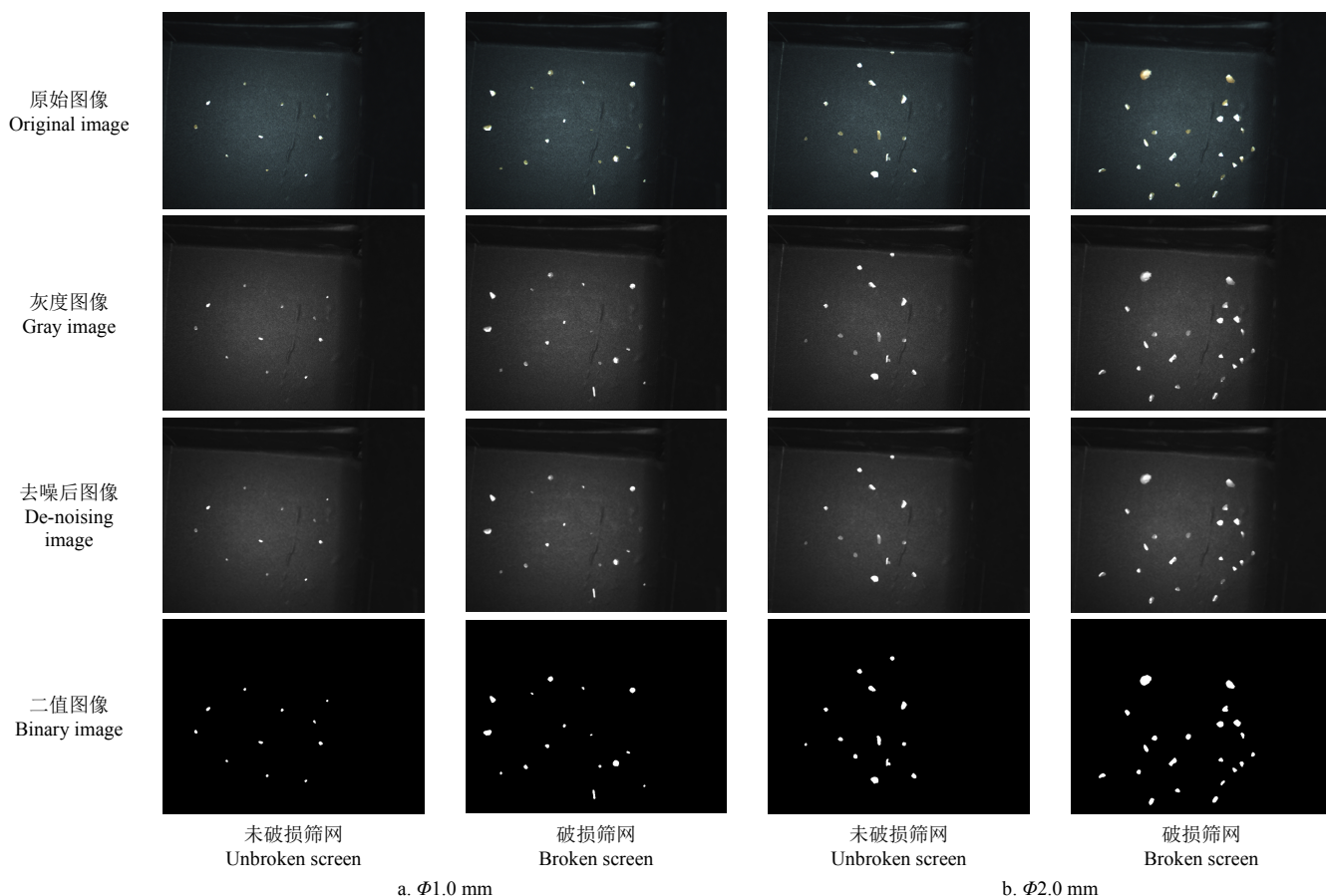
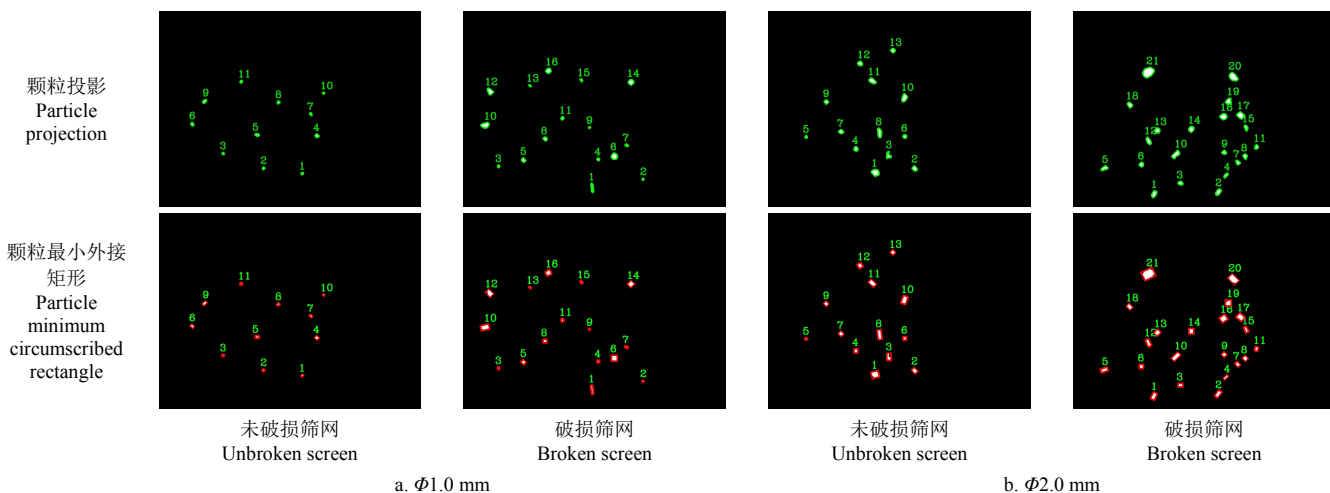


图 9 不同孔径筛网的样本图像预处理结果

Fig.9 Image preprocessing results of samples with different screen aperture sizes



注：图中数字表示颗粒编号。

Note: The number in the figure indicates the No. of particles.

图 10 不同孔径筛网的样本颗粒投影轮廓与最小外接矩形

Fig.10 Projection profile and minimum circumscribed rectangle of sample particle of screens with different screen aperture sizes



图 11 标定图像

Fig.11 Calibration image

4.5 数据处理

采用 Excel 2010 进行数据记录, SPSS 23.0 作数据分析, 使用 Sklearn 库建立 KNN 模型, 使用 LIBSVM 工具箱辅助建立 RBFSVM 模型, 采用 Origin Pro 2020 进行绘图。上位机 CPU 型号为 AMD Ryzen 2200g, 内存 16 G。

5 结果与分析

5.1 特征参数统计结果与分析

观察试验中采集到的原始样本图像发现, 使用正常

筛网粉碎物料之后, 样本的图像中仍出现大于筛网孔径的大颗粒。这些大颗粒多为细长颗粒和玉米种皮, 细长颗粒可以以特定角度通过筛网, 而玉米种皮容易发生形变, 在未达到粉碎粒度要求之前即可能在振动、挤压等作用下通过筛孔排出。为了确认这种使用正常筛网粉碎得到的样本出现大于筛网孔径颗粒的情况并非系统误差所致, 分别使用孔径 1.0 和 2.0 mm 的标准筛对样本进行筛分, 发现 2 种标准筛均存在筛上物, 从而证明使用正常筛网粉碎的物料也可能出现大于筛网孔径的颗粒, 并非系统误差所致, 大颗粒的出现与否不能直接作为筛网破损的判定依据, 应提取并分析颗粒特征参数, 找到判定依据。

提取全部样本图像的平均等效直径 D_m 和平均最小外接矩形面积 S_m , 并分别计算出它们的最大值、最小值和平均值, 结果如表 1 所示。由表 1 可知, 同一筛网孔径下 D_m 和 S_m 的最大值、最小值和平均值在筛网正常和破损时有较大差异, 由此推测这 2 个特征参数与筛网是否破损具有相关性。

为验证以上推测, 分别对 D_m 以及 S_m 与筛网是否破损进行 Spearman 相关性分析, 结果如表 2 所示。由表 2 可知, 2 种筛网孔径下, D_m 和 S_m 均和筛网是否破损极显著相关, 证实了这 2 个特征参数与筛网是否破损具有相关性的推测。因此, 本文采用 D_m 和 S_m 作为判定筛网破损的特征参数是合理的。

表 1 样本图像特征参数的统计学结果

Table 1 Statistical results of sample image feature parameters							
筛网状态 Screen status	筛网孔径 Screen aperture size/mm	平均等效直径 Average equivalent diameter D_m /mm			平均最小外接矩形面积 Average minimum circumscribed rectangle area S_m /mm ²		
		最大值 Maximum	最小值 Minimum	平均值 Average	最大值 Maximum	最小值 Minimum	平均值 Average
正常 Normal	1.0	1.888	0.698	1.213	4.065	0.685	2.018
	2.0	2.689	1.612	2.169	7.609	3.434	5.570
破损 Broken	1.0	2.659	1.157	2.013	5.388	1.806	3.587
	2.0	3.863	2.282	2.933	15.451	6.216	9.660

表 2 D_m 和 S_m 与筛网是否破损的相关性分析

Table 2 Spearman correlation analysis between D_m and S_m and whether the screen is broken				
项目 Items	1.0 mm		2.0 mm	
	相关系数 Correlation coefficient R	显著性 Significance	相关系数 Correlation coefficient R	显著性 Significance
D_m	0.825	**	0.825	**
S_m	0.751	**	0.818	**

注: **表示极显著 ($P < 0.01$)。

Note: **mean extremely significant ($P < 0.01$).

5.2 筛网破损识别模型的建立

5.2.1 基于阈值法的筛网破损识别模型

数据集中的每张图像都对应唯一的 D_m 和 S_m 。求出同一孔径下正常筛网训练集所有图像的平均 D_m , 求出同一孔径下破损筛网训练集所有图像的平均 D_m , 再将这 2 个平均 D_m 求平均值作为识别筛网破损的阈值 D_a , 再以同样

的方法提取训练集所有图像的平均 S_m 并得到识别筛网破损的阈值 S_a 。

找出同一孔径下正常筛网训练集中所有图像的最大 D_m , 和同一孔径下破损筛网训练集中所有图像的最小 D_m , 将最大 D_m 和最小 D_m 求平均值作为识别筛网是否破损的阈值 D_b , 再以同样方法找到训练集所有图像 S_m 的最值进行计算, 得到识别筛网破损的阈值 S_b ^[24]。各阈值结果如表 3 所示。

建立阈值法筛网破损识别模型。在 D_a 、 S_a 、 D_b 和 S_b 各自单独作为识别阈值时, 将测试集每张图像的 D_m 与 D_a 或 D_b 比较, S_m 与 S_a 或 S_b 比较, 出现 $D_m > D_a$ 、 $D_m > D_b$ 、 $S_m > S_a$ 和 $S_m > S_b$ 这 4 种情况时均判定筛网破损, 反之判定筛网正常 (未破损), 本研究在文献[24]的基础上, 将多个参数结合共同作为筛网破损识别的判定依据, 将 D_a 和 S_a 或 D_b 和 S_b 作为共同识别阈值, 规定只有当 $D_m > D_a$ 且 $S_m > S_a$ 同时成立或 $D_m > D_b$ 且 $S_m > S_b$ 同时成立时判定筛网破损, 其他情况则判定筛网正常 (未破损)。最后比较判定结果与实际情况, 验证筛网破损识别的准确性。

表 3 粉碎机筛网破损判定阈值

Table 3 Evaluation threshold of screen breakage of crusher				
筛网孔径 Screen aperture size/mm	阈值参数 Threshold parameters			
	D_a /mm	S_a /mm ²	D_b /mm	S_b /mm ²
1.0	1.625	2.825	1.512	3.145
2.0	2.613	7.798	2.486	6.935

注: D_a 为正常筛网训练集所有图像的平均 D_m 和破损筛网训练集所有图像的平均 D_m 的平均值, S_a 为正常筛网训练集所有图像的平均 S_m 和破损筛网训练集所有图像的平均 S_m 的平均值, D_b 为正常筛网训练集所有图像的最大 D_m 和破损筛网训练集所有图像的最小 D_m 的平均值, S_b 为正常筛网训练集所有图像的最大 S_m 和破损筛网训练集所有图像的最小 S_m 的平均值, 下同。

Note: D_a is the average D_m of all images in the normal screen training sets and the average D_m of all images in the damaged screen training sets, S_a is the value of average S_m of all images in the normal screen training sets and the average S_m of all images in the damaged screen training sets, D_b is the average of the maximum D_m of all images in the normal screen training sets and the minimum D_m of all images in the damaged screen training sets, and S_b is the average of the maximum S_m of all images in the normal screen training sets and the minimum S_m of all images in the damaged screen training sets, the same below.

试验结果如表 4 所示。由表 4 可知, 以 D_b 、 S_b 单独作为识别阈值和以 D_b 和 S_b 共同作为识别阈值, 分别比以 D_a 、 S_a 单独作为识别阈值和以 D_a 和 S_a 共同作为识别阈值时测试集识别正确率要高, 且 2 种孔径下筛网破损的最优识别结果均在 D_b 和 S_b 共同作为识别阈值时出现, 表明结合多个参数进行筛网破损识别较单一阈值识别方法具有一定优势。在 D_b 和 S_b 共同作为识别阈值时, 孔径 1.0 和 2.0 mm 筛网的训练集识别正确率分别为 92% 和 100%, 测试集识别正确率分别为 98% 和 93%, 测试集运行平均耗时 0.01 s。

进一步分析发现, 采用阈值法模型的 12 次筛网破损识别中, 有 50% 的训练集识别正确率低于测试集, 究其原因, 由于粉碎过程中颗粒通过筛网破损孔具有一定随机性, 造成从训练集和测试集中提取出的特征参数分布有一定差异, 导致阈值法筛网破损识别模型具有不稳定性。

表 4 阈值法筛网破损识别结果

Table 4 Screen breakage identification results based on threshold method

判定阈值 Judgment threshold	筛网孔径 Screen aperture size/mm	识别正确率 Recognition accuracy/%	
		训练集 Training sets	测试集 Test sets
D_a	1.0	88	92
	2.0	91	85
S_a	1.0	80	86
	2.0	87	85
$D_a\&S_a$	1.0	97	94
	2.0	97	90
D_b	1.0	72	92
	2.0	88	92
S_b	1.0	85	92
	2.0	93	91
$D_b\&S_b$	1.0	92	98
	2.0	100	93

5.2.2 基于 KNN 方法的筛网破损识别模型

由表 1 可知，筛网在正常和破损情况下同一特征参数有取值范围重叠的部分，而 K 近邻法（ K -Nearest Neighbour, KNN）是一种具有类比思想的机器学习算法，通过计算给定样本和已有样本中最近的 k 个样本的距离，确定给定样本的类别归属^[29]，适合本研究中的数据特点。将 D_m 和 S_m 作为 KNN 的输入参数，通过优化输入参数个数和使用 5 折交叉验证法优化 k 值，建立 KNN 分类模型，最后进行模型测试。

如表 5 所示，当同时输入 D_m 和 S_m 时模型的测试集识别正确率均高于单独输入 D_m 或 S_m 。当同时输入 D_m 和 S_m 且 $k=3$ 时，孔径 1.0 mm 的筛网在训练集和测试集的识别正确率为 96%和 94%，孔径 2.0 mm 的筛网在训练集和测试集的识别正确率均为 96%，测试集运行平均耗时 0.39 s。结果表明，KNN 分类模型的识别正确率高，相较阈值法模型，KNN 分类模型不受训练集和测试集的特征参数分布的影响，可以稳定地对待测样本图像进行分类，从而识别筛网是否破损。

表 5 基于 KNN 方法的筛网破损识别结果

Table 5 Identification results of screen breakage based on K -Nearest Neighbour(KNN) method

模型输入参数 Input parameters	筛网孔径 Screen aperture size/mm	最优 k 值 Optimal k values	识别正确率 Recognition accuracy/%	
			训练集 Training sets	测试集 Test sets
D_m	1.0	5	94	89
	2.0	3	88	95
S_m	1.0	9	91	88
	2.0	7	93	89
$D_m\&S_m$	1.0	3	96	94
	2.0	3	96	96

注： k 为与给定样本最近的已有样本数量。
Note: k is the number of existing samples nearest to the given sample.

5.2.3 基于 RBFSVM 方法的筛网破损识别模型

支持向量机（Support Vector Machine, SVM）是一

种有监督学习的机器学习算法，通过划分给定样本的最大边距超平面将样本二元分类^[30]。就测试集在模型上的测试速度而言，KNN 的测试过程需要依次计算每个训练样本和测试样本的距离，而 SVM 在训练完成后根据超平面函数直接判定预测点的标签，测试效率比 KNN 高，更符合在线识别的需求。本研究选取径向基函数（Radial Basis Function, RBF）作为 SVM 的核函数，在分类学习过程中，将 D_m 和 S_m 作为输入参数，采用 5 折交叉验证和网格搜索法优化惩罚系数 C 和 RBF 核函数的 γ 参数 g ，建立 RBFSVM 分类模型，最后进行模型测试。

使用 LIBSVM 工具箱^[31] 寻找最优的 C 和 g 参数对，设置交叉验证参数 Kfold 为 5， C 的网格搜索范围为 $2^{-5} \sim 2^{15}$ ， g 的网格搜索范围为 $2^{-15} \sim 2^3$ 。在获得最优惩罚系数 C 和 RBF 核函数的 γ 参数 g 后，将最优参数对（ C ， g ）代入模型后对测试集进行测试。

如表 6 所示，当同时输入 D_m 和 S_m 时模型的测试集识别正确率均高于单独输入 D_m 或 S_m ，当筛网孔径为 1.0 mm 时，同时输入 D_m 和 S_m 且最优参数对（ C ， g ）为（ 2^{-5} ， 2^{-7} ）时，训练集和测试集的识别正确率分别为 96%和 89%；筛网孔径为 2.0 mm 时，同时输入 D_m 和 S_m 且最优参数对（ C ， g ）为（2， 2^{-1} ）时，训练集和测试集的识别正确率分别为 97%和 91%，测试集运行平均耗时 0.33s。结果表明，RBFSVM 分类模型识别正确率较高，模型同样不受训练集和测试集的特征参数分布的影响，可以稳定地对待测样本图像进行分类，但比 KNN 分类模型的识别正确率低。

表 6 基于 RBFSVM 方法的筛网破损识别结果

Table 6 Identification results of screen breakage based on Radial Basis Function Support Vector Machine method

输入参数 Input parameters	筛网孔径 Screen aperture size/mm	最优参数对 Optimal parameter pair (C ， g)	识别正确率 Recognition accuracy/%	
			训练集 Training sets	测试集 Test sets
D_m	1.0	(2^{-5} ， 2^{-7})	90	88
	2.0	(2^9 ，2)	92	85
S_m	1.0	(2， 2^3)	86	87
	2.0	(2^5 ， 2^{-1})	92	86
$D_m\&S_m$	1.0	(2^{-5} ， 2^{-7})	96	89
	2.0	(2， 2^{-1})	97	91

注： C 为惩罚系数， g 为径向基函数的 γ 参数。
Note: C is the penalty coefficient, g is the gamma parameter of the radial basis function.

分析比较 3 种筛网破损识别模型可知，3 种识别模型对筛网破损的最优测试集识别正确率均达到了 89%以上。基于阈值法的筛网破损识别模型对孔径 1.0 和 2.0 mm 筛网的最优测试集识别正确率分别为 98%和 93%，测试集平均耗时 0.01 s，但由于粉碎过程中颗粒通过筛网破损孔具有一定随机性，造成从训练集和测试集中提取出的特征参数有一定差异，导致阈值法筛网破损识别模型具有不稳定性；基于 KNN 的筛网破损识别模型对孔径 1.0 和 2.0 mm 的筛网的测试集最优识别正确率分别为 94%和 96%，测试集平均耗时 0.39 s；基于 RBFSVM 的筛网破损识别模型对孔径 1.0 和 2.0 mm 的筛网的测试集

最优识别正确率分别为 89%和 91%，测试集平均耗时 0.33 s。KNN 模型和 RBFSVM 模型均较阈值法模型稳定。由于 KNN 模型和 RBFSVM 模型的测试集平均耗时相近，在模型评价中可忽略模型运算速度带来的影响，KNN 模型的筛网破损识别正确率比 RBFSVM 模型更高，因此最终选择基于 KNN 方法的筛网破损识别模型作为本系统的筛网破损识别算法。

6 结 论

本研究针对当前饲料生产过程中主要依靠人工获取饲料原料样本、通过感官或标准筛识别样本的粒度，从而判定粉碎机筛网是否破损这一方式带来的弊端，设计了基于机器视觉的粉碎机筛网破损在线自动识别系统，提出了一种识别粉碎机筛网是否破损的新的方法。

1) 设计了粉碎机筛网破损在线自动识别装置，装置主要由取样机构、筛分机构和图像采集机构等组成。装置工作时，取样机构从生产线溜管中取样并送入筛分机构，筛分机构将样本筛分后送至图像采集区域，相机采集样本图像。

2) 分析样本图像特点，经图像预处理后，提取每张样本图像中所有颗粒的平均等效直径 D_m 和平均最小外接矩形面积 S_m 作为特征参数，并使用正方形标定物确定图像中颗粒像素点个数与颗粒真实面积间的关系。

3) 以玉米为试验材料，分别采集孔径 1.0 和 2.0 mm 筛网正常与破损状态下的 4 种粉碎后的玉米颗粒图像，建立基于阈值法、KNN 方法和 RBFSVM 方法的筛网破损识别模型。使用阈值法识别模型，当采用 D_b 和 S_b 共同作为识别阈值时识别效果最优，孔径 1.0 和 2.0 mm 的筛网在测试集的识别正确率分别为 98%和 93%，测试集平均耗时 0.01 s，但模型具有不稳定性；使用 KNN 识别模型，当同时输入平均等效直径和平均最小外接矩形面积且临近值个数 k 为 3 时识别效果最优，孔径 1.0 和 2.0 mm 的筛网在测试集的识别正确率分别为 94%和 96%，测试集运行平均耗时 0.39 s；使用 RBFSVM 识别模型，当同时输入平均等效直径和平均最小外接矩形面积且惩罚系数 C 和径向基函数的 γ 参数 g 组成的参数对 (C, g) 分别为 $(2^{-5}, 2^{-7})$ 和 $(2, 2^{-1})$ 时识别效果最优，孔径 1.0 和 2.0 mm 的筛网在测试集的识别正确率分别为 89%和 91%，测试集运行平均耗时 0.33 s。以测试集识别正确率和模型稳定性作为模型的评价标准，在模型运行速度不影响工作效率的情况下，最终选择基于 KNN 方法的筛网破损识别模型作为本系统的筛网破损识别算法。

[参 考 文 献]

- [1] Lyu F, Thomas M, Hendriks W H, et al. Size reduction in feed technology and methods for determining, expressing and predicting particle size: A review[J]. *Animal Feed Science and Technology*, 2020, 261: 114347.
- [2] Đuro V, Radmilo Č, Sladana R, et al. Importance of feed structure (particle size) and feed form (mash vs. pellets) in pig nutrition—A review[J]. *Animal Feed Science and Technology*, 2017, 233: 133-144.
- [3] Pérez-Bonilla A, Frikha M, Lázaro R P, et al. Type of grinding of the main cereal of the diet affects production of brown egg-laying hens[J]. *Animal Feed Science and Technology*, 2014, 194: 121-130.
- [4] Lancheros J P, Espinosa C D, Stein H H. Effects of particle size reduction, pelleting, and extrusion on the nutritional value of ingredients and diets fed to pigs: A review[J]. *Animal Feed Science and Technology*, 2020, 268.
- [5] Cotabarren I, Fernández M P, Di Battista A, et al. Modeling of maize breakage in hammer mills of different scales through a population balance approach[J]. *Powder Technology*, 2020, 375: 433-444.
- [6] Thomas M, Hendriks W H, Van der Poel A F B. Size distribution analysis of wheat, maize and soybeans and energy efficiency using different methods for coarse grinding[J]. *Animal Feed Science and Technology*, 2018, 240: 11-21.
- [7] 陈娟. 锤片式饲料粉碎机的使用与安全技术[J]. *青海农技推广*, 2013(1): 62-64.
- [8] 王与, 王顺喜. 饲料粉碎机发展现状分析[J]. *粮食与饲料工业*, 2007(10): 29-32.
- [9] 徐永会. 粉碎机常见故障及解决方法[J]. *饲料工业*, 2009, 30(1): 7-8.
- [10] 吴慧子. 饲料生产在线自动取样与原料种类识别方法[D]. 武汉: 华中农业大学, 2017.
Wu Huizi. Online Automatic Sampling and Raw Material Identification in Feed Production[D]. Wuhan: Huazhong Agricultural University, 2017. (in Chinese with English abstract)
- [11] 陈辉, 彭君建, 乔艳娜. 在线破筛检测仪在饲料工业的应用和实践[J]. *饲料工业*, 2020, 41(9): 37-39.
- [12] 曹康, 郝波. 中国现代饲料工程学. 上册[M]. 上海: 上海科学技术文献出版社, 2014.
- [13] 李龙, 彭彦昆, 李永玉. 苹果内外品质在线无损检测分级系统设计与试验[J]. *农业工程学报*, 2018, 34(9): 267-275.
Li Long, Peng Yankun, Li Yongyu. Design and experiment on grading system for online non-destructive detection of internal and external quality of apple[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE)*, 2018, 34(9): 267-275. (in Chinese with English abstract)
- [14] 谢为俊, 魏硕, 王凤贺, 等. 基于机器视觉的胡萝卜表面缺陷识别方法研究[J]. *农业机械学报*, 2020, 51(S1): 450-456.
Xie Weijun, Weishuo, Wang Fenghe, et al. Machine vision based detection method of carrot external defects[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2020, 51(S1): 450-456. (in Chinese with English abstract)

- abstract)
- [15] 李文采, 李家鹏, 田寒友, 等. 基于 RGB 颜色空间的冷冻猪肉储藏时间机器视觉判定[J]. 农业工程学报, 2019, 35(3): 294-300.
- Li Wencai, Li Jiapeng, Tian Hanyou, et al. Determination of storage time for chilled pork by using RGB color space method based on machine vision[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2019, 35(3): 294-300. (in Chinese with English abstract)
- [16] 宋彦, 谢汉垒, 宁井铭, 等. 基于机器视觉形状特征参数的祁门红茶等级识别[J]. 农业工程学报, 2018, 34(23): 279-286.
- Song Yan, Xie Hanlei, Ning Jingming, et al. Grading Keemun black tea based on shape feature parameters of machine vision[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2018, 34(23): 279-286. (in Chinese with English abstract)
- [17] 王娅, 张存存, 付玉叶, 等. 融合图谱特征信息的明虾挥发性盐基氮含量无损检测[J]. 食品科学, 2021, 42(2): 283-290.
- Wang Ya, Zhang Cuncun, Fu Yuye, et al. Non-destructive detection of volatile basic nitrogen content in prawns (*Penaeus chinensis*) based on spectral and image information fusion[J]. Food Science, 2021, 42(2): 283-290. (in Chinese with English abstract)
- [18] 陈进, 顾琰, 练毅, 等. 基于机器视觉的水稻杂质及破碎籽粒在线识别方法[J]. 农业工程学报, 2018, 34(13): 187-194.
- Chen Jin, Gu Yan, Lian Yi, et al. Online recognition method of impurities and broken paddy grains based on machine vision[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2018, 34(13): 187-194. (in Chinese with English abstract)
- [19] 王石. 基于机器学习的大米外观品质检测方法研究[D]. 成都: 电子科技大学, 2020.
- Wang Shi. Research on the Method of Rice Appearance Quality Detection Based on Machine Learning[D]. Chengdu: University of Electronic Science and Technology of China, 2020. (in Chinese with English abstract)
- [20] 王建宇. 基于卷积神经网络的玉米籽粒精选系统研制[D]. 哈尔滨: 东北农业大学, 2019.
- Wang Jianyu. Development of Corn Kernel Selection System Based on Convolutional Neural Network[D]. Harbin: Northeast Agricultural University, 2019. (in Chinese with English abstract)
- [21] Tu K, Li L, Yang L, et al. Selection for high quality pepper seeds by machine vision and classifiers[J]. Journal of Integrative Agriculture, 2018, 17(9): 1999-2006.
- [22] Chen S, Xiong J, Guo W, et al. Colored rice quality inspection system using machine vision[J]. Journal of Cereal Science, 2019, 88: 87-95.
- [23] Li Y, Wu Y, Li T, et al. Design and experiment of adjustment device based on machine vision for garlic clove direction[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2020, 174: 105513.
- [24] 何冲, 刘梅英, 吴慧子, 等. 粉碎机筛网破损线阵扫描自动识别系统的设计与实现[J]. 华中农业大学学报, 2017, 36(1): 123-129.
- He Chong, Liu Meiyong, Wu Huizi, et al. Design and implementation of automatic identification system of scanning crusher screen breakage line[J]. Journal of Huazhong Agricultural University, 2017, 36(1): 123-129. (in Chinese with English abstract)
- [25] 何志勇, 姚志刚. 一种自制的简易进堆石灰石取样器[J]. 水泥工程, 2020(1): 67-68.
- [26] 洪建春, 戢兵, 林俊杰. 自动取样和监测装置在沸腾制粒机上的改造与应用[J]. 工业技术创新, 2020, 7(1): 38-41.
- [27] 杨林. 动态图像颗粒粒度粒形测量系统研究[D]. 淄博: 山东理工大学, 2017.
- Yang Lin. Study on Particle Size and Shape Measuring System based on Dynamic Image Technique[D]. Zibo: Shandong University of Technology, 2017. (in Chinese with English abstract)
- [28] 张志强. 基于机器视觉的淡水鱼品种识别及重量预测研究[D]. 武汉: 华中农业大学, 2011.
- Zhang Zhiqiang. Research on Freshwater Fish Variety Identification and Weight Prediction Based on Machine Vision[D]. Wuhan: Huazhong Agricultural University, 2011. (in Chinese with English abstract)
- [29] 陈全胜, 王名星, 郭志明, 等. 鸡肉中假单胞菌的近红外光谱快速识别[J]. 农业机械学报, 2017, 48(8): 328-334.
- Chen Quansheng, Wang Mingxing, Guo Zhiming et al. Rapid identification of *Pseudomonas spp.* in chicken by near-infrared spectroscopy[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2017, 48(8): 328-334. (in Chinese with English abstract)
- [30] 魏芳芳, 段青玲, 肖晓琰, 等. 基于支持向量机的中文农业文本分类技术研究[J]. 农业机械学报, 2015, 46(S1): 174-179.
- Wei Fangfang, Duan Qingling, Xiao Xiaoyan, et al. Classification technique of Chinese agricultural text information based on SVM[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2015, 46(S1): 174-179. (in Chinese with English abstract)
- [31] Chang C C, Lin C J. LIBSVM: A library for support vector machines[J]. ACM transactions on intelligent systems and technology (TIST), 2011, 2(3): 1-27.

Design and experiments of online automatic identification device for screen breakage of hammer mill

Zhang Weijian, Niu Zhiyou^{*}, Liu Jing, Liu Meiyong, Tang Zhen

(1. College of Engineering, Huazhong Agricultural University, Wuhan 430070, China; 2. Key Laboratory of Agricultural Equipment in Mid-lower Yangtze River, Ministry of Agriculture and Rural Affairs, Wuhan 430070, China)

Abstract: Identification of screen breakage in a hammer mill is relying mainly on the manual feed sampling currently in the Chinese feed industry. There are four disadvantages in the manual selection for the feed via artificial senses: a) Human errors and failings easily occurred in the mechanical detection of an online system; b) Low efficiency is difficult to meet the requirements of automatic production in modern agriculture; c) High misdetection rate can result in the unqualified granularity of product; d) The procedure is costly, time-consuming and labor-intensive, sometimes involving hazardous chemicals. In this study, an online automatic identification system mounted on a novel sampling mechanism was established for the rapid and accurate detection of screen breakage in a hammer mill using imaging technology and machine vision. Three key parts were designed in the device, including sampling mechanism, screening mechanism, and image acquisition mechanism. Specifically, the sampling mechanism mainly consisted of a chute feeder and automatic sampling components. The screening mechanism was composed of a vibrating feeding device, screen components, and feeder base. The platform of image acquisition included camera obscura, cloud platforms, and complex optical assembly, such as camera, lens, as well as an annular LED light source. The sampling mechanism was selected to automatically select feed samples in real time. The screening mechanism was applied to screen and separate the obtained samples, thereby transfer the samples to the next mechanism. The platform of image acquisition was then applied to collect the image of particles in the samples. A Siemens S7-200 PLC programmable controller was applied to realize automatic control in the whole system, including sampling, sample screening, vibrating, and image collecting. Python language was used for the image processing and programming, graying, denoising, and binarization that contained in image preprocessing, where the contour of large particles and the minimum circumscribed rectangle were determined during the program. The equivalent diameter of the projected circle and the minimum area of circumscribed rectangular for the screened large particles were taken as the characteristic parameters and the threshold, K-nearest neighbor and radial basis function support vector machine were utilized to establish the identification model of screen breakage. The accuracy rates of the threshold model were 98% and 93% for the diameters of 1.0 and 2.0 mm in the screen identification. The recognition model established by the threshold was not stable to deal with the experimental data, due to the different distribution of dataset. The accuracy rates of the KNN(K-Nearest Neighbor, KNN) model were 94% and 96% for the diameters of 1.0 and 2.0 mm in the screen identification, when k was 3, and the input parameters of the nearest neighbor KNN model were set as the average diameter of the projected circle and the average minimum of the circumscribed rectangular area. When the input parameters of the radial basis kernel function support vector machine (RBF SVM) model were set as the average diameter of the projected circle and the average minimum of the circumscribed rectangular area, and the optimal penalty coefficient and gamma parameters (C , g) were $(2^{-5}, 2^{-7})$ and $(2, 2^{-1})$, respectively, the recognition accuracies of RBF SVM model were 89% and 91% for the diameters of 1.0 and 2.0 mm in the screen identification. As such, the KNN recognition model was determined as the recognition of the system, in case there was no significant difference between the running speed of KNN and RBF SVM models. The newly developed device can provide promising technical support to the online automatic identification of screen breakage in a hammer mill.

Keywords: machine vision; identification; crushers; screen; breakage; auto-sampling