

基于 ECMM 分割法的杂草稻种子在线识别技术

刘双喜^{1,2} 刘印增¹ 胡安瑞^{1,3} 张正辉¹ 王 恒¹ 李军贤¹

(1. 山东农业大学机械与电子工程学院, 泰安 271018; 2. 山东省农业装备智能化工程实验室, 泰安 271018;
3. 山东省园艺机械与装备重点实验室, 泰安 271018)

摘要: 为提高水稻种子质量, 剔除杂草稻种子, 提出一种基于凹点匹配的粘连分割算法, 搭建一种在线形色双选水稻种子识别平台。该平台由排种系统、图像采集系统、传动系统、电机驱动系统构成。该平台算法基于 ECMM 凹点分割法, 首先对采集的图像进行预处理、提取形态因子小于 0.4 的粘连轮廓, 对所提取轮廓的边缘进行一维高斯卷积核平滑处理, 并计算平滑后轮廓曲线的曲率及其曲率均值, 寻找与曲率均值相差较大的若干个点作为角点。其次, 依据矢量三角形面积的正负来判断角点是否为真正的凹点, 寻找凹点与前继点、后继点所组成的法线方向的夹角范围($0^{\circ} \sim 180^{\circ}$), 并在此夹角范围内寻找与其相匹配的凹点对, 完成粘连分割。该算法平均精度为 92.90%, 比极限腐蚀法提高 19.82 个百分点, 比分水岭算法提高 12.85 个百分点。最后, 计算分割后图像上各轮廓内的种子长度与 R 通道像素占比来识别杂草稻种子。经识别平台测试, 本文算法每识别 100 粒种子平均用时 0.95 s, 平均识别精度为 97.50%。

关键词: 杂草稻种子; 凹点分割; 种子识别; 形色双选

中图分类号: TP391.4; S511 文献标识码: A 文章编号: 1000-1298(2022)11-0323-11

OSID:



Online Identification of Weedy Rice Seeds Based on ECMM Segmentation

LIU Shuangxi^{1,2} LIU Yinzeng¹ HU Anrui^{1,3} ZHANG Zhenghui¹ WANG Heng¹ LI Junxian¹

(1. College of Mechanical and Electronic Engineering, Shandong Agricultural University, Taian 271018, China
2. Shandong Provincial Engineering Laboratory of Agricultural Equipment Intelligence, Taian 271018, China
3. Shandong Provincial Key Laboratory of Horticultural Machinery and Equipment, Taian 271018, China)

Abstract: In order to improve the quality of rice seed and eliminate weedy rice seeds, an adhesion segmentation algorithm based on concave point matching was proposed, and an online shape and color double choice rice seed recognition platform was built. The platform consisted of seed metering system, image acquisition system, transmission system and motor drive system. The algorithm of the platform was based on the concave point segmentation method of ECMM. Firstly, the collected image was preprocessed, and the adhesion contour with morphological factor less than 0.4 was extracted. The edge of the extracted contour was smoothed by one-dimensional Gaussian convolution kernel, and the curvature and mean curvature of the smooth contour curve were calculated. Several points that were different from the mean curvature were found as corners. Secondly, according to the positive and negative of the vector triangle area to determine whether the corner was a real concave point, the angle range ($0^{\circ} \sim 180^{\circ}$) was found between the concave point and the normal direction composed of the preceding point and the successor point, and the matching concave point pairs in this angle range was found to complete the adhesion segmentation. The average accuracy of the algorithm was 92.90%, which was 19.82 percentage points higher than that of the limit corrosion method and 12.85 percentage points higher than that of the watershed algorithm. Finally, the length of seeds in each contour of the segmented image and the proportion of R channel pixels were calculated to identify weedy rice seeds. Through the identification platform test, the average time of 100 seeds per identification was 0.95 s, and the average recognition accuracy was 97.50%.

Key words: weedy rice seed; concave point segmentation; seed identification; double choice of shape and color

收稿日期: 2021-11-23 修回日期: 2021-12-29

基金项目: 山东省现代农业产业技术体系水稻农业机械岗位专家项目(SDAIT-17-08)

作者简介: 刘双喜(1978—),男,副教授,博士,主要从事图像处理与智能装备研究,E-mail: shuangxiliu168@163.com

0 引言

水稻的种植方式分为插秧和直播,其中水稻直播指不进行育秧、移栽而直接将种子播于大田的一种栽培方式。近 10 年来,直播稻种植面积在我国水稻种植总面积中的占比从 8% 增长到 27%。直播相较于插秧的种植方式,不仅能简化种植过程、提高播种速度,而且更符合未来水稻生产轻型化、专业化、规模化发展要求,具有广阔的发展前景。随着水稻直播面积逐年增加,杂草稻的危害逐渐显现出来,其出苗早、生长快,与栽培稻争夺阳光、养分、水分和生长空间,危害极大。若播种时栽培稻种子中混有杂草稻种子,则杂草稻会和栽培稻一起生长,若杂草稻面积超过 40%,水稻成熟期会被杂草稻覆盖,给农业生产造成重大的经济损失。因此,防止杂草稻种子进入水稻的生长环节,对提高栽培稻种子质量尤为重要。

目前,主要采用振动筛筛选水稻种子,此方法可以去除稻壳、瘪种等杂质,但很难将杂草稻种子筛出。与栽培稻种子相比,杂草稻种子与栽培稻种子在外观形态与色彩方面均存在一定差别。若采用人工筛选杂草稻种子,劳动强度大,且极易受到主观影响,造成误筛选的情况,有时还会对栽培稻种子产生破坏。近几年,随着机器视觉在农业中的应用越来越广泛,使得基于图像处理技术筛选杂草稻种子成为一种可行方法^[1]。基于图像处理的方法进行筛选需要十分准确的单粒水稻种子的位置信息,否则无法精确去除杂草稻种子,但实际采样时所获取的水稻种子图像往往存在籽粒粘连现象,因此研究如何分割水稻种子粘连图像成为需要解决的首要问题^[2-6]。

近年来,不少学者对于粘连图像分割提出多种算法与方法^[7]。荀一等^[8]提出对粘连目标进行腐蚀-膨胀处理,再使用 Bresenham 算法进行分割,分割正确率达 96%。LIN 等^[9]提出通过提取大米的轮廓,分析其轮廓特征,对其轮廓进行曲率分析获得凹点信息,进而进行匹配分割,可以精确分离粘连米粒;YAO 等^[10]提出了采用边缘中心模式比例法 (ECMP) 对粘连大米进行粘连分割,精确度超过了 95%;吴叔珍等^[11]提出一种基于凹点寻找前景标记的分水岭算法对谷粒进行粘连分割计算谷粒粒数,其计数准确率达 96.4%。然而这些方法使用数学形态法进行分割,腐蚀膨胀的次数需要人工设置,分割完成后种子原有的形态被破坏;分水岭算法虽简单、精准度高,但易受到噪声影响,若图像中存在噪声会出现大量的伪分割线,极易

造成过分割和欠分割。凹点分割虽能较大可能地保留种子原有的形态,但凹点分割的匹配准确性较低。

为解决粘连分割问题,提出一种基于边缘曲线曲率均值 (Edge curvature mean method, ECMM) 的凹点匹配分割算法。该算法将边缘曲线曲率均值应用于角点检测,在协同约束条件下实现凹点确定与凹点匹配分割。粘连分割过程中不进行膨胀腐蚀处理,以保留原有的种子形态,同时使用矢量三角形法筛除凸点,避免过分割。采集的图像经 ECMM 凹点分割算法处理后对图像中各粒种子进行形色双选,识别杂草稻种子,进而提高种子整体质量。

1 图像采集与分析

1.1 图像采集

为完成图像采集,本文设计了试验平台,如图 1 所示。试验平台由排种系统、图像采集系统、传动系统、电机驱动系统组成。其中,图像采集系统由日本 OMRON 公司生产的 STC - MCS1242U3V 型工业相机 (分辨率为 4 000 像素 × 3 000 像素)、光虎公司生产的 GHAC - 0611A 型成像镜头、PCV 材质的传送带 (绿色)、光罩 (顶部放置 2 个 LED 灯条,色温为 6 500 K)、装有图像采集软件的主控机以及传送带组成,工业相机与成像镜头技术参数如表 1 所示。试验台中使用的电机均为步进电机,均利用主控机提供脉冲控制其驱动。主控机使用 ARM Cortex - A72 处理器,1.5 GHz,内存 4 GB;主控机输入设备为 Logitech MK275 无线光电键鼠套装;主控机输出设备为 Lenovo LI2323swA 型显示器;主控机运行环境:64 bit Raspbian 操作系统,OpenCV - python 4.5.3,Pycharm 2020.2.1。

工作时,将水稻种子倒入种箱中,使用主控机控

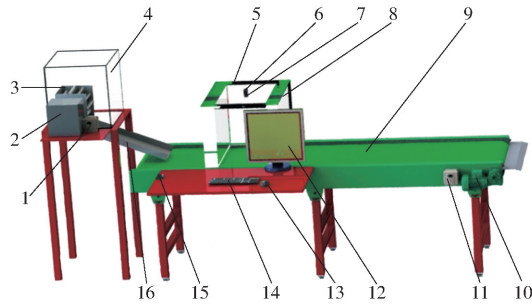


图 1 试验平台整体结构图

Fig. 1 Overall structure diagram of test platform

1. 排种驱动模块
2. 排种电机
3. 排种器
4. 种箱
5. 灯条
6. 工业相机
7. 成像镜头
8. 光罩
9. 传送带
10. 传送带电机
11. 传送带驱动模块
12. 显示器
13. 鼠标
14. 键盘
15. 主控机
16. 导种板

表 1 技术参数
Tab.1 Technical parameters

装备名称	参数	数值/形式
STC-MCS1242U3V 型工业相机	最高分辨率/(像素×像素)	4 000×3 000
	传感器类型	CMOS
	输出颜色	彩色图像
	输出方式	USB3.0
	清晰度/线	3 000
	帧率/(f·s ⁻¹)	31.2
	靶面尺寸/英寸	1/1.7
GHAC-0611A 型成像镜头	镜头接口	C 或者 CS 接口
	分辨率/(像素×像素)	4 000×3 000
	焦距/mm	6
	成像尺寸/(mm×mm)	7.44×5.62
	靶面尺寸/英寸	1/1.7
	接口形式	C 接口

制排种驱动模块驱动排种电机转动,带动排种器将水稻种子送至导种板上,再由导种板落到传送带上,经传动系统将其运送到传送带上方的光罩处,光罩上方中心位置放置工业相机,通过主控机中的图像采集软件控制工业相机实现对水稻种子的拍照采样。采样图像如图 2 所示。



图 2 采样图像
Fig.2 Sampling image

1.2 图像样本参数计算

本研究样本为常见的直播栽培稻临早 1 号、丹早稻 53、郑早 10 号、原早稻以及杂草稻种子(山东省济宁市稻区采集的样本)5 种水稻种子。每种样本选取 1 000 粒种子,采集图像测量其物料特性参数,采集的样本图像(为测量水稻种子物料特性参数,人工摆放 100 粒种子)如图 3 所示,人工截取存在种子及标定的区域。计算 1 000 粒水稻种子的长度以及 R 通道平均值并绘制直方图,拟合正态分布图如图 4、5 所示。由图 4 可知,所选水稻种子样本

长度呈现正态分布趋势,表明所采取的样本基本反映了整个水稻种子的形态特征,避免了样本过度集中,具有统计学意义^[12]。同时,由图 4、5 可看出,这些数据的测量体现了杂草稻种子与栽培稻种子在形态与色彩方面的区别,为杂草稻种子的识别提供了依据。然而,如图 2 所示,图像分析的难点是水稻种子籽粒粘连,因此需要引入粘连分割算法。

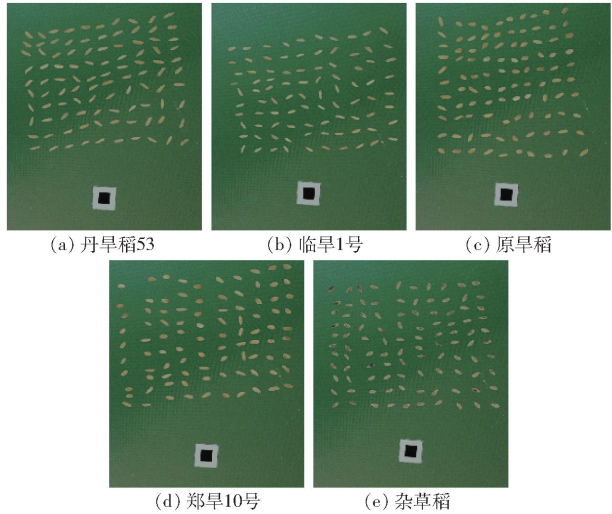


图 3 样本测试图像
Fig.3 Sample test images

1.3 形态因子计算

如图 2 所示,采样图像中既存在单粒种子也存在粘连的种子,若对所有的轮廓都进行粘连分割,会产生大量的计算,影响工作效率,为区分样本图像中目标区域是否存在粘连现象,引入形态因子^[13]。形态因子 F 反映物体形状特征,其计算公式为

$$F=4\pi S/C^2$$
 (1)

式中 S ——连通区域轮廓的面积,像素
 C ——连通区域轮廓的周长,像素

由于粘连种子存在凹陷区域,轮廓线较长,其形态因子与单粒水稻存在较大差异。从 5 种样本中各随机选取 100 粒单粒种子进行形态因子计算,结果如图 6 所示。

由图 6 可知,单粒种子的形态因子均大于 0.4,因此,以形态因子 0.4 作为阈值判断目标轮廓是否为单粒种子。

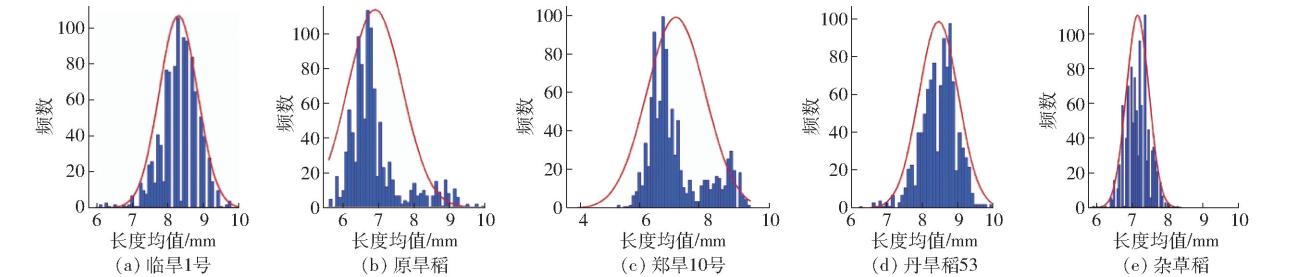


图 4 水稻种子样本长度频数分布直方图
Fig.4 Length frequency distribution histograms of rice seed samples

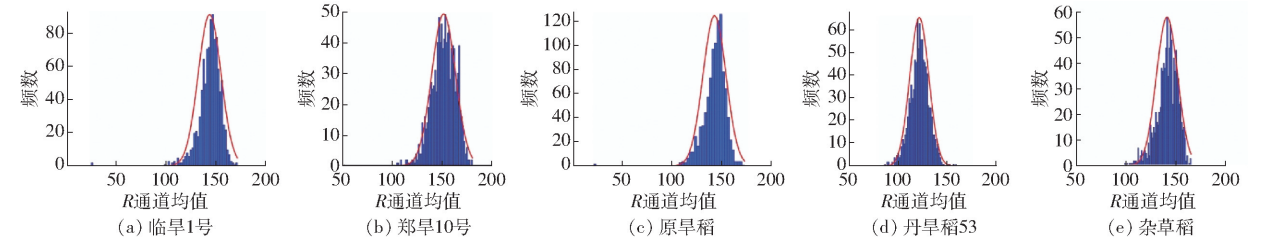


图5 水稻种子样本R通道均值频数分布直方图

Fig. 5 Histograms of mean frequency distribution of R channel of rice seed samples

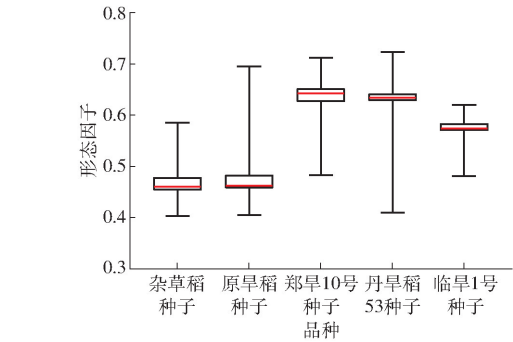


图6 各个样本单粒种子的形态因子分布
Fig. 6 Distribution of morphological factors of single seed in each sample

2 基于 ECMM 的分割算法

2.1 图像预处理

首先,为提高采集图像的质量,对采集图像进行平滑处理以减少图像中存在的噪声;其次,为更好地确定阈值,将背景与水稻种子分开,采用图像增强方法来增加灰度图像的整体对比度,图7为随机选取的2幅图像。

由图7可明显看出,对于该研究环境下的图像,采用直方图均一化变换的方式效果最为明显,背景与目标区域的对比度更大。为确定最佳阈值,对增强后的图像绘制灰度直方图,使用最大类间方差法

(OTSU)^[14-16]将图像中的背景与目标区域分离(水稻种子的灰度为255,背景的灰度为0),并对其进行卷积核3×3的开运算处理,其增强后的效果与图像灰度直方图以及二值图像如图8所示。

2.2 边缘轮廓提取及平滑处理

经预处理后图像的噪声明显减少,但传送带上存在的细小杂质无法避免,并且无法保证经预处理后的图像中不含有细小杂质的图像信息,若这些细小杂质与水稻种子经阈值分割后依旧与目标区域共存,则在使用边界检测算法与获取边缘轮廓信息时会对最终的结果产生不利的影响,随机选取局部存在杂质轮廓的图像如图9所示。

为避免这些细小杂质的轮廓对试验产生影响,本研究采取目标区域像素面积筛选的方法对像素点数小于10的轮廓区域进行删除,进而保证所获得的轮廓曲线均为水稻种子的外轮廓,提高试验的准确性,处理结果如图10所示。

图像的轮廓分为外轮廓和内轮廓^[17-18],外轮廓为水稻种子最外面的轮廓,内轮廓为粘连种子所围成的黑洞范围内的轮廓。将获得的边缘轮廓进行采样,假设其位于二维坐标系第四象限的封闭曲线L内,则轮廓点坐标表示为 $z(x(t),y(t))$ 。

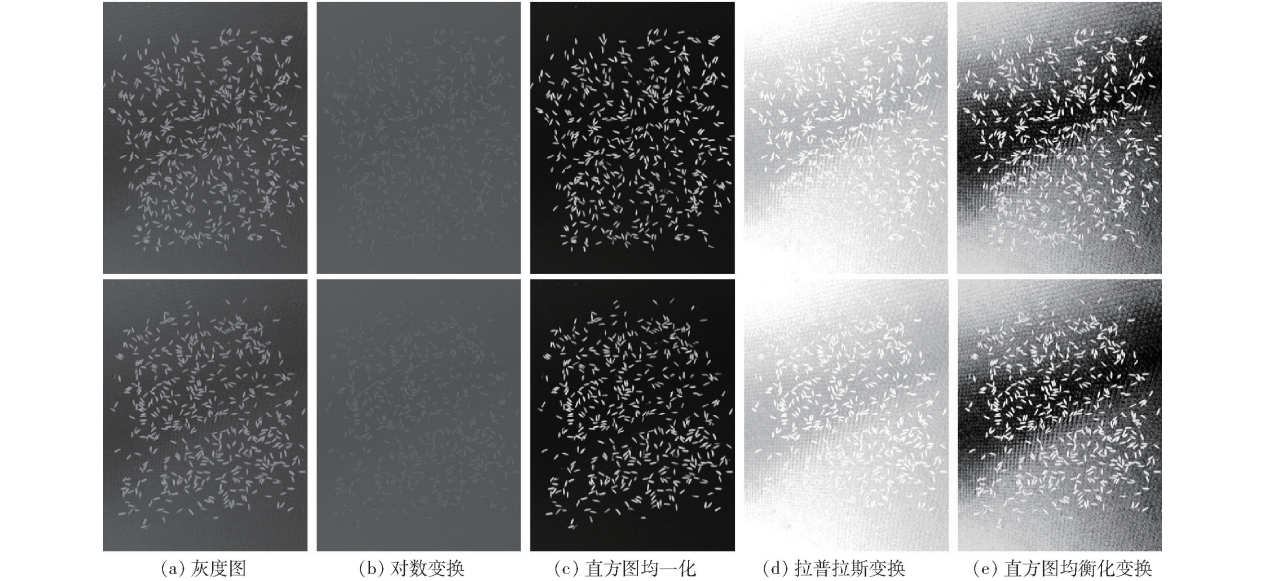


图7 图像增强效果图

Fig. 7 Image enhancement effect diagrams

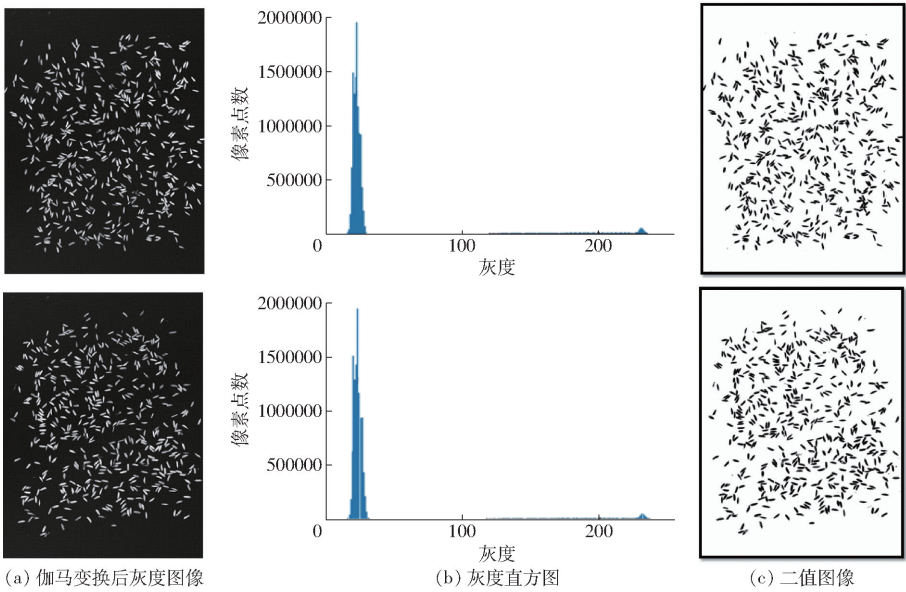


图 8 灰度图像及其像素直方图和二值图像

Fig. 8 Gray images and its pixel histograms and binary images

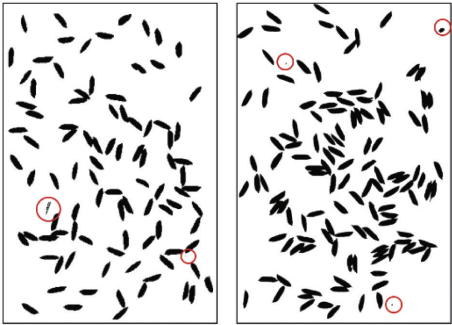


图 9 细小杂质的边界轮廓

Fig. 9 Boundary contour of fine impurities

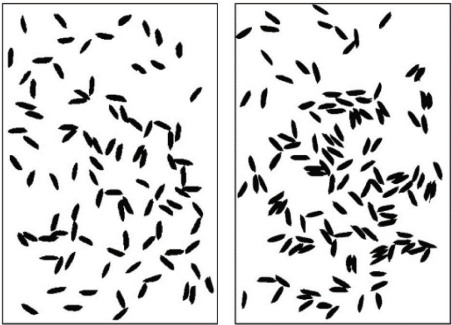


图 10 筛选后二值图像

Fig. 10 Binary images filtered

由于边界曲线 L 是由离散的像素点构成,必会存在一定的噪声,影响边界轮廓的平滑度,对计算轮廓曲线的曲率产生一定的影响,因此需要采用一维高斯核函数^[19-20]对边界轮廓曲线进行平滑处理,以便于边缘轮廓曲线曲率的计算。

2.3 角点提取

本文采集的图像中既存在非粘连的单粒种子,也存在粘连的种子,若对每个目标边缘轮廓曲线均进行角点的提取与判定,则会大大增加主控机的运

算量,也影响图像的处理效率,因此需要对各个轮廓计算形态因子 F ,设置阈值 $F_0 = 0.4$,若 $F < F_0$,表明该轮廓存在粘连情况,反之表明该轮廓不存在粘连情况。选取阈值后,将所提取的每个轮廓信息融入绿色掩模图像中,随机选取 30 幅图像如图 11 所示,分别计算其形态因子,结果如图 12 所示。因此,在进行曲率计算之前先进行形态因子的判断,剔除未粘连图像的轮廓,进而减少边缘轮廓曲线曲率的运算次数,提高检测效率。

由图 12 可知,形态因子最大值小于等于 0.3,说明所设阈值准确。

角点是边界曲率发生剧烈变化的点^[21],它既可以表示两条线交汇的点,又可以表示邻域内两个主方向的特征点。根据曲率的变化情况,角点又可分为凹点和凸点。水稻种子的形状呈现两头尖、中间粗的椭圆状。由图 11 可以看出,椭圆长轴两端有明显的两个凸点(凸区域),而在两粒或多粒种子粘连处也存在明显的凹点(凹区域)。

曲率是曲线斜率的倒数,反映曲线的弯曲水平。根据所得边缘轮廓的曲率绘制轮廓曲率变化的折线图(图 13a),峰值处曲率的正负可以判断凹点与凸点,从图 13a 可看出存在两个峰值趋近于 0,但其值依旧为负,所以仅使用正负来判断凹点会存在很大的误差。

在计算其边缘轮廓曲率时,种子两端及其粘连处的曲率变化很大,其他部分的曲率趋于稳定的范围。因此,通过判断图像边缘轮廓曲线的平滑性来判断图像轮廓的弯曲程度,若弯曲程度突然变大,则可能是种子两端或者是粘连的凹陷处。随机挑选存



图 11 粘连图像

Fig. 11 Adhesion image

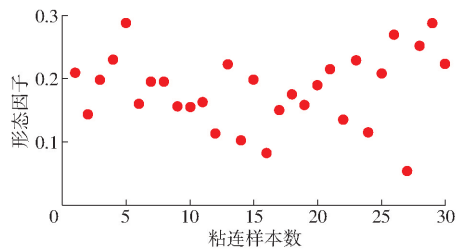


图 12 粘连图像形态因子测试结果

Fig. 12 Morphological factor test of adhesion image

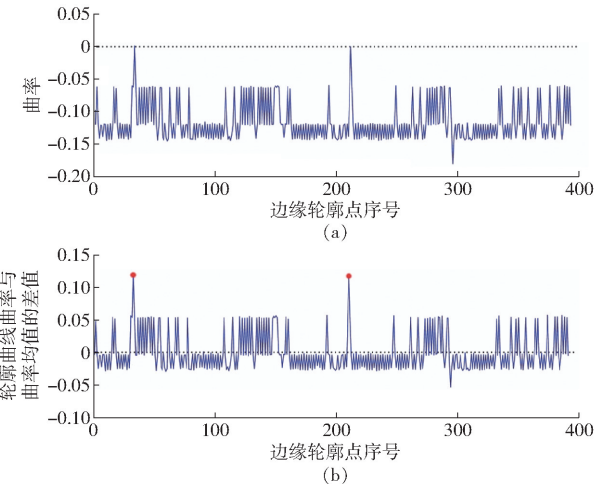


图 13 轮廓曲线的曲率

Fig. 13 Curvature of contour curves

在粘连区域的曲率折线图,如图 13a 所示,存在多个曲率变化剧烈的点,而其他的点都保持在一定的范围内,这表明曲率保持在一定范围内的点的弯曲程度大致相似,并不是分割所需要的角点,而曲率变化剧烈的点为角点。因此,为排除曲率变化不大的点,引入能够表示曲面弯曲程度的整体曲率均值,其计算公式为

$$V = \frac{1}{n} \sum_{i=0}^n H_i$$

(2)

式中 V ——边缘轮廓曲线曲率均值
 H_i ——边缘轮廓曲线上各点曲率
 n ——边缘轮廓点数

通过观察其边缘轮廓曲线各点的曲率与整体轮廓的曲率均值,可发现峰值分布在轮廓曲线曲

率与曲率均值的差值大于 0.055 的范围内,而差值在 0.055 范围以内的各点差值分布稳定,说明在这几个位置边缘轮廓曲线弯曲程度突然变大,边界曲率发生剧烈变化(即角点),因此可以通过阈值(每个坐标点的曲率与整体轮廓的曲率均值的差值)0.055 来确定角点处的曲率及位置,如图 13b 所示。

2.4 凹点确定

利用曲率均值的阈值判断边缘轮廓曲线上各点是否为角点,找到边界轮廓曲线曲率的峰值。判断这些峰值是否为凹点是实现凹点分割的前提,因此判断峰值是否为凹点,对粘连分割至关重要。

该算法采用求取矢量三角形面积的方法判断轮廓上的凹点。由轮廓的角点 $P_i(x_0, y_0)$ 与该点相距 k 个像素点的前继点 $P_{i-k}(x_1, y_1)$ 和后继点 $P_{i+k}(x_2, y_2)$ 组成矢量三角形^[22],并求其面积,通过面积 S_i 的正负来判断该角点 P_i 是否为凹点。 S_i 的计算公式为

$$S_i = \frac{1}{2} \begin{vmatrix} x_1 & y_1 & 1 \\ x_0 & y_0 & 1 \\ x_2 & y_2 & 1 \end{vmatrix}$$

(3)

该算法所使用的程序存储的轮廓点集为逆时针顺序,因此轮廓的角点 P_i 与其前继点 P_{i-k} 和后继点 P_{i+k} 组成的矢量三角形面积 $S_i < 0$,则证明该角点 P_i 为凹点,将该点与其前继点和后继点存储;相反,若矢量三角形的面积 $S_i > 0$,则证明该角点 P_i 为凸点,则剔除该角点。

2.5 凹点对匹配

为解决传统的最近邻法凹点对匹配方法中存在的过度分割或误分割的问题,提出一种寻找凹点与前继点、后继点所组成的法线方向的夹角范围($0^\circ \sim 180^\circ$),判断在此范围内是否存在合适的凹点组成凹点对,再对其进行连线分割,这样大大提高了分割的准确性。该研究的匹配规则如图 14 所示。

通过计算凹点 $P_i(x_0, y_0)$ 与前继点 $P_{i-k}(x_1, y_1)$ 、后继点 $P_{i+k}(x_2, y_2)$ 的斜率 k_1, k_2 ,再根据欧拉

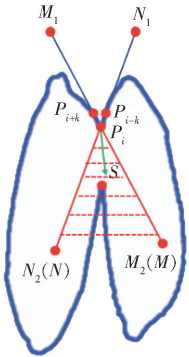


图 14 凹点匹配规则

Fig. 14 Concave point matching rule

距离公式求取斜率为 k_1 、 k_2 且过凹点的合适距离处的延长点(总共 4 个延长点) $N_1(x_{N1}, y_{N1})$ 、 $N_2(x_{N2}, y_{N2})$ 、 $M_1(x_{M1}, y_{M1})$ 、 $M_2(x_{M2}, y_{M2})$ 。通过 k_1 、 k_2 两个斜率来判断凹点处所形成的夹角范围,而与其相配的凹点必在其夹角范围的相反方向(即延长点和凹点 P_i 所形成的向量与前继点(或后继点)和凹点 P_i 所形成的向量方向相反,换言之便是法线的方向 $\overrightarrow{P_iS}$)。因此,分别判断向量 $\overrightarrow{P_iP_{i-k}}$ 与 $\overrightarrow{P_iN_1}$ 、 $\overrightarrow{P_iN_2}$ 是否同向,判断向量 $\overrightarrow{P_iP_{i+k}}$ 与 $\overrightarrow{P_iM_1}$ 、 $\overrightarrow{P_iM_2}$ 是否同向。通过判断得出与向量 $\overrightarrow{P_iP_{i-k}}$ 、 $\overrightarrow{P_iP_{i+k}}$ 相反的向量及其延长点 N 、 M ,在凹点与两个延长点(N 、 M)构成的夹角范围内寻找相匹配的凹点,继而将匹配到的两个凹点相互连接完成分割。

通过图 15a 可以看出,平滑后的边界轮廓曲线和原始的边界轮廓曲线并不重合(其中紫色曲线是原始轮廓曲线,红色曲线为平滑后的轮廓曲线),而所获取的凹点坐标是平滑曲线上的凹点,并非在原始轮廓曲线的最凹处,这便是高斯平滑后产生的坐标点漂移,这种现象是高斯卷积过程中改变了原始轮廓的相位所造成的。因此,使用平滑后的轮廓曲线求得的凹点并不能直接反映原始轮廓最凹的部位。若直接使用该点进行特征点的匹配分割,容易造成原始轮廓最凹处(或其附近)无法被完全分割,依旧存在粘连。

为解决特征点漂移问题^[23],本文提出一种以获取的平滑轮廓上的特征点为中心,寻找合适的以阈值为半径绘制实心圆(实心圆的颜色与目标区域不同,与背景保持一致)的方法,以保证原始轮廓曲线的最凹处位于实心圆内,避免特征点漂移而引起的分割误差。如图 15a 所示,使用绿色标注的 A 、 B 两个圆包围了平滑轮廓曲线和原始轮廓曲线的最凹处,将 A 、 B 两个圆换成白色的实心圆(与背景颜色一致),结果如图 15b 所示,能够将平滑轮廓曲线和原始轮廓曲线最凹陷处分割。经过对 100 个粘连图像进行实心圆半径测试,结果如图 15c 所示,能够实

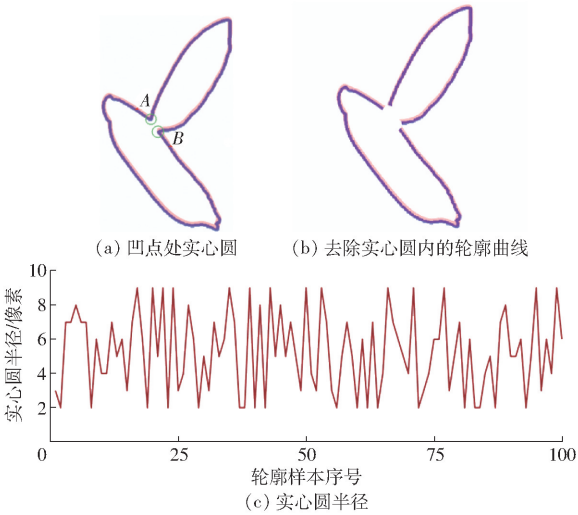


图 15 实心圆及其半径

Fig. 15 Solid circle and its radius

现同时分割平滑轮廓曲线和原始轮廓曲线的实心圆半径均分布在 2~8 像素。因此,提出一种以半径为 10 像素的实心圆来规避特征点飘移而产生的误差。该算法的具体流程图如图 16 所示。

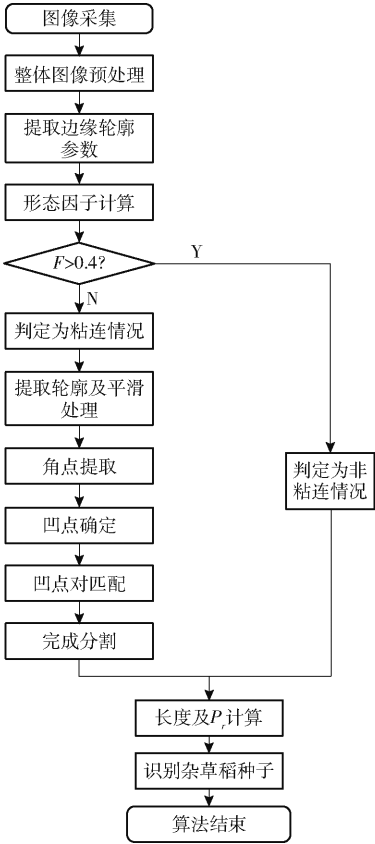


图 16 ECMM 凹点分割识别杂草稻种子算法流程图

Fig. 16 Flow chart of ECMM concave point segmentation algorithm for identifying weedy rice seeds

3 试验

图 17 为水稻种子的结构图,为便于描述粘连现象,将水稻种子的芒和小穗轴两处称之为端部,将稻

壳部分称为侧部。

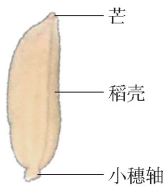


图 17 水稻种子结构图
Fig. 17 Rice seed structure chart

由采集的图像可看出,粘连分为 3 种类型:两粒或多粒水稻种子相互之间侧部与侧部接触粘连(称为并联型粘连)、两粒或多粒水稻种子相互之间端部与侧部接触粘连和端部与端部接触粘连(称为串联型粘连)、两粒或多粒水稻种子相互之间既存在端部与侧部和端部与端部的接触粘连,又存在侧部与侧部接触粘连(称为串并联混和型粘连)。

不论哪种粘连情况均使用 ECMM 凹点分割算法进行粘连分割。如图 18b 所示粘连情况,采用预处理、平滑处理、合适的阈值进行角点检测,其结果如图 18a 红点标注处,检测到的角点数量多于实际凹点的数量,需要使用矢量三角形的面积来判定是否为真正的凹点,最后通过凹点对匹配的规则确定 A、B 两点适合匹配,进行凹点对匹配时使用半径为 10 像素的实心圆来规避特征点飘移而产生的误差,完成分割。如图 18b 所示,红线标注出了粘连处两个实心圆以及两点之间的连线。为方便测量分割后的分割精度,将分割后的目标区域进行了重新排列,如图 18c 所示。精度计算公式为

$$P = R_N / T_N \times 100\% \tag{4}$$

式中 R_N ——分割后单粒种子的粒数
 T_N ——实际种子粒数 P ——精度

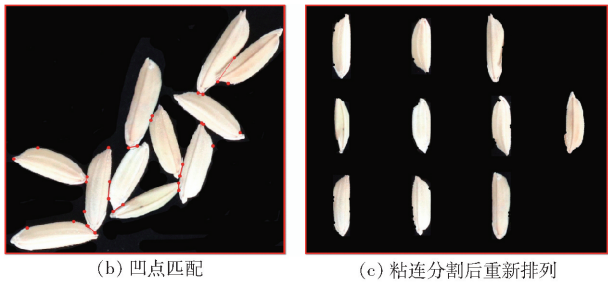
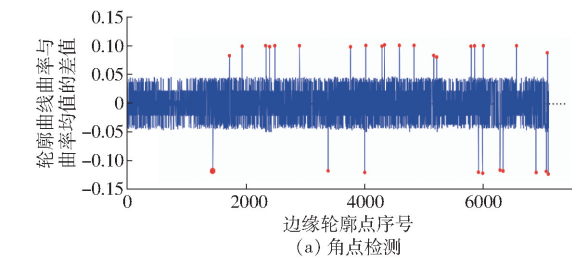


图 18 粘连分割示例

Fig. 18 Examples of adhesion segmentation

为进一步验证该算法在各种粘连情况下的优

势,随机选取 4 幅粘连图像分别利用 ECMM 算法、极限腐蚀法、分水岭算法进行分割测试。

从图 19、20 中可看出,极限腐蚀法对于串联型粘连情况效果明显,对于并联型粘连情况其误差较大,表明目标图像粘连接触面越小其效果越好,而粘连接触面越大分割效果越差,极限腐蚀方法不仅分割不精确,还易造成原轮廓变形;分水岭算法同样适用于粘连效果较轻的情况,相比于极限腐蚀法其基本保持原轮廓形状,但其存在过分割,如图 19、20 所示。而 ECMM 算法不论粘连情况轻重,依然能够准确分割。

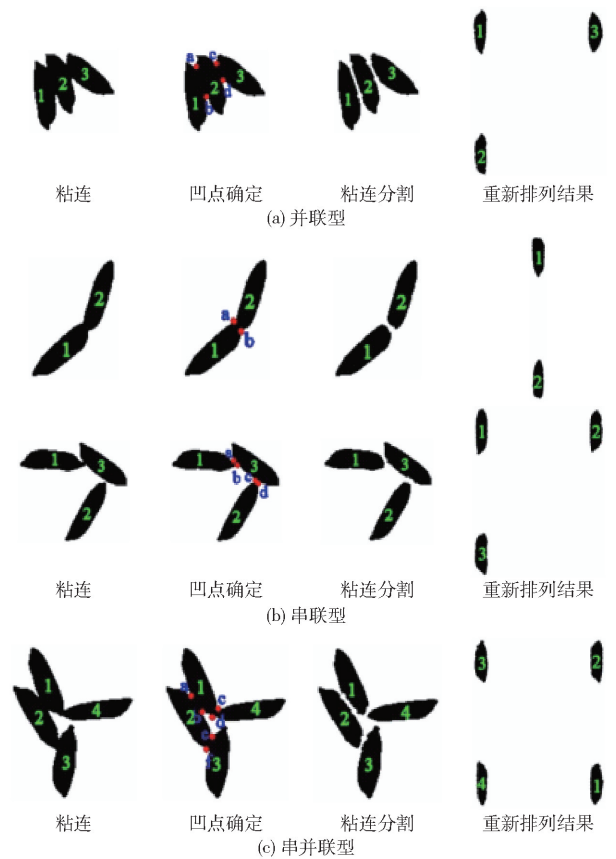


图 19 ECMM 算法分割效果

Fig. 19 Segmentation effects of ECMM algorithm

分别采集 4 种栽培稻种子和杂草稻种子的图像样本,每种样本采集 3 组,3 组图像中种子数依次为 100、200、300 粒(其中杂草稻种子均占 10%)。对采样的图像分别采用极限腐蚀法、分水岭算法以及 ECMM 算法对图像进行粘连分割处理,通过对比分割后轮廓数与实际水稻种子数来分析其精度,精度对比结果如表 2 所示。

由表 2 可知,对于相同的图像使用 3 种方法的分割精度均随籽粒数量的增多而下降。通过计算 4 组数据中 100 粒种子和 300 粒种子的粘连分割精度差距可知,极限腐蚀法下降约 8.25%,分水岭算法下降约 7.42%,ECMM 算法平均下降约 2.7%,这是

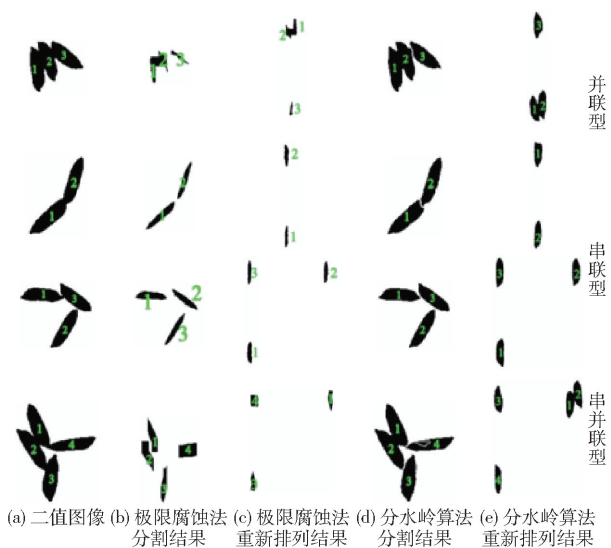


图 20 极限腐蚀法和分水岭算法分割结果

Fig. 20 Segmentation results of limit corrosion method and watershed algorithm

由于随着籽粒数的增多,籽粒密集程度增大,粘连情况更加复杂,相比于其他两种方法,ECMM 算法的分割效果较稳定。经过 4 组试验测试,ECMM 算法平均精度达到 92.90%,比极限腐蚀法高 19.82 个百分点,比分水岭算法高 12.85 个百分点。

4 杂草稻种子识别

由图 4 可知,杂草稻种子的长度主要集中在 6~7 mm,而栽培稻种子的长度大于 7 mm,因此,将粘连分割后图像中各轮廓的长度进行阈值判定,设置长度阈值为 7 mm。

由图 5 可知,杂草稻种子的 R 通道均值主要集中在 120,而栽培稻种子的 R 通道均值主要集中在 140,相比于栽培稻种子,整粒杂草稻种子的 R 通道像素值主要集中在 120,其像素值大于 130 的占比必定小于栽培稻种子,水稻种子 R 通道像素占比

表 2 不同分割方法对粘连分割的精度对比

Tab. 2 Accuracy comparison of different segmentation methods for adhesion									
品种	序号	栽培稻种子数	杂草稻种子数	分割后籽粒数			精度/%		
				极限腐蚀法	分水岭算法	ECMM 算法	极限腐蚀法	分水岭算法	ECMM 算法
丹旱稻 53 + 杂草稻种子	1	90	10	77	82	94	77.00	87.00	94.00
	2	180	20	149	167	186	74.50	83.50	93.00
	3	270	30	212	226	274	70.67	75.33	91.33
	平均	180	20	146	158.33	184.67	74.06	81.94	92.78
临旱 1 号 + 杂草稻种子	1	90	10	78	81	95	78.00	81.00	95.00
	2	180	20	143	160	185	71.50	80.00	92.50
	3	270	30	201	228	273	67.00	76.00	91.00
	平均	180	20	140.33	156.33	184.33	71.83	79.00	92.83
原旱稻 + 杂草稻种子	1	90	10	76	83	96	76.00	83.00	96.00
	2	180	20	142	155	189	71.00	77.5	94.50
	3	270	30	209	227	278	69.67	75.67	92.67
	平均	180	20	142.33	155	187.67	72.22	78.72	94.39
郑旱 10 号 + 杂草稻种子	1	90	10	81	83	93	81.00	83.00	93.00
	2	180	20	148	162	183	74.00	81.00	91.50
	3	270	30	215	233	271	71.67	77.67	90.33
	平均	180	20	146.67	159.33	182.33	74.22	80.56	91.61

P_r 计算公式为

$$P_r = T_R / Z_R \tag{5}$$

式中 T_R ——每粒种子 R 通道像素值大于 130 的像素点总数

Z_R ——整粒种子 R 通道像素点总数

由图 21 可知,栽培稻种子像素占比 P_r 大于 0.7,而杂草稻种子的像素占比 P_r 小于 0.6,因此,使用合适的像素占比阈值可以明显分出杂草稻种子。为验证该算法的识别准确率,分别采集 4 种栽培稻种子和杂草稻种子的图像样本,每种样本采集 3 组,3 组图像中种子数依次为 100、200、300 粒(其中杂

草稻种子均占 10%),计算每粒种子长度以及 R 通道像素值大于 130 的像素占比,像素占比以 0.65 作

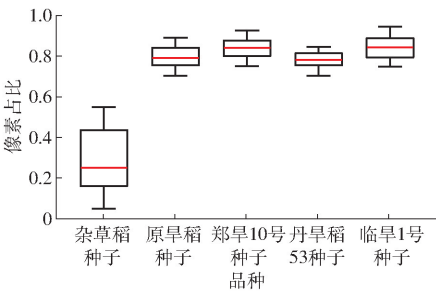


图 21 各样本像素占比

Fig. 21 Pixel ratio of each sample

为阈值识别杂草稻种子,准确率如表 3 所示。

表 3 形色双选准确率
Tab.3 Accuracy of color double selection

品种	序号	栽培稻 粒数	杂草稻 种子 粒数	识别杂草 稻种子 粒数	准确 率/ %	时间/ s
丹旱稻 53 + 杂草稻种子	1	90	10	10	100	0.157 4
	2	180	20	18	90.00	0.275 3
	3	270	30	29	96.67	0.380 3
	平均	180	20	19	95.56	0.271 0
临旱 1 号 + 杂草稻种子	1	90	10	10	100	0.140 6
	2	180	20	19	95.00	0.255 5
	3	270	30	30	100	0.385 9
	平均	180	20	19.67	98.33	0.260 7
原旱稻 + 杂 草稻种子	1	90	10	10	100	0.164 5
	2	180	20	19	95.00	0.211 4
	3	270	30	29	96.67	0.377 2
	平均	180	20	19.33	97.22	0.251 0
郑旱 10 号 + 杂草稻种子	1	90	10	10	100	0.140 2
	2	180	20	20	100	0.256 3
	3	270	30	29	96.67	0.372 0
	平均	180	20	19.67	98.89	0.256 2

由表 3 可知,本文算法随着图像样本中种子的

籽粒数增多,需要检测的轮廓区域也会增多,运行时间便会增加,平均每增加 100 粒种子,运行时间便增加 0.95 s,但是从整体数据来看,图像中籽粒个数的增多对识别准确率的影响很小,本文算法平均识别准确率达到 97.50%。

5 结论

(1)为实现水稻种子粘连分割,提出一种基于 ECMM 的凹点分割算法,该算法中未对图像使用膨胀腐蚀处理,因此不改变图像中水稻种子籽粒的形状,便于提取单粒水稻种子的长度及 R 通道特征。该算法平均精度达到 92.90%,对于同一幅图像的粘连分割,平均精度比极限腐蚀法提高 19.82 个百分点,比分水岭算法提高 12.85 个百分点,能够对各种粘连情况进行粘连分割。

(2)提出一种水稻杂草稻种子在线识别方法,该方法利用水稻杂草稻种子形状和色彩的差异,合理设置长度阈值与 R 通道像素占比阈值来识别杂草稻种子,其识别精度达到 97.50%,且平均每增加 100 粒种子,运行时间便增加 0.95 s。

参 考 文 献

[1] 吴刚,吴云帆,陈度,等.基于机器视觉的玉米果穗性状参数测量方法研究[J].农业机械学报,2020,51(增刊2):357-365.
WU Gang, WU Yunfan, CHEN Du, et al. Measurement method of maize ear characters based on machine vision[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Engineering, 2020,51(Supp.2):357-365. (in Chinese)

[2] 吕少中,杜文亮,陈震,等.基于机器视觉的荞麦剥壳性能参数在线检测方法[J].农业机械学报,2019,50(10):35-43.
Lǚ Shaozhong, DU Wenliang, CHEN Zhen, et al. Surigalatu on-line measuring method of buckwheat hulling efficiency parameters based on machine vision[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2019,50(10):35-43. (in Chinese)

[3] 张建华,韩书庆,翟洽芬,等.改进自适应分水岭方法分割棉花叶部粘连病斑[J].农业工程学报,2018,34(24):165-174.
ZHANG Jianhua, HAN Shuqing, ZHAI Zhifen, et al. Improved adaptive watershed method for segmentation of cotton leaf adhesion lesions[J]. Transactions of the CSAE,2018,34(24):165-174. (in Chinese)

[4] 刘慧,刘加林,沈跃,等.植株点云超体聚类分割方法[J].农业机械学报,2018,49(12):172-179.
LIU Hui, LIU Jialin, SHEN Yue, et al. Segmentation method of supervoxel clusterings and salient map[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2018,49(12):172-179. (in Chinese)

[5] 翟肇裕,曹益飞,徐焕良,等.农作物病虫害识别关键技术研究综述[J].农业机械学报,2021,52(7):1-18.
ZHAI Zhaoyu, CAO Yifei, XU Huanliang, et al. Review of key techniques for crop disease and pest detection[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2021,52(7):1-18. (in Chinese)

[6] 管泽鑫,姚青,杨保军,等.数字图像处理技术在农作物病虫害识别中的应用[J].中国农业科学,2009,42(7):2349-2358.
GUAN Zexin, YAO Qing, YANG Baojun, et al. Application of digital image processing technology in recognizing the diseases, pests, and weeds from crops[J]. Scientia Agricultura Sinica,2009,42(7):2349-2358. (in Chinese)

[7] 苏威.基于机器视觉的重叠类圆颗粒计数系统[D].镇江:江苏大学,2009.
SU Wei. A system for counting overlapped quasi-circular granule by machine vision technology[D]. Zhenjiang: Jiangsu University,2009. (in Chinese)

[8] 荀一,鲍官军,杨庆华,等.粘连玉米籽粒图像的自动分割方法[J].农业机械学报,2010,41(4):163-167.
XUN Yi, BAO Guanjun, YANG Qinghua, et al. Automatic segmentation of touching corn kernels in digital image[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2010,41(4):163-167. (in Chinese)

[9] LIN P, CHEN Y M, HE Y, et al. A novel matching algorithm for splitting touching rice kernels based on contour curvature analysis[J]. Computers and Electronics in Agriculture,2014,109:124-133.

[10] YAO Yuan, WU Wei, YANG Tianle, et al. Head rice rate measurement based on concave point matching[J]. Scientific

- Reports, 2017, 7(1): 49 – 59.
- [11] 吴叔珍,姚青. 基于凹点寻找标记的分水岭算法分割粘连谷粒[J]. 浙江农业科学,2017,58(8):1401 – 1405.
- [12] 丁为民,赵思琪,赵三琴,等. 基于机器视觉的果树树冠体积测量方法研究[J]. 农业机械学报,2016,47(6):1 – 10,20.
DING Weimin, ZHAO Siqi, ZHAO Sanqin, et al. Measurement methods of fruit tree canopy volume based on machine vision [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2016,47(6):1 – 10,20. (in Chinese)
- [13] 张宝全,陆辉山,王福杰,等. 基于凹点分析法的粘连鸡体分割方法研究[J]. 中国农机化学报,2021,42(2):164 – 170,183.
ZHANG Baoquan, LU Huishan, WANG Fujie, et al. Research on the segmentation method of adhesive chicken body based on concave point analysis[J]. Journal of Chinese Agricultural Mechanization,2021,42(2):164 – 170,183. (in Chinese)
- [14] 殷苏民,朱锦萍,王祖声,等. 基于顶帽变换和最大类间方差法的图像分割方法研究[J]. 科学技术与工程,2014,14(7): 60 – 64.
- [15] 刁智华,赵明珍,宋寅卯,等. 基于机器视觉的玉米精准施药系统作物行识别算法及系统实现[J]. 农业工程学报,2015, 31(7):47 – 52.
DIAO Zhihua, ZHAO Mingzhen, SONG Yinmao, et al. Crop line recognition algorithm and realization in precision system based on machine vision[J]. Transactions of the CSAE, 2015,31(7):47 – 52. (in Chinese)
- [16] 范朝冬,张英杰,欧阳红林,等. 基于改进斜分 Otsu 法的回转窑火焰图像分割[J]. 自动化学报,2014,40(11):2480 – 2489.
FAN Chaodong, ZHANG Yingjie, OUYANG Honglin, et al. Improved Otsu method based on histogram oblique segmentation for segmentation of rotary kiln flame image[J]. Acta Automatica Sinica,2014,40(11):2480 – 2489. (in Chinese)
- [17] 黄金宝,周赢武,罗志灶. 基于轮廓跟踪的连通域标记算法优化[J]. 计算机系统应用,2016,25(11):172 – 177.
HUANG Jinbao, ZHOU Yingwu, LUO Zhizao. Optimizing the algorithm of labeling connected components based on contour tracing[J]. Computer System Application,2016,25(11):172 – 177. (in Chinese)
- [18] 王宇,王硕,谭民. 基于 LSD 的具有特定特征的三维物体轮廓提取算法[J]. 系统科学与数学,2016,36(9):1410 – 1416.
WANG Yu, WANG Shuo, TAN Min. The contour extraction algorithm of based on LSD detector for a 3-D object with specific feature[J]. Journal of Systems Science and Mathematical Sciences,2016,36(9):1410 – 1416. (in Chinese)
- [19] 赵亚利,章为川,李云红. 图像边缘轮廓自适应阈值的角点检测算法[J]. 中国图象图形学报,2016,21(11):1502 – 1514.
ZHAO Yali, ZHANG Weichuan, LI Yunhong. Novel contour-based corner detection with adaptive threshold[J]. Journal of Image and Graphics,2016,21(11):1502 – 1514. (in Chinese)
- [20] ERIK C, HECTOR B, ALBERTO L, et al. Fast multi-feature image segmentation[J]. Applied Mathematical Modelling, 2021, 90(5): 742 – 757.
- [21] 徐越,李盈慧,宋怀波,等. 基于 Snake 模型与角点检测的双果重叠苹果目标分割方法[J]. 农业工程学报,2015,31(1): 196 – 203.
XU Yue, LI Yinghui, SONG Huaibo, et al. Segmentation method of overlapped double apples based on Snake model and corner detectors[J]. Transactions of the CSAE,2015,31(1):196 – 203. (in Chinese)
- [22] 陈晓春,张彦彬,彭虎,等. 重叠纤类图像的凹点匹配和分割算法[J]. 纺织学报,2017,38(11):143 – 149.
CHEN Xiaochun, ZHANG Yanbin, PENG Hu, et al. Concave points matching and segmentation algorithm for overlapped fiber image[J]. Journal of Textile Research,2017,38(11):143 – 149. (in Chinese)
- [23] 李群辉,张俊祖,耿国华,等. 以轮廓曲线为特征的断裂面匹配[J]. 西安交通大学学报,2016,50(9):105 – 110.
LI Qunhui, ZHANG Junzu, GENG Guohua, et al. Fracture surface matching based on contour curve[J]. Journal of Xi'an Jiaotong University,2016,50(9):105 – 110. (in Chinese)