doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2025.11.031

小麦切片机种子定位定向与预切姿态调整系统研究

李　扬[1]　陈云飞[1]　郭祥雨[2,3]　李天华[1,4]　王士宁[1]　郭　晶[1,5]

(1.山东农业大学机械与电子工程学院,泰安 271018;2.浙江大学生物系统工程与食品科学学院,杭州 310058;
3.浙江省农业智能装备与机器人重点实验室,杭州 310058;4.农业装备智能化山东省工程研究中心,泰安 271018;
5.山东省设施园艺智慧生产技术装备重点实验室,泰安 271018)

摘要:针对研制的小麦切片机种子定位定向和姿态调整过程中,因种子粒径小、形状不规则,存在识别定位精度低、种子姿态难判别的问题,在前期设计的小麦种子切片机机械结构基础上,开发一套种子定位定向与预切姿态调整系统,为小麦种子切片提供良好的预切姿态。首先,设计了包括工业相机、并联机械臂和电动夹爪的种子定位和姿态调整系统结构,优选硬件参数,将系统进行了合理部署,并阐明了其工作原理;其次,利用工业相机采集小麦种子图像,建立小麦种子数据集,并对小麦胚芽端进行语义标注,基于 YOLO v8 的语义分割框架训练小麦种子识别分割网络,通过加入 Shuffle Attention 机制对模型进行结构改进,提高种子图像分割精度,并在对种子进行精准语义分割基础上,提出了一种由掩码轮廓求取形心的算法,通过对种子胚乳、胚芽端的形心匹配,以实现对小麦种子位置、姿态的高效精准检测;最后,试验结果表明:添加注意力机制所获得权重参数比原本模型高 1.5%,平均精度均值提高 8.46%,改进的 YOLO v8 模型在数据集上的平均检测时间为 18.91 ms,小麦种子姿态调整的正确率为 91.30%,姿态检测算法的平均正确率为 92.93%,姿态角的误差范围为 -3.50°~3.50°,得到的平均绝对误差为 1.66°,种子数据采集阶段平均耗时 9.17 s,抓取阶段平均耗时 6.21 s,返回切割区阶段平均耗时 5.74 s,整个工作流程平均作业时间为 21.11 s,在允许误差范围内,验证了本研究在小麦种子定位、姿态识别方面具有较高的精度,能够有效进行种子预切姿态的调整。

关键词:小麦;切片机;种子定位定向;姿态调整;形心匹配

中图分类号:TP273;S23　　**文献标识码**:A　　**文章编号**:1000-1298(2025)11-0329-10　　**OSID**:

Positioning, Orientation and Pre-cutting Attitude Adjustment of Seeds for Wheat Slicer

LI Yang[1]　CHEN Yunfei[1]　GUO Xiangyu[2,3]　LI Tianhua[1,4]　WANG Shining[1]　GUO Jing[1,5]

(1. *College of Mechanical and Electronic Engineering, Shandong Agricultural University, Taian* 271018, *China*
2. *College of Biosystems Engineering and Food Science, Zhejiang University, Hangzhou* 310058, *China*
3. *Key Laboratory of Intelligent Equipment and Robotics for Agriculture of Zhejiang Province, Hangzhou* 310058, *China*
4. *Shandong Engineering Research Center of Agricultural Equipment Intelligentization, Taian* 271018, *China*
5. *Shandong Key Laboratory of Intelligent Production Technology and Equipment for Facility Horticulture, Taian* 271018, *China*)

Abstract: In the process of positioning orientation and attitude adjustment of seeds for developed wheat slicers, there are problems of low recognition and positioning accuracy, and difficult to distinguish the attitude of seeds because of the small particle size and irregular shape of seeds. On the basis of the mechanical structure of the wheat seed slicer designed in the early stage, a set of seed positioning orientation and pre-cutting attitude adjustment system were developed to provide a good pre-cutting posture for wheat seed slices. Firstly, the structure of the seed positioning and attitude adjustment system, including industrial camera, parallel mechanical arm and electric grippers was designed. And the hardware parameters were selected to deploy the system reasonably and clarify its working principle.

收稿日期:2025-08-01　修回日期:2025-09-25

基金项目:国家自然科学基金项目(32271992)、山东省重点研发计划项目(2022LZGC020)和山东省现代农业杂粮产业技术体系项目(SDAIT-15-05)

作者简介:李扬(1982—),男,副教授,博士,主要从事嵌入式系统和智能农机装备研究,E-mail:mtlyab@sdau.edu.cn

通信作者:李天华(1976—),男,教授,博士,主要从事智能农机装备研究,E-mail:lth5460@163.com

Secondly, an industrial camera was used to collect wheat seed images in order to establish a wheat seed dataset and semantically annotate the germ of wheat. A wheat seed recognition segmentation network was trained based on the semantic segmentation framework of YOLO v8, and the model was structurally improved by incorporating the Shuffle Attention mechanism in order to increase the segmentation accuracy of the seed images. And on the basis of accurate semantic segmentation of seeds, an algorithm was proposed to find the shape center from the mask contour by matching the shape center of the endosperm and germ end of the seed, in order to realize the efficient and accurate detection of the position and attitude of wheat seeds. Finally, the experimental results showed that the weight parameter obtained by adding the attention mechanism was 1.50% higher than that of the original model, the average precision mean value was increased by 8.46%, the average detection time of the improved YOLO v8 model on the dataset was 18.91 ms, the correctness rate of wheat seed pose adjustment was 91.30%, the average correctness rate of the pose detection algorithm was 92.93%, and the error range of the pose angle was −3.50°~3.50°, the average absolute error obtained was 1.66°, the average time consumed in the seed data acquisition stage was 9.17 s, the average time consumed in the grasping stage was 6.21 s, the average time consumed in the returning to the cutting area stage was 5.74 s, and the average operating time of the whole workflow was 21.11 s, which was within the allowable error range, which verified that the research results in the positioning of wheat seeds and attitude recognition had a high accuracy, and can effectively carry out the adjustment of seed pre-cutting attitude.

Key words: wheat; slicer; seed positioning and orientation; attitude adjustment; centroid matching

0 引言

我国作物分子育种研究已取得较大进展[1-2]，现代化育种手段之一是通过种子切片的方式在栽培前分析种子的遗传基因[3-4]，目前，研究人员已经对种子切片工作做出了一些研究，主要针对大粒径的玉米种子，但是，面向小粒径种子的切片机尚未实现，主要原因是小粒径种子的小型、异形化致使其定位、夹持、切割的难度都非常大[5-6]，往往需要借助工具手动切片。在保持小麦种子高萌发率的情况下，实现切片机快速精确地对小麦种子非萌发部分进行切割相对困难。

国内外检测小麦种子姿态的研究较少，而针对玉米种子的研究经验丰富。李广伟等[7]利用将玉米种子的灰度图像中各区域比例作为该粒种子当前姿态下的特征参数。这种方法以使用将种子均匀、有序排布的规定种盘为主流，对检测种粒的方向有一定限制。寇淼等[8]提出玉米粒形态质量检测和姿态识别算法，基于区域几何中心和轮廓搜索相结合的方法提取出玉米粒形态特征参数。以上研究提出了不同的姿态识别方法，对小麦姿态检测系统的研究起到了指导作用，但未能解决对高通量小麦种子进行定位定向和姿态调整的问题。BARTH 等[9]设计了一种视觉传感和运动控制系统。BLOK 等[10]针对果园移动机器人，研究了一种基于激光模型的粒子卡尔曼滤波(PF)定位算法，实现了机器人的自动化。LUO 等[11]提出了一种改进 YOLO v8 模型的检测算法，采用结合轻量级结构和注意力机制，分别对原有网络的主干和颈部进行重新设计，在保留较强特征提取能力的同时，大大减少了参数数量和计算量，对本文有一定的启发作用。虽然这些研究促进了科研人员对切片机和视觉系统的理解，但自动化、机械化的切片过程中，对高通量小麦种子的研究涉及较少，此外，高通量小麦种子之间间距较小，姿态调整精度低会导致切种不精确而影响种子培育，因此，有必要研究一种针对小麦种子切片问题的定位定向与姿态调整系统。

本研究选用优质小麦品种济麦 22 为试验样本[12-13]，基于机器视觉技术，提出小麦切片机种子定位定向与预切姿态调整系统。开发一套种子定位定向与预切姿态调整系统；基于 YOLO v8 的语义分割框架训练小麦种子识别分割网络，通过加入 Shuffle Attention 机制对模型进行结构改进，提高种子图像分割精度[14]；在对种子进行精准语义分割基础上，提出一种由掩码轮廓求取形心的算法，通过对种子胚乳、胚芽端的形心匹配，以实现对小麦种子位置、姿态的高效精准检测，并对比分析人工标注与视觉算法检测出的姿态间误差；最后，在搭建的样机上开展试验，验证小麦种子抓取和姿态调整的可靠性。

1 小麦种子识别与姿态检测

1.1 预切姿态调整系统研究

在前期研制的小麦切片机结构基础上，设计了小麦切片机种子定位定向与预切姿态调整系统。将切片机工作台分为 3 个主区域：上料区、定位夹取区和切割区[15]。预切姿态调整系统分为 3 部分：种子转移机构、姿态调整系统、视觉系统。其中，种子转移机构主要由一组同步带模组组成，将种子从定位

夹取区输送至切割区，姿态调整系统由并联 Delta 机械臂和 RM－EGB－06L－16D 电动夹爪组成[16]，电动夹爪不具备旋转功能，需要安装舵机。机械臂的额定承重负载远超其工作时的承重负载，电动夹爪固定在机械臂的末端，用于种子的夹持和移动，视觉系统是小麦切片机获取信息的关键部分，主要由一台高分辨率的 MV－EM1400C 型工业相机构成，小麦种子的长轴长度一般在 5.0～7.5 mm，工业相机作为图像获取的直接来源，为了适应小麦种子颗粒较小的情况，选用的工业相机分辨率为 4 384 像素×3 288 像素，用于种子的精确定位定向。对本文所涉及的预切姿态调整系统进行组装，如图 1 所示。

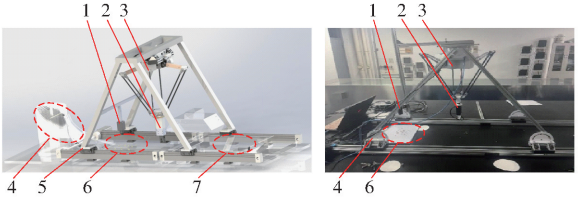


图 1　预切姿态调整系统与装配样机

Fig. 1　Pre-cut attitude adjustment system and assembly prototype

1. 工业相机　2. 电动夹爪　3. Deltax2 机械臂　4. 上料区　5. 同步带模组　6. 定位夹取区　7. 切割区

本文研究的定位定向与预切姿态调整系统工作流程如图 2 所示，具体为：在伺服电机的速度控制模式下，配合减速器驱动同步带模组移动，同时机架带动工业相机移动至定位夹取区，相机在此处采集和存储小麦种子图像数据信息，计算机获取相机上传的数据，检测小麦种子的姿态和位置信息。机械臂接收小麦种子位置信息后，完成小麦种子精确定位[17－18]，带动夹爪移动到种子胚芽端的正上方，舵机控制夹爪旋转，使夹爪旋转到适合夹种的方向进行夹持，完成夹持动作，舵机接收姿态信息后，反向旋转至初始方向，此时夹持的种子短轴与切割方向平行，完成姿态调整工作。

1.2　基于改进 YOLO 的种样识别算法

本文提出一种基于 YOLO v8 的高效率检测小麦种子姿态的视觉检测算法，能够适应工业检测线或实验室环境。相较于之前版本，YOLO v8 在 backbone 中采用梯度流更丰富的 C2f 模块，并针对不同比例模型调整通道数量，显著提高了模型性能。YOLO v8 架构设计中，采用了 2 层步长的 3×3 卷积进行下采样，降低图像特征图的分辨率，并利用 C2f 模块进一步增强这些特征。此外，为了减轻模型参数过大的负担，在分支中移除了卷积操作，并增设了

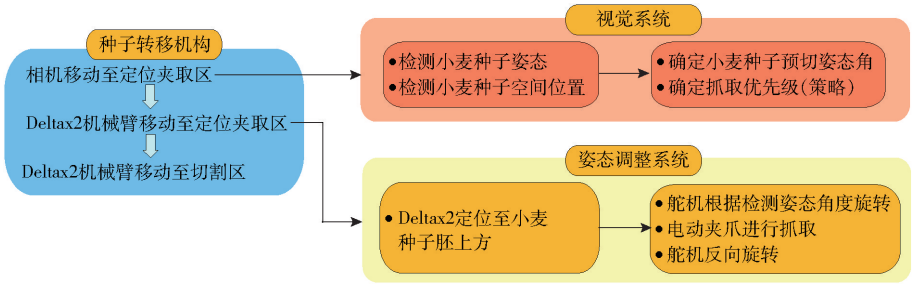


图 2　工作流程图

Fig. 2　Workflow diagram

额外的 split 操作。这种策略使得 YOLO v8 能够在保持轻量级的同时，获取到更多的梯度流信息，检测算法流程如图 3 所示。首先，使用 Labelme 软件以多边形的形式对数据集进行语义标注，标签分别为“seed”和“germ”，“seed”标记小麦种子整体，“germ”标记胚芽端，并按照 4∶2∶1 的比例分为训练

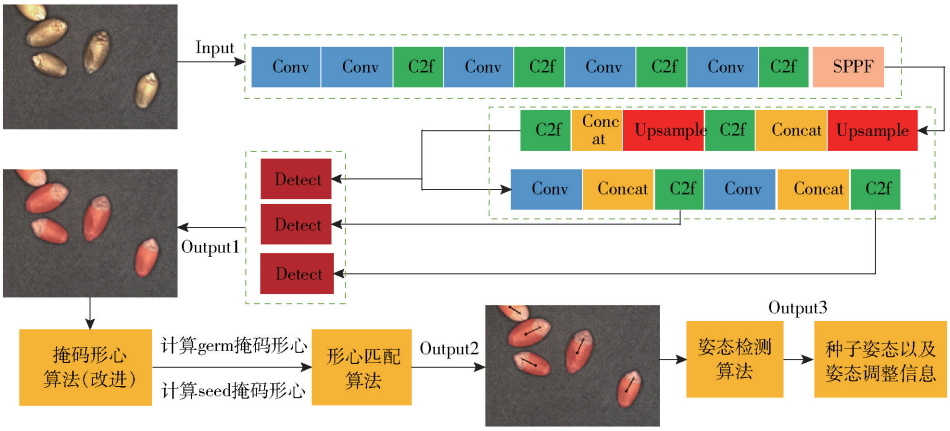


图 3　小麦种子姿态检测算法流程图

Fig. 3　Flowchart of wheat seed pose detection algorithm

集、验证集和测试集,以便于检查训练模型的分割精度和防止过拟合;然后,结合实例分割和目标检测算法,获取掩码和检测框等信息;其次,通过形心算法检测目标形心,由形心匹配算法对形心进行分类,确定形心之间的所属关系;最后,通过形心之间的位置关系及姿态角确定小麦种子的姿态[19]。

在传统 YOLO v8 网络模型的基础上,将注意力机制融入卷积神经网络,可以有效地调整特征的重要性,从而提升网络的学习表现和表达力[20]。目前注意力机制主要分为两类,即空间注意力机制和通道注意力机制,旨在捕捉像素间的依赖关系以及通道之间的相互依存关系。尽管通过结合这两种机制能够实现更优的结果,但会增加模型的计算负担。Shuffle Attention(SA)模块可以高效地结合两种注意力机制。具体来讲,SA 对通道特征进行分组,得到多个组的子特征。对每个子特征使用 SA Unit 的同时使用空间和通道注意力机制。最后,所有的子特征被汇集起来,然后使用 Channel Shuffle 操作令不同组的特征进行融合。SA 模块的整体架构如图 4 所示。

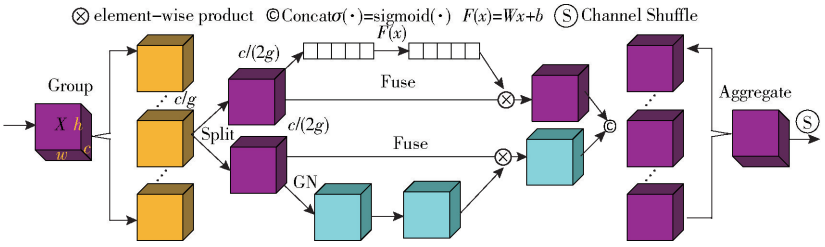


图 4 SA 结构示意图

Fig. 4 Construction of SA

在小麦种子预切姿态检测任务中,旋转目标检测过程中的交并比(IoU)关系到种子的定位定向精度。因此,在使用 YOLO v8 的训练过程中,使用 AP(IoU 为 0.5∶0.05∶0.9 时的平均精度)作为评价指标,使用精确率(P)、召回率(R)、F1 值等相关指标定量评价模型性能[21]。

1.3 改进形心检测算法

在检测小麦种子姿态之前,需要预先计算掩码形心[22],目前高通量检测获取掩码形心的具体方法为:检测并计算种样、种胚掩码的形心,分别标记为点 P_n、点 O_n。连接点 P_n 与点 O_n 记为向量 $\boldsymbol{l}_{OP}$,$\boldsymbol{l}_{OP}$为种子方向。如图 5b 中白色箭头方向代表小麦单粒种子姿态[23]。使用上述方法将面临如下问题:高通量检测种子姿态时,如果实验平台上种样之间间距较近,目标检测时种子的检测框彼此交叉,如图 5d 所示,将导致点 O_n、P_n 间的所属关系混乱,因此,仅依靠种子与胚芽掩码的形心连接方法,无法判断 O_2P_1、O_2P_2、O_2P_3、O_2P_4 能否代表目标小麦种子姿态。本文提出一种基于掩码轮廓求解形心的算法和一种形心匹配算法,能够解决高通量种子姿态检测时遇到的形心匹配问题。

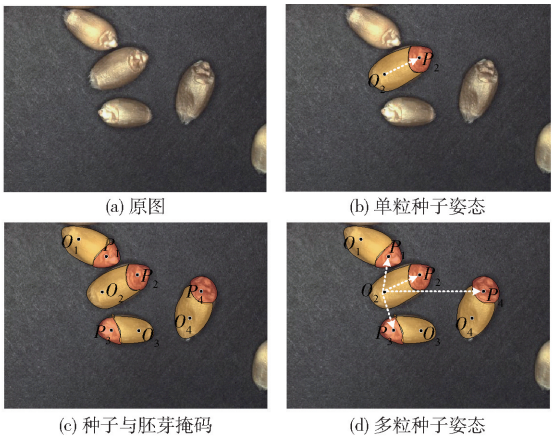


图 5 姿态检测分析

Fig. 5 Attitude detection and analysis

YOLO v8 将不同尺寸的图像根据特定缩放系数统一图像尺寸,之后再进行实例分割或目标检测[24-27]。检测任务在缩放后的图像上进行,掩码是经缩放后的图像区域,如果直接使用缩放后的掩码计算原目标形心,则映射到原图像上的形心坐标与实际目标的形心坐标是不符的。在介绍形心算法之前,需要引入一个缩放系数

$$k_{mask}=\frac{S_{original}}{S_{stan}} \tag{1}$$

式中 k_{mask}——缩放系数

$S_{original}$——原始图像尺寸

S_{stan}——缩放后图像尺寸

在实例分割任务中,相较于目标轮廓,目标的掩码轮廓更容易得到,所以在此算法中,可以通过掩码寻找目标轮廓。根据掩码中所含像素值的数量,确定所求掩码轮廓的掩码,并选择掩码轮廓的最大值代替目标的轮廓。轮廓的存储形式为像素点坐标的集合。由于种样的胚和整体边缘的形状比较规整,所以可以使用目标轮廓求其形心,由轮廓求取形心的算法公式为

$$\bar{x}=\frac{\sum_{i=1}^{n}(x_{\max,i}+x_{\min,i})}{2n}k_{mask} \tag{2}$$

$$\bar{y}=\frac{\sum_{i=1}^{m}(y_{\max,i}+y_{\min,i})}{2m}k_{mask} \tag{3}$$

式中　$(x_{\max,i},x_{\min,i})$——y 轴 i 坐标 x 的最大值和最小值

$(y_{\max,i},y_{\min,i})$——x 轴 i 坐标 y 的最大值和最小值

$(\bar{x},\bar{y})$——形心坐标

n——y 轴坐标最大值

m——x 轴坐标最大值

为解决高通量检测时的形心匹配问题，提出的形心匹配算法流程如下：首先，通过结合 YOLO v8 模型的目标检测算法和实例分割算法，分别获得小麦种子掩码、胚芽掩码和预测框；然后，根据小麦种子的检测框进行图像分割，分割出目标种子整体的图像区域，在此区域内遍历所有胚芽的掩码，并计算在此区域内胚芽掩码的像素点数。一般来说，在实例分割和目标检测任务精度足够高的情况下，属于此粒种子的胚芽在此预测框的像素点数是最多的。属于与不属于此粒种子的胚芽像素点差值为 500 ~ 2 000 像素，选择像素点数最高的掩码作为与此粒种子匹配的胚芽掩码；其次，为了避免误匹配，引入了交集阈值 b，并选择像素点数量最多且大于阈值 b（阈值设为 1 500 像素，经调试所得）的掩码作为属于此粒种子的胚芽；最后，遍历所有小麦种子的检测框，执行以上操作，完成所有小麦种子形心的匹配。

定义旋转矢量角 $\boldsymbol{\theta}$：$\boldsymbol{\theta}$ 的模值是调整种子姿态至理想姿态所需要的最值，姿态调整角 $|\boldsymbol{\theta}|\in(0°,180°)$。将种子姿态抽象为向量 $\boldsymbol{p}$，$\boldsymbol{p}$ 是以胚形心作为起点，茸毛端形心作为终点的向量。$\boldsymbol{p}$ 与 y 轴正方向夹角的最小值即 $\boldsymbol{\theta}$ 的模值。规定第二、三象限中 $\boldsymbol{\theta}$ 为负，第一、四象限 $\boldsymbol{\theta}$ 为正，以此作为矢量角 $\boldsymbol{\theta}$ 的方向。

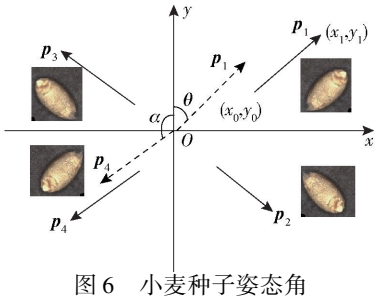


图 6　小麦种子姿态角

Fig. 6　Posture angle of wheat seed

在调整小麦种子姿态时，旋转矢量角 $\boldsymbol{\theta}$ 是需要求解的偏移量。图 6 中，以向量 $\boldsymbol{p}_1$ 为例，$\boldsymbol{p}_1$ 与 y 轴正方向所形成的夹角即为姿态调整角的模值，构造计算辅助参数为

$$A=\frac{|y_1-y_0|}{x_1-x_0} \tag{4}$$

$$B=\frac{|x_1-x_0|}{y_1-y_0} \tag{5}$$

式中　(x_0,y_0)——向量 $\boldsymbol{p}$ 起点坐标

(x_1,y_1)——向量 $\boldsymbol{p}$ 终点坐标

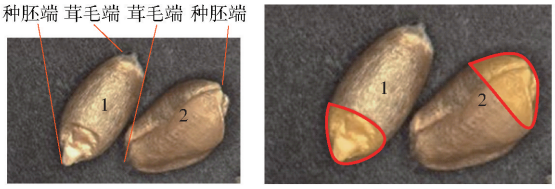
旋转矢量角 $\boldsymbol{\theta}$ 求解公式[28]为

$$\boldsymbol{\theta}=\begin{cases}AB\left(\frac{\pi}{2}-\arctan B\right) & (y_1-y_0<0,x_1\neq x_0)\\ 180° & (y_1-y_0<0,x_1=x_0)\\ AB\left(\frac{\pi}{2}+\arctan B\right) & (y_1-y_0>0,x_1\neq x_0)\\ 0° & (y_1-y_0>0,x_1=x_0)\end{cases} \tag{6}$$

2　定位定向和姿态调整试验

2.1　胚芽的数据集标注

本试验采用工业相机作为图像采集设备，喷漆黑色钢板作为平台放置小麦种样，使用 Labelme 软件对胚芽端进行语义标注。为保持小麦种子活性，在切割过程中应当防止对胚芽端的伤害。如图 7 小麦种子及胚芽所示，图 7a 中“1”为种子正面，“2”为种子反面。图 7b 中黄色填充图像区域为胚芽所在位置，实际切割过程中，应该保证此处不被切割，切割线应始终处于黄色填充以外的区域，以保持小麦种子活性。



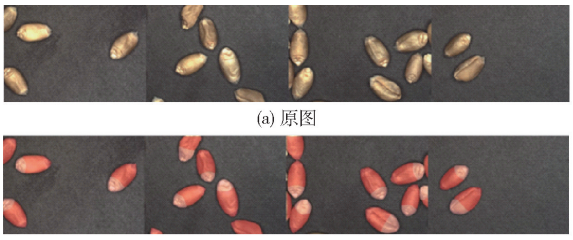
(a) 原图　　(b) 胚芽标注图

图 7　小麦种子及胚芽标注

Fig. 7　Labeling of wheat seeds and germ

2.2　YOLO v8 模型训练

使用 YOLO v8 网络模型对尺寸为 461 像素 × 329 像素的 264 幅数据进行训练，获取权重参数。模型基于 PyTorch 1.9.0 框架，在 Windows 11 系统下使用 Cuda 版本 11.4，周期设置为 200，根据所需计算量的差异，训练时分别设置批量大小为 8、16、32。早停设置为 50，以防止过拟合。实例分割检测效果如图 8b 所示。表 1 是 YOLO v8n - seg 模型在测试集上的训练效果。由表 1 可以得出，训练效果的精确率、召回率以及 mAP@0.5 分别达到 93.7%、94.8%、97.7%。另外，该模型在数据集上的平均检测时间为 18.91 ms，最长检测时间为 46.30 ms，最短检测时间为 11.00 ms。



(a) 原图

(b) 实例分割效果

图 8 种样识别效果

Fig. 8 Effects of detecting seed

表 1 训练效果

Tab. 1 Training effects

类别	迭代次数	实例数	精确率/%	召回率/%	mAP@0.5/%	mAP@0.5 -0.95/%
1	100	1 259	93.7	94.8	97.7	50.8
2	100	663	92.0	95.2	97.9	61.4
3	100	596	95.0	89.5	96.5	52.7

分别在网络模型的 4、6、13、16、19 层添加 Shuffle Attention 机制,使用同样的数据集,同样的训练参数,获得结果如表 2 所示。比较模型实例分割的平均精度均值和参数数量等性能。分析表 2 可得,在第 4 层添加注意力机制所获得权重参数的精确率最高,要比原模型高 1.50%,而平均精度均值高 8.46%。第 4 层对应 80 ×80 的检测头,在 640 像素 ×640 像素的图像上,在小检测头(第 4 层)前增加注意力机制,能够更好地融合信息,使得平均精度均值升高。

表 2 增加注意力机制后模型训练效果

Tab. 2 Training effects of model after adding attention mechanism

模型	迭代次数	实例数	精确率/%	召回率/%	mAP/%	参数量
Origin	100	1 259	93.7	94.8	50.8	3 264 006
4 - backbone	100	1 259	95.2	95.1	55.1	3 296 786
10 - backbone	100	1 259	94.8	94.8	54.6	3 296 870
P5 - head	100	1 259	94.1	94.8	50.5	3 264 030
P4 - head	100	1 259	93.1	93.5	50.9	3 264 038
P3 - head	100	1 259	93.7	94.7	51.7	3 264 102

2.3 形心算法试验与误差分析

统计两种形心算法在不同种子间距、相同图像尺寸数据集上的实际检测效果,作为形心算法比较试验。使用两种形心算法在不同种子数量、相同图像尺寸的数据集上完成测试任务,实际检测效果如图 9 所示。图 9a、9b 为种子间距较大的两组试验效果图,图 9c、9d 为种子间距较小的两组试验效果图。图 9a、9c 使用根据图像的矩计算形心方法检测种子的姿态,图 9b、9d 根据轮廓计算图像形心方法检测种子姿态。



(a) 稀疏,开源形心算法

(b) 稀疏,改进形心算法

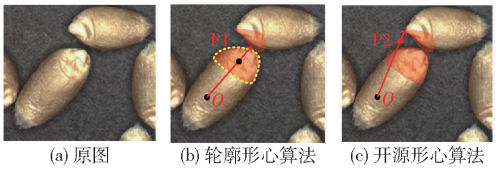
(c) 稠密,开源形心算法

(d) 稠密,改进形心算法

图 9 形心算法效果比较

Fig. 9 Comparison of centroid algorithm effects

在小麦种子间的距离较大时,两种形心计算方法,都能够获得准确的检测结果,如图 9a、9b 所示。然而,一旦种子的间距减小到足以使它们彼此接触,或者使得它们的排列过于紧密以致于难以区分,那么利用图像的矩来检测种子姿态的方法就可能产生错误的判断,如图 9c 所示。使用最大掩码轮廓法来计算形心,在处理种子间距较小的情况时,仍然能够正确检测种子姿态,如图 9d 所示。本文计算小麦种子姿态的算法是根据形心位置关系计算的,出现姿态检测错误的原因是形心位置检测时出现误解,算法检测的形心位置与实际形心不一致。例如,在小麦种子之间距离过小或存在接触现象时,由于实例分割精度问题,检测算法会误将不属于该粒种子的胚芽掩码添加至该粒种子的掩码中。这种情况下,在进行形心求解时,会采用错误的图像区域,从而引发形心位置检测错误。这进一步影响了对小麦种子姿态的识别准确性。错误发生的原因如图 10 所示。



(a) 原图 (b) 轮廓形心算法 (c) 开源形心算法

图 10 形心算法错误示意图

Fig. 10 Schematics of centroid algorithm errors

根据掩码轮廓求形心的方法,可以在实例分割精度不变的前提下,解决上述问题。其原理是,在计算形心的过程中,选择面积最大的掩码,如图 10b 中黄色虚线所示,获取最大掩码的轮廓,由轮廓计算形心。该算法的优点是避免了由于部分种粒距离过近

导致掩码有粘连的问题，能够准确地求得形心，解决了由掩码寻找形心的弊端，得到了更好的检测效果，能够适应种样数量多且密集的情况。

2.4　形心匹配算法正确率分析

在选定数据集中，统计每幅图像成功检测出姿态的种子数量占种子总数的比例，作为形心匹配算法的正确率指标。使用本文提出的视觉算法对 160 幅分辨率为 461 像素 ×329 像素的数据进行检测，检测结果平均正确率为 92.93%，正确率最小值为 83.33%，如图 11 所示。

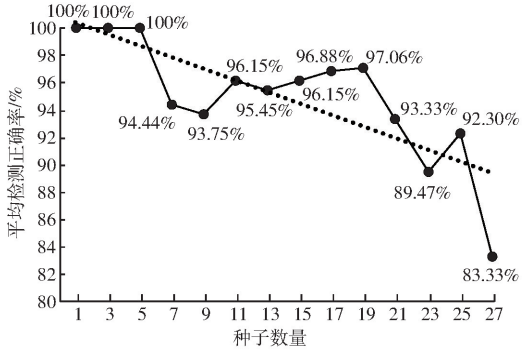


图 11　形心匹配算法正确率变化曲线

Fig. 11　Detection accuracy curve of centroid matching algorithm

根据图像内种子数量进行分类统计正确率，绘制图 12。由图 12 发现，正确检测的数量并不随种子数量的上升而明显下降，说明种子数量并不是影响检测正确率的因素。

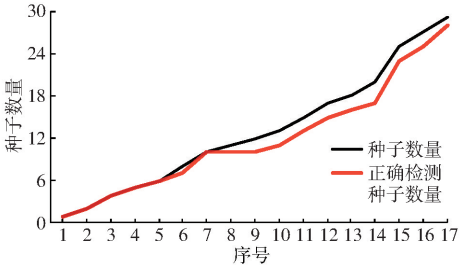


图 12　形心匹配算法正确检测数量变化曲线

Fig. 12　Number curves of correct detections for the centroid matching algorithm

结合实际检测结果分析，匹配错误没有正确检测小麦种子姿态的情况发生在图像边缘，由于图像采集并不能覆盖所有种子，导致图像边缘仅能检测到种子的部分信息，如图 13 中黄色箭头标注部分，无法根据这些信息确定小麦种子姿态，导致形心匹配算法出现错误。

2.5　姿态角误差检测分析

选择部分数据集，使用 Visio 软件对小麦种子的姿态进行了人工标注，标注 y 轴与胚和茸毛端形心连线的夹角为姿态角，并建立了标定数据集。人工标注的结果如图 14 所示。对小麦种子进行姿态识

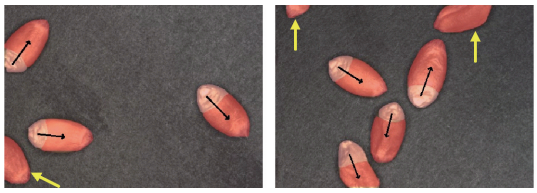


图 13　形心匹配算法错误示意图

Fig. 13　Schematic of centroid matching algorithm errors

别，并将识别得到的姿态角与实际姿态角进行对比，结果如图 15 所示。

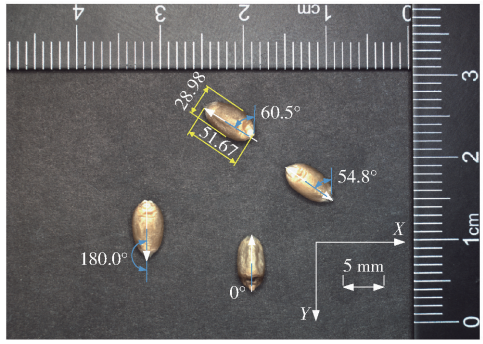


图 14　人工标注小麦种子姿态

Fig. 14　Manually labeling wheat seed posture

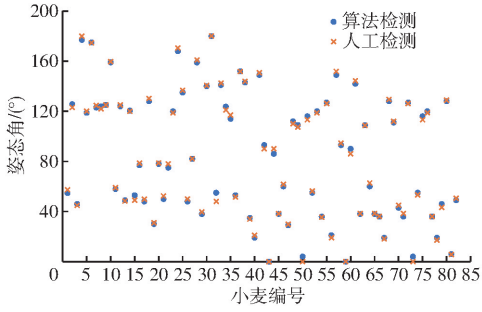


图 15　小麦种子姿态角误差统计

Fig. 15　Statistics of wheat seed posture angle errors

结果显示，姿态角的误差范围在 −3.50° ~ 3.50°之间，平均绝对误差为 1.66°。通过人工标注小麦种子姿态，统计人工标注姿态与视觉算法检测出的小麦姿态之间的误差，分析姿态检测误差成因。实验结果在允许误差范围之内，证明了本研究的视觉算法在小麦种子姿态检测方面具有较高的精度。

2.6　姿态调整试验

样机搭建完成后，进行姿态调整试验，试验流程表示为：首先，Deltax2 机械臂完成种样精确定位后，电动夹爪到达种样胚上方（定位位置）；然后，根据视觉系统检测种样的姿态角，舵机进行旋转，使电动夹爪指尖与小麦种子长轴保持平行；随后，电动夹爪继续下降至指尖接触定位夹取区平台后，指尖收紧，完成小麦种子的夹持工作；最后，在夹持小麦种子的状态下，电动夹爪返回定位位置，舵机带动夹爪反向旋转至以胚芽端的短轴为切割线时，切割线始终平

行于切割方向,此时达到种子预切姿态,完成姿态调整任务。姿态调整试验过程如图 16 所示。本文在实验室环境下应用该系统进行了 15 次小麦种子姿态调整试验,试验结果如表 3 所示。试验中共有 69 个小麦种子,其中 6 个未正确识别,平均正确调整率为 91.30%。



(a) 电动夹爪到达种样胚上方(定位位置) (b) 舵机旋转使电动夹爪与种样姿态保持一致 (c) 电动夹爪抓取、夹紧种样 (d) Deltax2机械臂返回定位位置,舵机反向旋转,以完成姿态调整工作

图 16 小麦姿态调整试验过程

Fig. 16 Experimental process of wheat posture adjustment

表 3 姿态调整试验结果

Tab. 3 Posture adjustment test results

参数	试验序号														
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15
小麦数	3	4	1	2	8	4	11	2	3	4	1	5	6	7	8
正确识别数	3	3	1	2	7	3	10	2	3	4	1	5	5	6	8
错误识别数	0	1	0	0	1	1	1	0	0	0	0	0	1	1	0

将从切割区到完成种子抓取再重新返回切割区定义为一次工作流程,通过软件计时器发送指令后计算作业时间。同步带模组移动至最左侧时到达定位夹取区,为方便统计,将抓取之前的同步带移动和相机信息采集定义为数据采集阶段,随后,姿态调整系统进行预切姿态调整,此过程定义为抓取阶段,小麦种子完成预切姿态调整后,跟随姿态调整系统返回切割区,同步带模组移动至最右侧时到达切割区。统计作业时间如表 4 所示。数据采集阶段平均耗时为9.17 s,抓取阶段平均耗时 6.21 s,返回切割区阶段平均耗时 5.74 s。整个工作流程平均作业时间为 21.11 s。

表 4 作业时间

Tab. 4 Operation time s

序号	数据采集阶段用时	抓取阶段用时	返回切割区阶段用时	总时间
1	9.02	6.13	5.23	20.38
2	8.97	6.35	5.02	20.34
3	8.85	5.88	5.62	20.35
4	9.60	5.98	6.12	21.70
5	9.25	6.33	6.40	21.98
6	9.14	7.01	5.78	21.93
7	9.34	5.77	5.99	21.10
平均值	9.17	6.21	5.74	21.11

3 结束语

本文在研发切片机机械机构的基础上,设计了小麦切片机种子定位定向与预切姿态调整系统,进行种样特征提取与预切姿态调整系统验证试验,结果表明,数据采集阶段平均耗时为 9.17 s,抓取阶段平均耗时 6.21 s,返回切割区阶段平均耗时 5.74 s。整个工作流程平均作业时间为 21.11 s。利用小麦种子开展姿态调整种样试验,结果表明,小麦种子姿态调整的正确率为 91.30%。通过在不同网络层数处增加 Shuffle Attention 机制的方法,改进 YOLO v8 网络模型,提高模型捕获特征信息的能力,实现高效的双向跨尺度连接和加权特征融合。以改进后的算法在小麦种子数据集上的表现看,于 YOLO v8 模型中 backbone 第 4 层添加 Shuffle Attention 机制,能够获得最优的检测效果,该模型在验证集上的精确率、召回率分别达到 95.2%、95.1%,在该数据集上的平均检测时间为 18.91 ms,最长检测时间为 46.30 ms,最短检测时间为 11.00 ms。试验证明,高通量检测和匹配小麦种子姿态的算法的平均正确率为 92.93%,正确率最小值为 83.33%,姿态角的误差范围为 -3.50° ~3.50°,平均绝对误差为 1.66°,试验结果在允许误差范围之内。以掩码轮廓求形心的算法能够不受限于实例分割算法精度的问题,适应种子间距小的情况,提升小麦种子姿态算法的正确率。

参 考 文 献

[1] 黄耀辉, 焦悦, 吴小智, 等. 生物育种对种业科技创新的影响[J]. 南京农业大学学报, 2022, 45(3):413 -421.
HUANG Yaohui, JIAO Yue, WU Xiaozhi, et al. The influence of biological breeding on the science and technology innovation of seed industry[J]. Journal of Nanjing Agricultural University, 2022, 45(3):413 -421. (in Chinese)

[2] 王红梅, 陈玉梁, 石有太, 等. 中国作物分子育种现状与展望[J]. 分子植物育种, 2020, 18(2):507 -513.

WANG Hongmei, CHEN Yuliang, SHI Youtai, et al. The current status and expectation of crop molecular breeding in China [J]. Mol. Plant Breed, 2020, 18(2):507 - 513. (in Chinese)
[3] ALOTAIBI F, ALHARBI S, ALOTAIBI M, et al. Wheat omics: classical breeding to new breeding technologies [J]. Saudi Journal of Biological Sciences, 2021, 28(2):1433 - 1444.
[4] 林旻, 杨绍华, 林艳, 等. 一种适用于高通量基因分型的水稻种子切片 DNA 制备技术[J]. 福建农业科技, 2023, 54(10):40 - 47.
LIN Wen, YANG Shaohua, LIN Yan, et al. Preparation technique of DNA extracted from the slices of rice seeds suitable for the high-throughput genotyping[J]. Fujian Agricultural Science and Technology, 2023, 54(10):40 - 47. (in Chinese)
[5] 夏正俊, 李玉卓, 朱金龙, 等. 快速、无损大豆种子连续取样技术及其 DNA 制备[J]. 植物学报, 2021, 56(1):56 - 61.
XIA Zhengjun, LI Yuzhuo, ZHU Jinlong, et al. Arapid, non-destructive and continuous sampling technique and DNA extraction for soybean seed[J]. Chinese Bulletin of Botany, 2021, 56(1):56 - 61. (in Chinese)
[6] 周鸣川, 刘传杰, 郭祥雨, 等. 种子微创取样关键技术与装备研究进展[J]. 农业机械学报, 2023, 54(7):1 - 16.
ZHOU Mingchuan, LIU Chuanjie, GUO Xiangyu, et al. Research progress on key technology and equipment of seed micro-invasive sampling[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(7):1 - 16. (in Chinese)
[7] 李广伟, 谷侃锋, 赵明扬. 育种用玉米种子切片取样自动定向方法与试验[J]. 农业工程学报, 2016, 32(4):40 - 47.
LI Guangwei, GU Kanfeng, ZHAO Mingyang. Method and experiment on automatic orientation of slice sampling for corn seed [J]. Transactions of the CSAE, 2016, 32(4):40 - 47. (in Chinese)
[8] 寇淼, 邹媛媛, 李广伟. 玉米育种激光切割采样视觉检测方法研究[J]. 华南农业大学学报, 2017, 38(1):116 - 119.
KOU Miao, ZOU Yuanyuan, LI Guangwei. Study on visual inspection for sampling using laser cutting in corn breeding[J]. Journal of South China Agricultural University,2017,38(1):116 - 119. (in Chinese)
[9] BARTH R, HEMMING J, VAN HENTEN E J. Design of an eye-in-hand sensing and servo control framework for harvesting robotics in dense vegetation[J]. Biosystems Engineering, 2016, 146:71 - 84.
[10] BLOK P M, VAN BOHEEMEN K, VAN EVERT F K, et al. Robot navigation in orchards with localization based on particle filter and Kalman filter[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2019, 157:261 - 269.
[11] LUO Z, WANG C, QI Z, et al. LA_YOLOv8s: a lightweight-attention YOLOv8s for oil leakage detection in power transformers[J]. Alexandria Engineering Journal, 2024, 92:82 - 91.
[12] 何中虎, 夏先春, 陈新民, 等. 中国小麦育种进展与展望[J]. 作物学报, 2011, 37(2):202 - 215.
HE Zhonghu, XIA Xianchun, CHEN Xinmin, et al. Progress of wheat breeding in China and the future perspective[J]. The Crop Journal, 2011, 37(2):202 - 215. (in Chinese)
[13] 罗秋辞, 沈华苑, 李盈佳, 等. 胚乳切割与置换对小麦种子萌发和幼苗生长的影响[J]. 中国农业大学学报, 2020, 25(8):1 - 11.
LUO Qiuci, SHEN Huayuan, LI Yingjia, et al. Effects of endosperm cutting and replacement on the germination and seedling growth of wheat[J]. Journal of China Agricultural University, 2020, 25(8):1 - 11. (in Chinese)
[14] 杨秋妹,陈淼彬,黄一桂, 等. 基于改进 YOLO v5n 的猪只盘点算法[J]. 农业机械学报, 2023, 54(1):251 - 262.
YANG Qiumei, CHEN Miaobin, HUANG Yigui, et al. Pig counting algorithm based on improved YOLO v5n[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(1):251 - 262. (in Chinese)
[15] 翟晨光, 刘龙飞, 姚远, 等. 高通量种子切片技术研究及其在作物育种中的应用[J]. 中国科学院院刊, 2018, 33(9):947 - 953.
ZHAI Chenguang, LIU Longfei, YAO Yuan, et al. Advances inseed chipping technology and its applications in crop breeding [J]. Bulletin of Chinese Academy of Sciences, 2018, 33(9):947 - 953. (in Chinese)
[16] 傅雄辉, 李立君, 范子彦, 等. 油茶果动态抓取 Delta 机器人正运动学特性研究[J]. 农机化研究, 2024, 46(3):14 - 20,29.
FU Xionghui, LI Lijun, FAN Ziyan, et al. Forward kinematics characteristics of kamellia fruit dynamically grasping Delta robot based on screw theory[J]. Journal of Agrcultural Mechanization Research, 2024, 46(3):14 - 20,29. (in Chinese)
[17] 陈伟强, 张才, 许亚敏. 新型三自由度拟人并联机械臂及其位置分析[J]. 轻工机械, 2012, 30(2):6 - 8,12.
CHEN Weiqiang, ZHANG Cai, XU Yamin. Analysis for novel 3-DOF anthropomorphic parallel mechanical arm and its position [J]. Light Industry Machinery, 2012, 30(2):6 - 8,12. (in Chinese)
[18] 王韧, 赵大旭, 杨秀芳, 等. Delta 型并联移苗移栽机械臂运动学分析[J]. 内蒙古农业大学学报(自然科学版), 2018, 39(6):73 - 77.
WANG Ren, ZHAO Daxu, YANG Xiufang, et al. Kineatics of Delta parallel plug seedling transplanting manipulator[J]. Journal of Inner Mongolia Agricultural University (Natural Science Edition), 2018, 39(6):73 - 77. (in Chinese)
[19] JUBAYER F, SOEB J A, MOJUMDER A N, et al. Detection of mold on the food surface using YOLOv5[J]. Current Research in Food Science, 2021, 4:724 - 728.
[20] JIANG K, XIE T, YAN R, et al. An attention mechanism-improved YOLOv7 object detection algorithm for hemp duck count estimation[J]. Agriculture, 2022, 12(10):1659.
[21] 李丽, 卢世博, 任浩, 等. 基于改进 YOLO v5 的复杂环境下桑树枝干识别定位方法[J]. 农业机械学报, 2024, 55(2):

249 – 257.
LI Li, LU Shibo, REN Hao, et al. Mulberry branch identification and location method based on improved YOLO v5 in complex environment[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(2):249 – 257. (in Chinese)
[22] 李跃华, 冯启高, 侯志松, 等. 基于机器视觉的君迁子种子尖端特征识别方法研究[J]. 安徽农业科学, 2017, 45(10):210 – 212.
LI Yuehua, FENG Qigao, HOU Zhisong, et al. Identification method of diospyros lotus seeds tip characteristics based on machine vision[J]. Journal of Anhui Agricultural Sciences, 2017, 45(10):210 – 212. (in Chinese)
[23] WEI Y, GU K, TAN L. A positioning method for maize seed laser-cutting slice using linear discriminant analysis based on isometric distance measurement[J]. Information Processing in Agriculture, 2022, 9(2):224 – 232.
[24] 魏宇婷, 雷泽宇, 严俊萧. 基于 OpenCV 的核桃叶片褐斑病自动识别与面积量化方法研究 [J]. 农业与技术, 2024, 44(7):48 – 52.
WEI Yuting, LEI Zeyu, YAN Junxiao. Research on automatic identification and area quantification method of brown spot disease of walnut leaves based on OpenCV[J]. Agricultural Science & Technology, 2024, 44(7):48 – 52. (in Chinese)
[25] 叶荣, 何云, 高泉, 等. 基于 OpenCV 和模糊数学的茶叶病害分析方法研究[J]. 北方园艺, 2024(4):145 – 153.
YE Rong, HE Yun, GAO Quan, et al. Research on tea disease analysis methods based on OpenCV and fuzzy mathematics [J]. Northern Horticulture, 2024(4):145 – 153. (in Chinese)
[26] QIU S, CAI B, WANG W, et al. Automated detection of railway defective fasteners based on YOLOv8 – FAM and synthetic data using style transfer[J]. Automation in Construction, 2024, 162:105363.
[27] CHEN S, LI Y, ZHANG Y, et al. Soft X-ray image recognition and classification of maize seed cracks based on image enhancement and optimized YOLOv8 model[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2024, 216:108475.
[28] ZHANG Y, LV C, WANG D, et al. A novel image detection method for internal cracks in corn seeds in an industrial inspection line[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2022, 197:106930.