doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2024.S1.005

# 杂交水稻制种父本倒播差插秧视觉导航线实时提取方法

潘宇镭[1]　吴雨铧[1]　李成龙[1]　史荣凯[1]　赵岳飞[2]　王永维[1]　王　俊[1]
（1. 浙江大学生物系统工程与食品科学学院，杭州 310058；2. 浙江星莱和农业装备有限公司，永康 321300）

**摘要：**在杂交水稻制种过程中，父本倒播差插秧作为确保制种成功的关键策略之一，对时间敏感性与空间精确性提出了极高要求。视觉导航可显著提升作业精度与效率，然而，面对多样化制种条件，如母本作物的形态差异、作物行内的漏插现象以及作物行的低直线度等问题，实时且准确地提取行间导航线成为制约制种智能化、高效化发展的关键。针对上述问题，提出了一种高效、精确、实时的行间导航线提取方法，并对其进行了全面验证。构建了一个包含不同播差的倒播差数据集，并基于此数据集，优选双分支分割网络（BiSeNet V2）训练模型提取母本作物行掩膜。利用掩膜内各像素的距离转换结果，提取母本作物行的中心线。使用分段筛选法提取最靠近父本厢左右两侧的母本作物行中心线作为父本厢边界线。使用旋转扫描法配对两侧父本厢边界线特征点，并将配对的特征点对中点作为导航线特征点。采用样条曲线将导航线特征点拟合连接，形成最终的插秧导航线。语义分割试验结果表明，BiSeNet V2分割结果的平均像素精确度、平均交并比和推理速度分别为88.73%、57.47%和143.32 f/s。导航线提取试验结果显示，该导航线提取方法平均偏差为4.66像素，标准差为2.73像素，导航线提取速度为12.52 f/s。田间试验进一步验证了本研究方法的有效性。试验数据显示，自动导航插秧路径与人工标定的最佳路径之间的平均偏差仅为64.93 mm，标准差为51.96 mm，其中80%以上的定位点偏差小于83.26 mm。本文提出的杂交水稻制种父本倒播差行间实时导航线提取方法，通过集成数据集的完整制备、母本作物行的高效分割、作物行中心线的准确提取、父本厢边界线特征点的正确配对以及样条曲线的精确拟合，显著提高了导航线提取的实时性、准确性和鲁棒性。为杂交水稻制种父本倒播差行间实时插秧导航提供了重要参考。

**关键词：**杂交水稻；倒播差制种；机器视觉；作物行检测；自动导航；导航线提取
**中图分类号：**S24　　**文献标识码：**A　　**文章编号：**1000-1298(2024)S1-0041-10

# Real-time Guideline Extraction Method for Male Parent Transplanting in Hybrid Rice Seed Production

PAN Yulei[1]　WU Yuhua[1]　LI Chenglong[1]　SHI Rongkai[1]　ZHAO Yuefei[2]　WANG Yongwei[1]　WANG Jun[1]
（1. *College of Biosystems Engineering and Food Science, Zhejiang University, Hangzhou* 310058, *China*
2. *Zhejiang Selehe Agricultural Equipment Co., Ltd., Yongkang* 321300, *China*）

**Abstract:** In the process of hybrid rice seed production, the staggered transplanting of male parent seedlings, as one of the crucial strategies to ensure the success of seed production, poses stringent requirements on time sensitivity and spatial accuracy. The widespread application of visual navigation brought unprecedented potential to this delicate operation process. However, challenges arise from the morphological differences of female parent seedlings at various seedlings ages, instances of missing seedlings within rows, and poor row linearity. To address these issues, an efficient and precise real-time guideline extraction method was proposed and validated through comprehensive experimentation. Firstly, a staggered transplanting dataset was created, incorporating different seedling ages to meet the needs of various rice varieties. Utilizing this dataset, the BiSeNet V2(a dual-branch segmentation network) was trained to extract the female parent row masks. The distance transformation of pixels within these masks was then used to extract the crop row centerlines, accurately representing the row positions. The nearest left and right row centerlines to the male parent area were extracted by using a segmented filtering method. The feature points of these centerlines were paired by using a rotational scanning method, and the midpoints of the paired feature points

收稿日期：2024－08－06　修回日期：2024－09－26
**基金项目：**国家重点研发计划项目(2023YFD2000402)、国家现代农业产业技术体系项目(CARS-01)、浙江省“三农九方”农业科技协作计划项目(2023SNJF048)和浙江大学科研项目(XY2023042)
**作者简介：**潘宇镭(1999－)，男，硕士生，主要从事智能农业装备研究，E-mail: 22213054@zju.edu.cn
**通信作者：**王永维(1975－)，男，教授，博士生导师，主要从事智能农业装备研究，E-mail: wywzju@zju.edu.cn

were used as the navigation line feature points. Finally, B-spline curves were employed to fit these guideline feature points, forming the final transplanting guideline. Semantic segmentation experiments demonstrated that the BiSeNet V2 achieved an average pixel accuracy, mean intersection over union (mIoU), and inference speed of 88.73%, 57.47%, and 143.32 frames per second (f/s), respectively. Guideline extraction experiments showed an average deviation of 4.66 pixels, a standard deviation of 2.73 pixels, and an extraction speed of 12.52 f/s. Field experiments further verified the effectiveness of the proposed method, showing an average deviation of 64.93 mm between the automatic navigation transplanting path and the manually marked optimal path, with a standard deviation of 51.96 mm and over 80% of positioning points having a deviation of less than 83.26 mm. In summary, the proposed guideline extraction method for male parent transplanting in hybrid rice seed production significantly enhanced the real-time, accuracy, and robustness of guideline extraction. This was achieved through the comprehensive preparation of the dataset, efficient segmentation of male parent rows, accurate extraction of crop row centerlines, correct pairing of feature points, and precise fitting of B-spline curves. The research result can provide a significant reference for the automatic navigation of male parent transplanting in hybrid rice seed production.

**Key words**: hybrid rice; staggered transplanting in seed production; machine vision; crop row detection; automatic navigation; guideline extraction;

## 0 引言

杂交水稻对保障中国的粮食安全具有重要意义[1]。为促进父本与母本的花期相遇,杂交水稻制种需科学安排播差期,对于先栽插母本后栽插父本的方式称为“倒播差”,反之为“正播差”。然而,人工插秧效率低下,不满足规模化制种需求。采用专用的窄轮距父本插秧机在狭窄父本厢内长时间作业,极易导致机手疲劳,增加母本秧苗碾压风险。随着人力成本的逐年增加、劳动力的日渐短缺,进一步制约了杂交水稻种业的发展[2]。为避免母本秧苗的碾压、减少人力成本并提高制种效益,开发一种能辅助智能窄轮距父本插秧机在预留父本厢内自动导航的算法具有重要意义。

在众多导航方法中,视觉导航因其能够获取作物行信息并避免压苗[3-4],是倒播差导航的较佳选择。但要实现倒播差视觉导航,首要解决的问题是作物行的检测与导航线的提取。

随着深度学习技术的发展,作物行检测的方法呈现出两大主流趋势。①将作物作为检测单元,使用目标检测框架检测目标作物,再通过聚类算法构建作物行[5-7]。这种方法虽然能精准定位作物行位置,但计算流程繁琐,检测速度相对滞后。②直接将作物行作为检测单元,利用语义分割框架实现作物行的快速识别[8-9]。该方法简化了检测步骤,提高了检测效率,但一定程度上降低了检测精度。

在视觉导航导航线提取中,通常先提取特征点,再通过霍夫变换[10]、最小二乘法[11]或RANSAC算法[12]将特征点拟合形成导航线。这种方法的最大缺陷在于无法准确表示曲折的作物行。此外,大多数文献通过自上而下的扫描法获取掩膜在垂直方向的投影中点作为特征点[13-14],当作物行曲折或者视野偏航时,显然无法获取准确的导航线。

综上所述,作物行田间导航线的实时提取面临两大问题:如何平衡作物行检测的实时性与准确性和如何开发一种高精度的导航线提取方法。对于杂交水稻制种倒播差而言,算法还应具备出色的鲁棒性以应对不同品种的不同播差期问题。

针对上述问题,本文构建包含多种播差期的倒播差数据集,旨在满足多样化的倒播差制种需求。采用双分支网络(BiSeNet V2[15]),实现母本作物行掩膜的实时、精准提取。在此基础上,利用距离转换法精确识别母本作物行中心线,并通过创新的分段筛选法确定父本厢边界线。基于边界线斜率配对特征点,并采用样条曲线拟合特征点对中点生成高精度插秧导航线。以期为杂交水稻制种父本倒播差智能化种植提供有效的田间导航方法。

## 1 材料与方法

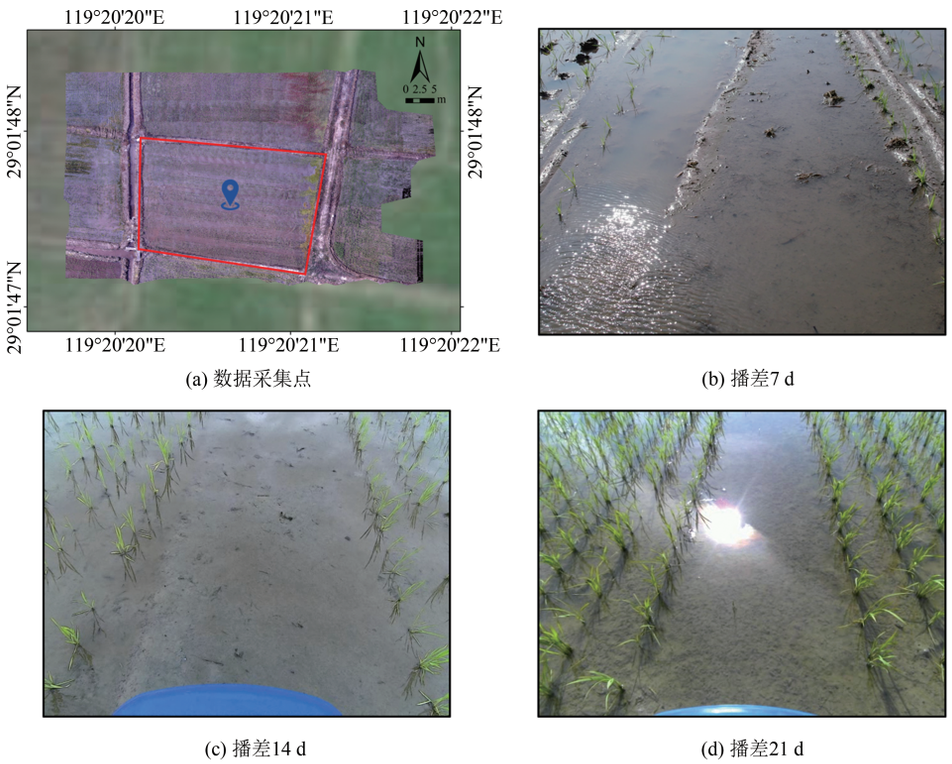
视觉导航的中心线获取包括母本作物行的分割与插秧导航线的提取。

### 1.1 母本作物行分割

#### 1.1.1 母本作物行数据采集

为增强数据多样性,满足不同品种、不同播差期及不同天气状况需求,对返青活棵期与有效分蘖期初期,即母本插秧后7~21d的试验田进行了图像采集。试验田位于浙江省金华市(29°01′43″ N,119°20′23″ E)。图1b~1d为7、14、21d 3个播差期水稻形态。

为了使收集的数据更符合实际应用场景需求,采用父本插秧机作为移动平台,以速度0.5 m/s在水田内行




(a) 数据采集点　　(b) 播差7 d

(c) 播差14 d　　(d) 播差21 d

图 1　田间图像采集示意图

Fig. 1　Acquisition of images in paddy fields

驶，模拟插秧机正常作业状态。此外，设计了缓震平台以避免过度振动带来的干扰。驾驶过程中，利用搭载的RER-SUSB型相机（焦距3.6 mm，水平角度90°）进行数据采集，视频数据实时传入机载计算机内。相机通过缓震装置固定于插秧机车头横杆，离地高度约1.3 m，向下倾斜约45°，确保获得清晰、重叠量较小的母本作物图像。相机采集帧率为60 f/s，采集得到的图像分辨率为640像素×480像素。数据采集装置如图2所示。




图 2　图像采集/田间试验平台

Fig. 2　Image acquisition and field test platform

### 1.1.2　基于形态学倒播差数据集制作

虽然制种前期水稻幼苗形态会随时间变化而增大，但其总体形态基本不变。水稻叶片数量2~5，从茎部开始发散，叶片尾部轻微下坠，这种姿态使得图像中植株像素分布容易受风力因素干扰。而水稻茎部则从根部聚拢后垂直向上生长，与水面或泥面形成一个明显的交汇点，该交汇点在光线充足时呈嫩白色，背光时呈黑色，与叶片部位有着明显色差。

为简化复杂自然场景中的语义标注过程，同时保持水稻茎秆的准确描述，将茎秆与水面交汇点作为水稻位置的形象表示。同行交汇点形成“linestrip”，并将“linestrip”扩张为一定像素宽度的掩膜，不同时期扩张像素分别设置为3、5、7，以表示不同时期水稻形态的增长。

应用这种方法标注1 201幅田间图像，作物行实例总数为9 127条，水稻实例总数为590 892株。最终生成的数据集以7∶2∶1随机划分为训练集、验证集和测试集。

### 1.1.3　母本作物行分割模型

训练双分支网络模型（BiSeNet V2）作为作物行分割模型，以实现母本作物行的精准、快速分割。该模型结构如图3所示，图中$C_1$、$C_2$、$C_3$表示各分支3阶段3个通道，$\alpha$表示轻量化处理，Down表示降采样操作，Up表示上采样操作，$\varphi$为Sigmoid函数，×表示元素乘积。

该网络架构由主干网络、聚合层和辅助器3个模块组成，并突出3个关键部分：细节分支（Detail branch）、语义分支（Semantic branch）和聚合层（Aggregation layer）。细节分支负责低层空间细节，利用浅层宽通道捕获空间细节信息。语义分支与细节分支并行，用于捕获高层语义信息，同时依赖细节分支提供的空间信息，并保持较低的通道容量，以确保模型的轻量化。聚合层用于融合细节分支与语义分支的特征。

细节分支包括3个阶段，每阶段由2个卷积层组成，并在每卷积层后加上批归一化和激活函数。每阶段的第1个卷积层步幅为2，3个阶段将语义分支提取的特征图缩小到原始图像的1/8，从而保留丰富的空间信息。

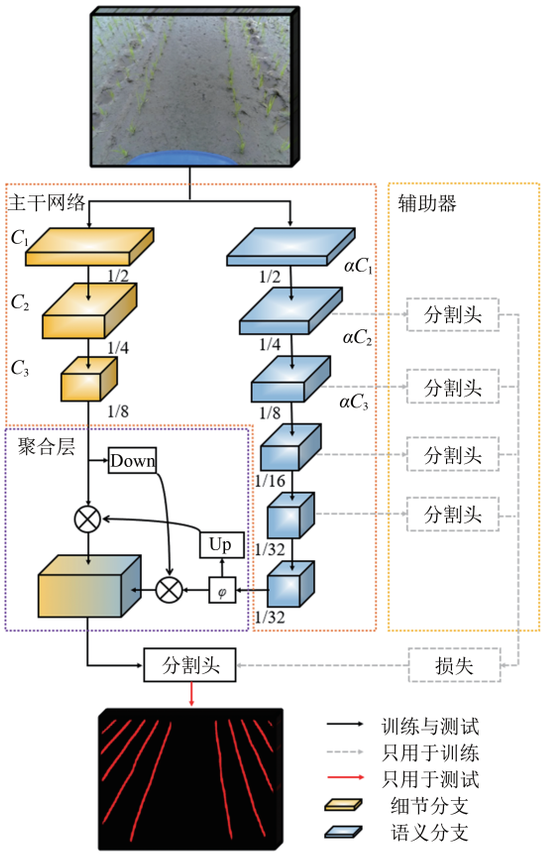



图 3 Bilateral segmentation V2(BiSeNet V2)网络架构

Fig. 3 Overview of bilateral segmentation V2 network(BiSeNet V2)

语义分支需在保证计算效率的同时,考虑大的感受野。因此,第1阶段采用主干块(Stem block)将输入信息进行下采样,缩小特征图。对下采用结果进行2个分支的卷积与池化操作后,将2个分支的输出特征拼接,最后做一次卷积后输出,如图4a所示,图中Conv为卷积层,ReLU为激活函数,Mpooling为最大池化层,stride为步长,$H$为高度,$W$为宽度,$C$为深度。该结构因此具备了高效率和高质量的表征能力。为扩大感受野,使用了上下文嵌入块(Context embedding block),该模块使用全局平均池化和残差连接的方式有效融入了全局上下文信息,如图4b所示,图中,GAPooling为全局平均池化层,NB为批归一化层。为进一步减少参数量,提高运行速度,该模型利用深度卷积提出了聚合扩展层(Gather-and-expansion layer),如图4c所示,图中DWConv为深度可分离卷积层,⊗表示元素对应乘积。首先用1个3×3卷积层将特征响应聚合并扩展到高维空间,然后用3×3深度卷积层快速提取特征,最后用1个1×1卷积层将输出投影到低通道容量空间的投影层。当深度卷积层步幅为2时,使用2个3×3深度卷积层进一步扩大感受野,并使用1个深度可分离卷积层作为另一分支,最后将2分支相加后使用激活函数得到输出特征。

双分支引导的聚合层(图5,图中APooling为平均池化层,Sum表示元素相加,Upsample表示上采样)用于融合细节分支和语义分支的信息。该层对2个不同层级的

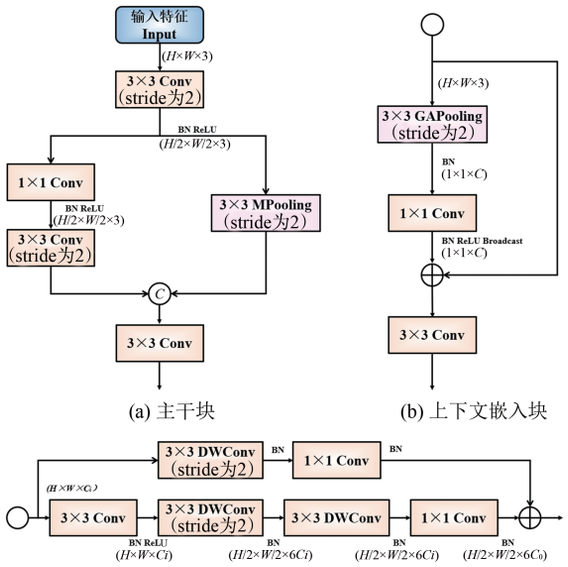



图 4 语义分支重要结构

Fig. 4 Structure of specific network parts in semantic branch

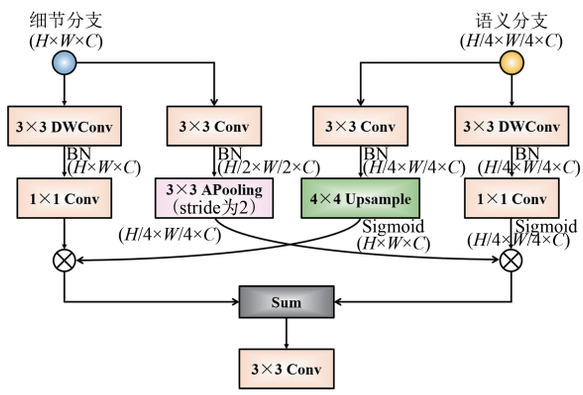



图 5 双分支引导的聚合层结构

Fig. 5 Detailed design of bilateral guided aggregation layer

分支分别进行了不同程度的卷积、上采样与下采样操作,并分别进行融合、相加,充分发挥了语义分支上下文信息的引导作用。通过这种不同尺度的引导和融合,模型能够捕获不同尺寸的特征表示,提高了2个分支之间的通信效率。

### 1.1.4 训练策略

为提高分割精度的同时不过多地增加计算复杂度,该模型引入一个辅助分割头(图6,图中,$S$表示上采样比例,$N$表示最终输出尺寸)。该分割头在训练阶段可以增强特征表示,在推理阶段可以舍弃,主要包括1个3×3卷积层、1个归一函数、1个激活函数、1个1×1卷积层和1次上采样操作。

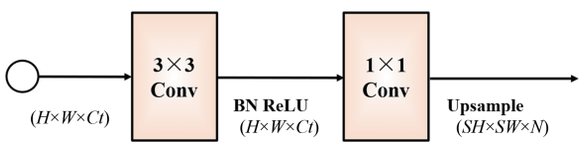



图 6 辅助分割头

Fig. 6 Detailed design of segmentation head in booster

## 1.2　导航线提取

### 1.2.1　母本行中心线提取

导航线提取的首要步骤是母本行中心线的提取。基于距离转换法的母本行中心线提取过程如图7所示。由语义分割获得的预测图像为单通道图像，即母本作物行（前景）像素值为1，其余物体（背景）像素值为0。首先对预测图像进行二值化处理，将前景像素从背景分离。在数据集制作过程中，严格地控制标签为水稻茎秆为中心的曲线掩膜。因此，预测掩膜中心线即为母本行中心线。

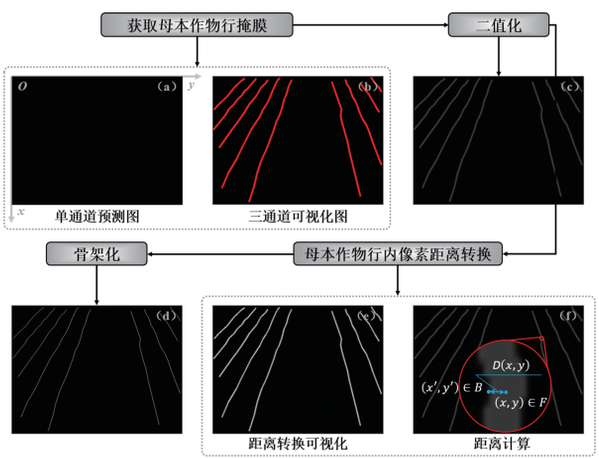



图7　母本行中心线提取流程图

Fig. 7　Overall flow of female parent center line extraction

为准确提取各掩膜单像素中心线，需要先对掩膜内各像素进行距离转换，即获取各像素到所在掩膜边界的最近距离。距离转换后的掩膜像素值越大，越能代表中心线。最后，使用骨架化处理得到单像素母本行中心线。

### 1.2.2　父本厢边界线提取

获取各母本行中心线后，使用分段筛选法筛选出父本厢两侧母本行中心线作为父本厢边界线，该过程如图8所示。为避免漏插等因素造成的作物行中心线断裂，将图像从上往下6等分，并以靠近底部的5份作为感兴趣区域。在感兴趣区域的每份中分别计算内部中心线段质心到图像中心线的距离。将横坐标小于图像中心线横坐标值的母本行中心线段置入左侧中心线段列表，反之置入右侧中心线段列表。计算得到左右侧母本行中心线段质心与中心线的最小距离$d_{\min}$，保留距离小于阈值（$1.2d_{\min}$）的中心线段，即为父本厢边界线段。在各等份中重复该步骤，对所有的父本厢边界线段分左右两侧首尾相连，得到最终的父本厢边界线。

### 1.2.3　特征点配对与导航线拟合

在行间导航过程中，需要保证最终拟合的导航线始终位于父本厢中心，且尽可能地减少横向偏差。但由于作物行的弯曲以及相机视角的偏移，左右两侧父本厢边界线像素点并不是任意配对的，这增加了中心点的计算

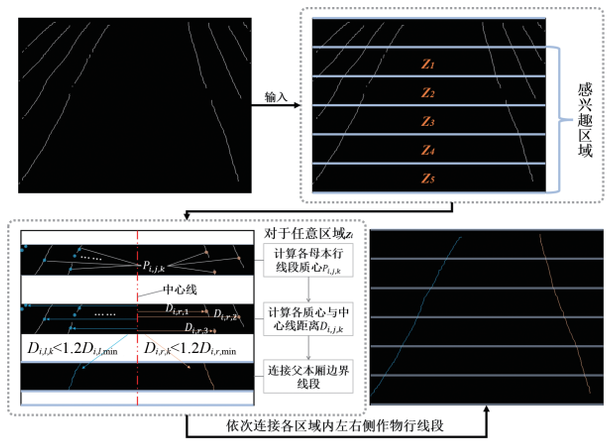



图8　父本厢边界线提取流程图

Fig. 8　Overall flow for extracting boundary lines of male parent seedling bed

难度。无论是机插还是人工插秧，相邻位置的作业环境基本相同，形成的作物行曲率相近，在图像中呈现出互为相反数的曲率。为此，需要根据作物行中心线曲率来正确寻找互相配对的特征点。

为实现以上目标，按图9所示流程进行处理。首先将父本厢边界线使用样条曲线进行数学建模。然后，以左侧父本厢边界线为基准，每间隔20像素（在第5等份内，约为半个株距距离）选取左侧特征点$x_i$。接着，计算左侧特征点$x_i$处切线$l_\alpha$倾角$\alpha_i$，并以此特征点$x_i$为起点使用旋转扫描法作射线$l_\theta$与右侧父本厢边界线相交于另一特征点$x_i'$，射线$l_\theta$与水平方向夹角为$\theta\in(-20°,20°)$，步长为1°，同时计算右侧特征点$x_i'$处切线$l_i'$的倾角$\alpha_i'$。当两侧倾角互补时，保留右侧特征点$x_i'$，特征点配对成功。

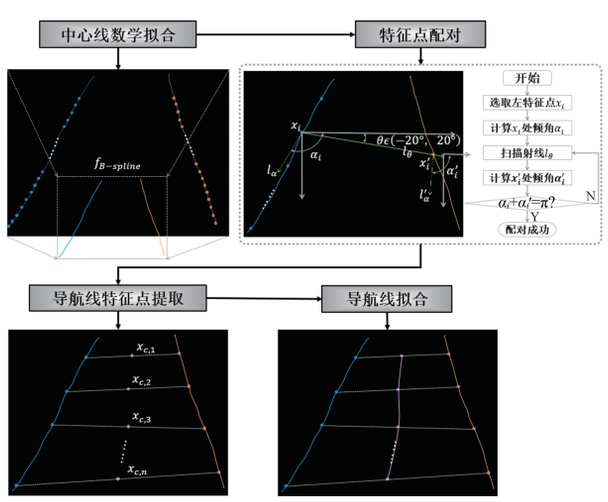



图9　导航线提取流程图

Fig. 9　Overall flow of guideline extraction

特征点配对成功后，计算两配对特征点的中点$x_{c,i}$，用以表示父本厢的中点。循环计算出所有中点$x_{c,i}$，使用样条曲线拟合生成最终导航线。

### 1.3 评价指标

#### 1.3.1 作物行语义分割评价指标

采用二分类混淆矩阵评估各模型训练情况。使用像素准确率(PA)、类别像素准确率(CPA)、召回率(Re)验证前景和背景的分类准确性.

使用平均交并比(MIoU)与F1值评价模型的综合预测能力。

使用图像推理帧率和模型参数量比较模型预测实时性。并结合预测准确性指标与实时性指标作综合性能评估。

#### 1.3.2 导航线提取评价指标

使用计算所得导航线与人工精准标记导航线偏差$l_{SD}$作为评价指标验证其准确性[16],该评价指标计算方法如图10所示,计算式为

$$l_{SD}=\sqrt{\frac{\left(d_1-D_m\right)^2+\left(d_2-D_m\right)^2+\cdots+\left(d_n-D_m\right)^2}{n}} \tag{1}$$

其中

$$D_m=\frac{d_1+d_2+\cdots+d_n}{n} \tag{2}$$

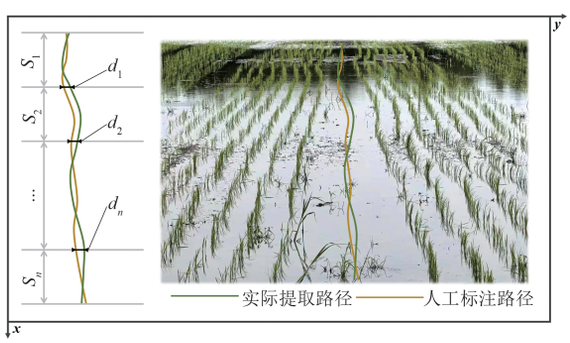



图10 导航路径提取准确性评价指标计算示意图

Fig. 10 Schematic of navigation path extraction evaluation criteria

#### 1.3.3 田间试验评价指标

为验证实际导航精度,将实际行走导航轨迹与人工标注导航路径计算偏差作为田间试验评价指标,计算方式与1.3.2节类似,但计量单位为m。另外,以直方图的形式计算坐标点在偏差上的分布,横轴为偏差区间,左侧纵轴为坐标点数量,右侧纵轴表示偏差小于某值的坐标点数量占总坐标点数量的百分比[17]。

## 2 结果与分析

为准确验证本研究方法的合理性,分别从模型分割性能、导航线准确性以及田间导航表现进行了全面验证。

### 2.1 模型分割性能验证

为验证BiSeNet V2模型是最适合应用于田间实时提取母本作物行的模型,对测试集分别从分割准确性和实时性两方面进行综合评估。

#### 2.1.1 分割准确性比较

将BiSeNet V2与一些先进的实时语义分割进行了比较,包括轻量化模型CGNet[18],单分支的SCTNet[19],双分支模型新变体STDC1、STDC2[20]、DDRNet[21],以及多分支模型PIDNet[22]。使用混淆矩阵计算这些模型的预测结果。图11显示,60%以上像素被模型进行了正确预测,这表明用于对比的模型都得到了合理训练。

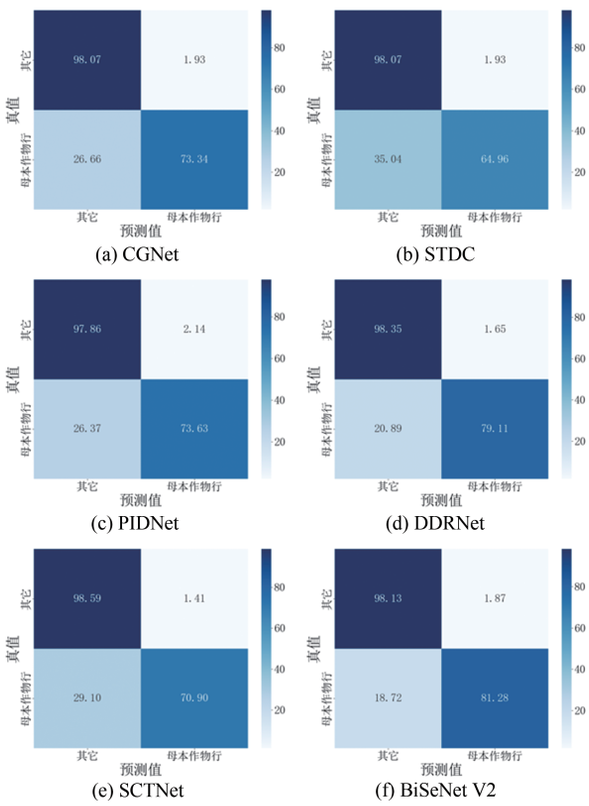



图11 各模型分割结果混淆矩阵

Fig. 11 Confusion matrices obtained by semantic segmentation models

全面的验证结果如表1所示。双分支模型BiSeNet V2模型明显优于单边模型以及其余双分支模型的变种。这表明,BiSeNet V2在倒播差数据集上的准确性表现最佳。相较于单分支模型与轻量化模型,双分支模型通过细节分支捕捉图像种的高分辨率细节信息,这对准确描绘物体边界至关重要。而语义分支则利用上下文嵌入块对抽象的高层语义特征进行了有效提取,增强了对整体场景的理解。通过聚合层整合这2种互补的特征,使其在分割精度得到了显著提升;双分支模型新变体STDC1、STDC2、DDRNet虽然同样保留了双分支结构,但其将语义分支第3阶段特征作为细节分支的输入,损失了部分高分辨率细节信息,对于作物行这类细长且连续的对象而言,特别容易导致作物行边界检测精度的下降。多分支模型(PIDNet)通过多个分支网络结构在不同尺度上提取特征,但由于缺少合适的特征融合模块,使得在特征整合过程中容易引入冗余信息,增加计算复杂度并降低分割性能。由此可见,BiSeNet V2有效平衡了细节空间信息和全局语义信息,增强了母本作物行分割性能,满足导航线提取对作物行分割的精度要求。

**表 1　网络分割性能对比**

**Tab. 1　Comparison of segmentation performance**　%

| 模型 | PA | CPA | Re | F1值 | mIoU |
|---|---|---|---|---|---|
| CGNet | 97.01 | 85.71 | 85.71 | 83.17 | 50.82 |
| STDC1 | 96.64 | 81.51 | 81.51 | 80.40 | 44.88 |
| STDC2 | 96.60 | 82.21 | 82.21 | 80.54 | 45.31 |
| PIDNet | 96.81 | 85.74 | 85.74 | 82.47 | 49.33 |
| DDRNet | 97.32 | 88.53 | 88.53 | 85.19 | 55.68 |
| SCTNet | 97.11 | 80.14 | 84.74 | 84.40 | 47.28 |
| BiSeNet | 97.52 | 88.73 | 88.73 | 86.03 | 57.47 |

为进一步表现双分支模型的优越分割能力，图 12 展示了不同模型在杂草多、作物行缺苗、光照强烈等严峻条件下的分割效果。通过不同模型分割结果对比可见，BiSeNet V2 模型在处理杂草干扰时，能够有效区分作物行和杂草，保持较高的分割精度；在作物行缺苗的情况下，BiSeNet V2 模型通过其双分支结构实现了更强的特征提取和融合能力，从而能够更准确地识别并补全缺失的作物行信息；在强烈光照下，BiSeNet V2 模型凭借其上下文嵌入块有效捕获了全局语义信息，显著减少了光照变化带来的误差。这些结果充分证明了 BiSeNet V2 模型在复杂田间环境中对母本作物行分割的优越性。

### 2.1.2　分割实时性评估

表 2 评估了这些经典模型在统一硬件条件下（CPU 为 Gen Intel（R） Core（TM） i9-13900HX，GPU 为 NVIDIA GeForce RTX 4090 86G，操作系统为 Windows 10）对同一批图像进行分割时的参数量与帧率。结果显示，BiSeNet V2 分割速度为 143.32 f/s，参数量为 $3.340 \times 10^6$，在各模型中表现突出。这主要归功于双分支架构设计，实现了空间细节与语义信息的并行处理，大大提高了计算效率。结合轻量化网络结构和高效的特征融合机制（聚合层），有效避免了冗余计算。推理阶段舍弃辅助分割器，保持了网络的轻量化与高效性。加上深度卷积和可分离卷积层的应用，有效降低了模型复杂度，实现了快速的实时语义分割。相比之下，其他双边模型为提高精度，增加了网络层数，加大了参数量，一定程度上牺牲了推理速度。因此，BiSeNet V2 模型在母本作物行分割实时性上表现最佳。

### 2.1.3　综合性能评估

自动导航语义分割模型要求分割精度与分割速度之间达到最佳平衡，为验证所述模型是否为最适配模型，需综合评价其实时性与分割准确性。图 13 汇总了各模型计算实时性、计算精度以及参数量，计算实时性、计算精度越大则性能越佳，模型参数量越小则模型性能越佳。BiseNet V2 模型在各项指标中均为最佳，表明其为用于倒播差母本行实时分割的最佳模型。

## 2.2　导航线准确性验证

通过上述方法计算的导航线如图 14 所示。这些导航线基于母本行分割结果计算所得。即使在光照强、杂草多或漏插明显等恶劣条件下，所提出的分段筛选法有

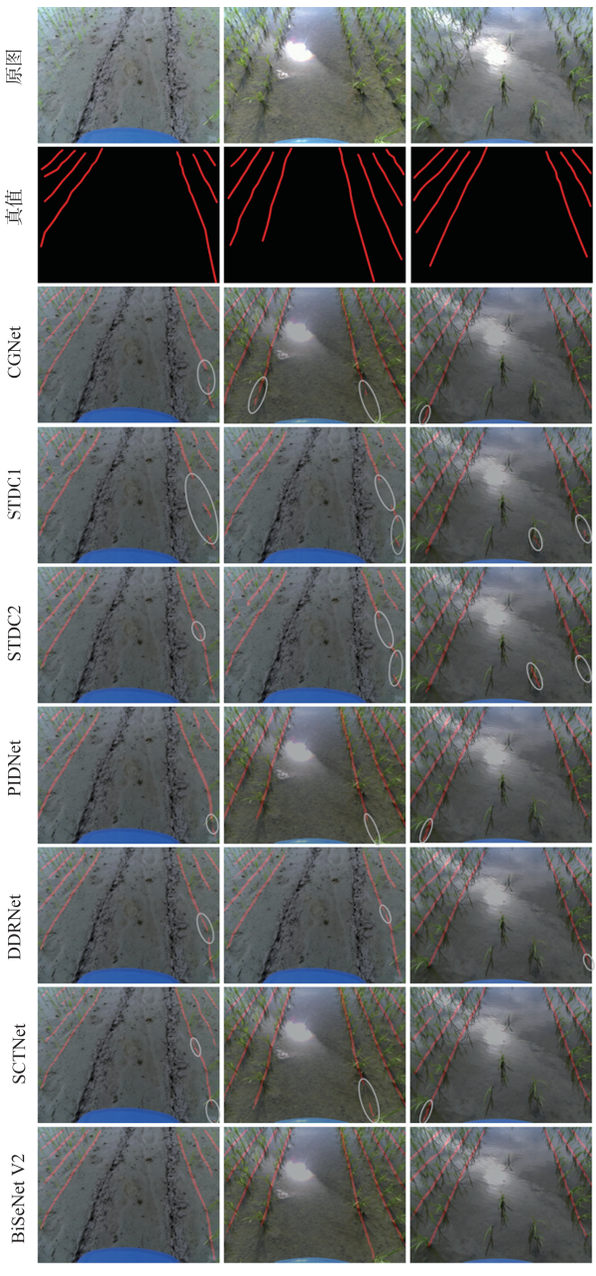



图 12　特殊情况下母本作物行分割性能对比

Fig. 12　Comparison of crop row segmentation performance under particular environments

**表 2　网络实时性对比**

**Tab. 2　Comparison of network real-time performance**

| 模型 | 网络类型 | 参数量 | 帧率/(f·s$^{-1}$) |
|---|---|---|---|
| CGNet | 单分支模型 | $4.920 \times 10^5$ | 91.21 |
| STDC1 | 双分支模型 | $8.721 \times 10^6$ | 141.33 |
| STDC2 | 双分支模型 | $1.230 \times 10^7$ | 105.91 |
| PIDNet | 多分支模型 | $7.716 \times 10^6$ | 100.33 |
| DDRNet | 双分支模型 | $5.732 \times 10^6$ | 111.48 |
| SCTNet | 单分支模型 | $2.972 \times 10^7$ | 74.42 |
| BiSeNet | 双分支模型 | $3.340 \times 10^6$ | 143.32 |

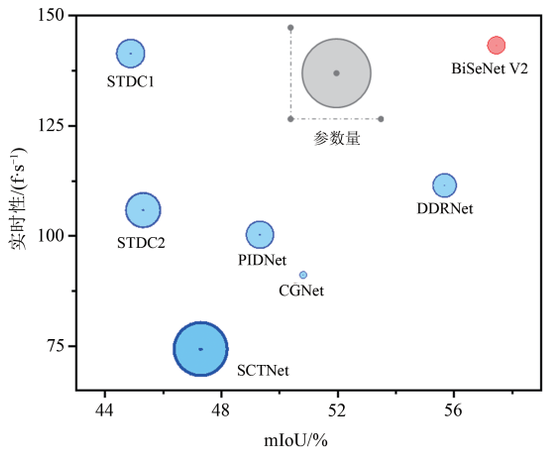



图 13 综合性能评估图

Fig. 13 Comprehensive performance evaluation

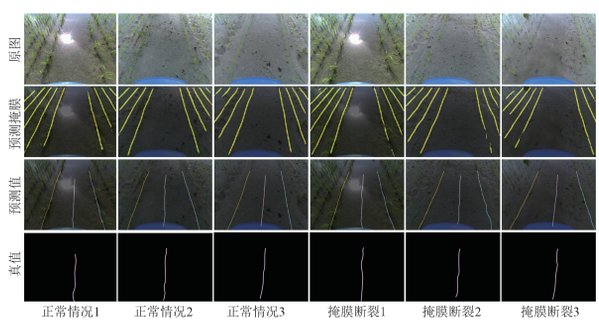



图 14 导航线提取结果

Fig. 14 Guideline extraction results

效克服了母本行掩膜断裂而带来的负面影响。基于边界线斜率分析的特征点配对策略保留了父本厢走势特征，使得生成的导航线更贴近父本厢中心线。以上结果说明，该方法能规避母本作物行分割结果的不足，准确提取父本厢中点，生成平滑的插秧导航线，有助于视觉导航实现。

根据 1.3.2 节评价方法计算导航线提取性能指标，并与水平中线法[23]、消失点法[24]、角平分线法[25]进行对照，试验结果如表 3 所示。在分辨率为 640 像素×480 像素的图像中，当平均像素误差小于 8.5 像素时，实际最大偏差约为 1.99 cm，可作为准确性衡量标准。在基于分段筛选与特征点配对的导航线提取方法下，导航线平均偏差为 4.66 像素，准确性最高，标准差为 2.73 像素，稳定性最强。这证明通过有效的特征点配对策略，该研究实现了父本厢边界线特征点的精准配对，从而准确提取了父本厢中心线，即插秧导航线。此外，计算机处理帧率为 12.52 f/s，完全满足倒播差行间插秧实时性需求。这些结果证明本导航线提取方法具有可靠的准确性、鲁棒性与实时性。

**表 3 不同算法下偏差对比**

**Tab. 3 Deviation comparison of different algorithms** 像素

| 方法 | 均值 | 中位数 | 标准差 |
|---|---|---|---|
| 水平中线法 | 8.98 | 8.00 | 7.99 |
| 消失点法 | 11.68 | 11.00 | 7.07 |
| 角平分线法 | 8.64 | 9.00 | 4.22 |
| 特征点配对法 | 4.66 | 4.00 | 2.73 |

## 2.3 田间试验验证

为评估本试验提取的导航线应用效果，搭建图 2 所示的试验装备进行田间试验。其中，相机用于实时获取田间画面，机载计算机（配备 Intel Core i9-14900HX CPU 和 NVIDIA GeForce RTX 4090 32G GPU，操作系统为 Windows 11）用于实时识别作物行并提取导航线，电动方向盘用于控制插秧机转向，北斗卫星模块及接收机用于实时读取插秧机轨迹信息，并于接收机平板实时显示。试验在母本秧苗机插秧后第 7~14 天内进行，此时母本秧苗处于返青活棵期中末阶段，叶龄为 4~6 叶，部分开始有效分蘖。

试验前，利用倾斜摄影技术，通过 DJI Matric 300 RTK 型无人机对试验田进行三维建模，获得了清晰且准确的作物行地理信息。除此之外，雇佣了专业人员对父本厢中点进行了打点标注，以获取最佳导航路径作为真值，用于验证该插秧机自动导航性能。试验所得实际导航路径与人工标注路径如图 15 所示。

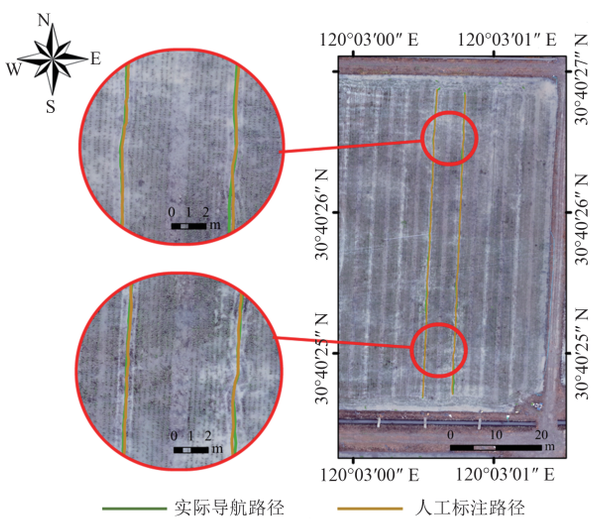



图 15 实际田间导航试验验证

Fig. 15 Results of field navigation experiments

随机从实际导航路径中选取 2000 个定位点进行偏差计算。图 16 为插秧机实际导航路径与标注的导航路径偏差结果（图中，83.26 mm 表示偏差小于 83.26 mm 的

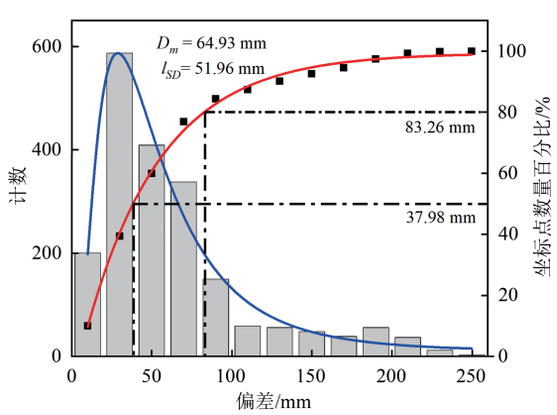



图 16 田间试验偏差计算结果

Fig. 16 Field experiment deviation results

点占80%）。由图16可知，平均偏差为64.93 mm，标准差为51.96 mm，80%以上轨迹定位点偏差小于83.26 mm。该偏差基本避免了压苗情况，证明本研究所提出的导航线提取方法具有有效性。

## 3　结论

（1）基于水稻形态标注的倒播差数据集搭配BiSeNet V2双分支网络进行模型训练，实现了母本行的精准、快速检测。其中，作物行识别的mIoU、CPA和检测帧率达到57.47%、88.73%和143.32 f/s，性能最佳。

（2）基于分段筛选与特征点配对的导航线提取方法，有效避免了母本行断裂情况，准确提取了倒播差插秧导航线。在分辨率为640像素×480像素的图像导航线提取过程中，平均偏差为4.66像素，标准差为2.73像素，导航线提取帧率为12.52 f/s，满足插秧机田间导航准确性、稳定性、实时性需求。

（3）集成完整的杂交水稻制种父本倒播差自动导航插秧机进行田间试验，结果显示偏差为64.93 mm，标准差为51.96 mm，其中80%以上定位点偏差小于83.26 mm。该自动导航装备可有效避免压苗现象产生，满足倒播差导航需求。

## 参　考　文　献


[1] SHAN S, JIANG P, FANG S, et al. Printed sowing improves grain yield with reduced seed rate in machine-transplanted hybrid rice[J]. Field Crops Research, 2020, 245: 107676.

[2] 周中林，戴逸群，邱旺聪，等.沟插垄播式杂交稻制种机开沟装置的设计与试验[J].湖南农业大学学报(自然科学版)，2022，48(3)：355－362.
WANG Zhonglin, DAI Yiqun, QUE Wangcong, et al. Design and experiment of a ditching device on the transplanting in ditch and seeding in ridge hybrid rice breeding machine[J]. Journal of Hunan Agricultural University(Natural Sciences)，2022，48(3)：355－362.(in Chinese)

[3] RABAB S, BADENHORST P, CHEN Y P P, et al. A template-free machine vision-based crop row detection algorithm[J]. Precision Agriculture, 2021, 22(3): 124－153.

[4] BAI Y, ZHANG B, XU N, et al. Vision-based navigation and guidance for agricultural autonomous vehicles and robots: a review[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2023, 205:107584.

[5] 王姗姗，余山山，张文毅，等.基于特征点邻域Hough变换的水稻秧苗行检测[J].农业机械学报，2020，51(10)：18－25.
WANG Shanshan, YU Shanshan, ZHANG Wenyi, et al. Detection of rice seedling rows based on Hough Transform of feature point neighborhood[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery，2020，51(10)：18－25.(in Chinese)

[6] WANG Shanshan, YU Shanshan, ZANG Wenyi, et al. The seedling line extraction of automatic weeding machinery in paddy field[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2023, 205:107648.

[7] LI Dongfang, LI Boliao, LONG Sifang, et al. Rice seedling row detection based on morphological anchor points of rice stems[J]. Biosystem Engineering, 2023, 226.71－85.

[8] DIAO Zhihua, GUO Peiliang, ZHANG Baohua, et al. Maize crop row recognition algorithm based on improved UNet network[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2023, 210:107940.

[9] DE SILVA R, CIELNIAK G, GAO J. Vision based crop row navigation under varying field conditions in arable fields[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2024, 217:108581.

[10] CHEN J, QIANG H, WU J, et al. Navigation path extraction for greenhouse cucumber-picking robots using the prediction-point Hough transform[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2021, 180: 105911.

[11] 俞高红，王一淼，甘帅汇，等.改进DeepLabV3+算法提取无作物田垄导航线[J].农业工程学报，2024，40(10)：168－175.
YU Gaohong, WANG Yimiao, GAN Shuaihui, et al. Extracting the navigation lines of crop-free ridges using improved DeepLabV3+[J]. Transactions of the CSAE, 2024, 40(10): 168－175.(in Chinese)

[12] WU W, ZHANG Z, ZHANG X, et al. Application of visual inertia fusion technology in rice transplanter operation[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2024 221: 108990.

[13] YANG Z, OUYANG L, ZHANG Z, et al. Visual navigation path extraction of orchard hard pavement based on scanning method and neural network[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2022 197:106964.

[14] 侯文慧，周传起，程炎，等.基于轻量化U-Net网络的果园垄间路径识别方法[J].农业机械学报，2024，55(2)：16－27.
HOU Wenhui, ZHOU Chuanqi, CHENG Yan, et al. Path recognition method of orchard ridges based on lightweight U-Net[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery，2024，55(2)：16－27.(in Chinese)

[15] YU C, GAO C, WANG J, et al. BiSeNet V2: Bilateral network with guided Aggregation for real-time semantic segmentation[J]. International Journal of Computer Vision, 2021, 129: 3051－3068.

[16] LI D, LI B, LONG S, et al. Robust detection of headland boundary in paddy fields from continuous RGB-D images using hybrid deep neural networks[J]. Computers and Electronics in Agriculture，2023，207：107713.

[17] LI D, LI B, FENG H, et al. Low-altitude remote sensing-based global 3D path planning for precision navigation of agriculture vehicles-beyond crop row detection[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2024, 210: 25－38.

[18] WU T, TANG S, ZHANG R, et al. CGNet: a light-weight context guided network for semantic segmentation[J]. IEEE Transactions on

Image Processing, 2020, 30: 1169-1179.
[19] XU Z, WU D, YU C, et al. SCTNet: single-branch CNN with transformer semantic information for real-time segmentation[C]// Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence, 2024:6378 - 6386.
[20] FAN M, LAI S, HUANG J, et al. Rethinking BiSeNet for real-time semantic segmentation[C] //Proceedings of the IEEE/CVF conference on computer vision and pattern recognition. 2021: 9716 - 9725.
[21] HONG Y, PAN H, SUN W, et al. Deep Dual-resolution Networks for real-time and accurate semantic segmentation of road scenes [J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2022, 24(3): 3448 - 3460..
[22] XU J, XIONG Z, BHATTACHARYYA S P. PIDNet: a real-time semantic segmentation network inspired by PID controllers[C]// Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2023: 19529 - 19539.
[23] 李秀智, 方会敏, 朱玉垒, 等. 基于语义分割网络的植保机器人视觉伺服控制方法[J]. 农业机械学报,2024, 55(5): 21 - 27, 39.
LI Xiuzhi, FANG Huimin, ZHU Yulei, et al. Visual servo control of plant protection robot based on semantic segmentation[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2024,55(5):21 - 27, 39.(in Chinese)
[24] 毕松, 王宇豪. 果园机器人视觉导航行间位姿估计与果树目标定位方法[J]. 农业机械学报, 2021, 52(8):16 - 26,39.
BI Song, WANG Yuhao. Inter-line pose estimation and fruit tree location method for orchard robot[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2021,52(8):16 - 26, 39.(in Chinese)
[25] 周学成, 肖明玮, 梁英凯, 等. 基于改进DeepLabv3+的火龙果园视觉导航路径识别方法[J]. 农业机械学报, 2023, 54(9): 35 - 43.
ZHOU Xuecheng, XIAO Mingwei, LIANG Yingkai, SHANG Fengnan, CHEN Qiao, LUO Chendi.Navigation Path recognition between dragon orchard using improved DeepLabv3+ Network[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(9): 35 - 43.(in Chinese)

(上接第40页)

[16] 黎梦婷, 陈霖, 王键, 等. 柑橘采摘软体末端执行器的设计与试验[J]. 河北农业大学学报, 2024, 47(1): 122 - 131.
LI Mengting, CHEN Lin, WANG Jian, et al. Design and experiment of citrus harvesting software end-effector[J]. Journal of Agricultural University of Hebei, 2024, 47(1): 122 - 131. (in Chinese)
[17] XIONG Y, FROM P J, ISLER V. Design and evaluation of a novel cable-driven gripper with perception capabilities for strawberry picking robots[C]//2018 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA). IEEE, 2018: 7384 - 7391.
[18] 李娜, 王家忠, 张建宝, 等.一种刚柔混联欠驱动草莓采摘机械手设计[J]. 河北农业大学学报, 2015, 38(1): 118 - 121.
LI Na, WANG Jiazhong, ZHANG Jianbao, et al. Design of underactuated strawberry harvesting manipulator with rigid-compliant structured[J]. Journal of Agricultural University of Hebei, 2015, 38(1): 118 - 121. (in Chinese)
[19] 闫勇, 陈立夫, 郭坤坤, 等. Lab色彩模型下梯度Hough圆变换的成熟草莓识别[J]. 安徽农业大学学报, 2020, 47(3): 488 - 493.
YAN Yong, CHEN Lifu, GUO Kunkun, et al. Ripe strawberry recognition based on gradient Hough circle transform in Lab color model [J]. Journal of Anhui Agricultural University, 2020, 47(3): 488 - 493. (in Chinese)
[20] YAMAMOTO S, HAYASHI S, YOSHIDA H, et al. Development of a stationary robotic strawberry harvester with a picking mechanism that approaches the target fruit from below[J]. Japan Agricultural Research Quarterly, 2014, 48(3): 261 - 269.
[21] HAYASHI S, YAMAMOTO S, SAITO S, et al. Field operation of a movable strawberry-harvesting robot using a travel platform[J]. Japan Agricultural Research Quarterly, 2014, 48(3): 307 - 316.
[22] 金林华, 柳凯玲, 邹家正, 等. 基于YOLOv4的草莓目标检测技术研究[J]. 现代农业科技, 2023(1): 119 - 122.
JIN Linhua, LIU Kailing, ZOU Jiazheng, et al. Study on strawberry target detection technology based on YOLOv4 [J]. Modern Agricultural Science and Technology, 2023(1): 119 - 122. (in Chinese)
[23] ZHANG F, GAO J, ZHOU H, et al. Three-dimensional pose detection method based on keypoints detection network for tomato bunch[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2022, 195: 106824.