

留茬地旋耕作业地头识别与导航线检测

宋悦 孙晓旭 薛金林 孙晗 张田煜

(南京农业大学工学院, 南京 210031)

摘要: 为满足边感知边规划的导航要求,需对地头进行实时识别以确定可作业区域,并对可作业区域内的旋耕边界进行有效提取以实现导航路径动态规划。针对留茬地旋耕作业田内同时存在已旋耕区和未旋耕区时地头识别误差大和旋耕边界易受到光照等环境影响,从而导致导航线提取精度低等情况,本文提出了基于图像行灰度平均值分区离散程度的地头识别方法和基于边界预提取设定动态感兴趣区域的旋耕边界检测方法。地头识别通过分析色彩空间灰度变化趋势,对单帧图进行分区测定水平方向灰度平均值分布,通过独立动态阈值实现地头出现与否判定。旋耕边界导航线提取采用粗粒度超像素进行图像初步分割提取伪导航线并确定感兴趣区域,使用四方双向梯度自适应权重全变分算法进行滤波去噪,并基于二维交叉熵进行区域图像精细分割。最后,提取边缘特征点并对待拟合边界点进行预筛选后,采用随机抽样一致性算法进行直线拟合,最终实现导航线检测。试验结果表明,本文提出的地头识别方法检测准确率为96.04%,平均检测时间为11.17 ms/f,导航线提取方法与人工标注导航线相比平均角度偏差为1.31°,图像高度中位线水平方向平均像素偏差和平均距离偏差分别为10.95像素和32.04 mm,平均处理耗时为86.65 ms/f,能够实现地头识别和导航线准确提取。研究结果可为留茬地自动导航旋耕作业提供参考。

关键词: 留茬地; 地头识别; 旋耕边界; 机器视觉; 图像分割

中图分类号: S224

文献标识码: A

文章编号: 1000-1298(2026)06-0013-11

OSID:



Headland Recognition and Navigation Line Detection for Rotary Tillage Operations in Stubble Fields

SONG Yue SUN Xiaoxu XUE Jinlin SUN Han ZHANG Tianyu

(College of Engineering, Nanjing Agricultural University, Nanjing 210031, China)

Abstract: Aiming to meet the requirements of edge-aware and edge-planning navigation, it is necessary to perform real-time headland detection to determine the operable area and effectively extract the tillage boundary within the operable region for dynamic planning of navigation paths. In response to challenges such as large headland detection errors caused by the coexistence of tilled and untilled zones in non-homogeneous field scenarios during stubble field tillage operations, and reduced accuracy of tillage boundary extraction due to environmental factors like lighting, a headland detection method was proposed based on the partitioned dispersion of the average grayscale values of image rows, and a tillage boundary detection method using pre-extracted boundaries to define a dynamic region of interest. The headland detection was performed by analyzing the grayscale variation trends in the color space. A single frame was partitioned to evaluate the horizontal distribution of average grayscale values, and an independent dynamic threshold was used to determine the presence of a headland. For tillage boundary navigation line extraction, coarse superpixels were firstly used for preliminary image segmentation to extract pseudo navigation lines and determine the region of interest. Then a four-direction bidirectional gradient adaptive weight total variation algorithm was applied for noise filtering and denoising. The region image was finely segmented by using a two-dimensional cross-entropy method. Finally, the Canny operator was used to extract edge feature points, and pre-screening was performed on boundary points to be fitted. The

收稿日期: 2025-04-23 修回日期: 2025-06-27

基金项目: 江苏省农机新装备新技术研发与推广项目(NJ2018-11)和江苏省研究生科研与实践创新计划项目(KYCX22_0717)

作者简介: 宋悦(1996—),女,博士生,主要从事农机智能导航及视觉感知技术研究,E-mail: songyue0417@163.com

通信作者: 薛金林(1974—),男,教授,博士生导师,主要从事农业车辆测控技术和智能化研究,E-mail: xuejinlin@njau.edu.cn

navigation line was then fitted by using the random sample consensus algorithm, ultimately achieving accurate navigation line detection. Experimental results showed that the proposed headland recognition method achieved a detection accuracy of 96.04%, with an average processing time of 11.17 ms/f. The navigation line extraction method yielded an average angular deviation of 1.31° from manually annotated navigation lines. At the median image height, the average horizontal pixel deviation and spatial deviation were 10.95 pixels and 32.04 mm, respectively. The average processing time for navigation line extraction was 86.65 ms/f. This demonstrated the method's capability for stable and effective navigation line extraction, providing a reference for autonomous rotary tillage operations in stubble fields.

Key words: stubble field; headland recognition; rotary tillage boundary; machine vision; image segmentation

0 引言

相较于传统农机而言,智能农机不仅要具有高效稳定的执行能力,还要求能够对作业环境进行感知、并进行任务分析和命令决策等^[1-3]。

为满足农机“即感知即规划”的导航模式,要求导航系统能够实现对农田边界的实时识别,为可作业区域范围提供准确界定,确保作业完整性与安全性^[4]。同时,在已识别的可作业区域内,对旋耕边界进行有效提取能够为作业导航路径的动态规划与调整提供依据。结合地头识别与导航线检测,能够保障边感知边规划策略在复杂田块作业中的稳定性,有效弥补静态路径对环境变化响应不足的问题。传统卫星导航能够通过位置和姿态信息有效跟踪静态路径,但无法对作业环境进行实时感知,一旦田块结构发生变化或导航信号出现漂移中断都会影响导航精度,而机器视觉兼具高精度、低成本、实时性与环境适应性,作为 GNSS 的补偿和冗余支持能有效增强系统鲁棒性^[5]。

目前基于机器视觉的地头识别方法通常针对田内作物分布相对均匀、纹理特征明显的田内匀质地表情况,例如规整的小麦种植区域,依据农田内外像素灰度平均值分散程度进行地头识别。文献^[6-7]通过计算不同地头环境下对应的田内场景的图像行灰度平均值数据间的分布偏差确定地头判断阈值,当前帧图像分布偏差大于判断阈值时即认为地头出现。此类识别方在田内呈匀质分布的农田场景中表现较好,地头识别精度较高,但在复杂或非结构化田块中泛化能力较弱。留茬地旋耕作业时,田内区域包含已旋耕和未旋耕两部分,田内纹理结构和灰度特征出现显著差异,表现为非匀质地表条件。此时,田内行灰度平均值分布偏差较大,与地头区域分布偏差差值较小,易引起误判或混淆。而且地头判断阈值的设定依赖于不同场景下大量地头样本数据以及对场景下的田内样本数据,前期成本及计算量较大^[8-9]。

农田视觉导航线检测研究目前大多集中于农作物秧苗期管理作业的作物行识别。此阶段农作物通常表现出与农田土壤差异较大的颜色特征,绿色分量明显,通过在 RGB 色彩空间中进行三通道分离并采用超绿算法即可获得对比度明显的灰度图像,而后通过常用的分割算法和后处理手段即可得到较为准确的导航线^[10-12]。但在农田耕整播种和收获期等阶段,农田中无明显绿色作物,采用超绿算法进行导航线提取的方法失效^[13-16]。对此,关卓怀等^[17]采用 $2R-G-B$ 超红特征以区分已收获区域和未收获区域。ZHANG 等^[18]通过对不同颜色空间进行对比分析,发现 YCbCr 色彩空间中的 Cr 成分呈区域内变异小,区域间差异大的特征,可作为灰度特征因子进行图像分割。上述研究在确定颜色分量分割特征后,通过简单二值化和形态学处理即可获得边界线。然而,在成熟农作物收获作业和耕种阶段的留茬地旋耕作业过程中,农田收获区域-未收获区域间、旋耕区域-未旋耕区域间颜色差异小、对比度低,对于不同农田状态的分割具有更大的挑战性,导航线提取难度加大^[19-21]。针对此类情况除考虑颜色特征外,还可从图像纹理特征角度进行分析从而实现分割。张成涛等^[22]通过分析发现图像平滑度纹理特征对比度较大,二值化后平滑度特征图能够在获得大部分边界点的同时滤除绝大部分的非边界点,可对小麦收获边界实现有效表征。潘胜权等^[23]提出了基于图像熵特征和方向梯度特征的多纹理特征融合麦田收割边界检测方法,对 2 个特征图分别进行边界轮廓点提取并加以融合从而得到收割导航线。但是,针对旋耕作业而言,未旋耕留茬地环境复杂噪声较多,已旋耕区域也多有碎茬,导致图像整体噪声信息较多,易影响纹理特征提取效果,进而对旋耕边界提取产生干扰,造成较大的边界特征点识别误差。而传统的滤波方法通常是基于局部邻域的线性加权平均或统计操作对每个子区域进行平滑处理,本质是局部优化,未从图像宏观角度进行梯度区分,易导致边缘模糊或纹理丢失。对此,LU 等^[24]提

出了结合引导滤波和改进抗噪形态学的耕作边界导航线提取算法,能够有效增强土壤和旋耕区域的对比度,减小由于图像截断导致的计算误差,提高边缘提取精度。崔冰波等^[25]先采用高斯滤波降低彩色图像细节,后利用双边滤波对灰度图进行保边处理以降低杂草、边缘突出稻穗等噪声的干扰。近年来随着深度学习技术的发展,语义分割等已逐步应用于农业视觉导航中,表现强鲁棒性和较好的特征提取能力^[26-27]。WU等^[28]结合水田场景特点提出了基于改进 MultiResUNet 网络的 AM-Unet 模型,实现了复杂水田环境下较为准确的田埂实时分割。然而此类方法对标注数据依赖性强,否则容易出现漏检或错检,对小样本学习和田间部署友好性不佳。

针对留茬地旋耕作业过程田内纹理结构和灰度特征差异显著导致地头识别误差大所带来误判以及低对比度条件下旋耕边界导航线提取精度低等问题,本文提出基于图像行灰度平均值分区离散程度的地头识别方法,以实现农田地头的准确识别,同时提出基于边界线预提取设定动态感兴趣区域的导航线检测方法,通过引入基于边界先验的动态 ROI 区域约束策略,以提升导航线检测精度。

1 田内非匀质地表条件下地头识别方法

农机自动驾驶过程中,通过视觉有效识别地头能够降低前期田块测绘和作业路径规划的工作强度。而农田地头形态复杂多样,目前地头识别一般针对于田内匀质地表情况下的农田/绿色植被覆盖地头、农田/泥土路面、农田/水泥路面 3 类情况展开研究。对于水稻收获后的留茬田块而言,由于前期水稻生长环境要求稻田具备一定的蓄水功能,所以农田与路面间通常留有一定宽度的农田地头。因此,本文地头识别研究主要针对留茬地农田/绿色植被覆盖地头进行展开。

1.1 灰度均值分布特性

对于田内为匀质地表条件的地头检测通常采用标准加权平均方法将 RGB 图像转换为灰度图,计算式为

$$I(i,j) = 0.299R(i,j) + 0.587G(i,j) + 0.114B(i,j) \quad (1)$$

采用田内外像素灰度的跳变特征进行判断。地头区域通常呈水平横向分布,行灰度均值在地头和田内衔接部分会表现出较大的波动,因此常通过设置行灰度均值标准差阈值进行量化判断。

在留茬地旋耕作业过程,采集到的地头图像通常分为 2 种情况,如图 1a 所示包含地头区和田内匀质地表条件区 2 分区图像,如图 1d 所示包含地头

区、田内已旋耕区和田内未旋耕区 3 分区图像。对应的田内图像分别如图 1g 和图 1j 所示。采用标准加权平均方法对图像进行灰度化处理,通过水平灰度投影法和垂直灰度投影法分别计算图像行灰度均值和列灰度均值。图 1a、1d、1g、1j 行灰度均值变化曲线分别如图 1b、1e、1h、1k 所示,列灰度均值变化曲线分别如图 1c、1f、1i、1l 所示,计算得行灰度均值标准差分别为 0.068、0.058、0.022、0.053。2 类地头图像行灰度均值标准差均大于田内区域,但图 1j 包含已旋耕区和未旋耕区的田内图像与地头图像的行灰度均值标准差差值较小,无法通过设定判断阈值对地头出现与否实现稳定有效的判断。主要原因为:

(1)由图 1f 和图 1l 可以看出,已旋耕区域和未旋耕区域间存在较大的灰度差值。而采集到的田间图像中两区域间的边界线通常与垂直方向存在一定的倾斜角,不同灰度行中已旋耕区和未旋耕区的占比不同,使得行灰度均值分布呈渐变趋势,最终导致较大的分布偏差。

(2)地头图像行灰度均值变化曲线在地头出现区域表现出较大的波动,但地头部分在图像中占比较小,灰度均值剧烈波动阶段频率较低,其特征易被田内区域特征稀释,难以识别。

因此,为实现地头出现与否的稳健判断,需要确保田内为匀质地表条件的田内图像和包含已旋耕区/未旋耕区 2 分区田内图像均维持较小的行灰度均值标准差,需要在减小已旋耕区与未旋耕区之间灰度差值的同时提高地头区域与田内区域对立性。

1.2 图像灰度化

由灰度均值分布特性分析可知,为实现有效的地头判断,需选择恰当的灰度处理方法。从 RGB 图像可以看出,留茬地地头区域以绿色为主,呈横向分布,但由于农田的非结构特性通常导致地头区域出现断裂;田内未旋耕区域的秸秆留茬以黄色为主;田内已旋耕区域以土壤颜色为主,江苏地区农田通常为黄棕壤,且通常覆盖有旋耕抛洒的黄色碎茬。

通过对常用的色彩空间进行分析可知,RGB 色彩空间各颜色通道之间互相耦合关联性强,难以通过单一通道突出特定颜色差异,加权平均法可能导致绿色与黄色亮度差异被弱化。并且 RGB 对光照敏感,无法保证相同颜色在不同光照条件下灰度均值的稳定性。HSV 通过色相分离颜色,但需手动定义阈值范围。Lab 色彩空间 a 分量专门处理红-绿对比, b 分量处理蓝-黄对比,根据 Lab 色轴特性选用 a 分量作为灰度空间能够有效识别绿色分量,并

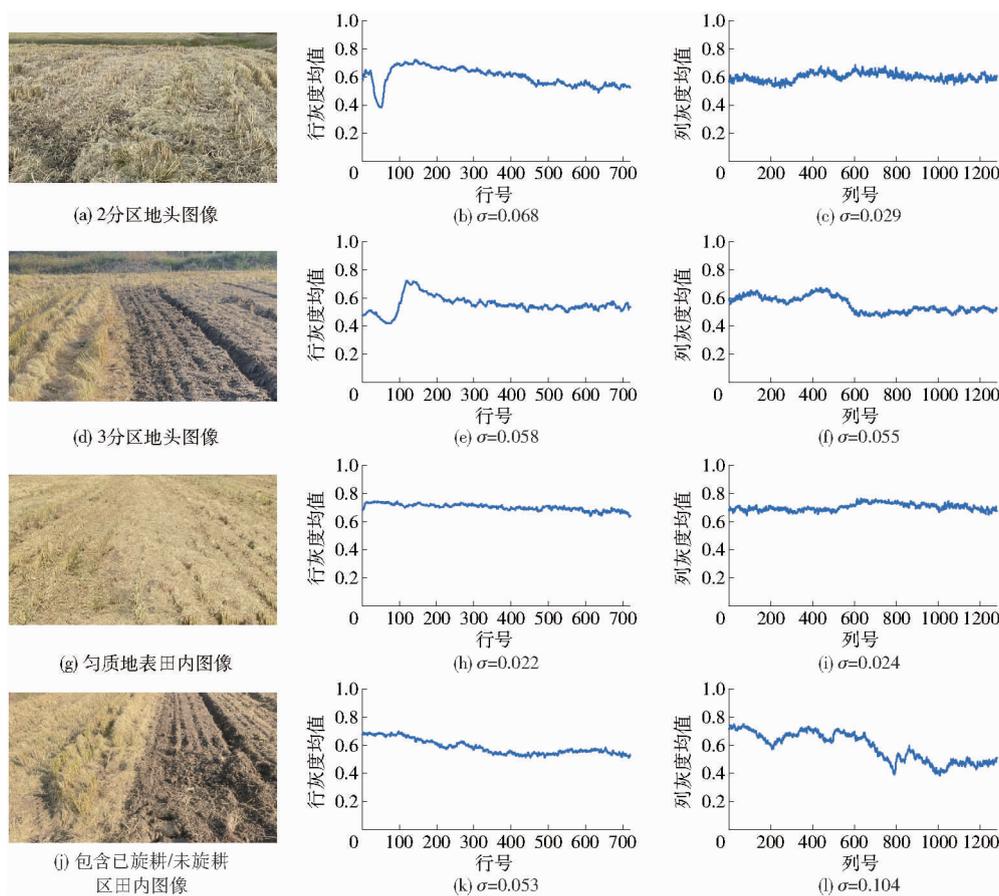


图1 地头、田内图像样本及其行、列灰度均值变化曲线

Fig. 1 Headland and in-field image samples with their row and column grayscale mean variation curves

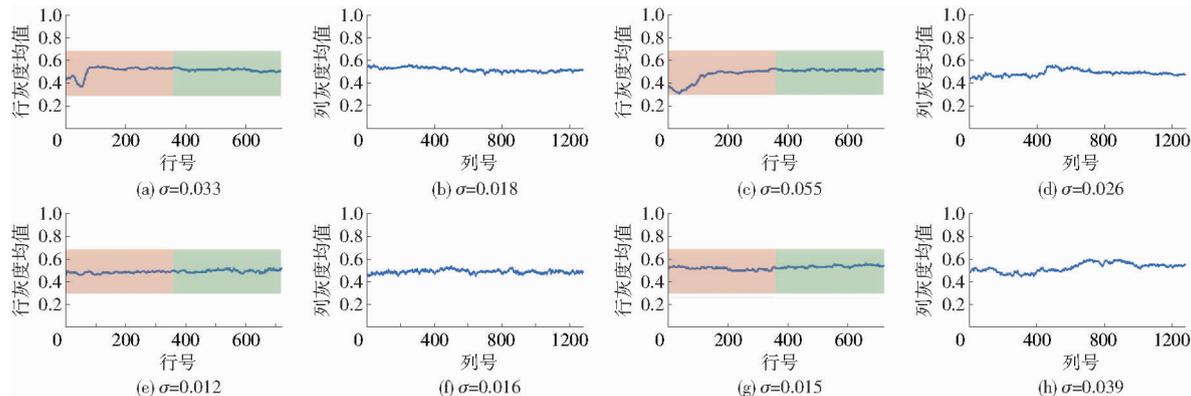
且对于旋耕区留茬与未旋耕区土壤间的黄色差异不敏感,可增强目标对比度。因此,最终选用 Lab 色彩空间的 a 分量进行灰度化。

对图 1a、1d、1g、1j 采用 a 分量进行灰度化,得到行灰度均值曲线如图 2a、2c、2e、2g 所示,行灰度均值标准差分别为 0.033、0.055、0.012、0.015。由此可知,通过 a 分量灰度化得到 2 类田内区域行灰度均值标准差均表现为稳定低值,明显小于 RGB 标准加权平均灰度化方法得到的对应值;图 2d 和图 2h 中已旋耕区和未旋耕区列灰度均值差值较小,变化趋势平缓;地头图像与田内图像行灰度均值标

准差差值显著增大。表明此灰度化方法能够在有效降低田内灰度差异的同时保留地头与田内之间灰度差异性。

1.3 分区测定灰度标准差的地头识别方法

环境光照变化、土壤含水率、植被生长等因素可能导致不同帧图像间灰度和标准差不一致,从而影响检测稳定性。为了比较“当前帧”与“参考田内图像”之间的标准差,需要根据前期采集的参考图像对当前帧图像进行匹配和计算,使得计算成本增加。因此,仅通过当前帧图像表现出的信息进行地头判断能够有效适应动态环境,提高实时性和

图2 a 分量灰度化后行、列灰度均值变化曲线Fig. 2 Row and column grayscale mean variation curves after a -component grayscale conversion

鲁棒性。

为保证农机调头安全,地头转弯时需预留一定的调整距离,需要对地头进行提前检测。由于透视关系,远处的地头区域由于距离较远且占比较小,通常被压缩到图像的上边缘。基于此,将当前帧图像沿图像高度中线分成上下2部分,分区计算行灰度均值标准差。由图2可以看出,地头图像在上半部分的行间灰度均值变化较大,不均匀性明显,而下半部分灰度均值分布相对均匀。分区处理能够有效提高地头区域在上分区内的占比,局部灰度均值变化幅度变大。对于田内区域而言,上下部分灰度均值分布曲线未有明显波动。

从上往下逐行扫描灰度图,对地头图像和田内图像进行分区灰度均值标准差计算,计算式为

$$\sigma_U = \sqrt{\frac{1}{N_U - 1} \sum_{u=1}^{N_U} \left(G_u - \frac{1}{N_U} \sum_{u=1}^{N_U} G_u \right)^2} \quad (2)$$

$$\sigma_L = \sqrt{\frac{1}{N_L - 1} \sum_{l=1}^{N_L} \left(G_l - \frac{1}{N_L} \sum_{l=1}^{N_L} G_l \right)^2} \quad (3)$$

式中 σ_U 、 σ_L ——上分区、下分区行灰度均值标准差

N_U 、 N_L ——上分区、下分区总行数, $N_U = N_L = 1/2$ 图像高度

G_u 、 G_l ——上分区第 u 行灰度均值、下分区第 l 行灰度均值

计算结果如表1所示。

表1 地头图像和田内图像的分区灰度均值标准差

Tab.1 Partitioned grayscale mean and standard deviation of headland and in-field images

图号	地头/ 田内	上分区行	下分区行	分区间标准差差值
		灰度均值 标准差	灰度均值 标准差	
图1a	地头	0.045	0.010	0.035
图1d	地头	0.067	0.006	0.061
图1g	田内	0.009	0.011	0.002
图1j	田内	0.012	0.010	0.002

由表1可知,地头图像上分区标准差远大于下分区,田内图像上下分区间标准差近乎相同,因此可在单帧图内进行分区测定水平方向灰度平均值分布,设置分区间标准差比例因子,根据图像下分区行灰度均值标准差 σ_L 计算地头出现判断阈值。当 $\sigma_U > T_D$ 时,有地头出现; $\sigma_U \leq T_D$ 时,无地头出现,判断为田内区域。从而实现判断阈值独立动态设定,阈值计算式为

$$T_D = \mu \sigma_U \quad (4)$$

式中 T_D ——地头出现判断阈值

μ ——阈值比例因子

2 旋耕作业导航线检测方法

2.1 图像灰度化

由上述分析可知,田内已旋耕区和未旋耕区表现出不同的黄色分级,非结构化农场环境中光照强度难以控制。因此,为保证两区域有效分离,需要减弱光照强度影响,同时精细化黄色色相分级。

RGB中黄色需通过红和绿通道叠加生成,对黄色的分级受两通道共同影响,易受亮度干扰且区分度较低。而Lab色彩空间中, b 通道(蓝黄轴)基本能够消除颜色分量之间的强相关性,通道宽范围(-128~127)允许更细粒度的颜色划分,可以细致地区分不同层次的黄色。由图3b可以看出,包含已旋耕区和未旋耕区的两分区田内图像(图1j)在 **b** 分量灰度直方图中表现出明显的双峰;由图3c、3d可以看出,2分区田内图像在同一区域内灰度变化范围较小,在不同区域间表现出较大的灰度差值。

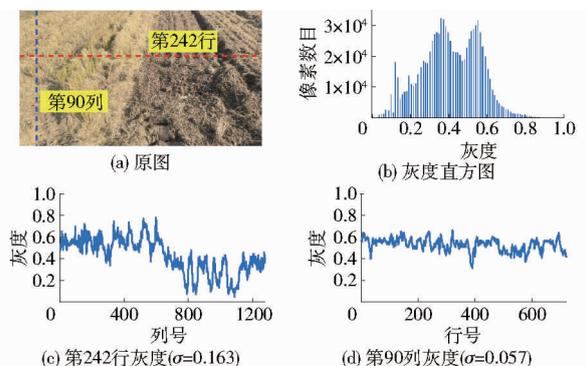


图3 图1j的 **b** 分量直方图和指定行、列灰度变化曲线

Fig.3 b -component histogram and specified row and column grayscale value variation curves

2.2 动态感兴趣区域设定

农机自动导航对于旋耕边界识别实时性要求较高,通过设置感兴趣区域(Region of interest, ROI)能够有效聚焦关键信息,提升处理效率。但农机位姿状态时刻变化,无法保证旋耕边界线在图像中总是处于固定区域。因此,感兴趣区域动态提取是保证导航线精确拟合的前提。已旋耕区和未旋耕区在旋耕作业田内图像中通常表现为左右对立的2部分,但由于留茬地旋耕作业环境复杂,未旋耕区稻茬分布不匀,已旋耕区铺有较多碎茬,使得灰度图像中存在较多噪声和孤立小区域,直接使用灰度阈值分割会导致图像中出现较多干扰点或干扰区域。超像素分割将图像划分为多个子区域,能够实现相似像素点的有效集合,同时减少孤立细小杂点区域。为此,本文提出基于超像素边界线预提取的动态ROI设定方法。

(1) 高斯滤波。超像素分割中,梯度计算用于

引导超像素聚类,图像噪声可能导致梯度变化剧烈,影响超像素边界的不稳定性。因此,采用二维高斯平滑滤波减少随机噪声的影响,以减少过分割现象,提高超像素的连贯性。离散高斯滤波窗口矩阵元素由二维离散高斯函数计算,计算式为

$$G(a,b) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left(-\frac{a^2+b^2}{2\sigma^2}\right) \quad (5)$$

式中 $G(a,b)$ ——窗口矩阵中第 (a,b) 个元素权重
 σ ——标准差,控制高斯函数平滑程度
 a,b ——相对窗口中心坐标偏移

(2)粗粒度超像素分割。简单线性迭代聚类算法综合颜色和空间距离度量公式作为分类条件,经过多次迭代后将图像分割为若干超像素。计算式为

$$D_s = \sqrt{\left(\frac{d_b}{m}\right)^2 + \left(\frac{d_s}{S}\right)^2} \quad (6)$$

其中 $S = \sqrt{N/K}$
 式中 d_b —— b 通道颜色空间中的欧氏距离
 d_s ——像素坐标欧氏距离
 D_s ——距离度量
 m,S ——调节颜色和空间距离的权重
 N ——总像素数
 K ——超像素数量

基于 2.1 节对于颜色通道分析,采用 b 通道颜色欧氏距离代替 CIELAB 颜色空间中的欧氏距离,在关注有效颜色分量的同时减少计算数据量,提高运算速度。同时,考虑到已旋耕区和未旋耕区在图中呈现为两对立大连通区域,不同区域之间不会相互交错。因此,预设较少的超像素数目,通过调整聚类中心间距实现大范围粗粒度区域合并,能够平滑掉小尺度噪声,突出图像主体轮廓和显著区域。

(3)超像素特征图二值化。通过粗粒度超像素分割后,图像被分为多个紧凑的不规则块状结构,采用每个超像素平均灰度作为此超像素区域的特征表达,使用最大类间方差法(OTSU)进行超像素特征图分割,根据平均灰度阈值进行粗略分割。此时,二值图像中不含孤立细小杂点区域,但由于前期农作物种植时的漏播或者已旋耕区的堆土,可能会导致两大连通区域内存在区域性小连通区域。考虑到超像素分割时聚类中心选取特点和合并规则,设置面积阈值为 3 倍超像素迭代聚类前的初始平均面积进行小连通区域去除,并将这些区域重新分配到面积较大的相邻区域以保证图像分割结果完整性。

(4)动态 ROI 区域设定。采用 Canny 算子检测二值图边缘,获取所有边缘点横纵坐标值,构成边缘点点集 $H = \{(x_{n1}, y_{n1}), (x_{n2}, y_{n2}), \dots, (x_{nq}, y_{nq})\}$,共 q 个点。找到横坐标最大值和最小值作为

ROI 横向预设边界,考虑到粗粒度超像素分割时每个超像素尺度较大可能跨越不同区域,尤其是碎茬较多的模糊边界被包含在超像素内部,因此将横向预设边界向左右各扩展 200 像素宽度作为扩展边界线。由于透视原理,图像底部表现出更多的农田细节,为避免未旋耕区作物稀疏残茬间隙显露土壤和已旋耕区小区域堆积碎茬造成的误分类以及图像顶部可能出现的小范围地头对分割效果造成影响,纵向上下边界各舍弃 1/6 图像高度,只保留中间 2/3 图像高度区域作为纵向扩展边界线。最终得到的扩展边界即为 ROI,边界坐标为

$$\begin{cases} x_{ROI} = (\max(1, x_{min} - 200), \min(x_{size}, x_{max} + 200)) \\ y_{ROI} = \left(\frac{1}{6}y_{size}, \frac{5}{6}y_{size}\right) \end{cases} \quad (7)$$

式中 x_{ROI}, y_{ROI} ——ROI 边界坐标
 x_{size}, y_{size} ——图像宽度、高度
 x_{min}, x_{max} ——横向预设边界

ROI 总体设定流程如图 4 所示。

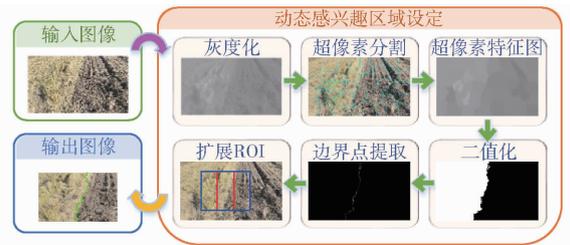


图 4 ROI 设定流程

Fig. 4 ROI setting process

2.3 四方向双向梯度全变分保边滤波

常见的均值滤波、高斯滤波等各向同性滤波器在均匀平滑去噪的同时会模糊边缘,影响图像分割效果。而全变分算法通过最小化全变分能量函数实现去噪,能根据图像局部结构自适应调整平滑强度,优先保留边缘信息。为保证图像在平滑小尺度噪声的同时保留边缘信息,通过对全变分算法进行四方向拓展,并引入权重因子以保留更多图像主方向上的细节,实现对感兴趣区域灰度图像进行保边滤波处理。

经典全变分去噪模型只包含水平和垂直方向的梯度,考虑到农田旋耕边界线在图像上通常表现为垂直竖线,或者有一定倾斜角度的斜线。因此,在经典全变分模型基础上进行拓展,将水平、垂直两方向拓展为水平、垂直、对角线和次对角线 4 个方向,形成四方向拓展全变分模型,并在每个方向都进行双向梯度传播,如图 5 所示。此方法能够更全面地保留边缘信息,同时减少条状伪影,提高去噪效果。

对于二维离散图像矩阵 $u(x, y)$ 定义其全变分

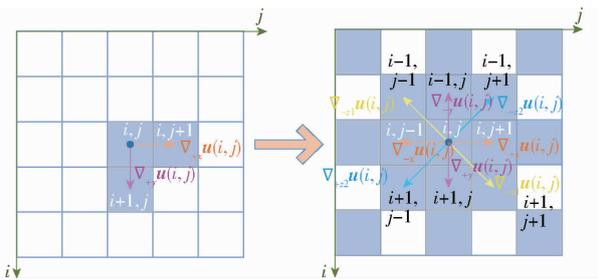


图5 四方向拓展全变分模型

Fig. 5 Four-direction extended total variation model

L1 范数为 T_V , 即

$$T_V = \sum_i \sum_j |\nabla \mathbf{u}| \quad (8)$$

采用有限差分法近似空间导数, 梯度项采用各向异性离散格式, 总梯度等于各方向梯度之和。各方向差分算子如表 2 所示。

表 2 各方向差分算子

Tab. 2 Differential operators in various directions

方向 d	梯度方向 t	梯度计算公式
水平 x	正向梯度 +	$\nabla_{+,x} \mathbf{u}(i, j) = \mathbf{u}(i, j+1) - \mathbf{u}(i, j)$
	反向梯度 -	$\nabla_{-,x} \mathbf{u}(i, j) = \mathbf{u}(i, j-1) - \mathbf{u}(i, j)$
垂直 y	正向梯度 +	$\nabla_{+,y} \mathbf{u}(i, j) = \mathbf{u}(i+1, j) - \mathbf{u}(i, j)$
	反向梯度 -	$\nabla_{-,y} \mathbf{u}(i, j) = \mathbf{u}(i-1, j) - \mathbf{u}(i, j)$
对角线 z_1	正向梯度 +	$\nabla_{+,z_1} \mathbf{u}(i, j) = \mathbf{u}(i+1, j+1) - \mathbf{u}(i, j)$
	反向梯度 -	$\nabla_{-,z_1} \mathbf{u}(i, j) = \mathbf{u}(i-1, j-1) - \mathbf{u}(i, j)$
反对角线 z_2	正向梯度 +	$\nabla_{+,z_2} \mathbf{u}(i, j) = \mathbf{u}(i+1, j-1) - \mathbf{u}(i, j)$
	反向梯度 -	$\nabla_{-,z_2} \mathbf{u}(i, j) = \mathbf{u}(i-1, j+1) - \mathbf{u}(i, j)$

全变分去噪总能量泛函表示为

$$E(\mathbf{u}) = \sum_i \sum_j |\nabla \mathbf{u}| + \frac{\lambda}{2} \sum_i \sum_j (\mathbf{u} - \mathbf{u}_0)^2 \quad (9)$$

其中, 第 1 项为正则项, 第 2 项为保真项, 参数 λ 为规整参数, 对平衡去噪与平滑起重要作用。

通过最小化全变分目标函数实现图像去噪, 将去噪问题转换为最优化问题。泛函极值条件由变分导数为零给出, 即

$$\nabla E(\mathbf{u}) = -\operatorname{div} \left(\frac{\nabla \mathbf{u}}{|\nabla \mathbf{u}|} \right) + \lambda(\mathbf{u} - \mathbf{u}_0) = 0 \quad (10)$$

为避免分母为零的奇异性, 引入本文小参数 ε 得到数值稳定的近似方程, 最终欧拉-拉格朗日方程为

$$\operatorname{div} \left(\frac{\nabla \mathbf{u}}{|\nabla \mathbf{u}| + \varepsilon} \right) = \lambda(\mathbf{u} - \mathbf{u}_0) \quad (11)$$

散度项离散为各方向差分加权和, 通过相邻节点差分近似, 并通过增大水平方向和两对角线方向梯度的权重使垂直边界或斜线边界更清晰。散度项离散表达式为

$$\operatorname{div} \left(\frac{\nabla \mathbf{u}}{|\nabla \mathbf{u}| + \varepsilon} \right) \approx \sum_{d \in \{x, y, z_1, z_2\}} \sum_{t \in \{+, -\}} \frac{\omega_{d,t} \nabla_{d,t} \mathbf{u}_{i,j}}{|\nabla_{d,t} \mathbf{u}_{i,j}| + \varepsilon} \quad (12)$$

式中 $\nabla_{d,t}$ ——方向差分算子

$\omega_{d,t}$ ——方向差分算子对应权重

将离散散度项和保真项代入全变分去噪模型欧拉-拉格朗日方程, 对于每个像素, 雅可比迭代式为

$$\mathbf{u}_{i,j}^{k+1} = \frac{\lambda \mathbf{u}_{0,i,j} + \sum_{d \in \{x, y, z_1, z_2\}} \sum_{t \in \{+, -\}} \frac{\omega_{d,t} \mathbf{u}_{d,t}^k}{|\nabla_{d,t} \mathbf{u}_{i,j}^k| + \varepsilon}}{\lambda + \sum_{d \in \{x, y, z_1, z_2\}} \sum_{t \in \{+, -\}} \frac{\omega_{d,t}}{|\nabla_{d,t} \mathbf{u}_{i,j}^k| + \varepsilon}} \quad (13)$$

式中 $\mathbf{u}_{d,t}$ ——当前位置方向梯度下的邻近节点

全变分去噪算法水平方向、对角线方向、反对角线方向正向梯度和反向梯度差分算子对应权重为 1.2。

2.4 导航线提取

2.4.1 二维交叉熵图像分割算法

二维交叉熵算法通过结合像素灰度和邻域灰度均值构建二维灰度直方图, 能够更全面地描述图像的空间关系, 在分割时能更准确地捕捉边缘特征, 有效避免边缘模糊或区域重叠问题。在二维直方图上建立以 (c, r) 为阈值的准则函数为

$$F = \sum_{i=0}^c \sum_{j=0}^r \left(iP_{ij} \lg \frac{i}{\eta_{oi}} + jP_{ij} \lg \frac{j}{\eta_{oj}} \right) + \sum_{i=c+l_j=r+1}^{L-1} \sum_{j=r+1}^{L-1} \left(iP_{ij} \lg \frac{i}{\eta_{bi}} + jP_{ij} \lg \frac{j}{\eta_{bj}} \right) \quad (14)$$

其中

$$\eta_{oi} = \frac{\sum_{i=0}^c \sum_{j=0}^r iP_{ij}}{\sum_{i=0}^c \sum_{j=0}^r P_{ij}}, \quad \eta_{oj} = \frac{\sum_{i=0}^c \sum_{j=0}^r jP_{ij}}{\sum_{i=0}^c \sum_{j=0}^r P_{ij}}$$

$$\eta_{bi} = \frac{\sum_{i=c+l_j=r+1}^{L-1} \sum_{j=r+1}^{L-1} iP_{ij}}{\sum_{i=c+l_j=r+1}^{L-1} \sum_{j=r+1}^{L-1} P_{ij}}, \quad \eta_{bj} = \frac{\sum_{i=c+l_j=r+1}^{L-1} \sum_{j=r+1}^{L-1} jP_{ij}}{\sum_{i=c+l_j=r+1}^{L-1} \sum_{j=r+1}^{L-1} P_{ij}}$$

式中 P_{ij} ——二维直方图中灰度为 (i, j) 的概率

η ——原图像在阈值为 (c, r) 时目标和背景的内均值矢量

最佳分割阈值对通过最大化准则函数获取, 由于穷举法计算复杂度较高, 因此将最佳分割阈值对获取问题转换为遗传算法寻优问题, 以二维交叉熵函数准则函数的目标函数, 经过多次迭代后所得算法最优结果即最佳分割阈值对 (c^*, r^*) 。

2.4.2 后处理及边界线拟合

采用最佳阈值对 (c^*, r^*) 对感兴趣区域灰度图进行二值化处理, 虽然全变分滤波能够有效平滑图像, 但二值化图像中仍会出现小面积噪声区域。为消除干扰, 采用形态学后处理方法对二值图进行闭运算和开运算, 并对图中的黑色孔洞和白色孔洞进行双向填充, 移除开口噪声小区域, 最终得到具有明确边界线的黑白对立两区域。

通过 Canny 算子提取 2 个区域间的边界轮廓,记录所有边界点坐标,构成待拟合点集 $D = \{(x_{D1}, y_{D1}), (x_{D2}, y_{D2}), \dots, (x_{Dv}, y_{Dv})\}$, 共 v 个点。由于留茬地作物残茬分布不均匀,碎茬抛洒时易堆积在旋耕边界处,精确的分割会导致边界点离散程度较大,待拟合数据中存在较多异常值。而随机抽样一致性算法(RANSAC)通过随机采样和迭代验证,能够有效筛选模型中的内点并排除异常值干扰,适用于本文提取的边界点的拟合。

为提高 RANSAC 拟合正确率,综合超像素分割边缘点点集 $H = \{(x_{H1}, y_{H1}), (x_{H2}, y_{H2}), \dots, (x_{Hq}, y_{Hq})\}$ 和 ROI 二维交叉熵分割获得的待拟合点集 $D = \{(x_{D1}, y_{D1}), (x_{D2}, y_{D2}), \dots, (x_{Dv}, y_{Dv})\}$ 对边界点进行预筛选,从待拟合点集中选取更可能是内点的点组成最终内点候选集以提高采样成功率。

对每个二维交叉熵分割边界点 (x_{Di}, y_{Di}) 找到其最近的超像素分割边缘点 (x_{Hj}, y_{Hj}) , 欧氏距离计算式为

$$O_i = \sqrt{(x_{Di} - x_{Hj})^2 + (y_{Di} - y_{Hj})^2} \quad (15)$$

计算所有点相对距离标准差,并基于标准差设定候选集阈值,计算式为

$$d_{thres} = \kappa \sqrt{\frac{1}{v-1} \sum_{i=1}^v (O_i - \bar{O})^2} \quad (16)$$

式中 κ ——RANSAC 边界点候选集阈值因子

选择点集 D 内所有满足 $O_i \leq d_{thres}$ 的点作为 RANSAC 内点候选集,如图 6 所示(ROI 二维交叉熵分割获得的待拟合点集 D 以蓝色表示,超像素分割边缘点点集 H 以绿色表示,RANSAC 内点候选集以紫色表示,拟合直线以红色表示)。内点候选集的筛选相当于综合 2 次分割结果对异常点进行筛查,有助于提高拟合精度。



图 6 RANSAC 内点候选集

Fig. 6 RANSAC inlier candidate set

3 试验与结果分析

3.1 数据采集与试验平台

以实验室自行研发的履带式稻茬麦复式作业机

为平台,使用球形云台加装 Intel RealSense D435if 型相机作为图像采集设备,图像分辨率为 1 280 像素 \times 720 像素,采集频率为 30 f/s,于扬州市江都区水稻收获并晾晒后的留茬地进行原始地头边界图像和旋耕边界图像采集。实时图像处理与视觉导航决策软件基于 Microsoft Visual Studio 2019 和 OpenCV 3.8.1 开发,部署于处理器为 Intel Core i7,内存 16 GB,操作系统为 Windows 10 的计算机平台。

3.2 坐标变换

为获取地面导航坐标信息,需将图像拟合特征点由像素坐标系 F^p 转换至世界坐标系 F^w ,主要涉及到像素坐标系 F^p 、成像坐标系 F^f 、相机坐标系 F^c 和世界坐标系 F^w 。像素坐标系至相机坐标系的转换主要涉及到相机内参,成像坐标系 X_f 轴和 Y_f 轴分别与相机坐标系水平轴 X_c 和垂直轴 Y_c 平行。在相机坐标系至世界坐标系转换时,默认农田地面为水平面,根据相机安装位置定义相机与水平面之间的空间关系,如图 7 所示。相机安装高度 h_c 为 1.15 m,光轴与水平面夹角 θ_c 为 30° ,基于此建立以点 O_c 为原点的相机坐标系 $O_c X_c Y_c Z_c$, Z_c 为相机光轴方向。以相机坐标系原点 O_c 垂直投影至地面点 O_w 为原点,建立世界坐标系 $O_w X_w Y_w Z_w$, $X_w Y_w$ 为地面水平面, Y_w 为农机前进方向, X_w 与 X_c 平行。

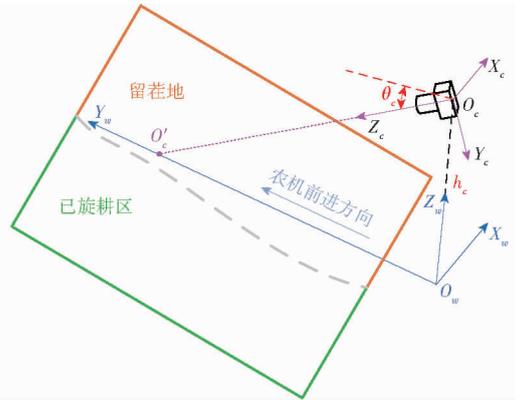


图 7 相机与世界坐标系的空间关系

Fig. 7 Positional relationship between camera and world coordinates

由此,像素坐标系至世界坐标系转换矩阵为

$$\begin{bmatrix} X_w \\ Y_w \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix} = Z_c \begin{bmatrix} \mathbf{R} & \mathbf{T} \\ 0 & 1 \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} f & 0 & 0 & 0 \\ 0 & f & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}^{-1}.$$

$$\begin{bmatrix} \frac{1}{d_x} & 0 & x_0 \\ 0 & \frac{1}{d_y} & y_0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} x \\ y \\ 1 \end{bmatrix} \quad (17)$$

式中 f ——相机焦距

R ——旋转矩阵

T ——平移向量

(x_0, y_0) ——像素中心坐标

(X_w, Y_w) ——该点在世界坐标系中坐标

d_x, d_y ——感光芯片上像素实际尺寸

相机坐标系至世界坐标系的变换为刚性变换, 涉及到平移和旋转, 即

$$\begin{bmatrix} R & T \\ 0 & 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & -\sin\theta_c & -\cos\theta_c & h_c \cos\theta_c \\ 0 & \cos\theta_c & -\sin\theta_c & h_c \sin\theta_c \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (18)$$

采用 Matlab 的 Camera Calibrator 工具箱进行相机内参标定, 获得内参矩阵为

$$K_{in} = \begin{bmatrix} f_x & 0 & x_0 \\ 0 & f_y & y_0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 912.90 & 0 & 648.33 \\ 0 & 914.13 & 364.17 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (19)$$

式中 f_x, f_y —— x, y 轴归一化焦距

3.3 地头识别试验

为验证算法有效性和适应性, 从地头边界数据集中选取包含地头区/单一匀质田内区的两分区图像、包含地头区/田内已旋耕区/田内未旋耕区 3 分区图像共 100 f , 以及单一匀质田内图像、包含已旋耕区/未旋耕区 2 分区田内图像共 100 帧用于阈值分析设定。通过分析样本图像单帧图内分区间水平方向灰度平均值分布, 设置分区标准差阈值比例因子 μ 为 3, 即上分区灰度均值标准差 σ_u 大于 3 倍下分区 σ_l 时, 判定地头出现; 否则, 判定图像为田内图像, 没有地头出现。

对数据集内剩余的 326 幅地头图像和 532 幅田内图像进行检测, 结果如表 3 所示。判断错误的帧数分别为 11 f 和 23 f , 平均检测准确率为 96.04%, 平均检测时间约为 11.17 ms/ f 。由此可知, 本文算法在地头出现与否判断方面表现出良好的鲁棒性。通过对误检图像进行分析发现, 地头图像误检主要由于地头绿色杂草覆盖率较低, 边界不连续且杂草分布较为分散导致。而田内图像被误检为地头图像主要由于留茬地田内多分布有绿色杂草, 而杂草多生长于农作物间隙且高度较矮未被收获机具破坏得以保留; 部分区域在种植期漏播, 无农作物生长且被绿色杂草覆盖, 导致下分区行间灰度均值也可能分布不均, 进而影响判断效果。

表 3 地头识别结果统计分析

Tab. 3 Headland recognition result statistical analysis

类型	图像帧数/ f	误检帧数/ f	准确率/%
地头图像	326	11	96.63
田内图像	532	23	95.68
所有样本	858	34	96.04

3.4 边界线提取试验

3.4.1 关键参数取值

(1) 选用粗粒度超像素对原图像进行分割主要为实现边界线粗定位以设定 ROI, 考虑到 ROI 设定的实时性和精确度, 以单帧图像 ROI 提取耗时和行像素偏差均值作为评价指标对超像素数目进行优选。其中行像素偏差均值定义为以 10 行为间隔进行等距抽样, 计算超像素分割边界点与人工标注直线之间的行像素偏差并计算均值。随机选取 20 帧图像进行分析, 结果如表 4 所示。试验结果表明, 较小的超像素数目在提取速度方面表现出轻微优势, 但在边界细节保留方面存在不足; 而相对较大的 K 在提取耗时增加的同时却没有表现出明显的提取精确度优势, 综合考虑后将超像素数目设为 40。

表 4 超像素数目取值结果

Tab. 4 Results of superpixel number selection

超像素数目 K	图像 ROI 提取耗时/ ($ms \cdot f^{-1}$)	平均全局行像素偏 差均值/像素
10	28.73	37.77
40	29.42	28.49
70	29.78	29.69
100	30.59	28.48
200	32.17	30.03

(2) RANSAC 边界点候选集阈值因子 K 直接影响模型对离群点剔除的鲁棒性与对内点的保留能力; 若该因子取值过大, 可能导致大量离群点被误判为内点, 进而干扰模型拟合的准确性; 相反, 若取值过小, 则可能误剔部分真实内点, 造成有效数据不足, 影响模型的稳定性与鲁棒性。因此, 阈值因子设定需在剔除异常点与保留有效内点之间取得平衡。RANSAC 边界点候选集的阈值因子选取遵循 3σ 准则, 但考虑到粗粒度超像素分割时对于边界点的粗定位和图像中边界点噪声的实际分布特性, 为增强对明显离群点的抑制效果, 最终将该阈值因子调整为 2.5。

3.4.2 边界线提取结果

对采集的 316 帧旋耕作业田内图像采用本文边界提取算法进行旋耕区/未旋耕区边界提取, 与人工标注结果进行对比。以人工标注直线为基准, 以算法提取边界线和人工标注边界线之间的夹角作为角度偏差, 与图像高度中位线上两边界线在水平方向

上的像素偏差和转换至世界坐标系下的实际距离偏差共同构成边界线检测精度的评价指标。

采用 b 通道下 OTSU + 后处理 + RANSAC 边界提取算法(算法 1)和精细超像素分割 + 后处理 + RANSAC 边界提取算法(算法 2)作为对照组进行对比试验,结果如表 5 所示。由表 5 可知,提出的导航线提取方法与人工标注导航线相比平均角度偏差为 1.31° ,相较于算法 1 降低 2.15° ,相较于算法 2 降低 2.08° ;高度中位线上水平方向平均像素偏差和实际距离偏差分别为 10.95 像素、32.04 mm,相较于算法 1 分别降低 12.81 个像素、37.48 mm,相较于算法 2 分别降低 13.09 个像素、38.30 mm。相较于算法 1 与算法 2,本文方法在单帧图处理阶段计算耗时显著增加,但仍可满足当前实时性需求。综合结果表明本文旋耕边界线提取方法能够实现稳定精确的导航线提取。

表 5 边界线提取结果

Tab. 5 Boundary line extraction result analysis

算法	耗时/ (ms·f ⁻¹)	平均角度 偏差/(°)	平均像素偏 差/像素	实际距离 偏差/mm
算法 1	48.13	3.46	23.76	69.52
算法 2	52.30	3.39	24.04	70.34
本文方法	86.65	1.31	10.95	32.04

4 结论

(1)提出了基于行灰度均值分区离散程度的地头识别方法。研究发现留茬地农田/绿色植被覆盖地头图像上分区行灰度均值标准差远大于下分区,田内图像上下分区间标准差近乎相同。因此在单帧图像内进行分区测定水平方向灰度平均值分布,通过设置分区间标准差比例因子实现了地头出现与否的精确判断。

(2)提出了基于边界预提取设定动态感兴趣区域的导航线检测方法。通过粗粒度超像素分割提取出边缘点点集并基于点集极值确定了图像扩展 ROI。对传统的全变分算法进行四方向双向梯度拓展实现了对 ROI 图像的保边滤波,并基于二维交叉熵精细分割获得了待拟合点集。结合 2 个点集对 RANSAC 内点候选集进行预筛选,有效去除了边界异常点,最终实现了边界线精确拟合。

(3)田间试验结果表明,提出的地头识别方法平均检测准确率为 96.04%,检测时间约为 11.17 ms/f。导航线提取方法耗时约为 86.65 ms/f,与人工标注导航线相比平均角度偏差为 1.31° ,图像高度中位线上水平方向平均像素偏差为 10.95 像素,平均距离偏差为 32.04 mm。

参 考 文 献

- [1] 刘成良,贡亮,苑进,等. 农业机器人关键技术研究现状与发展趋势[J]. 农业机械学报, 2022, 53(7): 1-22, 55. LIU Chengliang, GONG Liang, YUAN Jin, et al. Current status and development trends of agricultural robots[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022, 53(7): 1-22, 55. (in Chinese)
- [2] 张漫,李宇寒,李世超,等. 农业机械导航技术研究进展[J]. 农业机械学报, 2020, 51(4): 1-18. ZHANG Man, LI Yuhuan, LI Shichao, et al. Research progress of agricultural machinery navigation technology[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(4): 1-18. (in Chinese)
- [3] 赵春江,马晨,李瑾,等. 丘陵山地水稻机械化技术研究现状与展望[J]. 农业工程学报, 2025, 41(1): 1-11. ZHAO Chunjiang, MA Chen, LI Jin, et al. Research status and prospects of mechanization technology for rice in hilly and mountainous areas[J]. Transactions of the CSAE, 2025, 41(1): 1-11. (in Chinese)
- [4] 罗锡文,谷秀艳,胡炼,等. 大田无人化智慧农场农田边界识别技术研究现状与展望[J]. 农业机械学报, 2025, 56(2): 1-18. LUO Xiwen, GU Xiuyan, HU Lian, et al. Research status and outlook of farmland boundary recognition technology in large-scale unmanned smart farms[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2025, 56(2): 1-18. (in Chinese)
- [5] ARIZA-SENTÍS M, VÉLEZ S, MARTÍNEZ-PEÑA R, et al. Object detection and tracking in precision farming: a systematic review[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2024, 219: 108757.
- [6] 乔榆杰,杨鹏树,孟志军,等. 面向自动驾驶农机的农田地头边界线检测系统[J]. 农机化研究, 2022, 44(11): 24-30. QIAO Yujie, YANG Pengshu, MENG Zhijun, et al. Detection system of headland boundary line based on machine vision[J]. Journal of Agricultural Mechanization Research, 2022, 44(11): 24-30. (in Chinese)
- [7] 王侨,刘卉,杨鹏树,等. 基于机器视觉的农田地头边界线检测方法[J]. 农业机械学报, 2020, 51(5): 18-27. WANG Qiao, LIU Hui, YANG Pengshu, et al. Detection method of headland boundary line based on machine vision[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(5): 18-27. (in Chinese)
- [8] 蔡道清,李彦明,覃程锦,等. 水田田埂边界支持向量机检测方法[J]. 农业机械学报, 2019, 50(6): 22-27, 109. CAI Daoqing, LI Yanming, QIN Chengjin, et al. Detection method of boundary of paddy fields using support vector machine[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2019, 50(6): 22-27, 109. (in Chinese)
- [9] 张岩,潘胜权,解印山,等. 相机与毫米波雷达融合检测农机前方田埂[J]. 农业工程学报, 2021, 37(15): 169-178. ZHANG Yan, PAN Shengquan, XIE Yinshan, et al. Detection of ridge in front of agricultural machinery by fusion of camera and millimeter wave radar[J]. Transactions of the CSAE, 2021, 37(15): 169-178. (in Chinese)
- [10] 翟志强,熊坤,王亮,等. 采用双目视觉和自适应 Kalman 滤波的作物行识别与跟踪[J]. 农业工程学报, 2022, 38(8):

- 143 - 151.
- ZHAI Zhiqiang, XIONG Kun, WANG Liang, et al. Crop row detection and tracking based on binocular vision and adaptive Kalman filter[J]. Transactions of the CSAE, 2022, 38(8): 143 - 151. (in Chinese)
- [11] 李霞, 苏筠皓, 岳振超, 等. 基于中值点 Hough 变换玉米行检测的导航线提取方法[J]. 农业工程学报, 2022, 38(5): 167 - 174.
- LI Xia, SU Yunhao, YUE Zhenchao, et al. Extracting navigation line to detect the maize seedling line using median-point Hough transform[J]. Transactions of the CSAE, 2022, 38(5): 167 - 174. (in Chinese)
- [12] 贺静, 何杰, 罗锡文, 等. 基于多传感器融合的水稻行识别与跟踪导航研究[J]. 农业机械学报, 2022, 53(3): 18 - 26, 137.
- HE Jing, HE Jie, LUO Xiwen, et al. Rice row recognition and navigation control based on multi-sensor fusion [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022, 53(3): 18 - 26, 137. (in Chinese)
- [13] SUN J, ZHOU J, WANG Y, et al. A cutting width measurement method for the unmanned rice harvester based on RGB - D images[J]. Measurement, 2024, 224: 113777.
- [14] LI Y, XIAO L, LIU Z, et al. Recognition and localization of ratoon rice rolled stubble rows based on monocular vision and model fusion[J]. Frontiers in Plant Science, 2025, 16: 1533206.
- [15] 魏新华, 张敏, 刘青山, 等. 基于双目视觉的田间作物高度和收割边界信息提取[J]. 农业机械学报, 2022, 53(3): 225 - 233.
- WEI Xinhua, ZHANG Min, LIU Qingshan, et al. Extraction of crop height and cut-edge information based on binocular vision [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022, 53(3): 225 - 233. (in Chinese)
- [16] 曾宏伟, 雷军波, 陶建峰, 等. 低对比度条件下联合收割机导航线提取方法[J]. 农业工程学报, 2020, 36(4): 18 - 25.
- ZENG Hongwei, LEI Junbo, TAO Jianfeng, et al. Navigation line extraction method for combine harvester under low contrast conditions[J]. Transactions of the CSAE, 2020, 36(4): 18 - 25. (in Chinese)
- [17] 关卓怀, 陈科尹, 丁幼春, 等. 水稻收获作业视觉导航路径提取方法[J]. 农业机械学报, 2020, 51(1): 19 - 28.
- GUAN Zhuohuai, CHEN Keyin, DING Youchun, et al. Visual navigation path extraction method in rice harvesting [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(1): 19 - 28. (in Chinese)
- [18] ZHANG Z, CAO R, PENG C, et al. Cut-edge detection method for rice harvesting based on machine vision[J]. Agronomy, 2020, 10(4): 590.
- [19] ZHANG X, LU X, ZHANG Z, et al. Simultaneous detection of reference lines in paddy fields using a machine vision-based framework[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2024, 221: 108923.
- [20] 周雅文, 丁幼春, 杨军强, 等. 油菜直播机导航路径识别方法研究[J]. 华中农业大学学报, 2016, 35(3): 128 - 133.
- ZHOU Yawen, DING Youchun, YANG Junqiang, et al. A method of identifying the navigation path of rapeseed direct seeder [J]. Journal of Huazhong Agricultural University, 2016, 35(3): 128 - 133. (in Chinese)
- [21] 赵腾, 野口伸, 杨亮亮, 等. 基于视觉识别的小麦收获作业线快速获取方法[J]. 农业机械学报, 2016, 47(11): 32 - 37.
- ZHAO Teng, NOBORU Noguchi, YANG Liangliang, et al. Fast edge detection method for wheat field based on visual recognition[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2016, 47(11): 32 - 37. (in Chinese)
- [22] 张成涛, 谭彧, 吴刚, 等. 基于达芬奇平台的联合收获机视觉导航系统路径识别[J]. 农业机械学报, 2012, 43(增刊): 271 - 276.
- ZHANG Chengtao, TAN Yu, WU Gang, et al. Visual navigation system path recognition algorithm based on DaVinci platform for combine harvester[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2012, 43(Supp.): 271 - 276. (in Chinese)
- [23] 潘胜权, 陈凯, 解印山, 等. 基于多纹理特征融合的麦田收割边界检测[J]. 农业工程学报, 2023, 39(12): 123 - 131.
- PAN Shengquan, CHEN Kai, XIE Yinshan, et al. Detection of the wheat-harvesting boundary in wheat field based on multi-texture fusion[J]. Transactions of the CSAE, 2023, 39(12): 123 - 131. (in Chinese)
- [24] LU W, ZENG M, WANG L, et al. Navigation algorithm based on the boundary line of tillage soil combined with guided filtering and improved anti-noise morphology[J]. Sensors, 2019, 19(18): 3918.
- [25] 崔冰波, 杜卓文, 韩逸, 等. 水稻全田块无人收获作业自动打点系统设计与试验[J]. 农业机械学报, 2024, 55(6): 60 - 67, 79.
- CUI Bingbo, DU Zhuowen, HAN Yi, et al. Design and test of automatic dotting system for whole-field unmanned rice harvesting operation[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(6): 60 - 67, 79. (in Chinese)
- [26] 朱惠斌, 李仕, 白丽珍, 等. 基于改进 YOLO v8 的玉米大豆间套复种作物行导航线提取方法[J]. 农业机械学报, 2025, 56(6): 205 - 217.
- ZHU Huibin, LI Shi, BAI Lizhen, et al. Extraction method of navigation lines for maize-soybean intercropping based on improved YOLO v8[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2025, 56(6): 205 - 217. (in Chinese)
- [27] 潘宇镭, 吴雨铨, 李成龙, 等. 杂交水稻制种父本倒播差插秧视觉导航线实时提取方法[J]. 农业机械学报, 2024, 55(增刊1): 41 - 50.
- PAN Yulei, WU Yuhua, LI Chenglong, et al. Real-time guideline extraction method for male parent transplanting in hybrid rice seed production[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(Supp. 1): 41 - 50. (in Chinese)
- [28] WU X, FANG P, LIU X, et al. AM - UNet: field ridge segmentation of paddy field images based on an improved MultiResUNet network[J]. Agriculture (Basel), 2024, 14(4): 637.