

学校代码:10363

学号: 2210120145



安徽工程大学

Anhui Polytechnic University

硕士学位论文

题目 智能化小麦收获机割台自动调控系统研究

论文作者 姚杰

校内导师 张春雨

校外导师 贡军

专业学位类别 机械

研究方向（领域） **智能农业装备**

论文提交日期: 2024 年 5 月 31 日

分类号：TP242

单位代码：10363

密 级：公开

学 号：2210120145

智能化小麦收获机割台自动调控系统研究

Research on Automatic Adjustment System of Intelligent Wheat Harvester's Cutting Platform

论 文 作 者

姚杰

指 导 教 师

张春雨

校 外 教 师

贡军

学 科（专业）

机械

研 究 方 向

智能农业装备

论文答辩日期：2024 年 06 月 02 日

安徽工程大学学位论文原创性声明

本人郑重声明：我恪守学术道德，崇尚严谨学风。所呈交的学位论文，是本人在导师的指导下，独立进行研究工作所取得的成果。除文中已明确注明和引用的内容外，本论文不包含任何其他个人或集体已经发表或撰写过的作品及成果的内容。论文为本人亲自撰写，我对所写的内容负责，并完全意识到本声明的法律后果由本人承担。

学位论文作者签名： 

日期： 2024 年 06 月 02 日

安徽工程大学学位论文版权使用授权书

学位论文作者完全了解学校有关保留、使用学位论文的规定，同意学校保留并向国家有关部门或机构送交论文的复印件和电子版，允许论文被查阅或借阅。本人授权安徽工程大学可以将本学位论文的全部或部分内容编入有关数据库进行检索，可以采用影印、缩印或扫描等复制手段保存和汇编本学位论文。

保密 ☐，在 ____ 年解密后适用本版权书。

本学位论文属于

不保密 ☐。

学位论文作者签名：姚杰

日期：2024 年 06 月 02 日

指导教师签名：张春阳

日期：2024 年 06 月 02 日

智能化小麦收获机割台自动调控系统研究

摘要

目前,我国联合收割机割台的智能化程度相对较低,收获机割台位姿调整主要依赖于驾驶员的个人经验以及手动操控。然而,这种依赖人工割台调节的方式存在调节精度不稳定、工作效率低下以及还将给驾驶员带来沉重工作负担等诸多问题。为了改善这一现状,本文提出了一种智能化小麦收获机割台自动调控系统的方案,并对该系统的边缘导航线提取、自动对行、自动对高以及路径规划四个方面进行了深入研究。主要研究内容包括以下方面:

1) 针对小麦收割边缘因受到麦茬、土壤、光照等环境因素影响而导致的导航线提取困难、抗干扰能力弱等问题,本文基于 Pycharm 平台开发了一套可以实现收获机在麦田中自主导航的控制系统。该系统主要由视觉模块、中央控制模块和电机驱动模块组成。首先,采用 Lab 分量抑制方法完成小麦图像未收获区域与已收获区域之间的分割;然后,采用基于水平投影和改进 PROSAC 边缘拟合算法提取出小麦收获边缘特征点并拟合出了小麦收获边缘导航线;

2) 本文根据小麦图像提取出的横向位移量和航向偏角量作为输入参数、纯追踪算法的前视距离作为输出参数,实现了小麦收获机自动对行功能。自动对行试验结果表明,当车速为 1km/h、2km/h 和 3km/h 时,导航跟踪的最大横向偏移分别为 9.6cm、11.3cm 和 16.5cm。最大航向偏角分别为 12.3°、16.7°以及 17.6°,导航系统中的视觉导航模块在小麦收获边缘跟踪中性能良好,为智能农业机械在麦田中的自主行走提供了一种可靠的、实时的导航方法。

3) 本文根据小麦图像提取出的边缘特征点提出了一种基于单目相机的小麦收获机自动对高调控新方法。首先对提取出的小麦边缘特征点为研究对象进行相机与小麦之间的高度检测,从而通过几何关系计算出割台与小麦之间的相对高度,然后运用模糊 PID 算法实现对割台高度进行精准调控的策略。最终试验数据表明:而作物高度检测装置的误差范围则限制在 0-3cm 以内,验证了本文控制策略与系统设计的有效性。

4) 本文根据基准线平移的方法按作业幅宽等间距平移生成小麦收获机直线

作业路径，再根据实际作业情况选择合适的地头转弯策略，从而实现对麦田进行全覆盖路径规划。分别选取安徽省4个实验田块，田块面积分别为1524m²、1656m²、1856m²和2057m²进行路径规划算法仿真实验。实验结果表明，路径规划后的小麦收获机平均有效工作路径占比86.7%，有效作业面积平均覆盖率为98.2%。

关键词：机器视觉；农业导航；自动对行；自动对高；路径规划

Study on Automatic Adjustment System of Intelligent Wheat Harvester's Cutting Platform

ABSTRACT

At present, the degree of automation of the combine harvester cutting table in China is relatively low, and the adjustment of the harvester cutting table position mainly relies on the driver's personal experience and manual control. However, this way of relying on manual cutting table adjustment has many problems, such as unstable adjustment accuracy, low working efficiency and heavy workload for the driver. In order to improve this status quo, this paper proposes an intelligent wheat harvester cutting deck automatic regulation system, and carries out a comprehensive and in-depth analysis and discussion on the four aspects of the system, namely, edge navigation line extraction, automatic row alignment, automatic height alignment and path planning. The main research includes the following aspects:

Aiming at the problems of difficult navigation line extraction and weak anti-interference ability of wheat harvesting edge due to the influence of environmental factors such as stubble, soil, light, etc., this paper develops a set of control system based on the Pycharm platform that can realize the autonomous navigation of harvester in the wheat field. The system is mainly composed of vision module, central control module and motor drive module. Firstly, Lab component suppression method is used to complete the segmentation between the unharvested region and harvested region of the wheat image; then, the wheat harvesting edge feature points are extracted and the wheat harvesting edge navigation line is fitted by using the horizontal projection-based and improved PROSAC edge fitting algorithm;

In this paper, the automatic row alignment function of the wheat harvester is realized based on the lateral displacement and heading declination extracted from the wheat image as input parameters and the forward-looking distance of the pure

tracking algorithm as output parameters. The test results of automatic row alignment show that the maximum lateral offset of navigation tracking is 9.6cm, 11.3cm and 16.5cm when the vehicle speed is 1km/h, 2km/h and 3km/h. The maximum heading declination is 12.3°, 16.7° and 17.6°, respectively, and the visual navigation module in the navigation system performs well in wheat harvesting edge tracking, which provides a good opportunity for smart agricultural machinery to It provides a reliable and real-time navigation method for autonomous walking in wheat field.

In this paper, a new method of automatic height control for wheat harvester based on monocular camera is proposed according to the edge feature points extracted from wheat images. Firstly, the height detection between the camera and wheat is carried out on the extracted edge feature points of wheat as the research object, so as to calculate the relative height between the cutting platform and wheat through the geometric relationship, and then the fuzzy PID algorithm is applied to realize the strategy of precise height regulation of the cutting platform. The final test data show that: the automatic adjustment error of combine harvester cutting platform height is controlled within 0-4cm; while the error range of crop height detection device is limited to 0-3cm, which verifies the effectiveness of the control strategy and system design in this paper.

In this paper, according to the method of baseline translation according to the operational width of equally spaced translation to generate wheat harvester straight line operating path, and then according to the actual operating conditions to choose the appropriate ground turning strategy, so as to realize the full coverage of the wheat field path planning. Simulation experiments of the path planning algorithm are carried out in three actual fields in Jiuhuashan, Anhui Province, with field areas of 1524m², 1856m² and 2057m², respectively. The experimental results show that the average effective working path of the path-planned wheat harvester accounts for 86.7%, and the average coverage of the effective working area is 98.2%.

KEY WORDS: Machine vision, Agricultural navigation, Automatic row alignment, Automatic height alignment, Path planning

目录

摘要	I
ABSTRACT	III
第一章 绪论	1
1.1 课题研究背景及意义	1
1.2 国内外研究现状	2
1.2.1 小麦收获机导航线提取研究现状	2
1.2.2 小麦收获机自动对行与自动对高研究现状	4
1.3 论文研究内容与技术路线	6
第二章 基于机器视觉的小麦边缘导航线提取	7
2.1 小麦边缘图像数据集获取	7
2.2 小麦边缘图像预处理	7
2.2.1 小麦边缘图像畸变矫正	8
2.2.2 小麦边缘图像灰度处理方法	8
2.2.3 小麦边缘图像 Lab 灰度处理	11
2.2.4 小麦边缘图像灰度处理对比实验与分析	12
2.2.5 基于信息熵自适应 OTSU	12
2.2.6 图像滤波降噪	17
2.3 小麦边缘特征区域 ROI 动态提取	20
2.3.1 水平投影提取小麦伪边缘轮廓	20
2.3.2 小麦伪边缘特征点最小二乘法拟合	22
2.4 小麦边缘特征点提取方法	23
2.5 小麦边缘特征点拟合方法	24
2.5.1 基于距离滤波的改进 PROSAC 导航线拟合算法	25
2.5.2 实验与分析	27
2.5.3 导航线拟合效果评价指标	28
2.6 本章小结	30
第三章 小麦收获机自动对行与自动对高调控系统研究	32
3.1 小麦收获机自动对行系统研究	32
3.1.1 纯跟踪算法(Pure Pursuit)设计	32

3.1.2 前视距离的模糊控制方法	33
3.2 小麦收获机自动对高系统研究	36
3.2.1 含倾角的单目视觉测距模型	36
3.2.2 高度检测方法	39
3.2.3 模糊 PID 控制	40
3.2.4 割台高度自动调节系统仿真与分析	44
3.3 本章小结	45
第四章 小麦收获边缘路径规划方法研究	46
4.1 麦田全覆盖路径规划方法及原理	46
4.2 小麦收获机直线路径规划	47
4.3 小麦收获机地头转弯路径规划	50
4.4 小麦收获机路径规划实验结果与数据分析	52
4.5 本章小结	56
第五章 实验结果与分析	57
5.1 实验目的与试验方法	57
5.2 结果与数据分析	58
5.3 讨论	63
第六章 总结与展望	64
6.1 结论	64
6.2 展望	64
参考文献	65
攻读学位期间发表的成果	72
致谢	73

第一章 绪论

1.1 课题研究背景及意义

农业乃立国之本，对于国民经济的发展具有至关重要的意义^[1-3]。我国作为农业领域的重要国家，在智能农业机器人的研发与应用方面，相较于先进国家仍有明显的不足。这些差距主要表现在生产效率的相对不足、生产成本的明显偏高以及在国际市场上的竞争力相对较弱等方面。同时，随着我国人口老龄化趋势的加剧以及大量农村青壮年劳动力向城市转移，农业劳动力短缺问题愈发凸显^[4,5]。面对农业与农村发展的新挑战，发达国家早在 20 世纪 80 年代初就开始对精准农业进行研究与实践，目前该技术已广泛应用于播种、施肥、耕作、喷药、收割等多个农业领域^[6,7]。相较之下，我国在这方面起步较晚，农业机械智能化水平相对较低，从而限制了精准农业技术的推广与实施^[7-10]。进入 21 世纪，中国政府对农业机械装备智能化与自动化的进步给予了高度关注。在“十二五”规划期间，农业机械被列为智能化制造试点的关键领域之一，同时，国家启动了名为“智能化农机技术与装备”的 863 重大项目。该项目以插秧机、播种机、灌溉机、收获机等农业机械的智能化运用为主要研究内容，并致力于研发相应的智能化控制系统。未来，中国将按照分级、分期、分步的战略框架，有序推动无人农场的构建与发展^[11-14]。

在精准农业的实施过程中，自主导航技术扮演着至关重要的角色，它是实现农业机械在田间进行智能化作业的关键技术之一^[15-17]。目前，我国自行走农业机器人主要采用的导航技术是基于 GPS 和北斗的卫星定位导航技术，以及 GLONASS 等精准定位和导航技术^[18]。这些卫星导航技术在自行走机器人导航定位技术中占据主导地位，并被广泛应用于精准农业的导航服务中^[19-21]。GPS 和北斗卫星导航系统的导航精度可达到分米级或厘米级，虽然能够满足对精确定位和导航的需求，但由于卫星导航定位技术存在设备成本较高、回报期长、需要专业人员培训、一些地区信号缺失或不稳定等缺陷，其导航定位系统的稳定性有待提高^[22,23]。然而，目前农业机器人视觉导航技术研究面临一些难点，如算法对复杂农田环境（如光照、农田结构等）的适应性不强、实时性不高等问题^[24-27]。为解

决这些问题，有必要采用数字图像处理技术，根据图像及农机位置信息对农业机器人进行实时控制，以进一步提升视觉导航系统的稳定性和准确性^[28-30]。这将有助于推动精准农业的发展，提高农业生产效率和质量。

自主导航农业机器人的研究与应用可以确保机器人在不需要人工干预的情况下独立工作，降低了农民的劳动强度、节省了农民的劳动时间从而解决农业生产过程中劳动力短缺的问题，也可以避免驾驶员发生误操作从而减少事故的发生^[31-34]。在这样的背景下，本文依托安徽省 2019 年高校协同创新项目“麦玉作物生产关键环节智能装备技术设计与产品研发”（项目编号：GXXT-2019-036）对小麦田间复杂环境下的导航线提取中涉及的关键算法展开深入研究。综上所述，研发一套具备自主作业能力、操作简便且成本经济的智能化农业机器人，对于当前农业生产过程而言具有极其重要的意义和研究价值。

1.2 国内外研究现状

1.2.1 小麦收获机导航线提取研究现状

受益于机器视觉的精确性和高效性，视觉导航技术目前已广泛应用于农业导航领域^[35]。导航线提取的一般流程分别为图像预处理、边缘特征点检测以及边缘特征点拟合，导航图像预处理方法包括 RGB 分量抑制法和超绿化(ExG)方法^[36]。

超绿化方法(ExG)是根据原始 RGB(红色、绿色、蓝色)值引入过量绿色指数将叶片区域与背景区域分开^[37]。Liu 等^[38]采用超绿化方法实现对玉米植株进行图像分割，使玉米植株和土壤背景之间产生清晰的对比，并且在绿色植被分割中表现良好。Liao 等^[39]在图像灰度化过程中将 RGB 幼苗图像转换为 YCrCb 颜色空间并构造 Cg 分量，随后运用超绿化方法构建了颜色指数 2Cg-Cb-Cr 以实现图像的灰度化处理，旨在降低光照变化对灰度化效果的影响从而确保图像处理的稳定性和准确性。由于在 RGB 颜色空间中，两点之间的欧式距离与颜色距离之间并非线性关系，故在对土壤、麦茬、光照等环境因素影响下的麦田图像进行分割后的效果并不理想^[40]。超绿化方法只是对 RGB 图像中的 G 分量进行强化处理，故 RGB 分量抑制法通常应用于农作物与背景颜色相差较大的田间环境^[41,42]。

导航图像边缘特征点检测方法包括 Canny 检测法和角点检测方法。Zhang 等在果园进行路径导航作业中，使用 Canny 算子提取路径边界特征点信息并确定导航路径边、导航线以及偏航角^[43-45]。宫金良^[46]等人依据角点检测原理，通过深

入剖析特征点像素在各个方向上的梯度变化情况精准地剔除伪特征点,有效地消除了传统算法中异常点过多的困扰,并解决了错误剔除玉米根茎定位点的问题,从而显著提升了算法的准确性和可靠性。

宫金良等人^[46]在深入研究角点检测原理的基础上,细致分析了特征点像素在不同方向上的梯度变化情况,并据此成功地剔除了伪特征点,从而有效地解决了传统算法中异常点过多、错误剔除玉米根茎定位点等难题,提高了算法的准确性和可靠性。Canny 检测法适用于作物与背景易分割的情况,其对干扰物非常敏感,并不适用于复杂的麦田环境^[47]。角点检测只是将极值点视为边缘特征点,而小麦边缘特征点并不总是位于极值点处,故角点检测法在对小麦边缘伪特征点进行剔除的同时也可能对边缘特征点造成一定损失,从而影响导航线的拟合效果^[48]。

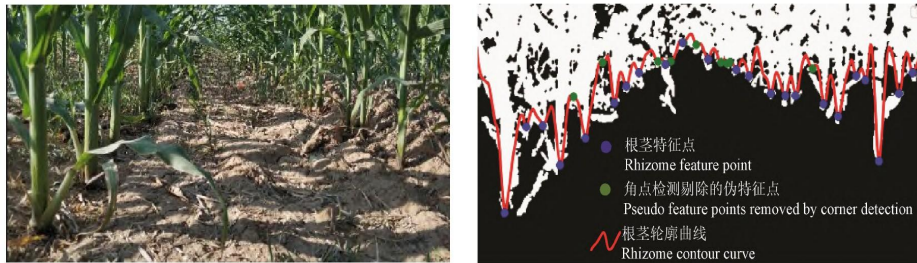


图 1-1 角点检测方法

导航图像边缘特征点拟合方法包括 Hough 变换、最小二乘法以及 RANSAC 方法。Zhang 等^[49]结合 Otsu 方法与粒子群优化实现杂草和作物的分离,最后通过采用基于最小二乘法的线性回归特性对玉米田作物行进行拟合。Winterhalter^[50]等通过视觉数据检测不同生长状态的作物,并采用用于线检测的 Hough 变换拟合平行作物行。He Y 等^[51]针对农田边界线检测时,采用随机样本一致性算法 (RANSAC) 的多边界检测方法对稻田边缘边界和端边界进行检测。最小二乘法的拟合精度在植物缺失或作物密度不均匀的情况下容易受到影响,并且生成的直线往往靠近植物密度远的区域,对离群点非常敏感。Hough 变换检测出来的都是一些离散的线段从而导致目标不明确。RANSAC 方法是通过均匀且随机地选择样本,故较大的计算时间并不适用于农业的实时导航。

针对小麦收割边缘受到麦茬、土壤、光照等环境因素影响导致的导航线提取精度低、运行速度慢等问题,为实现小麦精准化收获作业而提出了一种基于水平投影和梯度下降的小麦收获边缘导航线提取方法。首先通过 LAB 阈值分割、形态学滤波等进行图像分割,然后进行水平投影以提取出小麦收获边缘伪特征点,

将伪特征点进行最小二乘拟合从而获得边缘特征点所在的 ROI 区域，并对该区域进行 Canny 边缘检测来提取出边缘特征点，最后，利用改进的 PROSAC 算法拟合出小麦收获边缘导航线，从而解决了传统算法中所遇到的导航线拟合精度低、拟合速度慢等问题。

1.2.2 小麦收获机自动对行与自动对高研究现状

在导航技术的初始阶段，人们最先专注于基于机械式仿生装置的导航系统研究，后来人们逐步研究出了 GPS 导航系统、激光雷达导航系统以及机器视觉导航系统，如图 1-2 所示。刘炆^[52]等人设计了一种创新的履带式再生稻联合收获机割台仿形装置。该装置的创新之处在于其能够在宽行中央进行精确对行行走，从而显著减少履带对稻田的碾压面积，进而提升再生稻的整体产量。

Ruan 等^[53]在天然养殖环境在户外场景中(通常没有卫星信号的遮挡)，基于卫星定位的全球导航开发了一种基于集成 GPS/INS 导航系统的多功能自动养蟹船，解决了螃蟹养殖中饲喂不均匀、人工成本高的问题。Wang 等^[54]针对果园复杂环境基于三维激光雷达的环境感知与地图构建策略开发了果园自主导航系统，实现果园导航线的提取。李霞^[55]等人开发了一种基于 RGB 视觉相机的玉米作物行检测导航线提取算法，并运用 Hough 变换技术精确拟合了垄间两侧的玉米苗列线。机械式仿生装置虽然可以全天候的进行自动对行作业，但是仿生探测杆由于长时间与作物进行接触而易损坏，其使用寿命较短且维护成本较高。GPS 定位设备的监测精度容易受到对流层干扰的影响，因此大多数 GPS 导航设备无法在复杂环境中连续实现精确导航和定位。而 LiDAR 传感器的成本太高，故不适合于农用车辆的大规模配置。

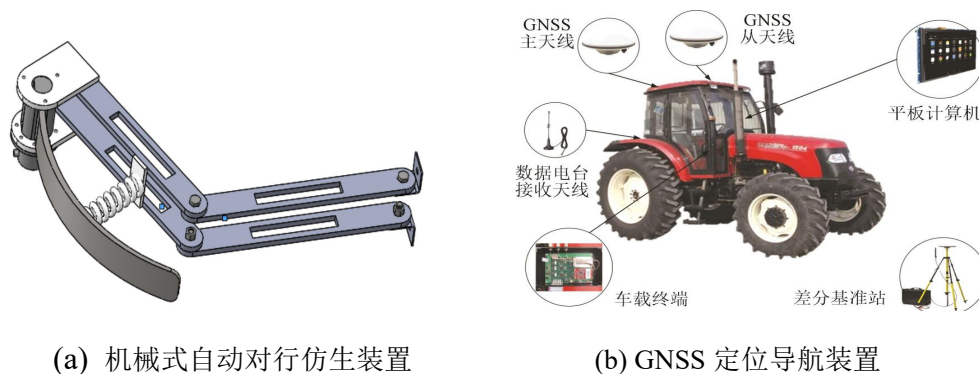


图 1-2 自动对行研究方案现状

谷物收获机在作业过程中，驾驶员需手动调节各项参数，故这一过程受主观

因素影响较大,例如驾驶员可能无法及时根据作物高度调整割台高度从而导致重收、漏收等现象。收获机割台自动对高方式包括机械式自动对高以及使用外部传感器(例如:超声波传感器、激光雷达、红外测距等)来进行自动对高,如图 1-3 所示。胡晓龙^[58]设计了一款适用于小麦收获机割台的弹性仿生机构,在正常工作过程中弹性仿形杆直接接触及地面,该装置能够实现实时检测地面起伏高度并使割台随着地面高低起伏而运作。机械式自动对高装置由于长时间与地面进行接触故易产生形变、磨损等损坏从而影响其使用寿命,在后期的维护过程中也会额外增加成本。传统的外部传感器在进行高度检测时易受到麦茬、杂草等干扰物影响,从而影响自动对高的效果^[59]。

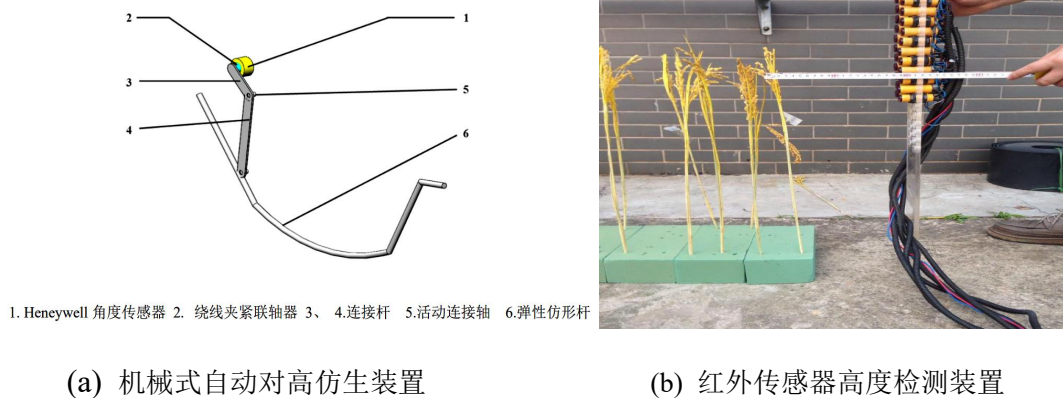


图 1-3 自动对高研究方案现状

基于上述所出现的问题,本文首先通过计算机视觉来对小麦作物边缘进行导航线提取,该导航线也是小麦作物的边缘线。其中提取出的小麦边缘导航线包含横向位移量、航向偏角量等信息。然后,通过控制芯片模块根据横向位移量和航向偏角量模糊计算出前视距离,利用预览点跟踪算法控制驱动模块从而实现小麦收获机的自动对行功能。最后,利用深度相机里的高度识别算法来对小麦边缘导航线进行高度识别,通过一系列计算从而确定割台与地面之间的高度。最后,可通过采用神经网络 PID 算法来控制割台根据距离地高度实时调整位姿从而实现自动对高功能。

1.3 论文主要研究内容和技术路线

本文的研究内容从以下几个方面展开：

(1) 针对小麦收割边缘因受到麦茬、土壤、光照等环境因素影响而导致的导航线提取困难、抗干扰能力弱等问题，本文基于机器视觉研究出一种小麦边缘特征点提取新算法来获取小麦收获边缘导航线，并通过 Pycharm 平台开发一套小麦收获机在麦田中可以实现自动导航收获作业的系统。

(2) 设计一套基于机器视觉的小麦收获机自动对行调控系统。以小麦边缘导航线的横向位移量与航向偏角量为输入量，并以纯追踪算法的前视距离为输出量进行模糊控制，对小麦边缘进行路径跟踪。为评估系统在工作过程中的对行精度和响应速度，构建了自动对行试验平台并制定了详细的自动对行试验方案。通过对试验数据的深入分析，对系统的控制方案进行了针对性的优化和改进。

(3) 设计一套基于机器视觉的小麦收获机自动高度调控系统。以小麦边缘导航线上的边缘特征点为被检测对象进行高度检测，采用基于机器视觉的作物高度检测方法并利用模糊 PID 控制算法设计了一套自动对高控制系统以实现割台高度的控制。

(4) 最后，开发一套小麦收获机路径规划系统。在用户界面输入农机相关参数信息即可规划出合理路径并进行仿真试验。

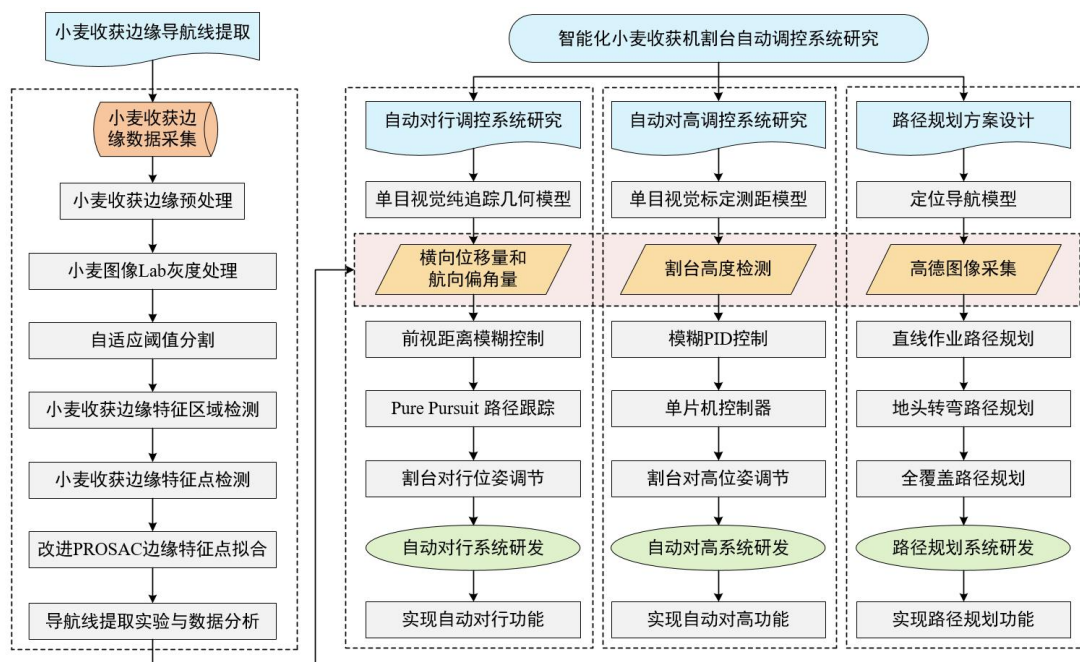


图 1-4 技术路线

第二章 基于机器视觉的小麦边缘导航线提取

2.1 小麦边缘图像数据集获取

小麦边缘图像于 2023 年 6 月 2 日在安徽省滁州市九华山公园试验田内随机对不同地块的图像进行采集，同时分别对晴天、阴天、不同生长状态的小麦收获边缘图像进行采集。为了能够更好地获取田间小麦边缘信息，在采集图像时将摄像头的安装角度设置为 25° 。本文采集到的图像原始大小为 1280×720 ，并分别以 JPG 和 MP4 的格式进行保存。图像采集如图 2-1 所示，共采集原始图像共计 2000 余张，所采集的图像主要包含四个特征分别为小麦已收获区域、小麦未收获区域、小麦收获边缘以及多种环境干扰，从而建立了小麦边缘图像数据库。



(a) 晴天小麦



(b) 阴天小麦



(c) 边缘残缺小麦



(d) 含孔洞的小麦



(e) 25%杂草干扰

(f) 50%杂草干扰

图 2-1 小麦边缘图像数据集

2.2 小麦边缘图像预处理

2.2.1 小麦边缘图像畸变矫正

图像畸变矫正是摄像头校正中的关键步骤,通常用于移除因镜头制造和装配误差造成的图像畸变。根据摄像机类型、畸变类型、畸变程度以及对计算效率的要求等综合因素考虑,对图像进行畸变矫正^[60]。以下是一些常用的图像畸变矫正的方法:

(1) 内参矫正:内参矫正主要是针对摄像机的内在参数,并使用加入畸变参数的内参模型进行矫正。比如使用最小二乘法来获得摄像机的内参模型,这种模型比较简单,但是对于复杂的畸变可能无法完全修正。

(2) 单应矩阵矫正:在某些特定的应用场景中,可以通过单应矩阵进行矫正。然而,此方法需要提前知道畸变前后对应点的位置,通常通过标定板、格子等方式获取,然后通过最小二乘等方式求解单应矩阵。

(3) 多项式模型矫正:采用多项式模型的畸变矫正往往准确性更高,它通过拟合高次多项式来表达径向畸变和切向畸变,它不仅可以处理简单的畸变,还能处理复杂的非线性畸变。

本文采用多项式模型进行矫正图像畸变矫正,从而有效降低在导航线提取过程中因图像畸变产生的横向位移量和航向偏角量误差。

2.2.2 小麦边缘图像灰度处理方法

图像灰度化即将彩色图像转换为灰度图像的处理方式,灰度图像中每个像素的颜色以单一的灰度值表示,该值位于 0 至 255 之间。其中,0 代表黑色,而 255

则代表白色^[61]。相比于彩色图像，灰度图像存在以下优势：①减少噪声干扰：彩色图像中的噪声通常是由于色彩的变化引起的，而灰度图像只有一个通道，减少了噪声的影响，提高了图像的质量。②提高图像处理速度：灰度图像处理速度相比于彩色图像更快，这对于一些实时处理的应用非常重要，例如实时导航等。③方便图像分析和处理：通过灰度化可以突出图像中的主要特征，使得图像更容易被观察和分析。④节省存储空间：相比于彩色图像，灰度图像只需要一个通道的存储空间，可以大大减少图像的存储空间占用，以下是在农业中常用的几种灰度处理方法以及各自的优缺点。

(1) 在 RGB 色彩空间中（如图 2-2 所示），若红色（R）、绿色（G）和蓝色（B）三个分量具有相等的数值，则该色彩会呈现为灰度色，如图 2-2 所示。在将 RGB 图像转换为灰度图像时存在三种主要方法，即最大值法、平均值法和加权平均法。这些方法的选择取决于特定的应用需求和图像特性。最大值法的基本思想是从图像的红色、绿色和蓝色三个分量中，选择数值最大的那一个分量作为灰度值，这种方法将图像中最亮的颜色分量代表该像素点的亮度信息。平均值法，即取 R ， B ， G 三个分量中数值的均值。加权平均法是一种基于重要性及其他相关指标来对不同分量赋予不同权值，进而计算其加权平均值的方法。通过此种方法可以更全面地考虑各分量对整体结果的影响，从而得出更为准确和客观的结论。RGB 图像灰度化存在问题：首先，RGB 图像灰度化只是简单地将红、绿、蓝三个通道的像素值取平均，而不考虑人眼对不同颜色的感知差异。这导致了灰度图像的亮度与人眼感知的亮度并不完全一致，可能会引入一些误差^[62]。此外，由于 RGB 图像灰度化只使用了部分信息，因此可能无法准确地表达原始图像的特征。对于某些任务，如图像识别和图像分割，使用 RGB 图像灰度化可能会导致性能下降，因为一些重要的特征信息可能在灰度化过程中丢失。

$$\left\{ \begin{array}{l} \text{最大值法: } R = G = B = \text{Max}(R, G, B) \\ \text{平均值法: } R = G = B = (R + G + B) / 3 \\ \text{加权平均法: } R = G = B = a * R + b * G + c * B, \\ \text{其中: } a + b + c = 1 \end{array} \right. \quad (2-1)$$

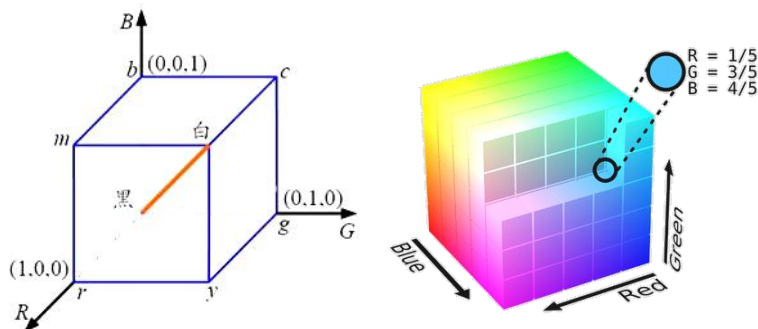


图 2-2 RGB 颜色空间

(2) HSV 色彩模型(如图 2-3 所示)通过调整色调(Hue)、饱和度(Saturation)和亮度(Value)三个参数,实现对颜色的精确描述和表示,如图 2-3 所示。相比于 RGB 模型,HSV 模型的特点是将颜色和亮度属性独立开来,使得颜色的明暗变化更加直观。由于人类对颜色的感知更多地受到光线亮度和颜色的影响而不仅仅是颜色的组成分量,所以它更符合人类对颜色的感知,它能更好地模拟人眼对颜色的感知和辨识^[63]。然而,HSV 模型也存在一些缺点。首先,它并不能完全表示所有可能的颜色组合。虽然色调可以表示出不同种类的颜色,但是饱和度和亮度的限制使得 HSV 模型无法表示出所有可能的颜色。另外,HSV 模型的颜色空间不是均匀分布的,导致在某些区域颜色变化不连续。

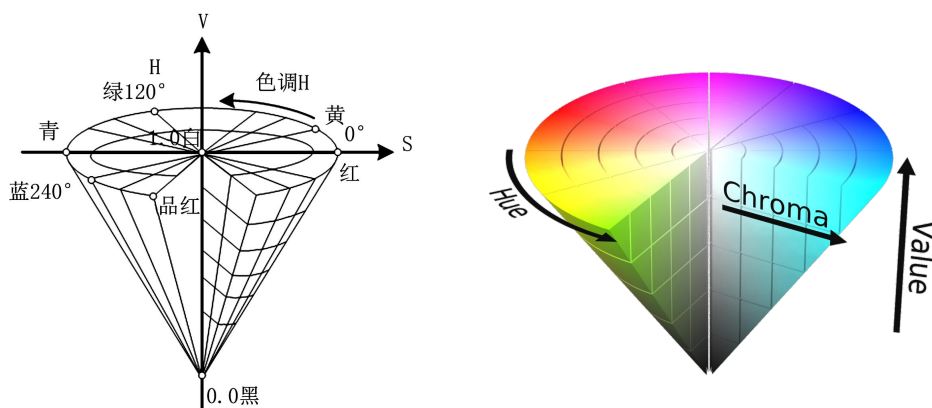


图 2-3 HSV 颜色空间

(3) LAB 颜色模型是一种基于人体生理特性的色彩模式,该模式克服了 RGB 和 HSV 色彩模式的局限。此模型既不依赖于光线条件,也不受特定颜色的影响,理论上能够全面覆盖人眼所能感知的色彩范围。根据视觉感知的均匀性原则,人们在观察两种颜色时感知到的差异,应与这两种颜色在色彩空间中的距离成正比。LAB 模型是一个遵循特定原则的模型,具体结构如图 2-4 所示。此模型由明度(L)和两个与色彩紧密相关的分量 a、b 组成,这种独特的组合方式使得

混合后的色彩效果显得尤为鲜亮。其中，L 分量代表图像的明度（Luminosity），其值域范围从 0 至 100，反映了像素从暗到亮的连续变化。a 分量涵盖了从洋红色到绿色的色彩范畴，其值域为+127 至-128，正值部分代表红色，逐渐过渡到负值部分则为绿色。而 b 分量则描述了从黄色到蓝色的色彩变迁，其值域范围同样为+127 至-128，正值部分代表黄色，负值部分则代表蓝色。LAB 图像中的色彩由这三个分量的相互作用共同塑造。

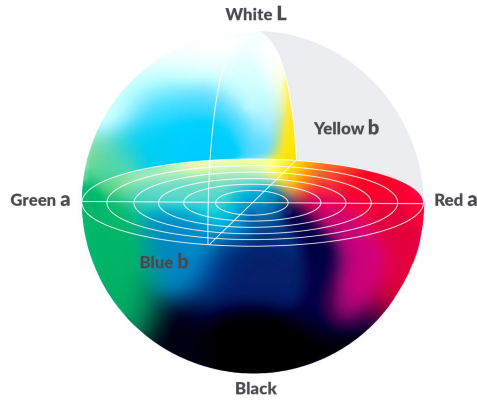


图 2-4 LAB 颜色空间

综上所述，对于一些简单的图像处理任务，RGB 和 HSV 图像灰度化可能是一个简单而有效的选择。但对于一些需要更准确的颜色和特征信息的任务，Lab 图像灰度化方法更为合适。首先，与 RGB 颜色空间相比，Lab 图像是一种基于人眼感知的颜色空间，Lab 颜色空间能更准确地表示亮度和色彩信息。因此，通过 Lab 图像灰度化，可以更好地保留图像的亮度信息，使得灰度图像更能反映原始彩色图像的视觉感受。此外，与 HSV 颜色空间相比，Lab 颜色空间颜色空间是均匀分布，可以表示所有可能的颜色组合，使得颜色的连续性以及明暗变化更加和谐。

2.2.3 小麦边缘图像灰度处理

本文利用 Lab 颜色空间的明度 L 和颜色 a 、 b 是互不干扰这一特征，将麦田图像的 RGB 颜色空间转化为 Lab 颜色空间以降低光照等环境因素对导航线提取的影响。首先，需对 R 、 G 、 B 值进行标准化处理，即将各颜色通道值除以 255，从而得到介于 0 至 1 之间的浮点数。随后，对每一颜色通道实施逆伽马校正。鉴于 RGB 颜色空间与 Lab 颜色空间之间并非直接转换，需借助 XYZ 颜色空间作为桥梁。假设 R 、 G 、 B 分别代表经过标准化与逆伽马校正后的红、绿、蓝通道值，那么 RGB 与 XYZ 颜色空间之间的关系可表述如下：

$$[X, Y, Z] = M * [R, G, B] \quad (2-2)$$

此时， M 代表系数矩阵。以下是从 XYZ 颜色空间转换到 Lab 颜色空间的公式：

$$\begin{cases} L = 116 * f(Y_1) - 16 \\ a = 500 * [f(X_1) - f(Y_1)] \\ b = 200 * [f(Y_1) - f(Z_1)] \end{cases} \quad (2-3)$$

其中， X_1 、 Y_1 和 Z_1 分别是 X 、 Y 、 Z 线性归一化之后的值，非线性函数 $f(t)$ 计算公式为：

$$f(t) = \begin{cases} t^{1/3}; & t > 0.008856 \\ 7.787 * t + 16/116; & t \leq 0.008856 \end{cases} \quad (2-4)$$

2.2.4 小麦边缘图像灰度处理对比实验与分析

基于 OpenCV 平台并采用不同灰度处理算法对小麦图像（图 2-5 所示）进行定量分析，图像分割结果如图 2-6 所示，其中包括 RGB 颜色空间下的 R、G、B 分量抑制方法、2R-G-B 方法以及超绿化方法。从图 2-6（a）、图 2-6（b）、图 2-6（d）的分析中可以得知，收获图像中的已收获区域与未收获区交互存在且区域内部含有较多干扰点，故不易直接区分。从图 2-6（c）、2-6（e）的分析中可以得知，小麦收获边缘线并不清晰，故不利于导航线的提取。从图 2-6（f）的分析中可以得知，图像经过 Lab 运算后已收获区域与未收获区域之间的区别变得更加明显。此外，这种方法还能够突出小麦收获边缘线与麦田背景之间的对比度，故适合作为小麦收获图像的灰度化方法。



图 2-5 小麦收获边缘原始图像

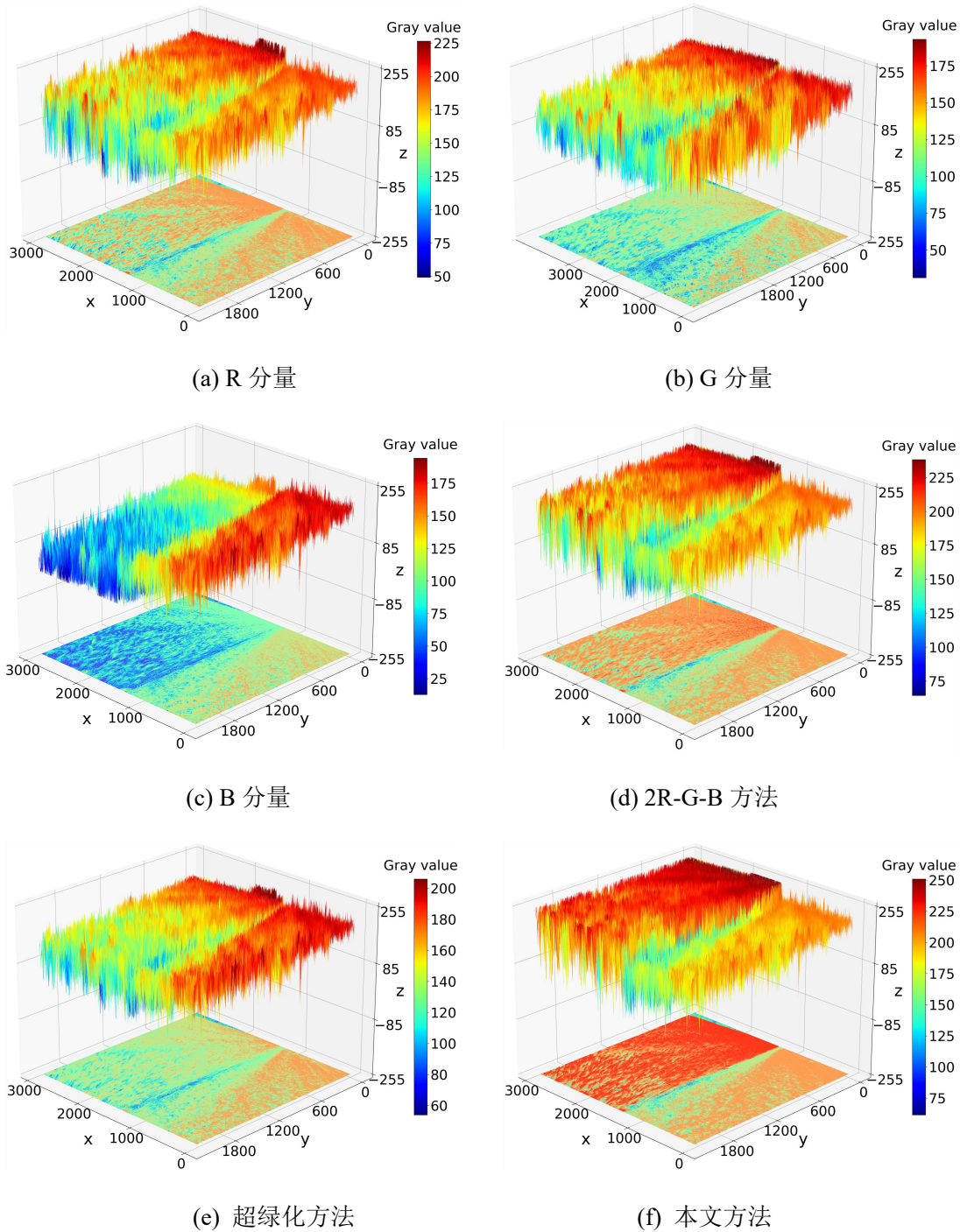


图 2-6 小麦边缘图像颜色特征空间与灰度化分割对比结果

2.2.5 基于信息熵自适应 OTSU

如图 2-7(a)所示, 由图 2-5 中提取的 RGB 分量灰度直方图可知, 对于小麦图像的 R、G、B 三个分量均未出现明显波谷, 因此无法使用该方法来进行阈值分割。而将 RGB 颜色空间转化为 Lab 颜色空间, 利用 Lab 颜色模型的亮度和色彩信息来对图像进行灰度处理能够在 B 分量上出现明显的波峰和波谷, 如图 2-7(b)

所示，因此可以对小麦图像进行阈值分割。

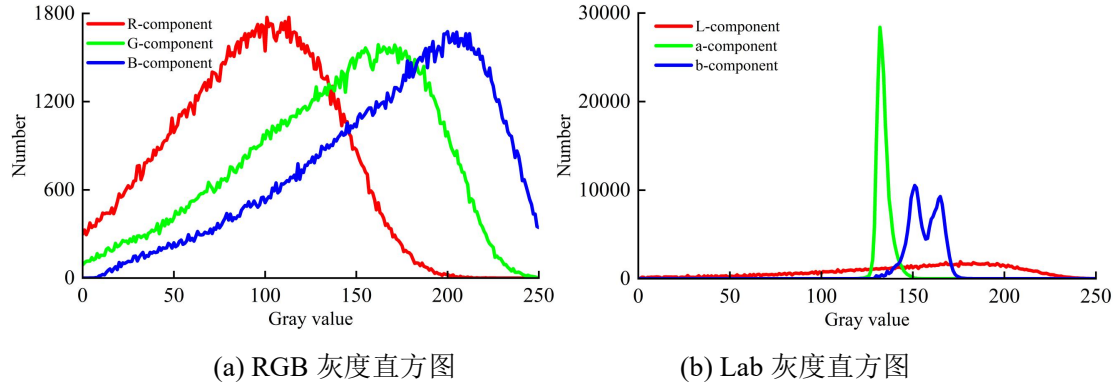


图 2-7 小麦灰度直方图

2.2.5.1 OTSU 二值化

在图像二值化的过程中，确定合适的阈值是至关重要的步骤。尽管基于经验可以设定一个固定的阈值，但这种做法的适用性有限且仅适用于特定的场景。为了应对多变的实际环境，因此需要一个能够动态调整的阈值。Otsu 方法作为一种自动阈值确定方法，其关键在于通过最小化类内方差和最大化类间方差来确定阈值。该方法因其出色的稳定性、简便的计算过程以及高效的匹配能力，在视觉图像特征分割领域中占据了重要地位^[65]。在 Otsu 图像分割算法中，灰度直方图 $h(i)$ 被用作混合概率密度函数 $p(i)$ 的近似值，其中 i 同样取值于 0 到 $L-1$ 的整数范围内。表达式为：

$$p(i) = \sum_{j=0}^i P_i p(i|j) \quad i = 0, 1, 2, \dots, L-1 \quad (2-5)$$

$$\begin{cases} P_0(t) = \sum_{i=0}^t h(i) \\ P_1(t) = \sum_{i=t+1}^{L-1} h(i) \end{cases} \quad (2-6)$$

$$\begin{cases} L_0(t) = \frac{1}{P_0(t)} \sum_{i=0}^t h(i)i \\ L_1(t) = \frac{1}{P_1(t)} \sum_{i=t+1}^{L-1} h(i)i \end{cases} \quad (2-7)$$

式中： $P_0(t)$ 和 $P_1(t)$ 分别是目标和背景的后验概率； $L_0(t)$ 和 $L_1(t)$ 是均值灰度值。

传统 Otsu 的阈值计算为：

$$t^* = \arg \min_{0 \leq t \leq L-1} \left\{ \sum_{i=0}^t h(i)(i - L_0(t))^2 + \sum_{i=t+1}^{L-1} h(i)(i - L_1(t))^2 \right\} \quad (2-8)$$

即：

$$t^* = \arg \min_{0 \leq t \leq L-1} \left\{ \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^1 h(i) u_j(i) (i - L_j(t))^2 \right\} \quad (2-9)$$

其中：

$$\begin{cases} u_0(i) = \begin{cases} 1, & i \leq t \\ 0, & i > t \end{cases} \\ u_1(i) = \begin{cases} 1, & i \leq t \\ 0, & i > t \end{cases} \end{cases} \quad (2-10)$$

从上述分析可知，传统的 Otsu 分割法假定目标和背景的概率分布近似相等。若不满足前提，则可能引发方差效应，从而导致错误的图像分割结果。

2.2.5.2 基于信息熵优化的自适应 OTSU 二值化

最大类间方差（Otsu）分割法是一种在颜色空间差异基础上区分农作物与杂草的技术手段。然而，在光照条件发生显著变化或作物与杂草颜色接近时，该方法的分割效果并不理想。针对此问题，本文深入探讨了传统 Otsu 分割法受样本方差影响的局限性，并引入均值聚类分析进行改进。同时，结合信息熵理论对阈值分割进行了正则化调整，旨在提高算法的通用性和适应性。除此之外，本文还设计了一种自适应阈值更新策略，通过利用 Sigmoid 函数有效降低了图像背景噪声对阈值调整的干扰并整合了矩阵解耦变换技术。这种方法有效降低了阈值对噪声的敏感度，从而实现了农作物与背景分割精度的显著提升。实验结果如图 2-8 所示。对于给定的灰度图像 G ，其灰度直方图所揭示的灰度级概率分布可以表达为：

$$\begin{cases} h(i) (i = 0, 1, 2, \dots, L-1) \\ \sum_{i=0}^{L-1} h(i) = 1 \end{cases} \quad (2-11)$$

灰度均值为：

$$m = \sum_{i=0}^{L-1} i h(i) \quad (2-12)$$

则有：

$$\begin{aligned}
 \sum_{i=0}^{L-1} h(i)(i-m) &= \sum_{i=0}^t h(i)(i-m_0(t))^2 + \sum_{i=t+1}^{L-1} h(i)(i-m_1(t))^2 \\
 &+ \sum_{i=0}^t h(i)(m_0(t)-m)^2 + \sum_{i=t+1}^{L-1} h(i)(m_1(t)-m)^2 = \sum_{i=0}^t h(i)(i-m_0(t))^2 \\
 &+ \sum_{i=t+1}^{L-1} h(i)(i-m_1(t))^2 + P_0(t)P_1(t)(m_0(t)-m_1(t))^2
 \end{aligned} \tag{2-13}$$

对阈值分割函数进行归一化处理，则：

$$\begin{aligned}
 F(t) &= \frac{\sum_{i=0}^t h(i)(i-m_0(t))^2 + \sum_{i=t+1}^{L-1} h(i)(i-m_1(t))^2}{\sum_{i=t+1}^{L-1} h(i)(i-m)^2} \\
 &= 1 - \frac{P_0(t)P_1(t)(m_0(t)-m_1(t))^2}{\sum_{i=t+1}^{L-1} h(i)(i-m)^2}
 \end{aligned} \tag{2-14}$$

式中： $F(t)$ 满足 $0 < F(t) < 1$ 。可将概率信息熵表示为：

$$H_\alpha(P(t)) = \frac{1}{1-\alpha} \left(\sum_{i=0}^1 (P_i(t))^\alpha - 1 \right) \tag{2-15}$$

取 $\alpha=2$ 时可计算为：

$$H_2(P(t)) = 1 - \sum_{i=0}^1 (P_i(t))^2 \tag{2-16}$$

因 $P_0(t) + P_1(t) = 1$ ，则：

$$H_2(P(t)) = 2P_0(t)P_1(t) \tag{2-17}$$

该式的取值范围在 0 到 0.5 之间。即：

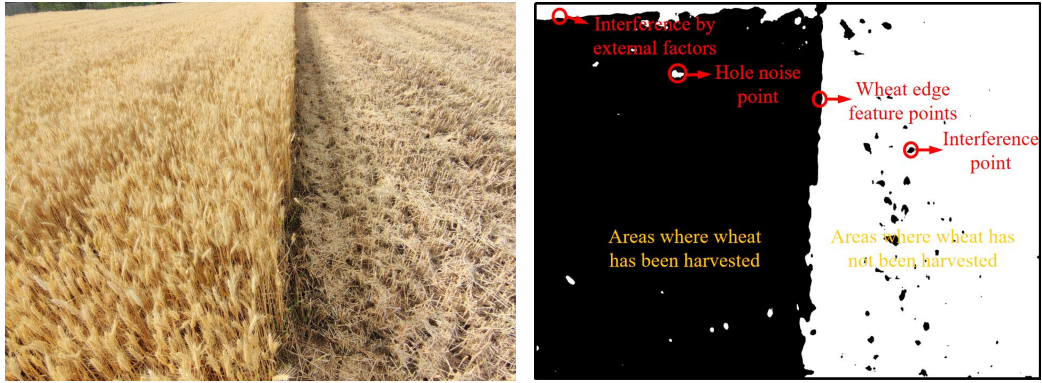
$$t^*(\lambda) = \arg \min \{F(t) + 2\lambda H_2(P, t)\} \tag{2-18}$$

式中： λ 代表用于调整阈值的修正参数。阈值的选择与 λ 的值紧密相关，并且 λ 必须满足 $\lambda \leq 1$ 的条件。该方法可以削弱图像噪声对阈值参数调整过程的影响，从而提高参数更新的准确性。以下为该方法的计算公式：

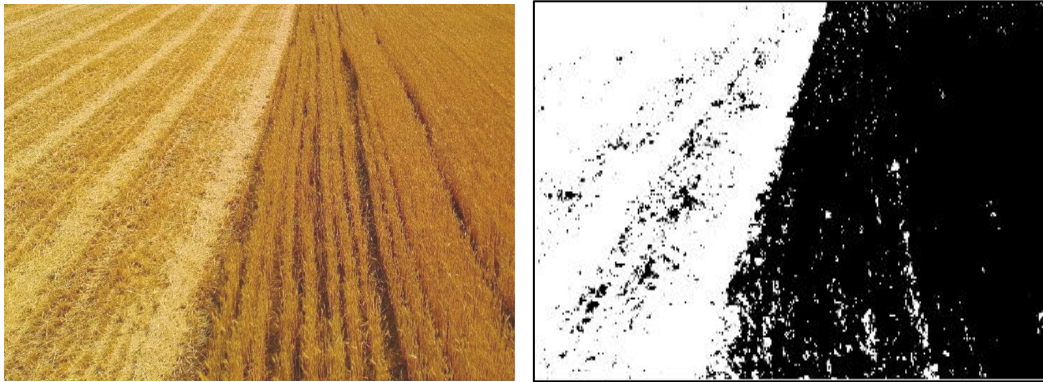
$$\lambda = \frac{e(t)}{2} + \beta \left\{ \frac{1}{1 + \exp[-\alpha |e(t)e(t-1)|]} - 0.5 \right\} \tag{2-19}$$

式中 $e(t)$ 的表达式为 $H_{2\max} - H_{2\min}$ ；在此模型中， β 担任参量控制因子的角色，负责调整历史信息在决策过程中的权重；而 α 则起着调节熵值相关性解耦的作用。经过精心设定， β 的值确定为 0.25， α 的值设定为 0.5，以满足 $0 < \beta <$

1 和 $0 < \alpha < 1$ 的条件。为了增强二值分割的精准度，接下来将对分割后的图像进行中值滤波和形态学处理以消除图像中的离散噪声点，从而提高分割结果的准确性。此外，通过形态学腐蚀操作将能够有效地保留小麦边缘轮廓，同时去除与作物无关的杂草等噪声点。



(a) 浓密小麦自适应阈值分割实验结果



(b) 稀疏小麦自适应阈值分割实验结果

图 2-8 不同场景实验结果

2.2.6 图像滤波降噪

图像处理过程易受到外部环境和人为因素的干扰，从而产生二值图像中的噪声干扰。例如，麦田中杂草的存在以及光照条件的变化，可能导致二值图像中出现孔洞噪声，进而影响收获机导航线的提取精度。为解决这一问题，对二值图像进行多次形态学处理，这种处理能够在去除小面积噪声的同时保持作物的基本形状特征不变。然而，形态学处理往往会导致图像连续性降低并可能产生模糊变化，因此本文通过采用滤波器的方法进行图像滤波降噪。

2.2.6.1 形态学滤波

1) 开运算：结构体 B 对结构体 A 进行腐蚀，然后对腐蚀后的结果再用结构

体 B 进行膨胀操作。运用腐蚀操作对图像进行处理目的在于去除图像中的微小干扰, 随后再对腐蚀处理后的图像进行膨胀操作目的在于平滑较大物体的边缘轮廓。开运算操作过程, 如图 2-9(c) 所示。开运算符合表示为: $A \circ B$, 其定义为:

$$A \circ B = (A \ominus B) \oplus B \quad (2-23)$$

2) 闭运算: 结构体 B 对结构体 A 进行膨胀操作, 随后对膨胀后的结果用结构体 B 进行腐蚀操作。此过程旨在填充物体内部的微小空洞, 连接相邻物体并平滑边界。这一闭运算操作过程如图 2-9(c) 所示。表达式为:

$$A \bullet B = (A \oplus B) \ominus B \quad (2-24)$$

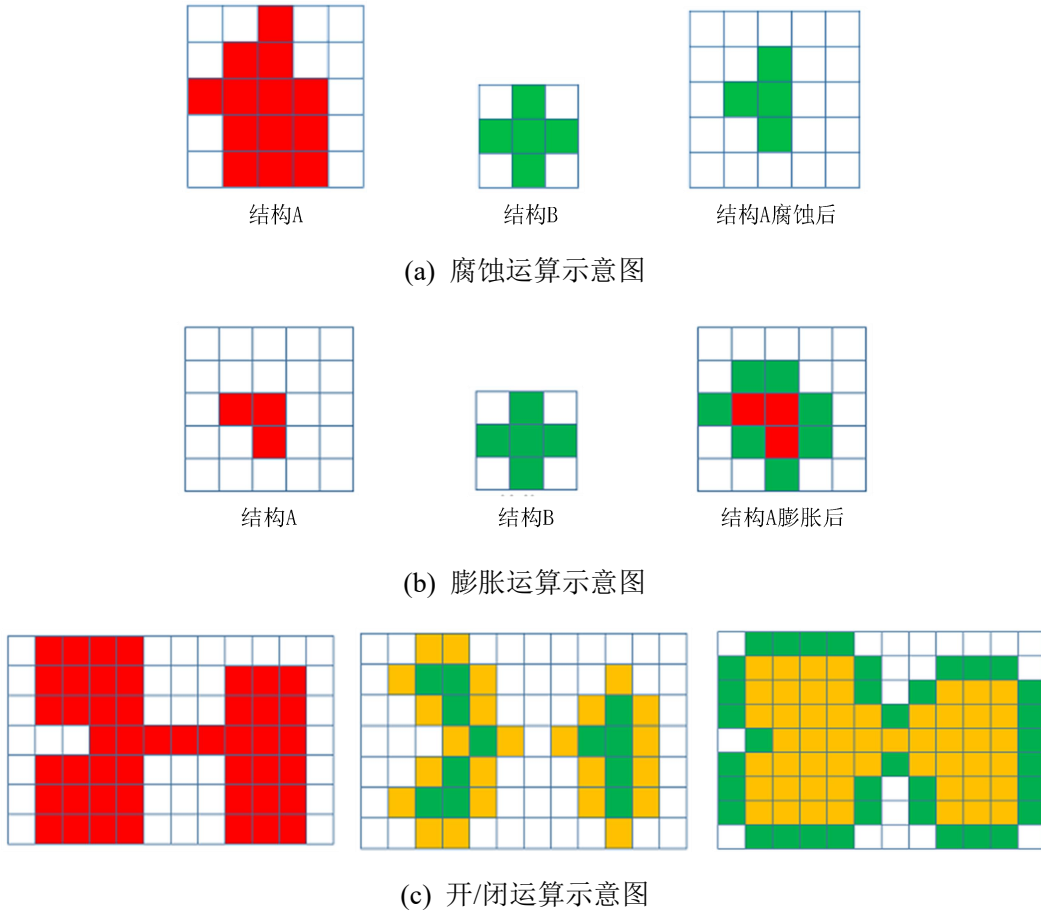


图 2-9 形态学滤波示意图

2.2.6.2 中值滤波

中值滤波是一种非线性滤波方法, 根据实验研究中值滤波是滤除噪声污染的有效方法。该工作原理的核心在于应用 $M \times N$ 大小的滤波器对图像的不同像素值进行排序从而生成动态变化的数据序列, 随后将排序后的中间值替换为待处理数

据^[67]。中值滤波公式为：

$$g(x,y) = medf\{f(x-k,y-l), (k,l \in w)\} \quad (2-25)$$

经处理后的图像 $g(x,y)$ 由原始图像 $f(x,y)$ 与二维输入模板 w 进行卷积运算得到。其中，滤波器 w 的尺寸一般为 3×3 或 5×5 的矩形区域。

2.2.6.3 滤波实验结果对比及分析

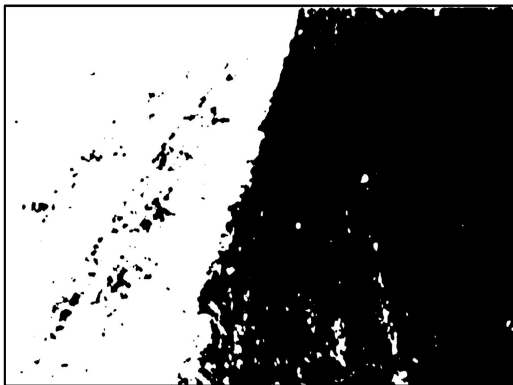
经过对分割后的小麦作物二值图像进行中值滤波和形态学滤波处理，本文旨在达到降低噪声的效果。根据图 2-10 实验结果分析，对图像进行腐蚀处理后，农作物区域发生收缩使得图像边缘区域更加清晰可辨，然而，腐蚀处理会导致图像连续性降低并产生模糊变化。中值滤波在处理椒盐噪声方面展现出卓越的性能，其效果相较于处理高斯噪声而言更为显著。与形态学滤波相比，中值滤波在去除噪声方面表现更为突出。在实验过程中采用的是 5×5 的中值滤波器，图像中的椒盐噪声大部分被去除。



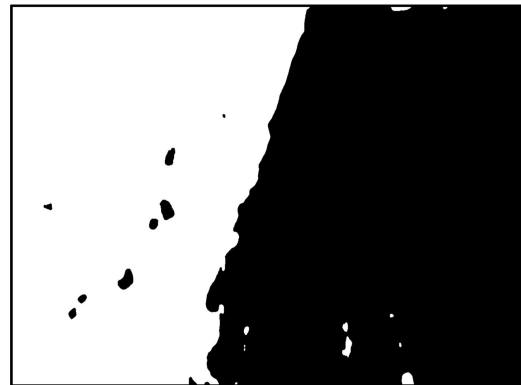
(a) 田块一：形态学滤波图像



(b) 田块一：中值滤波图像



(c) 田块二：形态学滤波图像



(d) 田块二：中值滤波图像

图 2-10 图像滤波处理

2.3 小麦边缘特征区域 ROI 动态提取

ROI (Region of Interest, 感兴趣区域) 提取的方法主要包括以下几种: (1) 矩形 ROI 提取: 该方法根据图像的矩形范围选择区域, 常用于 ROI 为矩形区域的图像, 但是只适用于那些 ROI 为矩形区域的图像, 对于非矩形的 ROI 分割效果不好。(2) 多边形 ROI 提取: 在一些情况下的 ROI 可能不是一个标准的矩形, 可能是一个任意的多边形, 此时可以使用多边形 ROI 提取, 但是设置多边形的过程可能较为复杂。(3) 手动选择 ROI: 在某些情况下对图像中的某一部分感兴趣, 可以手动选择这个区域, 该方法优点是精确度最高完全能符合用户预期, 但是工作量大不适合批量处理。(4) 基于阈值的 ROI 提取: 通过设定一定的阈值, 将满足条件的区域分离出来。这种方法适合于那些背景和物体有明显区别的情况, 但是对阈值的选取有较高的要求, 且对图像的噪声敏感^[68]。

小麦收获机在实时导航收获作业过程中, 如果能仅针对感兴趣区域 (ROI) 内的边缘小麦进行图像处理将显著提升导航效率, 同时还能有效滤除各类干扰因素, 这将有利于导航线的快速迭代从而确保小麦收获机自动收获作业的实时性。为此本文根据小麦二值图像的特性提出了一种基于水平投影变换和最小二乘法来动态提取小麦收获边缘特征区域 (ROI) 的新方法。

2.3.1 水平投影提取小麦伪边缘轮廓

2.3.1.1 小麦二值图像水平投影

二值图像水平投影是一种处理二值图像的常用方法, 水平投影是将二值图像的每一行的所有像素值相加, 得到一个行向量。这个向量的大小就反映了图像在每一行的黑色 (或白色) 像素的数量, 通过这个向量可以获得图像中某个特征的位置信息, 这种方法的优点是对于一些需要分割行或者列的任务非常有效。具体步骤如下:

(1) 初始化一个长度为图像高度的零向量。

(2) 遍历二值化后的图像中每一个像素, 将每一行中值为 1 的各项累加在一起, 并将结果存储到相应的向量位置 (对应行的索引) 上。

(3) 结束后, 这个向量就是二值图像的水平投影, 实验结果如图 2-11(b) 所示。



(a) 小麦收获边缘原始轮廓

(b) 小麦收获边缘伪轮廓

图 2-11 水平投影结果

2.3.1.2 小麦伪边缘提取

由于传统边缘检测算法是对图像中的所有区域进行检测，故检测后的结果中常伴随大量的干扰点。为解决上述问题，本文首先通过采用水平投影算法将二值图像的行像素值进行累加。如图 2-11(b)所示，图中白色区域为小麦已收获区域，黑色区域为小麦未收获区域，二者的交界线可近似视为小麦收获边缘轮廓线。然后，通过利用 Canny 算法对水平投影的图像进行边缘检测获得伪边缘，如图 2-12 所示。伪边缘提取公式为：

$$S(row) = \sum_{col=0}^w I(row, col), row \in (0, h) \quad (2-26)$$

式中： h 、 w ——图像的高度和宽度像素尺寸；

row ， col ——图像像素的行序号和列序号；

$I(row, col)$ ——图像第 row 行第 col 列像素值。

其中 h 、 w 为图像的高度和宽度像素尺寸； row ， col 分别为图像像素的行序号和列序号； $I(row, col)$ 为图像第 row 行第 col 列像素值。

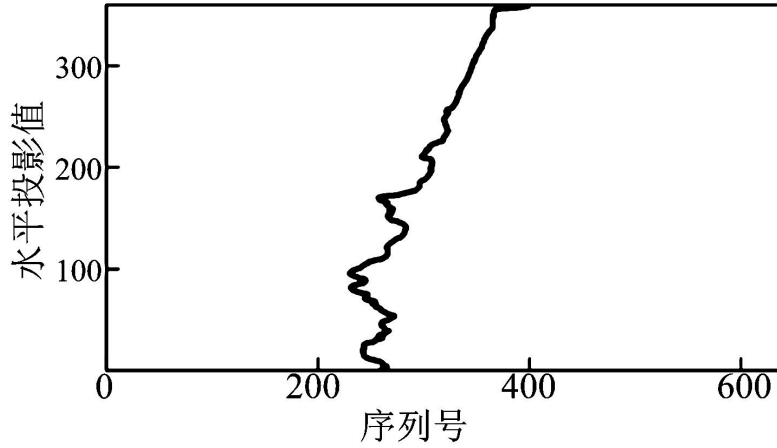


图 2-12 小麦收获边缘伪特征点

2.3.2 小麦伪边缘特征点最小二乘法拟合

本文采用最小二乘法来提取小麦边缘特征区域 (ROI) 的中心线。最小二乘法是一种广泛应用于数学优化领域的技术,其核心在于通过最小化预测值与实际观测值之间的残差平方和,以寻求最佳函数匹配。该方法的基本步骤如下:(1) 选择一个函数形式,通常为一次、二次...多项式。(2) 计算预测值和实际观测值之间的差(残差)。(3) 将残差的平方和作为误差,构造一个优化问题。(4) 通过求解优化问题获得函数的最佳参数值^[69]。

首先采用高度为 h 的行扫描距离进行伪边缘特征点提取,然后对提取出的伪边缘特征点进行最小二乘法拟合从而获得小麦边缘特征区域(ROI)中心线。根据小麦边缘伪特征点近大远小的性质,将 ROI 中心线的上端点以 $2L_a$ 、下端点以 $2L_b$ 的像素距离分别进行水平偏置,如图 2-13(a)所示。则此时 ROI 中心线的上下端点的像素坐标分别为 (X_{up}, Y_{up}) 和 (X_{down}, Y_{down}) ,则可以确定小麦边缘特征区域(ROI)的上下 4 个定位点的像素坐标分别为 $(X_{up}-L_a, 0)$ 、 $(X_{up}+L_a, 0)$ 、 $(X_{down}-L_b, h)$ 和 $(X_{down}+L_b, h)$ 。小麦边缘特征区域(ROI)中心线提取公式为:

$$\delta = \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2 \quad (2-27)$$

式中: δ ——残差平方和;

y_i ——拟合点的纵坐标;

$\hat{y}_i$ ——拟合直线上点的纵坐标;

n ——拟合点数量。

进而可得:

$$\left\{ \begin{array}{l} k = \frac{n \sum_{i=1}^n x_i y_i - \sum_{i=1}^n x_i \sum_{i=1}^n y_i}{n \sum_{i=1}^n x_i^2 - (\sum_{i=1}^n x_i)^2} \\ b = \frac{\sum_{i=1}^n x_i^2 \sum_{i=1}^n y_i - \sum_{i=1}^n x_i \sum_{i=1}^n x_i y_i}{n \sum_{i=1}^n x_i^2 - (\sum_{i=1}^n x_i)^2} \end{array} \right. \quad (2-28)$$

式中： k ——斜率；

b ——截距；

x_i ——拟合点的横坐标。

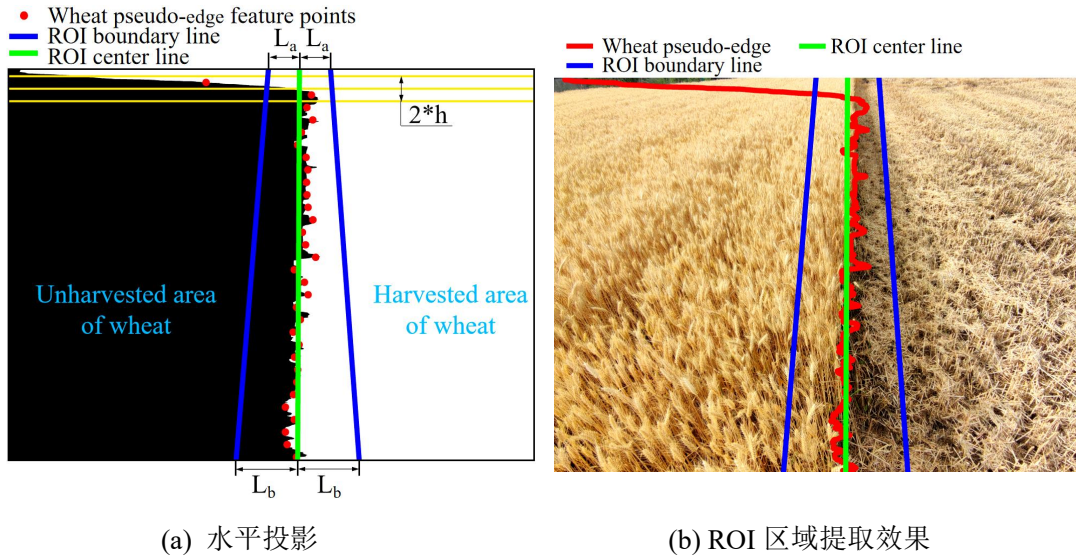


图 2-13 小麦收获边缘特征区域的提取

2.4 小麦边缘特征点提取方法

常见的边缘特征点检测算法主要有以下几种：（1）Sobel 算子：Sobel 算子是一种常用的空间滤波器，用于边缘检测。它通过计算图像的一阶导数来检测边缘。但是该方法对噪声敏感，只能检测到较大幅度的边缘。（2）Prewitt 算子：类似于 Sobel 算子，但是对角线方向上的权重值不同。该方法能够更好的检测 45 度方向的边缘，但是该算子和 Sobel 算子相同，对噪声敏感。（3）Laplacian 算子：基于图像的二阶导数，可以更好地检测边缘。优点是对噪声的敏感性较低。缺点是可能检测到非边缘的尖锐部分。（4）Canny 边缘检测：较为完整的边缘检测算法，先使用 Gaussian 滤波器消除噪声，然后找到图像的强度渐变的方向，

最后应用双阈值检测和边缘连接来确定真实的边缘。该算法能更好地抵抗噪声，提供真实而明确的边缘。传统 Canny 检测算子是对图像中的所有区域进行边缘检测，故导致计算机在对图像边缘检测后的结果中常伴随大量的干扰点，这将增加边缘导航线提取精度和时间^[70]。

首先，利用 Sobel 水平和垂直算子对上述所提取的 ROI 区域图像进行卷积计算从而得到幅值 G 和角度 θ 。然后根据角度 θ 对幅值 G 进行非极大值抑制来计算出小麦收获边缘。最后，采用高度为 h 的行扫描距离进行边缘特征点提取，如图 2-14(b)所示。计算机利用本文的算法已经将大量的干扰点与边缘特征点区分开来。边缘特征点提取公式为：

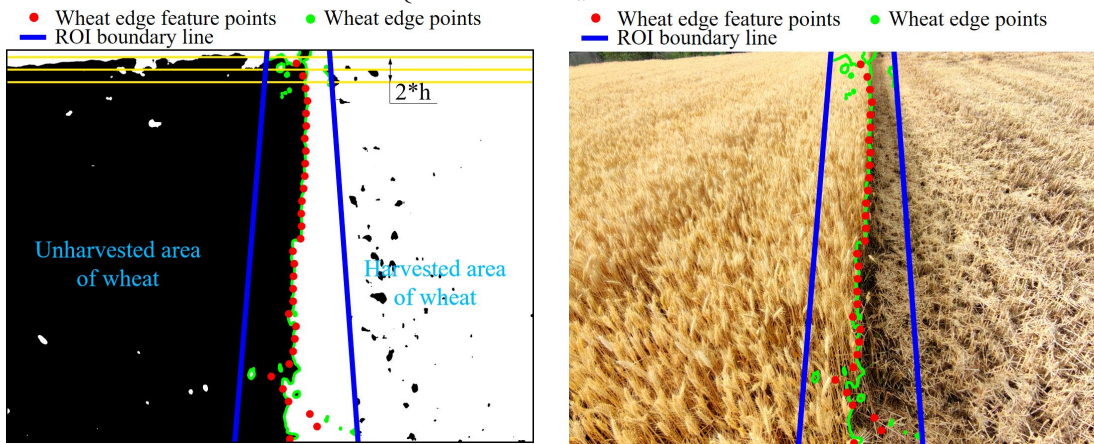
$$\begin{cases} G_x = \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -2 & -1 \end{bmatrix} * A \\ G_y = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix} * A \end{cases} \quad (2-29)$$

式中： G_x ， G_y ——水平和垂直方向的幅值；

A ——输入图像。

通过上式，可以求得：

$$\begin{cases} G = \sqrt{G_x^2 + G_y^2} \\ \theta = \arctan\left(\frac{G_y}{G_x}\right) \end{cases} \quad (2-30)$$



(a) 边缘检测

(b) 边缘特征点提取效果

图 2-14 小麦收获边缘特征点的提取

2.5 小麦边缘特征点拟合方法

特征点拟合方法可以分为线性回归和多项式回归两类。线性回归是一种通过找到最能描述自变量和因变量线性关系的直线进行预测的算法，它计算简便易于实现。多项式回归：多项式回归是线性回归的扩展，其需要合适的非线性模型，且计算复杂度较高。本文采用线性回归方式对小麦边缘特征点进行拟合，常见的线性回归方式包含最小二乘法、Hough 变换以及 RANSAC 算法等^[71]。

(1) 最小二乘损失函数对离群点、噪声非常敏感，即使只有极少数的异常值也可能对所估计的参数造成很大的影响，如果数据的实际关系非线性则可能会造成拟合不准确。

(2) Hough 变换检测出来的都是一些离散的线段，由于每一条线段都有它的直线特征，所以导致目标不明确。

(3) RANSAC 算法会根据预设的阈值来判断数据点是否符合该模型。然而，在数据集中存在大量异常值的情况下，RANSAC 算法的估计结果可能会受到影响导致其准确性下降。此外，该算法还需要用户手动设置一些参数，这进一步增加了算法应用的复杂性。

基于上述边缘点拟合算法所存在的拟合速度慢、拟合精度低以及抗干扰能力弱等问题，提出了一种基于距离滤波的改进 PROSAC 导航线拟合算法。

2.5.1 基于距离滤波的改进 PROSAC 导航线拟合算法

2.5.1.1 RANSAC 算法 (Random Sample Consensus)

传统 RANSAC 算法程序运行步骤如下：

(1) 随机采样：从数据集中随机选择一组样本作为内点集合，用于估计模型参数。

(2) 模型拟合：使用选定的内点集合拟合模型，得到模型参数。

内点筛选：对于剩余的数据点，计算其与拟合模型之间的误差，将误差小于阈值的数据点归为内点。

(3) 模型评估：统计内点数量作为模型的评估指标。

(4) 迭代更新：经过反复执行前述步骤，将持续执行迭代更新过程，直至达到预设的迭代次数或满足特定的停止条件为止。

2.5.1.2 PROSAC 算法

PROSAC 算法是对 RANSAC 算法的改进，它通过引入排序机制来提高采样的质量。PROSAC 算法首先根据数据点与当前模型的拟合误差进行排序，然后按照一定的概率选择数据点进行采样。这样可以使得采样过程更加倾向于选择符合模型的数据点，从而提高了估计结果的准确性。PROSAC 算法相比于 RANSAC 算法在估计结果准确性上有所提升，但仍然需要手动设置一些参数^[72]。其公式如下：

(1) 样本排序：对数据集中的样本进行排序，按照某种准则（如残差大小）进行排序。

(2) 阈值计算：根据排序后的样本，计算出一个阈值，用于判断样本是否为内点。

(3) 内点筛选：对于每个样本，根据阈值判断其是否为内点。

(4) 模型拟合：使用选定的内点集合拟合模型，得到模型参数。

(5) 模型评估：统计内点数量作为模型的评估指标。

(6) 迭代更新：重复执行上述步骤。

2.5.1.3 改进 PROSAC 算法

本文改进的 PROSAC 算法在 PROSAC 的基础上进一步优化了内点筛选和模型评估的过程，它通过引入自适应采样策略根据当前模型的拟合误差和数据点的分布情况，动态地调整采样概率，使得采样过程更加智能化。本文改进的 PROSAC 算法相比于 RANSAC 算法和 PROSAC 算法在估计结果准确性和鲁棒性上都有所提升，并且减少了对参数的依赖。本文改进 PROSAC 算法的内点筛选规则如下：

(1) 样本排序：所有样本点的集合表示为 U_N ，样本点根据其是内点的可信度 q 大小来按降序排序如式 2-31。通过计算出每个样本点到参考线几何距离 d 来得出内点可信度 q ，当几何距离 d 越小时则对应样本点是内点的可信度 q 就越大，其计算公式如式 2-32。

$$m, n \in U_N : m < n \Rightarrow q_m \geq q_n \quad (2-31)$$

$$\begin{cases} L: Ax + By + C = 0 \\ d_m = \frac{|Ax_m + By_m + C|}{\sqrt{A^2 + B^2}} \\ q_m = -\lg(d_m) \end{cases} \quad (2-32)$$

(2) 阈值计算：由于标准偏差 (Standard Deviation) 对样本量和异常值较为敏感，本文使用中位数绝对偏差 (Median Absolute Deviation)，它不会因异常值而导致估计值出现严重偏差。其计算公式如下：

$$\delta = \text{median}(|Y_i - \text{median}(Y)|) \quad (2-33)$$

但是由于中位数绝对偏差是通过所有点的统计计算得出，当样本点过于分散时则中位数绝对偏差值会偏大，故内点可信度 q 较高的点也可能会在进一步的迭代中被视为异常值。本文通过设置阈值 T_M 来约束内部点的数量从而提高导航线的拟合精度。阈值 T_M 计算公式为：

$$T_M = P \cdot N \quad (2-34)$$

其中 P 是样本点成为内点的概率，通常是从数据集 U_N 中随机抽取若干个样本，通过计算样本异常的平均值与其最小值的结果来确定 P 。其中 N 是拟合结果最好的样本点数量，本文为了提高算法的泛化性，根据经验设置 N 为 $\max(2, 0.5T_M)$ 。

(3) 内点筛选：对于每个样本，根据阈值判断其是否为内点。

(4) 模型拟合：使用选定的内点集合拟合模型，得到模型参数。

(5) 模型评估：统计内点数量作为模型的评估指标。

(6) 迭代更新：最大迭代次数 I_M 表示算法获得正确模型时所需的采样次数，概率为 η 。因为样本点的分布是二项分布，所以存在概率 η 在最大迭代次数下至少成功一次 I_M 。通常 η 设置为 0.99，这确保了至少一次成功采样的概率为 99%，因此本算法不超过 7 次迭代即可获得最佳模型。 K 表示求解模型的最小点数，在线性拟合过程中取值为 2。即：

$$\eta = 1 - (1 - P^K)^{I_M} \quad (2-35)$$

$$I_M = \frac{\lg(1-\eta)}{\lg(1-P^K)} \quad (2-36)$$

本文改进的 PROSAC 方法有效降低了线拟合中噪声点的干扰，最小化了局部干扰点引起的线性偏移问题。

2.5.2 实验与分析

本实验采用 Python 语言在 Pycharm 环境下调用 OpenCV 库实现边缘拟合，

程序计算结果如图 2-15 所示, 本文边缘拟合方法平均拟合优度 R^2 为 0.98, 相比最小二乘法拟合优度更好; 相比 RANSAC 算法拟合结果相近, 但是本文方法耗时更短; 相比 Hough 变换目标更加明确, 不会生成多目标直线且对干扰点不敏感, 为精准、快速的提取边缘导航线提供重要保障。

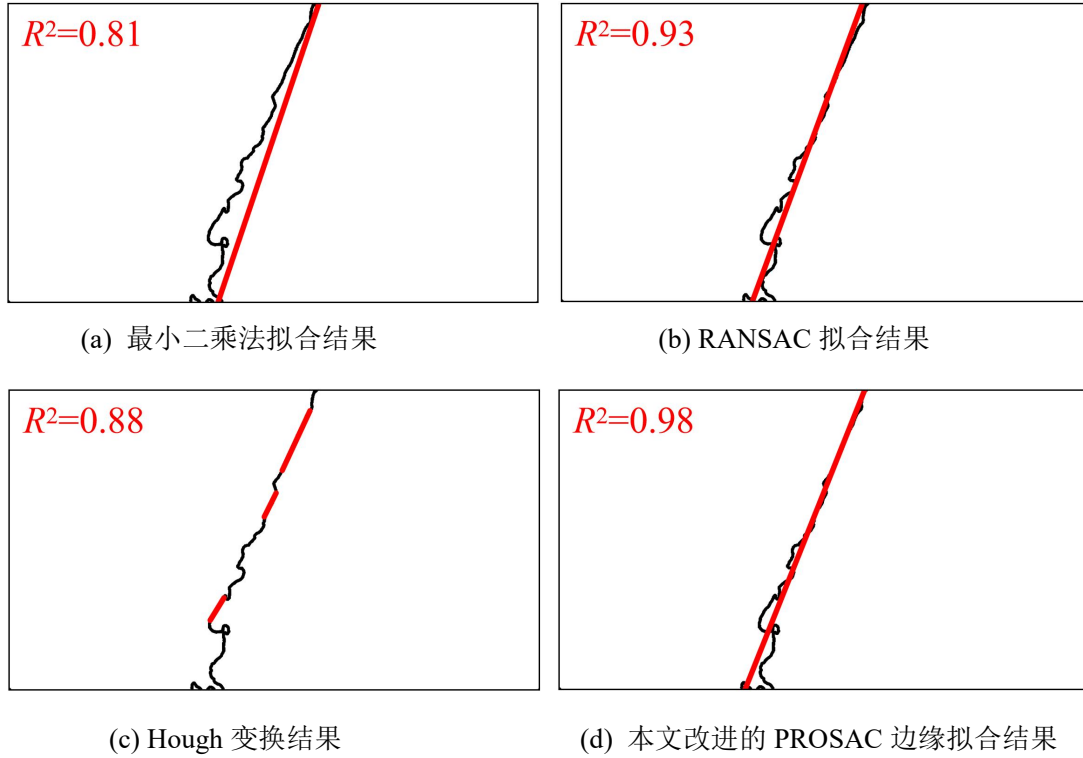
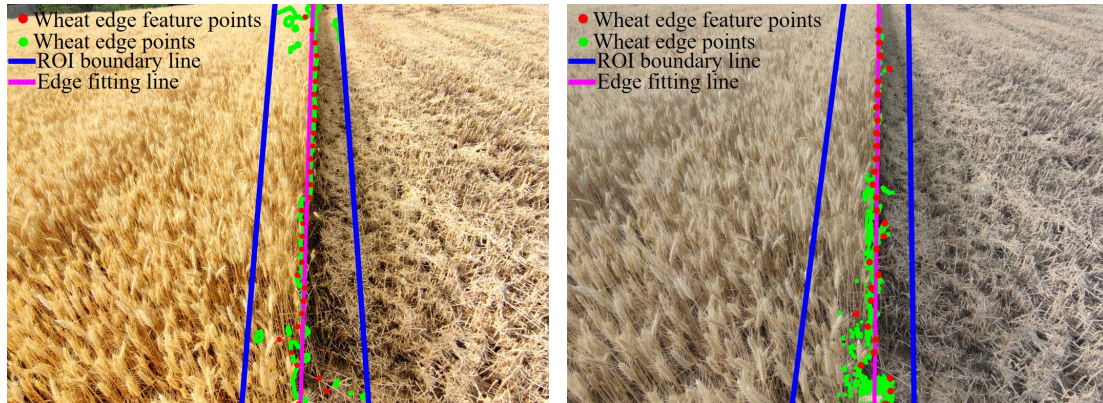


图 2-15 边缘特征点拟合结果比较

为了验证本文边缘导航线提取方法在多种复杂环境下的可靠性, 主要在晴天小麦(图 2-16(a))、阴天小麦(图 2-16(b))、边缘残缺小麦(图 2-16(c))、倒伏小麦(图 2-16(d))、25%杂草干扰(图 2-16(e))、50%杂草干扰(图 2-16(f))等常见的场景下对小麦边缘导航线进行提取。



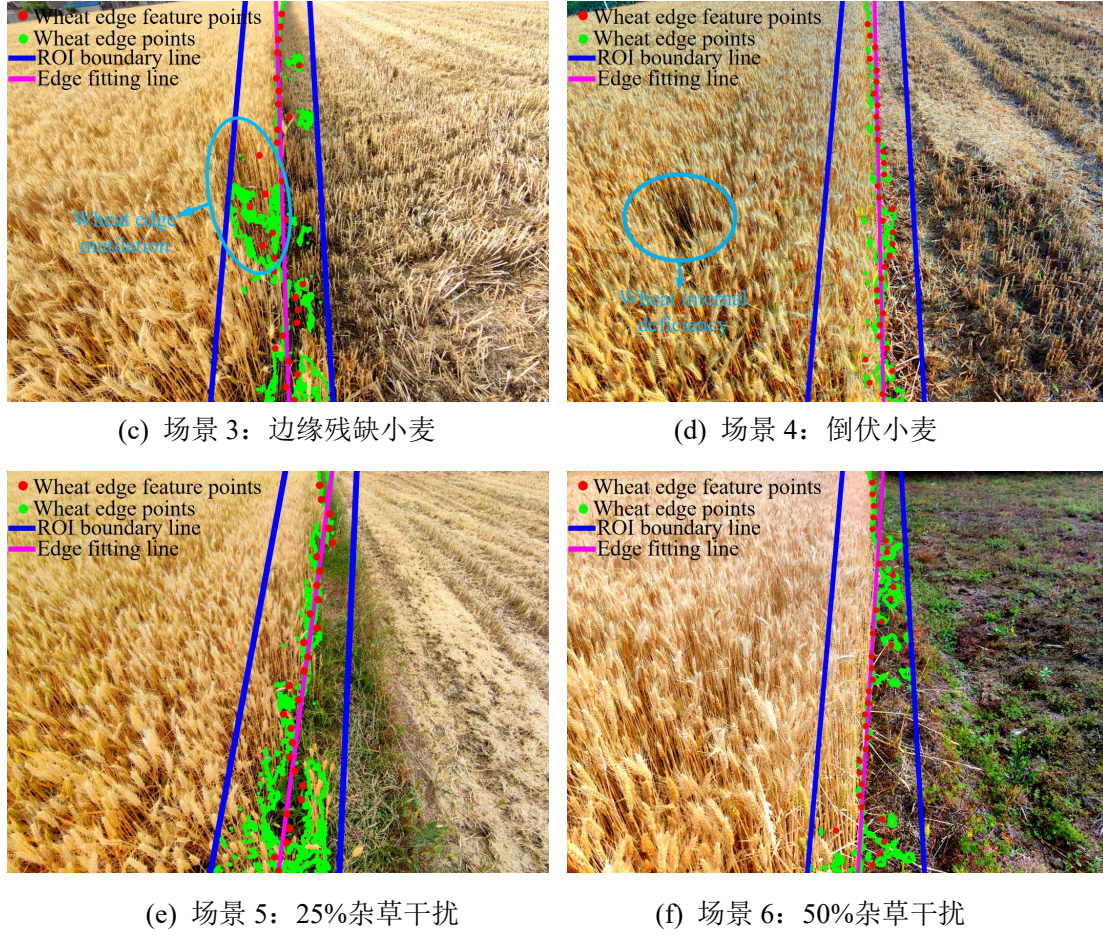


图 2-16 多种场景下导航线提取结果

2.5.3 导航线拟合效果评价指标

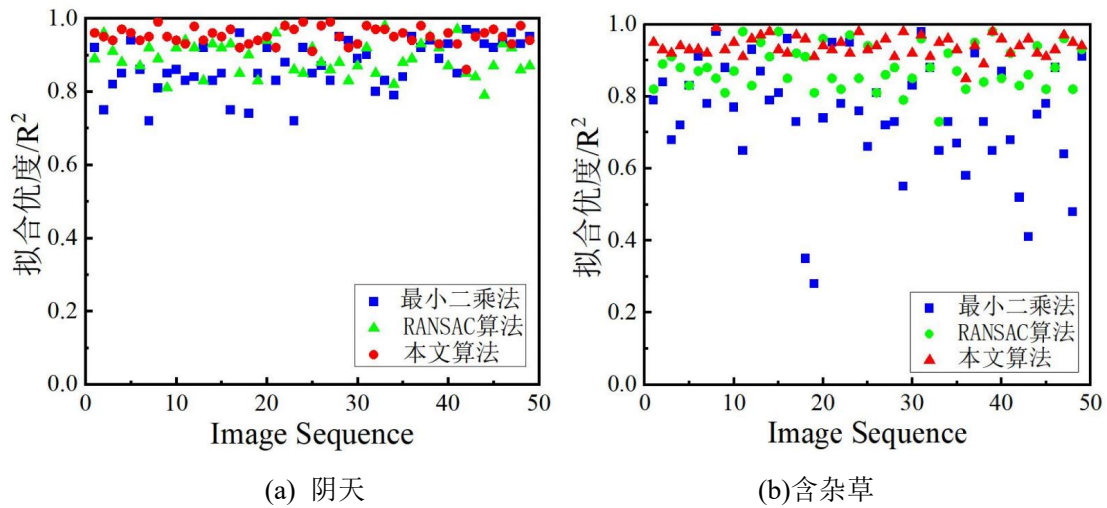
最后，本文采用拟合优度 R^2 来验证导航线拟合效果的准确性，如表 2-1 所示。拟合优度 R^2 最大值为 1，其值越大则说明导航线的拟合精度越高^[73]。本文边缘拟合方法平均拟合优度 R^2 为 0.94，在多种复杂的环境下航线提取效果相比其它两种方法更好。小麦边缘导航线拟合效果评价指标为：

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)_i^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y}_i)_i^2} \quad (2-37)$$

表 2-1 不同场景和方法下导航线的拟合精度比较

多场景	拟合优度 R^2 平均值			拟合优度 R^2 标准偏差			FPS		
	最小	RANSAC	本文	最小	RANSAC	本文	最小	RANSAC	本文
	二乘	算法	方法	二乘	算法	方法	二乘	算法	方法
场景 1	0.88	0.93	0.96	0.064	0.053	0.023	11.5	15.4	14.7
场景 2	0.73	0.85	0.93	0.126	0.095	0.053	9.4	13.3	12.6
场景 3	0.58	0.81	0.89	0.256	0.136	0.088	8.5	12.6	13.5
场景 4	0.63	0.88	0.92	0.154	0.087	0.046	10.2	14.6	14.3
场景 5	0.71	0.83	0.93	0.188	0.112	0.038	8.7	11.3	12.5
场景 6	0.68	0.91	0.91	0.157	0.085	0.043	9.3	12.7	11.3
平均值	0.70	0.87	0.92	0.158	0.095	0.049	9.6	13.3	13.1

本文小麦收获边缘特征点拟合方法在实验场景中优于传统的最小二乘导航线拟合方法以及 RANSAC 导航线拟合方法^[74]。该方法的优异性能在杂草密度高的中表现最为明显，与两种传统方法相比，平均拟合准确率分别提高了 22%和 5%。与传统方法相比通过采用改进的 PROSAC 有效降低了导航线在小麦边缘 ROI 特征区域中的波动。



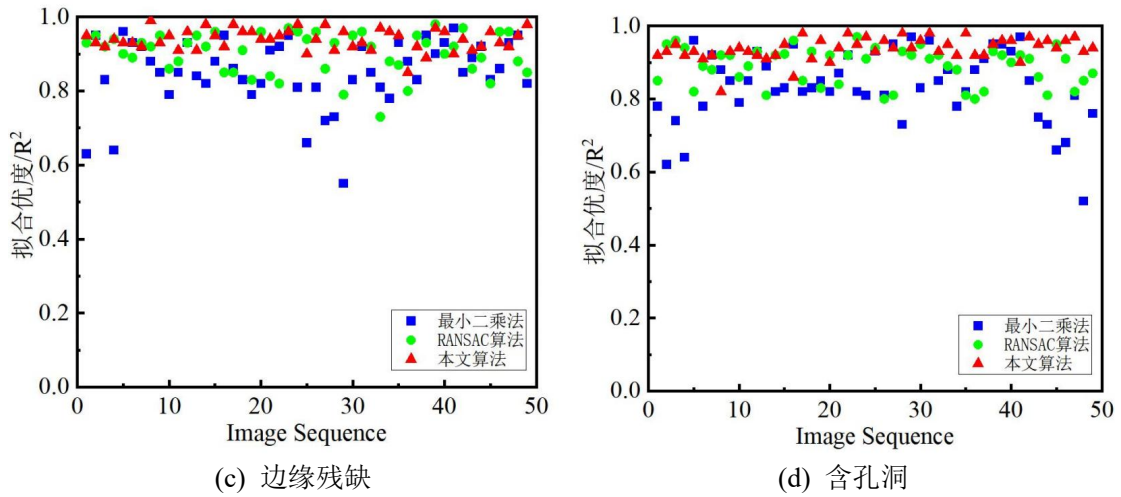


图 2-17 在 4 个场景中不同方法提取导航线的精度

2.6 本章小结

本章分别介绍了小麦图像的灰度处理方法、自适应阈值分割方法、小麦边缘特征点提取方法以及导航线拟合方法等。最后，本文通过在不同环境下进行导航线提取实验验证了本文算法的优势，为后续进行小麦收获机自动对行以及自动对高奠定了坚实基础，也为实现精准农业提供理论方法。

第三章 小麦收获机自动对行与自动对高系统研究

3.1 小麦收获机自动对行系统研究

在农业自动导航中,常用的几何路径跟踪算法包括 Pure Pursuit 算法、Stanley 算法、MPC 算法等。由于 Stanley 算法只关注当前的状态而没有视野提前量,所以对外界的刺激很敏感,故该算法不适用于复杂的田间环境; MPC 算法虽然能够精确的进行路径跟踪,但是其计算量大,在动态跟踪环境下耗时长、延迟大。由于 Pure Pursuit 算法是根据车辆当前位置和目标位置来确定车辆行驶路径的算法,因此本文采用 Pure Pursuit 算法进行小麦收获边缘的路径跟踪^[75]。

3.1.1 纯跟踪算法(Pure Pursuit)设计

首先,根据阿克曼转向几何原理将农机四轮运动学模型简化为两轮运动学模型,其纯追踪模型如图 3-1 所示。在此模型中,偏航角 θ 用以描述收获机当前车身姿态与目标路径之间的夹角,反映了收获机相对于目标路径的方向偏差。而横向偏差 d 则代表收获机当前位置(具体为前轴所在位置)与目标路径之间的垂直距离,体现了收获机在路径上的位置偏移情况^[76]。 L_d 代表收获机的前视距离,圆弧 $\widehat{CG}$ 代表预期的转弯路径,直线 AB 代表导航参考线且与 Y 轴平行, $G(X'_G, Y'_G)$ 点代表预览点。收获机坐标系以前轮为原点,以当前前进方向为 Y' 轴,与 Y' 轴垂直的方向为 X' 轴,建立 $X'-O'-Y'$ 坐标系,地面坐标系为 $X-O-Y$ 。 X' 与 $O'G$ 的垂直平分线相交于点 H ,该点是预期的转弯中心。收获机行驶的圆弧 $\widehat{O'G}$ 路径所对应的半径和中心角分别为 R 和 Φ 。横向偏移 d 和偏航角 θ 可以从视觉信息中计算出来,故 d 和 θ 为常量。那么后轮转角 α 、轴距 L 和转向半径 R 将遵循以下关系:

$$\tan(\alpha) = \frac{L}{R} \quad (3-1)$$

根据图 3-1 所示几何关系,有:

$$R = \frac{L_d^2}{2X'_G} = \frac{L_d^2}{2(d \cos \theta - \sqrt{L_d^2 - d^2} \sin \theta)} \quad (3-2)$$

结合式(3-1)、式(3-2)计算可得收获机转向轮的调整转角 α 为:

$$\alpha = \arctan \frac{2L(d \cos \theta - \sqrt{L_d^2 - d^2} \sin \theta)}{L_d^2} \quad (3-3)$$

根据既定规则，若目标路径处于当前航向左侧， θ 值将设定为负；反之，若目标路径在右侧，则 θ 值为正。同样地，当收获机偏离目标路径至左侧时，规定 d 值为负；若偏离至右侧，则 d 值为正。在转向操作中，若收获机后轮向左转动，则 α 值设定为负；若后轮向右转动，则 α 值为正。

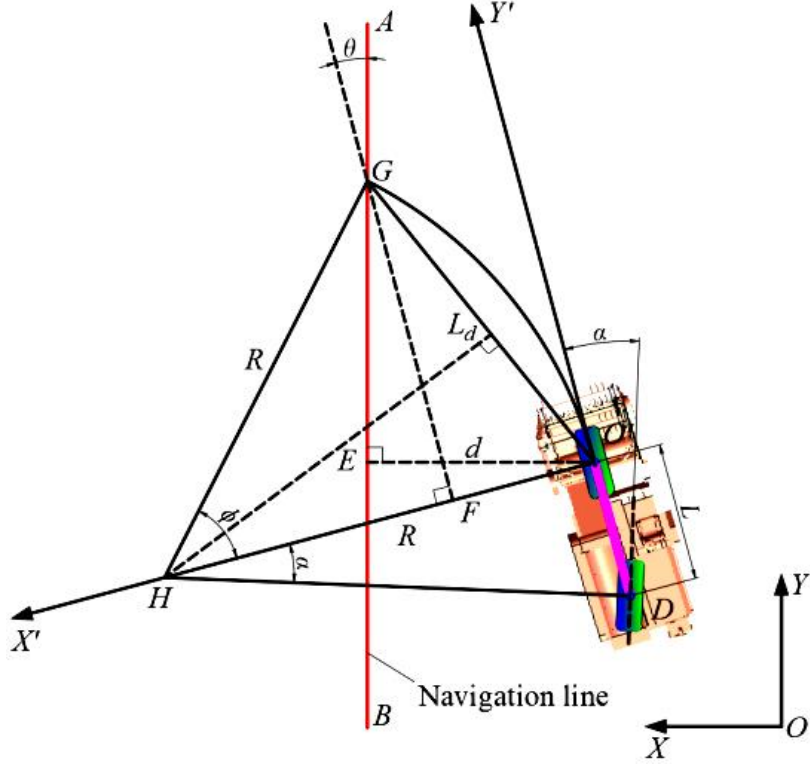


图 3-1 纯追踪模型几何示意图

3.1.2 前视距离的模糊控制方法

纯跟踪算法的跟踪效果与前视距离的大小有关，前视距离较大时可以让农机路径跟踪更加平稳，但是也会带来跟随发散。前视距离较小时可以让农机路径跟踪更加精确，但是也会导致导航控制系统产生震荡^[77]。本文设计了一个三维模糊控制模型，它以横向位移 d 和航向偏角 θ 作为输入参数，并据此输出前视距离 L_d 。该模型通过综合考虑收获机的横向位移 d 和航向偏角 θ ，可以对纯跟踪算法的前视距离 L_d 进行模糊控制。

3.1.2.1 变量的基本论域

首先，对输入输出变量进行模糊化处理。根据小麦收获机的收获作业经验，确定了横向偏差 d 的基本论域范围为 $[-18, 18]$ ，单位为 cm 。在此基础上，设定

了横向偏差的量化因子 K_d 为 1。同时,定义了模糊子集,包括负大(NB)、负中(NM)、负小(NS)、零(Z)、正小(PS)、正中(PM)和正大(PB)。为了更具体地量化这些模糊概念,设定了量化级别为 $\{-18, -12, -6, 0, 6, 12, 18\}$ 。在选定航向偏角 θ 的基本论域时,将其范围确定为 $[-15, 15]$,针对航向偏角的量化设定了航向偏角的量化因子 K_θ 为 1。与横向偏差类似,也为航向偏角定义了相同的模糊子集,并设定了量化级别为 $\{-15, -10, -5, 0, 5, 10, 15\}$ 。设定前视距离的基本论域为 $[2, 10]$,前视距离的量化因子 K_L 被设定为 1。考虑到前视距离的特殊性,采用了不同的模糊子集来描述,包括最近(MN)、很近(VN)、近(N)、较近(LN)、适中(M)、较远(LF)、远(F)、很远(VF)和最远(MF),根据驾驶经验以及实验研究设定了前视距离的量化级别为 $\{2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10\}$ 。然后,根据输入输出变量的基本论域、量化因子、量化等级等参数和一定的经验来确定隶属函数,最终选取三角形作为模糊变量的隶属函数^[78],模糊变量的隶属函数分布如图 3-2 所示。

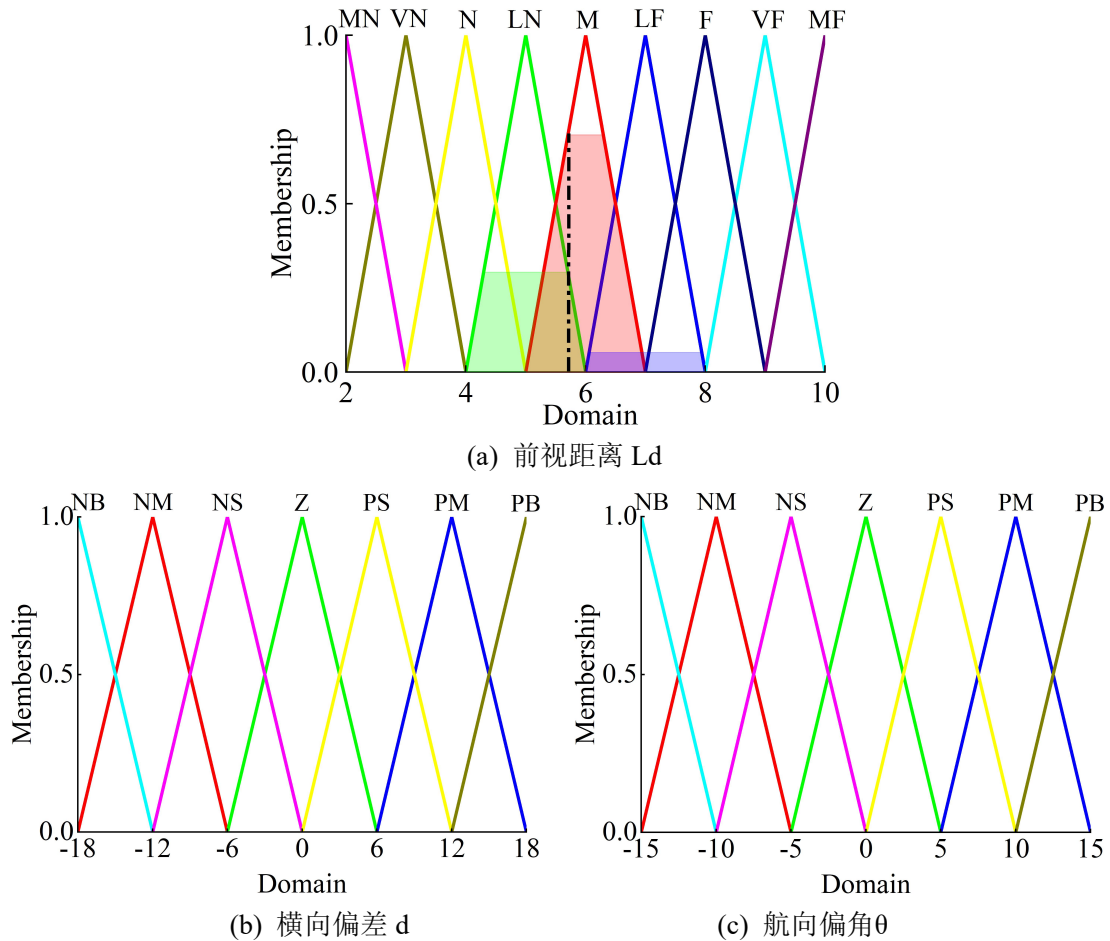


图 3-2 输入、输出变量的隶属函数

3.1.2.2 模糊控制规则

模糊控制规则可以用 $d = x$ 、 $\theta = y$ 、 $L_d = z$ 并结合实际操作经验来描述,如图

3-3 所示,其中当农机行驶速度为 2km/h 时得到的前视距离模糊控制规则如表 3-1 所示。模糊控制系统采用重心法对输出变量 L_d 进行模糊化计算,并采用远程控制器接收上位机发送的信息来实现机器人路径跟踪。

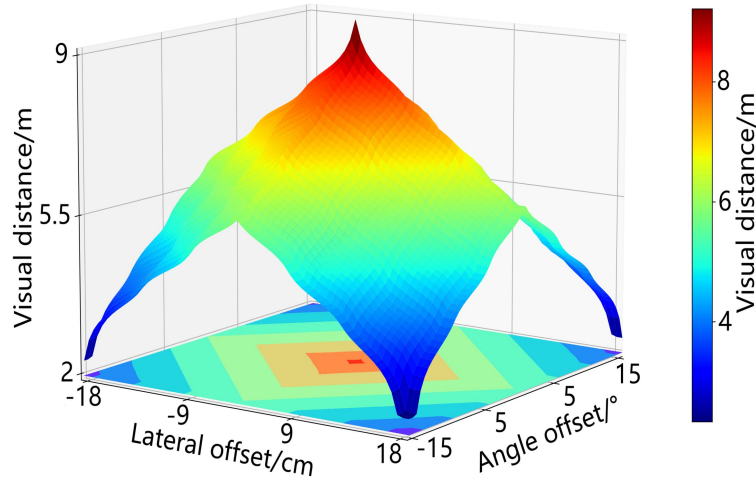


图 3-3 前视距离模糊控制三维曲面图

表 3-1 模糊控制规则表 $v=2\text{km/h}$

θ	d						
	NB	NM	NS	Z	PS	PM	PB
NB	MN	N	LN	M	LN	N	MN
NM	N	LN	M	LF	M	LN	N
NS	LN	M	LF	F	LF	M	LN
Z	M	LF	F	MF	F	LF	M
PS	LN	M	LF	F	LF	M	LN
PM	N	LN	M	LF	M	LN	N
PB	MN	N	LN	M	LN	N	MN

最后,本文基于 Python 语言在 Pycharm 平台下引用 OpenCV 库开发出了一套智能化小麦收获机割台自动对行调控系统 V1.0,该系统通过机器视觉来提取出导航线,导航线与图像中位线之间的像素偏差即可计算出横向位移量和航向偏角量,小麦收获机以横向位移量和航向偏角量为输入量通过模糊控制进一步计算出前视距离,从而实现小麦收获机沿小麦边缘的路径跟踪即自动对行,如图 3-4 所示。

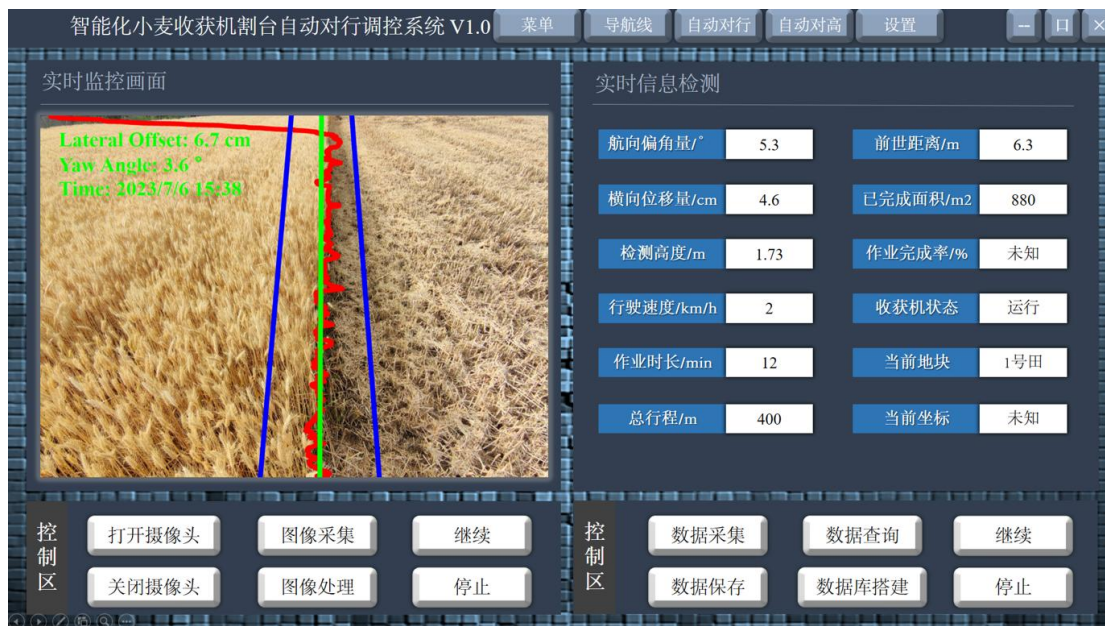


图 3-4 智能化小麦收获机自动对行调控系统

3.2 小麦收获机自动对高系统研究

3.2.1 小麦收获机自动对高工作原理

本节工作的主要目的是利用视觉实现对小麦收获边缘上特定特征点进行高度检测，小麦收获边缘上特定特征点即本文第二章中所提取的小麦收获边缘特征点中的指定的几个特征点，从而利用几何关系计算出作物高度并实时调控小麦收获机割台高度。该方法的优势相较于传统方法（超声波检测、雷达检测、机械仿生装置、激光探测等）更为方便实用，只需一部相机就可实现收获机自动对行与自动对高功能，从而也能降低硬件成本。

如图 3-5 所示， P 点为小麦边缘上的特征点（也是导航线上的特征点），在 O 点处的摄像头通过识别小麦边缘特征点 P 的高度从而计算出作物的高度，以及割台距小麦顶部的高度 H 。在前期的工作中已经将小麦边缘导航线特征点提取出来（见第二章），在此，就可以为小麦收获机自动对高奠定坚实基础。在构建测高模型的过程中，本文将原本的非线性成像模式转化为线性成像模式从而大幅度降低了模型的复杂程度。这一模型的建立为后续的作物高度精准测量提供了坚实的理论指导^[79]。

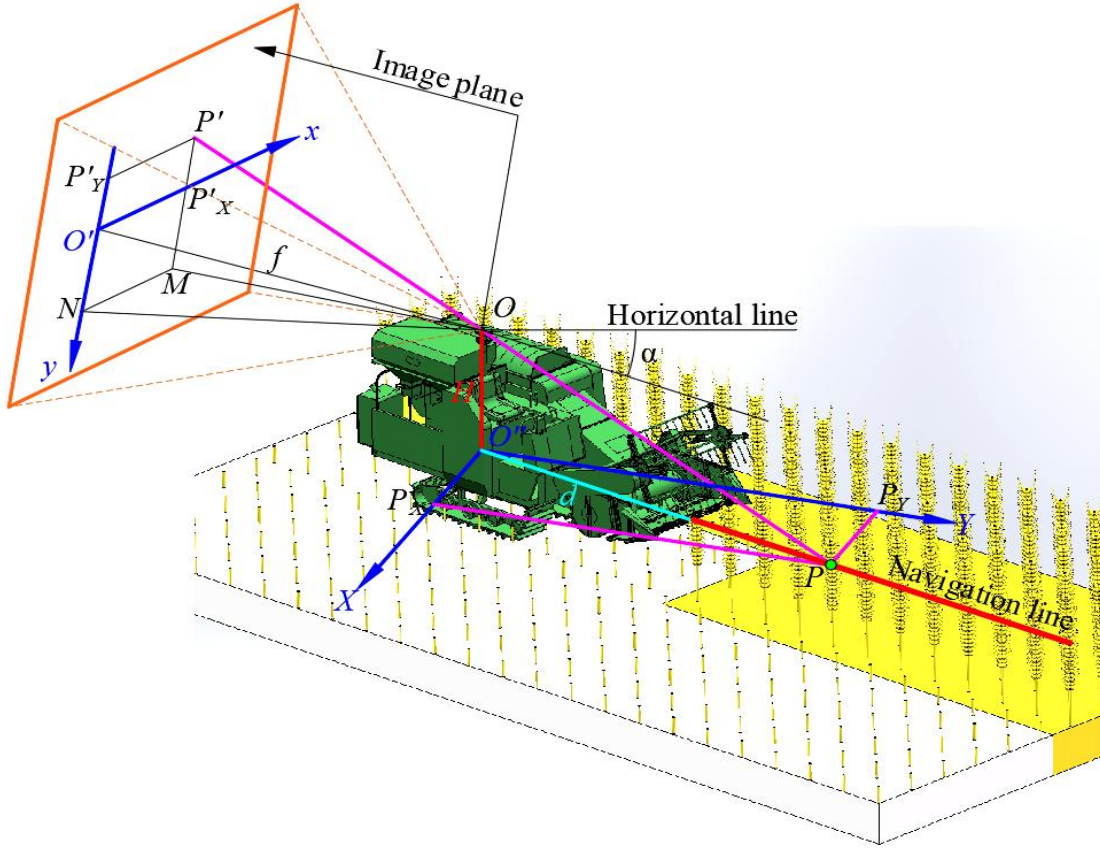


图 3-5 含倾角的单目视觉测距模型

可知轴 OO' 与像平面互相垂直，并且与像平面在点 O' 处相交。假设相机中心 O 在作物顶端平面上的投影点为 O'' ，可以构建一个 $XO''Y$ 坐标系。被测小麦收获边缘特征点 P 在 $XO''Y$ 坐标系上 Y 轴的投影为 P_Y ，在 X 轴的投影为 P_X ，而点 P 经过光心 O 后在像平面上的成像点为 P' 。 P' 在 $xO'y$ 上的投影分别为 P'_x 和 P'_y ，利用图 3-5 的几何关系可以求解出 H 的值^[80]。已知：

$$\angle OPO'' = \angle P'OM = \angle P'OP'_x + \angle P'_xOM \quad (3-4)$$

轴 OO' 垂直于像平面，点 $O'N$ 位于像平面内。根据几何原理，垂直于平面的直线亦垂直于平面内的任意一条直线，因此 NO' 与 OO' 垂直。在三角形 $O'ON$ 中：

$$O'N = f \cdot \tan \alpha \quad (3-5)$$

因为轴 OO' 垂直于像平面则有 $OO' \perp O'P'$ 中：

$$OP'_x = \sqrt{x^2 + f^2} \quad (3-6)$$

直线 OO' 垂直于像平面，故经直线 OO' 的平面 $OO'P'_x$ 亦垂直于像平面。在三角形 $\triangle P'_xOM$ 中，线段 OP'_x 与 P'_xM 垂直，且线段 $O'N$ 与 P'_xM 平行。由于四边

形 $OO'NM$ 为平行四边形，所以线段 $O'P'_x$ 的长度等于 NM ，线段 P'_xM 的长度等于 $O'N$ 。综合以上分析，得出如下表达式：

$$\angle P'_x OM = \tan^{-1} \frac{P'_x M}{OP'_x} = \tan^{-1} \frac{f \cdot \tan \alpha}{\sqrt{x^2 + f^2}} \quad (3-7)$$

鉴于平面 $OO'P'_x$ 与像平面维持垂直关系，线段 OP'_x 位于平面 $OO'P'_x$ 内，而 P'_xP' 则位于像平面内。根据几何关系，三角形 $\triangle P'OP'_x$ 中， OP'_x 与 P'_xP' 互相垂直。基于此，可以得出如下表达式：

$$\angle P'_x OP' = \tan^{-1} \frac{P'_x P'}{OP'_x} = \tan^{-1} \frac{y}{\sqrt{x^2 + f^2}} \quad (3-8)$$

在 $\triangle OPO''$ 中 $PO'' \perp OO''$ ，得出：

$$\angle OPO'' = \tan^{-1} \frac{OO''}{O''P} = \tan^{-1} \frac{H}{d} \quad (3-9)$$

将上述运算结果带入公式可得：

$$\tan^{-1} \frac{f \cdot \tan \alpha}{\sqrt{x^2 + f^2}} + \tan^{-1} \frac{y}{\sqrt{x^2 + f^2}} = \tan^{-1} \frac{H}{d} \quad (3-10)$$

根据反正切相加运算规则，上式可以变形为：

$$\tan^{-1} \frac{f \cdot \tan \alpha}{\sqrt{x^2 + f^2}} + \tan^{-1} \frac{y}{\sqrt{x^2 + f^2}} = \tan^{-1} \frac{\frac{f \cdot \tan \alpha}{\sqrt{x^2 + f^2}} + \frac{y}{\sqrt{x^2 + f^2}}}{1 - \frac{f \cdot \tan \alpha}{\sqrt{x^2 + f^2}} \cdot \frac{y}{\sqrt{x^2 + f^2}}} = \tan^{-1} \frac{H}{d} \quad (3-11)$$

整理可得：

$$H = \frac{1}{d} \tan^{-1} \frac{\sqrt{x^2 + f^2} \cdot (f \cdot \tan \alpha + y)}{x^2 + f^2 - y \cdot f \cdot \tan \alpha} \quad (3-12)$$

采用单目视觉相机进行图像标定，为了更为精准的检测出作物与相机的相对高度，因此选择了 3 个角点作为被测对象来进行高度检测。视觉平台在 Pycharm 平台下使用 OpenCV 库进行搭建。3 个角点与相机之间的实测垂直高度为 0.68m，系统检测出的高度为 0.67m，标定测距实验误差约为 0.01m，检测实验结果如图 3-6 所示。

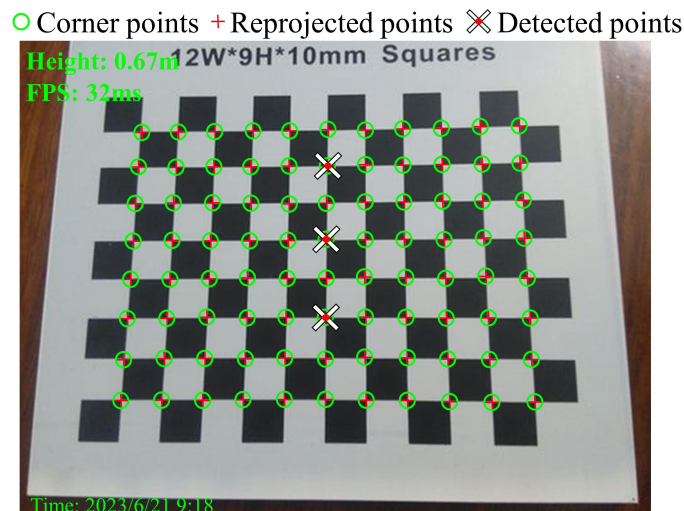
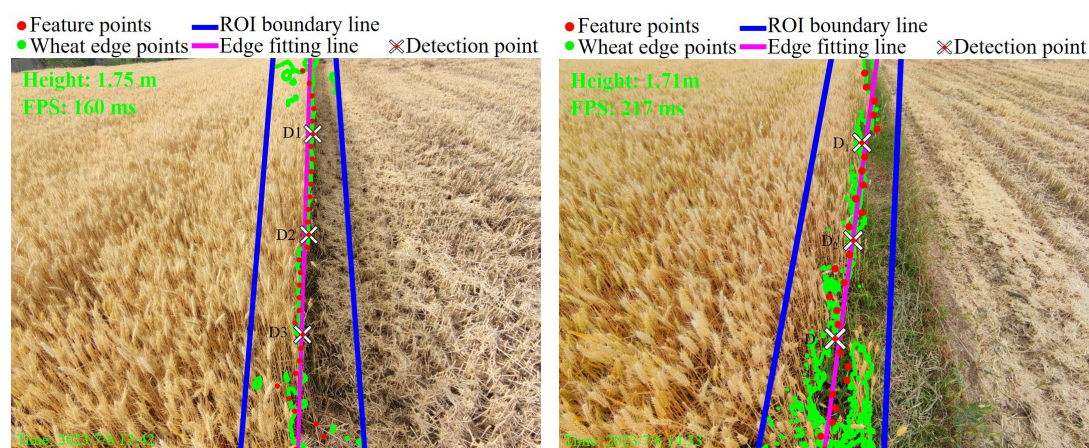


图 3-6 相机标定与测距实验

3.2.2 高度检测方法

本文提出了一种创新的割台高度检测方案。首先通过捕捉相机与小麦边缘特征点之间的距离数据，再结合几何关系的运算，可以计算出收获机割台所需调整的高度从而实现了小麦收获机的自动对高功能。本文创新性地选择小麦边缘导航线上的特征点作为被检测对象，如图 3-7 所示。从图中可以看出，本文在导航线提取过程中有效提取出了 30 个边缘特征点（红色点），从中选择了 3 个边缘特征点分别为 (D_1, D_2, D_3) 作为待检测项，通过求取相机与 3 点之间的平均高度最终计算出割台与小麦之间的相对高度。本实验是基于 OpenCV 库进行搭建，实验结果如图 3-7 所示。



(a) 田块 1 收获边缘高度检测

(b) 田块 2 收获边缘高度检测

图 3-7 小麦收获边缘高度测距实验

3.2.3 模糊 PID 控制

3.2.3.1 自动对高系统工作原理

图 3-8 所示为整个对高系统的工作流程图，作物高度检测装置即机器视觉可以在收割机作业期间对作物高度进行实时精准测量，作物高度数据是小麦收获机割台高度调节的关键依据；而液压执行装置负责实现割台的升降功能，并确保割台能够稳定地维持在设定的高度位置。

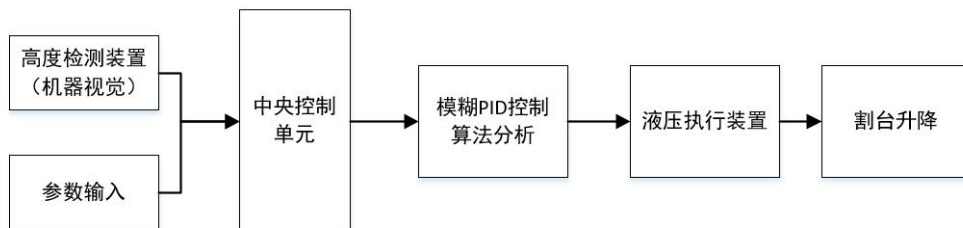


图 3-8 对高系统工作流程图

3.2.3.2 模糊 PID 自动高度调节控制器设计

1. PID 控制器

在工业控制领域中，PID 控制因其卓越的特性（如算法简单、响应迅速以及稳定性高等）而得到了广泛应用。其核心控制机制由比例、积分、微分三个关键要素构成，如图 3-9 所示。在实际操作中，这些基本控制要素可以根据具体需求进行灵活组合以达到最优的控制效果。这种灵活性和高效性使得 PID 控制在各种工业应用场景中都能发挥出巨大的潜力，本文将在模糊 PID 基础上进行研究从而实现更精准的割台高度控制^[81]。

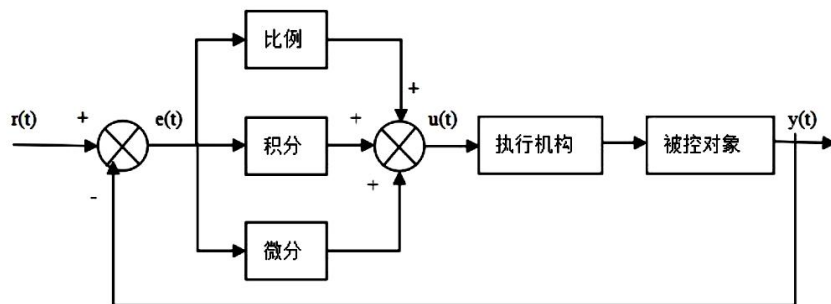


图 3-9 PID 控制器结构

2. 模糊 PID 控制器

模糊控制器通过模糊控制规则推理得到控制量后，需对控制量的模糊子集进行反模糊化，以确保实现精确控制^[82]。如图 3-10 所示，这一流程展示了模糊控

制器在实际应用中的工作原理和操作步骤。

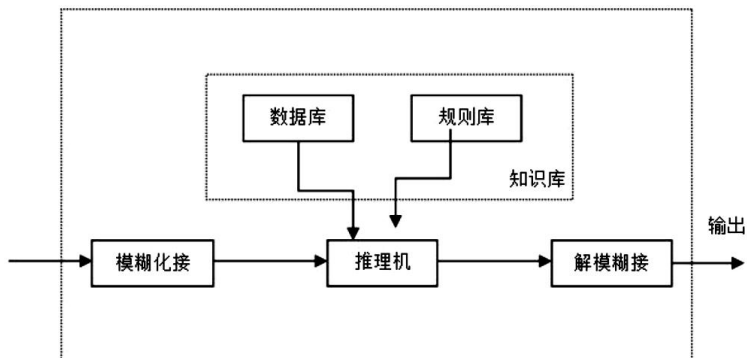


图 3-10 模糊 PID 控制器结构

3. 自动对高模糊 PID 控制器设计

图 3-11 展示了割台高度自动调节系统模糊 PID 控制器的结构简图，收获机模糊 PID 控制系统是由常规 PID 控制、模糊控制组合的控制系统。模糊 PID 控制系统将位移和角度实际测量偏差 $e(t)$ 以及偏差变化率 $ec(t)$ 作为系统的输入变量传送到模糊 PID 控制器中，经过模糊化、模糊推理、反模糊化输出，计算得到对应于收获机运行工况的控制器比例因子变化值 ΔK_p 、控制器积分因子变化值 ΔK_i 和控制器微分因子变化值 ΔK_d 共 3 个修正值作为输出变量，通过输出变量在线自动调整 PID 参数 K_p , K_i , K_d 并对被控对象进行实时调控，如图 3-11 所示。

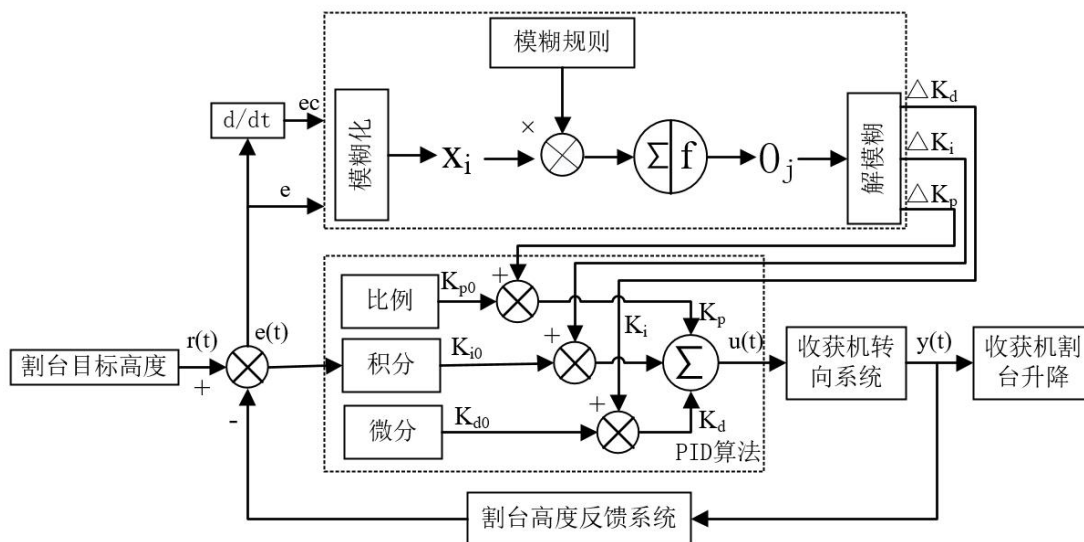
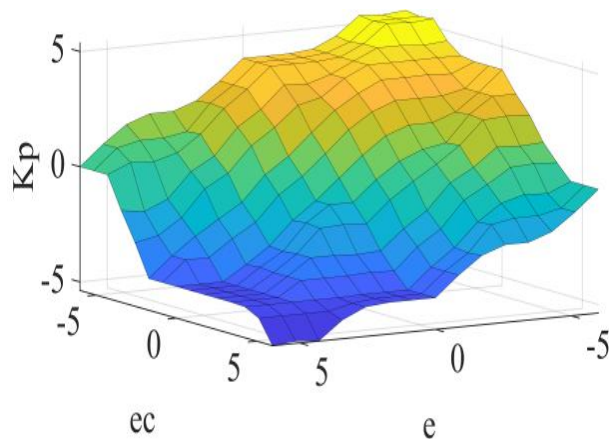


图 3-11 割台高度调节模糊 PID 控制器结构

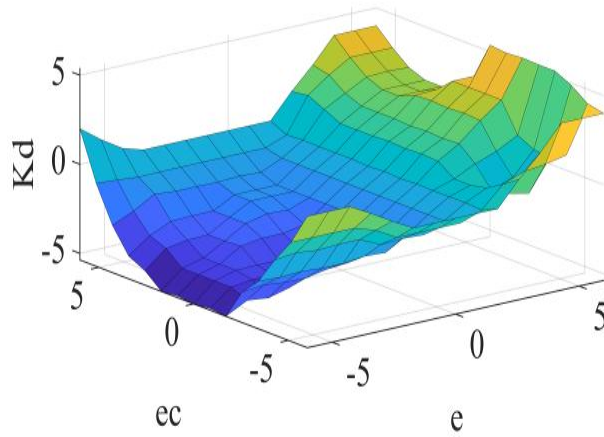
变量模糊化：通常可以根据小麦收获机作业过程中割台高度调节经验来确定其输入输出变量的基本论域。可以设置输入变量基本论域为 $e[-5, 5]$ 和 $ec[-5, 5]$ ，

单位为 cm ，输入变量的模糊子集为 $\{\text{NB}, \text{NM}, \text{NS}, \text{Z}, \text{PS}, \text{PM}, \text{PB}\}$ 并量化为 7 个等级，其基本论域均为 $\{-5, -3, -1, 0, 1, 3, 5\}$ ，偏差 e 的量化因子为 $K_e=0.1$ ，偏差率 ec 的量化因子为 $K_{ec}=0.2$ 。可以设置输出变量基本论域： $\Delta K_P[-5, 5]$ 、 $\Delta K_I[-5, 5]$ 、 $\Delta K_D[-5, 5]$ ，设置输出变量的模糊子集为 $\{\text{FD}, \text{FZ}, \text{FX}, \text{ZO}, \text{ZX}, \text{ZZ}, \text{ZD}\}$ 并量化为 7 个等级，其基本论域均为 $\{-5, -3, -1, 0, 1, 3, 5\}$ ，比例因子 ΔK_P 、 ΔK_I 、 ΔK_D 分别为 $K_I=0.58$ 、 $K_2=0.1$ 、 $K_3=0.67$ 。为了计算过程简便，各模糊子集隶属函数均设置为三角函数。因此可以得到输入变量 e 、 ec 及输出变量 ΔK_P 、 ΔK_I 、 ΔK_D 的三维模糊规则，如图 3-12 所示。

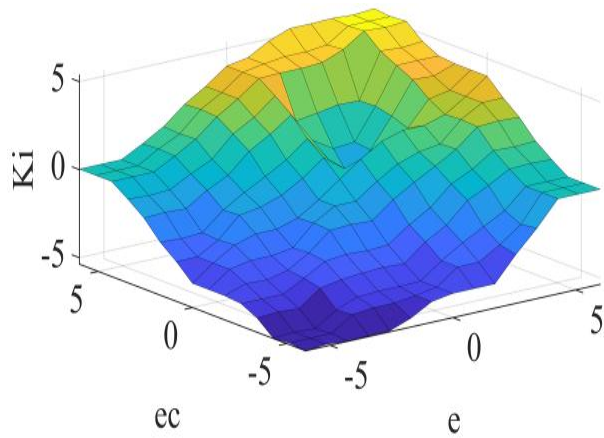
模糊 PID 控制规则构建：该控制方法遵循“*IF...AND...THEN...*”的逻辑结构，融入割台高度调整过程中的实践经验与实际操作构建了一套完整的模糊控制规则体系。经过综合分析，得出了一套用于调整 PID 调节器参数的模糊规则表。此表能够基于输入的多样化论域参数，提供精确的解模糊参数值，并绘制出输入输出间数据关系的三维图形以直观展示控制过程。此外，还制定了针对 ΔK_P 、 ΔK_I 、 ΔK_D 的模糊控制查询表，如表 3-1 所示。在实际操作中，这些查询表被预先存储在微控制器中，以便在控制过程中快速查询。通过查询这些表，可以迅速获得 PID 中 ΔK_P 、 ΔK_I 、 ΔK_D 三个参数的调整量，从而实现对 PID 参数的精确调整。这种方法不仅充分利用了模糊控制与 PID 控制的各自优势，还显著提升了控制系统的整体性能和稳定性。



(a) K_P 模糊规则三维图



(b) K_d 模糊规则三维图



(c) K_i 模糊规则三维图

图 3-12 模糊规则三维图

表 3-1 调节 ΔK_P 、 ΔK_I 、 ΔK_D 的模糊控制规则

		ec						
$\Delta k_p, \Delta k_i, \Delta k_d$		NB	NM	NS	Z	PS	PM	PB
e	NB	PB/NB/ PS	PB/NB/N S	PM/NM/ NB	PM/NM/ NB	PS/NS/N B	Z/Z/NM	Z/Z/PS
	NM	PB/NB/ PS	PB/NB/N S	PM/NM/ NB	PS/NS/N M	PS/NS/N M	Z/Z/NS	NS/Z/Z
	NS	PM/NB/ Z	PM/NM/ NS	PM/NS/N M	PS/NS/N M	Z/Z/NS	NS/PS/N S	NS/PS/Z
	Z	PM/NM/ /Z	PM/NM/ NS	PS/NS/N S	Z/Z/NS	NS/PS/N S	NM/PM/ NS	NM/PM/ Z
	PS	PS/NM/ Z	PS/NS/Z	Z/Z/Z	NS/PS/Z	NS/PS/Z	NM/PM/ Z	NM/PB/ Z
	PM	PS/Z/P	Z/Z/NS	NS/PS/P	NM/PS/P	NM/PM/	NM/PB/P	NB/PB/

	B		S	S	PS	S	PB
PB	Z/Z/PB	Z/Z/PM	NM/PS/P	NM/PM/	NM/PM/	NM/PB/P	NB/PB/
			M	PM	PS	S	PB

3.2.4 割台高度自动调节系统仿真分析

当作物的实际高度通过传感器被检测并传输至控制系统时，割台高度的调整并不会立即实现，而是会经历一段短暂的延迟时间，这是控制系统滞后性的表现。根据系统特性，可近似表述为以下形式：

$$G(S) = \frac{P}{TS+1} e^{-ts} \quad (3-13)$$

式中： P 表示系统增益； T 表示系统惯性时间常数； t 表示系统滞后时间；式中一般取 $P=0.01$ 、 $T=10.3$ 、 $t=3.2$ 。

经过 MATLAB 仿真分析获得了控制系统的阶跃响应曲线，如图 3-13 所示。在仿真过程中，将仿真停止时间设定为 7 秒，同时设定单步采样时间为 0.01 秒，以确保数据的准确性和可靠性。本文方法系统响应速度超调量为 0.1，系统大约在 0.8 秒的时间内便能达到稳定状态。最后本文基于 Python 语言在 Pycharm 平台下开发出了一套智能化小麦收获机割台自动调控系统 V1.0，该系统可以监测作物高度、割台高度以及割台需要调节的高度等信息，最后割台液压执行装置可根据这些信息进行自动调节，智能化小麦收获机自动对行调控系统如图 3-14 所示。

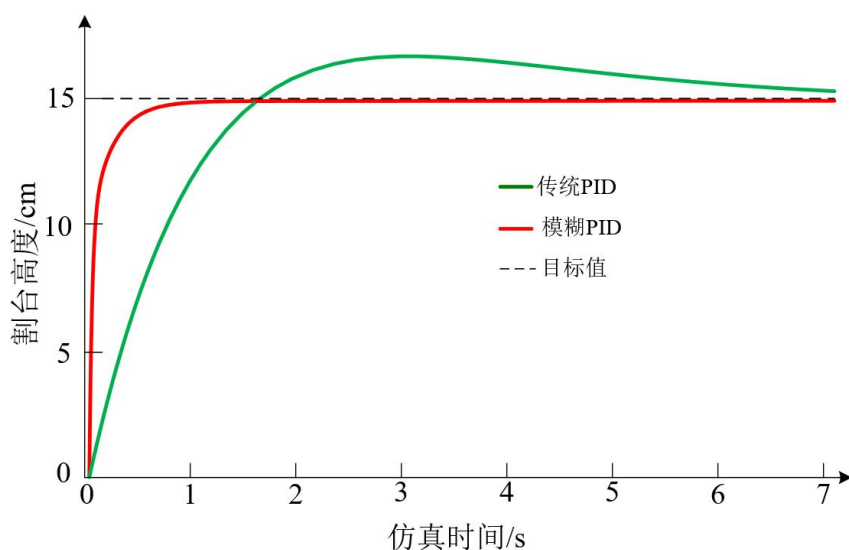


图 3-13 割台高度检测系统阶跃响应曲线

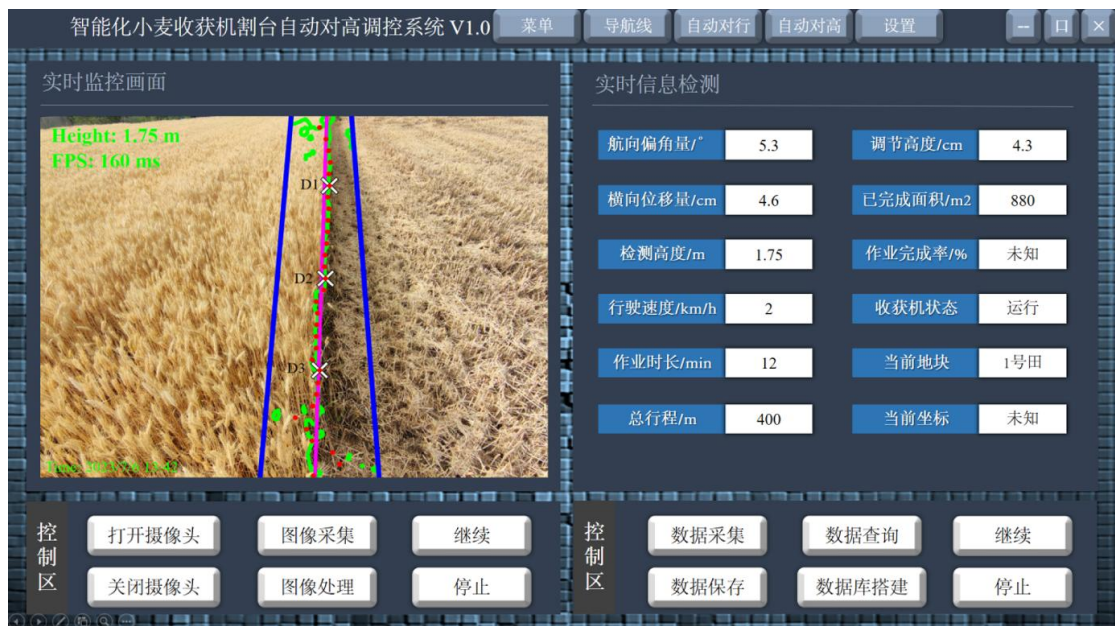


图 3-14 智能化小麦收获机自动对行调控系统

3.3 本章小结

本章介绍了小麦收获机自动对行以及自动对高调控系统的研究方法,并开发出了一套割台自动调控系统。采用单目视觉相机进行图像标定,为了更为精准的检测出作物与相机的相对高度,因此选择了3个角点作为被测对象来进行高度检测。视觉平台在Pycharm平台下使用OpenCV库进行搭建。本章是以第二章提取出的导航线横向位移量、航向偏角量以及导航线高度为参考进行小麦收获机的自动对行和对高作业的调控。

第四章 小麦收获边缘路径规划方法研究

4.1 麦田全覆盖路径规划方法及原理

农田全覆盖路径规划与常规路径规划存在显著差异。全覆盖路径规划并非简单地追求点到点的最短距离，因此，常规的路径规划算法，如 A* 和 RRT 等，在此情境下并不适用。鉴于小麦收获机在农田中的行驶路径主要由直线作业和地头转弯构成，麦田规则边界地块的全覆盖路径规划通常采用以下两种方法。第一种策略，称之为“基准线平移法”。该策略以地块边线为基准，通过平行移动此基准线并根据作业幅宽从而等距规划出若干条直线作业路径，确保地块得到全面覆盖。然后，根据实际作业需求来选择最为适宜的地头转弯方式。此种方法的主要优势在于仅需预设并确定基准线两端点的坐标，故计算过程相对简化。然而，在地头转弯环节，可能需要依赖传感器进行地头检测或辅以人工转弯操作，以确保作业的顺利进行。第二种方法为局部坐标系法，其具体步骤如下：第一步，需对地块的四个顶点坐标进行精确测量；第二步，根据预先设定的作业模式与地头转弯方式，计算出导航路径上所有关键点的精确位置；最后，依据作业顺序，生成一条完整的作业路径，确保该路径能够全面覆盖整个地块。尽管此方法的计算过程相对复杂，但它为小麦收获机的全覆盖路径规划提供了更为精确和全面的解决方案^[83]。如图 4-1 所示，展示了小麦收获机在农田中的全覆盖路径规划。

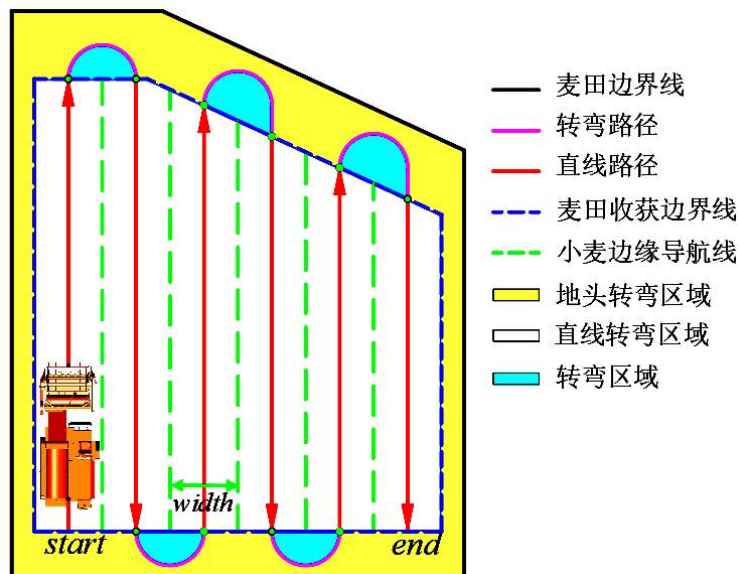


图 4-1 全区域覆盖路径规划示意图

目前，农田全覆盖路径规划策略主要包括开垄行走法、闭垄行走法、梭行法、套行法和绕行法。这些策略在农田作业中各有特点和应用场景^[84]。

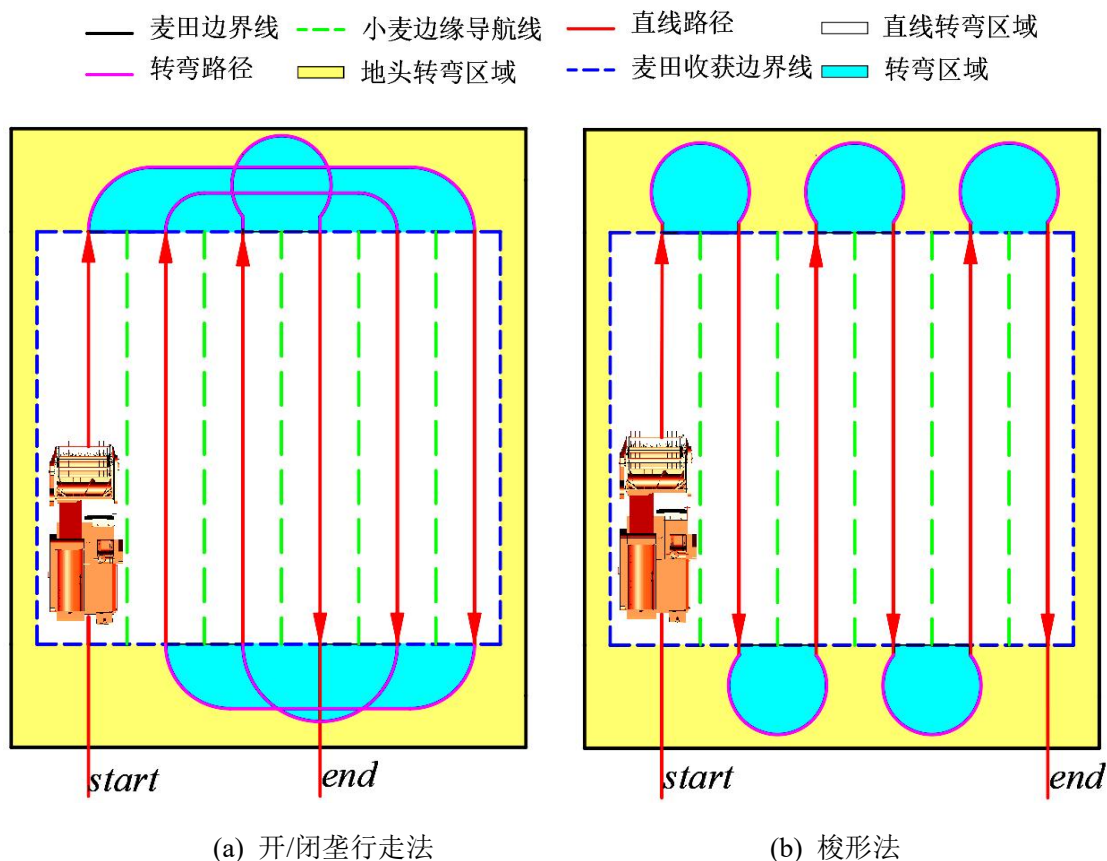
(1) 开垄行走法和闭垄行走法：由于两种方法在执行转弯时不进行作业，故在作业区域的中央可能会出现作业重复或遗漏的情况。

(2) 套行法：这种方法适用于地头转弯区域较窄的地块，但仅限于对称作业。同样，在作业区域的中央也可能出现作业重复或遗漏的问题。

(3) 绕行法：该方法适用于不规则形状的地块，具有较高的作业行程率。然而，在转弯过程中可能会出现作业重复或遗漏的现象。

(4) 梭行法：该方法作业能有效避免作业重复和遗漏的问题。

综上所述，这些行驶模式的本质差异在于对直线路径的遍历顺序。在实际应用中，梭行法在麦田全覆盖路径规划中的效果最为显著。如图 4-2 所示，梭行法能够更高效、更准确地完成农田全覆盖作业。



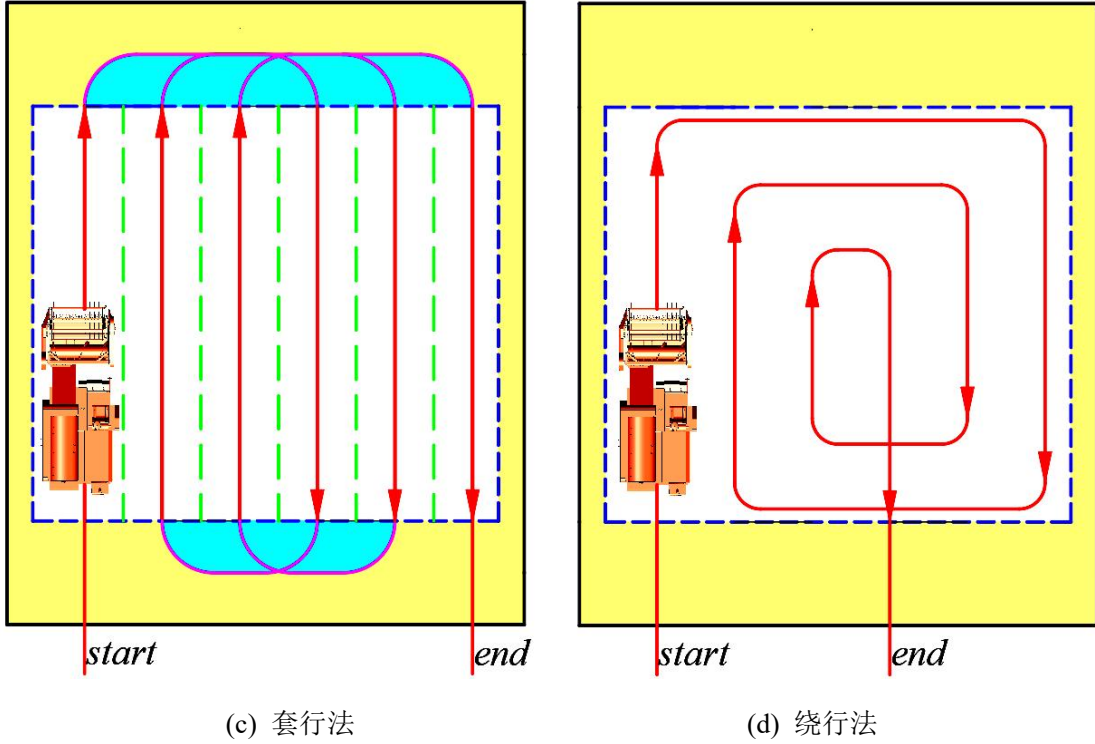


图 4-2 麦田全覆盖路径规划

4.2 农机直线路径规划

农田可根据收获机的行驶方式划分为两大区域：直线作业区域与地头转弯区域。在直线作业路径规划中，作业端点恰好处于前述两大区域的交界线上。此外，相邻直线作业路径之间的距离与收获机的作业幅宽保持一致^[85]。通过计算，可以确定沿不同收获作业方向所需的总转弯次数 n ：

$$n = \sum_{i=1}^k \frac{|\sin \beta_i| * d_i}{2h} \quad (4-1)$$

经过对农田地块进行分割后，在工作区域内依据农田多边形的边长（ d_i ， i 表示第 i 条边长）、边数（ k ）以及多边形边与作业方向的夹角（ β_i ），沿麦田最长边方向构建了一系列平行直线作业路径，此规划确保了农田地块的作业效率与效果达到最优。鉴于主轴（麦田最长边界）在二维平面上的方位角 θ 具有唯一性，可以确定路径的起始点坐标为（ x_1, y_1 ）。则第一条作业路径的直线方程可表达为：

$$y - y_1 = \tan \theta (x - x_1) \quad (4-2)$$

由此可得：

$$\begin{cases} a = \tan \theta \\ b = -1 \\ c = y_1 - x_1 \tan \theta \end{cases} \quad (4-3)$$

在设定第一条作业路径与边界之间的间距为 $h/2$ ，同时保持其他直线间距为 h 的条件下，第二条作业路径的直线方程式可表述为：

$$y - y_1 = \tan \theta (x - x_1 - \frac{h}{\sin \theta}) \quad (4-4)$$

经过逻辑推理，可以计算出所有作业路径的直线方程参数，包括 a_n 、 b_n 和 c_n 。紧接着，界定了第 n 条作业路径上拖拉机开始和结束工作的具体位置，其中开始工作点被定义为 Q_n ，其坐标表示为 $Q_n(Qx_n, Qy_n)$ ；结束工作点被定义为 G_n ，坐标为 $G_n(Gx_n, Gy_n)$ 。为了更明确地界定工作区域的边界还进一步定义了作业路径反向延伸与工作区域边界的交点为 AB 边，同时，正向延伸与工作区域边界的交点为 CD 边。已知 AB 边的起始点和终止点坐标分别为 (x_A, y_A) 和 (x_B, y_B) ，而 CD 边的起始点和终止点坐标分别为 (x_C, y_C) 和 (x_D, y_D) 。结合上述已知信息和作业路径的直线方程，可以精确地计算出第 n 条作业路径的起始点和终止点的坐标。

$$Qx_n = \frac{c_n(x_B - x_A)}{a_n(x_A - x_B) + b_n(y_A - y_B)} + \frac{b_n(y_A(x_B - x_A) + x_A(y_B - y_A))}{a_n(x_A - x_B) + b_n(y_A - y_B)} \quad (4-5)$$

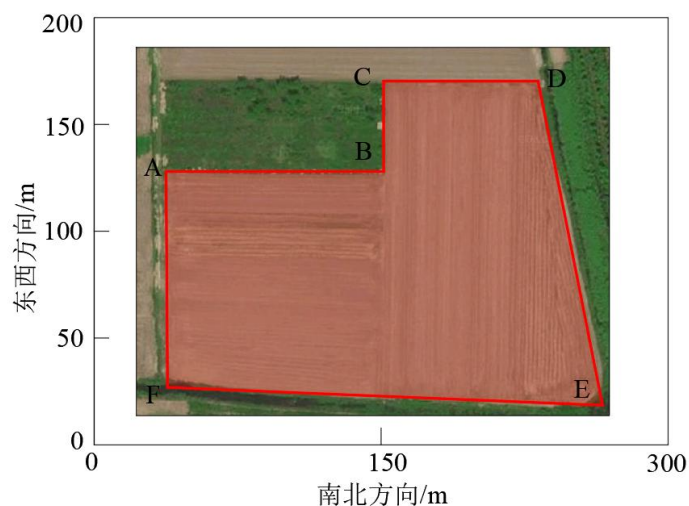
$$Qy_n = \frac{c_n(y_B - y_A)}{a_n(y_B - y_A) + b_n(x_B - x_A)} + \frac{a_n(y_A(x_B - x_A) - x_A(y_B - y_A))}{b_n(y_B - y_A) + a_n(x_B - x_A)} \quad (4-6)$$

$$Gx_n = \frac{c_n(x_D - x_C)}{a_n(x_C - x_D) + b_n(y_C - y_D)} + \frac{b_n(y_C(x_D - x_C) + x_C(y_D - y_C))}{a_n(x_C - x_D) + b_n(y_C - y_D)} \quad (4-7)$$

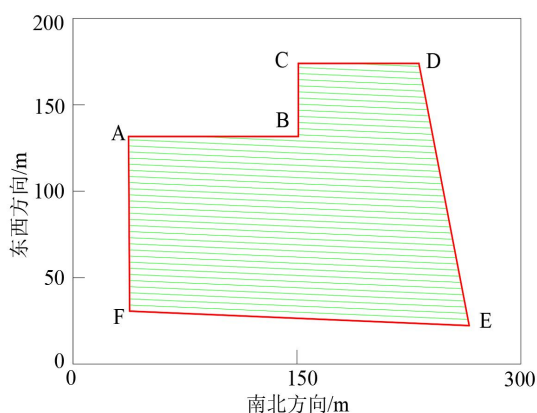
$$Gy_n = \frac{c_n(y_D - y_C)}{b_n(y_D - y_C) + a_n(x_D - x_C)} + \frac{a_n(y_C(x_D - x_C) + x_C(y_D - y_C))}{b_n(y_D - y_C) + a_n(x_D - x_C)} \quad (4-8)$$

在安徽凤阳九华山试验田中，规划出一个六边形作业区域。为了确保准确性，对该区域内 6 个角点的经纬度坐标进行了精确的测量，并通过坐标转换及偏移值校正，最终确定了一个面积约 26732 平方米的六边形作业区。在此基础上，设定了 E 点为收获机的起始作业位置，收获机可以按照顺时针方向（与 EF 方向一致）或逆时针方向（与 ED 方向一致）进行作业。基于各角点的坐标信息及初始作业幅宽，采用了先进的路线规划算法并编制了相应的程序，能够计算出在两种作业方向下行驶路线与作业田块区域边界相交的各拐点坐标。

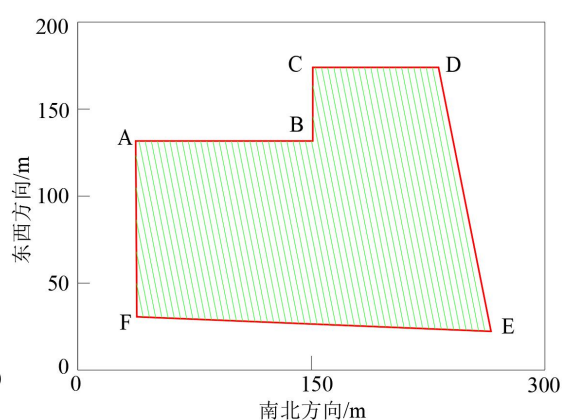
经过对收获机在两种不同模式下于各个边界转弯掉头次数的统计,以及对基于路线与边界夹角的最优转弯掉头模式选择的分析得出了一系列结论。同时,对总行程、工作行程及工作效率进行了相关的计算,具体结果详见表 4-1 中。根据表 4-1 数据,可以观察到,在 E 点沿 EF 方向进行收获作业时,总路线次数相对较少,总行程较短,且工作效率较高。此分析方法同样适用于其余角点 F 至 D。通过进一步对比各角点在顺时针和逆时针方向下的行程和工作效率,发现无论是从 F 点还是 E 点出发,收获机在平行于边 EF 作业时均展现出较短的总行程和较高的工作效率。综上所述,可以将收获机的起/终点设定在 E 点,沿 EF 方向进行作业;或者将起降点设定在 F 点,沿 FE 方向进行作业。此外,根据仿真结果,当收获机沿着凸多边形作业区域的最长边作业时,总航线次数最少,且掉头转弯的次数也相应减少。



(a) 六边形作业区域



(b) 行驶路线 1



(c) 行驶路线 2

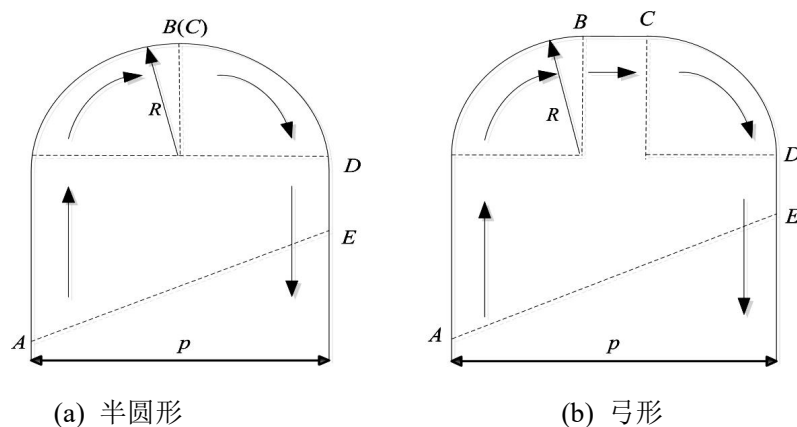
图 4-3 以 E 点为起落点的 2 种典型路径规划仿真结果

表 4-1 收获机在不同起/停点下的总行程与工作效率比较

起/停点	顺时针方向		逆时针方向	
	总行程/m	工作效率/%	总行程/m	工作效率/%
A	5422.6	83.7	5725.8	89.5
B	6341.2	85.9	5474.8	83.6
C	5925.7	87.7	6336.2	86.1
D	4626.5	88.0	5937.8	87.4
E	4527.5	90.3	4687.3	88.6
F	5024.7	89.6	4552.6	90.6

4.3 小麦收获机地头转弯路径规划

在完成直线作业后，农机需驶入地头转弯区以进行必要的转向操作，从而确保作业的连续性。然而，转弯方式的选择直接关系到转弯过程中的时空占用效率。为确保农机作业的高效性与安全性，在选择转弯方式时充分考量了农田的具体条件以及农机的行驶规范以确保决策的科学性与合理性。目前，农机在进行转向操作时主要采取梨形转向、半圆形转向、弓形转向以及鱼尾形转向等多种模式，如图 4-4 所示。在这些转向模式中，参数 R 用于描述农机在转向过程中的最小转弯半径，而参数 p 则用于量化转向路径与农机在直线作业状态下前后路径之间的间距^[86]。



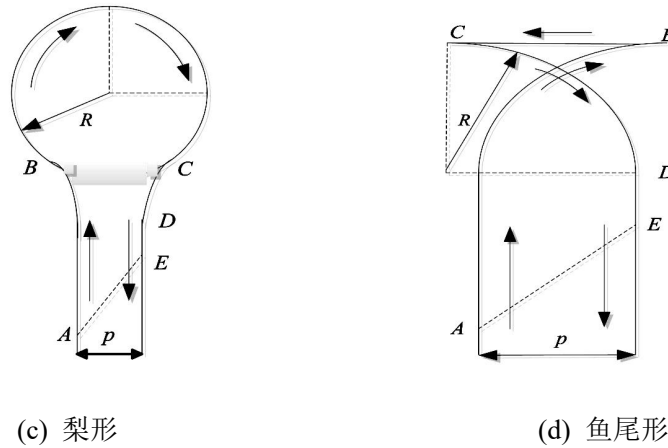


图 4-4 收获机转弯路径示意图

图 4-4 可知,农机的转弯方式选择需综合考虑其最小转弯半径 R 及转弯路径与两条直线作业路径间的距离 p 。在 p 小于 R 的情况下,推荐使用鱼尾形转弯;当 R 小于 p 且 p 小于 $2R$ 时,梨形转弯方式更为适宜;若 p 等于 $2R$,则宜采用半圆形转弯;而当 p 大于 $2R$ 时,弓形转弯方式将更为高效。鉴于小麦收获机在进行边缘对行操作时,其 R 与 p 的关系满足 R 小于 p 且 p 小于 $2R$ 的条件,因此,本文确定选择梨形转弯方式。

4.4 小麦收获机路径规划实验结果与数据分析

本研究运用 Python 编程语言,于 PyCharm 集成开发环境之中成功实现了小麦联合收获作业路径规划。此外,本研究还结合 PyQt5 开发工具,成功完成了路径规划软件的编写工作。测试环节所采纳的环境为搭载 Intel i5-12400f 处理器、配备 16 GB 内存、运行 Windows11 操作系统的计算机。

为全面评估算法在真实农田环境中的性能与效率,挑选了 4 块具有代表性的典型特征田块进行深入探究。如图 4-5、4-6、4-7、4-8 所示,这些田块的边界数据均源自高德软件并以 KML 格式进行数据交换。田块 1 与田块 2 坐落于安徽滁州市,而田块 3、4 则分布在安徽蚌埠市。这些田块的面积分别为 1524 平方米、1656 平方米、1856 平方米和 2057 平方米。为了更加贴近实际的农业生产场景,采用了约翰迪尔 4LZ-11(C230)型小麦联合收获机的实际作业参数进行算法的仿真测试。该机器的外形尺寸精确为 5.08 米 $\times$ 2.34 米 $\times$ 2.68 米,割幅宽度达到 2.25 米,喂入量则为 3.80 公斤/秒。在仿真过程中,将路径规划算法生成的路径划分为两类即作业路径与非作业路径。作业路径指的是收获机在行进过程中同时进行

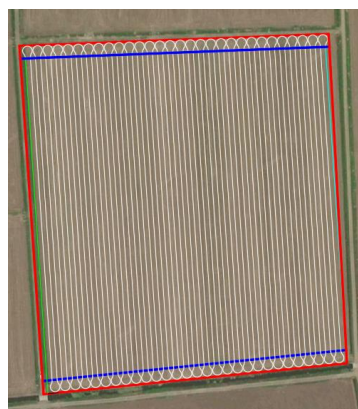
收割操作的轨迹,而非作业路径则是指收获机仅进行位置转移而不进行收割操作的路径。通过这一细致的分类,能够分别计算出两类路径的总长度以及算法的整体耗时,从而为后续算法优化和效率提升提供有力依据。最后本文基于 Python 语言在 Pycharm 平台下开发出了一套智能化小麦收获机路径规划系统 V1.0,如图 4-9 所示。



(a) 高德麦田图像 1 采集



(b) 边界提取

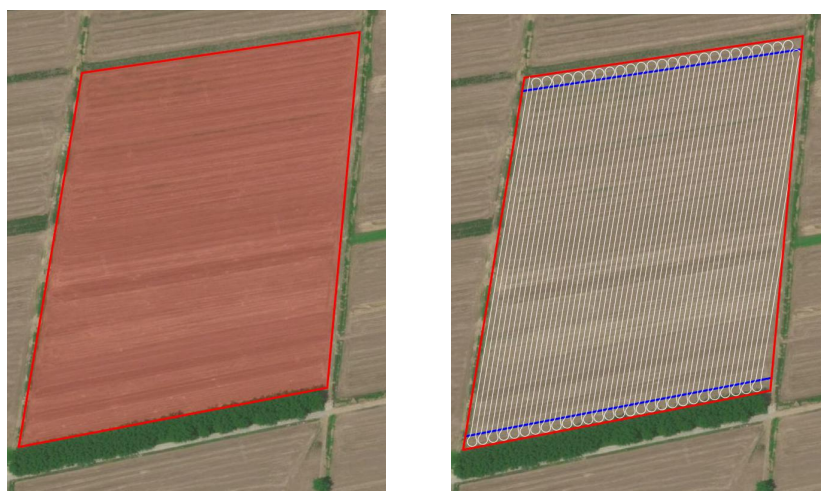


(c) 路径规划

图 4-5 田块 1 路径规划求解结果



(a) 高德麦田图像 2 采集



(b) 边界提取

(c) 路径规划

图 4-6 田块 2 路径规划求解结果



(a) 高德麦田图像 3 采集



(b) 边界提取

(c) 路径规划

图 4-7 田块 3 路径规划求解结果



(a) 高德麦田图像 4 采集



(b) 边界提取



(c) 路径规划

图 4-8 田块 4 路径规划求解结果

表 4-2 矩形边界小麦田块路径规划算法测试结果

田块编号	工作路径/m	总路径/m	有效工作路径	有效作业	有效作业面积
			占比/%	面积/ m ²	覆盖率/%
田块 1	2530.4	2873.5	88.1	1503.1	98.6
田块 2	2878.6	3378.8	85.2	1603.8	96.9
田块 3	3862.3	4468.6	86.4	1842.6	99.2
田块 4	4037.2	4633.6	87.1	2016.3	98.0



图 4-9 智能化小麦收获机路径规划系统 V1.0

4.5 本章小结

本章介绍了小麦收获机的转弯路径和作业路径规划方法，并开发出了一套适用于麦田路径规划的系统。本章与第三章相结合可以实现小麦收获机的无人驾驶作业以及精准作业，可为未来实现无人收获农场提供理论参考。

第五章 实验结果与分析

5.1 实验目的与试验方法

为了验证不同速度、光照强度以及不同位置对小车路径跟踪实验的影响，本文通过搭建一个智能实验平台分别在 3 种不同场景中进行试验，如图 5-1 所示。该实验平台主要由单目相机、控制芯片、电机驱动模块、物联网控制模块以及田间模型等组成，单目相机用于图像的采集，控制芯片用于图像预处理，物联网控制模块用于导航信息实时交互。由于现在小麦还未开始种植且为了避免机器人对麦田造成破坏，于 2023 年 6 月 10 日在安徽科技学院进行视觉导航试验，视觉导航试验的具体过程如下：

(1)将模拟小麦边缘的道具布置场地，随机设置残缺处和干扰物，行程总长度为 5m。

(2)机器人行驶至离小麦边缘起点 0.5 米处停车，启动控制箱电源，打开工控机和摄像头，确保正确接收图像数据。

(3)机器人分别以 1km/h、2km/h、3km/h 的速度沿导航路线行驶，为检验机器人的位姿自主调整能力，在机器人行驶至中途时切换成手动模式，对机器人横向位置和航向角度进行干预，然后再次切换成自主导航模式。

(4)机器人在视觉导航模式下运行，实时计算机器人和小麦边缘之间的横向偏移量和航向偏角量。

(5)关闭可视化导航，保存实验数据。

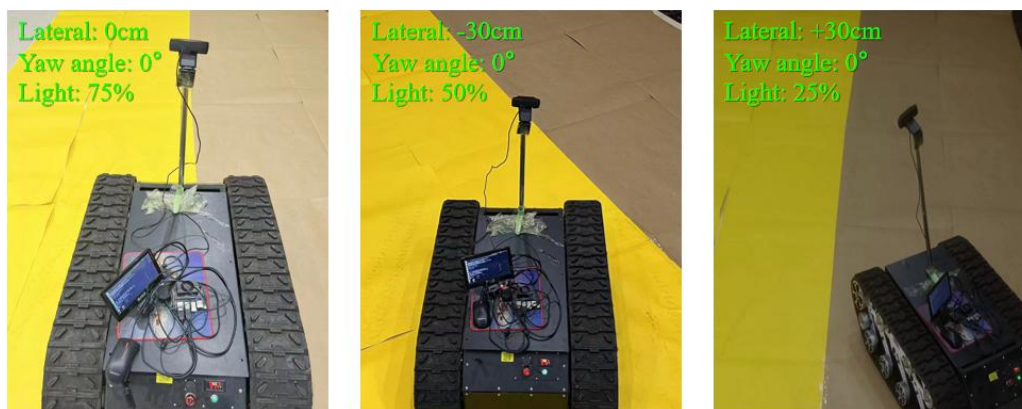


图 5-1 视觉导航实验

5.2 结果与数据分析

首先，为了分析不同行驶速度对路径跟踪实验的影响，在光照强度为 50% 的试验基地分别以 1km/h、2km/h 和 3km/h 的不同速度进行了路径跟踪实验，测得导航试验中的横向偏移和航向偏角的变化结果如图 5-2 所示。当机器人行驶速度为 1km/h，最大横向偏移为 9.6cm，平均横向偏移为 3.5cm，最大航向偏角为 12.3°，平均航向偏角为 3.8°；当行驶速度为 2km/h 时，驾驶相对平稳，最大横向偏移为 11.3cm，平均横向偏移为 4.6cm。最大航向偏角为 16.7°，平均航向偏角为 4.9°；当行驶速度为 3km/h 时收获机器人可以更快地移动到预定的导航线，但是由于行驶速度较大导致机器人电机振动和相机抖动，最大横向偏移距增加到 16.5 cm，平均横向偏移距增加到 5.8cm，最大航向偏角距增加到 17.6°，平均航向偏角距增加到 6.1°。因此，实验表明当机器人时速为 2km/h 时能够为机器人实现最佳收获效果。

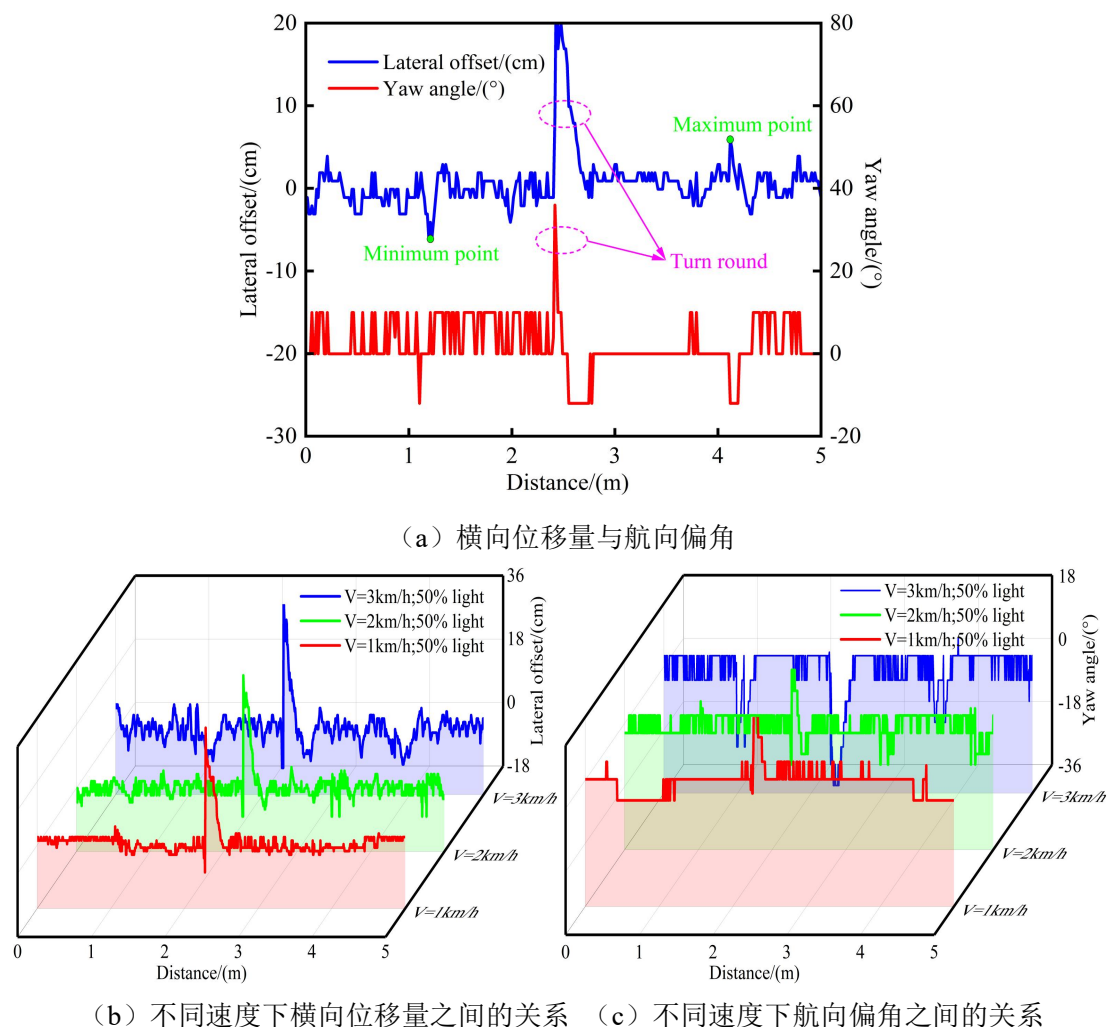


图 5-2 不同速度下的路径跟踪实验结果

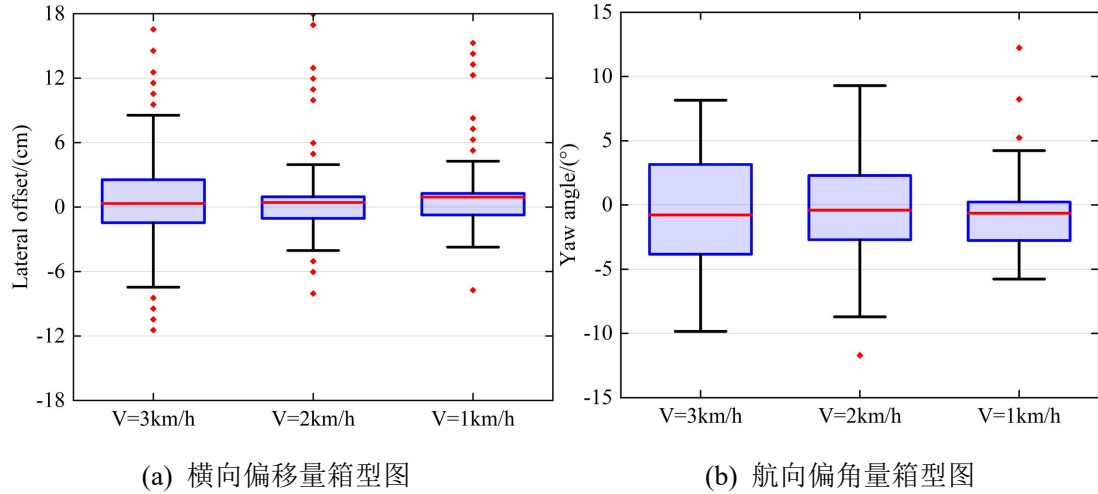


图 5-3 不同速度下的横向偏移量与航向偏角量箱型图

表 5-1 不同速度下的横向偏移量与航向偏角量

KPI	Numerical or description		
农业机器人速度	1 km/h	2 km/h	3 km/h
最大横向偏移	9.6 cm	11.3 cm	16.5 cm
最大偏航角	12.3°	16.7°	17.6°
平均横向偏移	3.5 cm	4.6 cm	5.8 cm
平均偏航角	3.8°	4.9°	6.1°
横向偏移方差	0.007	0.003	0.001
偏航角的变化	6.6	6.2	5.7
横向偏移均方根误差	59mm	63mm	68mm
偏航角的均方根误差	4.3°	4.5°	4.6°

然后，为了分析在 2km/h 的时速下不同光照强度对路径跟踪实验的影响，在试验基地分别以 25%、50%和 75%的不同光照强度进行了路径跟踪实验，测得导航试验中的横向偏移和航向偏角的变化结果如图 5-4 所示。当光照强度为 25%时的最大横向偏移为 6.3cm，平均横向偏移为 4.6cm，最大航向偏角为 8.4°，平均航向偏角为 5.1°；当光照强度为 50%时的最大横向偏移为 4.9cm，平均横向偏移为 3.2cm。最大航向偏角为 7.8°，平均航向偏角为 3.1°；当光照强度为 75%时的最大横向偏移为 8.1 cm，平均横向偏移为 5.1cm，最大航向偏角距为 9.4°，平均航向偏角距为 7.1°。因此，实验表明当机器人在光照强度为 50%时能够为机器人实现最佳收获效果。

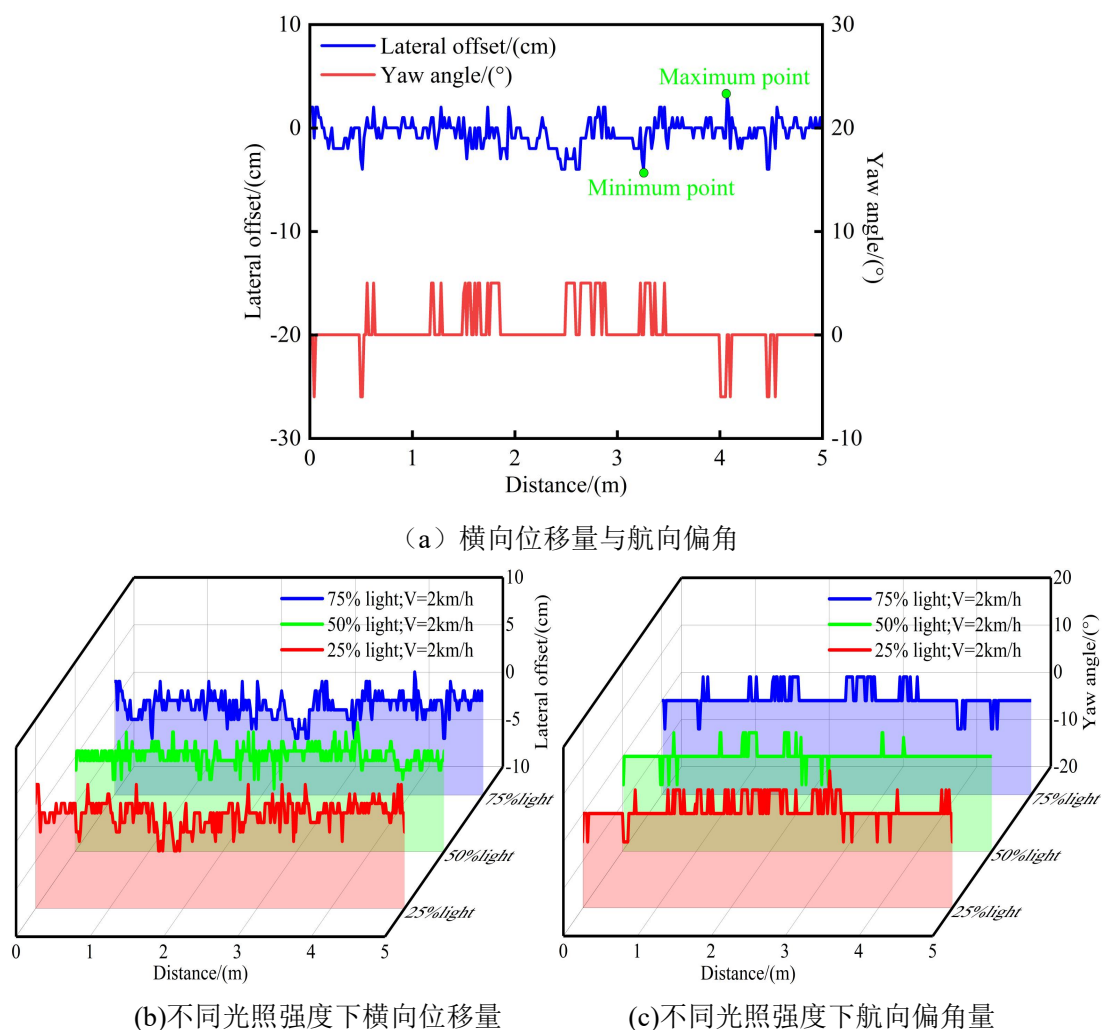
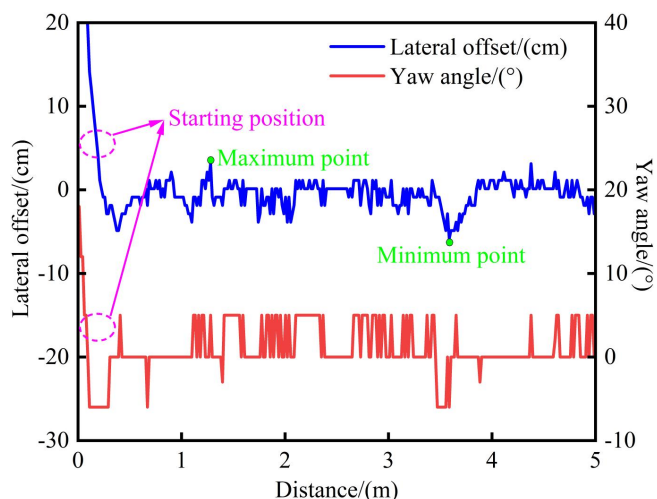
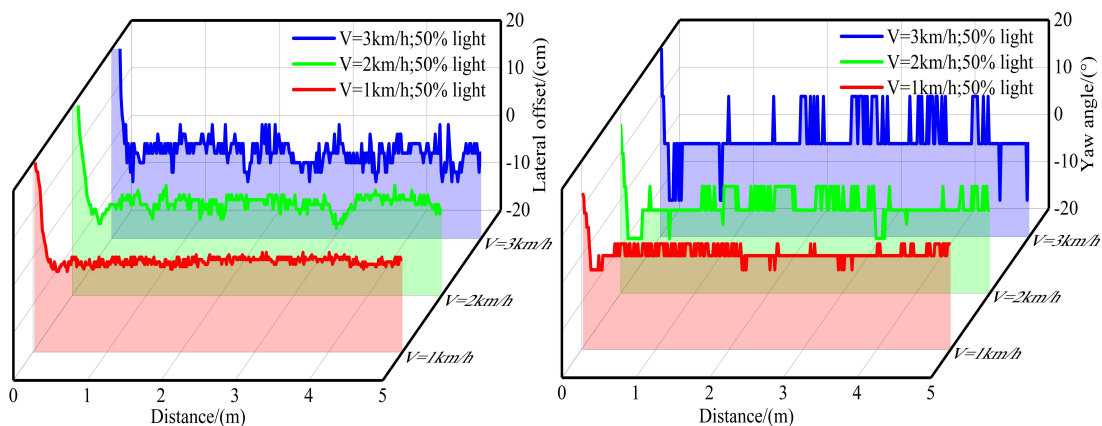


图 5-4 不同光照强度下的路径跟踪实验结果

随后，为了分析导航控制系统在左偏置情况下的响应时间周期，在收获机器人行驶到起始点处时将初始偏置距离和初始偏置角度分别设置为 20cm 和 20°，测得导航试验中的横向偏移和航向偏角的变化结果如图 5-5 所示。当机器人行驶速度为 1km/h，行驶到正常收获作业用时 2.6s，最大横向偏移为 10.3cm，最大航向偏角为 13.7°；当行驶速度为 2km/h 时，行驶到正常收获作业用时 1.9s，最大横向偏移为 12.7，最大航向偏角为 17.2°；当行驶速度为 3km/h 时，收获机器人可以更快地移动到预定的导航线，行驶到正常收获作业用时 1.2s，最大横向偏移为 17.3 cm，最大航向偏角为 18.3°。因此，实验表明当机器人时速为 1km/h 时能够为机器人实现最佳收获效果。



(a) 左偏置下横向位移量与航向偏角

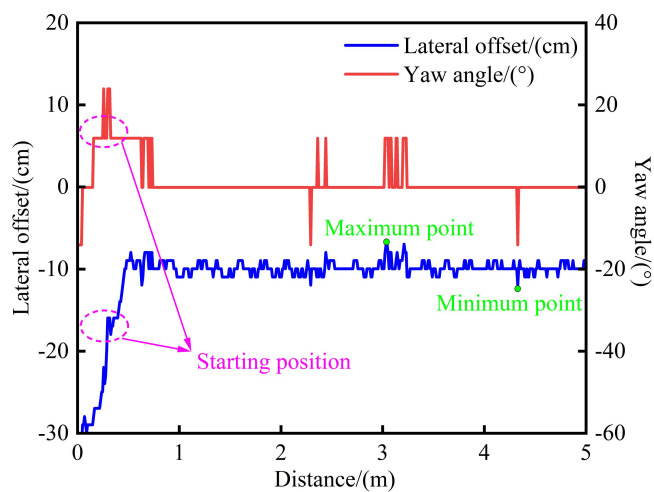


(b) 左偏置下横向位移量之间的关系

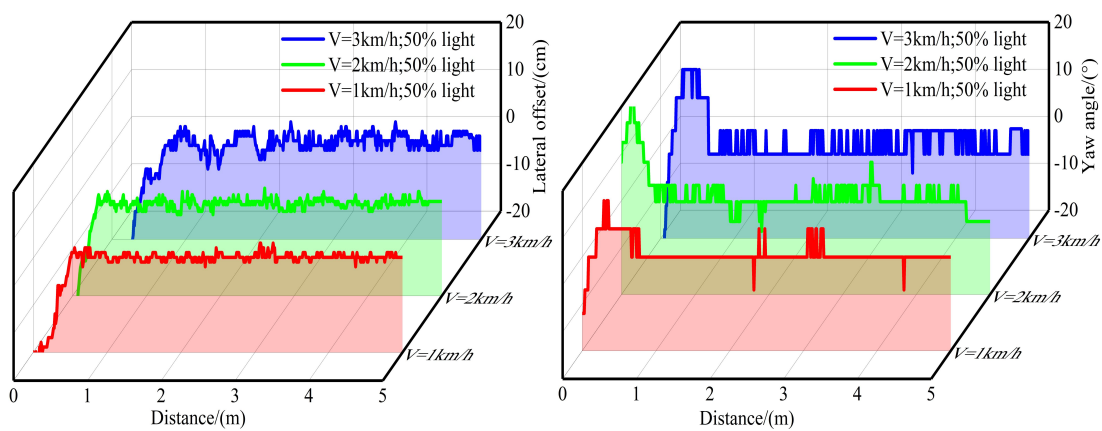
(c) 左偏置下航向偏角量之间的关系

图 5-5 左偏置情况下不同速度对小车路径跟踪的实验结果

最后，为了分析导航控制系统在右偏置情况下的响应时间周期，在收获机器人行驶到起始点处时将初始偏置距离和初始偏置角度分别设置为-20cm 和-20°，测得导航试验中的横向偏移和航向偏角的变化结果如图 5-6 所示。当机器人行驶速度为 1km/h，行驶到正常收获作业用时 2.9s，最大横向偏移为 10.7cm，最大航向偏角为 12.5°；当行驶速度为 2km/h 时，行驶到正常收获作业用时 2.2s，最大横向偏移为 11.3cm，最大航向偏角为 13.5°；当行驶速度为 3km/h 时，行驶到正常收获作业用时 1.9，最大横向偏移为 16.5cm，最大航向偏角为 15.8°。因此，实验表明当机器人时速为 1km/h 时能够为机器人实现最佳收获效果。



(a) 右偏置下横向位移量与航向偏角



(b) 右偏置下横向位移量之间的关系

(c) 右偏置下航向偏角量之间的关系

图 5-6 右偏置情况下不同速度对小车路径跟踪的影响

5.3 讨论

(1)该方法为小麦农场的农业机器人提供了一种基于视觉的自主导航解决方案,该解决方案不需要繁琐的农作物语义标注,但可以准确、鲁棒地从捕获的图像中提取导航线。但是,它确实有其自身的局限性,如果小麦出现大面积倒伏或缺失的情况下则所提方法无法分割田埂,但是本文的方法适用于大多数一般情况。

(2)当机器人行驶速度达到 3km/h 时,收获机器人可以更快地移动到预定的导航线,但是由于行驶速度较大导致机器人电机振动和相机产生抖动,这使得横向偏移和航向偏角产生一定误差。在不同初始偏置的情况下,收获机器人都可以很快的行驶到预定的航行线。当速度越小时机器人的系统稳定性越高,可是其位姿纠正所用时间也会越长;当速度越大时机器人的位姿纠正所用时间越短,但是其系统稳定性越低。总体而言,不同初始偏置的情况对导航试验中的最大偏差和平均偏差影响不大。

第六章 总结与展望

6.1 结论

本文针对小麦收割边缘因受到麦茬、土壤、光照等环境因素影响而导致的航线提取困难、抗干扰能力弱等问题，基于 OpenCV 平台开发了一套可以实现收获机在麦田中自主导航的控制系统。首先，本文采用改进的 RGB 分量抑制方法完成小麦图像分割，然后采用基于水平投影的改进边缘特征点检测算法提取出小麦收获边缘特征点并拟合出了小麦收获边缘导航线，导航线的平均拟合优度为 0.92。然后，本文根据小麦图像提取出的横向位移量和航向偏角量并利用改进的 Pure Pursuit 算法实现视觉导航。

在对收获机器人进行导航试验的结果表明，当车速为 1km/h、2km/h 和 3km/h 时，导航跟踪的最大横向偏移分别为 9.6cm、11.3cm 和 16.5cm，平均横向偏移分别为 3.5cm、4.6cm、5.8cm。最大航向偏角分别为 12.3°、16.7°以及 17.6°，平均航向偏角分别为 3.8°、4.9°、6.1°，导航系统中的视觉导航模块在小麦收获边缘跟踪中性能良好，为智能农业机械在麦田中的自主行走提供了一种可靠的、实时的导航方法。

最后，本文提出了一种基于机器视觉的小麦作物高度检测方法，通过对小麦边缘特征点作为被检测对象进行作物高度的检测，对检测结果进行模糊 PID 控制，进而实现割台的自动对高功能。

6.2 展望

国内在联合收割机割台自动调节技术方面的研究，与国际先进水平相比仍有待提升。本文在收获机自动对行与对高领域进行了初步的探索，但仍存在若干不足之处。具体而言，作物高度检测装置的适应性尚需进一步深入研究与验证；同时，系统控制方案也有待持续优化，以提高割台调节的精确度。展望未来，期望在联合收割机自动对行和自动对高调节系统的研究中，能够不断提升控制系统在复杂田间作业环境中的适应性与稳定性，并积极融入先进的科学技术，推动割台控制自动化达到更高水平的发展。在未来，我将继续坚持不懈地致力于智慧农业的研究当中，为早日实现无人化收获、无人化农场而努力奋斗。

参考文献

- [1] 张漫, 季宇寒, 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.
- [2] 张琳洁, 张文爱, 韩应征, 等. 农业机械导航关键技术发展分析[J]. 农机化研究, 2016, 38(06): 10-15, 25.
- [3] 姬长英, 周俊. 农业机械导航技术发展分析[J]. 农业机械学报, 2014, 45(09): 44-54.
- [4] 郭祥雨. 无人飞机水稻和油菜制种田作业视觉辅助导航方法研究[D]. 北京: 中国农业科学院, 2021.
- [5] Montalvo M, Pajares G, Guerrero J M, et al. Automatic detection of crop rows in maize fields with high weeds pressure[J]. Expert Systems with Applications, 2012, 39(15): 11889-11897.
- [6] Martin J, Hunt CD. Header control system for harvester[P]. USA patent, 20210185880. 2021-06-13.
- [7] Yang RB, Wang ZC, Shang SQ, Zhang J, Qing YR, Zha XT. The Design and Experimentation of EVPIVS-PID Harvesters' Header Height Control System Based on Sensor Ground Profiling Monitoring[J]. Agriculture, 2022, 12(07): 1-24.
- [8] 陈子文, 李伟, 张文强, 等. 基于自动 Hough 变换累加阈值的蔬菜作物行提取方法研究[J]. 农业工程学报, 2019, 35(22): 314-322.
- [9] 梁习卉子, 陈兵旗, 姜秋慧, 等. 基于图像处理的玉米收割机导航路线检测方法[J]. 农业工程学报, 2016, 32(22): 43-49.
- [10] Ni YL, Jin C, Chen M. Computational model and adjustment system of header height of soybean harvesters based on soil-machine system[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2021, 183(16): 97-115.
- [11] Zhang Z, Chi R, Dong N. Design and Testing of an Intelligent Control System for Maize Picking Harvest[J]. Applied Sciences, 2020, 10(25): 88-98.
- [12] Kassen D, Kelkar A. Combine harvester header height control via robust feedback linearization[C]. India Control Conference, 4-6 Jan 2017, Guwahati, India.

- [13] 焦崇珊, 宋怀波. 基于超像素分割算法的大田小麦导航路径获取[J]. 江苏农业科学, 2020, 48(14): 255-260.
- [14] Bai, Y. H., Zhang, B. H., Xu, N. M., Zhou, J., Shi, J. Y., Diao, Z. H., Vision-based navigation and guidance for agricultural autonomous vehicles and robots: A review, *Computers and Electronics in Agriculture*, 2023, 205, 107584.
- [15] Chen, J. Q., Qiang, H., Wu, J. H., Xu, G. W., Wang, Z. K., Liu, X., Extracting the navigation path of atomato-cucumbergreenhouse robot based on a median point Hough transform. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2020, 174, 105472.
- [16] Opiyo, S., Okinda, C., Zhou, J., Mwangi, E., Makange, N. Medial axis-based machine-vision system for orchard robot navigation *Comput. Electron. Agric.*, 2021, 185, 106153-106164, 10.
- [17] 史扬杰, 程馨慧, 奚小波等. 农业机械导航路径跟踪控制方法研究进展[J]. 农业工程学报, 2023, 39(15):1-14.
- [18] 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.
- [19] Ai, C. S., Geng, G. Y., Qi, Z. G., Zheng, L., Feng, Z. Q., Research on AGV Navigation System Based on Binocular Vision. 2021 IEEE International Conference on Real-time Computing and Robotics (RCAR), 2021, 851-856..
- [20] Chen, M. Y., Tang, Y. C., Zou, X. J., Huang, Z. F., Zhou, H., Chen, S. Y., 3D global mapping of large-scale unstructured orchard integrating eye-in-hand stereo vision and SLAM, *Computers and Electronics in Agriculture*, 2021, 187, 106237.
- [21] 刘柏旭, 孔凡霞. 农业机器人自主导航技术发展分析[J]. 山东农机化, 2024, (01): 48-49.
- [22] 孟志军, 王昊, 付卫强等. 农业装备自动驾驶技术研究现状与展望[J]. 农业机械学报, 2023, 54(10): 1-24.
- [23] 马红霞, 马明建, 马娜, 等. 基于 Hough 变换的农业机械视觉导航基准线识别[J]. 农机化研究, 2013, 35(4): 37-39, 43.
- [24] Diwakar M, Kumar M. CT image denoising using NLM and correlation-based wavelet packet thresholding[J]. *IET Image Processing*, 2018, 12(5): 708-715.
- [25] de Ponte Müller, F., 2017. Survey on ranging sensors and cooperative techniques

- for relative positioning of vehicles. *Sensors* 17 (2), 271.
- [26] Dos Santos, F. N., Sobreira, H., Campos, D., Moraes, R., Paulo Moreira, A., Contente, O. Towards a reliable robot for steep slope vineyards monitoring. *Intell. Rob. Syst*, 2016, 83 (3), 429 – 444.
- [27] Higuti, V.A., Velasquez, A.E., Magalhaes, D.V., Becker, M., Chowdhary, G. Under canopy light detection and ranging-based autonomous navigation. *J. Field Rob.*, 2019, 36 (3), 547 – 567.
- [28] 马驰. 猕猴桃树干智能检测与行间导航线生成方法研究[D]. 陕西: 西北农林科技大学, 2021.
- [29] 李云伍, 徐俊杰, 王铭枫, 等. 丘陵山区田间道路自主行驶转运车及其视觉导航系统研制[J]. *农业工程学报*, 2019, 35(1): 52-61.
- [30] 赵荣阳, 吴桂云, 梁家海, 等. 基于单目视觉的农业机器人导航系统研究[J]. *农机化研究*, 2022, 44(05): 92-96.
- [31] Aghi, D., Mazzia, V., Chiaberge, M. Local Motion Planner for Autonomous Navigation in Vineyards with a RGB-D Camera-Based Algorithm and Deep Learning Synergy. *Machines*, 2020, 8, 27.
- [32] García-Santillán, I., Guerrero, J. M., Montalvo, M., Pajares, G. Curved and straight crop row detection by accumulation of green pixels from images in maize fields *Precis. Agric.*, 2018, 19, 18-41.
- [33] Iqbal, J., Xu, R., Sun, S., Li, C. Simulation of an autonomous mobile robot for LiDAR-based in-field phenotyping and Navigation. *Robotics*, 2020, 9 (2), 46.
- [34] Jiang, A., Noguchi, R., Ahamed, T. Tree Trunk Recognition in Orchard Autonomous Operations under Different Light Conditions Using a Thermal Camera and Faster R-CNN. *Sensors*, 2022, 22, 2065.
- [35] 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.
- [36] 王爱臣, 张敏, 刘青山, 等. 基于区域生长和均值漂移聚类的苗期作物行提取方法[J]. *农业工程学报*, 2021, 37(19): 202-210.
- [37] 焦崇珊, 宋怀波. 基于超像素分割算法的大田小麦导航路径获取[J]. *江苏农业科学*, 2020, 48(14): 255-260.
- [38] Liu, H. J., Hong, S., Min, Z. L., Michihisa, I. Application of Color Featuring and Deep Learning in Maize Plant Detection. *Remote Sensing*, 2020, 12(14): 2229.

- [39] Liao, J., Wang, Y., Yin, J., Liu, L., Zhang, S., Zhu, D. Segmentation of rice seedlings using the ycrb color space and an improved otsu method. *Agronomy*, 2018, 8 (11): 269.
- [40] Marinoudi, V., Sørensen, C.G., Pearson, S., Bochtis, D. Robotics and labour in agriculture. A context consideration *Biosyst*, 2019, 184, 111-121.
- [41] Ma, Y., Zhang, W.Q., Qureshi, W.S., Gao, C., Zhang, C.L., Li, W. Autonomous navigation for a wolfberry picking robot using visual cues and fuzzy control, *Information Processing in Agriculture*, 2021, 8(1), 15-26.
- [42] OUAKRIF F, BENSIDHOUM T, ZASADZINSKI M. Iterativ learning fuzzy control for nonlinear systems with adaptive gain and without resetting condition[J]. *Cybernetics and Systems*, 2022, 53(1): 1119-1132.
- [43] Zhang X. Y., Li X. N., Zhang B. H., Zhou J., Tian G. Z., Xiong Y. J., Gu B. X. Automated robust crop-row detection in maize fields based on position clustering algorithm and shortest path method. *Comput. Electron. Agric.*, 2018, 154, 165-175.
- [44] Huang L, Zhe T, Wu J, et al. Robust Inter-Vehicle Distance Estimation Method Based on Monocular Vision[J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 46059-46070.
- [45] 郭新年, 周恒瑞, 张国良等. 基于激光视觉的农作物株高测量系统[J]. *农业机械学报*, 2018, 49(02): 22-27.
- [46] 宫金良, 王祥祥, 张彦斐, 等. 基于边缘检测和区域定位的玉米根茎导航线提取方法[J]. *农业机械学报*, 2020, 51(10): 26-33.
- [47] Tang, Y. C., Wang, C., Luo, L., Zou, X. Recognition and localization methods for vision-based fruit picking robots: a review *Front. Plant Sci*, 2020, 11, 510.
- [48] Fardad Dadboud, Vaibhav Patel, Varun Mehta, et al. Single-Stage UAV Detection and Classification with YOLOV5: Mosaic Data Augmentation and PANet[C]. 2021 17th IEEE International Conference on Advanced Video and Signal Based Surveillance (AVSS), Washington, DC, USA, 2021, 1-8.
- [49] Zhang, W., Gong, L., Huang, S. H., Wu, S. T., Liu, C. L., Factor graph-based high-precision visual positioning for agricultural robots with fiducial markers, *Computers and Electronics in Agriculture*, 2022, 201, 107295. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2022.107295>.
- [50] Winterhalter, W., Fleckenstein, F.V., Dornhege, C., Burgard, W. Crop row detection on tiny plants with the pattern hough transform. *IEEE Robotics and*

- Automation Letters, 2018, 3:3394-3401.
- [51] He, Y., Zhang, X., Zhang, Z., Fang, H. Automated detection of boundary line in paddy field using MobileV2-UNet and RANSAC. Computers and Electronics in Agriculture, 2022, 194:106697.
- [52] 杨洋, 张博立, 查家翼, 等. 玉米行间导航线实时提取[J]. 农业工程学报, 2020, 36(12): 162-171.
- [53] Berna Yazici, Mustafa Cavus. A comparative study of computation approaches of the generalized F-test[J]. Journal of applied statistics, 2021, 48(13):2906-2919.
- [54] Wang, T., Chen, B., Zhang, Z., Li, H., Zhang, M. Applications of machine vision in agricultural robot navigation: A review. Comput. Electron. Agric, 2022, 198, 107085.
- [55] 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(05): 167-174.
- [56] Chen, M. Y., Tang, Y. C., Zou, X. J., Huang, Z. F., Zhou, H., Chen, S. Y., 3D global mapping of large-scale unstructured orchard integrating eye-in-hand stereo vision and SLAM, Computers and Electronics in Agriculture, 2021, 187, 106237.
- [57] Montalvo, M., Pajares, G., Guerrero, J. M., Romeo, J., Guijarro, M., Ribeiro, A. Automatic detection of crop rows in maize fields with high weeds pressure. Expert Syst Appl, 2012, 39, 11889-11897.
- [58] Sristi, S. H., Tsuyoshi, M., Ricardo, O., Noboru, N. A vision-based navigation system for an agricultural autonomous tractor IFAC-PapersOnLine, 2022, 55(32), 48-53.
- [59] Tang, Y., Li, L., Wang, C., Chen, M., Feng, W., Zou, X., Huang, K. Real-time detection of surface deformation and strain in recycled aggregate concrete-filled steel tubular columns via four-ocular vision, Robot. Comput. Integr. Manuf, 2019, 59, 10.
- [60] Wang, T., Chen, B., Zhang, Z., Li, H., Zhang, M. Applications of machine vision in agricultural robot navigation: A review. Comput. Electron. Agric, 2022, 198, 107085.
- [61] Xie, B. B., Jin, Y. C., Faheem, M., Gao, W. J., Liu, J. Z., Jiang, H. K., Cai, L. J., Yuanxiang Li, Research progress of autonomous navigation technology for

- p multi-agricultural scenes,Computers and Electronics in Agriculture,2023,211,107963.
- [62] Xu, S. G., Rai, R. Vision-based autonomous navigation stack for tractors operating in peach orchards, Computers and Electronics in Agriculture,2024, 217,108558.
- [63] Yao, Z.X., Zhao, C. J., Zhang, T. H.,Agricultural machinery automatic navigation technology,iScience,2023,108714.
- [64] Zhao, W., Wang, X., Qi, B., Runge, T.Ground-level Mapping and Navigating for Agriculture based on IoT and Computer Vision. IEEE Access,2020,8, 221975-221985.
- [65] 戚云涛, 曾寿金, 方宇轩等. 基于粒子群优化的双凸透镜缺陷 Otsu 阈值分割算法[J]. 福建理工大学学报, 2023, 21(06): 598-604+612.
- [66] 薛钰明, 沈喆. 基于 RGB 颜色模型的印章图像分割[J]. 现代信息科技, 2023, 7(24): 87-91.
- [67] 李凤林, 杜红梅, 樊懿葳等. 基于形态学滤波的车轮多边形故障诊断方法[J]. 机械, 2023, 50(08): 39-46.
- [68] 李淑萍,赵津,张帆等.基于动态 ROI 识别的智能车辆车道线检测[J].国外电子测量技术,2023,42(08):176-182.
- [69] 宋宇, 刘永博, 刘路, 等. 基于机器视觉的玉米根茎导航基准线提取方法[J]. 农业机械学报, 2017, 48(2): 38-44.
- [70] Yingjuan Zhao,Jingnan Ma,Shaojuan Li,Jia Li. Design of Modbus Wireless Communication System Based on Remote Data Transmission[P]. 2016 International Forum on Mechanical, Control and Automation (IFMCA 2016),2017.
- [71] Yamamoto,H,Furnhashi, T. New Fuzzy Inference Method for Symbolic Stability Analysis of Fuzzy Control System[C]. Advanced Motion Control,Proceedings. 6th International Workshop on 30 March-1 April 2000, p443-447.
- [72] 宋冰, 臧传方, 陈懋閒等. 基于改进 RANSAC 算法的 AR 壁画保护可视化系统研究及应用[J]. 甘肃科技纵横, 2023, 52(12): 74-80+86.
- [73] Cook JT, Zachary L. Header height control system with multiple height

- sensors[P]. European patent. 3509412. 2020-09-12.
- [74] Douglas H C, Kong N C. Harvesting Header Height Control[P]. European patent, 3850937. 2021-07-30.
- [75] John Deere Combine Harvester Company. S Series Combines Of S 780[EB/OL]. 2022-03-09.
- [76] Joseph VK, Winn FD. Wireless monitoring and profiling of reactor conditions using arrays of sensor-enabled RFID tags placed at known reactor heights[P]. European patent, 3738319. 2020-05-30.
- [77] 何创新, 巩蕾, 苗中华, 等. 基于平行轨迹导航的采棉机自动对行控制方法[J/OL]. 农业机械学报, 1-11[2024-06-01].
- [78] 杨少奇, 李广宇, 徐峰, 等. 电动玉米收获机自动对行控制系统的研究[J]. 农业与技术, 2024, 44(05): 41-45.
- [79] 金忠博. 甘蔗收获机割台随动控制系统设计与试验[D]. 沈阳农业大学, 2023.
- [80] 姬魁洲, 李耀明, 李顾鹏, 等. 联合收获机割台高度自动调节装置设计与试验[J]. 农机化研究, 2023, 45(09): 85-89+94.
- [81] 彭海涛. 叶菜有序收获机割台仿形系统研究[D]. 江苏大学, 2021.
- [82] 焦志鹏. 丘陵山区玉米收获机割台高度控制研究[D]. 山东交通学院, 2020.
- [83] 侯晓晓, 涂亚楠, 王蒙. 农业收获运输车多车路径规划的优化研究[J]. 农机化研究, 2024, 46(08): 259-263.
- [84] 王绍帅. 面向稻油轮作无人化农场的农机作业路径规划算法及软件开发[D]. 华中农业大学, 2023.
- [85] 何杰, 满忠贤, 胡炼, 等. 履带式花生联合收获机路径跟踪控制方法与试验[J]. 农业工程学报, 2023, 39(01): 9-17.
- [86] 季超. 考虑卸粮环节的再生稻头季机收路径规划研究[D]. 华中农业大学, 2023.

攻读学位期间发表的成果

已发表的论文：

- [1] 姚杰, 张春雨, 彭勇等. 基于计算机视觉的小麦收获边缘导航线提取方法[J]. 中国农机化学报.2024, 45(02):215-220.
- [2] 彭勇, 乔印虎, 姚杰等. 基于改进的 ResNet34 网络模型的苹果叶病害识别[J]. 中国农机化学报.2022, 37(06):51-57.
- [3] 彭勇, 乔印虎, 姚杰等. 改进 YOLOv5 模型的草莓检测方法研究[J].安徽工程大学学报.(已录用)

已授权的专利：

- [4] 姚杰, 张春雨, 周爽等. 一种联合收获机割台自动对行装置
CN202320902851.X

赛事获奖：

- [5] 全国大学生互联网+大赛铜奖(排序：2)
- [6] 安徽省乡村振兴创新创业大赛二等奖(排序：3)

致谢

行文至此，落笔之处，我的研究生生涯即将画上句号。回首这段珍贵的时光，心中涌动着无尽的感慨与感恩。

首先，我要衷心地感谢我的导师张春雨。从入学时的迷茫到如今的笃定，导师如一盏明灯，始终照亮我前行的道路。是您的悉心指导和严格要求，让我在学术的道路上不断成长与进步。每一次与您的探讨，都让我受益匪浅；每一个建议和批评，都成为我不断提升的动力。您不仅教会了我专业知识，更教会了我严谨的治学态度和执着的探索精神。在我遇到困难和挫折时，您总是给予我鼓励和支持，让我有勇气重新站起来继续前行。导师，您的恩情我将铭记一生。

感谢我的家人，你们是最坚实的后盾和最温暖的港湾。在我追求学业的道路上，你们给予了我无条件的爱和支持。每一个电话中的关切，每一次回家时的温馨，都让我感受到家的力量。是你们默默承担了生活的压力，让我能够专心致志地投入到学习中，谢谢你们为我付出的一切，你们的爱是我前进的动力。

还要感谢我亲爱的同学们。在这几年里，我们一起上课、一起讨论、一起奋斗。那些共同度过的日夜，那些一起攻克难题的时光，都成为了我人生中最宝贵的回忆。我们相互鼓励、相互帮助，在彼此的成长中留下了深刻的印记。是你们让我的研究生生活充满了欢声笑语和青春活力，这份珍贵的同窗情谊我会永远珍惜。

感谢实验室的师兄师姐们，你们以自己的经验和智慧为我指引了方向。你们耐心地解答我的问题，无私地分享自己的经验和技巧。从你们身上，我学到了许多书本之外的知识和技能，也学会了如何更好地与人相处和合作。师弟师妹们，也感谢你们带来的新鲜活力，我们一起在这个学术大家庭中共同成长。

我要特别感谢那些在我研究过程中给予我帮助的老师们的朋友们。是你们的专业知识和宝贵建议，让我的研究能够顺利进行。每一次的交流和合作，都让我收获颇丰。你们的热情和友善，让我感受到了学术界的温暖和力量。

此外，我还要感谢学校为我们提供了良好的学习和研究环境。图书馆丰富的藏书、先进的实验设备，都为我们的学习和研究提供了有力的保障。学校的各种学术活动和讲座，让我们有机会接触到前沿的学术思想和研究成果，拓宽了我们

的视野。

回顾这一路走来，有欢笑也有泪水，有成功也有失败。但正是这些经历，让我变得更加坚强和成熟。研究生阶段的学习不仅让我在专业领域取得了进步，更让我学会了如何面对困难和挑战，如何保持积极的心态和坚持不懈的努力。

在未来的道路上，我将带着这份感恩之心继续前行。我会将导师的教诲和同学们的情谊铭记于心，不断提升自己，为社会做出自己的贡献。我相信，无论未来的道路多么崎岖，只要我怀揣着梦想和感恩，就一定能够克服一切困难，走向成功的彼岸。

最后，我想用最真挚的语言再次表达我的感谢之情。感谢每一个在我研究生涯中出现的人，是你们让我的人生变得更加精彩和有意义。这份感恩之情将永远伴随我，激励我不断前进。谢谢大家！

尚德敏学 唯实惟新

