

杭州电子科技大学

硕士学位论文

题目: 智能割草机边界信号去噪与
路径规划研究

研究生 陈立宇

专业 新一代电子信息技术（含量子技术等）

指导教师 陈科明 副教授

企业导师 曾佳

完成日期 2023 年 5 月

杭州电子科技大学硕士学位论文

智能割草机边界信号去噪与
路径规划研究

研 究 生： 陈立宇

指导教师： 陈科明 副教授

2023 年 5 月

Dissertation Submitted to Hangzhou Dianzi University

for the Degree of Master

Research on boundary signal denoising and path planning for intelligent lawn mowers

Candidate: Chen Liyu

Supervisor: Associate Prof. Chen Keming

May 2023

杭州电子科技大学

学位论文原创性声明和使用授权说明

原创性声明

本人郑重声明：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。除文中已经注明引用的内容外，本论文不含任何其他个人或集体已经发表或撰写过的作品或成果。对本文的研究做出重要贡献的个人和集体，均已在文中以明确方式标明。

申请学位论文与资料若有不实之处，本人承担一切相关责任。

论文作者签名：陈立宇

日期：2023年6月1日

学位论文使用授权说明

本人完全了解杭州电子科技大学关于保留和使用学位论文的规定，即：研究生在校攻读学位期间论文工作的知识产权单位属杭州电子科技大学。本人保证毕业离校后，发表论文或使用论文工作成果时署单位名称仍然为杭州电子科技大学。学校有权保留送交论文的复印件，允许查阅和借阅论文；学校可以公布论文的全部或部分内容，可以允许采用影印、缩印或其它复制手段保存论文。（保密论文在解密后遵守此规定）

论文作者签名：陈立宇

日期：2023年6月1日

指导教师签名：陈科明

日期：2023年6月1日

摘要

随着草坪面积不断增大,智能割草机正逐步取代人工维护。目前市面上智能割草机均以电磁屏障的方式确定工作边界,但当作业环境存在高频电磁干扰源时,如电机、地下电缆等,则由于抗噪能力差,往往无法识别边界特征信号而陷入停机;并且常规割草机覆盖路径随机,存在重复率高,耗时长,覆盖率低等问题。

本文针对智能割草机现有问题,设计了一种以 ARM Cortex-M4 内核为主控模块的智能割草机系统,并添加驱动模块、边界识别模块、传感器模块以及无线通信模块,实现割草作业、边界识别、路径规划、APP 端远程控制和管理等功能。

针对常规智能割草机抗干扰能力差,噪声环境下信号失真而无法获取边界特征信号陷入停机的问題,本文首先改进优化麻雀搜索算法(Sparrow Search Algorithm, SSA)和小波阈值去噪(Wavelet Threshold Denoising, DWT),然后将两者与变分模态分解(Variational Mode Decomposition, VMD)结合,设计了一种基于 ISSA-VMD-IWTD 的边界信号去噪方法,实现感应电流信号去噪,还原边界特征信号波形。本方法将根据噪声强度选择处理方式,以防止过度去噪,提升系统实时性。其中在强噪声环境下,本方法首先使用改进麻雀搜索算法(Improved Sparrow Search Algorithm, ISSA)寻优 VMD 的最佳参数对,并以此参数分解输入信号,然后对其中含噪分量进行改进小波阈值去噪(Improved Wavelet Threshold Denoising, IWTD),最后重构分量,结束去噪流程。经测试,本方法在强噪声环境下具有良好的去噪效果,信噪比相较于其他单一去噪算法提升至 4.2123dB。

针对常规智能割草机覆盖率和作业效率低的问题,本文对定位与全区域覆盖路径规划进行研究,设计了一种基于扩展卡尔曼滤波的多传感器融合定位方法和一种基于双向跳点搜索算法(Bidirectional Jump Point Search, BJPS)的全区域覆盖路径规划方法。通过扩展卡尔曼滤波融合编码器与陀螺仪输出数据,计算智能割草机位姿,然后根据位姿数据实现全区域覆盖路径规划中五个重要部分,包括边界学习、环境地图构建、全局区域分解、子区域覆盖和子区域衔接。其中针对子区域衔接,采用 BJPS 算法规划区域间最短路径,缩短衔接时间。测试表明,相较于单一定位方式,基于扩展卡尔曼滤波的多传感器融合定位方法的水平位置绝对位姿误差减小 0.436m。同时基于 BJPS 算法的全区域覆盖路径规划方法相较于常用 BA*全区域覆盖算法,总时间减少 7.5%,作业效率得到提升。

关键词: 智能割草机、物联网、小波阈值去噪、融合定位、双向跳点搜索算法

ABSRTACT

With the increasing lawn area, intelligent mowers are gradually replacing manual maintenance. At present, intelligent lawn mowers on the market adopt the electromagnetic barrier to confirm the working boundary, but when there is high frequency electromagnetic interference sources in the working environment, such as motors, underground cables, etc., due to poor anti-noise ability, they often cannot identify the boundary characteristic signals and fall into shutdown; In addition, the coverage path of existing mowers is random, and there are problems such as high repetition rate, long time consuming, and low coverage rate.

Aiming at the problems of current intelligent lawn mowers, this thesis designs an intelligent mower system with the ARM Cortex-M4 core as the main control module, and adds a driver module, a boundary recognition module, a sensor module and a wireless communication module to realize the functions of mowing operation, boundary recognition, path planning, remote control and management at the APP.

In view of the problem of poor anti-interference ability of conventional intelligent lawn mowers and signal distortion in noisy environments, resulting in inability to obtain boundary feature signals and falling into downtime, this thesis first optimizes and improves Sparrow Search Algorithm (SSA) and Wavelet Threshold Denoising (DWT), combines them with Variable Mode Decomposition (VMD), and designs a boundary signal de-noising method based on ISSA-VMD-IWTD to de-noise the induced current signal and restore the boundary characteristic signal waveform. This method will select the denoising method according to the noise intensity to prevent excessive denoising and enhance the real-time performance of the system. In the case of strong noise, this method first will use the Improved Sparrow Search Algorithm (ISSA) to optimize the parameter pair of VMD and decompose the input signal based on them. Then the Improved Wavelet Threshold Denoising (IWTD) will be applied to noisy components. Finally, the components will be reconstructed and end the denoising process. The test shows that this method has good denoising effect in strong noise environment, and the signal-to-noise ratio is increased to 4.2123dB compared with other single denoising algorithms.

Aiming at the problems of low coverage and low efficiency of conventional

intelligent mowers, this thesis studies the positioning and path planning of the complete coverage, and designs a multi-sensor fusion location method based on extended Kalman filter and a complete coverage path planning method based on Bidirectional Jump Point Search (BJPS). The output data of encoder and gyroscope are fused by extended Kalman filter to calculate the accurate position and pose of the intelligent mower, and then five important parts of complete coverage path planning are implemented according to the position and pose data, including boundary learning, environmental map construction, global region decomposition, sub-regions coverage, and sub-regions connection. For the connection of sub-regions, BJPS algorithm is used to plan the shortest path between regions to shorten the operation time. The test shows that the horizontal position absolute pose error of the multi-sensor fusion positioning method based on extended Kalman filtering is reduced by 0.436m compared with the single positioning method. At the same time, compared with the common BA* complete coverage algorithm, the complete coverage path planning method based on BJPS reduces the total time by 7.5%, and operation efficiency is improved.

Keywords: Intelligent mower, Internet of Things, Wavelet Threshold Denoising, Fusion positioning, Bidirectional Jump Point Search

目录

摘要.....	I
ABSRTACT	II
第 1 章 绪论.....	1
1.1 智能割草机研究背景与意义.....	1
1.2 国内外研究现状.....	2
1.3 智能割草机关键技术研究现状.....	4
1.3.1 边界识别技术研究现状.....	4
1.3.2 定位技术研究现状.....	6
1.3.3 全区域覆盖路径规划技术研究现状.....	7
1.4 本文主要研究内容.....	8
第 2 章 智能割草机系统设计.....	10
2.1 系统总体设计.....	10
2.1.1 需求分析.....	10
2.1.2 总体框架.....	10
2.2 硬件模块设计.....	11
2.2.1 主控模块.....	11
2.2.2 驱动模块.....	12
2.2.3 边界识别模块.....	12
2.2.4 多传感器模块.....	14
2.2.5 无线通信模块.....	16
2.2.6 电源模块.....	17
2.2.7 人机交互模块.....	18
2.3 嵌入式软件设计.....	19
2.3.1 多任务框架.....	19
2.3.2 设备检测类任务.....	22
2.3.3 设备控制类任务.....	23
2.3.4 设备交互类任务.....	24
2.4 应用软件设计.....	25
2.4.1 云平台.....	25
2.4.2 APP 端	26

2.5 整体效果展示.....	27
2.6 本章小结.....	28
第 3 章 基于 ISSA-VMD-IWTD 的边界信号去噪方法研究	29
3.1 边界信号识别与去噪方法分析.....	29
3.1.1 基于电磁感应的边界识别方法原理.....	29
3.1.2 去噪方法分析.....	32
3.2 基于 ISSA-VMD-IWTD 的边界信号去噪方法	33
3.2.1 变分模态分解原理.....	33
3.2.2 改进麻雀搜索算法研究.....	35
3.2.3 改进小波阈值去噪研究.....	41
3.2.4 ISSA-VMD-IWTD 去噪算法研究	50
3.2.5 方法总体实现.....	52
3.3 测试与性能分析.....	54
3.4 本章小结.....	58
第 4 章 智能割草机定位与全区域覆盖路径规划方法研究.....	60
4.1 定位与全区域覆盖路径规划方法分析.....	60
4.1.1 定位方法分析.....	60
4.1.2 全区域覆盖路径规划方法分析.....	61
4.2 基于扩展卡尔曼滤波的多传感器融合定位方法研究.....	62
4.2.1 坐标系和运动模型分析.....	62
4.2.2 扩展卡尔曼滤波原理.....	64
4.2.3 多传感器融合定位方法实现.....	65
4.3 基于 BJPS 算法的全区域覆盖路径规划方法研究.....	67
4.3.1 边界学习.....	67
4.3.2 环境地图构建.....	68
4.3.3 全局区域分解.....	69
4.3.4 子区域覆盖.....	70
4.3.5 子区域衔接.....	73
4.3.6 总体流程设计.....	75
4.4 测试与仿真.....	76
4.4.1 基于扩展卡尔曼滤波的多传感器融合定位方法测试.....	76
4.4.2 基于 BJPS 算法的全区域覆盖路径规划方法仿真	84
4.5 本章小结.....	90
第 5 章 总结与展望.....	91

5.1 全文总结.....	91
5.2 后续工作展望.....	92
致谢.....	93
参考文献.....	94
附录.....	101

第 1 章 绪论

1.1 智能割草机研究背景与意义

随着经济社会不断发展,人民群众对绿水青山的追求不断加深,推动了城市公共绿化面积和城区绿化覆盖率逐年增长。依据国家统计局数据^[1],2021 年中国城市绿地面积约为 345.79 万公顷,同比增长 4.4%,城市建成区绿化覆盖率提升至 42.5%,并计划在 2023 年城市绿地面积达到 365 万公顷,绿化覆盖达到 44.8%,如图 1.1 和 1.2 所示。城市绿化面积中草地面积占有重要一环,伴随着绿化草坪面积不断增长,草坪维护成本不断增加,智能割草机因具备无人条件下自动化的草坪维护能力,而越来越受市场青睐^[2]。

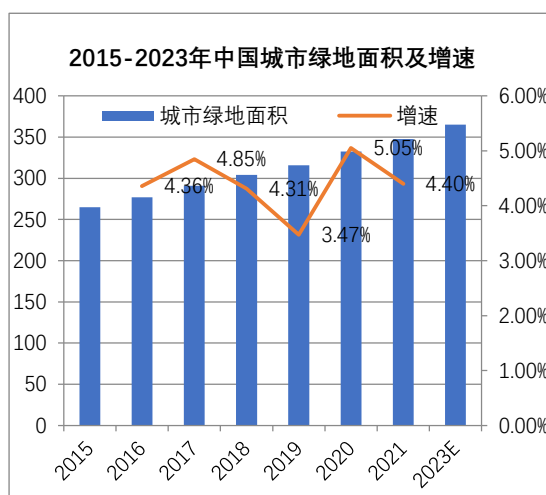


图 1.1 中国城市绿地面积及增速图

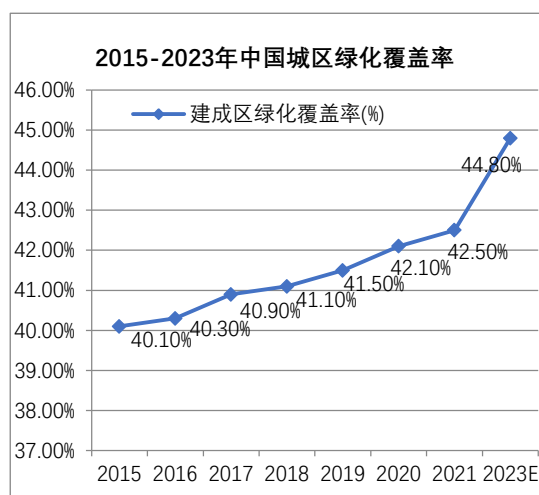


图 1.2 中国城区绿化覆盖率统计图

割草机根据自动化程度分为传统割草机和智能割草机^[3]。传统割草机包括手持型与驾驶型,其通常采用燃油发动机或小型蓄电池驱动,存在能耗高、噪声大等缺点。传统割草机必须进行专业培训后方可操作,割草作业期间须持续保持人工干预,体力和时间消耗较大,人力成本较高。同时割草过程产生的粉尘和燃油发动机排放的尾气^[4],对操作人员身体健康造成影响。并且割草机都具有锋利刀盘,若操作不当可能造成刀片断裂或刀盘脱离,会危及作业人员生命安全。针对传统割草机存在的问题,不少公司和学者开始着力研发智能割草机。智能割草机是一种自动化工具,可以根据预设的程序、传感器和地图等信息,在草坪上自主运行并完成割草任务^[5]。其采用锂电池驱动,内部含有各类传感器,例如雨水传感器、超声波传感器、碰撞霍尔传感器、姿态传感器等,具备周围环境的感知能力和自主作业能力。同时伴随着物联网技术的愈发成熟,催生出了基于物联网的

智能割草机的设计与开发，将割草机通过无线通信模块接入互联网，使用手机 APP 或网页后台可以远程监视和操控割草机，提高了割草机的安全性与可操作性，便捷程度以及智能化程度大大提成。基于上述优势，智能割草机市场占比逐年升高，并在逐步取代传统割草机，成为园林机械设备中主要的销售产品，图 1.3(a)(b) 分别表示 2016 年和 2022 年全球各类型割草机市场占比。

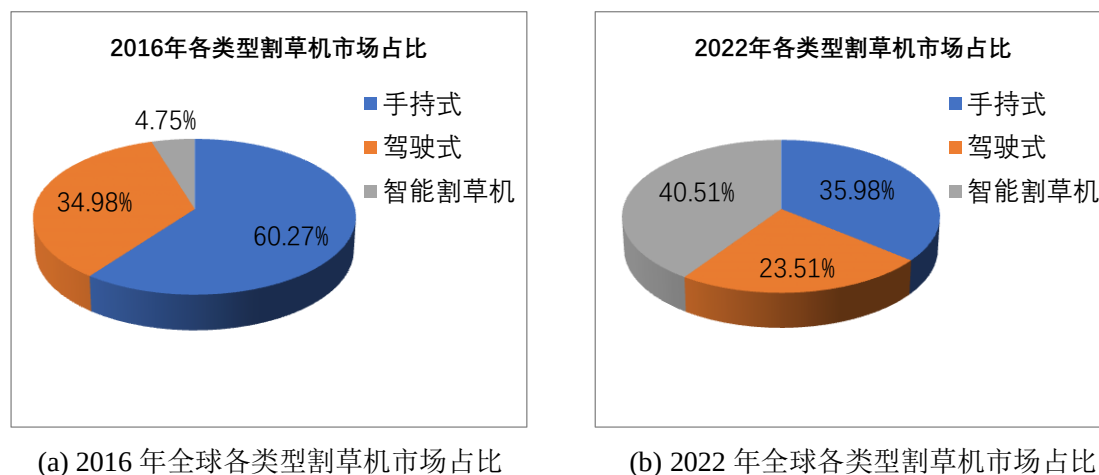


图 1.3 全球各类型割草机市场占比图

目前市场大部分智能割草机为电磁屏障式，即通过以电缆围成边界的方式来确定割草范围，电缆线中通有的周期变化电流将产生具有一定特征的电磁信号，智能割草机通过识别特征信号从而确定当前是否处于工作区域^[6]。虽然该类智能割草机已经具备自主割草、自主充电和远程交互等通用功能，但是在技术方面仍存在一定不足与改进空间，如机器抗干扰能力差，当工作区域存在高速旋转电机或其他电缆线等设备产生的电磁噪声时，由于大多智能割草机未对采集信号进行去噪处理，使其无法从已失真的信号中提取有效边界特征信号，导致机器出现误判和停机状况，造成安全事故。同时现有智能割草机作业方式为随机路径覆盖，该方式重复覆盖率高、能耗大、时间长且存在盲区，智能割草机工作效率低下。为解决上述现存智能割草机的痛点，进一步提升割草机智能化程度和 market 价值，本文下面将主要围绕智能割草机系统设计、边界信号去噪、定位、全区域覆盖路径规划等方面展开研究。

1.2 国内外研究现状

上世纪 80 年代，一些西方国家率先提出利用现代电子技术和智能控制技术改造和提升草坪机械产业的战略，并在 1997 年的户外动力设备协会(Outdoor Power Equipment Institute, OPEI)年会上，正式提出了智能割草机器(Intelligent Robot Mower, IRM)的概念^[7]。由此开始，国外众多研究机构和企业对智能割草机整体技术实现进行探索研究，包括智能割草机边界识别技术、定位导航和路径规

划技术等。期间，不少该领域公司取得了一定的成果，本文将选取部分品牌进行展示说明。

瑞典 Husqvarna 公司于 1995 年推出第一款智能割草机，命名为 Solar Mower 如图 1.4 所示，该款智能割草采用太阳能供电，并设计了一种电缆边界方案，确保机器不会离开工作区域，开创了电磁屏障式智能割草机先河^[8]。1998 年，Husqvarna 推出了 Automower 系列智能割草机，之后以该名称创立了专属的智能割草机品牌。Automower 是一款功能强大、智能化的割草机器人，具有自主操作、多区域管理、智能充电、可编程计划和环保节能等特点，取得了较好的市场反馈。Automower 系列割草机目前已更新至 Automower 550，如图 1.5 所示，该型号智能割草机可应对高达 3000m^2 的大型复杂草坪的挑战、可顺利通过高角度斜坡以及狭窄通道等困难地形^[9-11]。



图 1.4 Solar Mower 智能割草机实物图



图 1.5 Automower 550 智能割草机实物图

以色列公司 Friendly Machines 于 1998 年发布的 Robomow 系列智能割草机是最早一批投入市场且颇为成功的产品之一^[12]。目前最新型号为 RS630，RS630 最大割草范围为 3000m^2 ，持续工作时间可达 3 小时，可通过蓝牙实现 APP 端远程遥控割草机，同时还具备防盗报警，多区域管理等功能。RS630 已加入 Alexa 智能家居生态，可实现语言唤醒，语言命令割草等功能^[13]。实物如图 1.6 所示。

德国 Bosch 公司对于智能割草机研发相较于以上两家公司起步较晚，但厚积薄发，旗下 Indego 系列智能割草机在市场已占有一席之地。最新推出的 Indego S+ 550 型号智能割草机搭载自研的 LogiCut 系统，该系统可以通过连接到互联网，获取天气预报和其他信息，以优化割草计划，同时还可以根据用户的喜好和需求，定制割草计划^[14-15]。该型智能割草机实物如图 1.7 所示。



图 1.6 RS630 智能割草机实物图



图 1.7 Indego S+ 550 智能割草机实物图

我国在智能割草机领域起步较晚，但近年来发展十分迅速，已成功跻身第一梯队。其中涌现出一批公司，例如苏州宝时得公司旗下 WORX 品牌的 Landroid 系列智能割草机，其具备多种功能，包括边缘保护、障碍物检测、定位等，同时拥有低噪音、低维护和环保等优点。该型智能割草机搭载了独创的超声波非接触避障技术、切割到边技术和 AIA 技术，使智能割草机可运行在复杂的草坪环境，能流畅地通过狭窄区域以及规避障碍物，更好的修剪边界和死角区域。根据捷孚凯市场研究集团最新数据，宝时得公司在全球智能割草机市场份额中已位居全球第一，所申请相关专利超过 8200 件，位居全球同行前列^[16]，其产品如下图 1.8 所示。此外，格力博公司旗下 Optimow 系列智能割草机也取得了一定的市场反响，其中较新的 Greenworks Optimow 15 型号智能割草机具备 1500m² 的最大割草范围，支持 APP 遥控、语音控制、远程监控等多种智能控制方式，用户可以通过手机或平板电脑远程操控，同时该款智能割草机的切割高度可调，能够根据不同的草坪需求进行自由调整，支持边缘割草和障碍物割草，确保割草效果^[17]。Greenworks Optimow 15 型智能割草实物如图 1.9 所示。



图 1.8 WORX Landroid 智能割草机实物图 图 1.9 Optimow 15 智能割草机实物图

与此同时，多家国内头部科技企业如小米、海康威视等也宣布入军智能割草机行业，可以预见未来智能割草机将呈现百花齐放的局面。目前绝大部分产品都采用电缆线作为边界，该方式成本低且易于实现，但电磁信号易受到外界环境噪声干扰，使得系统可靠性降低并限制了智能割草机工作范围，上文所述目前市场主流的智能割草机噪声环境中边界信号识别均表现一般，实测在噪声功率约为 -6dB 时均出现误判，严重的已陷入报错状态。同时在割草作业时，目前智能割草机覆盖路径仍然是以随机割草方式为主，不仅智能化程度低且割草效率低下。所以本文结合实际应用场景，将智能割草机边界信号去噪方法和全覆盖路径规划方法作为核心研究对象，提高设备可靠性和工作效率。

1.3 智能割草机关键技术研究现状

1.3.1 边界识别技术研究现状

相较于室内机器人处于封闭空间内作业，智能割草机工作区域为室外开阔草

坪。由于草坪中没有固定的实体界限或参照物，智能割草机若无法有效识别边界信息，将可能驶出工作区域，造成严重的安全隐患。因此智能割草机稳定精确的边界确立与识别尤为重要。

1995 年 Husqvarna 公司 Ulf 和 Bengt-Allan 等提出基于电磁感应的边界确立与识别方法，开发出第一款电磁屏障式智能割草机^[18]。时至今日，该方法一直为主流的智能割草机边界确立与识别方式。针对基于电磁感应的边界确立与识别方法技术研究，不少学者与公司提出改进优化方法，以增大边界信号强度，提高系统抗干扰能力，例如张河东^[19]设计了一种基于三级差分信号处理的边界识别方法，保障智能割草机在 2000 平方米大面积草坪下，可有效放大并识别中心区域微弱的边界信号，抑制了相邻边界干扰，提升了智能割草机边界识别能力；贾伟娜等^[20]将电子电路抗干扰技术应用至智能割草机上，有效提升了系统抗干扰能力；深圳拓邦股份有限公司^[21]提出一种自适应跳频的方法，判断当前是否存在噪声干扰，存在干扰时则从多个预设频率中选取一个为目标频率以生成边界信号来解除干扰。

随着导航定位技术发展，不少学者开始研究虚拟边界技术，虚拟边界指无信标下通过精确定位或图像识别技术确定智能割草机工作边界。吴瀛东^[22]提出一种基于差分 GPS 定位功能的边界识别方案，通过绕工作区域行走一圈，实时采集边界定位数据以此确立边界；张晓春^[23]提出一种无信标边界识别算法，基于模板匹配的图像二值化，对智能割草机采集到的视觉数据进行处理，实现对边界的确定；文献[24]提出一种通过图像灰度分割进行草坪边界识别的方法，割草机机身头部安装摄像模组，周期采集图像，并回传上位机对图像进行灰度分割，提取出草坪和背景的边界。

目前虚拟边界技术主要处于研发测试阶段，未出现成熟产品。针对卫星定位确认边界的方法，为获取准确定位数据，多采用差分定位方式。该方式在开阔地带定位准确度高，但由于边界区域周围通常存在围墙，树木，房檐等物体遮挡，卫星信号衰减严重，使得边界定位数据偏差较大，因此在边界划定时须与周围遮挡物保持一定距离，造成较大区域无法覆盖。同时差分定位模块成本较高，目前无法大规模投入应用。而对于利用图像识别技术确认边界的方法，摄像头需实时采集图片，并压缩上传至信息处理系统与存储的边界信息进行特征比对，信息处理和制图的时间较长，实时性较差。同时存在一部分用户的草坪间并没有明显特征划分，无法有效识别出边界信息，导致智能割草机出现越界情况。该方法主要成果主要在论文与专利中，实际应用并不成熟。

综上，结合实用性与成本考虑，本文采用基于电磁感应的边界识别方法，实现边界确立。综合现状，该方法目前主要研究集中在特征信号产生和硬件电路优

化，其对于相邻边界线圈之间干扰滤除能力较强，但对于电机、变频器等产生的高频电磁噪声则无法有效处理。针对智能割草机在强高频噪声下无法有效识别特征信号的问题，本文提出一种智能割草机边界信号去噪方法，以提高系统抗干扰能力和边界识别能力。

1.3.2 定位技术研究现状

智能割草机中的定位和路径规划技术是决定其智能化水平最为关键的两个因素。其中定位又是为路径规划所服务，是机器人进行导航的基础^[25]。

机器人定位方式包括相对定位法与绝对定位法。其中相对定位法又称为航位推算法，依据机器人运动模型对所安装惯性传感器的测量数据进行解算，计算出相对于初始位置坐标的距离和方向，从而推算出机器人当前的位姿^[26]。惯性传感器通常使用编码器、陀螺仪、加速度计等。该方法优点是不需要外界参照物即可提供较高的定位精度，且传感器成本低，易于部署，缺点为惯性传感器常伴有累积误差，造成位姿解算偏差增大；绝对定位法主要包括地图匹配定位和基于信标的定位^[27]。其中地图匹配法需要事先建立并存储全局地图，通过提取传感器输出位置数据的特征，并将特征与全局地图进行匹配，得到精确定位结果^[28]。基于信标的定位依赖于环境中已搭建的已知特征信标，利用安装在机器人上的传感器如激光、视觉等对信标进行观测，并通过相关定位算法如三边测量法、三角测量法和场景分析法等来实现位置的确定。目前常见绝对定位方式如表 1.1 所示。

表 1.1 目前常用绝对定位方式参数表

方式	精度范围	定位原理	使用频段（Hz）	实例
红外	5~10m	邻近信息	36K	Active Badge
超声波	1~10cm	三边定位	20K	Active Bat
蓝牙	2~10m	邻近信息、场景分析	2.4G	BIPS
视觉	1cm~1m	场景分析	非无线通信	Easy Living
超带宽	20~40cm	三边定位	3.1~10.6G	Ubisense
载波相位差分 GPS	1~5cm	邻近信息、场景分析	1.5G	RTK

红外与超声波定位适用于封闭室内环境，针对开阔且无特殊信标物场地性能不佳；蓝牙易于安装实施但精度较差，无法满足智能割草机路径规划所需定位精度；视觉、超带宽和载波相位差分 GPS 定位技术研究成果较多，如 Mathias Franzius 等^[29]在割草机上安装摄像头，通过对 HSV 空间色调和饱和度分割，实现障碍物识别与定位；Liu 等^[30]设计了一种基于 UWB 定位的智能割草机，在作业区域架设基站实现精确定位；文献[31]介绍了一种基于载波相位差分 GPS 定位技术的智能割草机，通过高精度卫星定位实现导航控制。考虑到视觉处理时间较

长, 实时性差; 超带宽定位精度受基站数量影响, 工作范围越大场地所需基站个数越多, 安装越复杂, 成本越高; 差分 GPS 定位精度受遮挡物影响较大且成本高, 因此上述定位技术目前无法大规模应用在智能割草机实际产品中。而航位推算算法目前已有成熟产品, 但其位姿计算精度仍需优化提升, 本文将采用扩展卡尔曼滤波融合多传感器进行位姿计算, 提升定位精度。

1.3.3 全区域覆盖路径规划技术研究现状

全区域覆盖路径规划是指移动机器人在工作区域内, 以最短路径、最低重复率完成全区域的遍历。目前移动机器人在该方面研究成果颇多, 根据规划方式, 全区域覆盖路径规划算法可分为人工势场法、栅格法和单元分解法^[32]。

人工势场法是机器人路径规划中一种简单有效的方法, 由 Khatib 等提出^[33]。基本思想是在移动机器人的工作环境中构造一个人工势场, 势场中包括斥力极和吸引极, 工作区域外的区域和障碍物定义为斥力极, 目标及工作区域定义为引力极, 使得移动机器人会受到来自目标位置的吸引力和周围障碍物的斥力的影响, 朝向目标位置移动。该方法的优点是搜索速度快、易实现且对控制和传感测量误差具有一定的鲁棒性, 缺点为存在寻优局限性, 可能出现无解状况。针对缺陷, 许多学者提出了改进方法, 比如 Chen 等^[34]在引力、斥力合力的基础上引入新的控制力, 借助松弛变量将约束优化问题转化为无约束优化问题, 并应用函数优化方法将该问题转化为最优控制问题, 使得路径更为平滑, 有效解决了死点问题。

栅格法需要首先对环境信息进行采集, 根据移动机器人机身大小设置栅格大小, 用多个相同的栅格来组成整个环境信息, 然后使用不同的数值区分各区域环境状态即栅格属性类型, 包括待覆盖栅格、已覆盖栅格和无法覆盖栅格等, 机器人通过分辨栅格值来实现点到点的避障与路径规划等功能。为防止机器人陷入阻塞点即当前栅格的四周栅格均已覆盖, 常引入距离转换法予以解决, 例如 Zelinsky 等^[35-36]提出采用距离转变法优化该缺陷, 取得一定效果; 文献[37]引入能量消耗惩罚函数的概念, 提出一种改进距离转变算法, 依据代价值决定行走方向, 进一步预防了阻塞问题。

Choset^[38]认为大多数全覆盖路径规划算法虽名称各异, 但本质上均可通过单元分解法进行解释。单元分解法是借助环境中障碍物将整个工作环境化分成若干个互不重叠的子区域, 子区域中没有障碍物, 因此在子区域中可以使用如往返式路径等简单规划, 降低全局覆盖实现的难度。当所有子区域覆盖完成则意味着全局区域覆盖完成。该方法主要包括区域分解、子区域衔接和子区域覆盖三个部分。在子区域内使用合适规划方法进行遍历直至当前子区域全部覆盖, 之后可通过点到点路径规划算法进行区域衔接, 这就使得单元分解法构建全区域覆盖路径规划

的方案适用性更强、灵活性更高、更易于实现。

对于点到点路径规划算法主要分为四类，包括图论法、采样法、生物仿真和神经网络^[39]。其中图论法得益于实时性强，易实现的特定而受到广泛应用。图论法最具代表性的为 A* 算法，但 A* 算法存在大地图范围内时间处理较长，内存消耗较大，寻优路径仅指定 8 个方向，无法求得真实最短路径等缺陷。许多学者提出改进方法，如程传奇^[40]等提出一种改进 A* 算法融合动态窗口的路径规划算法，使得路径更为平滑；文献[41]进一步优化改进 A* 算法融合动态窗口，提出冗余点去除策略，完善局部路径规划；Harabo^[42]等提出了跳点搜索(JPS)算法，该算法通过裁切无意义的点实现了内存优化；同时文献[43]提出一种 BJPS 算法，跳点采用双向迭代，进一步增强了路径搜索实时性、节省内存消耗。

综上分析，考虑到目前移动机器人常用的全覆盖方式是单元分解法和栅格法相结合，其可降低全区域覆盖实现的难度。因此本文采用这种方式，并以此提出了一种基于 BJPS 算法的全区域覆盖路径规划方法，降低作业时长与内存消耗，提升覆盖效率。

1.4 本文主要研究内容

本文研究并设计了一种智能割草机系统，针对目前智能割草机抗干扰能力、边界识别能力差以及作业效率低的问题，提出一种以边界信号去噪方法研究和定位与全区域覆盖路径规划方法研究为核心的解决方案。所设计的智能割草机系统硬件核心为 ARM Cortex-M4 内核的主控模块，并在此基础上加入相应的子模块来实现割草作业、边界识别、实时定位和路径规划等功能需求。软件设计中，主控模块嵌入式软件使用 uC/OS-III 实时操作系统，将智能割草机相应的功能模块以多任务的形式管理和实现，同时基于 Lora+Wifi 的无线通信组合模式，将智能割草机接入物联网，实现远程管理、控制和升级等功能。全文共分为 5 章，主要研究内容包括：

第一章：绪论，本章阐述论文研究背景与意义，介绍智能割草机发展历程与关键技术研究现状，总结了目前市场上智能割草机所存在的问题，为后续研究重点确定方向。

第二章：智能割草机系统设计，本章首先对智能割草机总体设计进行介绍，然后从硬件设计和软件设计两方面进行阐述，包括各硬件子模块、嵌入式软件和应用软件，最后对所设计智能割草机进行实物效果展示。

第三章：基于 ISSA-VMD-IWTD 的边界信号去噪方法研究，本章首先分析基于电磁感应的边界识别方法原理，给出优化方向，然后设计了一种基于 ISSA-VMD-IWTD 的边界信号去噪方法。本章将方法整体分为 ISSA-VMD 算法

和基于互相关系数的 IWTB 算法两部分进行分析,其中包括提出一种改进麻雀搜索算法(ISSA)和一种改进小波阈值去噪算法(IWTB),并通过仿真测试验证改进策略有效性。最后将两部分融合,引入选择机制,阐述方法整体原理和流程,以实测的方式证明本方法去噪性能优越性。

第四章:智能割草机定位与全区域覆盖路径规划研究,本章首先介绍智能割草机的定位方法,提出一种基于扩展卡尔曼滤波的多传感器融合定位方法,对坐标系建立、智能割草机运动模型和融合定位具体实现进行介绍。之后以融合定位方法为基础,依次完成边界学习、环境地图构建、全局区域分解、子区域覆盖和子区域衔接 5 个重要流程,并改进往返式覆盖路径,采用 BJPS 算法优化子区域衔接过程,实现智能割草机全区域覆盖路径规划。最后对智能割草机的定位精度以及全区域覆盖效率进行评估测试。

第五章:总结与展望,本章对智能割草机整体设计和关键技术研究优化加以总结,并归纳本文设计方案优缺点,对不足之处予以分析与展望。

第 2 章 智能割草机系统设计

针对目前市场上智能割草机功能需求和关键技术痛点,本文以智能割草机主控模块为核心,由驱动模块、边界识别模块、多传感器模块和无线通信模块等硬件子模块组成,对智能割草机进行总体设计。并在嵌入式软件上引入 $\mu\text{C}/\text{OS-III}$ 实时操作系统,将各功能模块通过多任务的方式进行调度管理,降低系统响应时间。同时设计应用层 APP,通过无线通信模块将智能割草机实时数据上报至云平台 and 手机 APP 端或将应用层命令下发至智能割草机,实现远程监视、控制和升级维护。

2.1 系统总体设计

2.1.1 需求分析

本文设计的具有强抗干扰能力和具备全区域覆盖路径规划功能的智能割草机,主要需求有如下几部分:

- (1) 智能割草机具备实时采集电缆边界信号,并在较强电磁噪声下依旧可以对边界特征信号进行有效识别的能力。
- (2) 智能割草机具备环境感知能力,通过各类传感器获取智能割草机当前状态信息,可对各类紧急情况如雨水、倾斜、低电量等做出相应应急措施。
- (3) 智能割草机具备实时定位与全区域覆盖路径规划功能,对工作环境构建数字地图,通过路径规划高效快速的完成割草任务。
- (4) 智能割草机具备联网能力,用户可通过手机 APP 实现对智能割草机远程控制、远程升级等功能。

2.1.2 总体框架

智能割草机系统为多模块设计,其中主控模块为智能割草机硬件核心,其主要功能为协调控制各子模块,并对子模块反馈数据进行决策控制,以实现智能割草机各具体功能;驱动模块由行走电机、割草电机以及相应的驱动电路组成,驱动整机移动和割草作业;边界识别模块实现对感应电流信号的采集和边界特征信号提取识别,是保障机器在区域内作业的关键;传感器模块由多个传感器组成,可实时检测智能割草机当前状态;无线通信模块实现智能割草机与应用层联接,提升机器可操作性;人机交互模块由按键与显示屏组成,为用户设置与控制智能割草机提供接口;电源模块为整机能量来源,保障整机正常供电的前提下,进行

低功耗设计，延长续航时间；智能割草机系统框架如下图所示。

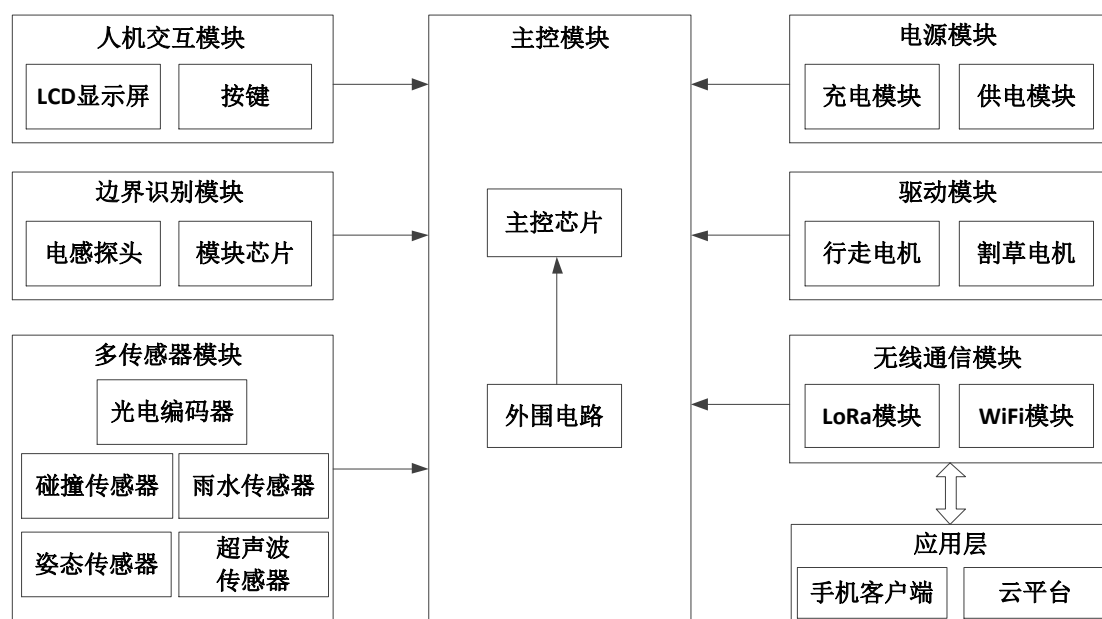


图 2.1 系统框图

结合市场需求，所设计智能割草机主要性能指标如表 2.1 所示。

表 2.1 智能割草机主要性能指标表

性能名称	性能参数	性能名称	性能参数
最大工作面积	2000m ²	障碍物识别	具备
割草高度	20mm~50mm	碰撞保护	具备
割草宽度	300mm	声音报警	具备
续航时间	120min	雨水感应	具备
充电时间	120min	用户密码	具备
电池信息	28V、2.5Ah	自主定位	具备
割草电机转速	3500RPM	路径规划	具备
可工作最大坡度	35°	软件升级	具备
机身重量	10kg	割草噪声	小于 65dB

2.2 硬件模块设计

2.2.1 主控模块

主控模块为智能割草机控制处理核心，由处理芯片与外围电路组成，其中芯片的选择尤为重要。考虑到智能割草机功能较多，数据处理与决策调度较为频繁，需从处理性能、功耗、外设数量与种类、成本等方面综合考虑，再依据所选芯片设计相应的外围电路。

本文主控芯片采用 ST 公司生产的 STM32F303VET6，其高效、稳定、价格

低廉的特点而广泛应用于嵌入式设备中。该款芯片基于 32 位 ARM Cortex-M4 内核，频率可达 72MHz，并嵌入了浮点单元 (FPU)、内存保护单元 (MPU) 和跟踪宏单元 (ETM)^[44]。同时具备较大 FLASH 存储空间，拥有多种类外设接口如 USART、ADC、IIC、SPI 等，足以满足智能割草机性能需求。

2.2.2 驱动模块

驱动模块主要由电机与电机驱动芯片组成。电机包括行进电机与割草电机，智能割草机拥有两个行进电机，为整机运动提供动力，而割草电机位于机身底部，用于控制刀盘实现割草。本文电机均选用直流无刷电机，相较于直流有刷电机，其噪音小且无需更换碳刷，性能更优异。电机驱动芯片则采用 ALLEGRO 公司生产的 A4931 芯片，A4931 是一款完整的三相无刷直流电动机预驱动器，可为全 N 通道功率 MOSFET 三相桥的直接大电流门极驱动提供高达 38V 的输出。同时该器件具有三个霍尔元件输入，用于换向控制的定序器、固定关断时间脉冲宽度调制 (PWM) 电流控制和锁定转子保护^[45]。行进电机驱动电路和割草电机电路设计结构分别如图 2.2 和图 2.3 所示。

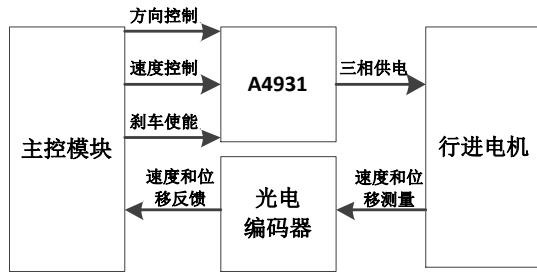


图 2.2 行进电机驱动电路框图

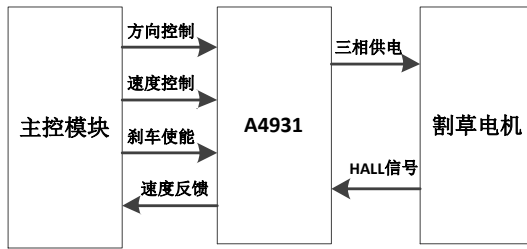


图 2.3 割草电机驱动电路框图

由于导航定位需求，需获取精确的行进电机转速与位移，考虑到霍尔元件受温度和磁场环境影响较大，且精确度高的霍尔元件价格较高^[46]，因此采用外接光电编码器的方式测量行进电机转速与位移。而割草电机无较高精度要求，则直接使用 HALL 信号进行测量。

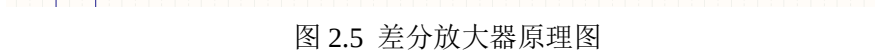
2.2.3 边界识别模块

边界识别模块是确保智能割草机在划定区域内正常工作的关键所在，其功能包括感应电流信号采集与边界特征信号识别，主要由电感探头及前置电路、差分放大器与数据处理芯片组成。

电感探头及前置电路由电感探头与三极管组成。电感探头用于检测磁场信号，产生相应感应电流，前置电路则由单管放大器组成，由于数据处理芯片 ADC 外设无法采集电流信号，需通过三极管电路将电流信号转换为电压信号，并以差分信号形式输出。电感探头及前置电路硬件原理图如图 2.4 所示。



单管放大器驱动能力较差，输出的差分信号对称性不佳，后续需通过差分放大器进一步放大，以便数据处理芯片采集。差分放大器与芯片 ADC 外设端口连接，其原理图如下图所示。



数据处理芯片为边界识别模块核心,其功能为分析输入信号,识别提取边界特征信号,作出位置判断。具体流程为芯片首先对输入信号进行模拟量采集,并预处理采集信号,之后若信号中存在较强噪声,则需对信号进行去噪,最终识别出边界特征信号,以特征信号相位为依据做出内外判断。考虑到整体过程中尤其去噪部分需进行大量数据计算,因此本文数据处理芯片选用 TI 公司生产的 TMS320C6748EZWT4 芯片,该款芯片为 375MHz 和 456MHz C674x 定点和浮点超长指令字(VLIW)数字信号处理器(DSP),采用基于 2 级缓存的架构和低功耗设

计，外设集庞大，性能优异^[47]，满足智能割草机边界信号分析需求。边界识别模块整体框架如图 2.6 所示。

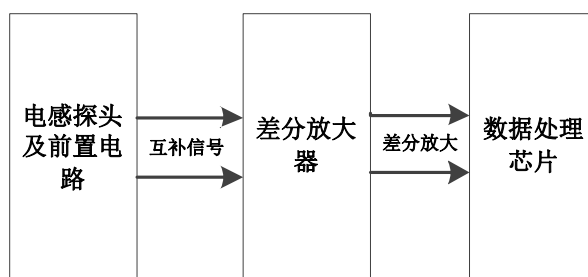


图 2.6 边界识别模块框图

2.2.4 多传感器模块

智能割草机的工作环境复杂，作业期间需使用多种传感器对周围环境以及机器自身状态进行检测，保障智能割草机安全的、稳定的工作，并对突发状况和自身故障做出响应。多传感器与主控芯片各端口连接，通过不同的传输方式实现与主控芯片通信，整体结构如下图所示。

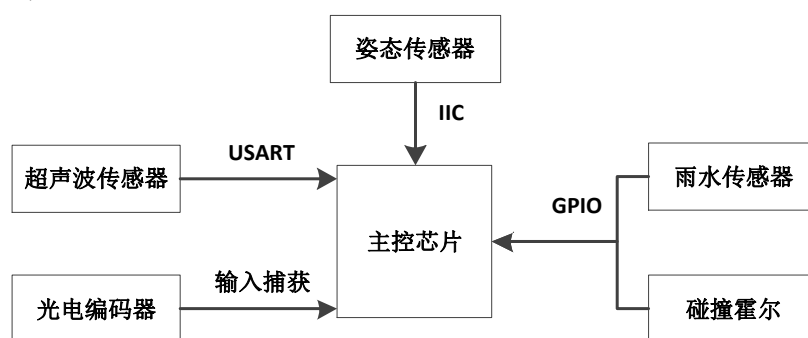


图 2.7 多传感器模块框图

传感器主要包括雨水传感器、碰撞霍尔传感器、超声波传感器、光电编码器与姿态传感器。雨水传感器用于雨水检测，当智能割草机到所处环境下雨时，将控制机器返回充电站；碰撞霍尔传感器与超声波传感器均用于障碍物检测，碰撞霍尔传感器为接触式检测，当碰撞到障碍物时，机身外壳将产生形变，通过检测外壳支柱中磁珠的磁场变化得以判断，超声波传感器为非接触式检测，通过发出超声波判断智能割草机前方一定距离是否存在障碍物；光电编码器与姿态传感器可分别获取智能割草机行进电机位移数据和姿态角数据，在智能割草机行进控制、定位与路径规划中起到关键作用，因此本文将对光电编码器与姿态传感器进行详细介绍。

2.2.4.1 光电编码器

旋转编码器是一种将旋转运动转换为数字信号的速度位移传感器，主要分为增量式旋转编码器和绝对式旋转编码器，考虑到绝对式旋转编码器只能测位移，

无法测量速度，因此本文选择增量式光电编码器，结构如下图所示。

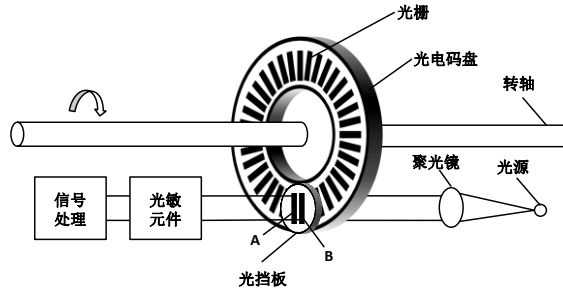


图 2.8 光电编码器结构图

编码器整体主要由光源、光电码盘、光栅、光信号处理元件以及转换电路组成。增量式旋转编码器利用两个光敏接收器检测角度码盘的时序和相位关系，以确定旋转方向和角度位移量增加（正方向）或减少（负方向）。设驱动轮直径为 R ，两轮之间的轴向距离为 L ，光电码盘的线数为 M ， Δt 时间内获得的脉冲数为 N ，则驱动轮在 Δt 时间内行驶的距离 S 以及驱动轮速度 V 为：

$$S = \frac{\pi R N}{M} \quad (2.1)$$

$$V = \frac{S}{\Delta t} \quad (2.2)$$

智能割草机拥有一对驱动轮，将编码器安装至驱动轴上，通过编码器输出的位移与转速，结合 PID 调节电机，可以保障智能割草机在平面上直线行走的稳定性。

2.2.4.2 姿态传感器

姿态传感器是用于测量姿态角的传感器，各姿态角如图 2.9 所示。

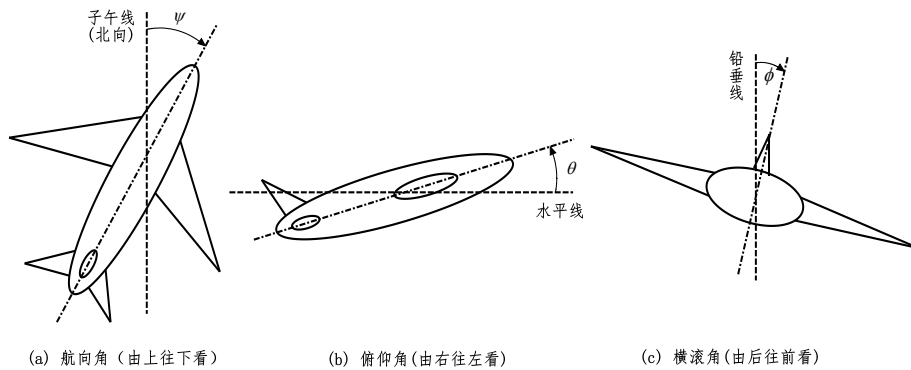


图 2.9 姿态示意图

本文所选用的 MPU6050 模块内部集成了一个三轴陀螺仪和一个三轴加速度计。MPU6050 输出的数据为各轴的角速度和加速度，通过以上数据解算出各姿态角即航向角 ψ 、俯仰角 θ 和横滚角 ϕ 。

通过陀螺仪输出的角速度数据，对其进行积分可得到角度值，计算公式如下。

$$\rho_k = \int (\omega_k - \omega_{k-1}) dt + \rho_{k-1} \quad (2.3)$$

上式中, ρ_k 和 ω_k 分别代表第 k 时刻的角度值和角速度。

通过加速度计输出的各轴加速度值, 可解算出俯仰角、横滚角和 Z 轴与重力加速度的夹角, 计算公式如式(2.4)所示。

$$\begin{cases} \theta = \arctan \left(\frac{A_x}{\sqrt{A_y^2 + A_z^2}} \right) \\ \phi = \arctan \left(\frac{A_y}{\sqrt{A_x^2 + A_z^2}} \right) \\ \gamma = \arctan \left(\frac{\sqrt{A_x^2 + A_y^2}}{A_z} \right) \end{cases} \quad (2.4)$$

式中, A_x 、 A_y 和 A_z 分别代表 X 、 Y 、 Z 三个轴加速度值, γ 为 Z 轴与重力加速度的夹角。

由式(2.3)和(2.4)可知, 俯仰角与翻滚角可同时通过陀螺仪与加速度计进行解算, 因此可采用互补融合滤波的方式获取精确稳定的输出, 但由于航向角所处平面垂直于重力加速度, 所以无法通过加速度值进行解算。而陀螺仪存在零点漂移, 使得航向角输出存在一定误差。为测量较为准确的航向角数据, 本文采用扩展卡尔曼滤波融合编码器与陀螺仪数据, 减小测量误差。

2.2.5 无线通信模块

智能割草机工作范围较大, 需保障远距离数据传输的稳定性, 本文设计的无线通信模块由 LoRa 模块、WiFi 模块和处理芯片组成。无线传输模块需放置于 WIFI 信号良好位置。智能割草机首先通过 LoRa 无线传输协议与模块进行通信, 模块接收数据后交付处理芯片进行解析处理, 后转发至 WIFI 模块, 最终 WIFI 模块将数据上报至云平台与手机 APP 端, 反之, APP 命令或数据下发则通过相反路径完成, 实现双向交互。

本文 LoRa 模块选用 SX1262 模组, SX1262 为美国 Semtech 公司推出的一款 sub-GHz 无线收发器, 其最大特点为低功耗和超远距离的传输。该模块接收电流小于 6.5mA, 最低可小于 4.2mA, 而且在休眠模式下, 电流仅为 0.9~2.35 mA。同时其拥有高达 22dBm 的发射功率, 可实现 5km 的超远距离传输。SX1262 支持的频段为 150-960MHz, 更换频段时, 无需更换引脚, 只需调整射频电路参数。

WiFi 模块选用业内广泛应用的 ESP8266 模组, ESP8266 支持标准 IEEE802.11b/g/n 协议, 内置完整的 TCP/IP 协议栈, 拥有 STA、AP、STA+AP 多

种动作模式，同时芯片集成了一颗低功率 32 位 MCU，可兼作应用程序处理器。ESP8266 拥有两种开发模式，可通过串口发送 AT 指令实现对模块开发，也可将程序以烧写固件的方式写入芯片中，实现二次开发。本文采用第一种方式，处理芯片与 ESP8266 串口连接，发送 AT 指令实现对 WiFi 模块控制。

处理芯片的功能为帧数据解析，协调 LoRa 模块与 WiFi 模块发送接收。处理芯片对智能割草机上报数据帧进行解析校验，重新组帧后传输至 WiFi 模块，并发送指令，控制 WiFi 模块将帧传输至云平台 and 手机 APP。对 APP 端下发的数据帧或命令帧则以类似方式控制 LoRa 模块无线传输至智能割草机。本文选用 STM32F303CCT6 作为处理芯片，该款芯片拥有多种外设接口，成本低。无线通信模块整体设计如图 2.10 所示。

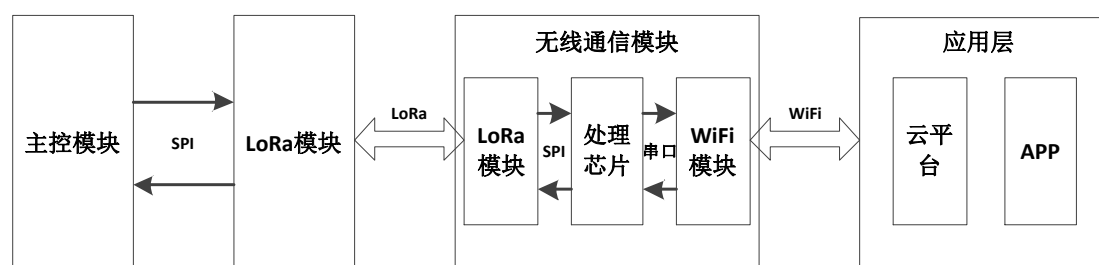


图 2.10 无线通信模块框图

2.2.6 电源模块

电源模块由充电模块和供电模块组成，其中充电模块负责智能割草机电池包充电管理，而供电模块作为整机能量来源，负责将电池包的电压转换为各子模块适用的工作电压。

智能割草机电池包为输出电压 28V 的锂电池，充电模式采用高效恒流恒压方式，在开始时以较大电流的恒流模式充电，提高充电效率，待到电池即将充满时使用恒压充电，防止锂电池过充。该方式简单高效，被广泛使用。

智能割草机各子模块工作电压不同，因此无法由电池包直接驱动，需要通过电压转换芯片进行转换。系统工作电压分为 3.3V、5V 和 12V 和 28V，其中 28V 为电机驱动电压，无需转换，而其余三类工作电压需通过三款电压转换芯片输出。本文转换芯片选用 LM2576S12、LM2576S5.0 和 LM1117-3.3，转换电压范围如表 2.2 所示。

表 2.2 芯片型号及转换范围表

型号	功能
LM2576S12	28V 直流稳压至 12V
LM2576S5.0	12V 直流稳压至 5V
LM1117-3.3	5V 直流稳压至 3.3V

基于上表，本文所设计的系统供电模块主要分为三路，如图 2.11 所示。第一路由电池包直接驱动电机，第二路则将电池包 28V 电压转换为 12V、5V 和 3.3V，第三路则将电池包 28V 电压转换为 12V 和 5V。

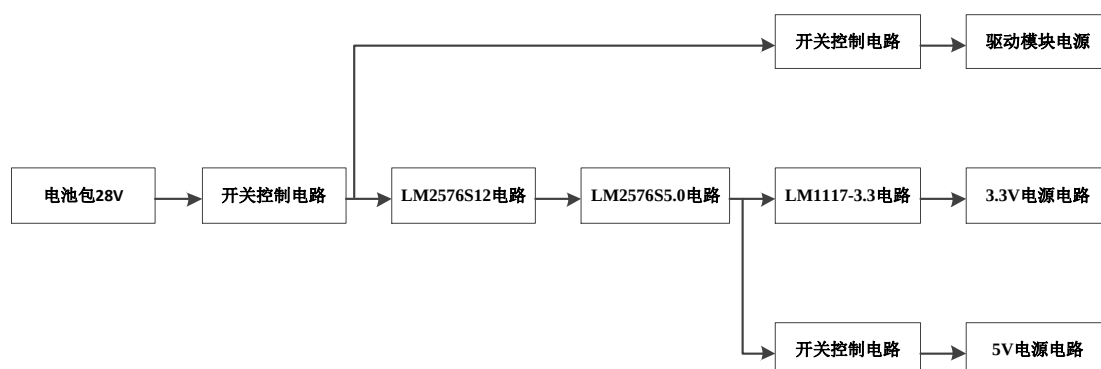


图 2.11 供电子模块框图

上图中开关控制电路结构由一个 NPN 三极管和一个 PMOS 管组成，智能割草机主控芯片 GPIO 端口高低电平同步至三极管基极，从而控制整体电路通断。通过开关控制电路，可使得系统仅维持第二路导通，智能割草机从而进入低功耗模式，节省能源消耗，提升续航能力。

2.2.7 人机交互模块

人机交互模块由 LCD 显示屏和按键组成，考虑到智能割草机所需显示的内容较少，为节约成本，本文采用定制 HTN 屏幕，而显示屏驱动芯片则选用 TM1652，其内部集成了 LCD 驱动电路、解码电路、数字通讯电路、震荡器和数据锁存器。TM1652 拥有一个数据输入引脚 SDA，MCU 通过异步串口通信(UART)协议发送指令至该引脚，驱动芯片接收到指令后，控制 LCD 显示相应内容。按键则为用户直接控制和设置智能割草机的关键方式，当主控模块检测到按键信息后进行分析，根据当前状态发送相应指令至 TM1652，最终驱动芯片执行指令，控制 LCD 显示对应内容。本文所设计智能割草机共有 5 个实体按键，包括 4 个常规按键和 1 个急停按键。常规按键用于机器参数设置和状态控制，功能分别如表 2.3 所示。急停按键则为保险安全措施，当智能割草机遇突发状况如主控芯片失效时，可按下该键，断开电机供电电路，促使电机停转，智能割草机紧急停车，避免发生危险事故。

表 2.3 按键功能表

按键	功能
1	熄屏唤醒
2	确认/移位
3	数值加一/开始工作

续表 2.3

按键	功能
4	数值减一/返回充电站

2.3 嵌入式软件设计

主控模块为智能割草机控制核心，因此本文主要围绕智能割草机主控模块嵌入式软件开发进行描述。主控模块嵌入式软件设计基于 $\mu\text{C}/\text{OS-III}$ 实时操作系统，以多任务线程的方式开发。 $\mu\text{C}/\text{OS-III}$ 由美国 Micrium 公司设计，是一个可移植、可裁剪的、可固化的抢占式多任务实时内核，它适用于多种微处理器，微控制器和数字处理芯片^[48]。 $\mu\text{C}/\text{OS-III}$ 没有任务数限制，拥有资源管理、同步、任务通信等功能。 $\mu\text{C}/\text{OS-III}$ 在 ARM Cortex-M4 内核处理器上应用广泛，考虑到智能割草机实时性要求较高，同时整体功能可拆分为多个子功能实现，因此十分契合主控模块嵌入式软件设计。

2.3.1 多任务框架

智能割草机功能较为庞大，实时性要求较高，直接（裸机）编程以轮询的方式执行，期间可能存在阻塞式延时，增加了系统响应时间，不利于开发。同时智能割草机由多个模块组成，每个模块虽功能不同但彼此之间存在联系，符合多线程编程思想。

本文采用多任务线程方式对智能割草机系统软件进行设计，思路为将整体拆分为多个任务，每个任务完成对应的功能。 $\mu\text{C}/\text{OS-III}$ 调度机制为时间片优先级轮转调度，因此需将每个任务根据重要性与响应要求进行优先级划分，合理设立时间片。优先级高的任务可以抢占优先级低的任务，优先级低的任务需等待优先级高的任务执行完毕或资源释放后方可执行。任务与任务之间可采用 $\mu\text{C}/\text{OS-III}$ 所提供的同步机制如消息队列、信号量和互斥锁等进行通信，确保共享资源访问同步并实现任务间数据资源传输。

为提高程序执行效率，方便日后系统更新维护，本文将除初始化任务外所有任务分为三大类，分别为设备检测类任务、设备交互类任务和设备控制类任务。其中设备检测类任务用于智能割草机各类状态数据的测量，包括传感器管理任务、定位解析与路径规划任务和电源管理任务；设备交互类任务由人机交互任务与无线通信任务组成，为用户操控和监视智能割草机的接口；设备控制类任务则包括行进控制任务、割草作业任务与安全保障任务，实现智能割草机控制驱动与应急处理。系统多任务框架如图 2.12 所示。

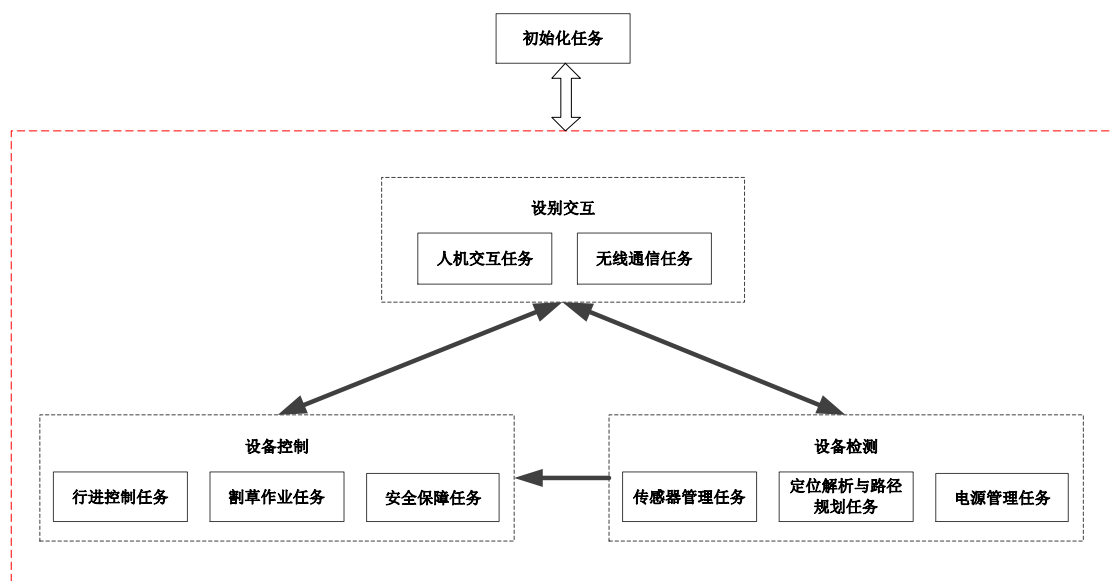


图 2.12 系统多任务框图

程序开始执行时，首先进行操作系统初始化，然后创建初始化任务。在初始化任务中对芯片外设和系统相关参数进行初始化，之后调用 `void OSTaskCreate()` 函数创建各任务，该函数参数及定义如表 2.4 所示。

表 2.4 OSTaskCreate 函数参数表

参数	定义	参数	定义
<code>OS_TCB *p_tcb</code>	任务控制块	<code>CPU_STK_SIZE stk_limit</code>	栈满溢位置
<code>CPU_CHAR *p_name</code>	任务名称	<code>CPU_STK_SIZE stk_size</code>	栈空间大小
<code>OS_TASK_PTR p_task</code>	任务入口函数	<code>OS_MSG_QTY q_size</code>	最大消息数
<code>void *p_arg</code>	入口函数	<code>OS_TICK time_quanta</code>	循环时间片
<code>OS_PRIO prio</code>	任务优先级	<code>void *p_ext</code>	扩展指针
<code>CPU_STK *p_stk_base</code>	任务栈基地址	<code>OS_OPT opt</code>	任务特定选项
<code>OS_ERR *p_err</code>	错误返回代码		

多任务设计中，所有任务的特定选项参数均设置为启用任务栈检查和任务创建时清空栈，即任务栈初始为零且持续检测栈的使用情况，同时最大消息数设为 5，而影响系统稳定性与响应时间的关键参数选取则如表 2.5 所示。

表 2.5 关键参数选取表

任务	优先级	任务周期(ms)	栈空间大小(Byte)
行进控制任务	3	50	512
割草作业任务	6	100	64
安全保障任务	1	10	64
人机交互任务	2	50	128
无线通信任务	7	100	512

续表 2.5

任务	优先级	任务周期(ms)	栈空间大小(Byte)
传感器管理任务	4	10	256
定位解析与路径规划任务	5	50	4096
电源管理任务	8	100	64

上表中优先级和任务周期反映了任务重要性与响应时间需求, 优先级值越小, 任务优先级越高, 同时任务周期越短, 响应越快。而栈空间为任务形参与局部变量保存区域, 若值过大将造成内存浪费, 过小则会发生栈溢出, 使得程序崩溃。

初始化任务创建完各任务后将调用 `void OSTaskDel(OS_TCB *p_tcb, OS_ERR *p_err)` 函数删除本身, 后续将根据操作系统调度机制切换至其他任务, 由此开始, 系统正式运行。

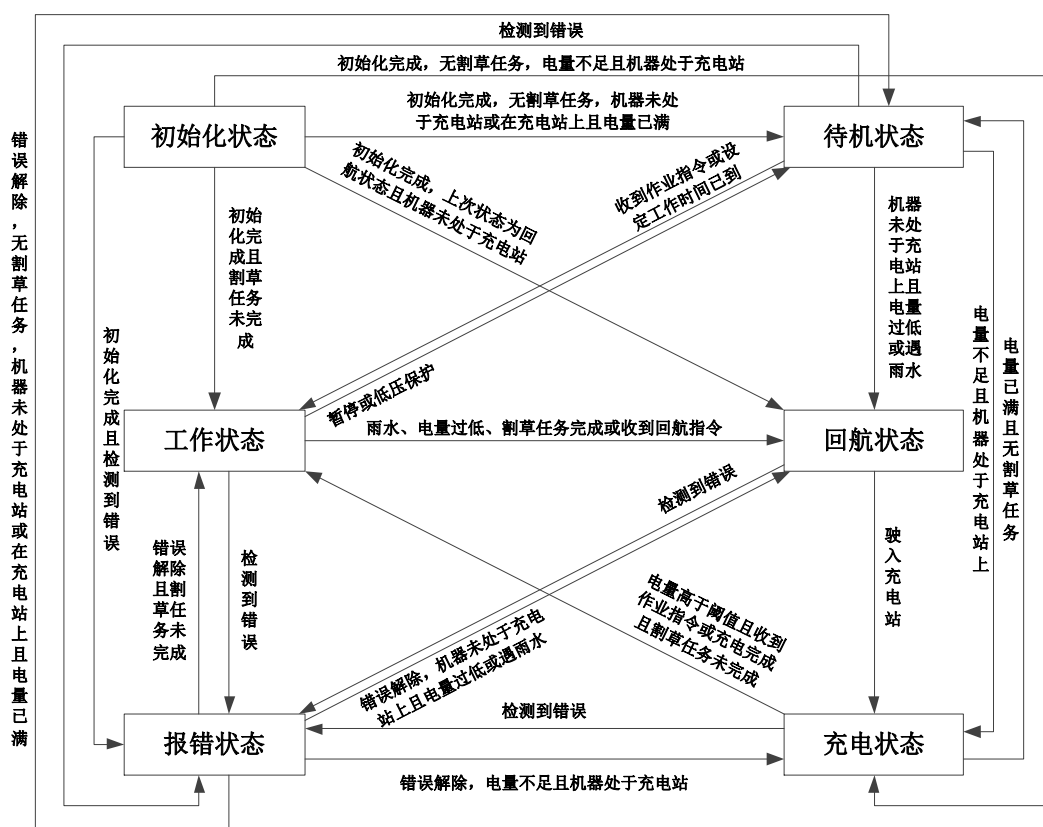


图 2.13 状态转移图

为简化业务逻辑, 提升程序稳定性, 对于任务的软件设计, 本文引入有限状态机编程思想, 将系统工作划分为多个状态, 确定各任务当前状态下工作逻辑以及各状态间迁移条件。该思想往往需要在结构清晰和性能优化之间取得相对平衡, 状态个数少时不能完全体现逻辑结构, 个数多时会影响状态机的执行效率。基于上述原则, 本文将任务划分为 6 个状态, 分别为初始化状态、待机状态、工作状态、回航状态、报错状态和充电状态, 任务在不同状态下的处理逻辑存在不同,

具体状态转移条件如上图 2.13 所示。

初始化状态是指智能割草机系统在上电或断电重启后的状态，该状态下，任务将对所需外设和相关参数进行初始化，同时若环境地图未构建，将进行边界学习构建环境地图；待机状态表示智能割草机无割草任务下状态，系统处于低功耗运行；工作状态包含寻线作业与全区域割草作业两部分，寻线作业指机器寻找电缆边界，绕边界行驶割草作业的过程，而全区域割草作业指智能割草机区域内覆盖时的状态，系统驱动行进电机和割草电机，根据规划路径割草作业；回航状态表示智能割草机返回充电站的过程，当机器完成作业、电量过低或遇雨水天气时将进入该状态；报错状态指智能割草机通过传感器反馈数据检测到错误，如急停、悬浮、倾倒等，该状态下智能割草机将停止工作，并通过蜂鸣器和 APP 报错提醒用户；充电状态指智能割草机正处于充电站上充电，当电量充满且无割草任务时将进入待机状态，防止过充。

2.3.2 设备检测类任务

设备检测类任务由传感器管理任务、定位解析与路径规划任务和电源管理任务组成，负责智能割草机当前状态信息获取，包括障碍物、定位、姿态和电量等。

传感器管理任务作用为采集智能割草机各类传感器检测数据，并利用操作系统同步机制将数据传输至其他任务，确保智能割草机正常工作和遇到危险时应急处理，例如姿态传感器测量数据传输至安全保障任务，以判断当前智能割草机工作姿态是否存在异常。传感器管理任务流程如图 2.14 所示。

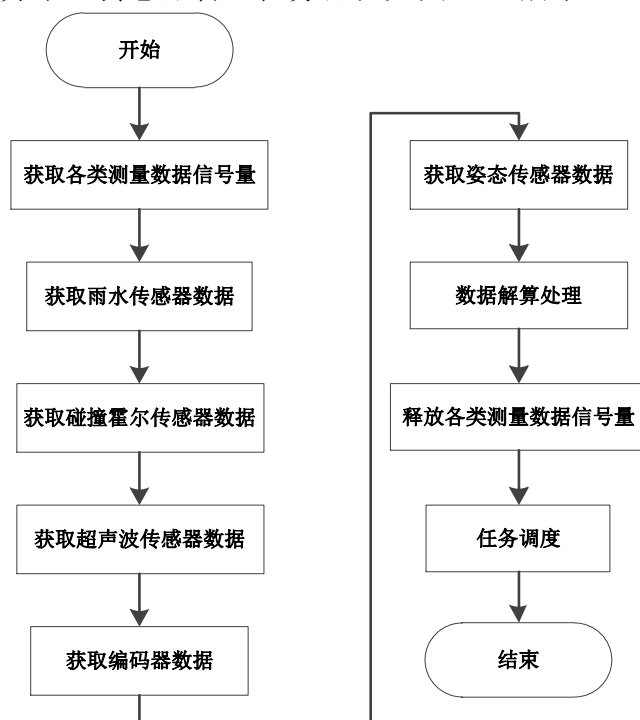


图 2.14 传感器管理任务流程图

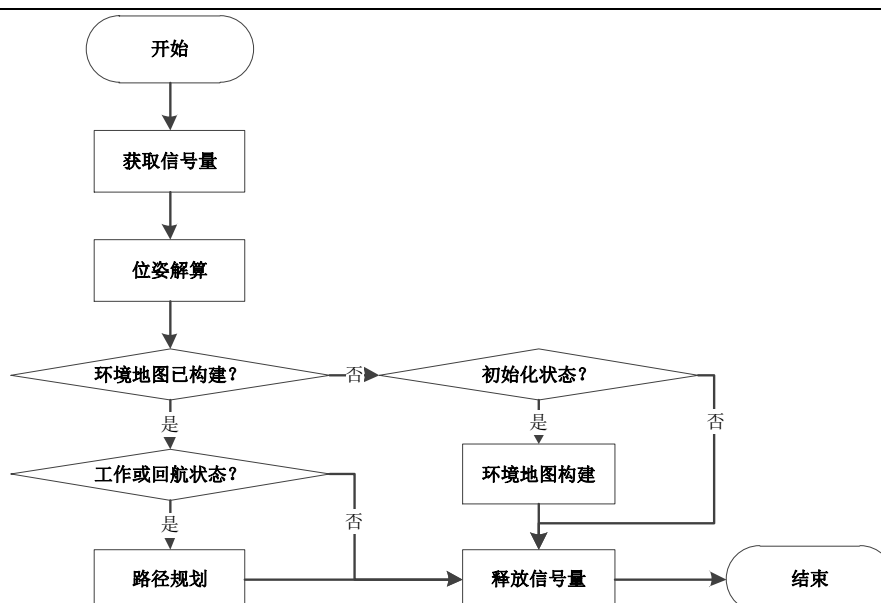


图 2.15 定位解析与路径规划任务流程图

定位解析与路径规划任务功能为根据传感器管理任务中获取的编码器数据和姿态传感器数据，通过相关算法对智能割草机当前位姿信息进行解算，同时也将根据系统状态进行环境地图搭建或全区域覆盖路径规划，将相关数据通过同步机制共享至其他所需任务。定位解析与路径规划任务流程如图 2.15 所示。

电源管理任务负责管理锂电池充电系统是，保障系统正常运作，当电量低于极限阈值时，将数据上报至安全保障任务，做出应急响应。

2.3.3 设备控制类任务

设备控制类任务包括行进控制任务、割草作业任务和安全保障任务，实现智能运动与割草刀盘控制。

割草作业任务负责控制割草电机开启、制动和转速调节。智能割草机处于工作状态时割草电机将启动，而处于其他状态时电机将关闭。电机转速则可以通过用户设置决定，而实际转速则根据电机负载电流反馈进行小范围调节。

安全保障任务负责智能割草机故障和异常检测，该任务通过获取各传感器测量数据，判断智能割草机是否发生故障或错误如倾覆、悬浮、出界和急停等，并作出应急保护处理。同时该任务引入看门狗机制，防止系统程序跑飞或进入死循环。

行进控制任务负责智能割草机工作时行进电机控制，保障机器稳步运行。其通过获取解算后的位姿数据，采用串级 PID 控制算法^[49]，沿规划路径，实现直线行走、转向和后退等动作，直至完成割草区域全覆盖，同时该任务根据电机反馈电流数据，对电机运行状态进行检测，防止堵转等电机故障发生。行进控制任务流程图如图 2.16 所示。

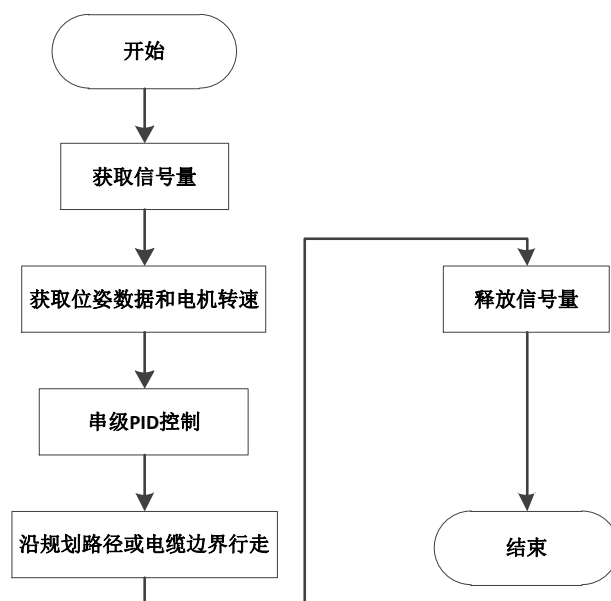


图 2.16 行进控制任务流程图

2.3.4 设备交互类任务

设备交互类任务包括人机交互和无线通信任务，实现智能割草机与用户之间信息交互。人机交互直接关乎用户使用体验，因此该类任务软件设计需简单明了。

人机交互任务负责智能割草机按键检测与 LCD 屏显示控制。在任务运行时，会轮询按键状态，若检测到按键按下，将依据智能割草机当前状态，由任务本身或交付其他任务进行相应按键功能实现，之后 LCD 显示屏将显示相应内容，直观反馈于用户。例如智能割草机当前处于待机状态，输入正确密码后按下按键 3，机器将进入工作状态开始割草作业，LCD 将首先显示“go”，然后显示剩余割草面积。人机交互任务流程如下图所示。

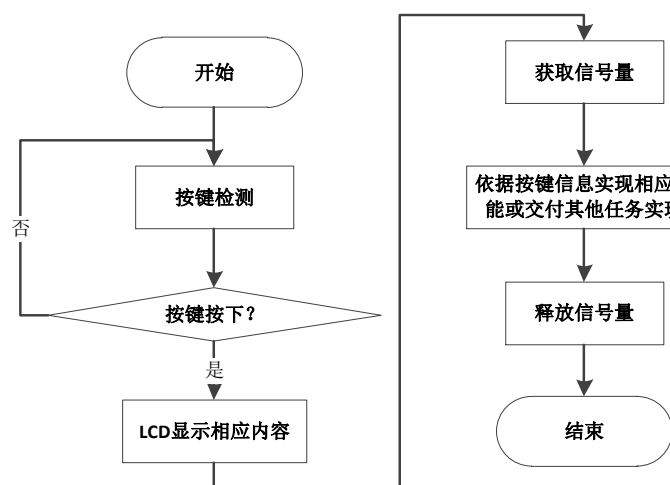


图 2.17 人机交互任务流程图

无线通信任务由数据上报和数据接收两部分组成。这两部分数据均已帧的形

式进行传输, 帧的格式由统一帧协议所决定。数据上报为智能割草机将当前参数或命令回复数据组帧上报至云平台 and 手机 APP 端; 而数据接收则是智能割草机对接收到的数据帧或命令帧进行解析, 根据每条帧的功能实现相应操作。为方便管理, 提高程序运行效率和鲁棒性, 帧数据接收采用单向链表数据结构进行管理, 遵循 FIFO (先进先出) 机制, 按链表顺序依此解析。单向链表数据接收过程如图 2.18 所示。图中 struct node 为存储帧数据结构体, 关键成员为 frame_len 帧数据长度(Byte)、frame_ptr 帧数据指针和 next_node 下一节点。其中 head 为帧管理链表头节点, tail 为尾节点, 帧数据解析时将提取头节点中保存的帧数据进行解析, 之后将其从链表中删除, head 将指向下一节点, 而当无线通信任务接收到新帧数据时, 则将创建一个新节点, 并将其插入帧管理链表尾部, tail 则指向新的节点。

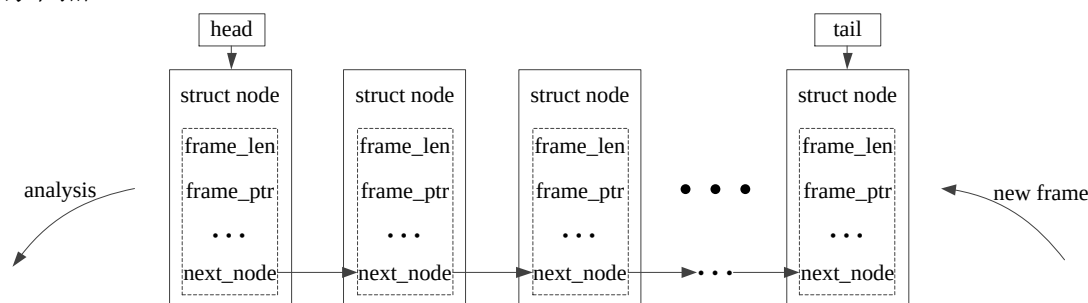


图 2.18 帧数据接收处理流程图

2.4 应用软件设计

2.4.1 云平台

2.4.1.1 设备云

设备云为物联网基础设施, 是智能割草机终端设备通过通信基站后直接连入的管理平台。本文选用在物联网领域比较成熟且应用广泛的中国移动物联网云平台 OneNET, 其框架如下图所示。



图 2.19 OneNET 平台框架图

OneNET 提供多种 API 接口包括删改查、数据流创建等，支持多种主流标准协议设备的接入如 LWM2M(NB-IOT)、MQTT、Modbus 等。同时 OneNET 采用分布式存储结构和多重数据保障机制，可为智能割草机设备提供安全的数据存储。

本文采用 MQTT 协议实现设备云与智能割草机终端之间通信，通过注册产品 ID 和 Master-APIkey 的方式区分项目与保障数据安全，同时提供多种 API 接口予以用户使用。用户可通过所提供的接口完成监视、检测和管理等操作。

2.4.1.2 业务云

业务云是基于云计算技术构建的企业级应用程序和服务，物联网设备通过设备云与云端连接，其生成的大量数据需利用业务云进行更深入的分析，从而提供更完整的解决方案。本文所设计智能割草机系统中的业务云平台采用阿里巴巴提供的企业级云计算服务平台，其利用设备云平台提供的 API 接口获取设备终端的信息，并在服务层提供相应客户端的 API 接口。业务云具体框架如下图所示。

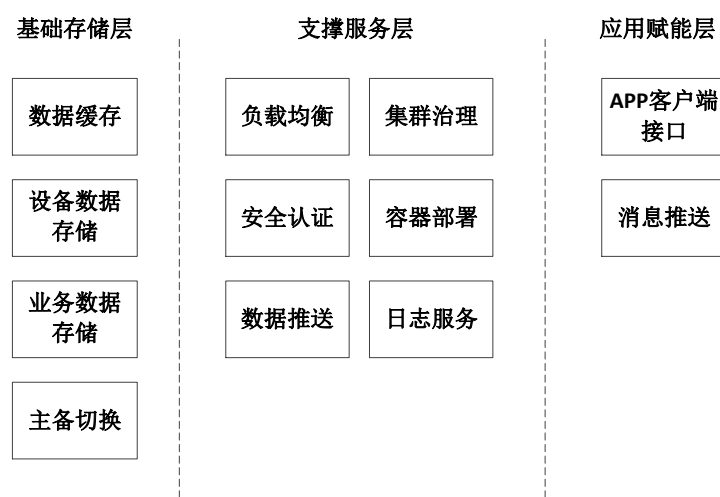


图 2.20 业务云架构图

2.4.2 APP 端

手机 APP 客户端通过连接云平台，从而实现下发相应指令至智能割草机终端或获取终端设备上报数据。目前最为常用的移动端设计架构为 MVC、MVP 和 MVVM。本文所设计智能割草机 APP 客户端选用复用性较好的 MVC 架构，MVC 架构由三个模块组成，分别为 Model、View 和 Controller，当用户触发事件后，View 层会发送指令到 Controller 层，之后 Controller 将通知 Model 层更新数据，更新完数据后 Model 会通知 View 层数据发生变化，并将新数据显示在 View 上，实现应用程序的逻辑层与界面层完全解耦。View 和 Controller 使用策略模式实现，View 使用组合模式实现，而 View 和 Model 之间通过观察者模式同步信息。MVC 具体架构下图所示。

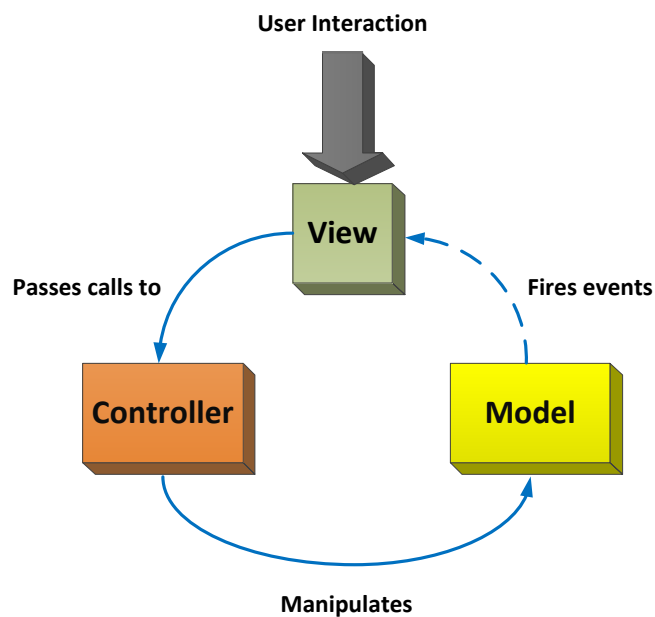


图 2.21 APP 客户端 MVC 架构图

2.5 整体效果展示

本小节为所设计智能割草机系统实物展示，其中图 2.22 至图 2.29 为智能割草机部分实物图，图 2.30 至图 2.33 为手机（安卓）APP 部分功能界面。



图 2.22 智能割草机顶部结构图



图 2.23 智能割草机正面结构图



图 2.24 智能割草机底部结构图



图 2.25 智能割草机按键和 LCD 显示屏



图 2.26 智能割草机充电站结构图



图 2.27 智能割草机主控模块电路板



图 2.28 智能割草机无线通信模块电路板



图 2.29 智能割草机充电站电路板

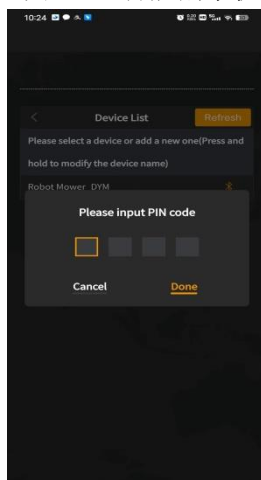


图 2.30 APP 界面 1



图 2.31 APP 界面 2

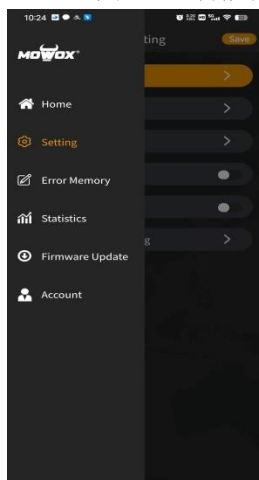


图 2.32 APP 界面 3

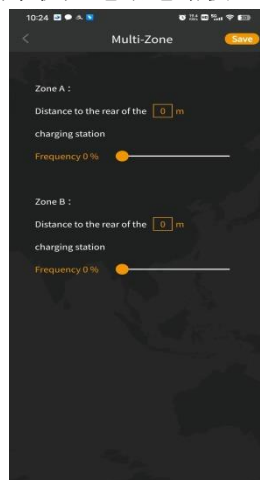


图 2.33 APP 界面 4

2.6 本章小结

本章为智能割草机系统设计，首先分析了整体需求，依据需求设计系统总体框架，后逐一介绍智能割草机系统各模块硬件设计，并且对主控核心和应用软件设计进行阐述，包括多任务线程和有限状态机的设计理念，最后将智能割草机系统实物以及手机 APP 界面进行集中展示。

第3章 基于 ISSA-VMD-IWTD 的边界信号去噪方法研究

理想情况下电磁屏障式智能割草机所检测到的边界信号特征波形完整,峰值较大,信噪比高。但在外界实际环境下,系统会受到各类噪声影响,使得特征信号发生失真,造成边界识别失效,限制了智能割草机工作范围和工作能力。针对这一问题,本章提出一种基于 ISSA-VMD-IWTD 的边界信号去噪方法,对系统采集的感应电流信号进行去噪处理,还原边界信号特征波形。通过仿真和场外实测验证,该方法使得智能割草机具备较强的抗干扰能力和边界识别能力。

3.1 边界信号识别与去噪方法分析

电磁屏障式智能割草机基于电磁感应进行边界建立与识别,本文首先介绍该方法原理,然后总结分析其存在的缺陷,最后针对去噪方法指出优化方向。

3.1.1 基于电磁感应的边界识别方法原理

3.1.1.1 边界建立方法

为保证智能割草机在限定范围内工作,需在草坪中布置电缆线圈,以电缆线圈作为边界,其圈定的范围即为割草区域。线圈两端由充电站连接,形成一条闭合回路,布线效果如图 3.1 所示。充电站将向电缆线中通以周期型电流信号,其脉宽为 350us,周期为 20ms,如图 3.2 所示。

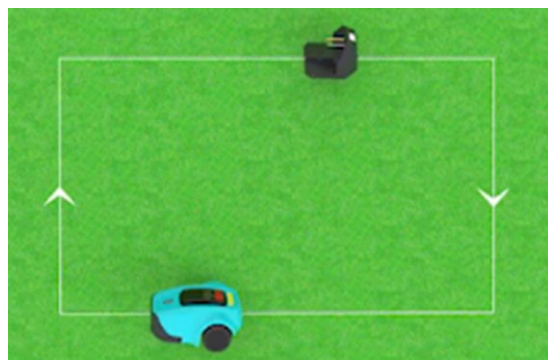


图 3.1 电缆线圈布置示意图

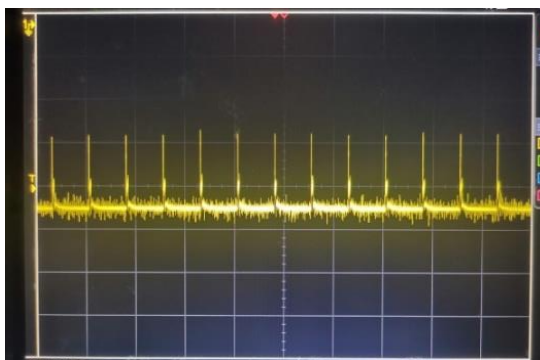


图 3.2 高频电流脉冲信号图

根据相关标准,基于电磁感应进行边界识别的智能割草机须持续检测边界信号,确保边界信号特征相符且连续,否则割草机停止工作,直至信号恢复。

3.1.1.2 工作范围磁场和边界特征信号分析

由电磁感应效应可知,电缆线圈中的电流信号将产生特定的磁场信号。根据

毕奥-萨伐尔定律，电流元 $I d\vec{l}$ 在空间中某一点产生的磁感应强度 $d\vec{B}$ 大小与电流元大小、电流元所在处到该点的位置矢量以及与电流元之间夹角 θ 的正弦值成正比，与电流元到该点距离 r 的平方成反比，如式(3.1)，其中 μ_0 为真空磁导率，值为 $4\pi \times 10^{-7} \text{ Tm/A}$ 。

$$d\vec{B} = \frac{\mu_0}{4\pi} \frac{I d\vec{l} \times \vec{r}}{r^3} = \frac{\mu_0}{4\pi} \frac{I d\vec{l} \sin \theta}{r^2} \quad (3.1)$$

理想化电缆边界形状为边长为 h 的正方形，电缆线圈中的脉冲电流为 I ，电流方向为顺时针，如图 3.3 所示。

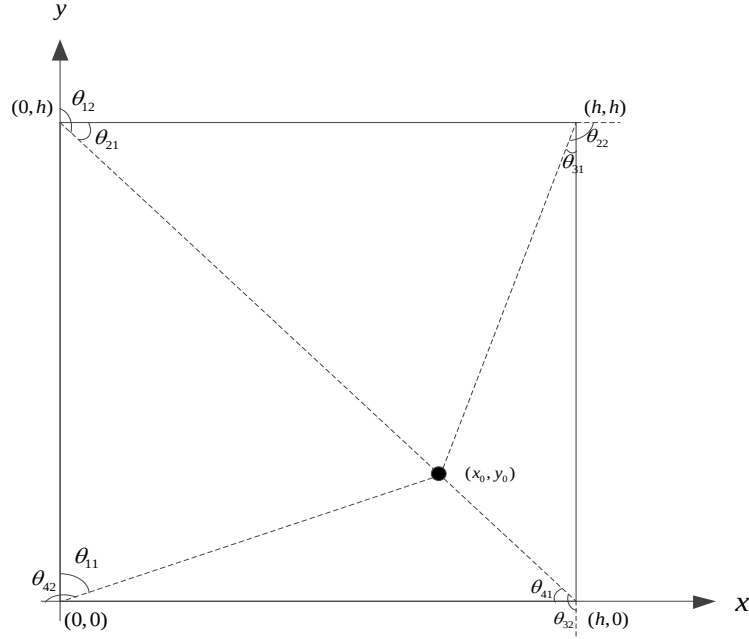


图 3.3 理想化电缆线圈图

图中黑点为线圈内一随机位置，其坐标为 (x_0, y_0) ，该位置的磁场强度表示为 $B_{(x_0, y_0)}$ ， $B_{(x_0, y_0)}$ 等于四段有限长导线在 (x_0, y_0) 处所产生磁场强度的叠加，其分别由 $B1_{(x_0, y_0)}$ 、 $B2_{(x_0, y_0)}$ 、 $B3_{(x_0, y_0)}$ 和 $B4_{(x_0, y_0)}$ 表示。

$$B_{(x_0, y_0)} = B1_{(x_0, y_0)} + B2_{(x_0, y_0)} + B3_{(x_0, y_0)} + B4_{(x_0, y_0)} \quad (3.2)$$

基于式(3.1)，四段有限长导线在 (x_0, y_0) 处所产生磁场强度分别如式(3.3)、(3.4)、(3.5)和(3.6)所示。

$$\begin{aligned} B1_{(x_0, y_0)} &= \frac{\mu_0 I}{4\pi d_1} \int_{\theta_{11}}^{\theta_{12}} \sin \theta d\theta = \frac{\mu_0 I}{4\pi x_0} (\cos \theta_{11} - \cos \theta_{12}) \\ &= \frac{\mu_0 I}{4\pi x_0} \left(\frac{y_0}{\sqrt{x_0^2 + y_0^2}} + \frac{h - y_0}{\sqrt{x_0^2 + (h - y_0)^2}} \right) \end{aligned} \quad (3.3)$$

$$\begin{aligned}
 B2_{(x_0,y_0)} &= \frac{\mu_0 I}{4\pi d_2} \int_{\theta_{21}}^{\theta_{22}} \sin \theta d\theta = \frac{\mu_0 I}{4\pi(h-y_0)} (\cos \theta_{21} - \cos \theta_{22}) \\
 &= \frac{\mu_0 I}{4\pi(h-y_0)} \left(\frac{x_0}{\sqrt{x_0^2 + (h-y_0)^2}} + \frac{h-x_0}{\sqrt{(h-x_0)^2 + (h-y_0)^2}} \right)
 \end{aligned} \tag{3.4}$$

$$\begin{aligned}
 B3_{(x_0,y_0)} &= \frac{\mu_0 I}{4\pi d_3} \int_{\theta_{31}}^{\theta_{32}} \sin \theta d\theta = \frac{\mu_0 I}{4\pi(h-x_0)} (\cos \theta_{31} - \cos \theta_{32}) \\
 &= \frac{\mu_0 I}{4\pi(h-x_0)} \left(\frac{h-y_0}{\sqrt{(h-x_0)^2 + (h-y_0)^2}} + \frac{y_0}{\sqrt{(h-x_0)^2 + y_0^2}} \right)
 \end{aligned} \tag{3.5}$$

$$\begin{aligned}
 B4_{(x_0,y_0)} &= \frac{\mu_0 I}{4\pi d_4} \int_{\theta_{41}}^{\theta_{42}} \sin \theta d\theta = \frac{\mu_0 I}{4\pi y_0} (\cos \theta_{41} - \cos \theta_{42}) \\
 &= \frac{\mu_0 I}{4\pi y_0} \left(\frac{h-x_0}{\sqrt{(h-x_0)^2 + y_0^2}} + \frac{x_0}{\sqrt{x_0^2 + y_0^2}} \right)
 \end{aligned} \tag{3.6}$$

令电缆线圈边长为 30m，电流大小为 2A，则线圈内磁场强度分布如图 3.4 所示。以垂直距离 0m 为例，可以发现磁场强度由外向内衰减，且衰减幅度随着距离的加大而逐步增强，直至中心位置时磁场强度达到最小值。

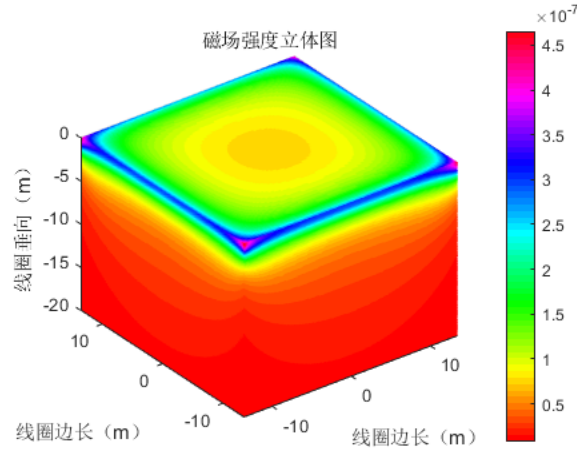


图 3.4 电缆线圈磁场强度立体图

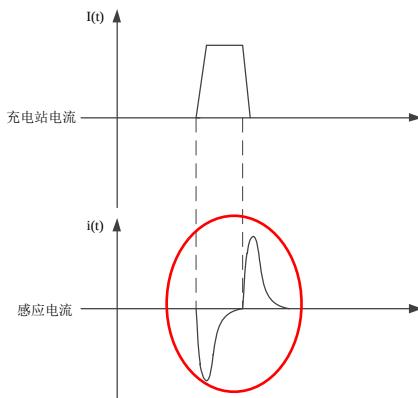


图 3.5 感应电流波形图



图 3.6 边界特征信号波形图

由 2.2.3 小节可知, 智能割草机边界识别模块由电感探头及前置电路、差分放大器与数据处理芯片组成。根据法拉第电磁感应定律可知, 电感探头所感应的电流信号如图 3.5 所示, 红圈标记即为边界特征信号。其中充电站电流信号可近似为梯形信号, 当电流大小变化时产生变化磁场, 探头将激发出感应电流, 而充电站电流不变时, 感应电流将逐渐下降到零。由于大面积工作区域的中心部分磁场信号强度较小, 考虑到数据处理芯片对弱信号无法准确读取, 因此探头所激发出的电流信号后续需依次经过前置电路与差分放大电路进行转换和放大, 其中一组实测边界特征信号如图 3.6 所示。

根据楞次定律, 线圈内外磁场方向相反, 所以对应感应电流信号反相, 因此数据处理芯片模数采集边界信号后, 通过分析特征信号相位即可实现边界内外判断。同时边界特征信号峰峰值可反映智能割草机与边界的距离, 是区分相邻电缆线圈干扰的重要数据依托。本文规定时域上先出现正峰后出现负峰值的特征信号(类似图 3.6)代表工作区域内, 反之先负峰后正峰的特征信号代表工作区域外。当智能割草机检测到当前特征信号表示工作区域外时, 将执行返回动作, 若当前未检测到特征信号, 系统将处于报错停机状态, 直至恢复。

3.1.2 去噪方法分析

由原理可知, 智能割草机边界识别本质为提取特征信号, 通过识别其相位实现内外判断。但智能割草机工作环境复杂, 容易受到外界如高速旋转电机、地下电缆、变频器和家用电器等产生的高频电磁干扰, 一旦感应电流信号发生失真, 边界特征信号识别难度将大大提升。针对上述问题, 本章将以信号去噪为核心进行研究, 提出一种边界信号去噪方法, 增强系统抗干扰能力和边界识别能力。

3.1.2.1 方法介绍与分析

为实现从含噪信号中有效提取并识别边界特征信号, 通常拥有两类措施。其一是通过提升边界信号强度以获取更高信噪比, 该方式简单有效, 但受限于欧洲园林机械联盟(European Garden Machinery Federation, EGMF)标准^[50]中所规定的最大边界信号功率而无法拓展实施; 其二为信号去噪, 将噪声信号滤除, 还原信号原始特征, 该方式复杂但适用性强且性能优异, 因此本文将针对信号去噪方法展开研究。

目前, 国内外学者研究电磁信号去噪的方法主要有傅里叶变换、独立分量法、小波分析以及基于信号时域分析的形态滤波法等^[51]。文献[52]提出一种综合小波算法, 结合多分辨率分析与小波分析, 对信号中人文噪声进行抑制; Mandrikova 等^[53]讨论了采用小波变换处理电磁信号中异常值, 并通过对比分析证明其有效性; 李季等^[54]分析了磁场信号中各类噪声特点, 提出将 Hilbert-Huang 变换与形

态滤波相结合,有效地抑制了噪声干扰。除上述方法外,经验模态分解 (Empirical Mode Decomposition, EMD)在信号领域应用广泛, EMD 算法可基于信号局部特性自适应地进行信号分解, 其在非平稳和非线性信号方面拥有良好的去噪效果, 但该方法存在模态混叠、端点效应等问题。为解决上述问题, 不同学者提出了多种改进算法, 如集合经验模态分解(EEMD)、互补集合经验模态分解(CEEMD)、自适应噪声完备集合经验模态分解(CEEDMAN)以及变分模态分解(VMD)^[55-56]。

本文在分析前人研究成果, 综合智能割草机实际应用的基础上, 考虑各算法总体去噪性能, 借鉴运用最为广泛的小波分析与 EMD 分解方法, 将 VMD 分解与小波阈值去噪应用于智能割草机边界信号去噪中, 实现特征信号有效识别。

3.1.2.2 优化方向分析

本文使用 VMD 分解和小波阈值去噪作为边界信号去噪基础, 但在实际应用中, 上述两者均存在缺陷, 需进行优化, 优化方向包括:

(1) VMD 分解性能由相关参数所决定, 传统人员中心频率观察方法耗时且具有主观性与随机性, 往往无法获取最优参数, 因此本文提出一种改进麻雀搜索算法, 利用寻优算法搜索并获取 VMD 分解最优参数。

(2) 小波阈值与阈值函数决定了小波阈值去噪算法的性能, 传统的阈值和阈值函数存在信号震荡、固定偏差等问题, 因此针对这一问题, 本文提出一种改进小波阈值去噪算法予以优化。

(3) 智能割草机实时性要求较高, 考虑到拥有高去噪性能的算法运行处理时间普遍较长, 因此本文引入多策略机制, 结合当前信号噪声含量, 进行去噪方式选择, 防止过度去噪, 降低系统延迟。

综上, 本文所设计边界信号去噪方法优化结构如图 3.7 所示。

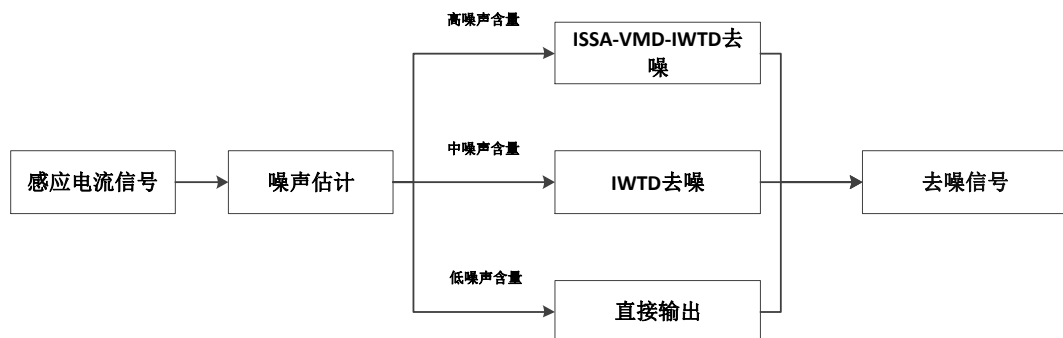


图 3.7 方法整体框图

3.2 基于 ISSA-VMD-IWTD 的边界信号去噪方法

3.2.1 变分模态分解原理

变分模态分解(Variational Mode Decomposition, VMD)是由 Dragomiretskiy 等

人在 2014 年提出的一种自适应处理信号的方法^[57]。相较于经典模态分解法，该方法实现了更有效的频率划分，可更好地避免模态混叠问题。VMD 能够自适应匹配各模态的最佳中心频率和带宽限制，实现固有模态有效分离^[58]。固有模态函数 $s_k(t)$ (Intrinsic Mode Functions, IMF) 是调幅调频信号，由式(3.7)表示，其对应解析信号 $s(t)$ 由式(3.8)表示。式(3.8)中， H 为希尔伯特变换，其系统传输函数如式(3.9)所示。

$$s_k(t) = a_k(t) \cos(\phi_k(t)) \quad (3.7)$$

$$s(t) = s_k(t) + jH[s_k(t)] \quad (3.8)$$

$$\hat{h}(\omega) = -j \operatorname{sgn}(\omega) \quad (3.9)$$

VMD 假设信号 $f(t)$ 通过分解可以得到 K 个具有特定中心频率 ω_k 的模态分量 u_k 。为确定 ω_k 和 u_k ，需要构建一个约束变分模型，见式(3.10)。

$$\begin{cases} \min_{\{u_k\}, \{\omega_k\}} = \left\{ \sum_{k=1}^K \left\| \partial_t [(\delta(t) + \frac{j}{\pi t}) * u_k(t)] e^{-j\omega_k t} \right\|_2^2 \right\} \\ \text{s.t.} \sum_k u_k(t) = f(t) \end{cases} \quad (3.10)$$

式中 $\delta(t)$ 为狄拉克函数， $(\delta(t) + \frac{j}{\pi t}) * u_k(t)$ 是经过希尔伯特变换后 $u_k(t)$ 的频谱， ∂_t 为梯度运算符， $*$ 为卷积运算符。

为解式(3.10)，可通过增广拉格朗日函数将约束问题转化为非约束问题，增广拉格朗日函数如下。

$$\begin{aligned} L(\{u_k\}, \{\omega_k\}, \lambda) = & \alpha \sum_k \left\| \partial_t [(\delta(t) + \frac{j}{\pi t}) * u_k(t)] e^{-j\omega_k t} \right\|_2^2 + \\ & \left\| f(t) - \sum_k u_k(t) \right\|_2^2 + \left\langle \lambda(t), f(t) - \sum_k u_k(t) \right\rangle \end{aligned} \quad (3.11)$$

上式中 α 为惩罚因子， λ 为拉格朗日算子，采用交替方向乘子法将原始最小化问题转化为增广拉格朗日函数的鞍点问题。更新泛函即迭代更新函数：

$$\hat{\lambda}^{n+1}(\omega) \leftarrow \hat{\lambda}^n(\omega) + \tau(\hat{f}(\omega) - \sum_k \hat{u}_k^{n+1}(\omega)) \quad (3.12)$$

$$\hat{u}_k^{n+1}(\omega) = \frac{f(\omega) - \sum_{i \neq k} \hat{u}_i^n(\omega) + \frac{\hat{\lambda}^n(\omega)}{2}}{1 + 2\alpha(\omega - \omega_k^n)^2} \quad (3.13)$$

$$\hat{\omega}_k^{n+1} = \frac{\int_0^\infty \omega |\hat{u}_k(\omega)|^2 d\omega}{\int_0^\infty |\hat{u}_k(\omega)|^2 d\omega} \quad (3.14)$$

式(3.12)中 τ 为噪声容限, 当信号含有强噪声时, 可设定 $\tau = 0$ 达到更好的去噪效果。确认迭代更新终止条件由式(3.15)表示, 其中 ε 为收敛精度判断。

$$\sum_k \|\hat{u}_k^{n+1} - \hat{u}_k^n\|_2^2 / \sum_k \|\hat{u}_k^n\|_2^2 < \varepsilon \quad (3.15)$$

VMD 实现步骤为首先初始化 $\{\hat{u}_k^1\}$ 、 $\{\hat{\omega}_k^1\}$ 、 $\hat{\lambda}^1$ 和 n , 其中 n 设为 0, 然后选择合适的模态个数 K 和惩罚因子 α , 利用式(3.12)~(3.14)迭代更新 $\hat{u}_k^{n+1}$ 、 $\hat{\omega}_k^{n+1}$ 、 $\hat{\lambda}^{n+1}$ 直至满足迭代更新终止条件即式(3.15), 得到 K 个模态分量。

3.2.2 改进麻雀搜索算法研究

麻雀搜索算法(Sparrow Search Algorithm, SSA)是 Xue Jiankai 等在 2020 年提出的一种群体智能优化算法^[59], 该算法通过模仿麻雀种群搜寻食物及躲避天敌等行为进行迭代求解。麻雀搜索算法具有自适应、结构简单、稳定性强、收敛速度快等特点, 但该算法仍存在与其他群体智能优化算法类似的缺陷, 即当其搜索接近全局最优时, 会出现种群多样性减少, 陷入局部最优的问题^[60]。因此本小节提出一种改进麻雀搜索算法(Improved Sparrow Search Algorithm, ISSA), 优化原算法缺陷。经仿真, 改进后的算法具有更高稳定性和更强全局寻优能力。

3.2.2.1 麻雀搜索算法原理

麻雀搜索算法模拟麻雀觅食方式, 将麻雀个体分为发现者和追随者, 其中寻找食物能力较强的个体为发现者, 其余为追随者。同时种群中有一部分个体需进行侦察预警, 一旦发现危机将直接放弃食物。

在 D 维解空间中, 麻雀个体位置由 $X_i = (x_1, x_2, \dots, x_D)$ 表示, 每个个体适应度为 $f_i = f(x_1, x_2, \dots, x_D)$ 。定义适应度位于百分比前 PD ($0 < PD < 1$, 通常 $PD = 0.2$) 的个体为发现者, 发现者位置更新公式如下所示。

$$x_{i,d}^{t+1} = \begin{cases} x_{i,d}^t \cdot \exp(\frac{-i}{\alpha \cdot iter_{\max}}), R_2 < ST \\ x_{i,d}^t + Q, R_2 \geq ST \end{cases} \quad (3.16)$$

上式中 $x_{i,d}^t$ 表示在迭代至第 t 代时, 种群中第 i 个个体的第 d 维位置, α 为 $\in (0, 1]$ 的随机数, $iter_{\max}$ 为最大迭代次数, Q 为标准正态分布随机数, ST 为警戒阈值, 取值范围为 $[0.5, 1]$, R_2 为 $[0, 1]$ 均匀随机数。

其余个体即为追随者, 其位置更新公式如下。

$$x_{i,d}^{t+1} = \begin{cases} Q \cdot \exp(\frac{x_{worst,d}^t - x_{i,d}^t}{i^2}), i > \frac{n}{2} \\ x_{p,d}^{t+1} + |x_{i,d}^t - x_{p,d}^{t+1}| \cdot A^+ \cdot L, otherwise \end{cases} \quad (3.17)$$

$$A^+ = A^T (AA^T)^{-1} \quad (3.18)$$

式中 x_{worst} 表示种群中适应度最差的个体, x_p 表示发现者中适应度最优的个体, A 是大小为 $1 \times D$ 的矩阵且每一维数从 $\{-1, 1\}$ 中选取, n 为种群个体数量。

每代种群中将随机抽取 SD 个个体作为警惕者来执行侦察预警, SD 值为种群个体数的 10%~20%。当危险靠近时, 他们会放弃当前食物, 更新新的位置, 从而提升算法全局搜索能力, 其位置更新如式(3.19)。

$$x_{i,d}^{t+1} = \begin{cases} x_{best,d}^t + \beta(x_{i,d}^t - x_{best,d}^t), f_i < f_g \\ x_{i,d}^t + K(\frac{|x_{i,d}^t - x_{worst,d}^t|}{(f_i - f_{worst}) + \varepsilon}), f_i = f_g \end{cases} \quad (3.19)$$

其中 x_{best} 为种群最优个体, β 表示步长控制参数, 是符合标准正态分布的随机值, K 为 $[-1, 1]$ 内随机数, f_{worst} 为最差适应度值, ε 是值较小的常数, 为防止分母为 0, 通常设为 0.01。

3.2.2.2 改进麻雀搜索算法实现

麻雀搜索算法收敛速度较快, 但较容易陷入局部最优, 且结果具有一定随机性。针对算法缺陷, 很多学者提出了改进方式, 并成功应用于诸多工程中。吕鑫等^[61]结合鸟群算法中飞行思想, 改变了“全维度缩减”的更新策略, 加强了算法的开拓能力与搜索能力。吴新忠^[62]等引入自适应权重动态控制、全局柯西变异与局部高斯变异策略对 SSA 进行优化, 在矿井风流调控的实际应用中取得良好的效果。文献[63]提出了一种混沌麻雀搜索算法, 通过改进 Tent 混沌序列初始化种群, 提高了初始解的质量, 加强了算法跳出局部最优的能力。

上述算法本身以及在智能割草机上应用时存在一些不足, 主要包括:

(1) 上述算法中种群初始化仍具有一定随机性, 无法确保每次种群初始化都拥有较高的多样性。

(2) 上述算法中各麻雀收敛于当前最优解的方式仍为直接跳跃而非移动靠近, 限制了算法全局搜索能力。

(3) 上述算法优化方式时间复杂度较高, 考虑智能割草机数据处理能力和实时性要求, 应用难度较大。

针对以上问题, 本文在总结前人的优化工作上以及结合智能割草机实际应用情况下, 提出一种适用于智能割草机的改进麻雀搜索算法, 改进算法引入佳点集初始化种群, 同时优化迭代步骤, 提升算法全局搜索能力, 加快算法收敛速度。

种群初始化多样性在群体智能优化算法中尤为重要,其影响着算法解的精度和收敛速度。佳点集由我国数学家华罗庚等提出^[64],是一种能均匀取点的有效实验方法,其高维空间中构造均匀分布的点集合方面受到广泛应用。本文采用佳点集初始化麻雀种群,增强种群多样性,其原理为,设 G_d 表示 d 维欧式空间的单位立方体,空间内位置由 $x=(x_1, x_2 \cdots x_d), x \in G_d, 0 \leq x_i \leq 1, i=1, 2 \cdots d$ 表示。 G_d 中对于有 n 各顶点的点集:

$$P_n(k) = \{x_1^{(n)}(k), x_2^{(n)}(k) \cdots x_d^{(n)}(k), 1 \leq k \leq n\} \quad (3.20)$$

G_d 中任意一点 $r=(r_1, r_2 \cdots r_d)$, $N_n(r)$ 表示满足式(3.21)不等式的顶点个数, $\varphi(n)$ 为偏差函数,如式(3.22)表示。

$$0 \leq x_i^{(n)}(k) < r_i, i=1, 2 \cdots d \quad (3.21)$$

$$\varphi(n) = \sup_{r \in G_d} \left| \frac{N_n(r)}{n} - |r| \right| \quad (3.22)$$

令 $r \in G_d$, 若 $P_n(k) = \{\{r_1^{(n)} \cdot k\}, \{r_2^{(n)} \cdot k\} \cdots \{r_d^{(n)} \cdot k\}, 1 \leq k \leq n\}$ 的偏差 $\varphi(n)$ 满足式(3.23), 其中 $C(r, \varepsilon)$ 是只和 $r, \varepsilon (\varepsilon > 0)$ 有关的常数, 则 $P_n(k)$ 称为佳点集, r 则为佳点, $\{r_d^{(n)} \cdot k\}$ 代表取小数部分。

$$\varphi(n) = C(r, \varepsilon) n^{-1+\varepsilon} \quad (3.23)$$

取 $r = \{2 \cos(2\pi k / p), 1 \leq k \leq d\}$, 构造佳点集为:

$$\gamma = \left\{ \left\{ 2 \cos \frac{2\pi}{p} \right\}, \left\{ 2 \cos \frac{4\pi}{p} \right\} \cdots \left\{ 2 \cos \frac{2\pi d}{p} \right\} \right\} \quad (3.24)$$

其中 p 为满足 $(p-3)/2 \geq d$ 的最小素数, 将其映射至搜索空间即为式(3.25), 其中 ub_j 和 lb_j 分别表示第 J 维的上下界。

$$x_i(j) = (ub_j - lb_j) \cdot \{r_j^{(i)} \cdot k\} + lb_j \quad (3.25)$$

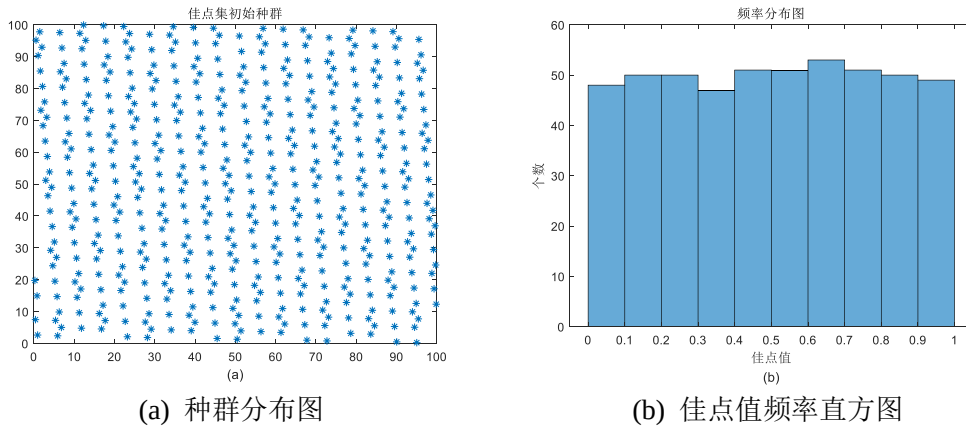


图 3.8 佳点值分布图

以初始化种群个数 $N=100$ ，维度 $D=2$ ，上下界 $ub=100$ 、 $lb=0$ 为例，佳点集初始化种群分布图和频率直方图如图 3.8(a)(b)所示。由图可知，种群佳点值分布均匀，拥有较好的多样性。

引入佳点集初始化麻雀种群后，需对麻雀位置迭代公式进行优化，依据相关优化思想和大量测试仿真，本文抛弃原有的直接跳跃至最优的迭代方式，采取向最优位置试探性移动的策略，同时去除向原点收敛的操作。具体实现步骤为：

Step 1: 将发现者迭代更新公式(3.16)变更为式(3.26)，即发现者位置更新方式改为乘以一个正态分布随机数 $(1+Q)$ 。

$$x_{i,d}^{t+1} = \begin{cases} x_{i,d}^t \cdot (1+Q), R_2 < ST \\ x_{i,d}^t + Q, R_2 \geq ST \end{cases} \quad (3.26)$$

Step 2: 统一追随者迭代更新方式，即追随者向发现者随机移动靠近，将式(3.17)变更为式(3.27)。

$$x_{i,d}^{t+1} = x_{p,d}^{t+1} + |x_{i,d}^t - x_{p,d}^{t+1}| \cdot A^+ \cdot L \quad (3.27)$$

Step 3: 对侦察预警策略进行更改，式(3.19)变更为式(3.28)，最优麻雀将跳至其与最差麻雀之间的随机位置，而其余将跳至本身与最优麻雀之间的随机位置。

$$x_{i,d}^{t+1} = \begin{cases} x_{best,d}^t + \beta(x_{i,d}^t - x_{best,d}^t), f_i < f_g \\ x_{i,d}^t + \beta(x_{worst,d}^t - x_{i,d}^t), f_i = f_g \end{cases} \quad (3.28)$$

以上步骤简化了位置更新操作，减小了算法计算量，具有重要意义。ISSA 整体流程如图 3.9 所示，图中 Z 代表当前迭代次数， $Iter_{max}$ 代表最大迭代次数。

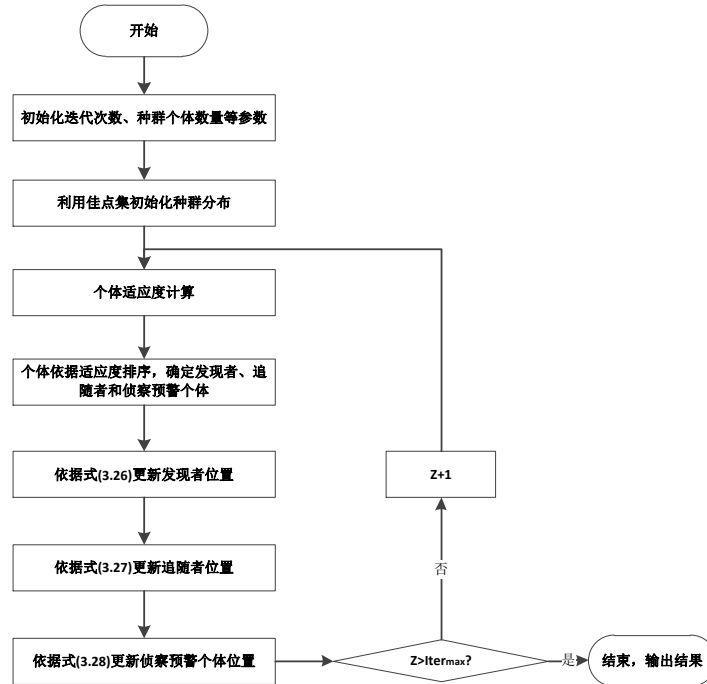


图 3.9 改进麻雀搜索算法流程图

3.2.2.3 改进麻雀搜索算法性能评估

为更好地评估改进麻雀搜索算法(ISSA)的性能,本文选取多个测试函数,同传统麻雀搜索算法(SSA)、Tent 混沌映射的麻雀搜索算法(TSSA)^[65]、Piecewise 混叠映射的麻雀搜索算法(PSSA)^[66]、Logistic 混沌映射的麻雀搜索算法(LSSA)^[67]和 Circle 混沌映射的麻雀搜索算法(CSSA)^[68]进行比较验证。测试函数包括:

表 3.1 测试函数表

函数	维度	上下界	理论值
$F_1(x) = \sum_{i=1}^D x_i^2$	30	[-100,100]	0
$F_2(x) = \sum_{i=1}^D x_i + \prod_{i=1}^D x_i $	30	[-100,100]	0
$F_3(x) = \sum_{i=1}^{D-1} [100(x_i - x_{i-1})^2 + (x_i - 1)^2]$	30	[-30,30]	0
$F_4(x) = \sum_{i=1}^{D-1} -x_i \sin(\sqrt{ x_i })$	30	[-500,500]	-12569.488
$F_5(x) = \sum_{i=1}^{D-1} x_i^2 - 10 \cos(2\pi x_i) + 10D$	30	[-5.12,5.12]	0
$F_6(x) = \frac{\pi}{D} \left\{ 10 \sin(\pi y_1) + \sum_{i=1}^D (y_i - 1)^2 [1 + 10 \sin^2(\pi y_{i+1})] + (y_n - 1)^2 \right\} + \sum_{i=1}^D u(x_i, 10, 100, 4)$ $y_i = 1 + \frac{x_i + 1}{4}$	30	[-50,50]	0
$F_7(x) = \frac{\sum_{i=1}^{D-1} x_i^2}{4000} - \prod_{i=1}^n \cos\left(\frac{x_i}{\sqrt{i}}\right) + 1$	30	[-600,600]	0
$F_8(x) = 0.1 \left\{ \sin^2(3\pi x_1) + \sum_{i=1}^D (x_i - 1)^2 [1 + \sin^2(3\pi x_i + 1)] + (x_D - 1)^2 [1 + \sin^2(2\pi x_D)] \right\} + \sum_{i=1}^D u(x_i, 5, 100, 4)$	30	[-50,50]	0

表中 D 为维度, 函数 $u(x, a, k, m)$ 表达式如下:

$$u(x, a, k, m) = \begin{cases} k(x-a)^m, x > a \\ k(-x-a)^m, x < -a \\ x, otherwise \end{cases} \quad (3.29)$$

经参数整定分析, ISSA 在种群大小和最大迭代次数分别为 30 和 200, 预警值 $ST = 0.8$, 发现者所占比例 $PD = 0.2$, 具有预警能力个体所占比例 $SD = 0.2$ 时算法性能最好, 因此本文以该组参数为基础进行评估测试。各算法独立运行 20 次, 统计所得最优值 G 、最差值 W 和均值 A , 结果如表 3.2 所示。

表 3.2 测试数据表

函数	指标	SSA	TSSA	PSSA	LSSA	CSSA	ISSA
F_1	G	3.541e-30	1.610e-45	8.369e-36	1.050e-57	2.5649e-38	1.241e-124
	W	5.448e-18	4.484e-25	4.049e-35	5.566e-36	4.1276e-37	1.681e-110
	A	3.532e-19	2.719e-26	2.969e-35	3.069e-37	5.7172e-38	3.021e-111
F_2	G	1.726e-20	6.169e-23	9.716e-95	1.080e-30	1.1946e-29	1.591e-60
	W	7.315e-17	9.005e-22	7.850e-49	1.046e-16	1.4609e-20	5.632e-56
	A	2.258e-18	2.844e-23	3.670e-50	6.683e-17	1.504e-21	1.632e-56
F_3	G	5.345e-02	1.271e-12	6.672e-04	1.408e-02	2.0157e-03	1.408e-03
	W	8.541e-01	5.689e-06	1.614e-02	7.304e-02	3.0216e-02	0.145e-02
	A	6.484e-1	1.362e-07	1.768e-03	4.951e-02	6.9942e-03	0.1141e-02
F_4	G	-9985.563	-12569.31	-12569.402	-12569.476	-12569.485	-12569.583
	W	-6744.529	-6648.479	-8194.708	-8383.067	-9016.336	-10076.961
	A	-7410.803	-8539.278	-11833.848	-9577.483	-11216.261	-11976.565
F_5	G	0	0	0	0	0	0
	W	0	0	0	0	0	0
	A	0	0	0	0	0	0
F_6	G	3.017e-03	6.067e-07	7.597e-08	1.044e-08	2.266e-07	2.729e-07
	W	1.394e-01	1.267e-05	8.342e-06	2.354e-07	2.0949e-05	5.816e-06
	A	7.912e-02	1.957e-06	4.798e-07	8.880e-07	1.0818e-06	3.801e-06
F_7	G	0	0	0	0	0	0
	W	3.681e-02	0	0	0	0	0
	A	1.036e-02	0	0	0	0	0
F_8	G	2.229e-1	1.283e-06	1.064e-04	9.508e-06	6.5086e-06	7.564e-06
	W	1.641	4.233e-05	7.125e-04	1.113e-04	3.3493e-05	3.422e-05
	A	9.694e-1	1.541e-05	3.016e-04	1.085e-05	1.5784e-05	1.803e-05

由测试结果可知 ISSA 相较于 SSA 性能提升明显, 具备更强的全局寻优能力。同时也可以发现 ISSA 在 F_1 和 F_2 测试函数上的寻优能力大大强于其他改进算法, 而在剩余的测试函数中, ISSA 最优值与最差值相差最小, 表现出更强的稳定性, 验证了 ISSA 具备更好的全局寻优性能。

同时为验证 ISSA 迭代更新策略的有效性, 本文对上述所有算法迭代信息即收敛情况进行统计, 以测试函数 F_1 为例, 其余参数保持不变, 测试结果如图 3.10 所示。

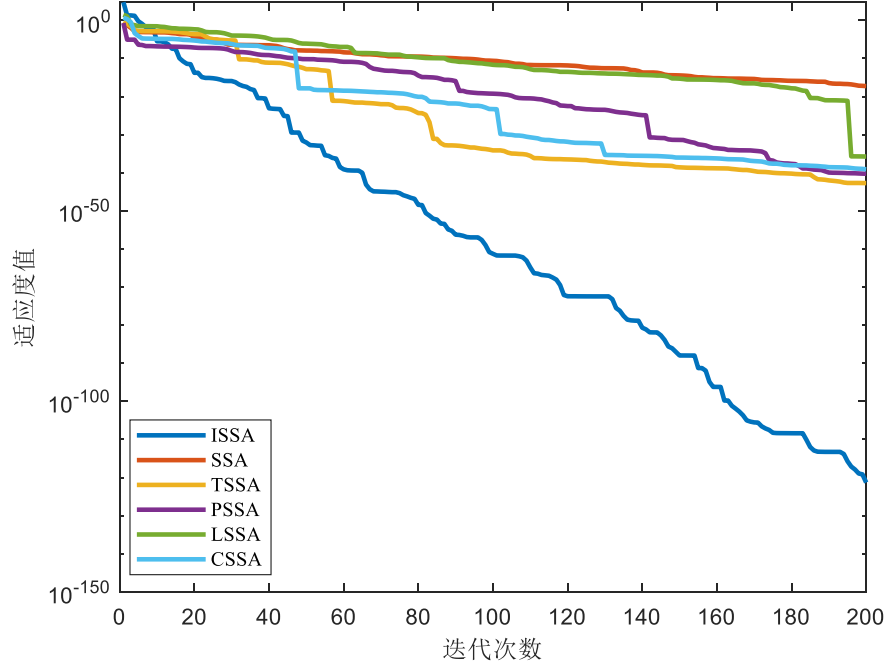


图 3.10 各算法迭代收敛过程图

由上图可知 ISSA 算法较其他改进算法收敛速度更快且收敛过程更为平滑, 验证了 ISSA 更新策略的有效性, 使得算法具备更强的寻优能力。

综上分析, 改进麻雀搜索算法依托在种群初始化与迭代更新策略上的优化, 算法整体寻优能力和稳定性得到较大增强, 收敛速度进一步快。同时 ISSA 在迭代更新策略上予以了简化, 计算量得到一定减小, 更适用于在智能割草机上应用。

3.2.3 改进小波阈值去噪研究

3.2.3.1 小波变换理论

小波变换是一种将信号分解为多个不同尺度成分的时频（时间-尺度）分析方法。其具备多尺度（多分辨率）分析特性, 可在时域与频域中, 对信号局部特征进行描述, 是一种窗口面积固定不变, 但形状可伸缩的时频局部化分析方法。基本原理是通过对小波基函数进行不同尺度的平移和伸缩, 生成一系列不同分辨率的正交投影和与之对应的基^[69]。

形如信号 $f(t) \in L^2(R)$ ($L^2(R)$ 是一个线性空间, 表示所有小波空间 W_j 的集合), 将小波函数 $\psi(t)$ 收缩尺度 a , 横向平移 b , 得到小波基函数 $\psi_{a,b}(t)$, 如式(3.30)所示, 将 $\psi_{a,b}(t)$ 与 $f(t)$ 进行内积运算即可得到信号 $f(t)$ 的连续小波变换, 如式(3.31)。

$$\psi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{|a|}} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) \quad (3.30)$$

$$W_f(a,b) = \langle f(t), \psi_{a,b}(t) \rangle = \frac{1}{\sqrt{|a|}} \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) dt \quad (3.31)$$

尺度因子 a 和平移因子 b 分别反映了信号的频域特性和时域特性。

由于连续小波变换存在过多冗余，计算量庞大，因此在实际应用中会对连续小波变换平移因子和尺度因子进行离散化处理。离散化方式通常采用幂级数法，如式(3.32)所示，得离散小波变换如式(3.33)所示。

$$\begin{cases} a = a_0^j (a_0 > 0, a_0 \neq 1) \\ b = ka_0^j b_0 (k, j \in \mathbb{Z}, b_0 \in \mathbb{R}) \end{cases} \quad (3.32)$$

$$W_f(j,k) = \langle f(t), \psi_{j,k}(t) \rangle = \frac{1}{\sqrt{|a_0|}} \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) \psi(a_0^{-j}t - kb_0) dt \quad (3.33)$$

为方便计算，通常情况下取 $a_0 = 2$ ， $b_0 = 1$ 。

3.2.3.2 小波阈值去噪原理

当前，基于小波变换理论的小波去噪方法应用十分广泛。根据其对信号处理的方式不同，可将小波去噪方法大致分为三种，分别为小波变换模极大值去噪、小波系数相关性去噪、小波阈值去噪(Wavelet Threshold De-noising WTD)。其中小波阈值去噪具有计算量小，多分辨，去噪效果较好的特点，因此在实际的工程当中应用最为广泛^[70]。

小波阈值去噪的实质为抑制信号中无用部分，增强有用部分的过程，具体过程如下图所示。

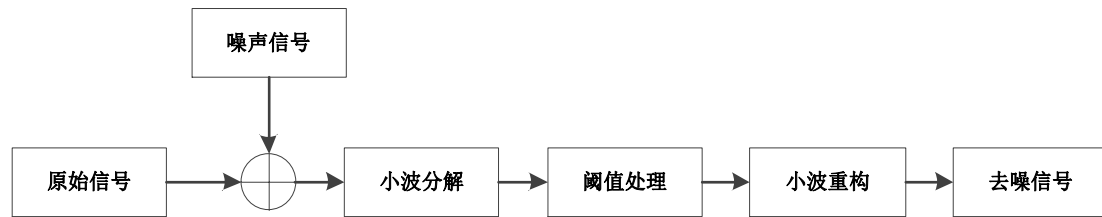


图 3.11 小波阈值去噪流程图

含噪混合信号 $y(n)$ 的数学表达式为：

$$y(n) = x(n) + e(n) \quad (3.34)$$

式中 $x(n)$ 为原始信号（纯净信号）， $e(n)$ 为噪声信号。其中原始信号主要集中在低频部分，噪声信号则分布在高频部分。小波阈值去噪利用小波变换中变尺

度特性,可实现确定信号的能量集中,因此含噪混合信号经小波分解后,原始信号的小波系数将普遍大于噪声的小波系数。基于此,小波阈值去噪通过合适的阈值区分原始信号和噪声信号的小波系数,并利用选取的阈值函数进行非线性处理,最后重构各小波系数,从而达到信号去噪目的。

Mallat 算法小波分解和重构过程分别如图 3.12 和图 3.13 所示。Mallat 算法将小波变换作为信号和滤波器组的卷积运算^[71]。选择合适的小波函数和尺度函数作为低通滤波器和高通滤波器 H 、 G , 通过各级信号与滤波器组卷积运算实现对信号逐层分解。将分解后的不同频带上的信号,通过低通和高通重构滤波器组 h 、 g 实现组合,得到重构信号。其中 CA 为低频信息(近似分量), CD 为高频信息(细节分量)。

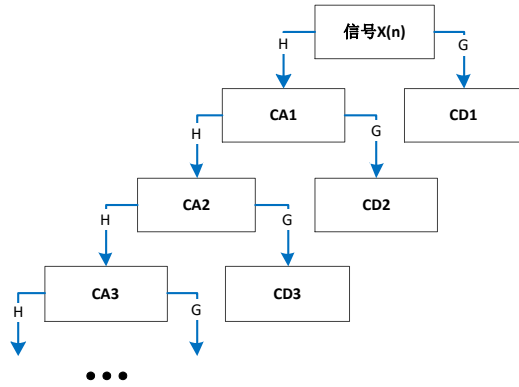


图 3.12 小波分解框图

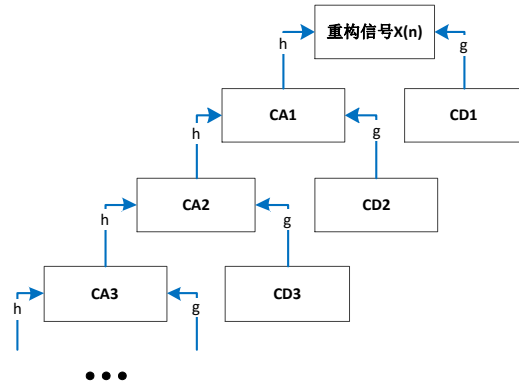


图 3.13 信号重构框图

3.2.3.3 改进小波阈值函数研究

由 3.2.3.2 小节可知,阈值去噪是通过对信号进行小波分解得到各层高频系数和低频系数,通过阈值函数对高频系数进行过滤,对低频系数予以保留,因此阈值函数很大程度上影响小波阈值去噪的性能,合适的阈值函数将较大地提升小波阈值去噪效果。Donoho 等^[72]提出的传统阈值函数主要有两种,分别为硬阈值与软阈值函数,分布如式(3.35)和(3.36)所示。

$$y_{j,k} = \begin{cases} \omega_{j,k}, & |\omega_{j,k}| > \lambda \\ 0, & |\omega_{j,k}| \leq \lambda \end{cases} \quad (3.35)$$

$$y_{j,k} = \begin{cases} \text{sgn}(\omega_{j,k})(|\omega_{j,k}| - \lambda), & |\omega_{j,k}| > \lambda \\ 0, & |\omega_{j,k}| \leq \lambda \end{cases} \quad (3.36)$$

式中 $\omega_{j,k}$ 为小波分解系数, $y_{j,k}$ 为阈值处理后的小波系数, λ 为阈值, sgn 为符号函数。对于硬阈值函数,当小波系数绝对值大于阈值时,会完整保留原本的信号特征,反之当小波系数绝对值小于等于阈值时,则将其完全剔除,这造成阈

值函数在 $\pm\lambda$ 处存在两个不连续的点,导致重构信号平滑性不足,产生信号震荡;而对于软阈值函数,虽然弥补了硬阈值函数在 $\pm\lambda$ 处不连续的缺陷,但真实值与绝对值之间存在一个固定常数的偏差,存在重构信号与原始信号之间逼近程度较差的缺陷。

针对上述问题,结合前人改进思想和对智能割草机边界信号实测数据分析^[73-75],本文设计了一种改进型阈值函数。改进阈值函数不仅在 $\pm\lambda$ 处连续,且在趋于无穷时,收敛于硬阈值函数,减小了偏差过大而造成重构信号衰减的问题,新函数表达式如下:

$$\hat{y}_{j,k} = \begin{cases} \text{sgn}(\omega_{j,k}) \times \left(|\omega_{j,k}| - \frac{\lambda}{e^{\sqrt[a]{|\omega_{j,k}|^a - \lambda^a}}} \times \frac{1}{\sqrt[\beta]{|\omega_{j,k}|^\beta - \lambda^\beta + 1}} \right), & |\omega_{j,k}| > \lambda \\ 0, & |\omega_{j,k}| \leq \lambda \end{cases} \quad (3.37)$$

改进阈值函数引入了 a 和 β 两个可调参数,通过设置不同参数实现收敛速度的调节,提高了算法灵活性。使用时可根据噪声强度和原始信号性质整定可调参数,以获得更好的去噪性能。

为验证改进阈值函数可行性,下面将对改进阈值函数进行理论证明,证明分为两部分,阈值处连续性和偏差性,由于函数为奇函数,因此只需证明定义域右半部分:

(1) 函数连续性

当 $\omega_{j,k} \rightarrow \lambda^+$ 时:

$$\begin{cases} \lim_{|\omega_{j,k}| \rightarrow \lambda^+} \frac{1}{e^{\sqrt[a]{|\omega_{j,k}|^a - \lambda^a}}} = \frac{1}{e^0} = 1 \\ \lim_{|\omega_{j,k}| \rightarrow \lambda^+} \frac{1}{\sqrt[\beta]{|\omega_{j,k}|^\beta - \lambda^\beta + 1}} = \frac{1}{1} = 1 \end{cases} \quad (3.38)$$

所以:

$$\begin{aligned} & \lim_{|\omega_{j,k}| \rightarrow \lambda^+} \text{sgn}(\omega_{j,k}) \times \left(|\omega_{j,k}| - \frac{\lambda}{e^{\sqrt[a]{|\omega_{j,k}|^a - \lambda^a}}} \times \frac{1}{\sqrt[\beta]{|\omega_{j,k}|^\beta - \lambda^\beta + 1}} \right) \\ &= \text{sgn}(\omega_{j,k}) \times (\lambda - \lambda) = 0 \end{aligned} \quad (3.39)$$

已知 $\lim_{|\omega_{j,k}| \rightarrow \lambda^-} y_{j,k} = 0$,得证改进阈值函数在 $+\lambda$ 处连续,因此函数在正负阈值处连续。

(2) 函数偏差性

当 $\omega_{j,k} \rightarrow +\infty$ 时:

$$\begin{cases} \lim_{|\omega_{j,k}| \rightarrow +\infty} \frac{1}{e^{\sqrt[\alpha]{|\omega_{j,k}|^a - \lambda^a}}} = \lim_{|\omega_{j,k}| \rightarrow +\infty} \frac{1}{e^{|\omega_{j,k}|}} = 0 \\ \lim_{|\omega_{j,k}| \rightarrow +\infty} \frac{1}{\sqrt[\beta]{|\omega_{j,k}|^\beta - \lambda^\beta + 1}} = \lim_{|\omega_{j,k}| \rightarrow +\infty} \frac{1}{|\omega_{j,k}|} = 0 \end{cases} \quad (3.40)$$

所以：

$$\begin{aligned} & \lim_{|\omega_{j,k}| \rightarrow +\infty} y_{j,k} - \hat{y}_{j,k} \\ &= \lim_{|\omega_{j,k}| \rightarrow +\infty} \omega_{j,k} - \text{sgn}(\omega_{j,k}) \times \left(|\omega_{j,k}| - \frac{\lambda}{e^{\sqrt[\alpha]{|\omega_{j,k}|^a - \lambda^a}}} \times \frac{1}{\sqrt[\beta]{|\omega_{j,k}|^\beta - \lambda^\beta + 1}} \right) \\ &= \lim_{|\omega_{j,k}| \rightarrow +\infty} \omega_{j,k} - \text{sgn}(\omega_{j,k}) \times |\omega_{j,k}| = 0 \end{aligned} \quad (3.41)$$

得证改进阈值函数与硬阈值函数偏差性将越来越小，最终收敛于硬阈值函数。

引入图 3.14 直观地显示不同调节参数下改进阈值函数与硬阈值和软阈值函数的曲线对比，以 $\lambda=1$ 为例。

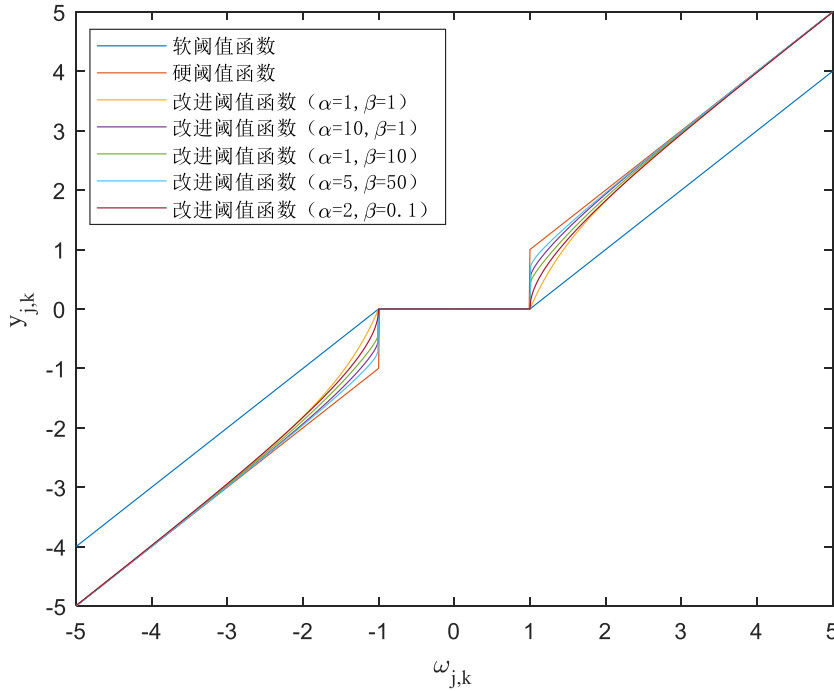


图 3.14 改进阈值函数与传统阈值函数对比图

综上，改进阈值函数具有如下特点：

- (1) 改进阈值函数仍为奇函数，处理正负信号时可达到同样的效果。
- (2) 在阈值点处，函数是连续的，弥补了硬阈值函数缺陷，且函数在大于阈值部分符合指数衰减特性，去噪效果较好。
- (3) 拥有两个可调因子，由此具备调节函数向渐近线收敛速度的能力，解决了软阈值函数偏移带来的问题，实际应用更为广泛。

3.2.3.4 改进小波阈值去噪实现

除小波阈值函数外，小波阈值去噪实现还须选取确认小波基函数、小波分解层数和阈值，这些参数也会影响小波阈值去噪的实际性能，因此本小节将结合去噪算法评价指标，对比分析，整定合适的参数，优化算法性能。

(1) 去噪算法评估指标

本文使用信噪比(Signal to Noise Ratio, SNR)和均方根误差(Root Mean Square Error, RMSE)作为智能割草机边界信号去噪算法性能评估指标^[76]。

信噪比(SNR)表示信号功率与噪声功率的比值，如式(3.42)，其反映了信号中的噪声含量，信噪比值越大则信号中噪声含量越少。

$$SNR = 10 \lg \left\{ \frac{\sum_{i=1}^n x(i)^2}{\sum_{i=1}^n [x(i) - \tilde{x}(i)]^2} \right\} \quad (3.42)$$

均方根误差(RMSE)也被称为标准误差，表示真实信号与测量信号之间的拟合程度，其用于衡量测量信号的准确度，均方根误差值越小，代表测量精度越高，去噪效果越好。均方根误差计算方法如下：

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n [x(i) - \tilde{x}(i)]^2} \quad (3.43)$$

式(3.42)和(3.43)中， $x(i)$ 表示原始信号， $\tilde{x}(i)$ 表示去噪后的信号， n 为信号序列长度，其中信噪比单位为 dB。

(2) 参数选取

1) 阈值选取分析

在小波阈值去噪中阈值决定了高频小波系数中信号与噪声分界值，阈值选取的合理性会直接影响高频系数中噪声信号被分离出来的准确度。由于噪声小波系数小于真实信号小波系数，如果阈值选取过高，会将部分有用信号滤除，反之若阈值选取过低，去噪信号中会残留部分噪声信号，影响算法去噪效果。

常用阈值共有四种包括固定形式阈值、自适应阈值、启发式阈值和极大极小阈值^[77]。其中固定形式阈值使用最为频繁，表达式如下：

$$\lambda = \sigma \sqrt{2 \ln(N)} \quad (3.44)$$

式中 σ 为噪声标准差， N 为信号序列长度。智能割草机边界信号序列长度为定值，但噪声标准差则需要估计，通常的估计方法为：

$$\sigma = \frac{\text{median}(|d_j(k)|)}{0.6745} \quad (3.45)$$

式中 j 为小波分解尺度, $d_j(k)$ 则表示对应小波尺度下的小波系数, median 为中间值函数。

实际应用中, 小波系数会受小波分解层数 J 的影响而变化, 然而传统固定式阈值表达式无法自适应进行改变, 因此本文使用改进的固定式阈值, 如式(3.46), 该阈值克服了上述问题, 值随着分解层数增加而减小。

$$\lambda = \frac{\sigma \sqrt{2 \ln(N)}}{\ln(J^2 + 1)} \quad (3.46)$$

2) 小波基函数和分解层数选取分析

小波基函数种类多样, 包括 dbn 、 symn 、 coifn 等^[78]。不同的小波基函数具有不同的时频特性, 所构造的 $L^2(R)$ 空间域也是不同的, 使得小波阈值去噪的性能存在差异。而小波分解层数与分解尺度一一对应, 决定了频率划分范围, 若分解层数过大, 计算量将增大, 信号被过度分解, 使得有用信号被滤除, 反之若分解层数过小, 则无法将噪声信号和原始信号进行有效分离, 噪声信号得不到滤除, 去噪性能受限。

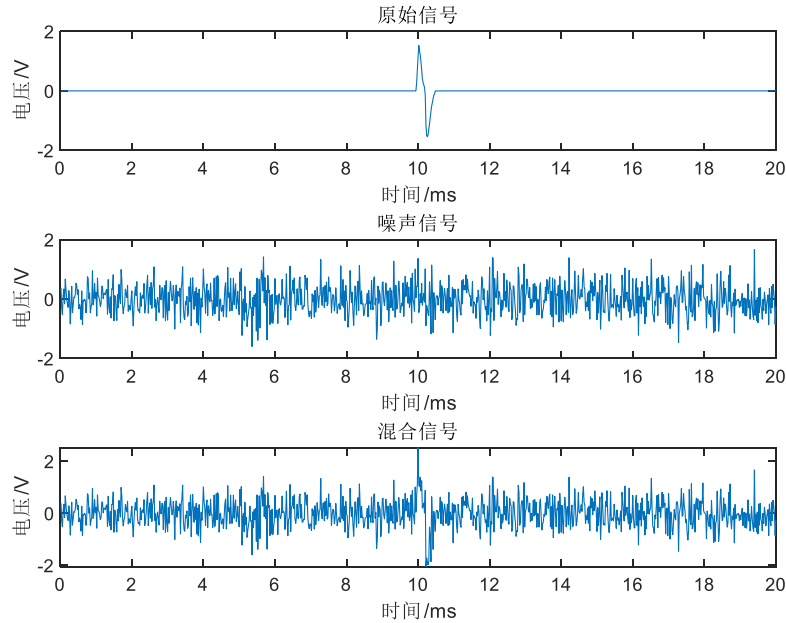


图 3.15 原始信号、噪声信号、混合信号波形图

为选取合适的小波基函数和小波分解层数, 本文将以仿真的形式进行筛选, 使用信噪比(SNR)和均方根误差(RMSE)指标评估测试, 比对分析结果, 获取最优参数。为控制变量, 测试使用同一原始信号、噪声信号、阈值函数和阈值, 使用不同基函数和分解层数的小波阈值去噪算法对混合信号(原始信号和噪声信号叠

加) 进行去噪处理, 其中阈值为式(3.46), 阈值函数为式(3.37)($a=1, \beta=1$)。原始信号为理想边界信号, 采样频率为 50KHz, 采样点数为 1000, 同时混合信号 $SNR = -10.443dB$, $RMSE = 0.49549$ 。原始信号、噪声信号和混合信号如图 3.15 所示。

考虑到小波分解层数增大将带来计算量与内存需求的增大, 因此确定分解层数测试范围为[1,10], 小波基函数选取范围为 $dbn(n \in [1,10])$, $symn(n \in [2,8])$, $coifn(n \in [1,5])$ 。由于小波基函数类型较多, 需进行初步筛选。依据经验, 将小波分解层数设为 5, 对每个小波基函数进行仿真测试, 从中选取出 5 个最优小波基函数进行下一轮筛选, 由信噪比和均方根误差作为评估依据。测试结果如下:

表 3.3 小波基函数初步筛选数据表

类型	SNR	RMSE	类型	SNR	RMSE	类型	SNR	RMSE
db1	1.9942	0.1184	db9	0.9749	0.1330	sym8	3.3327	0.1015
db2	3.0414	0.1049	db10	2.7315	0.1087	coif1	1.8463	0.1204
db3	2.8594	0.1071	sym2	3.0294	0.1052	coif2	3.3647	0.1011
db4	2.7815	0.1081	sym3	2.5738	0.1094	coif3	2.785	0.1081
db5	2.7175	0.1089	sym4	2.1213	0.1166	coif4	3.7231	0.0969
db6	2.2783	0.1145	sym5	3.6421	0.0979	coif5	1.7082	0.1223
db7	2.9518	0.1060	sym6	3.8723	0.0953			
db8	3.3908	0.1007	sym7	3.8145	0.0959			

依据测试结果, 确认最优的 5 个小波基函数为 sym6、sym7、coif4、sym5 和 db8。以这些小波基函数为实验组, 测试各基函数在不同分解层数下小波去噪的性能, 测试结果由图 3.16 进行直观展示。

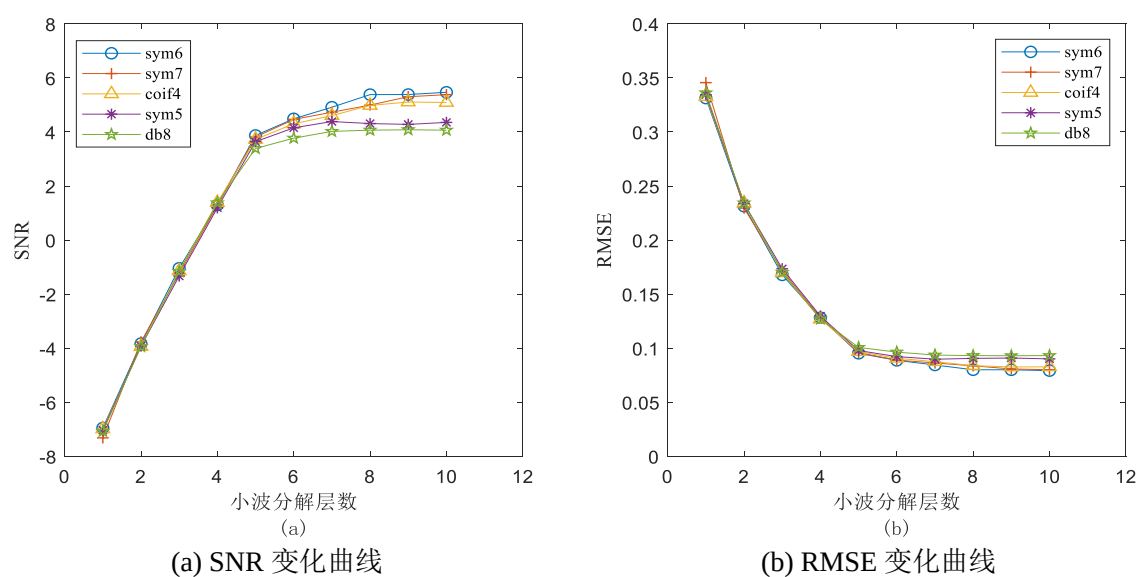


图 3.16 SNR、RMSE 随小波分解层数变化图

图 3.16(a)和(b)为各基函数小波阈值去噪时 SNR 和 RMSE 随小波分解层数变化曲线。由图可知,所有基函数在分解层数从 1 到 5 增加时,SNR 上升明显, RMSE 下降明显,去噪性能提升显著,而当分解层数大于 5 后整体变化趋于平缓。其中 sym6 函数各指标均最优,因此本文选用 sym6 作为小波基函数。同时考虑到分解层数过多会导致能谱有用信息的丢失,并且计算量过大,所以本文的小波分解层数设为 6。

3.2.3.5 改进小波阈值去噪性能评估

为评估改进小波阈值去噪算法性能,本文将该方法与其他传统单一去噪方法进行对比,使用图 3.15 中的原始信号,向原始信号中加入五组不同分贝高斯白噪声,分别对混合信号进行去噪处理,以信噪比(SNR)和均方根误差(RMSE)作为性能评估指标,比对各方法去噪效果。对照组去噪方法包括 VMD 去噪 ($K=6, \alpha=2500$, 去除 IMF2~IMF6 分量)、小波硬阈值去噪、小波软阈值去噪。其中改进小波阈值去噪阈值函数参数为 $a=1, \beta=1$, 其余参数不变。测试所得评估指标结果如表 3.4 所示。

表 3.4 SNR 和 RMSE 数据表

噪声强度	评估指标	VMD 去噪	小波硬阈值去噪	小波软阈值去噪	改进小波阈值去噪
-10dB	SNR	1.1708	3.1033	2.9905	4.4654
	RMSE	0.13012	0.10416	0.10553	0.08905
-5dB	SNR	3.1435	7.1226	7.1073	8.7492
	RMSE	0.11162	0.06557	0.06569	0.05437
0dB	SNR	5.2168	11.5409	10.3089	13.0886
	RMSE	0.08597	0.03943	0.04544	0.03302
5dB	SNR	7.9452	16.153	14.2024	17.0674
	RMSE	0.06683	0.02318	0.02902	0.02136
10dB	SNR	10.1708	19.3255	17.5221	20.7918
	RMSE	0.04581	0.01609	0.01980	0.013897

由上表可知改进小波阈值去噪算法在任意噪声强度下,信噪比值最大,均方根误差值最小,反映出改进小波阈值去噪算法较表中其他算法具有更好的去噪性能。同时本文以噪声强度-10dB 噪声为例,对特征信号波形进行分析,各方法去噪结果如图 3.17 所示 ((a)VMD 去噪, (b)小波硬阈值去噪, (c)小波软阈值去噪, (d)改进小波阈值去噪)。由图可知,尽管小波硬阈值函数对于原始信号的特征保留以及去噪效果上发挥出色,但由于阈值函数阈值处不连续,出现了信号震荡,

产生了伪吉普斯现象；而小波软阈值函数虽克服了信号震荡，但由于固定偏差使得去噪信号特征衰减明显。改进小波阈值去噪无论是在特征保留还是克服信号震荡上均表现最佳，体现了本算法性能优越性。

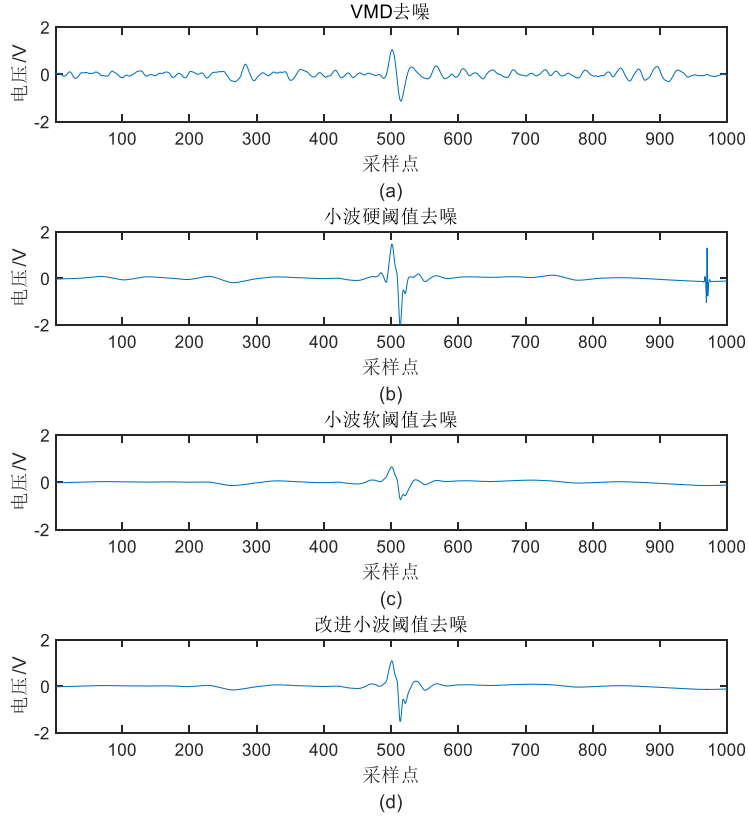


图 3.17 各方法去噪信号波形图

3.2.4 ISSA-VMD-IWTD 去噪算法研究

由 3.2.3.5 节仿真可知，改进小波阈值去噪已具备良好的去噪效果，但仍存在优化空间，以应对智能割草机在极端环境下的去噪需求。因此为进一步提升智能割草机抗干扰能力和边界识别能力，本文将改进麻雀搜索算法、变分模态分解和改进小波阈值去噪相结合，提出一种 ISSA-VMD-IWTD 去噪算法。

本算法整体由两部分组成，第一部分为 ISSA-VMD 算法，即通过 ISSA 算法寻优 VMD 分解最佳参数对，设置最佳参数后对输入信号进行 VMD 分解；第二部分为基于互相关系数的 IWTD 算法，根据皮尔逊互相关系数将 ISSA-VMD 分解所得各分量划分为纯净分量、含噪分量与噪声分量三类，其中舍弃噪声分量，并对含噪分量进行 IWTD 去噪，最终将含噪分量与纯净分量重构，实现输入信号去噪处理。

3.2.4.1 ISSA-VMD 算法研究

根据 3.2.1 小节，VMD 算法分解前需要设定合适的模态个数 K 和惩罚因子

α ，两个参数的选取将会直接影响最终的分解结果。若 K 值过大，将造成分解过度，使得相邻模态 IMF 中心频率的间距较近，反之如果 K 值过小，将无法有效分离信号与噪声，使得分解失去意义。相同的，如果 α 值过大，会造成频带信号丢失，过小则会造成信息冗余^[79]。

传统的 $[K, \alpha]$ 参数选取方式为中心频率观察法，通过观察比对不同 K 下的模态中心频率，以此确定 K 值。该方法具有主观性和随机性，不能稳定输出最优值，同时该方法仅针对 K 值而无法确认惩罚因子 α 。针对这一问题，本文提出利用改进麻雀搜索算法(ISSA)，以 Jin 等^[80]提出的包络熵 E_p 的极小值为适应度函数，对参数 $[K, \alpha]$ 进行寻优处理，然后依据寻优结果，对智能割草机所采集的边界信号进行 VMD 分解，为后续小波阈值去噪提供输入源。

长度为 N 的时间信号 $x(j)(j=1, 2, \dots, N)$ 包络熵定义为：

$$p_j = \frac{h(j)}{\sum_{i=1}^N h(i)} \quad (3.47)$$

$$E_p = -\sum_{j=1}^N p_j \lg p_j \quad (3.48)$$

上式中， $h(j)$ 为 $x(j)$ 经过希尔伯特解调后的包络信号， p_j 即为 $h(j)$ 归一化后的值，归一化避免了模态分量不同包络幅值的影响，也减少了微弱噪声的干扰。包络熵反映信号的稀疏性，当模态分量 IMF 含有较多噪声时，特征信号较少，则包络熵值较大，反之，包络熵值较小。因此可以将不同 $[K, \alpha]$ 下原始信号 VMD 分解后模态分量 IMF 包络熵的极小值作为改进麻雀搜索算法的适应度函数（式 (3.49)， $E_p(i)$ 代表第 i 个 IMF 的包络熵），以此选取出最优的 $[K, \alpha]$ 参数对。ISSA-VMD 算法流程如图 3.18 所示。

$$f(K, \alpha) = \min(E_p(i)), i = 1, 2, \dots, K \quad (3.49)$$

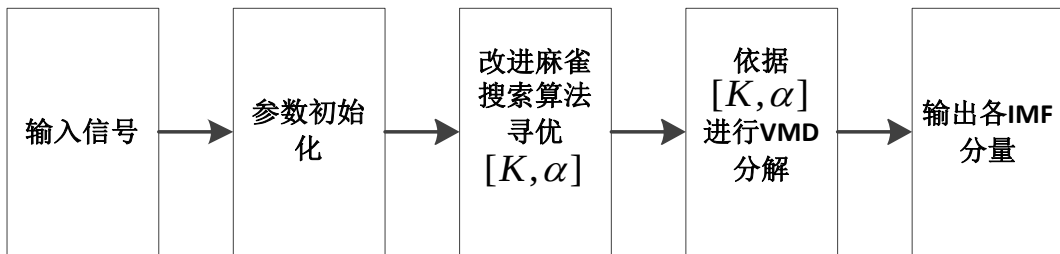


图 3.18 ISSA-VMD 算法流程图

3.2.4.2 基于互相关系数的 IWT D 算法研究

通过 ISSA-VMD 算法将输入信号分解为 K 个模态分量，由于噪声多分布于

高频分量,有效信号多分布于低频分量,因此需依据相关指标确定模态分量中纯净分量、含噪分量与噪声分量的分界线。其中认定纯净分量中无噪声,由原始信号主导;含噪分量中既包含原始信号也包含一定噪声;而噪声分量则由噪声主导,无有效信息。

本文采用互相关系数作为分类指标,其可以衡量信号与信号之间的相关性,相关系数值越大则相似度越高,反之则越低,可作为区分 ISSA-VMD 分解后各模态分量是否具有原始信号特征的衡量标准^[81]。利用这一性质,本算法将计算各 IMF 与原始信号的互相关系数 R_k , 设置互相关系数阈值 λ_1 和 λ_2 ($\lambda_1 > \lambda_2$), 令 $R_k \geq \lambda_1$ 的 IMF 为纯净分量, $\lambda_1 > R_k \geq \lambda_2$ 的 IMF 为含噪声分量, 而 $R_k < \lambda_2$ 为噪声分量。互相关系数计算公式如下。

$$R = \frac{E[u_k(t)f(t)] - E[u_k(t)]E[f(t)]}{\sqrt{D[u_k(t)]}\sqrt{D[f(t)]}} \quad (3.50)$$

上式中, $u_k(t)$ 表示第 k 个 IMF 分量, $f(t)$ 表示原始信号, R 为原始信号与 IMF 分量之间的相关系数, $E[\cdot]$ 和 $D[\cdot]$ 分别代表数学期望与方差。

确认各分量类型后, 算法将直接保留纯净分量、舍弃噪声分量, 并对含噪分量进行改进小波阈值去噪, 最终重构纯净分量和含噪分量, 输出去噪结果。基于互相关系数的 IWT D 算法流程如下图所示。

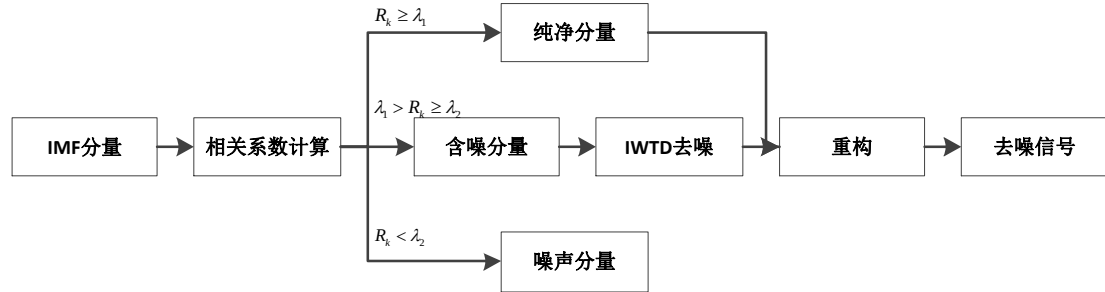


图 3.19 基于互相关系数的 IWT D 算法流程图

3.2.5 方法总体实现

智能割草机工作环境复杂, 不同区域背景噪声强度存在差异, 考虑到 ISSA-VMD-IWT D 去噪算法虽去噪性能优异但数据处理时间相对较长, 在低噪声环境下, 存在过度去噪问题, 增大了系统延迟。因此针对该问题, 本文设计了一种基于 ISSA-VMD-IWT D 的边界信号去噪方法, 在具备较强去噪性能的同时提升智能割草机实时性。本方法引入去噪算法选择机制, 将依据噪声强度进行不同处理, 首先以设定阈值和统计采样点的方式对信号中噪声强度进行估算, 并以此为基础确认输入信号中噪声含量级别, 共分为低、中、高三类。其中对于低噪声含量, 该情况下噪声并未对特征信号波形造成较大影响, 因此无需去噪, 可直接输出;

对于中噪声含量，特征信号已产生了一定失真，将通过改进小波阈值去噪滤波；而高噪声含量代表极端作业环境，其特征信号失真严重甚至已被噪声所覆盖，因此需通过 ISSA-VMD-IWTD 算法进行去噪处理，还原特征信号波形。基于 ISSA-VMD-IWTD 的边界信号去噪方法总体流程如如 3.14 所示。

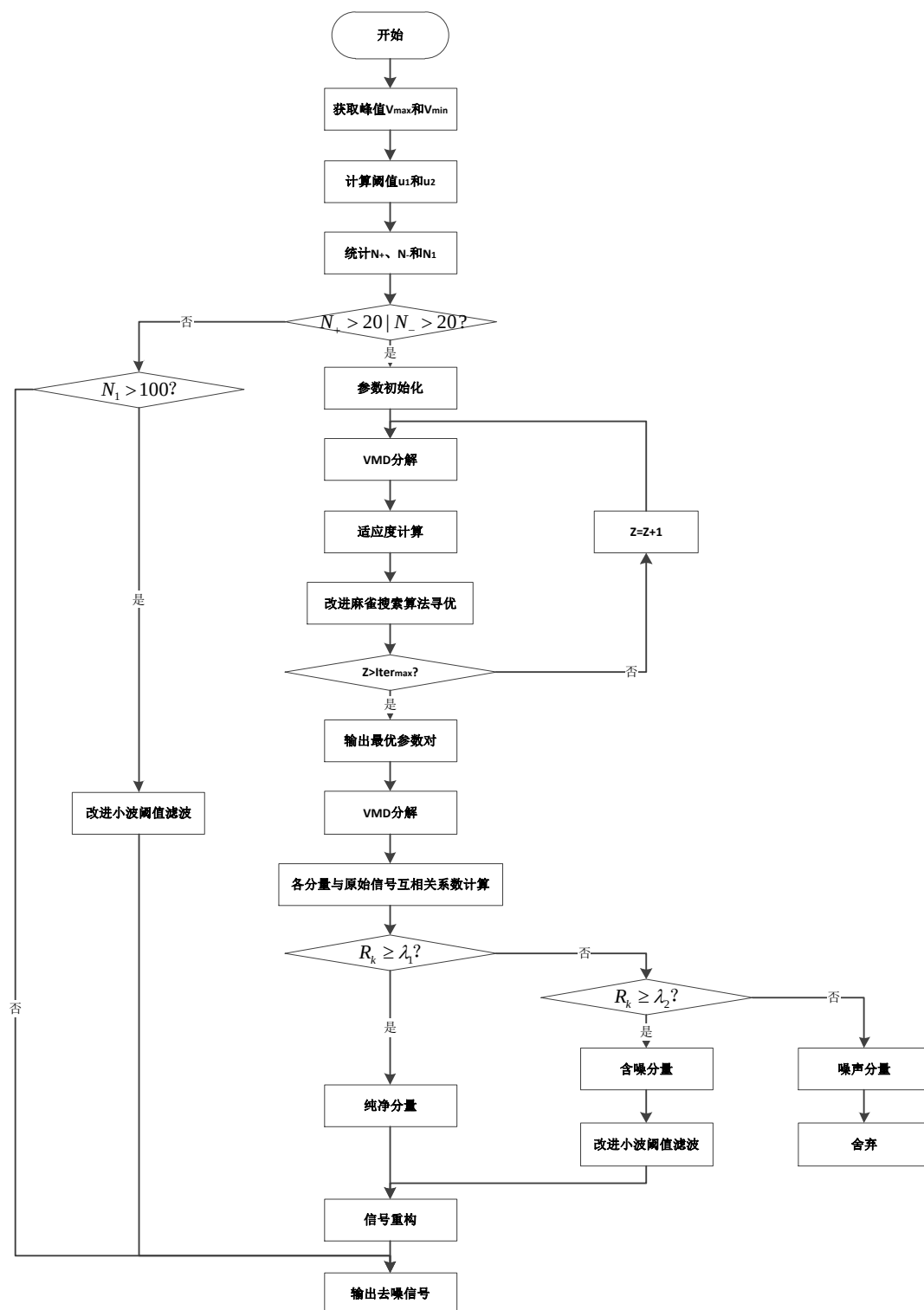


图 3.20 基于 ISSA-VMD-IWTD 的边界信号去噪方法流程图

图中，输入信号中噪声含量级别评判规则为：令输入信号各采样点的幅值为 V_i ($i=1,2,\dots,1000$)，获取输入信号最大峰值 $V_{\max}$ 和最小峰值 $V_{\min}$ ，设立信号阈值 u_1 和 u_2 ($u_1=0.4V_{\max}, u_2=0.4V_{\min}$)，统计 $V_i > u_1$ 和 $V_i < u_2$ 的采样点个数 N_+ 和 N_- ，以及 $|V_i| > 100\text{mv}$ 的采样点个数 N_1 。根据用户反馈的多组含噪数据整定参数，规定若 $N_+ > 20$ 或 $N_- > 20$ 则认定信号中含有大量噪声，进行 ISSA-VMD-IWTD 去噪处理；若 $N_1 > 100$ 则认定信号中含有一定噪声，对信号进行改进小波阈值去噪处理；反之则认定信号中无噪声或噪声含量较少，后续无需处理直接输出结果。

3.3 测试与性能分析

由上节可知基于改进麻雀搜索算法优化 VMD 参数联合小波阈值多策略的去噪算法会依据采样点幅值统计进行去噪方法的选择，为验证智能割草机边界信号通过本方法去噪的有效性，同时体现 ISSA-VMD-IWTD 去噪算法性能优越性，本节以 ISSA-VMD-IWTD 去噪流程为例进行性能测试。测试场地为室外草坪，边界圈定范围为 $30\times 30\text{m}$ 正方形区域，智能割草机静止坐落于一侧边界线 3m 处。智能割草机具体位置信息如图 3.21 所示，测试场地实拍如图 3.22 所示，其中红圈即为智能割草机实验样机。

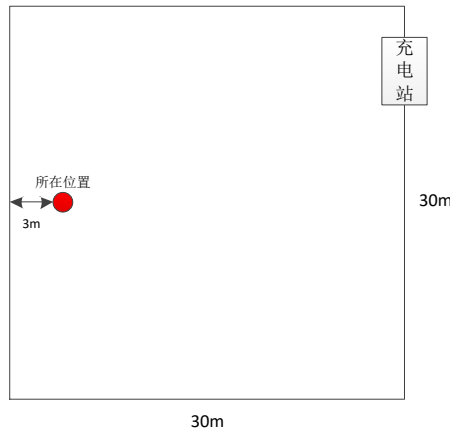


图 3.21 测试场地图



图 3.22 测试场地实景图

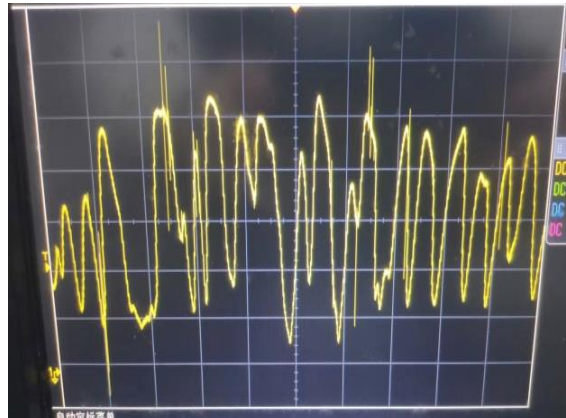


图 3.23 噪声信号波形图

根据调研和厂商反馈,智能割草机日常工作中面临较多的噪声源为高速旋转电机所产生的高频电磁噪声,因此本文选用 RS550 永磁直流电机作为噪声源,该电机额定功率为 500W。将电机放置在距割草机 0.2m 处位置,电机转速保持为 20000r/min,模拟真实场景下智能割草机在高噪声环境下工作,其中利用示波器抓取到的一组电机噪声信号如图 3.23 所示。

实验采集多组测试信号,其中采样频率均为 50KHz,采样个数为 1000。本文将以此中一组测试信号为例进行说明。通过 ISSA-VMD-IWTD 算法对测试信号进行去噪处理,获取去噪结果,同时本文引入多个对照方法对测试信号进行分析,其中包括 VMD 去噪、小波硬阈值去噪、小波软阈值去噪和改进小波阈值去噪。实验最终以 SNR 和 RMSE 指标为基础对 ISSA-VMD-IWTD 算法进行对比评估。纯净信号和测试信号分别如图 3.24 所示,测试信号功率为 23.432dBm。

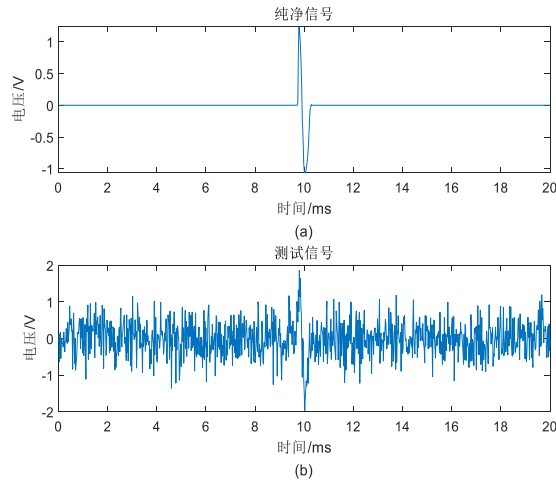


图 3.24 纯净信号与测试信号波形图

除前文已确认参数外,本实验其余参数设置如表 3.5 所示。

表 3.5 参数设置表

参数	值	参数	值	参数	值
D	2	ST	0.8	β	1
N	30	PD	0.2	λ_1	0.8
$Iter_{\max}$	10	SD	0.2	λ_2	0.2
$K [lb,ub]$	[2,10]	tol	1e-6		
$\alpha [lb,ub]$	[1000,3000]	a	1		

统计测试信号各采样点幅值,得 $V_{\max} = 1.8583V$, $V_{\min} = -1.9696V$, 即 u_1 和 u_2 分别为 0.9291V 和 -0.9848V, 有 $N_+ = 26$ 和 $N_- = 26$, 两者均大于 20, 因此需进行 ISSA-VMD-IWTD 去噪流程。

实验首先利用 ISSA-VMD 算法寻找最优参数组合 $[K, \alpha]$, 寻优迭代过程如图

3.25 所示, 由图可知当迭代次数为 5 时, 寻优过程达到收敛, 最小包络熵值为 2.81916, 最优参数组合 $[K, \alpha]$ 值为 $[8, 2556]$ 。以该值作为 VMD 分解输入参数, 对测试信号进行 VMD 分解, 所得各模态分量如图 3.26 所示, 希尔伯特边际谱如图 3.27 所示。

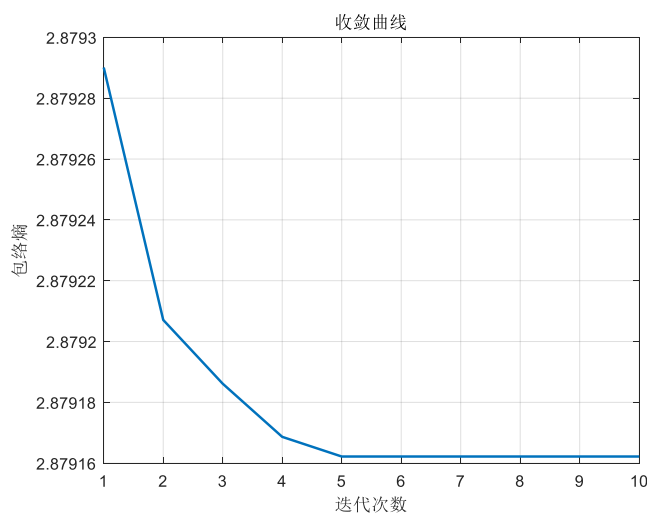


图 3.25 ISSA-VMD 寻优收敛曲线图

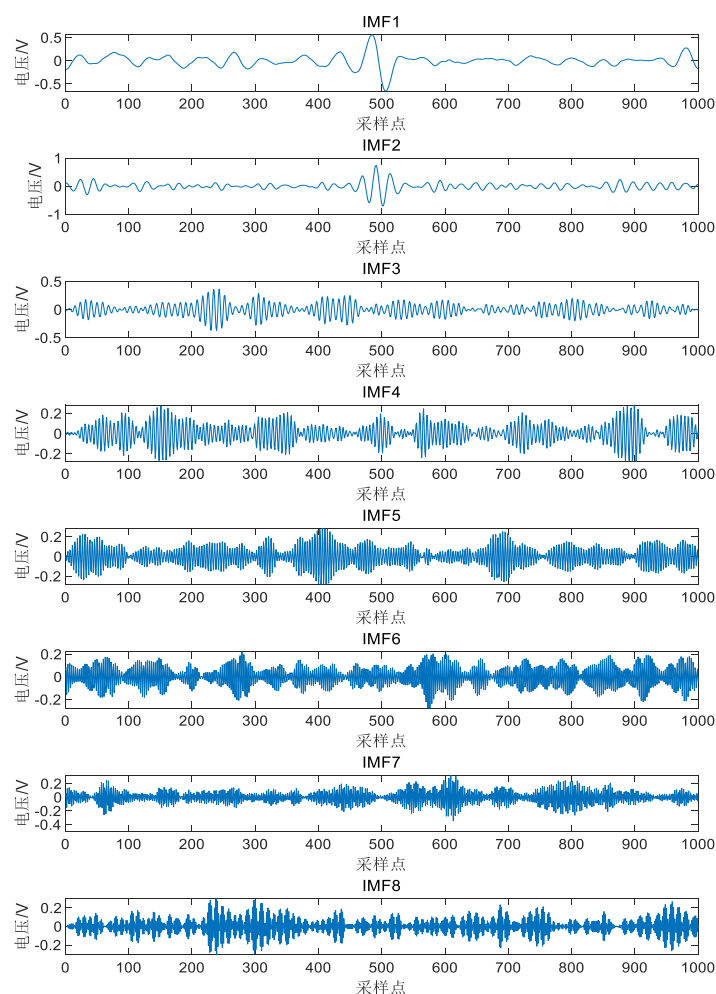


图 3.26 VMD 分解各分量波形图

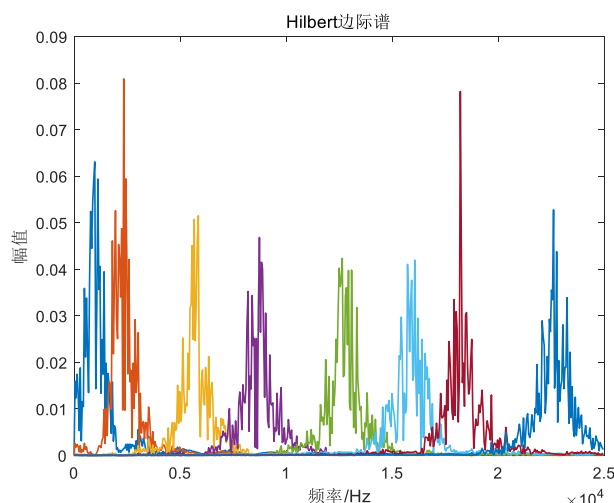


图 3.27 VMD 分解各分量希尔伯特边际谱图

IMF1~ IMF8 中心频率依此为 0.976KHz、2.344KHz、5.859KHz、8.740KHz、12.65KHz、16.06KHz、18.21KHz 和 22.61KHz，结合图 3.26 和图 3.27 可知，IMF1~ IMF8 的中心频率之间相互独立，未出现明显的模态混叠，且因为 VMD 与其他经验模态分解不同，没有采用极值包络线递归分解，VMD 分解没有出现边界效应问题。

得到各模态分量后，通过式(3.50)计算 IMF1~ IMF8 和原始信号互相关系数 R ，计算结果如表 3.6 所示。

表 3.6 IMF1~ IMF8 互相关系数表

指标	IMF1	IMF2	IMF3	IMF4	IMF5	IMF6	IMF7	IMF8
R	5.26e-1	5.18e-1	1.2e-2	5.84e-3	7.71e-3	3.84e-3	9.81e-4	1.97e-3

依据互相关系数阈值 λ_1 、 λ_2 ，确认 IMF1 和 IMF2 的互相关系数值为 λ_1 、 λ_2 之间，因此被认定为含噪分量，其余模态分量互相关系数均小于 λ_2 ，为噪声分量。由于本次测试噪声功率较大，未能直接分解出纯净分量。

对 IMF1 和 IMF2 进行改进小波阈值去噪，舍弃 IMF3~IMF8 分量，将去噪后 IMF1 和 IMF2 进行重构，得到最终去噪信号如下图所示：

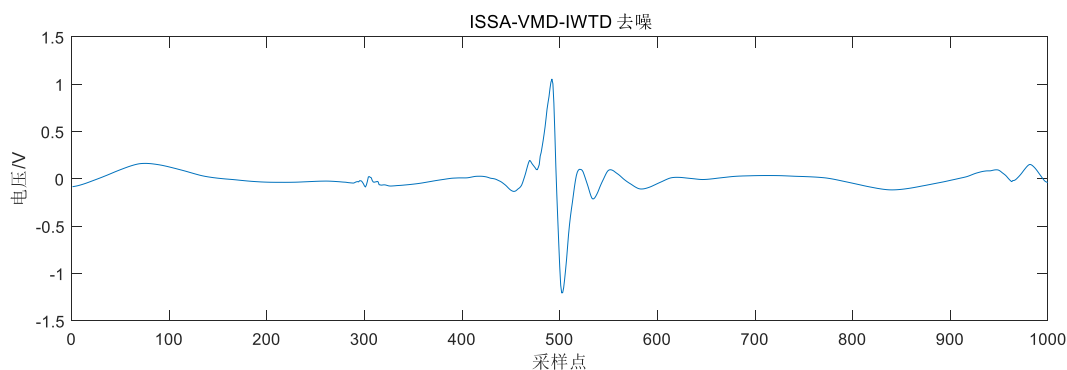


图 3.28 ISSA-VMD-IWTD 去噪信号波形图

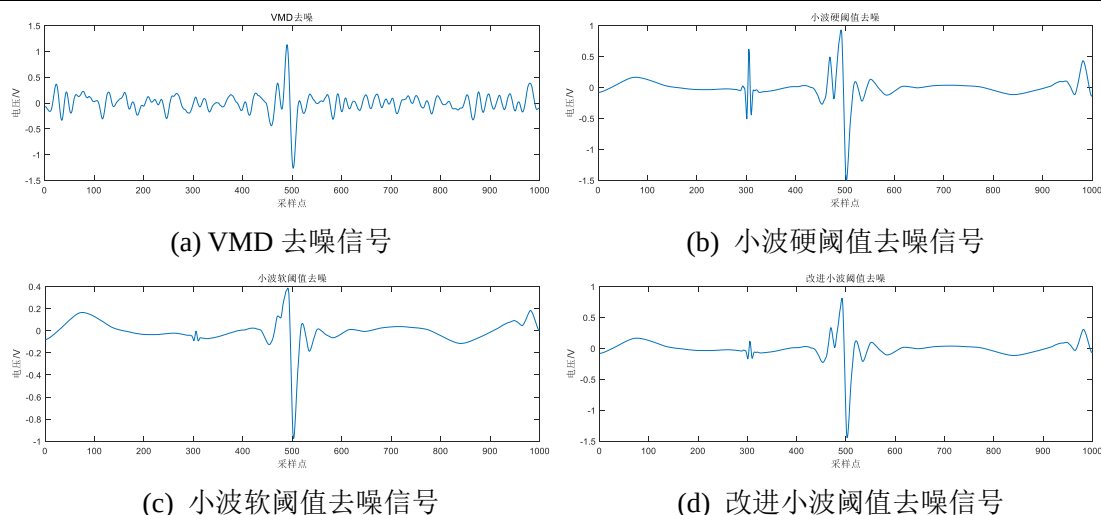


图 3.29 各算法去噪信号波形图

多个对照方法（VMD 去噪、小波硬阈值去噪、小波软阈值去噪和改进小波阈值去噪）的去噪结果分别如图 3.29(a)(b)(c)(d)所示，各方法 SNR 与 RMSE 计算结果如下表所示：

表 3.7 SNR 与 RMSE 测试结果表

评估 指标	ISSA-VMD -IWTD 去噪	VMD 去噪	小波硬阈值去 噪	小波软阈值去 噪	改进小波阈值 去噪
SNR	4.2123	0.8124	1.0467	1.8954	2.4323
RMSE	0.07993	0.1345	0.1309	0.1205	0.1005

由图 3.28 和表 3.7，ISSA-VMD-IWTD 去噪算法较改进小波阈值去噪算法去噪能力得到进一步提升，信噪比最高，均方根误差最小，边界特征信号波形保留最为完整，特征信号幅值与原始信号更相近，未出现震荡现象，证明了 ISSA-VMD-IWTD 去噪算法相较于其他单一去噪算法具有更好的去噪效果，在高噪声强度情况下，性能更优。

3.4 本章小结

本章对智能割草机边界信号去噪方法进行研究分析，针对目前智能割草机噪声环境下边界识别的性能需求，提出了一种基于 ISSA-VMD-IWTD 的边界信号去噪方法，并进行一系列仿真和测试，评估方法性能。本章首先介绍变分模态分解和麻雀搜索算法，针对传统麻雀搜索算法全局搜索能力较差问题，提出一种改进方式，提升算法寻优能力。然后对小波阈值去噪算法进行研究，针对传统阈值函数存在的缺陷，设计了一种阈值函数，使得去噪性能得以增强。最终将上述内容整合，实现 ISSA-VMD-IWTD 去噪算法，并在此基础上，引入选择机制，阐述方法总体流程。

由仿真结果可知,改进麻雀搜索算法和改进小波阈值去噪较传统算法寻优能力和去噪效果得到显著提升。同时通过以 ISSA-VMD-IWTD 去噪算法为例的方法测试结果可知,本方法相较于其他单一去噪算法具有更强的去噪能力,信噪比提升至 4.2123dB,且边界特征信号保留较为完整,利于边界内外识别,证明了基于 ISSA-VMD-IWTD 的边界信号去噪方法性能的优越性。

第 4 章 智能割草机定位与全区域覆盖路径规划方法研究

第 3 章介绍智能割草机在噪声环境下边界信号去噪,确保了特征信号有效识别,保障了智能割草机在限定区域内正常工作,但为实现智能割草机在划定区域内高效作业,须对其行进路径进行规划,完成全区域覆盖的同时尽可能减少作业时间。在实际应用中,全区域覆盖路径规划建立于精确定位信息之上,因此本文设计了一种基于扩展卡尔曼滤波的多传感器融合定位方法,以获取智能割草机较为准确的定位数据,并通过定位数据,设计了一种基于 BJPS 算法的全区域覆盖路径规划的方法,达到提升整体覆盖效率的目的。

4.1 定位与全区域覆盖路径规划方法分析

4.1.1 定位方法分析

第 1 章中分析了各类定位方式的研究现状与优缺点,确认智能割草机采用航位推算法即通过惯性导航传感器输出测量数据,以解算机器人当前定位信息。但由于单一传感器存在自身缺陷,测量误差存在累积性,直接使用单一传感器输出的原始数据来进行机器人的定位及环境建模可靠性将大大降低。为克服上述问题,目前主流方法为将多传感器在空间或时间上的冗余或互补信息根据一定的准则进行融合,获得对被测对象的一致性解释或描述,从而减小测量量误差。常用多传感器信息融合方法有加权平均法、贝叶斯估计法、D-S 证据理论、卡尔曼滤波法、产生式规则、人工神经网络和模糊推理等。如胡天林^[82]等将编码器与惯性测量单元数据直接融合,实现轮式机器人自主定位;文献[83]采用贝叶斯估计对四轮机器人得到的结果进行预处理,获得测距法定位的最优估计,降低了系统噪声对定位精度的影响;王俊^[84]基于卡尔曼滤波器,将里程计和超声波传感器进行数据融合,建立机器人运动模型、观测模型和数据关联模型,获取当前的状态位置估计;耿彬彬^[85]基于 BP 神经网络进行融合计算,数据归一化处理,以获取更为稳定准确的融合定位结果。

综合前人研究经验和智能割草机实际情况,考虑加权平均法性能取决于权值分配,无法适用于智能割草机非线性的复杂工作环境;贝叶斯估计需首先知道先验概率,其大多情况取决于假设,目前多结合卡尔曼滤波的形式进行最优估计,运算较为复杂,不适用于已被占据部分资源的单片机上运行;D-S 证据理论较贝叶斯估计,先验数据更直观、更容易获得,但所需证据必须独立且存在计算量指数增长问题;产生式规则不具有一般性,须针对具体问题指定具体规则,适用性

较差；人工神经网络和模糊推测融合性能优异，但计算量相当庞大，且神经网络难以建立学习规则，同样不适用于智能割草机主控 MCU 上运行；而卡尔曼滤波数据所需传达的信息丢失量较少，同时递推特性使得系统数据处理不需要消耗大量内存与运算资源，因此本文采用该方法进行姿态传感器和编码器数据融合，提出一种基于扩展卡尔曼滤波的多传感器融合定位方法，从而达到抑制系统噪声，提升智能割草机定位精度的目的。

4.1.2 全区域覆盖路径规划方法分析

由第 1 章可知，目前常用全区域覆盖路径规划包含边界学习、环境地图构建、全局区域分解、子区域覆盖和子区域衔接五个部分。其中子区域覆盖与子区域衔接决定具体覆盖路径，是智能割草机作业效率提升的关键。

针对子区域覆盖，目前大多采用固定模板路径，该方式简单高效。同时也有不少学者引入寻优算法或神经网络对子区域覆盖路径进行优化，如董雅文^[86]等提出一种基于 BSO-GA 算法的机器人子区域覆盖路径规划，运用 BSO-GA 算法完成子区域覆盖路径寻优，取得了不错效果；Han L^[87]等提出了一种新的基于生物启发神经网络的覆盖路径规划策略，使得机器人覆盖率接近 100%。但寻优算法与神经网络均较为复杂，运算量大，数据处理时间较长，无法实时在智能割草机 MCU 中运行，因此本文依旧采用常用的固定模板路径进行子区域覆盖，并针对往返式路径均在盲区的问题，提出一种优化方式。

针对子区域衔接，当智能割草机在陷入死区，需通过相应路径前往下一栅格或子区域作业，为确保衔接路径最短以及传向次数越少，不少学者提出使用各类寻优算法进行优化，如 Zuo 等^[88]利用图的深度优先遍历，将给定的环境划分为多个不存在障碍物（保护区）的子区域，确定最优的子区域覆盖顺序，最后按照寻优结果依次覆盖各子区域，但该方法的衔接路径由固定方向确立，仅适用于两点间无障碍物情况，而针对其他情况则无法有效获取衔接路径；Miao 等^[89]提出了一种使用地图分解和广度优先遍历的分布方法，该方法通过电势场与螺旋路径确定衔接路径，存在路径无解或所得路径不是全局最优的情况；文献[90]提出了将 A*算法和牛耕式分解法结合的 BA*算法进行全区域覆盖，全区域分解后往返式遍历各子区域，再通过 A*算法寻优子区域间最短路径，完成子区域衔接，但 A*算法内存消耗较大，且在大地图路径寻优搜索时间较长，存在较大优化空间。为确保智能割草机作业流畅性与实时性，提升作业效率，在保障路径最短，能耗最少的前提下，子区域衔接时应尽可能缩短搜索时间，减少算法迭代时内存开销。考虑到 BJPS 算法拥有双向并行迭代，内存开销少，处理时间快的特性，所以本文采用 BJPS 算法替换上述文献中的寻优算法，实现子区域衔接

综上, 本文对子区域覆盖与子区域衔接部分予以优化, 结合边界学习、环境地图构建和全局区域分解, 提出一种基于 BJPS 算法的全区域覆盖路径规划方法, 以提升智能割草机总体作业效率与覆盖率。

4.2 基于扩展卡尔曼滤波的多传感器融合定位方法研究

由 2.2.4 小节模块介绍可知, 智能割草机行进主要依靠姿态传感器和编码器进行姿态校正, 保障机器较为精确的直线行走和固定角度转向, 基于此, 智能割草机可依托运动模型, 通过测量数据解算出当前位姿信息从而实现定位。为提升位姿解算精度, 本文基于扩展卡尔曼滤波, 融合姿态传感器和编码器测量数据, 实现组合定位。

4.2.1 坐标系和运动模型分析

4.2.1.1 坐标系建立

智能割草机移动可看作在二维平面的运动, 整体运动过程可在坐标系中进行表示。坐标系包括全局坐标系和局部坐标系。全局坐标系也称为世界坐标系, 用来标记机器的绝对坐标, 实现对机器人定位; 局部坐标也称之为相对坐标系是记录智能割草机动作后的姿态, 智能割草机坐标模型如图 4.1 所示, 其中 X 和 Y 为全局坐标系坐标轴, X_R 和 Y_R 为局部坐标系。在全局坐标系中, 割草机任意时刻的位姿可用状态向量 $[x, y, \theta]^T$ 来表示, 其中 x 和 y 分别表示机器在全局坐标系中两轴的位置坐标, θ 表示机器人正前方向与全局坐标系 X 轴之间的夹角, 令逆时针方向为正, 范围为 $-360^\circ \sim 360^\circ$ 。

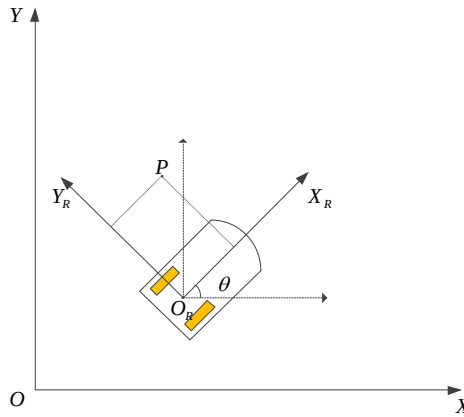


图 4.1 智能割草机坐标模型图

O_R 为智能割草机驱动轴中点处, 假设坐标系中有一点 P , 其局部坐标为 $[x_R, y_R]$, 则该点全局坐标 $[x, y]$ 可由 O_R 绝对坐标 $[x_{O_R}, y_{O_R}]$ 和式(4.1)解得。

$$\begin{cases} x = x_{O_R} + x_R \cos \theta - y_R \sin \theta \\ y = y_{O_R} + x_R \sin \theta + y_R \cos \theta \end{cases} \quad (4.1)$$

4.2.1.2 运动模型

智能割草机的平面运动可以看作刚体在平面移动。智能割草机除直线行走外还需进行转向操作，其采用的是两轮差动的驱动方式进行转向。为了方便计算，本文以割草机两轮驱动轴的中心点的运动代替机器人的运动，利用已知的初始位置，根据编码器测量的位移变化，对智能割草机运动模型和实时位姿进行分析。运动模型如下图所示。

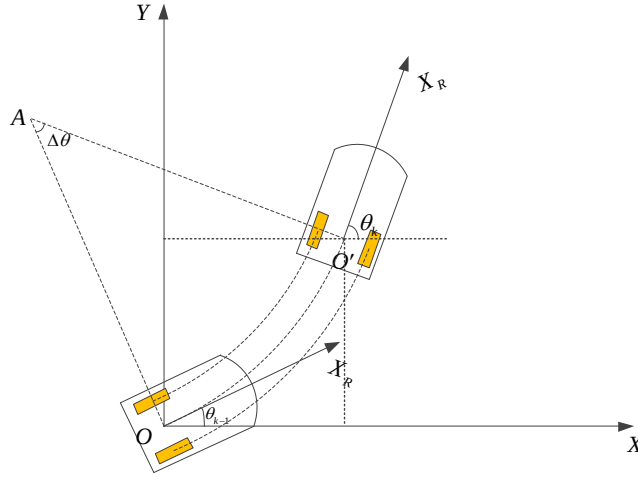


图 4.2 智能割草机运动模型图

设驱动轮的直径为 D ，两轮之间的宽度为 W ，每转输出的脉冲数为 P ，若时间 t 内捕获的编码器脉冲数为 N ，则车轮行驶的距离为 Δd ，则有：

$$\Delta d = \frac{\pi D N}{P} \quad (4.2)$$

设在 t_k 时刻割草机的位姿为 $[x_k, y_k, \theta_k]^T$ ，而 t_{k+1} 时刻割草机的位姿为 $[x_{k+1}, y_{k+1}, \theta_{k+1}]^T$ 。假设运动过程中地面平整且没有打滑，左右两轮的移动距离分别为 ΔS_L 和 ΔS_R ，则 Δt 时间内割草机整体移动距离 ΔS 为：

$$\Delta S = \frac{\Delta S_L + \Delta S_R}{2} \quad (4.3)$$

左右两轮行驶的距离通过转动角度和半径得：

$$\begin{cases} \Delta S_L = \left(R - \frac{W}{2}\right) \Delta \theta \\ \Delta S_R = \left(R + \frac{W}{2}\right) \Delta \theta \end{cases} \quad (4.4)$$

割草机转动角度和旋转半径分别为：

$$\Delta \theta = \frac{\Delta S_R - \Delta S_L}{W} \quad (4.5)$$

$$R = \frac{\Delta S}{\Delta \theta} \quad (4.6)$$

因此坐标偏移 $[\Delta x, \Delta y]$ 更新公式为:

$$\begin{cases} \Delta x = 2R \sin\left(\frac{\Delta\theta}{2}\right) \cos\left(\theta_{k-1} + \frac{\Delta\theta}{2}\right) \\ = \frac{\Delta S}{\Delta\theta} [\sin(\theta_k + \Delta\theta) - \sin\theta_k] \\ \Delta y = 2R \sin\left(\frac{\Delta\theta}{2}\right) \sin\left(\theta_{k-1} + \frac{\Delta\theta}{2}\right) \\ = \frac{\Delta S}{\Delta\theta} [\cos\theta_k - \cos(\theta_k + \Delta\theta)] \end{cases} \quad (4.7)$$

得当前时刻割草机位姿 $[x_k, y_k]$ 如下:

$$\begin{cases} x_{k+1} = x_k + \Delta x = x_k + \frac{\Delta S}{\Delta\theta} [\sin(\theta_k + \Delta\theta) - \sin\theta_k] \\ y_{k+1} = y_k + \Delta y = y_k + \frac{\Delta S}{\Delta\theta} [\cos\theta_k - \cos(\theta_k + \Delta\theta)] \\ \theta_{k+1} = \theta_{k+1} + \Delta\theta \end{cases} \quad (4.8)$$

4.2.2 扩展卡尔曼滤波原理

卡尔曼滤波是一种用于估计系统状态的统计技术,主要思想是使用称为状态空间模型的系统数学模型,预测系统的未来状态,然后根据新的测量值,更新这些预测^[91]。卡尔曼滤波算法由两个主要步骤组成即预测和修正,在预测步骤中,使用状态空间模型估计系统基于当前状态和控制输入的下一个步骤状态;而修正步骤是通过一个平衡模型预测和计算加权因子来执行的,使用测量值来完善状态的估计。但卡尔曼滤波只适用于线性系统,对于非线性系统则由于非线性状态转移函数在线性变换后得到的状态分布可能不为高斯分布而无法适用。针对这一问题,可采用扩展卡尔曼滤波器予以解决。

扩展卡尔曼滤波为卡尔曼滤波改进型,其基本步骤大体相同,不同之处在于扩展卡尔曼滤波通过对状态方程和观测方程求偏导,将非线性化过程线性化,而后续仍然通过卡尔曼滤波来获取最优预测值。扩展卡尔曼滤波主要由时间更新(预测)和状态更新(校正)两个阶段组成,其工作原理如图 4.3 所示。

在预测阶段中,根据 k 时刻的最优状态估计预测 $k+1$ 时刻的状态和误差的协方差矩阵,其中 $\hat{X}(k|k)$ 是 k 时刻系统状态的最优估计, $\hat{X}(k+1|k)$ 是根据 $\hat{X}(k|k)$ 和 k 时刻的系统输入 $U(k)$ 对 $k+1$ 时刻系统状态的预测。 $P(k|k)$ 是 k 时刻系统状态的最优估计 $\hat{X}(k|k)$ 对应的误差协方差矩阵, $P(k+1|k)$ 是系统状态的预测 $\hat{X}(k+1|k)$ 对应的误差协方差矩阵, $F(k)$ 是方程 $f(\hat{X}(k|k), U(k))$ 的雅可比矩阵,

$Q(k)$ 是 k 时刻系统噪声 $\omega(k)$ 的协方差矩阵。校正阶段中，根据系统 $k+1$ 时刻实际观测值，对上一步得到的 $k+1$ 时刻系统状态的预测进行校正，得到在 $k+1$ 时刻系统状态的最优估计。其中 $K(k+1)$ 是卡尔曼增益矩阵， $H(k)$ 是方程 $h(\hat{X})$ 的雅可比矩阵。为测量噪声的协方差矩阵。

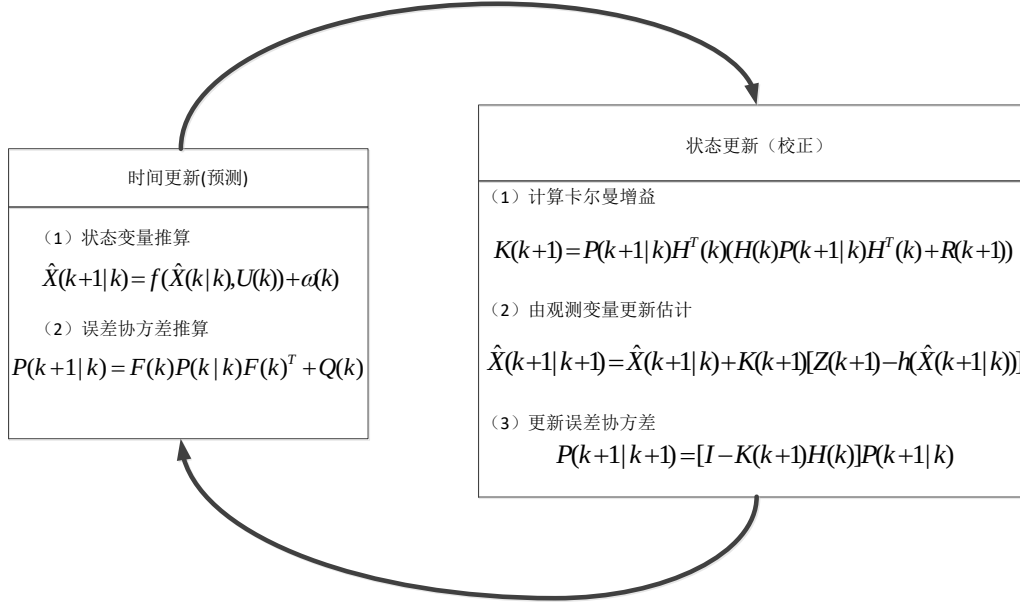


图 4.3 扩展卡尔曼滤波原理图

4.2.3 多传感器融合定位方法实现

由 4.2.1.2 小节可知,仅通过编码器模块数据可以实现智能割草机位姿计算,但由于割草机日常工作中可能出现动轮打滑或者机器横移现象,导致编码器脉冲计数不准确,角度计算存在误差,且该误差具有累计性,使得位姿解算结果可靠性降低。姿态传感器可实现较为精确的角度测量,但受随机误差、零点漂移等影响,输出数据可能存在偏移。同时考虑到两者的测量特性,即编码器的静态稳定性好,而在机器人运动时测量可靠性降低,陀螺仪的动态稳定性较好,但是静止时测量可靠性降低^[92]。所以可采用扩展卡尔曼滤波融合编码器和陀螺仪数据,取长补短,实现较准确的航向角输出和位姿估计。方法具体流程如下图所示。

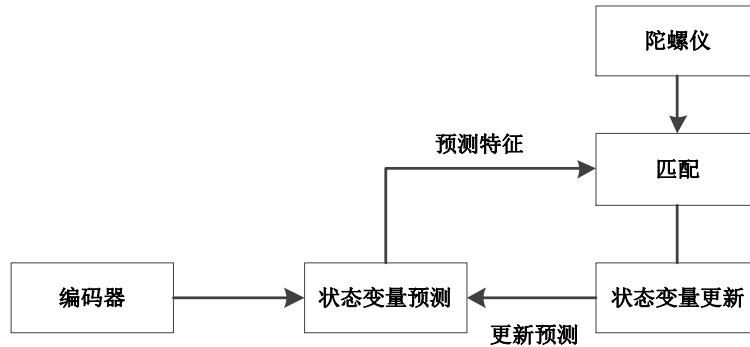


图 4.4 方法流程图

基于扩展卡尔曼滤波的多传感器融合定位方法的步骤主要包括：

Step 1: 状态预测

设编码器系统输入 $U(k)$ 为 $[\Delta x(k), \Delta y(k), \Delta \theta(k)]^T$ ，根据式(4.8)可知智能割草机在下一时刻的位姿为：

$$\begin{aligned} \hat{X}(k+1|k) &= f(\hat{X}(k|k), U(k)) + \omega(k) \\ &= \begin{bmatrix} \hat{x}(k|k) + \frac{\Delta S(k)}{\Delta \theta(k)} [\sin(\hat{\theta}(k|k) + \Delta \theta(k)) - \sin \hat{\theta}(k|k)] \\ \hat{y}(k|k) + \frac{\Delta S(k)}{\Delta \theta(k)} [\cos \hat{\theta}(k|k) - \cos(\hat{\theta}(k|k) + \Delta \theta(k))] \\ \hat{\theta}(k) + \Delta \theta(k) \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (4.9)$$

而误差协方差为：

$$P(k+1|k) = F(k)P(k|k)F(k)^T + Q(k) \quad (4.10)$$

式中 F 为 f 的雅可比矩阵，即 F 对 X 的偏导数，如下式：

$$\begin{aligned} F &= \frac{\partial f(\hat{X}(k|k), U(k))}{\partial \hat{X}(k|k)} \\ &= \begin{bmatrix} 1 & 0 & \frac{\Delta S(k)}{\Delta \theta(k)} [\cos \hat{\theta}(k|k) - \cos(\hat{\theta}(k|k) + \Delta \theta(k))] \\ 0 & 1 & \frac{\Delta S(k)}{\Delta \theta(k)} [\sin(\hat{\theta}(k|k) + \Delta \theta(k)) - \sin \hat{\theta}(k|k)] \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (4.11)$$

Step 2: 确认观测模型

观测模型即为陀螺仪模型，观测方程为：

$$\hat{Z}(k+1) = h(\hat{X}(K+1|K)) + V(k+1) \quad (4.12)$$

Step 3: 观测变量预测

将状态估计值代入到观测方程中，得到系统观测变量的估计值，观测方程变为：

$$\begin{aligned} \hat{Z}(k+1|k) &= h(\hat{X}(K+1|k)) + V(k+1) \\ &= \hat{\theta}(k|k) + \Delta \theta + R(k+1) \end{aligned} \quad (4.13)$$

式中 $V(k+1)$ 为系统观测噪声，同为零均值白噪声向量，其协方差为 $R(K+1)$ 。

Step 4: 状态更新

通过观测变量的测量值与估计值之间的偏差来更新估计的状态，得到状态估

计量，同时计算出卡尔曼增益和误差协方差估计值。

首先观测误差的协方差矩阵为：

$$S(k+1|k) = H(x)P(k+1|k)H^T(x) + R(K+1) \quad (4.14)$$

其中 H 为 $[0, 0, 1]^T$ ，卡尔曼增益为：

$$K(k+1) = P(k+1|k)H^T(k)S(k+1|k) \quad (4.15)$$

最终得到割草机状态（位姿）最佳估计值和误差协方差最佳估计值分别为：

$$\hat{X}(k+1|k+1) = \hat{X}(k+1|k) + K(k+1)[Z(k+1) - \hat{Z}(k+1|k)] \quad (4.16)$$

$$P(k+1|k+1) = [I - K(k+1)H(k)]P(k+1|k) \quad (4.17)$$

通过上述四个步骤，该方法在保证初始时刻智能割草机的位姿估计量准确情况下，利用上一次的位姿估计量和观测测量来预测当前位姿，即可得到当前时刻较为准确的位姿估计值，克服了单一模块系统噪声影响，一定程度上抑制了累计误差，提升了智能割草机定位精度。

4.3 基于 BJPS 算法的全区域覆盖路径规划方法研究

第一章分析了常用的规划方法、环境建模方法和覆盖方式，其中单元分解法、栅格法和往返式覆盖方式的研究成果较多，效果较好且易于实现。因此本文将采用上述方法，通过多传感器数据融合获取定位信息，对智能割草机全区域覆盖路径规划方法实现进行研究，其中包括改进往返式覆盖路径，以及提出使用双向跳点搜索算法(Bidirectional Jump Point Search, BJPS)对子区域衔接部分进行优化，缩短路径搜索时间，减小系统内存消耗，提高智能割草机工作效率。

4.3.1 边界学习

边界学习是智能割草机利用自身传感器，将环境的图形信息转换成坐标系中位置信息的过程。智能割草机工作区域为电缆边界所圈定的闭合区间，该区间内可能存在多个障碍物。因此边界学习过程分为电缆边界位置确立和障碍物边界位置确立。

针对电缆边界，智能割草机从充电站启动后，首先执行固定路径的寻线操作，当寻找到电缆边界后骑线，沿电缆边界固定方向行驶一周，并最终返回充电站。在智能割草机沿电缆边界行驶过程中，可采集定位信息，获取电缆边界具体位置。

针对障碍物边界，割草区域内障碍物分为固定式和随机可移动式，对于固定式障碍物例如树木、花坛等，可使用 APP 端远程操控智能割草机，令其从充电站出发，控制割草机到障碍物旁并绕障碍物行走一圈，以此标定固定式障碍物边界位置信息；但对于随机可移动式障碍物例如宠物、玩具等则无法通过上述方法进行标定，其可能仅暂时位于当前位置，后续将移动到工作内其他位置或移至工作区域外。因此需在智能割草机正常工作中通过超声波传感器或者碰撞霍尔传感

器进行识别标定,若检测到机器前方存在障碍物,则标定当前位置,并重新规划路径,但在割草机下次启动工作时,删除该类障碍物边界位置,默认障碍物已移除,本区域需进行覆盖。

智能割草机得到电缆边界和固定障碍物边界定位数据后,为保障边界大体轮廓准确的同时节约系统内存,首先需对各采样点进行分析,从中选取定位点。相邻定位点之间的纵坐标或横坐标间的距离值须等于 10cm,如果距离值大于 10cm,则会在两点纵坐标或横坐标中间位置插入新的定位点,同时相邻定位点须保持其中一轴坐标相同,以方便后续栅格地图创建。最后将所有定位点连接起来即可勾勒出整体的边界轮廓,例如图 4.5 所示,其中黑实线代表真实电缆边界,阴影处代表固定式障碍物,而红点为选取的各定位点,红线则为智能割草机学习的边界,其余区域则为工作区域。

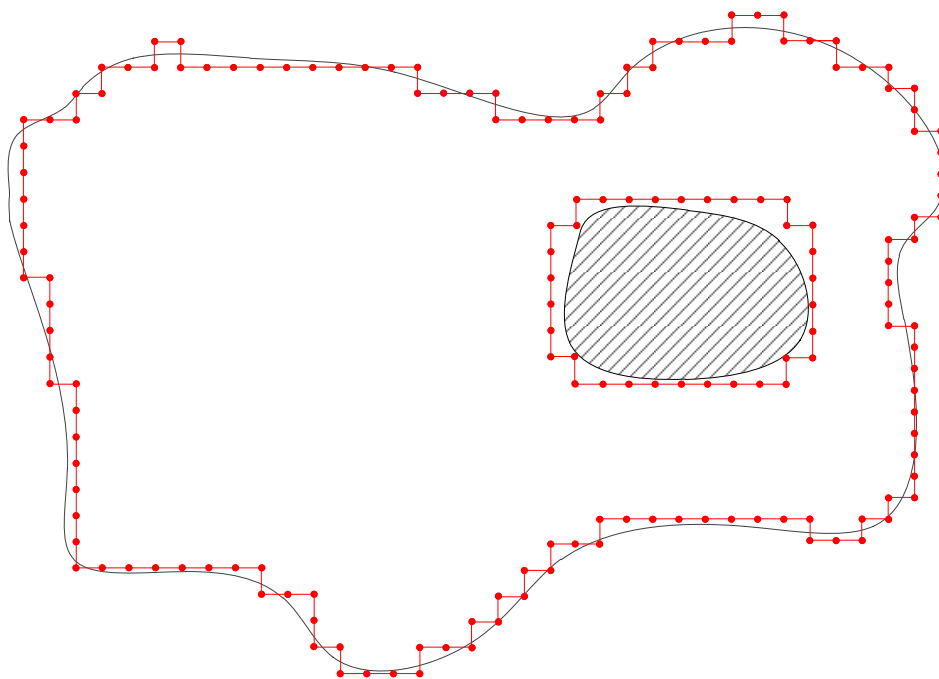


图 4.5 边界学习轮廓图

4.3.2 环境地图构建

智能割草机确立边界后,需对整体工作区域环境地图进行构建。本文采用栅格化建模的方法,将多个大小相同的栅格合并为一个整体,描绘全局区域环境信息,实现环境信息数字化存储。每个栅格表示一个特定的区域,通过赋予不同的数值以表示对应位置的环境类型如障碍物有无、工作区域内外等,机器人分辨栅格值即可判断当前位置是否需要覆盖。该方法实现简单、易维护且能完整反映环境信息,但栅格的尺寸会直接决定环境地图分辨率,从而影响系统内存开销、全区域覆盖率以及路径规划的准确性。较小的栅格尺寸可以提高地图精度但增大了

内存开销,降低了路径规划效率,而较大的栅格尺寸则可能导致全区域覆盖率低,路径规划结果不够准确。因此,栅格尺寸需结合实际应用需求进行选择。

以智能割草机机身整体大小和底部刀盘直径作为参考,本文选取的栅格尺寸 d 为 50cm。令电缆边界水平最大间距为 L 和垂直最大间距为 W , 构建出 $m \times n$ 栅格矩阵, 其中 m 和 n 计算公式如下:

$$m = \left\lceil \frac{W}{d} \right\rceil \quad (4.18)$$

$$n = \left\lceil \frac{L}{d} \right\rceil \quad (4.19)$$

式中 $\lceil \cdot \rceil$ 为向上取整符。为表征不同的环境特征, 认定障碍物部分占据、完全占据以及边界线外的栅格为不可达栅格, 其余栅格则代表可达栅格。系统中环境地图以结构体数组 $\text{map}[m][n]$ 形式存储, 数组中每个元素代表一个栅格, 每个栅格对应一个三维状态变量 $[i, j, s]$, $[i, j]$ 表示栅格在地图中的位置, s 表示栅格的属性, s 为 0 为可达栅格, s 为 1 代表工作区域外或固定式障碍物, s 为 -1 则代表随机可移动式障碍物, 而 s 为 2 表示已覆盖栅格。例如图 4.6 和图 4.7 分别表示栅格地图和对应的存储格式, 其中绿圆代表已覆盖栅格, 黑圆为固定式障碍物, 灰圆为随机可移动式障碍物。

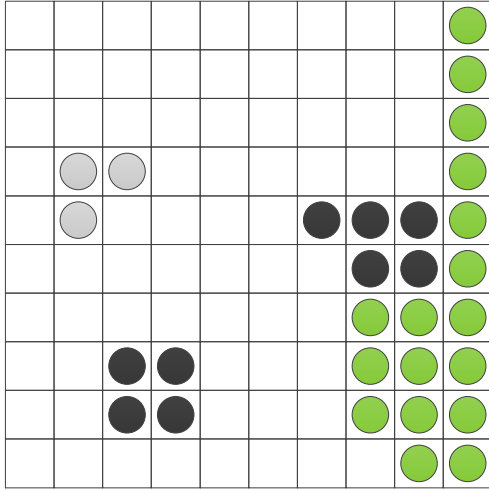


图 4.6 栅格地图

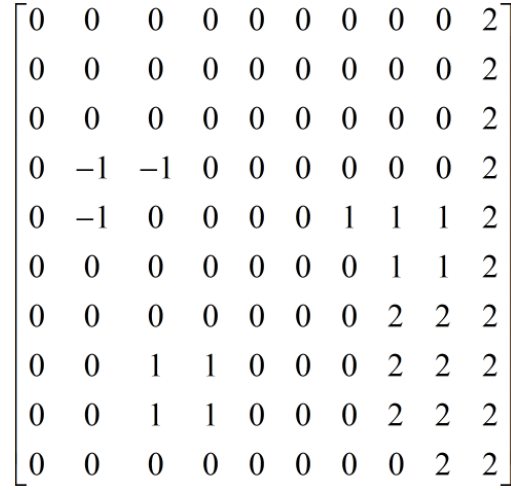


图 4.7 栅格属性示意图

4.3.3 全局区域分解

由于障碍物的阻隔,智能割草机工作区域被拆分,导致使用常用遍历模型时,可能陷入局部死区,增加了全区域覆盖路径规划的难度。经前文分析各算法优劣,本文使用单元分解法对全局区域进行分解,划分出多个相连的子区域,将问题简化为子区域间衔接优化,而对于子区域则可通过常用遍历模型覆盖。同时针对随

机移动式障碍物，可将障碍物所处子区域以同样方式进一步分解，划分为更小的子区域，从而实现避障和障碍物外区域的覆盖。

目前常用的区域分解方式主要包括梯形分解法、牛耕式分解法、矩形分解法等^[93-95]。结合各方法分解方式、精确度以及子区域划分合理性，本文采用牛耕式分解法对智能割草机工作环境地图进行分解。

牛耕式分解法为梯形分解法的改进型。梯形分解法核心思想为模拟一个薄板沿水平方向平移，当薄板遇到多边形障碍物时，其与障碍物各顶点相交便相当于进行区域分割，得到对应的子区域，而当多个子区域回归于障碍物同一顶点时，将区域合并为一个整体。根据薄板与障碍物相交前后的情况，可将所得子区域分为三类即 IN, OUT 和 MIDDLE。IN 表示当前区域终止并产生两个及以上新的子区域，MIDDLE 则是根据障碍物顶点变化而产生新的子区域，OUT 表示障碍物终止顶点处多个子区域合并为一个子区域。牛耕式分解法对 MIDDLE 子区域进行优化，当薄板经过障碍物两侧临界点之间的顶点时，不再分割出新的 MIDDLE 子区域，而是将其看作一个整体，将梯形分解法对应的 MIDDLE 子区域融合为一个子区域，避免了过度分解，防止了智能割草机在 MIDDLE 子区域中往返式行进时所产生的重复遍历，提高了覆盖效率。两种分解方式对比如下图所示，其中(a)、(b)分别为梯形分解后的子区域和牛耕式分解后的子区域。

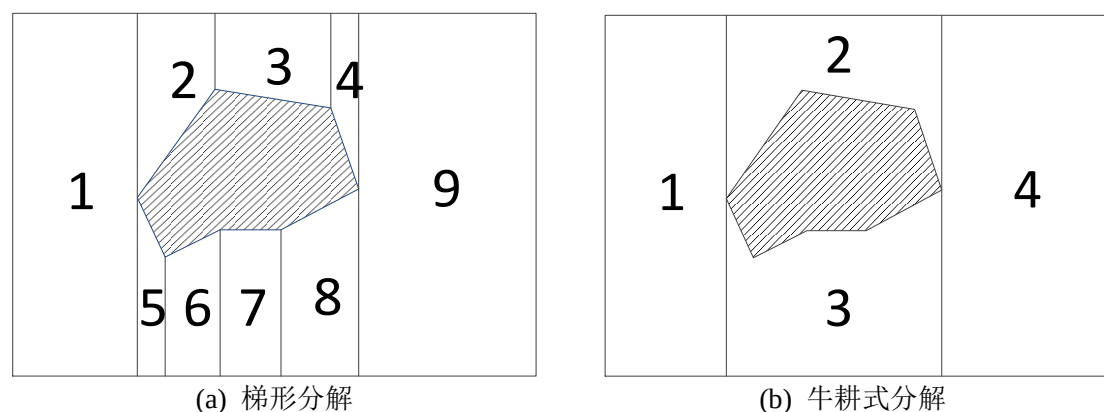


图 4.8 梯形分解法与牛耕式分解对比图

图 4.8 中，阴影部分为障碍物，其中梯形分解法将全区域分解为 9 个子区域，其中区域 1 为 IN 子区域，区域 2~8 为 MIDDLE 子区域，区域 9 为 OUT 子区域。而牛耕式分解法则将 MIDDLE 子区域合并，最终仅产生 4 个子区域，由此可见牛耕式分解法更优，区域划分更合理。

4.3.4 子区域覆盖

全局区域分解后，便进行子区域覆盖，子区域覆盖是全局覆盖的缩小和简化。因为子区域是根据边界和环境中的固定障碍物划分的，所以子区域中不存在固定式

障碍物，这是子区域覆盖和全局覆盖的本质区别。鉴于以上特性，子区域覆盖所主要考虑指标即为覆盖效率。

覆盖方式主要包括随机式与模板式。传统智能割草机所采用的就是最为简单的随机式覆盖，随机式覆盖原理为智能割草机在区域割草时保持直线行进，仅当直行过程中遇到区域内障碍物或边界时，采取等概率随机角度转向进行规避，然后恢复直行，如此反复，直至完成覆盖任务。该方式实现简单但效率低下，覆盖效率受工作区域形状和障碍物位置影响较大，同时重复覆盖率高，存在陷入局部死区，致使其余区域无法覆盖的问题。

模板式路径主要分为螺旋式和往返式。螺旋式覆盖通常让机器人从工作区域外围即边界处开始，沿边界线绕行一周，后向区域中心靠近，并继续绕工作区域行驶，重复上述步骤，直至机器人遍历至工作区域中心，完成全区域覆盖；往返式覆盖则让机器人从起点开始沿所处区域的边界横向或纵向直线行驶，当直线前进过程种遇到区域边界或障碍物时，会在当前位置向区域内转向 90° ，直行相应距离后再朝内旋转 90° ，使其与之前的直行路径平行但方向相反，如此循环往复直至完成整个区域的覆盖。螺旋式路径和垂直往返式路径分别如图 4.9(a)和(b)所示。

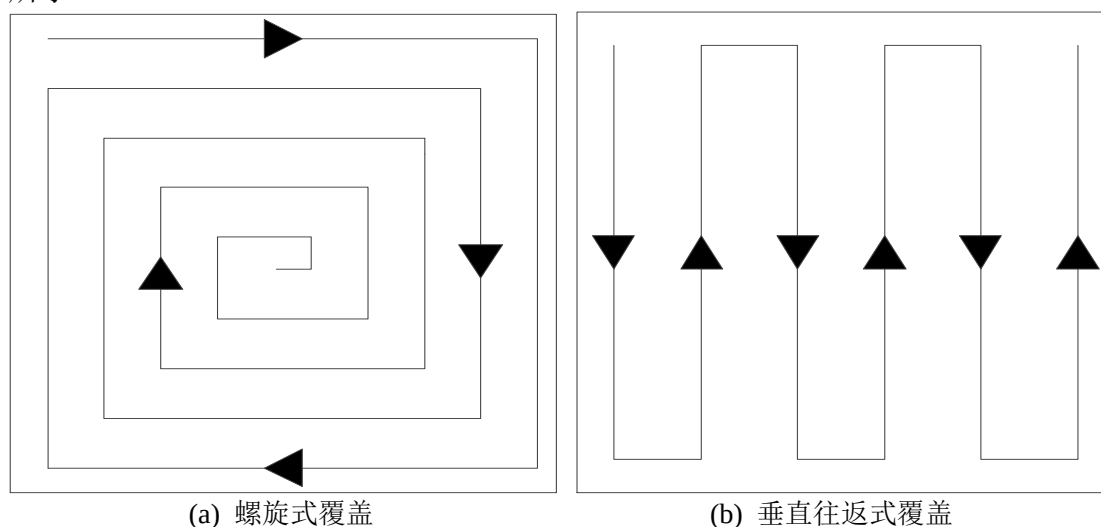


图 4.9 螺旋式和垂直往返式覆盖示意图

由于螺旋式模板对机器人运动定位精度要求较高，且通常应用于大片的空旷区域，而智能割草机作业区域中可能存在随机可移动式障碍物，导致覆盖路径可能可能存在盲区，因此并不适用。而往返式模板则相对较为灵活，且在算法上较易实现，即使区域内存在随机可移动式障碍物，其对后续覆盖路径影响也较小，因此本文采用往返式模板实现智能割草机子区域覆盖。

往返式覆盖分为横向和纵向两种，相同区域横向往返式覆盖与纵向往返式覆盖对比分别如图 4.10(a)和(b)所示。

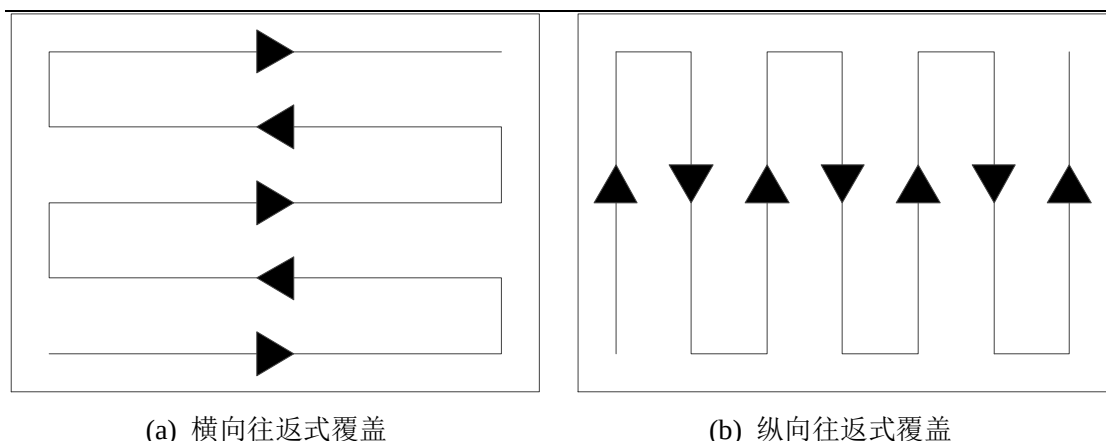


图 4.10 横、纵往返式覆盖对比图

上述两种方法遍历效率几乎相当，但在能量损耗方面存在差异。智能割草机能量损耗取决于直线行走距离和转向次数。对于相同的覆盖面积，两种方式直线行走距离相同，能量损耗差异主要集中于转向次数。由于转向的过程包括减速—转弯—加速，整体耗时较长，因此需尽量减少转向次数。可以发现，当采用沿区域横向与纵向跨度中较大的方向往返遍历时，智能割草机所需的转向次数较少，因此本文将依据子区域横向与纵向跨度进行覆盖路径方向选择，降低系统功耗，压低工作时间，提升割草效率。但由于智能割草机工作区域电缆边界和障碍物边界整体可能并不为理想矩形，有效区域栅格可能存在凸出或凹陷，各处横纵跨度不同，使得执行传统往返式覆盖时可能遇到死区或产生遗漏，对于这种情况，传统的全区域覆盖路径规划方法则将其交付于子区域衔接部分处理，即通过路径搜索算法进行寻优，增加了作业时间和重复覆盖率，降低了作业效率。针对该问题本文结合实际情况对往返式覆盖路径进行优化，提出了新的路径策略。以下将以图 4.11 环境地图为例进行说明，其中黑色栅格为非工作区域，白色为智能割草机工作区域。

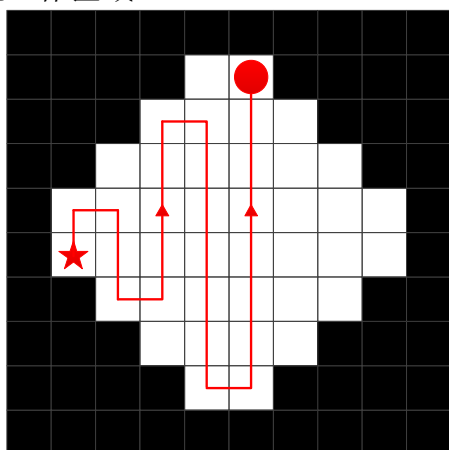


图 4.11 传统往返式路径图

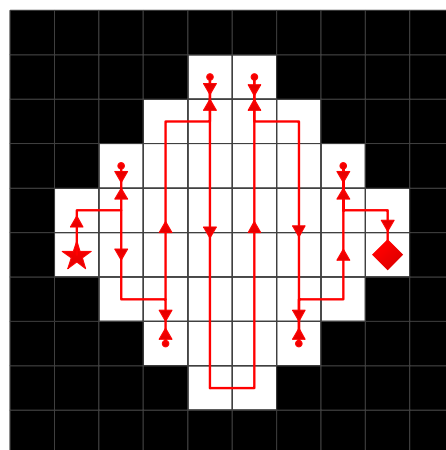


图 4.12 改进往返式路径图

图 4.11 中，工作区域与非工作区域边界并不平整，边界上相邻栅格存在水平或纵向落差。利用传统往返式模板遍历此区域，割草机从红色五角星处出发，

沿红线路径行驶，最终在红圆处陷入死区，后续需通过子区域衔接中路径寻优方可离开死区，前往最近未覆盖栅格点，增加了系统延时，同时期间存在多个栅格未被覆盖，致使覆盖率较低。以矩阵形式对图 4.11 进行描述，由于传统往返式路径以行或列为单元进行覆盖，默认工作区域每行宽度或每列高度相同，当遍历至当前行或列的最后一个栅格后，将直接转向进入下一单元起始栅格，但实际工作环境边界多为凹凸不平，致使工作区域相邻单元高度或宽度不同，直接转向后将进入的栅格可能为非工作区域(图 4.11 红圆处)或者不为该单元顶部或尾部(图 4.11 第一次转向处)，由此出现死区或未覆盖栅格。针对上述问题，本文改进往返式路径策略，以纵向往返式路径为例说明，横向路径则以此类推，步骤如下：

Step 1: 智能割草机遍历至当前列最后一个栅格，中心坐标为 (x, y) 。

Step 2: 计算下一列顶部和尾部栅格与当前栅格纵向距离 d_T 和 d_L ，令其中心坐标分别为 (x_T, y_T) 和 (x_L, y_L) ， d_T 和 d_L 计算公式为：

$$\begin{cases} d_T = |y - y_T| \\ d_L = |y - y_L| \end{cases} \quad (4.20)$$

Step 3: 认定 d_T 和 d_L 中较小的栅格为下一列栅格中的起始遍历栅格。

Step 4: 通过直行和转向操作驶入起始遍历栅格，完成该列栅格覆盖。

通过上述步骤对图 4.11 工作区域进行覆盖，结果如图 4.12 所示，其中红星为起始栅格，红色菱形为结束栅格，红线为规划覆盖路径，红点代表原地转向。通过对比图 4.11 和图 4.12 路径可知，改进往返式遍历覆盖更为全面，效率更高，克服了传统往返式覆盖的缺陷。

4.3.5 子区域衔接

往返式遍历方式确保了当前子区域的有效覆盖，而全局区域由多个子区域组成，子区域间合理的衔接对提升整体作业效率和降低重复覆盖率起到了关键作用。结合相关文献和测试分析，本文子区域衔接策略为在完成某一子区域覆盖且进入死区后，选取距离当前位置最近的子区域作为下一个覆盖区域，由此将问题转变为点到点间最优路径选取和计算，并通过 BJPS 算法具体实现。

BJPS 算法为 JPS 算法的一种改进，而 JPS 算法则为基于 A* 的改进算法。BJPS 算法在 JPS 算法基础上进一步优化了搜索时间和内存消耗，增强了算法路径搜索实时性，适用于智能割草机大面积工作需求。

BJPS 算法整体思想为：同时进行起始点向目标点方向节点搜索和目标点向起始方向节点搜索，在路径搜索过程中，当各自方向查询的节点出现重合时，便找到一条完整路径。BJPS 算法不同于 A* 算法，其在路径搜索时会舍弃大量无关节点，仅保留经过筛选的具有代表性的节点，并称之为跳点。对于跳点的筛选，

BJPS 算法拥有自然邻居筛选和强制邻居筛选两个规则，共四种情况，如下图所示。

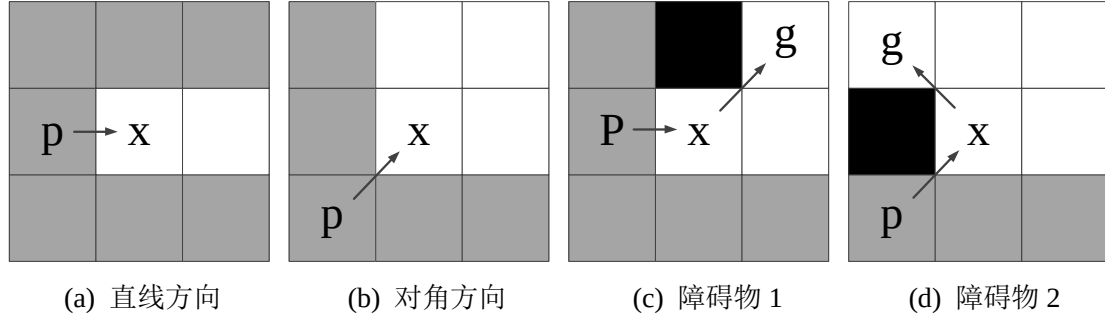


图 4.13 自然邻居和强制邻居筛选规则示意图

图中 x 为当前点节点, p 为 x 父节点, p 到 x 的方向为扩展方向。图 4.13(a)(b) 分别表示自然邻居筛选规则的直线方向与对角方向, 无障碍物情况下, 满足 p 经 x 到达其余节点的花费高于 p 不经过 x 的花费条件的节点为图中灰色方格, 这些节点为可裁剪节点, 反之 p 到目标点最短路径必须经过 x 时, 该目标点定义为自然邻居即图 4.13(a)(b) 中白色方格。而强制邻居获取方式如图 4.13(c)(d) 所示, 其中黑色方格为障碍物, (c)(d) 代表障碍物的两种不同位置。强制邻居一定有相邻点为障碍物, 当父节点 p 经过当前点 x 到达邻居的花费少于不经过当前点到达邻居的花费时, 则该邻居为强制邻居即图 4.13(c)(d) 中 g 节点。

BJPS 算法同时从起点和终点筛选出各方向跳点后, 将其添加至 OpenList 表中, 通过评价函数选取 OpenList 表中最小代价的节点作为下一待扩展节点, 重复上述过程直至两个方向路径重合。评价函数如式(4.21)所示。

$$f(n) = g(n) + h(n) \quad (4.21)$$

上式中, $f(n)$ 为节点 n 的综合优先级, 表示机器人从初始点经由节点 n 到目标节点的最小代价估计, $g(n)$ 是状态空间中从初始节点到节点 n 的实际代价, 由跳动的实际距离表示, $h(n)$ 为当前节点 n 至目标节点路径的估计代价。

为确保双向路径寻优时, 两个方向的路径能重合相遇, BJPS 算法采用交替迭代的方式寻找跳点, 每次迭代开始, 算法将从起点方向搜索, 当找到跳点, 则结束该方向搜索, 接下来进行目标点方向搜索, 当该方向确认跳点后, 本次迭代结束, 进行下一次迭代, 如此往复。BJPS 算法通过上述步骤交替寻优路径, 当两方向搜索到同一跳点时, 则说明已经确认了一条从起点到目标点的完整路径。但为了保证该路径为最优路径, 需继续双向迭代搜索, BJPS 算法规定仅当搜索到 3 个及以上重合跳点时, 方可结束搜索并确认当前路径为最优路径。

通过 BJPS 算法即可在较短时间内确认前往下一待覆盖子区域的路径, 实现区域衔接。智能割草机移动时可以看作从一个栅格点中心向另一个栅格点中心移动, 具体流程如下:

Step 1: 智能割草机暂停至当前子区域最后遍历的栅格。

Step 2: 实时分析周围栅格状态，若已进入死区，则通过 BJPS 算法寻找离当前栅格最近的未覆盖区域，并确认两者间最短路径。

Step 3: 智能割草机沿最短路径驶至目标区域，开启下一子区域覆盖。

4.3.6 总体流程设计

综上所述，基于 BJPS 算法的全区域覆盖路径规划主要由边界学习、环境地图生成、全局区域分解、子区域覆盖和子区域衔接 5 个部分组成，方法流程如图 4.14 所示，总体步骤如下：

Step 1: 智能割草机采用基于扩展卡尔曼滤波的多传感器融合定位方法实时获取位姿数据。

Step 2: 分别以自动和遥控的方式控制智能割草机围绕电缆边界和固定式障碍物行进，采集边界信息，通过栅格法构建工作区域环境地图，不同的栅格值表示栅格不同的属性。

Step 3: 采用牛耕式分解法对全局栅格地图进行分解，将全局区域划分为多个不重复的子区域，并按顺序对各子区域进行编号，其中规定编号为 1 的子区域为充电座所在区域。

Step 4: 开始覆盖工作，智能割草机根据子区域横纵宽度确定往返式覆盖路径方向。

Step 5: 对目标子区域进行改进往返式覆盖，直到确认当前子区域栅格已经全部覆盖且遇到死区时停止，设编号为 1 的子区域为起始覆盖子区域。

Step 6: 通过 BJPS 算法寻找离当前位置最近的未覆盖区域并获取最优路径，沿最优路径行驶至目标区域，开始当前子区域覆盖工作。

Step 7: 正常作业期间若割草机上超声波传感器或碰撞霍尔检测到前方存在障碍物且障碍物所处位置在栅格地图中并未标记，则认定该障碍物为随机移动式障碍物，更改栅格属性，对当前子区域进行进一步分解和编号。

Step 8: 重复步骤(4)(5)(6)(7)，直至完成所有子区域覆盖。

Step 9: 若栅格地图中存在随机可移动障碍物，利用 BJPS 算法寻优当前位置至随机可移动障碍物最短路径，沿寻优路径前往目标处，尝试对可移动障碍物所处区域进行覆盖，如果该位置仍存在障碍物，则放弃覆盖，反之则进行区域覆盖，直至完成所有随机可移动障碍物区域检测。

Step 10: 利用 BJPS 算法寻优当前位置至充电站的最短路径，智能割草机沿路径返回充电站，结束本轮作业。

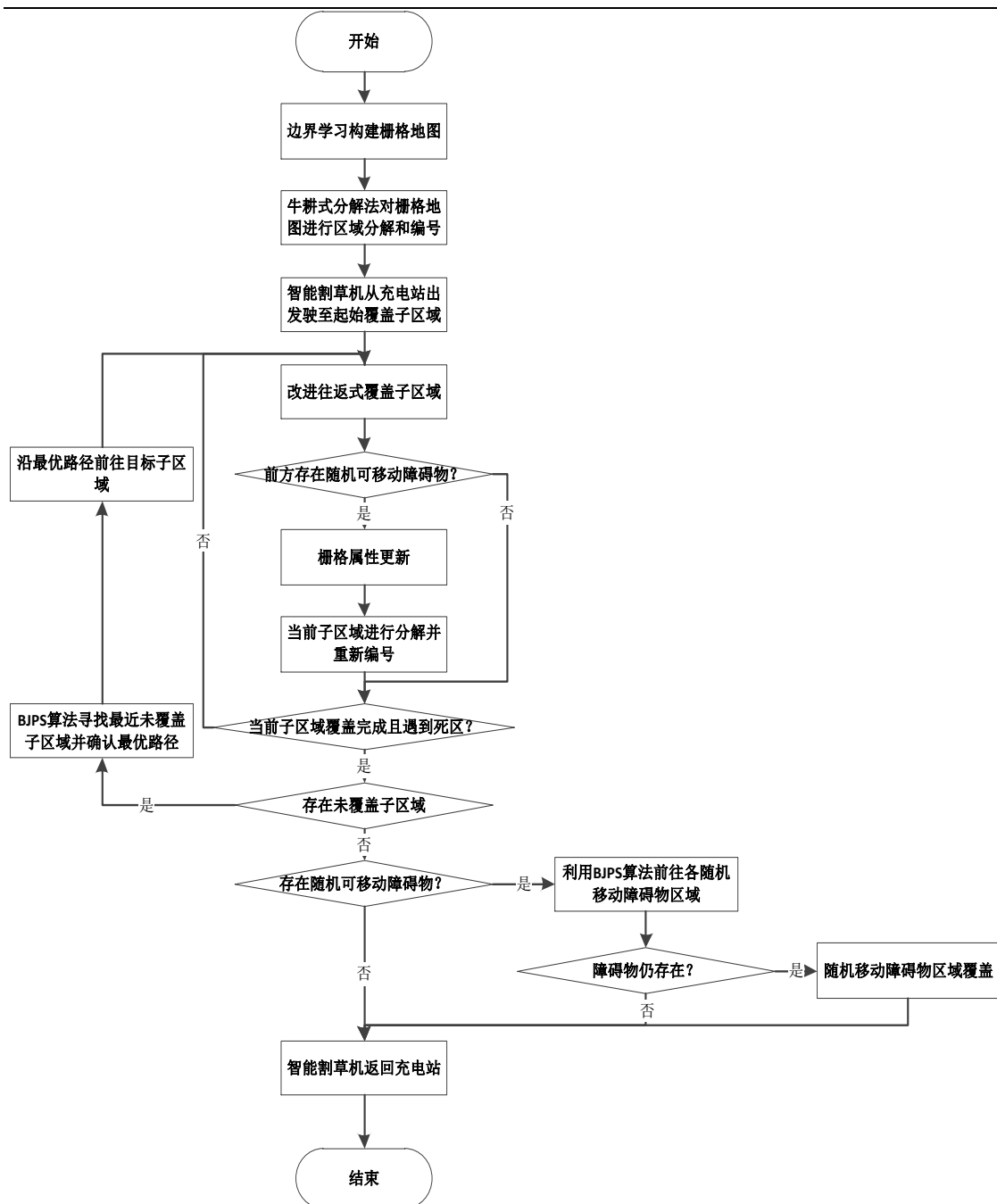


图 4.14 基于 BJPS 算法的全区域覆盖路径规划方法流程图

4.4 测试与仿真

4.4.1 基于扩展卡尔曼滤波的多传感器融合定位方法测试

为评估基于扩展卡尔曼滤波的多传感器融合定位方法的定位精度, 本文将分别进行往返式路径定位测试与电缆边界学习定位测试, 并与直接使用陀螺仪与编码器输出数据进行位姿解算的方式(以下统一简称为单一陀螺仪定位方法)进行对比, 验证基于扩展卡尔曼滤波的多传感器融合定位方法具备更高的精度和更强的稳定性。同时为尽可能保证智能割草机稳定行驶, 行进电机使用串级 PID 控

制算法（离散型位置式 PID 算法与增量式 PID 算法结合）调节。

4.4.1.1 定位评估指标

定位精度量化表示为方法输出位姿数据与真实数据之间的差值，包括水平位置误差 D_error_i 与航向角误差 ψ_error_i ，其中本文水平位置误差由欧拉距离表示，两者计算公式分别如式(4.22)和式(4.23)所示。

$$D_error_i = \sqrt{(x_i - x_t)^2 + (y_i - y_t)^2} \quad (4.22)$$

$$\psi_error_i = |\psi_i - \psi_t| \quad (4.23)$$

上式中 x_i 、 y_i 、 ψ_i 为方法输出位姿数据， x_t 、 y_t 、 ψ_t 为真实位姿数据。

为更为直观的反映整体定位精度，本文采用绝对位姿误差(Absolute Pose Error, APE)和均方根误差(Root Mean Square Error, RMSE)两个指标进行评估。

$$APE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N error_i \quad (4.24)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N error_i^2} \quad (4.25)$$

式中 $error_i$ 拥有两种表现形式即 D_error_i 和 ψ_error_i ，分别表示水平位置的绝对位姿误差 APE_D 、均方根误差 $RMSE_D$ 和航向角的绝对位姿误差 APE_ψ 、均方根误差 $RMSE_\psi$ 。

4.4.1.2 往返式路径定位测试

测试场地为室内走廊，地面平整，测试环境如下图所示，图中红线代表机器行驶路径。



图 4.15 往返式路径定位测试场景图

智能割草机首先在起始位置静置 1 分钟，后开始往返式行进，期间速度保持

0.3m/s, 转向方式采用原地差速转向, 直线距离与转向角度固定, 整体过程可拆分为 5 个部分:

Step 1: 智能割草机直线行驶 20m。

Step 2: 智能割草机原地右转向 90° 。

Step 3: 智能割草机直线行驶 1.1m。

Step 4: 智能割草机原地右转向 90° 。

Step 5: 智能割草机直线行驶 20m。

设智能割草机初始位姿为 $[0, 0, 0]^T$, 为直观展现往返式行走过程中位姿数据变化, 形成对照, 本实验忽略两行进电机间工艺误差以及打滑等因素影响, PID 仅使用内环即位移控制, 取消外环即航向角控制, 避免智能割草机通过航向角反馈调节电机转速, 使得直线行走时航向角输出数据保持不变。经多次实验进行参数整定, 最终串级 PID 参数设定如表 4.1 所示。

表 4.1 串级 PID 参数整定表

类型	K_p	K_i	K_d
内环参数	2	3	0
外环参数	0	0	0

手机 APP 端可实时获取智能割草机编码器和姿态传感器输出数据, 完成测试后, 将数据以 bag 包形式进行保存, 之后依据存储数据分别采用基于扩展卡尔曼滤波的多传感器融合方法与单一陀螺仪方法进行解算, 获取智能割草机位姿信息。同时本文选用上述各部分结束位置为标定点, 以此计算评估指标。其中共拥有 5 个标定点 $p_i (i=1, 2 \cdots 5)$, 水平位置误差 $D_error_i (i=1, 2 \cdots 5)$, 航向角误差 $\psi_error_i (i=1, 2 \cdots 5)$, 即 Step 1 结束位置误差表示为 D_error_1 和 ψ_error_1 , 依此类推。各标定点水平位置的真实数据将通过激光测距仪测量获得, 考虑到航向角真实值常需固定于转台观测, 而实际运动状态中智能割草机航向角的真实数据难以精确观测, 各类观测方法均存在不可忽略的测量误差, 因此为简化实验, 本文直接选取各标定点航向角的理论值作为真实值, 以此为基础估算航向角误差。表 4.2 为各标定点航向角理论值。

表 4.2 标定点航向角理论值表

真实值	p_1	p_2	p_3	p_4	p_5
$\psi_t (^\circ)$	0	-90	-90	-180	-180

依据上述流程展开测试, 本次测试中, Step 1、Step 2、Step 4 和 Step 5 结束时智能割草机所处位置依此如图 4.16 至图 4.19 所示。



图 4.16 Step1 结束位置



图 4.17 Step2 结束位置



图 4.18 Step4 结束位置



图 4.19 Step5 结束位置

首先分析手机 APP 保存的传感器原始输出数据, 获取两种方法航向角变化, 如图 4.20 所示。之后基于运动模型将航向角与编码器输出数据相结合, 得到两种方法解算出的水平位置轨迹如图 4.21 所示, 其中红圈处为起始位置。同时经过激光测距仪测量, 各标定点水平位置真实值如表 4.3 所示。

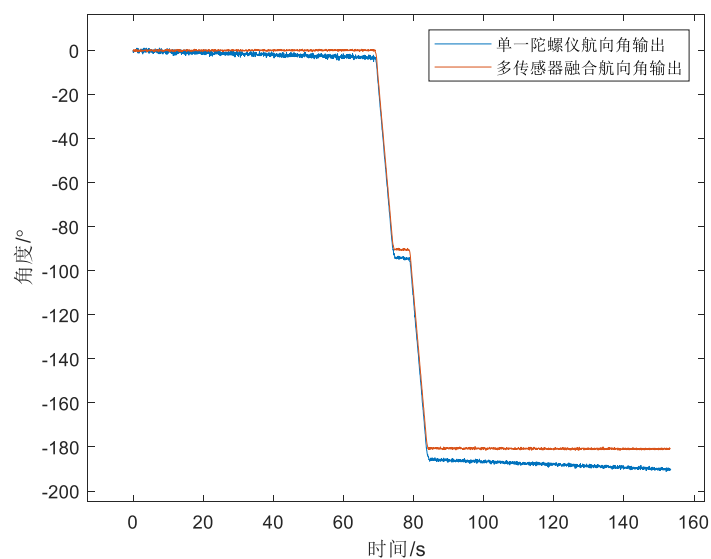


图 4.20 两种方法航向角输出对比图

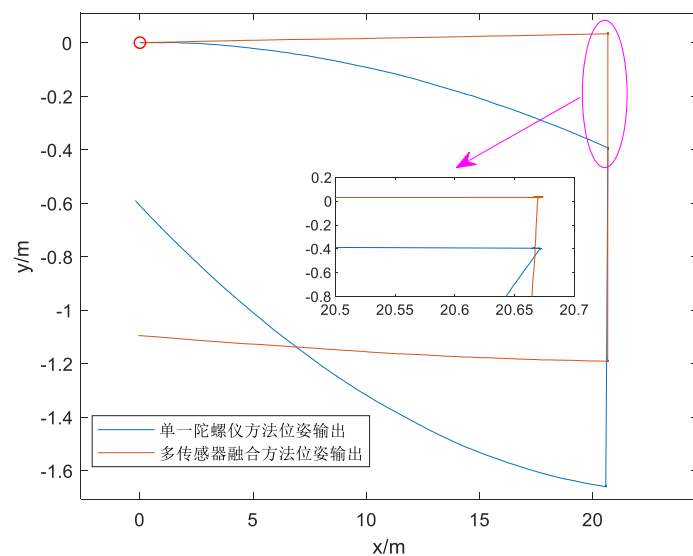


图 4.21 两种方法水平位置轨迹对比图

表 4.3 标定点水平位置真实值表

真实值	p_1	p_2	p_3	p_4	p_5
x_t (m)	20.646	20.632	20.624	20.607	-0.119
y_t (m)	-0.021	-0.02	-1.159	-1.163	-1.188

依据式(4.22)到式(4.25)计算得水平位置误差、航向角误差、绝对位姿误差和均方根误差如下表所示。

表 4.4 定位测试评估指标表

标定点	误差	多传感器融合定位方法	单一陀螺仪方法
p_1	D_error_1 (m)	0.036	0.385
	ψ_error_1 (°)	0.13	1.09
p_2	D_error_2 (m)	0.041	0.392
	ψ_error_2 (°)	0.18	1.24
p_3	D_error_3 (m)	0.048	0.523
	ψ_error_3 (°)	0.19	1.65
p_4	D_error_4 (m)	0.042	0.531
	ψ_error_4 (°)	0.20	1.92
p_5	D_error_5 (m)	0.069	0.582
	ψ_error_5 (°)	0.29	3.44
	APE_D	0.047	0.483
	$RMSE_D$	0.049	0.473
	APE_ψ	0.198	1.868
	$RMSE_\psi$	0.176	2.050

综上,基于扩展卡尔曼滤波的多传感器融合定位方法获取的航向角数据相较于单一陀螺仪方法更为稳定,零点漂移得到抑制,更加接近理论值。同时多传感器融合定位方法在水平位置解算上也展现出更好的效果,整体路径与真实路径大致相同,而单一陀螺仪方法解算路径已产生严重扭曲,仅 Step 5 直行过程横向偏移达 1.27m。在评估指标方面,基于扩展卡尔曼滤波的多传感器融合定位方法相较于单一陀螺仪定位方法,绝对位姿误差分别减小 0.436m 和 1.67°,均方根误差值也小于后者,反映本方法定位波动相比更小,定位精度得到较大提升。

4.4.1.3 电缆边界学习定位测试

测试场地为室外平坦草坪,在草坪中布置长为 30m、宽为 12m 的矩形电缆边界,如图 4.22 所示,其中红线为电缆边界。

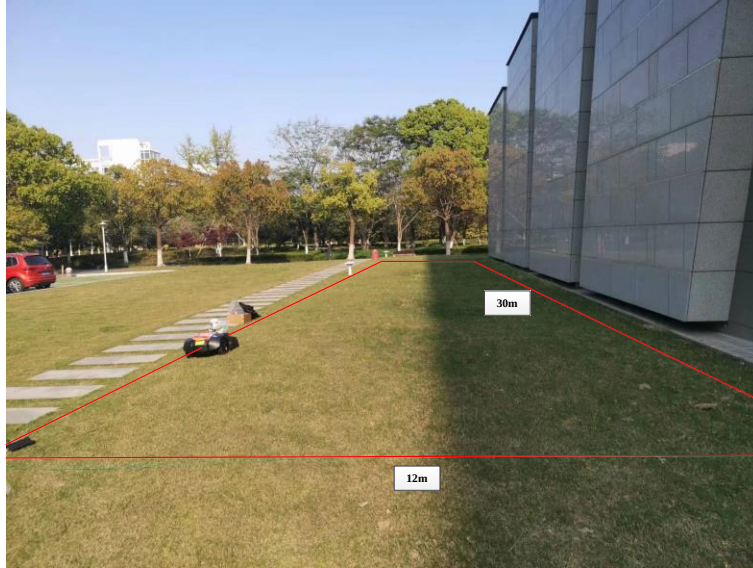


图 4.22 电缆边界学习定位测试场景图

智能割草机机头底部左右两侧各拥有一个电感探头,两探头水平间距 5cm,可保证智能割草机骑线行走。机器静置 1 分钟后从绿圆表示的起点处出发,如图 4.23 所示,沿虚线方向在红色电缆边界上行驶一周,并选取每次直行结束位置(开始转向位置)为标定点,共 5 处 $p_i (i=1,2\cdots 5)$,如图中黑点处,其中起点处黑点表示绕线一周后返回的位置。

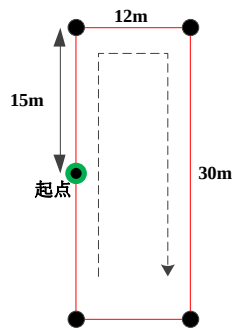


图 4.23 电缆边界学习定位测试示意图

实际骑线行走时，为防止智能割草机机身频繁左右摆动，确保行驶流畅性，须通过外环控制即航向角反馈调节电机转速。由于两种方法航向角输出存在差异，因此需分别进行测试，依次以基于扩展卡尔曼滤波的多传感器融合方法与单一陀螺仪方法进行电缆边界学习。设起始位置位姿为 $[0,0,0]^T$ ，行驶速度为 0.3m/s ，采样频率为 20Hz ，串级 PID 参数整定如表 4.5 所示。两种方法航向角输出数据如图 4.24 所示，依据航向角与编码器位移数据解算出的水平位置如图 4.25 所示，其中红圈处为起始点。

表 4.5 串级 PID 参数整定表

类型	K_p	K_i	K_d
内环参数	2	3	0
外环参数	55	10	18

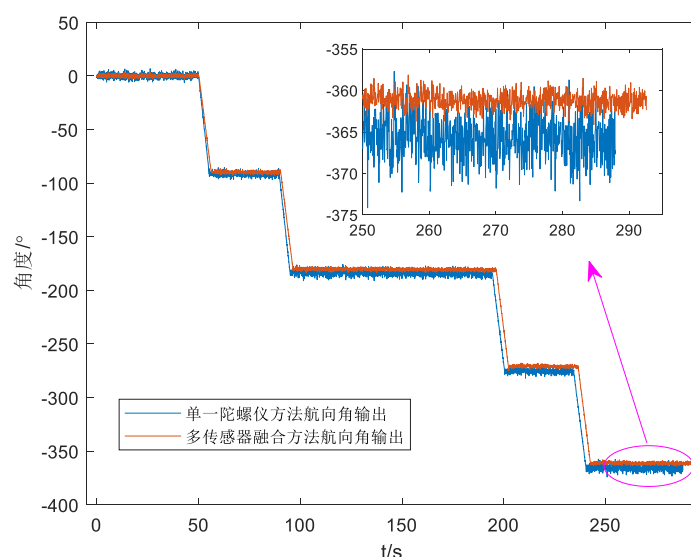


图 4.24 两种方法航向角输出对比图

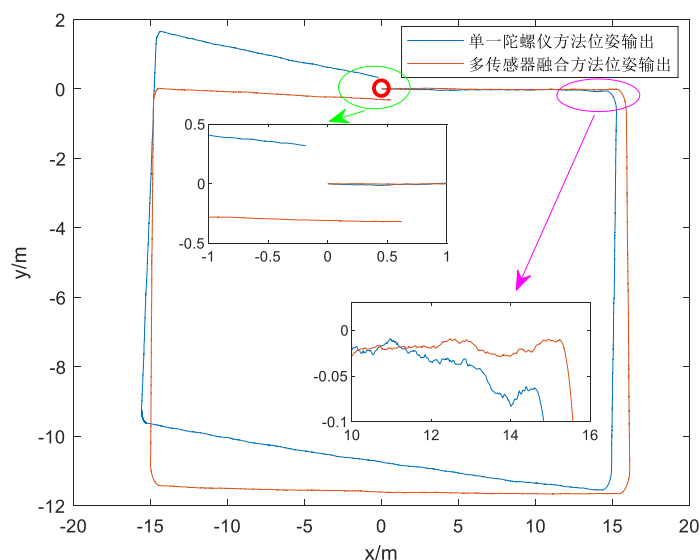


图 4.25 两种方法水平位置轨迹对比图

通过激光测距仪测量各标定点水平位置真实数据,而航向角真实数据依旧选用理论值作为参照,两种方法测量所得真实数据如下表所示。

表 4.6 标定点真实数据表

方法	真实值	p_1	p_2	p_3	p_4	p_5
多传感器 融合定位	x_t (m)	15.399	15.604	-14.864	-14.887	0.014
	y_t (m)	-0.014	-11.938	-11.894	-0.005	-0.020
	ψ_t (°)	0	-90	-180	-270	-360
单一陀螺 仪定位	x_t (m)	15.298	15.520	-14.862	-14.901	-0.023
	y_t (m)	-0.012	-12.002	-11.889	-0.011	-0.017
	ψ_t (°)	0	-90	-180	-270	-360

依据式(4.22)到式(4.25)计算得各指标值如表 4.7 所示。

表 4.7 定位测试评估指标表

标定点	误差	多传感器融合定位方法	单一陀螺仪定位方法
p_1	D_error_1 (m)	0.076	0.248
	ψ_error_1 (°)	0.25	0.52
p_2	D_error_2 (m)	0.101	0.871
	ψ_error_2 (°)	0.38	1.18
p_3	D_error_3 (m)	0.119	2.847
	ψ_error_3 (°)	0.41	2.87
p_4	D_error_4 (m)	0.154	2.237
	ψ_error_4 (°)	0.76	5.39
p_5	D_error_5 (m)	0.269	0.447
	ψ_error_5 (°)	1.12	9.86
	APE_D	0.144	1.330
	$RMSE_D$	0.158	1.681
	APE_ψ	0.584	3.964
	$RMSE_\psi$	0.664	5.218

由以上图表可知,智能割草机出发后 50s 内,两种方法绝对位姿误差均较小,但随着运行时间增加,单一陀螺仪定位方法的水平位置与航向角误差由于系统噪声影响而逐步增大,解算路径产生严重形变,最终航向角输出为 -369.8° ,水平位置最大误差为 2.847m。而基于扩展卡尔曼滤波的多传感器融合定位方法整体定位误差相对较小,最大水平位置误差为 0.269m,小于栅格尺寸,基本满足智能割草机定位精度需求,同时该方法稳定性更强,水平位置与航向角的均方根误差相较于单一陀螺仪定位方法显著减小。

4.4.2 基于 BJPS 算法的全区域覆盖路径规划方法仿真

4.4.2.1 全区域覆盖路径规划评估指标

全区域覆盖路径规划性能评估指标包括：

(1) 覆盖率 C ：指智能割草机在规定时间内割草作业完成后已覆盖区域面积 S_c 与总区域面积 S_t 之比，计算方式如式(4.26)所示，该指标值越高则覆盖效果越好。

$$C = \frac{S_c}{S_t} \quad (4.26)$$

(2) 转向次数 N_d ：转向过程将带来较大的能量损耗，因此转向次数越少，智能割草机能耗比越小，续航时间越久。

(3) 路径搜索时间 T_p ：指点到点路径规划算法搜索最短路径消耗时长之和，包括子区域衔接、随机可移动式障碍物检查和返回充电站的搜索时间，该指标值越小路径规划实时性越高。

(4) 内存消耗 E_m ：指点到点路径规划算法寻优过程中扩展节点的个数之和，该指标值越小系统内存开销越小。

(5) 重复率 R ：指智能割草机在割草作业中，重复覆盖区域总面积 S_r 与总区域面积 S_c 之比，计算方式如式(4.27)所示，该指标可反映割草机作业效率。

$$R = \frac{S_r}{S_t} \quad (4.27)$$

(6) 总时间 T ：指智能割草机完成一次全区域覆盖作业所需总时间，包括巡航时间、转向时间与路径搜索时间等，总时间是衡量智能割草机工作效率最为关键的指标，该指标值越小作业效率越高。

4.4.2.2 仿真实验

本文使用 Matlab 软件进行全区域覆盖路径规划仿真实验。大量文献^[96-99]已证明随机路径方式的重复覆盖率高且效率低下，因此本文不对该方式进行分析，而选用 A*算法和 JPS 算法进行子区域衔接作为对照，同时对比 4.1.2 节中介绍的 BA*全区域覆盖路径规划算法，证明基于 BJPS 算法的全区域覆盖路径规划方法性能优越性。智能割草机工作环境如图 4.26 所示，全区域长为 15m，宽为 10m，采用牛耕式分解法共划分为 12 个子区域，其对应栅格地图如图 4.27 所示，图中白色区域代表待覆盖区域，而黑色区域和灰色区域分别表示固定式障碍物和随机可移动式障碍物。

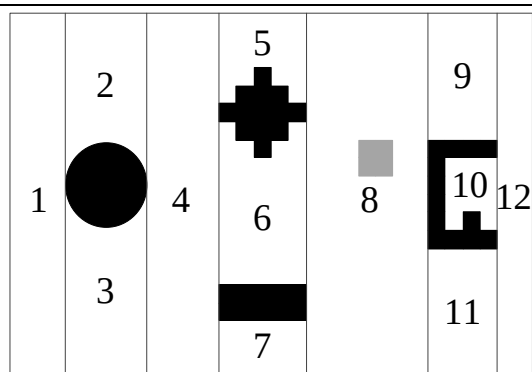


图 4.26 工作环境图

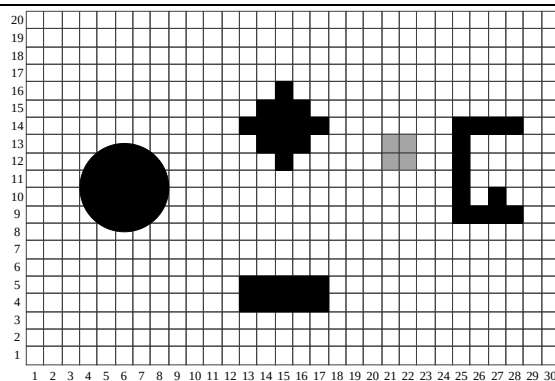


图 4.27 栅格地图

基于 BJPS 算法的全区域覆盖路径规划方法仿真结果如图 4.28 到图 4.34 所示，图中蓝色路径和红色路径分别代表子区域往返式覆盖路径和 BJPS 算法寻优路径，其包括子区域衔接路径、前往可移动式障碍物区域路径和返回充电站路径。蓝色五角星表示充电站即起点处，而红色五角星代表往返式覆盖结束或路径寻优过程中的起点与终点。同时路径转向点和原地掉头转向点分别由红色和绿色实心圆表示。

依据图 4.28(a)仿真结果可知，智能割草机首先从充电站出发，通过改进往返式路径策略，依次完成子区域 1、2、4、5 覆盖，直至机器在子区域 8 检测到前方存在随机可移动障碍物，对前方区域栅格进行标记，图 4.28(a)中棕色栅格为机器已标定存在移动障碍物的区域。智能割草机重新对子区域 8 进行分解并标号，如图 4.28(b)所示。

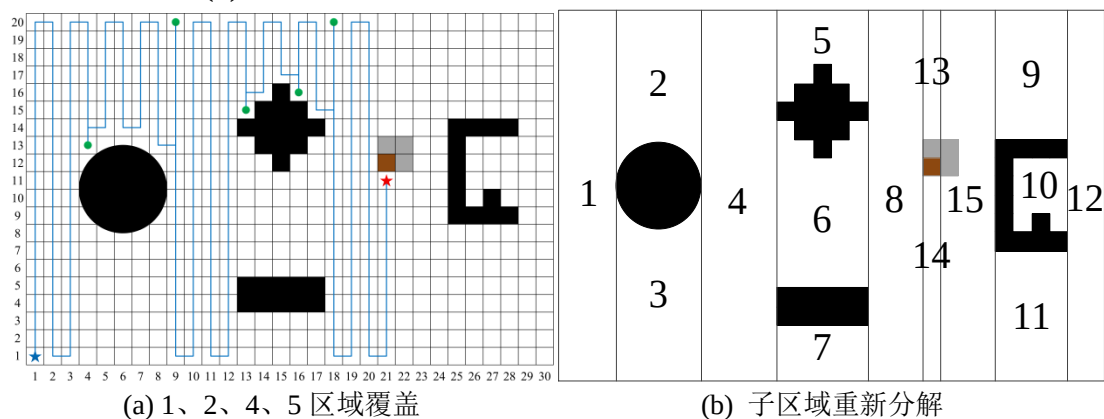


图 4.28 1、2、4、5 区域覆盖与子区域分解仿真图

重新分解得到的子区域 8、14 已完成覆盖，智能割草机继续作业，依据改进往返式路径策略，机器进入区域 15 后向上行驶，但检测到前方存在障碍物，因此需对前方栅格进行标记并重新分解区域，子区域调整为图 4.29(a)所示。14、15、11、12 子区域覆盖仿真结果如图 4.29(b)所示，由于调整后的区域 14 未完成全覆盖，因此智能割草机原地转向，通过往返式路径依次完成 14、15、11、12 子区域覆盖，最终在区域 12 中遇到死区。

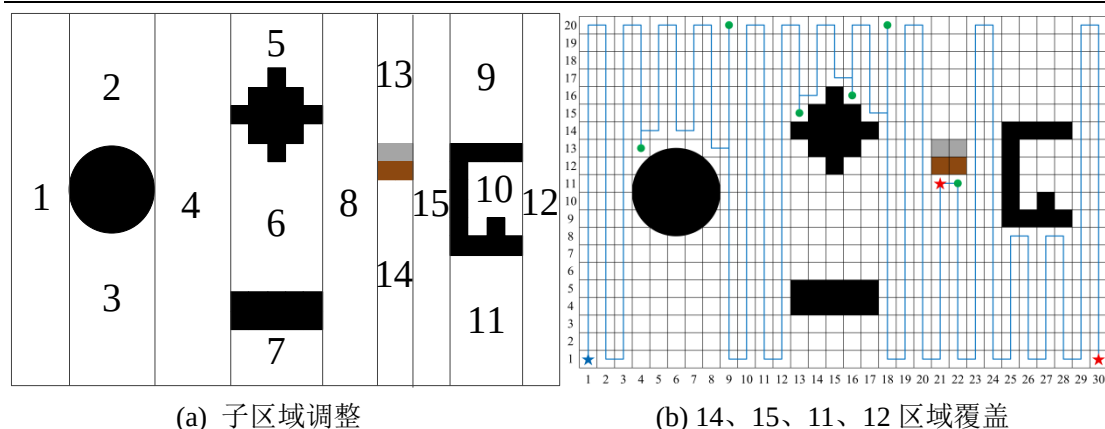


图 4.29 子区域调整与 11、12、15、14 区域覆盖仿真图

智能割草机后续覆盖区域选择和路径规划仿真结果如图 4.30 所示。机器确认距当前位置最近的未覆盖子区域为区域 10，通过 BJPS 算法搜索最优路径，寻优过程中仅产生一个扩展节点，如图 4.30(a)所示，黄色栅格为扩展节点，在 BJPS 算法中即为跳点。智能割草机抵达区域 10 后执行往返式路径作业，完成本区域覆盖，如图 4.30(b)所示。

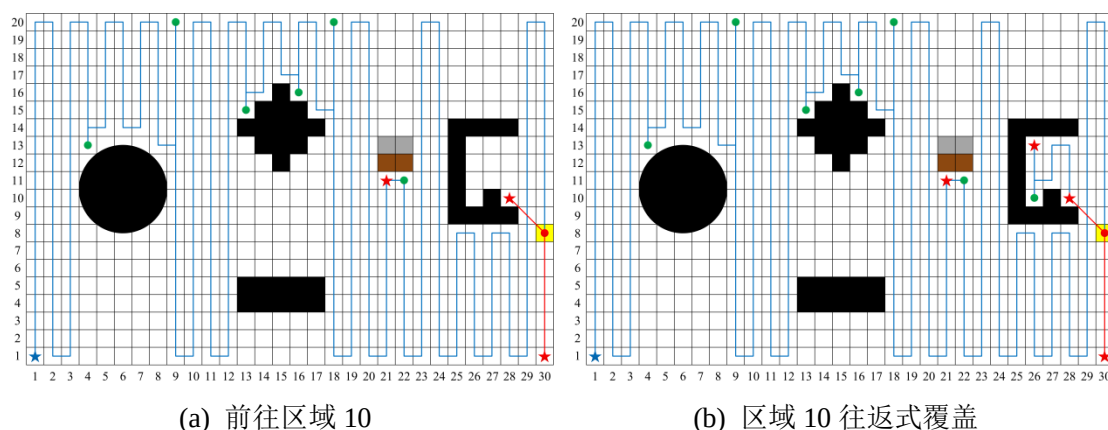


图 4.30 区域 10 覆盖仿真图

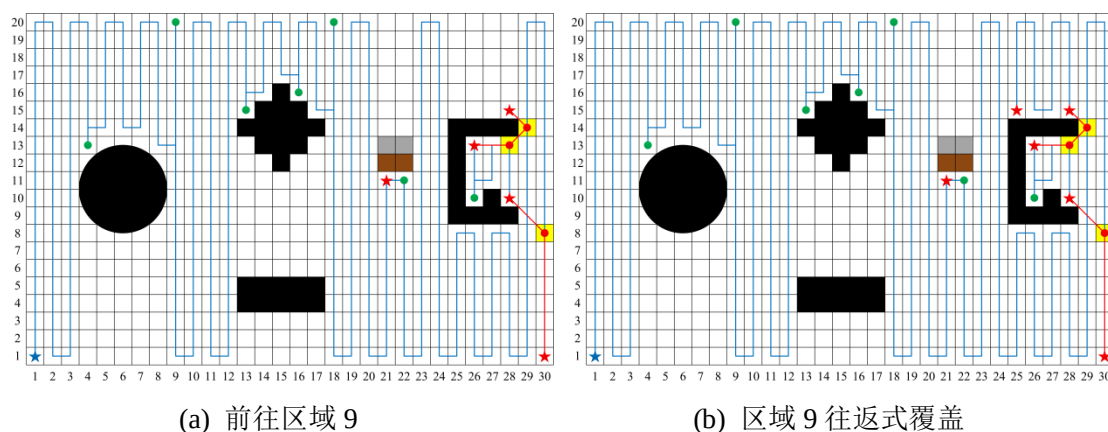


图 4.31 区域 9 覆盖仿真图

完成区域 10 覆盖后，智能割草机基于 BJPS 算法寻优最短路径，驶入区域 9 作业，最短路径与覆盖路径仿真结果分别如图 4.31(a)和(b)所示。

经计算，距离区域 9 最近的待覆盖区域为区域 13，路径规划仿真结果如图 4.32(a)所示。由于原始路径终点存在障碍物，因此当智能割草机检测到前方障碍物时停止，标记前方栅格，调整区域 13，并更换目标终点，重新规划路径，沿新路径抵达区域 13。之后开始该区域往返式覆盖，在即将结束覆盖时检测到前方存在障碍物，智能割草机标记前方栅格并调整区域 13，仿真结果如图 4.32(b)所示。

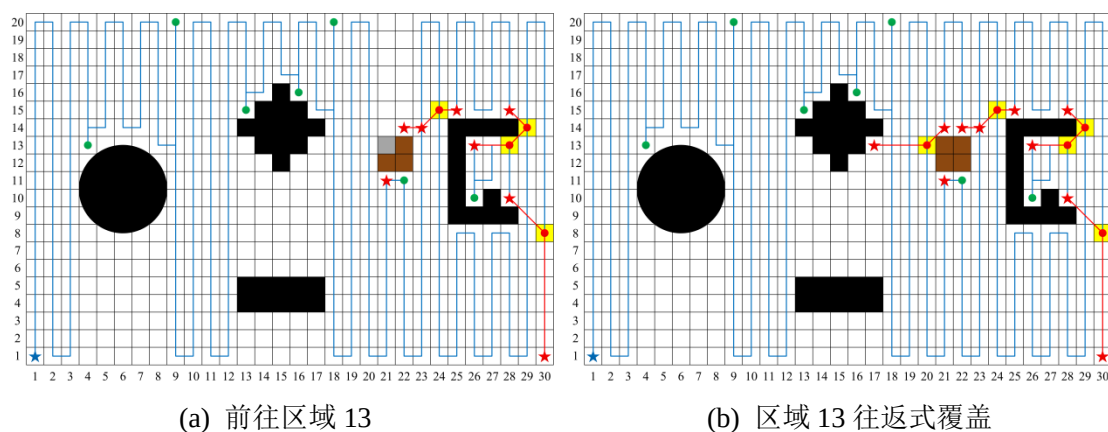


图 4.32 区域 13 覆盖仿真图

由图 4.33 仿真结果可知，智能割草机后续基于相同逻辑，依次完成 6、7、3 区域覆盖。其中由于区域 7 横向宽度更大，因此选用横向往返式路径。

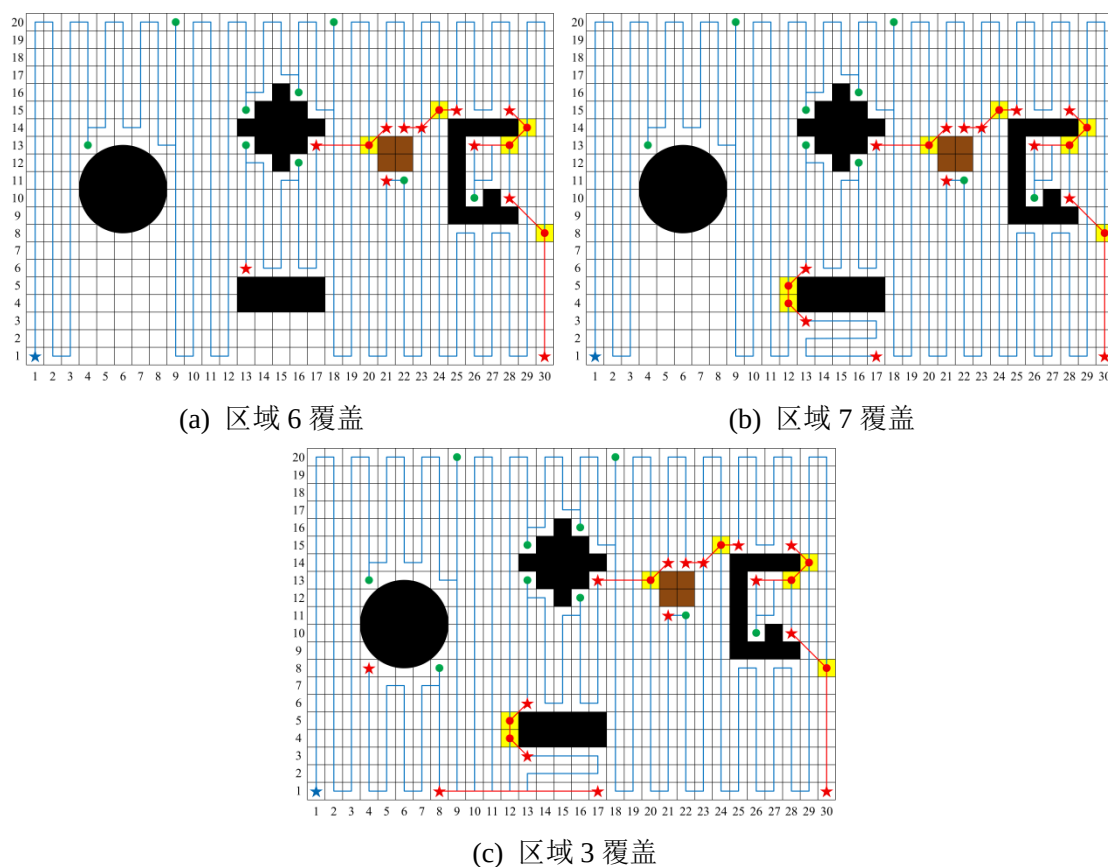


图 4.33 区域 6、7、3 覆盖仿真图

至此完成所有子区域覆盖,依据图 4.34 仿真结果,智能割草机之后通过 BJPS 算法前往随机可移动障碍物区域检查,现假设随机可移动障碍物已移除,智能割草机抵达该区域检测到已无障碍物,因此机器对随机可移动障碍物区域进行往返式覆盖。

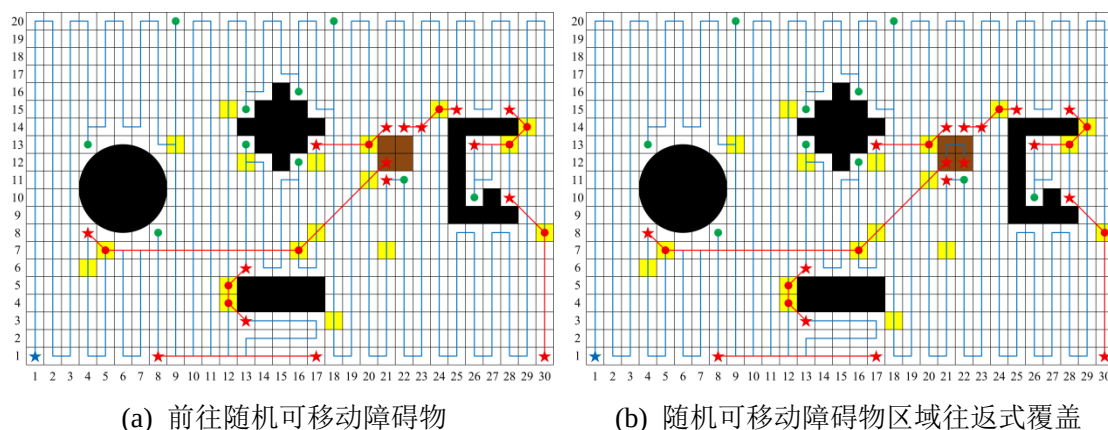


图 4.34 随机可移动障碍物区域覆盖仿真图

智能割草机通过 BJPS 算法搜索路径,返回充电站即起始点,完成本轮全区域覆盖。最终,基于 BJPS 算法的全区域覆盖路径规划方法整体仿真结果如图 4.35 所示。

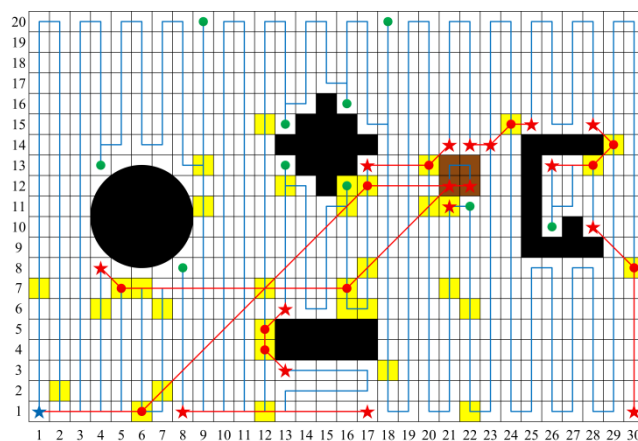


图 4.35 基于 BJPS 算法的全区域覆盖路径规划方法仿真图

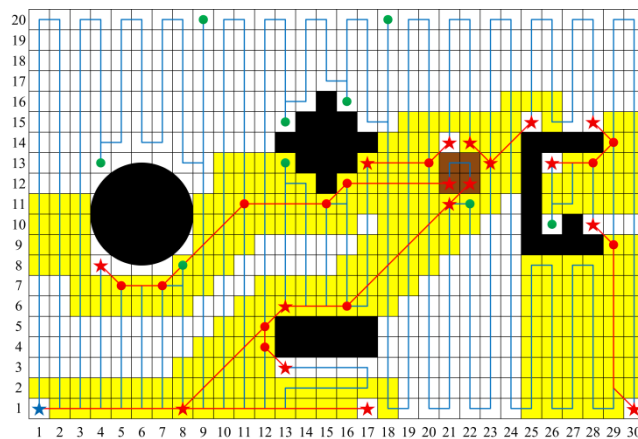


图 4.36 基于 A*算法的全区域覆盖路径规划方法仿真图

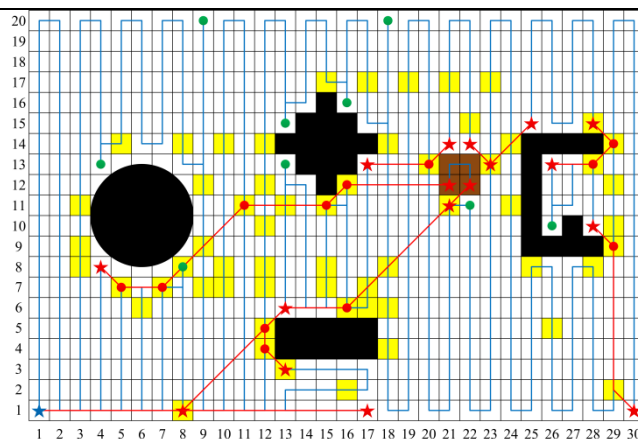


图 4.37 基于 JPS 算法的全区域覆盖路径规划方法仿真图

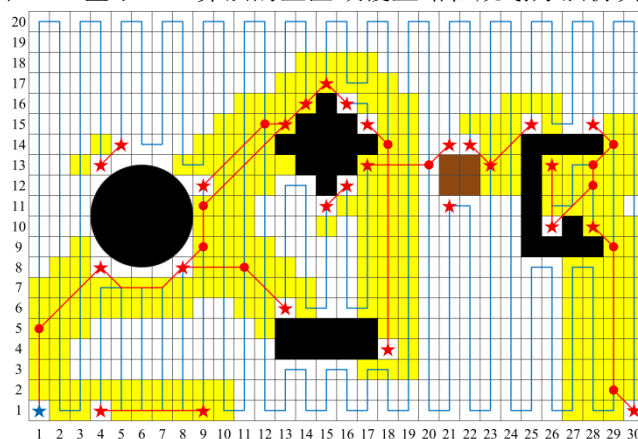


图 4.38 BA*全区域覆盖路径规划算法仿真图

为验证本方法作业效率更高，总耗时更短，内存消耗更少，性能更佳，本文引入 A*算法与 JPS 算法衔接子区域作为对照，同时加入 BA*全区域覆盖算法进行整体对比，其仿真结果分别如图 4.36、图 4.37 和图 4.38 所示。

依据仿真结果对各方法相关评估指标进行计算，其中除去障碍物的草坪总面积为 135.59m^2 。由于 BA*算法未引入可移动障碍物概念和检测机制，智能割草机检测到障碍物时，将采取避障措施，完成全区域覆盖后将直接返回充电站而不会对该区域进行检查，其未覆盖区域为 2.34m^2 ，而其余方法未覆盖面积由圆形障碍物周围区域所产生，为 1.34m^2 。令智能割草机巡航速度为 0.3m/s ，普通转向耗时为 5s ，掉头转向为 10s 。各指标计算结果如表 4.8 所示。

表 4.8 全区域覆盖路径规划测试评估指标表

算法	C	N_d	T_p (ms)	E_m	R	T (s)
A*	99.01%	132	21.2	260	11.08%	1912.22
JPS	99.01%	132	15.5	75	11.08%	1912.21
BA*	98.27%	125	45.7	249	13.43%	1978.86
BJPS	99.01%	121	6.7	43	11.08%	1841.19

由上述结果可知，四种方法在同一工作环境下均能达到较高的覆盖率和较低

的重复覆盖率,得益于改进往返式覆盖路径,BA*算法在未进行随机移动障碍物覆盖的前提下,覆盖率和重复覆盖率均逊色于另外三种路径规划方法。基于 BJPS 算法的全区域覆盖路径规划方法效率最高,性能最优,较 BA*算法所有指标均得以优化,其中运行总时间减少 137.86s,减少比例为 7.5%,效率提升明显。同时在转向次数、路径搜索时间、内存消耗和总时间上,基于 BJPS 算法的全区域覆盖路径规划也优于基于 A*和 JPS 的方法,相较于 A*算法进行子区域衔接优化百分比依次为 8.3%、216.4%、504.7%和 3.8%,而相较于 JPS 算法进行子区域衔接则分别为 8.3%、131.3%、74.4%和 3.8%。路径搜索时间与内存消耗得到显著优化,适用于实时性要求高而内存较少的智能割草机设备,同时整体工作效率也得到提升,总时间缩短 70s,转向次数减少 9 次,有效降低能耗,提高智能割草机单次充电后的续航时间,保障智能割草机高效作业。

4.5 本章小结

本章主要研究智能割草机定位与全区域覆盖路径规划方法,对传统方法予以改进,并进行相应的对比实验。整体研究分为定位、边界学习、环境地图构建、全局区域分解、子区域覆盖和子区域衔接六个部分,基于现状,重点研究优化定位、子区域覆盖和与子区域衔接。针对定位部分,本章设计了一种基于扩展卡尔曼滤波的多传感器融合定位方法,通过扩展卡尔曼滤波融合编码器与姿态传感器测量结果,获取校准位姿数据。针对子区域覆盖,本章优化往返式路径策略,以提升子区域覆盖率,防止系统提前陷入死区。针对子区域衔接,本章提出使用 BJPS 算法进行优化,通过 BJPS 算法搜索子区域间最短路径,实现最优衔接。

经实验分析,基于扩展卡尔曼滤波的多传感器融合定位方法相较于传统单一定位方法位姿精度得到提升,水平位置的绝对位姿误差缩小 0.436m。同时测试结果表明,基于 BJPS 算法的全区域覆盖路径规划方法具有较高的全局区域覆盖率与较低的重复覆盖率,较常用 BA*方法,在实时性、内存消耗、能耗、作业效率等方面均得以优化,总作业时间减少 7.5%,验证了本方法性能优越性。

第 5 章 总结与展望

5.1 全文总结

本文回顾智能割草机发展历程，分析智能割草机关键技术与未来发展方向，结合现有产品所存在的抗干扰能力差与作业效率低的问题，以系统设计为基础，边界信号去噪、定位与全区域覆盖路径规划方法研究为重点，对智能割草机进行改进优化，确保所设计智能割草机具备传统通用功能的同时拥有更强的抗干扰能力、边界识别能力和更高的作业效率，并最终通过测试分析得以验证。总结如下：

(1) 结合发展背景和相关技术研究现状总结目前智能割草机存在的问题，主要包括边界信号识别环节抗干扰能力差和全区域覆盖路径随机致使作业效率低。

(2) 本文详细介绍智能割草机系统设计，硬件核心为采用 STM32F303VET6 芯片的主控模块，其与各功能子模块结合，构建出智能割草机硬件框架。嵌入式软件设计引入多任务和有限状态机编程思想，基于 $\mu\text{C}/\text{OS-III}$ 实时操作系统开发，实现智能割草机自主割草、人机交互、环境检测、信号处理、定位和路径规划等具体功能。同时本文也对系统应用层开发进行阐述，采用云平台加手机 APP 交互模式，实现用户与智能割草机的远程通信。

(3) 针对智能割草机抗干扰能力差，噪声环境下无法有效识别边界特征信号的问题，本文提出了一种基于 ISSA-VMD-IWTD 的边界信号去噪方法，以实现去噪，还原边界特征信号。本文首先指出传统麻雀搜索算法和小波阈值去噪算法的缺陷，针对智能割草机应用场景提出相应改进方法，并通过仿真测试验证了改进的有效性，然后将改进麻雀搜索算法、变分模态分解和改进小波阈值去噪相结合，最终构建出完整去噪方法。在此基础上，去噪方法引入选择机制，依据信号中噪声强度进行方式选择，满足去噪性能需求的同时提升系统实时性。通过对比测试，在强噪声环境下，本方法具备更优的去噪效果。

(4) 本文分析智能割草机定位与全区域覆盖路径规划方法。针对单一传感器定位方法误差大，稳定性差等问题，提出一种基于扩展卡尔曼滤波的多传感器融合定位方法，融合编码器与姿态传感器输出数据，实现可靠定位，通过测试分析，该方法位姿解算更接近理想值，较单一陀螺仪定位方法精度提升明显。同时本文指出全区域路径规划改进方向，设计了一种基于 BJPS 算法的全区域覆盖路径规划方法，采用改进往返式覆盖路径和 BJPS 算法优化子区域覆盖和子区域衔接。由实验结果可知，本方法有效提升了系统作业效率和实时性，减小了内存开销。

5.2 后续工作展望

本文对智能割草机边界信号去噪、定位与全区域覆盖路径规划进行深入研究，但智能割草机系统本身与作业环境均较为复杂，其中仍存在一些不足之处，下面将这些问题列出以便未来进一步跟进研究：

(1) 本文边界去噪方法针对大部分外界高频电磁噪声均能表现较强去噪性能，但对于其中一种特殊情况即相邻的边界线圈所产生同频信号干扰则无法有效滤除，边界特征信号可能产生叠加失真，后续需研究相关特征匹配算法，进一步完善边界信号识别机制。

(2) 本文智能割草机定位方法精度较单一陀螺仪定位方法提升显著，累计误差虽得到一定抑制但并未完全消除，长时间作业时定位误差会加大，因此后续将着重研究智能割草机空间定位方法，在控制成本的情况下，引入更多测量传感器，实现更高精度的组合导航定位。

(3) 障碍物边界标定仍需人工遥控干预，智能化程度存在上升空间，因此无人化障碍物识别与标定为今后主要研究方向之一。

致谢

总以为来日方长，却不知时光匆匆，无比期待的研究生生活始于疫情肆虐下的秋日，而终于疫过天晴后的盛夏。回望起这三年来的求学历程，如烟火，满眼繁华，目之所及，皆是回忆。行文至此，落笔为终，致所学之路，谢所遇之人。

一谢国家，生于华夏，见百年风华。感谢国家的保护，在突如其来的疫情中，从容面对，让我健康度过研究生时光，可安心地“两耳不闻窗外事，一心只读圣贤书”。欣逢盛世当不负盛世，唯愿祖国繁荣昌盛，国泰民安。

二谢恩师，饮水思其源，学成念吾师，插柳之恩，终生难忘。我要感谢导师陈科明教授，感谢您三年中对我科研能力的培养、思维方式的训练以及人生道路的指导与建议。陈老师渊博的学识，严谨的科研态度，刻苦钻研的精神，高效的生活习惯，给我树立了一个学习的榜样，使我在未来工作道路上受益匪浅。在论文写作期间，陈老师给予我极大的关心与指导，耐心的为我解答疑惑，修正错误，指明方向。我将牢记陈老师的谆谆教诲，奋力拼搏，超越自我。愿您桃李芬芳，教泽绵长。

三谢父母家人，春晖寸草，山高海深。感谢父母和家人们二十余载对我无微不至的关心和照顾、不求回报的付出和给予，在我遇到困难时给我鼓励，让我有勇往直前的勇气，您们是我成长路上永远的后盾，也是我人生中最好的老师。养育之恩，无以为报，唯有继续努力让自己成为您们的骄傲。在此，愿我的父母及家人们能身体健康、平安喜乐、万事胜意。

四谢同窗好友，岁月并谢，与友长兮。感谢同门麻志翔、庞若雷和王梦瑶，感谢师兄吴耀增，感谢同窗好友刘明禹、邵辉顺和隗茂玉，相聚在此，皆是缘分，你们的出现为我增添了太多惊喜与美好，感谢你们在学习、工作和生活上的我的支持和帮助。花开花落总无穷，唯有友情藏心中，祝愿我们保持热爱，奔赴山海，前程似锦、顶峰相见。

以梦为马，不负韶华。我要感谢不断前行的自己。我迷茫过，但我依旧勇敢向前；我跌倒过，但我从未想过放弃；我成功过，但我从未有过骄傲。回首自己走过的二十多年，一路上没有敌人，所遇皆是老师。愿自己成为鲁迅先生笔下“只是向上走，不必听自暴自弃者流的话，能做事的做事，能发声的发声”的新青年，不忘初心，砥砺前行。

最后，感谢答辩委员会各位老师，感谢您们提出的宝贵意见，我定会悉心听取，积极改正。感谢培养教育我的杭州电子科技大学，天涯未远，江湖再见！

参考文献

- [1] 国家统计局. 生态文明建设深入推进 美丽中国引领绿色转型——党的十八大以来经济社会发展成就系列报告之十五[EB/OL]. http://www.stats.gov.cn/xgk/jd/sjjd2020/202210/t20221008_1888970.html.
- [2] 喻波. 智能割草机器人市场调研[J]. 科技创新与应用, 2018, 29(03): 70-71.
- [3] Wu M H, Yu J C, Lin Y C. Study of Autonomous Robotic Lawn Mower Using Multi-Sensor Fusion Based Simultaneous Localization and Mapping[C]//2022 International Conference on Advanced Robotics and Intelligent Systems (ARIS). IEEE, 2022: 1-4.
- [4] 徐武焕, 林木连 黄国祥. 适用于作物行间手推式剪草机之开发与应用[J]. 104 年度农业工程与自动化计划成果研讨会论文集, 2016, 2(03): 80-81.
- [5] 郑杭明. 基于超带宽定位的智能割草机系统设计[D]. 杭州电子科技大学, 2021.
- [6] Song J. Navigation System of Mobile Platform Based on Open Architecture for Agricultural Machinery[C]//Advanced Materials Research. Trans Tech Publications Ltd, 2012, 383: 1155-1159.
- [7] 丛明, 金立刚, 房波. 智能割草机器人的研究综述[J]. 机器人, 2007, 29(04): 407-416.
- [8] Dutta P P, Baruah A, Konwar A. A technical review of lawn mower technology[J]. ADBU Journal of Engineering Technology, 2016, 4(03): 179-182.
- [9] Daniyan I, Balogun V, Adeodu A, Oladapo B, Peter J K, Mpofu K. Development and Performance Evaluation of a Robot for Lawn Mowing[J]. Procedia Manufacturing, 2020, 49(06), 42-48.
- [10] Kang CQ, Ng PK, Liew KW. A TRIZ-Integrated Conceptual Design Process of a Smart Lawnmower for Uneven Grassland[J]. Agronomy, 2022, 12(11): 2728.
- [11] Husqvarna AB Inc. Automower® Robotic Lawn Mowers[EB/OL]. <https://www.husqvarna.com/au/robotic-lawn-mowers/>.
- [12] 孙美艳. 可重构环保机器人的构形及运动学分析[D]. 江苏大学, 2010.
- [13] Friendly Machines Inc. Robomow[EB/OL]. <https://usa.robomow.com/products/>.
- [14] Quaglia G, Visconte C, Scimmi L S, et al. Design of a UGV powered by solar energy for precision agriculture[J]. Robotics, 2020, 9(01): 13.

- [15] 博世割草机机器人 Indego S+ 500[EB/OL]. <https://www.amazon.cn/dp/B08VJJKFBX>.
- [16] Worx Inc. Robotic Lawn Mowers[EB/OL]. <https://www.worx.com/>.
- [17] Greenworks Inc. Optimow [EB/OL]. <https://www.greenworkstools.com/>.
- [18] Petersson U, Bergvall B. Electronic demarcating system:U.S. Patent 7,613,543[P]. 2009- 11-3.
- [19] 张河东. 基于低功耗 LoRa 无线组网技术的草坪养护系统设计[D]. 杭州电子科技大学, 2020.
- [20] 贾伟娜. 电子电路抗干扰技术在智能割草机中的应用[J]. 农机化研究, 2023, 45(06): 217-222.
- [21] 刘林, 伍浩文. 一种智能割草机边界信号抗干扰方法、装置、电子设备及存储介质[P]. 广东省: CN114928376A, 2022-08-19.
- [22] 吴瀛东. 具有差分 GPS 定位功能的智能割草机控制系统研制[D]. 东南大学, 2018.
- [23] 张晓春. 具有无信标边界识别功能的智能割草机控制系统研制[D]. 东南大学, 2018.
- [24] Wang F Y, Gao Z L, Yin H Y. Design of Robot Lawn Mower based on Computer Vision[C]//Applied Mechanics and Materials. Trans Tech Publications Ltd, 2013, 404: 624-630.
- [25] Höffmann M, Clemens J, Stronzek-Pfeifer D, et al. Coverage Path Planning and Precise Localization for Autonomous Lawn Mowers[C]//2022 Sixth IEEE International Conference on Robotic Computing (IRC). IEEE, 2022: 238-242.
- [26] 胡诗宇. 清洁机器人的定位与全覆盖路径规划研究[D]. 东南大学, 2019.
- [27] Zhang Z, Zhao J, Huang C, et al. Learning visual semantic map-matching for loosely multi-sensor fusion localization of autonomous vehicles[J]. IEEE Transactions on Intelligent Vehicles, 2022(04): 76-78.
- [28] 周伦. 室内移动机器人超声波网络定位方法研究[D]. 哈尔滨工业大学, 2013.
- [29] Franzius M, Dunn M, Einecke N, et al. Embedded Robust Visual Obstacle Detection on Autonomous Lawn Mowers[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops. 2017: 44-52.
- [30] Liu Y, Tian M, Wang X, et al. Study on path planning of intelligent mower based on UWB location[C]//2019 7th International Conference on Robot Intelligence Technology and Applications (RiTA). IEEE, 2019: 248-253.

- [31]Newstadt G, Green K, Anderson D, et al. Miami RedBlade III: A GPS-aided autonomous lawnmower[J]. Positioning, 2020, 8(01): 25-34.
- [32]Fevgas G, Lagkas T, Argyriou V, et al. Coverage path planning methods focusing on energy efficient and cooperative strategies for unmanned aerial vehicles[J]. Sensors, 2022, 22(03): 1235.
- [33]Das M S, Sanyal S, Mandal S. Navigation of multiple robots in formative manner in an unknown environment using artificial potential field based path planning algorithm[J]. Ain Shams Engineering Journal, 2022, 13(05): 101675.
- [34]Chen Y B, Luo G C, Mei Y S, et al. UAV path planning using artificial potential field method updated by optimal control theory[J]. International Journal of Systems Science, 2016, 47(06): 1407–1420.
- [35]Zelinsky A. A mobile robot exploration algorithm[J]. Robotics and Automation, IEEE Transactions on, 1992, 8(06): 707-717.
- [36]Zelinsky A, Jarvis R A, Byrne J C, et al. Planning paths of complete coverage of an unstructured environment by a mobile robot[C]//Proceedings of international conference on advanced robotics. Atlanta: IEEE Press, 1993: 533-538.
- [37]Michel D, McIsaac K. New path planning scheme for complete coverage of mapped areas by single and multiple robots[C]//Mechatronics and Automation (ICMA). Chengdu, China. IEEE Press, 2012: 1233-1240.
- [38]Choset H. Coverage for robotics—A survey of recent results[J]. Annals of mathematics and artificial intelligence, 2001, 31(01-04): 113-126.
- [39]Kolahi P M, Nazemizadeh M. Nonlinear dynamic modeling of tractor-trailer mobile robots with consideration of wheels inertia and their optimal point-to point path planning[J]. Meccanica, 2023, 58(01): 245-253.
- [40]程传奇, 郝向阳, 李建胜等. 融合改进 A*算法和动态窗口法的全局动态路径规划[J]. 西安交通大学学报, 2017, 51(11): 137-143.
- [41]Sun Y, Zhao X, Yu Y. Research on a random route-planning method based on the fusion of the A* algorithm and dynamic window method[J]. Electronics, 2022, 11(17): 2683.
- [42]Harabor D D, Grastien A. Online Graph Pruning for Pathfinding on Grid Maps[C]// Aaai Conference on Artificial Intelligence. DBLP, 2011.
- [43]马小陆, 梅宏. 双向跳点搜索算法的移动机器人全局路径规划研究[J]. 机械科学与技术, 2020, 39(10): 1624-1631.
- [44]瞿迪水. 三轴伺服注塑机机械手控制系统的设计[D]. 华南理工大学, 2016.

- [45]杨剑平. 直流无刷电机驱动及控制系统设计方法[J]. 电世界, 2018, 59(12): 49-51.
- [46]吴宝清. 基于 STM32 的数字 PCR 主控系统的设计[D]. 广东工业大学, 2018.
- [47]Du P, She L, Wang Y, et al. Design of intelligent air cooling radiator system based on TMS320C6748[C]//Technical Committee on Control Theory, Chinese Association of Automation, Chinese Association of Automation, Systems Engineering Society of China, 2020: 6.
- [48]Peng L, Guan F, Perneel L, et al. Behaviour and performance comparison between FreeRTOS and μ C/OS-III[J]. International Journal of Embedded Systems, 2016, 8(04): 300-312.
- [49]张驰洲, 熊根良, 陈海初. 基于惯性导航的扫地机器人系统设计[J]. 压电与声光, 2019, 41(06): 885-889.
- [50]EGMF RLM003 - 1.1/2016, Industry Standard for current signal intended for guidance of Robotic Lawnmowers[S].
- [51]董晓芬, 陈国光, 田晓丽等. 基于 CEEMDAN 阈值滤波的磁场信号去噪模型[J]. 传感技术学报, 2021, 34(07): 919-925.
- [52]凌振宝, 王沛元, 万云霞, 王言章, 程德福, 李桐林. 强人文干扰环境的电磁数据小波去噪方法研究[J]. 地球物理学报, 2016, 59(09): 3436-3447.
- [53]Mandrikova O V, Solovjev I S, Khomutov S Y, et al. Estimation of geomagnetic field disturbance using the wavelet transform[J]. Pattern recognition and image analysis, 2016, 26(10): 773-781.
- [54]李季, 潘孟春, 唐莺, 罗飞路. 基于形态滤波和 HHT 的地磁信号分析与预处理[J]. 仪器仪表学报, 2012, 33(10): 2175-2180.
- [55]Yeh J R, Shieh J S, Huang N E. Complementary ensemble empirical mode decomposition: A novel noise enhanced data analysis method[J]. Advances in adaptive data analysis, 2010, 2(02): 135-156.
- [56]庞曦, 王晨晨, 孙伟翔. 基于多分辨 VMD 算法的大地电磁信号去噪效果研究[J]. 煤炭科学技术, 2021, 49(05): 227-233.
- [57]Dragomiretskiy K, Zosso D. Variational mode decomposition[J]. IEEE transactions on signal processing, 2013, 62(03): 531-544.
- [58]张萍, 张文海, 赵新贺, 吴显腾, 刘宁. WOA-VMD 算法在轴承故障诊断中的应用[J]. 噪声与振动控制, 2021, 41(04): 86-93.
- [59]Xue J, Shen B. A novel swarm intelligence optimization approach: sparrow search algorithm[J]. Systems science & control engineering, 2020, 8(01): 22-34.

- [60] Song W, Liu S, Wang X, et al. An improved sparrow search algorithm[C]//2020 IEEE Intl Conf on Parallel & Distributed Processing with Applications, Big Data & Cloud Computing, Sustainable Computing & Communications, Social Computing & Networking (ISPA/BDCLOUD/SocialCom/SustainCom). IEEE, 2020: 537-543.
- [61] 吕鑫, 慕晓冬, 张钧. 基于改进麻雀搜索算法的多阈值图像分割[J]. 系统工程与电子技术, 2021, 43(02): 318-327.
- [62] 吴新忠, 韩正化, 魏连江等. 矿井风流智能按需调控算法与关键技术[J]. 中国矿业大学学报, 2021, 50(04): 725-734.
- [63] 吕鑫, 慕晓冬, 张钧, 王震. 混沌麻雀搜索优化算法[J]. 北京航空航天大学学报, 2021, 47(08): 1712-1720.
- [64] 张小萍. 求解 0-1 背包问题的佳点集乌鸦优化算法[J]. 牡丹江师范学院学报(自然科学版), 2021, No.117(04): 1-6.
- [65] 张泽鹏, 茅云生, 傅何琪等. 基于混沌麻雀算法的船用焊接机器人轨迹优化[J]. 船舶工程, 2022, 44(05): 134-140.
- [66] Xu T, Li X. MFAC parameter optimization based on improved sparrow search algorithm[C]//International Workshop on Automation, Control, and Communication Engineering (IWACCE 2022). SPIE, 2022, 12492: 53-59.
- [67] 国强, 朱国会, 李万臣. 基于混沌麻雀搜索算法的 TDOA/FDOA 定位[J]. 吉林大学学报(工学版), 2023, 53(02): 593-600.
- [68] Yue Y, Cao L, Lu D, et al. Review and empirical analysis of sparrow search algorithm[J]. Artificial Intelligence Review, 2023, 1(03): 1-53.
- [69] 李美虹. 基于小波变换和神经网络的工业时序分析方法研究与应用[D]. 中国科学院大学(中国科学院沈阳计算技术研究所), 2022.
- [70] 嵇尚尚. 供水管网泄漏监测系统研究[D]. 河北工程大学, 2018.
- [71] Enireddy V, Karthikeyan C, Manikandan J. Image Fusion using Mallat Algorithm of Wavelet Transform[J]. International Journal of Innovative Technology and Exploring Engineering (IJITEE), 2019, 8(05): 2207-2210.
- [72] Donoho D L, Johnstone I M, Kerkycharian G, et al. Density estimation by wavelet thresholding[J]. The Annals of statistics, 1996, 11(03): 508-539.
- [73] 唐鹏. 基于改进小波阈值函数的语音增强算法研究[D]. 深圳大学, 2017.
- [74] 孙然然. 基于改进阈值函数的小波图像去噪算法研究[D]. 安徽理工大学, 2022.

- [75] Yi T H, Li H N, Zhao X Y. Noise smoothing for structural vibration test signals using an improved wavelet thresholding technique[J]. Sensors, 2012, 12(08): 11205-11220.
- [76] ZHONG J, Jian S, Changxi YOU, et al. Wavelet de-noising method with threshold selection rules based on SNR evaluations[J]. Journal of Tsinghua University (Science and Technology), 2014, 54(02): 259-263.
- [77] Kopsinis Y, McLaughlin S. Development of EMD-based denoising methods inspired by wavelet thresholding[J]. IEEE Transactions on signal Processing, 2009, 57(04): 1351-1362.
- [78] 赵紫薇. 基于互信息 VMD 和 SVM 的煤矿流体管网泄漏检测算法与软件设计[D]. 山东科技大学, 2020.
- [79] 汪梅, 王将, 李远成, 董立红, 马天, 李铭禹. 优化变分参数与改进小波软阈值重构滤波算法[J]. 西安科技大学学报, 2022, 42(02): 380-388.
- [80] Jin Z, He D, Wei Z. Intelligent fault diagnosis of train axle box bearing based on parameter optimization VMD and improved DBN[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2022, 110(04): 104713.
- [81] 丁明宽, 石志勇, 韩兰懿, 宋金龙, 杜滨瀚. 基于优化 VMD-小波阈值的 MEMS 陀螺信号降噪[J]. 兵器装备工程学报, 2021, 42(08): 191-197.
- [82] 胡天林, 陈志伟, 赵德博, 卞嘉炜, 欧阳童洁. 基于编码器与惯性测量单元的定位系统设计[J]. 实验室研究与探索, 2022, 41(05): 83-87.
- [83] 秦国华. 装车卸车移动机器人定位方法及运动控制研究[D]. 华中科技大学, 2018.
- [84] 王俊. 移动机器人的定位方法研究[D]. 东北大学, 2010.
- [85] 耿彬彬. 室外局部遮挡环境下履带机器人稳定定位与轨迹控制研究[D]. 哈尔滨工业大学, 2021.
- [86] 董雅文, 杨静雯, 刘文慧等. 基于 BSO-GA 算法的机器人子区域覆盖路径规划[J]. 轻工机械, 2021, 39(06): 57-64.
- [87] Han L, Tan X, Wu Q, et al. An Improved Algorithm for Complete Coverage Path Planning Based on Biologically Inspired Neural Network[J]. IEEE Transactions on Cognitive and Developmental Systems, 2023, 6(01): 1.
- [88] Zuo G, Zhang P, Qiao J. Path planning algorithm based on sub-region for agricultural robot[C]//2010 2nd International Asia Conference on Informatics in Control, Automation and Robotics (CAR 2010). IEEE, 2010, 2: 197-200.

- [89]Miao X, Lee H S, Kang B Y. Multi-cleaning robots using cleaning distribution method based on map decomposition in large environments[J]. IEEE Access, 2020, 8(05): 97873-97889.
- [90]田春雨. 基于 UWB 定位的智能割草机设计及路径规划研究[D]. 东南大学, 2018.
- [91]Kheirandish M, Yazdi E A, Mohammadi H, et al. A fault-tolerant sensor fusion in mobile robots using multiple model Kalman filters[J]. Robotics and Autonomous Systems, 2023, 161(03): 104343.
- [92]霍炎. 基于光纤陀螺/激光雷达组合定位系统研究[D]. 哈尔滨工业大学, 2017.
- [93]Latombe J C. Robot motion planning[M]. Springer Science & Business Media, 2012.
- [94]Choset H. Coverage of known spaces: the boustrophedon cellular decomposition[J]. Autonomous Robots, 2000, 9(03): 247-253.
- [95]李燊. 一种基于新的单元分解法的全覆盖路径规划算法[J]. 新型工业化, 2021, 11(02): 58-60.
- [96]刘平, 孙金菊, 王春颖. 混沌移动机器人随机覆盖路径规划的研究[J]. 控制工程, 2021, 28(04): 646-655.
- [97]Rottmann N, Denz R, Bruder R, et al. A Probabilistic Approach for Complete Coverage Path Planning with low-cost Systems[C]//2021 European Conference on Mobile Robots (ECMR). IEEE, 2021: 1-8.
- [98]Hasan K M, Reza K J. Path planning algorithm development for autonomous vacuum cleaner robots[C]//2014 International Conference on Informatics, Electronics & Vision (ICIEV). IEEE, 2014: 1-6.
- [99]Caihong L, Fengying W, Yong S, et al. A complete coverage path planning algorithm for mobile robot based on FSM and rolling window approach in unknown environment[C]//2015 34th Chinese Control Conference (CCC). IEEE, 2015: 5881-5885.

附录

攻读学位期间发表的学术论文与主要研究成果

一、参与的科研项目

- [1] 新一代智能割草机控制系统开发, 横向课题 (KYH043120060M). 2021.01-2023.11.
- [2] 光伏机器人智能集群控制系统第二期, 横向课题 (KYH043121088M). 2021.11-2022.10.
- [3] 物联网传感器研发、运维及数据解析升级项目, 浙江省科技项目管理服务中心(ZJXL-KJXX-202101). 2021.10-2022.10.

二、专利

- [1] 陈科明, 陈立宇, 赖盛纪, 齐玲玲. 基于 DTW 算法的电磁屏蔽式智能割草机边界内外识别方法[P]. 浙江省: CN115828065A, 2023-03-21. (已公开, 2/4, 导师第一发明人)