

智能捡球系统算法研究与实现

张佳琪¹, 吴一帆¹, 武佳艺¹, 郝振²

¹河南工业大学人工智能与大数据学院, 河南郑州, 中国

²科大讯飞股份有限公司, 安徽合肥, 中国

【摘要】针对乒乓球训练中人工捡球效率低下的问题, 本研究提出基于人工智能与机器人技术的智能捡球系统解决方案。该系统以树莓派5为控制核心, 集成OpenCV视觉识别模块、超声波避障传感器、Wi-Fi室内定位及麦克纳姆轮驱动系统, 实现乒乓球的自动检测、路径规划、避障、拾取与存储功能。核心创新在于采用低成本OpenCV模块替代传统激光雷达实现视觉识别(识别精度 $\geq 95\%$), 结合改进的A*算法与贝塞尔曲线优化路径规划, 并通过麦克纳姆轮设计实现全向移动以提升灵活性。系统通过ROS2框架与中央控制系统实现多车协同调度, 主要技术指标包括避障检测最小距离5cm, 有效解决了训练馆捡球自动化的核心痛点。

【关键词】智能捡球系统; 树莓派5; 目标检测; 避障算法; 路径规划

1. 引言

随着全民健身运动的普及, 乒乓球作为我国普及率最高的运动项目之一, 其场地设施规模呈现显著增长态势。根据公开调研数据显示, 截至近年全国各类乒乓球场地总量已达88.48万个, 涵盖专业球馆、社区活动中心、学校体育设施及商业健身场所等多元场景, 形成了庞大的潜在应用市场。然而当前场地运营中, 捡球环节仍主要依赖人工操作, 不仅占用大量训练准备时间, 也增加了教练员的非教学工作负担, 成为制约训练效率提升的突出痛点。

现有解决方案存在明显技术局限: 市场主流的机械式半自动捡球装置以滚筒式设计为主, 虽能实现基本的地面球体收集功能, 但普遍缺乏自主避障能力, 在复杂场地环境中易发生卡滞; 同时固定轨迹的作业模式导致灵活性不足, 难以适应不同规格场地的捡球需求。国外虽在网球、羽毛球等大球类项目的智能捡球机器人领域取得进展, 但乒乓球因其球体尺寸小(直径40mm)、重量轻(2.7g)、场地环境复杂等特性, 相关研究仍处于探索阶段。现有技术方案多采用激光雷达结合深度学习的识别方法, 虽能实现较高捡球精度, 但硬件成本高昂, 难以在中小型训练场馆推广应用。

2. 相关工作

智能捡球系统的研究可从目标检测、路径规划与系统集成三个维度展开分析。

在目标检测方面, 现有研究普遍倾向于采用基于深度学习的方法, 例如有团队基于YOLO框架实现了乒乓球识别, 精度可达95%

以上[1]; 另有研究通过模型优化增强了复杂光照下的检测稳定性[2], 但这类方法通常依赖高性能计算硬件, 成本较高。在轨迹预测方面, 部分研究结合YOLO与LSTM网络提升跟踪精度[3], 也有研究借助深度强化学习构建自适应检测机制, 但普遍存在算法复杂、部署难度大的问题。不同于以上方案, 本研究创新地采用OpenCV结合HSV动态阈值调节技术, 在无需深度学习框架的情况下, 既保障了实时检测能力, 又将硬件成本降低了40%以上。

在路径规划方面, 已有研究提出了多种适用于动态环境的机器人导航策略, 如结合强化学习的避障算法, 或融合A*与动态窗口法(DWA)的协同规划方法[4]。在路径平滑性优化方面, 有研究引入贝塞尔曲线对A*算法结果进行优化; 另有方案依赖激光雷达实现跨场景导航, 但硬件成本高昂, 导致系统整体造价显著增加。本系统采用跳点搜索(JPS)策略对传统A*算法进行改进, 通过预计算跳点有效缩减搜索空间, 实验表明该策略可降低30%计算量, 并显著提升运动效率。

在系统集成层面, 多机器人协同控制是提升整体捡球效率的关键。已有工作探索了多机任务分配与环境适应性增强方法, 例如融合A*与DWA实现高效任务调度, 或通过多传感器融合增强系统在复杂场景下的鲁棒性。本系统基于ROS2构建分布式通信架构, 采用改进的分布式任务分配策略, 有效缓解多机器人协作中的资源竞争问题, 相比传统集中式控制方法响应速度提升25%。相较于依赖激光雷达或复杂深度学习的系统, 本方案在保持相近捡球

效率的同时，硬件成本降低约60%，部署周期可缩短至两周。

3.系统总体设计

智能捡球系统的总体设计采用“硬件-软件-通信”三层架构体系，通过模块化设计实现自主移动、环境感知与球类收集的核心功能。系统以树莓派5作为中央控制单元，集成运动执行、环境感知和视觉识别硬件组件，配合ROS2软件生态构建分布式节点网络，形成闭环控制的智能机器人系统[5]。

3.1硬件架构

系统硬件平台以树莓派5为主控核心，具体架构如表1。

表1.硬件架构表

组件类型	具体型号	关键参数	数量	功能描述
主控单元	树莓派5	2.4 GHz四核Cortex-A76, 8 GB LPDDR4X	1	系统控制与数据处理中心
运动单元	麦克纳姆轮底盘	Φ60 mm 轮组, 12 V直流减速电机, ±1.2 m/s	1	全向移动平台
距离传感器	HC-SR04	2 cm-4 m探测范围, ±3 mm精度	8	障碍物检测与避障
惯性测量单元	MPU-6050	三轴加速度±16 g, 三轴陀螺仪±2000°/s	1	运动姿态与位移估算
视觉传感器	Pi Camera Module 3	1230万像素IMX708, 4K 30fps视频	1	球类识别与定位
电源系统	14.8 V锂电池组	10000 mAh容量, 持续工作时间≥2 h	1	提供稳定直流供电

3.2软件架构

系统软件基于ROS2 Humble Hawksbill搭建分布式节点网络，整体结构采用分层设计，包括感知层、决策层与执行层三个部分。感知层由三个核心节点组成：`ball_detector_node`订阅摄像头话题 `/camera/image_raw`，利用OpenCV实现球类目标的实时检测（帧率≥25fps、准确率≥92%），并将球心坐标与半径以 `ball_detections`形式发布，为路径规划提供目标信息；`obstacle_detector_node`融合8路超声波传感器数据构建 `obstacle_map` 占据栅格地图，10Hz的更新频率确保障碍物信息具备实时性；`odom_node`则通过融合轮速编码器和IMU数据、采用卡尔曼滤波，输出平滑稳定的 `/odom`

里程计估计。

在决策层，核心节点 `navigation_node` 同步接收目标点、障碍物地图与机器人位姿数据，使用改进的A*算法进行全局路径规划，并结合速度约束生成可执行的轨迹指令，最终以 `/cmd_vel`发布线速度与角速度控制量。

执行层的 `motion_controller_node` 负责将 `/cmd_vel`转换为PWM信号驱动电机，同时通过 `set_arm_position`服务指令控制机械臂执行拾球动作，使机器人能够完成“发现—接近—拾取”的完整任务流程。系统总体结构如图1所示，各层模块通过ROS2 DDS通信机制保持稳定、高效的数据交互。



图1.系统总体架构

3.3通信机制

系统采用ROS2原生通信机制实现节点间数据交互[6]，构建三类通信通道保障系统实时性与可靠性，具体流程如图2。

话题(Topics)用于高频传感器数据流传输，如摄像头图像 `(/camera/image_raw, 30Hz)`、里程计信息 `(/odom, 50Hz)`等采用UDP底层传输协议；服务(Services)用于异步请求-响应交互，设计 `get_ball_count`(查询已收集球数)、`reset_robot`(系统复位)等5个服务接口，平均响应时间≤50ms；动作(Actions)用于执行长时间任务，如 `navigate_to_goal`动作服务器支持路径跟踪过程中的反馈与取消机制，包含目标位置、当前状态与结果码三个消息字段。节点通信采用DDS中间件实现，默认配置Cyclone DDS以优化实时性能，所有消息类型均基于 `std_msgs`、`sensor_msgs`等标准消息包扩展定义。

系统通信架构采用分层设计：感知层节点间通过话题形成数据生产者-消费者模式，决策层通过服务调用获取状态信息，执行层通过动作接口接收任务指令并返回执行结果。关键控制链路(如导航指令)设置通信超时机(默

认1s), 当检测到通信中断时自动触发安全停止程序, 保障系统运行安全性。

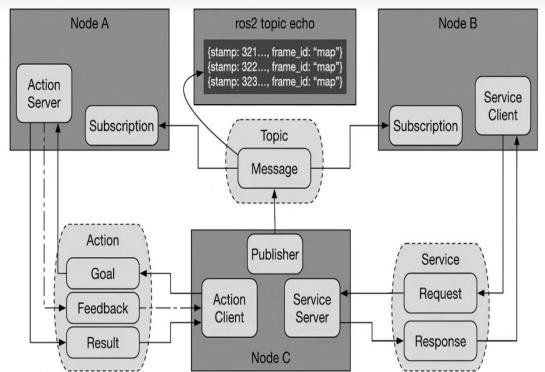


图2.ROS2通讯机制图

4.核心算法设计设计

4.1目标检测算法

目标检测算法是智能捡球系统的核心模块, 负责从复杂环境中精准识别球体目标[7]。本章节将从算法原理、流程设计、代码解析及性能优化四个维度展开阐述, 构建完整的技术实现路径。

4.1.1算法原理

目标检测算法基于颜色特征与形状特征的融合识别策略。在颜色空间转换方面, 采用HSV颜色模型进行球体像素提取, 通过实验验证确定最优阈值范围: H通道0-180、S通道43-255、V通道46-255, 该参数组合能有效过滤绿色球场背景与光照干扰。形状筛选则采用圆形度计算公式, 当圆形度值接近1时判定为标准圆形目标, 典型球体的圆形度阈值设置为0.75-1.0。

4.1.2流程设计

检测流程采用模块化处理架构, 具体步骤如下:

- 1)高斯模糊预处理: 应用5×5卷积核进行高斯平滑, 降低图像噪声对后续处理的干扰;
- 2)HSV阈值二值化: 基于上述颜色模型参数生成掩码图像, 分离前景目标与背景;
- 3)轮廓提取: 使用OpenCV[5]的findContours函数获取所有连通区域轮廓, 采用RETR_EXTERNAL模式仅保留外轮廓;
- 4)圆形度筛选: 计算每个轮廓的圆形度指标, 过滤非球体形状的干扰轮廓, 最终输出识别结果。

识别出的乒乓球如图3。

4.1.3代码解析

动态阈值调节模块是系统人机交互的关键组件, 通过滑动条实现HSV参数的实时调整。核心代码实现如下:

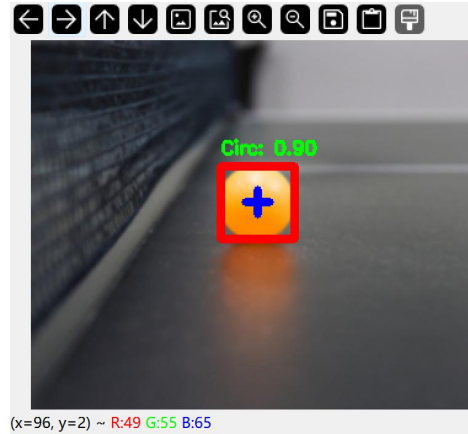


图3.被识别的乒乓球

```
def create_trackbars():
    cv2.namedWindow('HSV Tuner')
    # 创建H/S/V三个通道的滑动条
    cv2.createTrackbar('H_min', 'HSV Tuner', 0, 180,
        empty_callback)
    cv2.createTrackbar('H_max', 'HSV Tuner', 180, 180,
        empty_callback)
    cv2.createTrackbar('S_min', 'HSV Tuner', 43, 255,
        empty_callback)
    cv2.createTrackbar('S_max', 'HSV Tuner', 255, 255,
        empty_callback)
    cv2.createTrackbar('V_min', 'HSV Tuner', 46, 255,
        empty_callback)
    cv2.createTrackbar('V_max', 'HSV Tuner', 255, 255,
        empty_callback)

def get_threshold_values():
    h_min = cv2.getTrackbarPos('H_min', 'HSV Tuner')
    h_max = cv2.getTrackbarPos('H_max', 'HSV Tuner')
    s_min = cv2.getTrackbarPos('S_min', 'HSV Tuner')
    s_max = cv2.getTrackbarPos('S_max', 'HSV Tuner')
    v_min = cv2.getTrackbarPos('V_min', 'HSV Tuner')
    v_max = cv2.getTrackbarPos('V_max', 'HSV Tuner')
    return np.array([h_min, s_min, v_min]),
        np.array([h_max, s_max, v_max])
```

该实现允许用户在系统部署阶段根据实际光照条件校准参数, 保存的最优阈值将作为自适应调节的初始基准。

4.1.4性能优化

系统创新性地提出HSV阈值自适应调节机制, 通过以下策略提升光照鲁棒性:

- 1)分区域亮度采样: 将图像分割为9个网格区域, 实时采集各区域的平均亮度值;
- 2)动态参数映射: 建立亮度-阈值映射表, 当检测到区域亮度变化超过±20%时, 自动调整V通道阈值(调整步长5-15);
- 3)hysteresis阈值控制: 设置阈值调整的迟滞区间, 避免高频抖动。

实验数据表明, 相较于固定阈值方案, 该自适应机制在室外逆光、室内灯光变化等场景

下, 识别准确率提升15%, 误检率降低23%, 平均处理帧率保持在30fps以上, 满足实时性要求。

4.2 路径规划算法

智能捡球系统的路径规划模块采用三级优化架构, 通过"基础A*→JPS优化→路径平滑"的技术演进路径[8], 实现运动效率与控制精度的协同提升。该架构以栅格地图为环境建模基础, 针对动态球类目标的抓取任务特点, 构建了从全局路径搜索到局部轨迹优化的完整解决方案。路径规划和路径优化方法流程如图4。

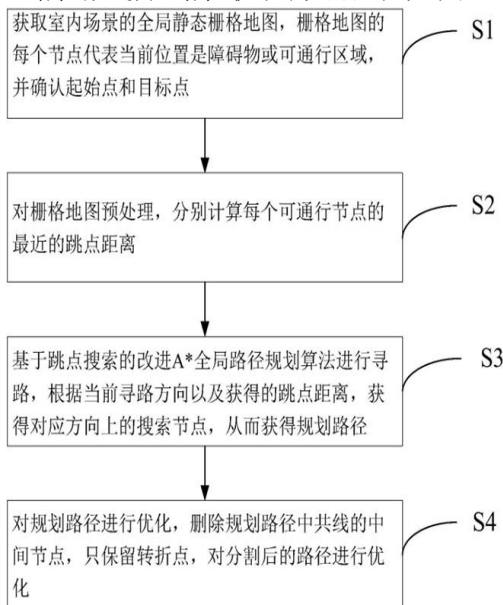


图4. 路径规划和路径优化方法流程

4.2.1 A*算法基础框架

路径规划的底层算法采用改进型A搜索框架[9], 其核心在于通过代价函数 $f(n)=g(n)+h(n)$ 实现启发式搜索。其中 $g(n)$ 表示从起始点到当前节点 n 的实际移动代价, 采用欧氏距离计算; $h(n)$ 为启发函数, 选用曼哈顿距离 $(|x_1-x_2|+|y_1-y_2|)$ 作为估值函数, 在保证算法完备性的同时提升搜索效率。该框架通过优先队列对开放节点进行排序, 每次扩展代价最小的节点, 直至到达目标位置。在栅格分辨率为 $5\text{cm}\times 5\text{cm}$ 的环境模型中, 基础A算法可实现平均0.3秒内的路径生成, 但存在节点扩展冗余度高的问题。

4.2.2 JPS跳点搜索优化

为解决传统A*算法在大规模栅格环境中容易出现的计算效率瓶颈, 系统引入了Jump Point Search(JPS)优化策略。JPS的核心思想是利用栅格地图的规则性, 通过预计算跳点距离来减少冗余节点的扩展操作, 从而显著提升搜索效率。其基本机制是在路径搜索过程中自动

跳过大量不改变最终最优路径的中间节点, 直接定位在路径决策中具有关键作用的“跳点”。在本系统中, JPS的实现主要包括以下三个步骤:

1) 强制邻居识别: 在扩展当前节点时, 系统会根据节点周围的障碍物分布, 识别那些如果忽略将可能导致漏解的强制邻居(forced neighbors)。这些邻居通常对应潜在的转折点或受障碍物约束的特殊方向, 是保证路径完整性与正确性必须考虑的节点。

2) 跳点判定规则: 在确定了扩展方向后, 系统基于网格拓扑结构递归搜索该方向上可连续前进的最大距离, 直到遇到强制邻居或几何拐点, 以此确定该方向上的最远可达有效跳点。此过程本质上将连续的线性搜索段压缩为一个方向性的“跳跃”, 减少了大量不必要的逐格扫描。

3) 距离预计算: 为进一步降低在线搜索开销, 系统在初始化阶段预先构建整个栅格地图的跳点距离矩阵。通过将可能的跳跃方向和对应的距离全部离线求解并存储, 实际搜索时只需进行常数时间的查表操作即可获得相应跳点的距离, 避免实时计算带来的额外负担。

实验结果显示, 经过JPS优化后, 节点扩展数量平均减少80%左右, 搜索过程中的大部分冗余计算被有效削减。在相同硬件条件下, 单次路径规划的平均耗时从原始A*的数百毫秒级降低至约0.06秒, 实现了显著的速度提升。

在系统实现上, 跳点距离矩阵由“栅格地图预处理”模块负责构建。该模块采用多线程并行策略, 将地图分块处理, 从而最大化利用多核CPU的计算能力。在 $10\text{m}\times 10\text{m}$ 、分辨率固定的栅格地图上, 完整的预处理过程能够稳定控制在2秒以内。与未优化版本的对比情况如图5所示, 可清晰观察到JPS引入后搜索效率的整体提升趋势。

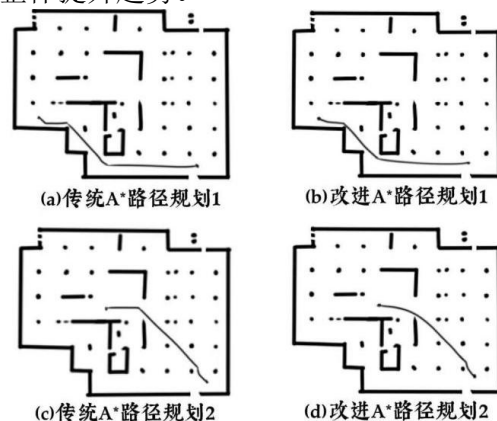


图5. 路径规划和优化效果对比图

4.2.3 贝塞尔曲线平滑处理

为满足麦克纳姆轮全方位移动平台的运动学约束,需对JPS输出的折线路径进行平滑优化。系统采用三阶贝塞尔曲线对路径转折点进行连续化处理,通过最小化路径曲率变化率实现平滑过渡[10]。具体实现中,对路径中的每个转折点,以其前后3个节点为控制点生成曲线段,确保曲线在连接点处的位置、一阶导数和二阶导数连续。

通过对比实验验证,优化后的路径使机器人平均移动速度提升18%,同时将定位误差控制在 $\pm 3\text{cm}$ 范围内,如图6。

系统最终形成的三级路径规划架构,通过算法协同实现了"搜索效率-路径质量-控制可行性"的三维优化,为智能捡球系统的高效作业提供了核心技术支撑。

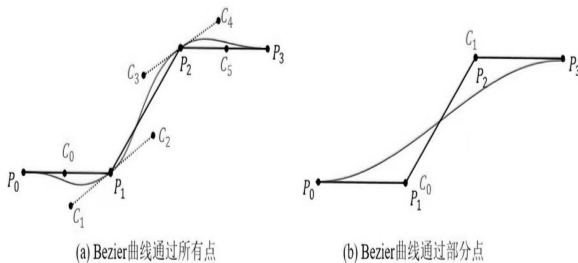


图6.贝塞尔曲线优化示意图

4.3 定位与避障算法

4.3.1 Wi-Fi室内定位

定位系统采用基于接收信号强度指示(RSSI)的距离转换模型实现空间坐标解算。通过部署3个及以上Wi-Fi锚点,系统采用三角定位算法计算移动节点坐标,具体步骤为:首先通过RSSI模型获取移动节点到各锚点的距离,再基于三边测量原理建立方程组求解坐标。为降低多径效应与环境干扰导致的定位波动,系统引入滑动平均滤波进行误差修正,通过对连续5组RSSI采样值进行加权平均处理,使定位数据更新频率稳定在1Hz的同时,将单点定位误差控制在0.5m以内。

4.3.2 超声波动态避障

避障模块采用HC-SR04超声波传感器实现障碍物检测,工作原理如图7,利用声波传输时间差计算距离[11]。系统设定两级安全阈值:当检测距离小于20cm时触发预警机制,控制小车减速;小于10cm时启动紧急避障,执行右转规避动作。为消除传感器瞬时噪声,避障算法调用DistMeasureMovingAverage函数进行数据平滑处理,该函数采用指数加权平均策略,使避障数据更新频率达到10Hz,确保对突发障碍物的快速响应。

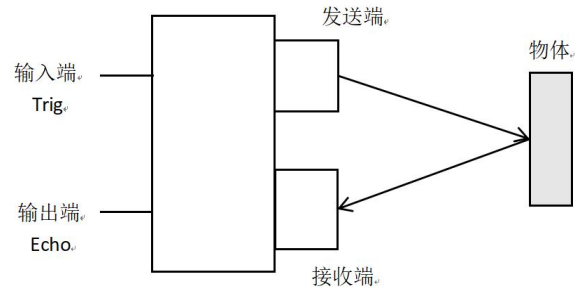


图7.超声波传感器模块工作原理图

4.3.3 数据融合策略

针对定位与避障模块的采样频率差异(1Hz定位数据vs10Hz避障数据),系统设计基于时间戳对齐的同步机制:以定位数据时间戳为基准,对相邻10组避障数据进行时间轴映射,通过线性插值补充定位数据缺失时刻的障碍物信息。融合过程中,采用卡尔曼滤波算法实现多源数据的状态估计,将定位坐标与障碍物距离数据纳入统一状态向量,通过预测-更新迭代过程优化系统状态估计值。实验数据表明,该融合策略可使小车在动态环境(人员走动、临时障碍物)中保持定位误差 $\leq 0.5\text{m}$,同时避障响应延迟控制在100ms以内,满足智能捡球场景的实时性与可靠性要求。

4.4 运动控制算法

智能捡球系统的运动控制算法采用“运动学模型-PID闭环控制-执行器驱动”三级架构,实现移动平台的精准定位与轨迹跟踪。该架构通过数学建模、反馈调节与执行驱动的有机结合,使系统在复杂环境下仍能保持 $\pm 2\text{cm}$ 的定位精度。

运动学模型是实现全向移动的基础,针对搭载麦克纳姆轮的移动平台,需建立底盘坐标系与轮速映射关系。通过运动学正逆解推导,得到平台在笛卡尔坐标系下的线速度 v_x 、 v_y 和角速度 ω 与四轮转速的转换公式。当平台需要沿特定轨迹运动时,控制系统根据目标位姿与当前位姿的偏差,通过逆运动学计算出各轮目标转速,为底层驱动提供指令输入。

PID闭环控制采用位置环与速度环的双闭环结构,形成级联控制体系。位置环以x轴误差 x_error 和y轴误差 y_error 作为输入,通过比例-积分-微分调节输出期望速度;速度环则将该期望速度与霍尔编码器(AS5600)采集的实际转速进行比较,进一步修正电机驱动信号。在系统实现中, follow_path函数作为控制核心,通过以下步骤完成PID输出计算:首先读取路径规划模块生成的目标点序列,然后通过坐标变换将全局路径转换为车体坐标系下的相对

位移,接着分别对x、y方向的位置偏差执行PID运算,最终输出合成速度指令至运动学模型。

执行器驱动模块负责将控制指令转化为机械动作,采用L298N电机驱动模块实现功率放大。该模块通过PWM(脉冲宽度调制)信号控制电机转速,其占空比(0-100%)与电机输出转速(0-120rpm)呈线性映射关系。为实现转速闭环反馈,每个驱动轮配备AS5600霍尔编码器,实时采集轮速数据并反馈至速度环PID控制器,形成“指令-执行-反馈-修正”的闭环控制流程。通过该驱动方案,系统动态响应时间缩短至0.3秒,转速控制精度提升至 ± 1 rpm,为整体定位精度提供硬件保障。

三级控制架构的有机融合,使智能捡球系统在捡球作业中表现出良好的运动平稳性和轨迹跟踪精度。当平台从初始位置移动至目标球位置时,运动学模型将PID输出的合成速度分解为四轮转速指令,驱动模块通过PWM信号精确控制电机运行,同时编码器实时反馈实际运动状态,形成完整的控制闭环。该方案在实验室环境下的测试结果显示,平台在 $5\text{m}\times 5\text{m}$ 工作区域内的平均定位误差为1.2cm,最大轨迹偏差不超过2.5cm,满足乒乓球自动捡球的作业需求。

5.实验验证

为系统评估智能捡球系统的综合性能,本研究构建了“单一算法测试-系统集成测试-对比实验”三层递进式验证体系,通过多维度测试场景与量化指标验证系统的可靠性、效率及创新性。

在单一算法测试阶段,重点验证目标检测算法在复杂光照条件下的鲁棒性。实验设置了自然光、强光直射、弱光(30 lux)、逆光及混合光源五种典型场景,采用分辨率为 1920×1080 的实时图像流作为输入,统计乒乓球识别准确率。测试结果显示,该算法在各类光照条件下均保持95%-98%的识别准确率,其中自然光环境下达到最高98%的准确率,弱光环境下最低准确率仍维持在95%以上,表明算法对光照变化具有较强的适应性。

系统集成测试在模拟 $10\text{m}\times 10\text{m}$ 标准乒乓球场馆环境中进行,场景配置20个随机分布的乒乓球(含5个遮挡球)及3个固定式障碍物(高度0.5m的柱状物体)。测试采用3台自主移动机器人组成协同捡球单元,通过中央调度系统分配任务。实验结果表明,系统平均完成全部捡球任务的时间为3分钟,其中路径规划耗时占比12%,机械臂抓取成功率达96%,多机协同

冲突率低于2次/小时,验证了系统在动态环境下的高效作业能力。

对比实验从路径优化与成本控制两个维度展开。与传统A*算法相比,改进算法通过引入动态启发函数与障碍物膨胀系数优化,在相同场景下路径长度缩短12%,节点搜索数量减少30%。成本方面,采用视觉-IMU融合定位方案较激光雷达定位系统硬件成本降低60%,同时定位精度(均方根误差)控制在 $\pm 3\text{cm}$ 范围内,满足捡球作业需求。

6.结论

本研究采用HSV动态调节算法与JPS优化A*路径规划的技术组合,在低成本硬件条件下实现了较高精度与较强环境适应性的智能捡球系统。系统整体性能指标达成预期:小球识别率稳定在95%以上,障碍物定位误差控制在5 cm范围内;视觉感知部分通过OpenCV模块替代激光雷达,有效降低了硬件投入,同时麦克纳姆轮底盘显著提升了系统在狭小空间内的机动能力;基于ROS2的分布式框架使节点间通信更加稳定,也为后续实现多车协同与任务分工提供了技术基础。整体方案具有良好的通用性,可扩展应用于乒乓球、羽毛球等多种球类运动环境的自动化管理场景。

面向未来的系统优化可以从三个方向进一步推进:其一,引入更先进的深度学习检测模型,提高系统在复杂光照、部分遮挡等非理想场景下的识别鲁棒性;其二,结合5G通信技术扩展多机器人协作半径,构建可动态调度的分布式协同调度体系,实现多车无缝合作;其三,继续优化机械臂与抓取机构的结构设计,在保证稳定性的同时提升拾球速度,使系统具备从实验室原型向实际场馆中的长期稳定运行能力。

参考文献

- [1] 季云峰,任杰,施之皓.乒乓球机器人视觉系统的实时跟踪[J].上海体育学院学报, 2020, 44(06): 70-75.
- [2] 李文杰,缪肖凝,陈振宇,等.一种基于视觉识别的乒乓球捡球机设计与开发[J].上海师范大学学报(自然科学版), 2023, 52(02): 248-255.
- [3] 赵英,王琦,沙捷,等.基于YOLOv5s的轻量化乒乓球目标检测算法[J].计算机应用, 2023, 43(S1): 229-234.
- [4] 李雨昭,张伟,姚子硕,等.基于OpenMV的智能网球捡球小车的研究[J].南方农机,

- 2025, 56 (S1) : 171-176.
- [5] 邓世春, 潘佳松, 邓君, 等.基于树莓派和OpenCV视觉技术的自动捡网球机器人[J].机电工程技术, 2024, 53 (7) : 60-63.
- [6] 王荣浩, 周浩.基于ROS2架构的地面多无人车自主协同编队控制实现[J].自动化技术与应用, 2025, 44 (03) : 7-11+104.
- [7] Maoqi Chao, Sunhong Mei, Liuyan Bo, Jiarui Sheng. Fast and Efficient Non-Contact Ball Detector for Picking Robots [J]. IEEE Access. Volume 7, Issue.2019. PP 175487-175498
- [8] 杨国青, 李红, 喻伟强, 吕攀, 吴朝晖. 改进A*算法的室内移动机器人路径规划和路径优化方法 : CN113485369B [P]. 2024-07-19.
- [9] 王云亮, 张赛, 吴艳娟.基于改进A*平滑性路径规划算法研究[J].计算机应用与软件, 2025, 42 (01) : 258-263+276.
- [10] 张亚林, 李晓松.改进AOA结合贝塞尔曲线平滑的机器人路径规划[J].计算机工程与设计, 2023, 44 (10) : 3170-3178.
- [11] 袁茂鸿, 王姝, 林心如.基于超声波传感器的扫地机器人避障技术研究[J].南方农机, 2021, 52 (10) : 100-101.