

基于改进灰狼算法的物流机器人运动路径规划方法

张宇璇^{1,2}, 张楠²

(1. 中北大学 仪器与电子学院, 太原 030051; 2. 百信信息技术有限公司, 太原 030000)

摘要: 物联网信息技术的发展使得物流机器人在当前运动路径规划中面临局部极值陷阱、算法收敛等问题, 且加之传统运动路径规划手段难以满足复杂多变的物流环境, 因此探寻积极有效的运动规划手段迫在眉睫; 基于此, 研究借助灰狼优化算法进行全局路径规划和混合路径分析, 并引入协同量子、改进人工势场进行改进, 实现该算法收敛因子的更新和交叉策略的执行; 对物流机器人进行仿真结果分析, 结果表明, 该算法在测试函数上表现出较好的收敛性, 且在单个障碍物结果中的搜索路径长度减少率在5%左右, 平均成本消耗为23.65, 能较好检测到动态障碍物并有效跳出了局部极小值陷阱; 且其在动态环境下的运行时间缩短了46.37%, 寻优和避障性能较好; 研究提出的路径规划算法能有效为物流业的发展以及自动化调度提供借鉴思路和价值。

关键词: 物联网环境; 移动机器人; 运动路径; 静态环境; 动态障碍物

Motion Path Planning Method for Logistics Robots Based on Improved Grey Wolf Algorithm

ZHANG Yuxuan^{1,2}, ZHANG Nan²

(1. School of Instrument and Electronics, North University of China, Taiyuan 030051, China;

2. Baixin Information Technology Co., Ltd., Taiyuan 030000, China)

Abstract: The development of information technology in Internet of Things (IoT) has made logistics robots face problems such as local extreme traps and algorithm convergence in current motion path planning. In addition, traditional motion path planning methods are difficult to meet the requirements of complex and changing logistics environments. Therefore, it is urgent to explore active and effective motion planning methods. Based on this, the grey wolf optimization algorithm is used to plan the global path and analyze the mixed path, and introduces the collaborative quantum and improved artificial potential fields, achieving the update of the convergence factor of the algorithm and the execution of crossover strategies. Through simulating and analyzing logistics robots, the results show that the algorithm has a good convergence in test function, and the search path length in a single obstacle is reduced by about 5%, with an average cost consumption of 23.65, which can better detect dynamic obstacles and effectively escape local minimum traps. And its running time in dynamic environments is shortened by 46.37%, with good optimization and obstacle avoidance performance. The proposed path planning algorithm can effectively provide a reference and value for the development of logistics industry and automated scheduling.

Keywords: IoT environment; mobile robots; motion path; static environment; dynamic obstacle

0 引言

通信技术和信息技术的发展使得现代物流的管理方式得到了革新, 业务流程更为复杂、资源配置更为高效, 智能化作业已然成为行业发展的大势所趋, 且以物流机器人为核心的自动化模式也被广泛应用于货物分拣、物料搬运、出入库作业等运动场景^[1]。物流机器人作为一种用于完成物流、仓储配送任务的机器人, 能借助集成化自动系统、导航系统和传感器等规避障碍物, 完成任务操作, 有效提高运输效率、降低人力成本^[2]。物流机器人需要在移动场景和环境具备良好的导航能力, 并在实现自我定位和环境感知前提下完成移动路径的合理规划, 以便能准确到达

设定的目的地。运动控制和路径规划作为物流机器人的重要核心功能, 其是评估其性能的重要指标。物流机器人能自主识别环境及障碍物信息, 并在计算最佳规划路径的同时借助传感器避开障碍物, 其规划效果能直接反映其完成目标任务的质量水平^[3]。面对目前物流移动机器人规划困境, 不同学者提出了不同的看法, 其中魏博等人将离子运动规律引入到人工蜂群算法中, 对其交叉搜索策略进行更新, 以便解决移动机器人的仓储规划问题, 结果表明, 该方法对更新机制的改进表现出较好的收敛性能, 寻优性能和规划效率均有不同程度的提升^[4]。胡晓等人则对于移动机器人拣货系统的动态特性, 在考虑机器人运动学特性的

收稿日期: 2024-04-01; 修回日期: 2024-04-28。

作者简介: 张宇璇(1999-), 女, 在读硕士研究生。

引用格式: 张宇璇, 张楠. 基于改进灰狼算法的物流机器人运动路径规划方法[J]. 计算机测量与控制, 2024, 32(9): 276-282.

基础上提出时间窗分层协作 A* 算法, 仿真结果表明, 该改进算法在同等平均行驶距离下能显著提高作业效率^[5]。郑维等人借助快速限幅非线性反馈控制器实现对机器人系统的动态约束, 并以改进后的扩展随机树算法进行路径规划和运动仿真, 结果表明该算法具有较好的有效性, 且极大缩减了求解时间^[6]。Wang J 等学者针对移动服务机器人的规划问题, 提出在全局规划中以快速探索随机树、启发式轨迹节点的更新来实现其在动态环境的运动规划^[7]。结果表明该方法能获得较好的轨迹路线, 且成本代价较低。现阶段神经网络算法、模糊控制理论等多被应用于物流机器人运动控制中, 但该技术对应下所表现出操作繁琐、设备技术不完备、局部极值陷阱等问题已导致其适用性受限, 且在复杂动态环境下难以达到较好的规划效果。不同状态的障碍物也使得物流机器人的路径规划更为复杂, 安全隐患事故风险仍然存在, 因此探寻更为行之有效的路径规划及避障算法是提高物流机器人识别复杂环境条件准确性和提升应用效能的重要内容。其中灰狼优化算法 (GWO, grey wolf optimization) 作为一种智能算法, 具有结构简单、参数调节数量较少等优点, 因此研究基于 GWO 算法进行改进, 并在考虑全局环境和混合路径情况下完成物流机器人运动规划设计, 旨在提高机器人规划性能和效率, 进而推动物流系统的进一步发展和自动化水平的实现。

1 基于改进灰狼算法的物流机器人运动路径规划设计

1.1 物流机器人环境感知建模

物联网环境将传感器设备与设备进行关联, 实现信息数据的交互和共享, 能有效提高物流机器人的运动效率和智能水平。传统机器人在空间路径规划中往往通过设定的路径轨迹来进行移动, 其在遇到复杂障碍物和不可控路况变化时, 需要进行重新调整, 造成较多不便以及额外成本产生^[17]。但在物联网环境下, 机器人与物联网系统的实时连接, 能及时获取周围环境信息, 并进行自主调整和自动避障, 且物联网技术对历史数据、货物运输情况等信息的分析也能一定程度上为其路径选择提供参考依据, 减少运输时间和成本^[18]。研究借助二维栅格进行环境建模, 即将平面划分为具有均匀大小和二值化信息的栅格, 序号法和坐标法为其常见的模型表示方法。物流机器人在二维空间环境中的路径规划问题可转为多维函数优化问题, 障碍物信息可在空间范围内实现坐标系的转换, 其转换公式可表示为式 (1)。

$$\begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos\alpha & \sin\alpha \\ -\sin\alpha & \cos\alpha \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x - x_s \\ y - y_s \end{bmatrix} \quad (1)$$

式 (1) 中, x 为障碍物在原始坐标系下的坐标, y 为转换到旋转坐标系的横坐标, x_s 为转换到旋转坐标系的横坐标, y_s 为转换到旋转坐标系的横坐标, α 为原始坐标系与旋转坐标系的夹角^[19]。机器人模型按照其移动方式的差异可划分为不同种类, 其中轮式机器人因其具有较好的控制性和行驶特性, 多被应用于物流环境中。物流机器人模型见图 1。

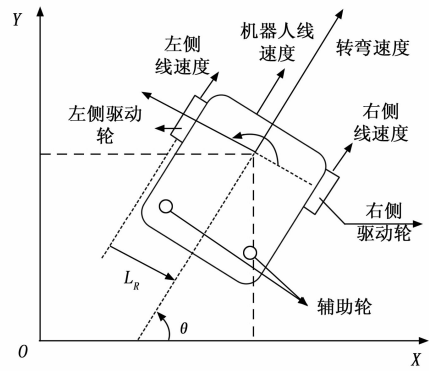


图 1 物流机器人运动模型

图 1 中, L_R 表示车身中线到驱动轮的距离。该机器人借助驱动轮和支撑轮实现移动和旋转, 位姿信息、转弯角速度、形式速度等因素都是其在行驶过程中需要考虑的内容。在不考虑发生侧翻情况下, 机器人系统受非完整约束条件可表示为式 (2)。

$$\bar{x} * \sin\theta = \bar{y} * \cos\theta \quad (2)$$

式 (2) 中, \bar{x} 表示横轴速度, \bar{y} 表示纵轴速度, θ 为运行方向夹角。机器人在运行过程中, 还应在考虑障碍物等外界干扰的情况, 设定最小步长以满足不同状态下的直线形式情况, 式 (3) 为最小步长约束情况。

$$D_{min} \leq D_x \quad (3)$$

式 (3) 中, D_x 表示当前状态与其他状态之间的步长, x 为状态。机器人路径规划成效主要体现在实时性、安全性和可达性等方面, 包括对障碍物的避障花费成本和路径消耗等内容。当机器人作匀速运动时, 代价成本可依据其路径段进行简化和分段标注^[20]。研究以八叉树搜索策略来规定机器人的移动情况, 二维栅格地图环境下的栅格总数可借助矩阵形式呈现, 矩阵每一行都对应了栅格之间的通行关系, 且在路径规划过程中, 障碍物威胁成本为数学模型的总成本, 其数学表达见式 (4)。

$$FITz = aFITdis + bFITbas \quad (4)$$

式 (4) 中, $FITdis$ 表示路径总长度, $FITbas$ 为躲避障碍物成本, a, b 为权重系数。研究以平滑度作为路径代价成本进行约束, 则路径规划问题可等同于函数最优解求解, 其数学表达见式 (5)。

$$\begin{cases} \min FITz \\ S. t \sum_{i=1}^D FITs_{mo}, i(B = \pi) \leq FITs_{mo} \leq \sum_{i=1}^D FITs_{mo}, \\ i(B = \pi/2) \end{cases} \quad (5)$$

式 (5) 中, $FITs_{mo}$ 为平滑度函数。考虑到移动机器人在设计控制系统时面临的算法架构差异性, 导致其搭建难度较大, 因此研究以机器人操作系统 (ROS, robotic operating system) 为软件系统, 进行机器人仿真平台搭建。ROS 元操作系统能通过软件程序编译来提供定位绘图、行动规划、感知模拟与控制等功能, 并通过串行总线驱动对应的

硬件设备^[21-22]。在 ROS 上配置所有的串口设备参数均一致，包括数据位、起始位、校验位等。考虑到机器人上位机的资源计算有限，因此 ROS 中的可视化软件要安装在 PC 电脑端上，因此机器人上只需安装 ROS 系统即可。研究中所用的机器人除机械结构外，还包括控制器摄像头、驱动器和传感器等部分，其控制系统由 linux 上位机和下位机 STM32 控制板两部分组成^[23]。机器人上电后会启动相关传感器驱动文件，并按照设定的功能命令完成网络状态检查与配置、工作功能的执行等。

1.2 改进灰狼算法下的机器人运动规划及优化设计

1.2.1 协同量子改进灰狼算法下的全局路径设计

路径规划是指在指定空间维度中，在避开障碍物的情况下，依据某规划算法对某两个表示起点和终点的节点之间的路径进行规划设计，路径长度、转弯次数以及节点搜索数量等为常见的路径参数指标。全局路径规划可帮助物流机器人对障碍物信息进行合理避障，传统算法在进行路径搜索时不可避免会遍历较多无用节点，导致计算消耗量较大，因此，研究借助灰狼优化算法这一寻优思路进行规划设计。灰狼优化算法能有效模拟呈金字塔状的灰狼群体等级情况以及信息共享机制，其通过对种群个体的评价和更新来实现算法最优解的获取，该协同竞争机制能有效引导算法的收敛。且 GWO 算法能有效实现全局搜索和局部搜索的平衡，在保证种群丰富性的同时，一定程度上确保算法的收敛速度，因此收敛因子的取值对算法性能至关重要^[8]。但传统 GWO 算法容易忽略自身经验的信息交流，因此为避免传统算法陷入局部极值问题，研究借助量子理论来实现对灰狼算法的优化，解决其搜索范围受限情况。该优化算法利用量子力学中的不确定理论和粒子波动函数，实现对每个灰狼个体的位置更新和协作处理。每个粒子通过多时间点实现测量，克隆中的个体依据维度实现顺序替换，并与原始粒子的适应度进行比较，以适应度最好的粒子为基准实现最优个体的合并。图 2 为量子优化 GWO 算法流程。

该算法首先对参数进行初始化处理和最初迭代条件设置，随后对种群个体进行适应度计算和排序，对数值排名前三的灰狼进行依次求解，并判断当前迭代次数是否小于最大迭代次数^[9]。若是则结束流程，否则借助改进协同量子更新公式对个体位置进行更新，并借助非线性收敛因子完成最优个体的更新，计算对应的适应度值，直至其满足结束条件。同时为解决协同量子灰狼优化算法在克隆合并过程中的运动时间过长以及路径质量不高问题，研究借助混沌映射对其路径个体进行初始化处理，即生成随机数（取值范围在 0 和 1 之间），构建混沌映射模型来生成新路径和完成规则处理的更新。式 (6) 为混沌映射模型的数学表达。

$$m_{ij}^{k+1} = \begin{cases} m_{ij}^k / P & 0 \leq m_{ij}^k \leq P \\ (m_{ij}^k - P) / (0.5 - P) & P \leq m_{ij}^k \leq 0.5 \\ (1 - P - m_{ij}^k) / (0.5 - P) & 0.5 \leq m_{ij}^k \leq 1 - P \\ (1 - m_{ij}^k) / P & 1 - P \leq m_{ij}^k \leq 1 \end{cases} \quad (6)$$

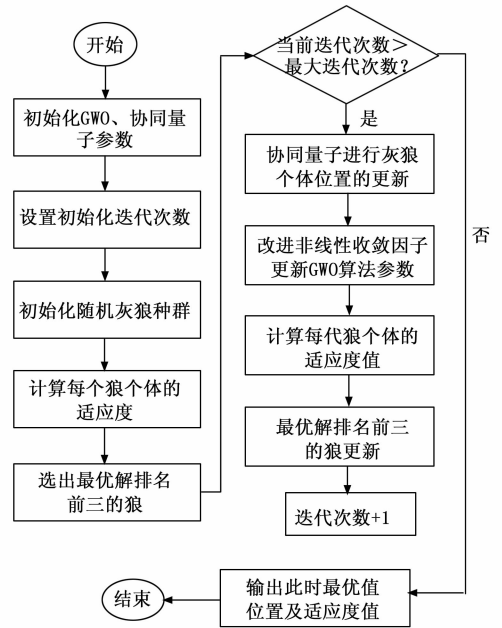


图 2 量子优化 GWO 算法流程示意图

式 (6) 中， k 为映射序列长度， m_{ij} 为第 i 条路径第 j 个路径点的坐标信息， P 为模型固值。其中非线性收敛因子更新的数学表达见式 (7)。

$$a = 2 - 2 * [(e^{l/M} - 1) / (e - 1)]^2 \quad (7)$$

式 (7) 中， l 为算法迭代系数， M 为迭代次数。研究借助自适应概率交叉变异操作实现路径个体位置信息的更新，减少最优路径个体的丢失，基于余弦的概率公式见式 (8)。

$$Pc = \begin{cases} Pca + Pca * \cos((f - favg) / (fmax - favg) * \pi / 2) & f \geq favg \\ P_s & f < favg \end{cases} \quad (8)$$

式 (8) 中， Pca 表示概率极值和的平均值， $favg$, $fmax$ 为个体适应度 f 的平均值和最大值。当自适应灰狼算法应用于移动机器人时，首先借助映射模型实现对全局路径的混沌处理，并借助约束条件对费用函数进行更新，对路径花费成本较少的前三名个体进行迭代训练。对路径位置进行更新并判断路径点是否满足条件，引入自适应交叉处理，更新收敛因子，确定每条路径的新成本代价函数，不断更新直至满足最大迭代次数，最后输出的最佳成本消耗以对应的路径点位置。

1.2.2 改进人工势场下的局部路径动态障碍检测

1.2.2.1 动态障碍物检测及碰撞检测

地形环境复杂程度的增加以及应用场景的变化，使得物流机器人在路径规划中所面临的障碍物并不只是单一静止状态，因此当移动机器人借助传感器感应到动态障碍物时，需进行碰撞策略判断。全局路径规划能较好帮助机器人在完整路径下完成实时避障，但面对不同分段下的路径工况情况，其更容易受动态障碍物干扰而做出失误判断，进而对其实时性及运行效率造成较大的影响^[10]。因此研究

在全局规划设计基础上, 提出以改进的人工势场来完成动态障碍物的目标点优化, 对路径规划的局部情况进行处理, 以更好地对混合路径下的机器人规划方法进行研究。人工势场法在进行机器人路径规划时, 能借助势场模型描述空间环境下移动机器人和障碍物的运动状态, 机器人依赖目标位置吸引势场和障碍物的排斥势场完成向前运动^[11]。传统人工势场可借助式 (9) 进行描述:

$$U = U_{att} + U_{rep} \quad (9)$$

式 (9) 中, U_{att} 表示目标点对机器人产生的引力场, U_{att} 为障碍物对机器人产生的斥力场, 也可将该式转化为力的表现形式。在假设目标点和机器人位置时, 可得到引力势场函数, 见式 (10):

$$U_{att} = 0.5 \times k' \times \|E_{goal} - E_{cur}\|^2 \quad (10)$$

式 (10) 中, k' 表示引力放大系数, $\|E_{goal} - E_{cur}\|$ 为机器人 E_{cur} 到目标点 E_{goal} 的欧几里得度量。斥力场函数可表示为式 (11):

$$U_{rep}(X) = \begin{cases} 0.5 \times m \left(\frac{1}{d} - \frac{1}{\rho_0} \right)^2 & \text{if } d \leq \rho_0 \\ 0 & d > \rho_0 \end{cases} \quad (11)$$

式 (11) 中, m 表示斥力尺度因子, d 为移动点与阻碍点之间的空间位置长度, ρ_0 为障碍点周边在平面上的投影半径。在借助人势场法在进行机器人路径规划时, 机器人的引力与其目标点之间的距离相关, 且当障碍物处于目标点边缘时, 目标点可能会处于停止徘徊状态, 进而致使机器人的移动状态受阻^[12-13]。同时斥力和引力形成的合力能决定移动机器人的方向, 其可能存在局部极小值情况, 当处于极值情况时, 机器人难以对各个方向上的势力值进行合理判断, 容易导致运动失误情况产生, 且计算量较大^[14]。加之在短路径规划过程中, 转折角度大且变化频繁等问题也会使得机器人难以对避障路径进行平滑处理, 导致无用节点的产生。因此研究在原有的人工势场基础上进行改进, 引入虚拟牵引力操作避免移动机器人陷入停滞徘徊的情况, 即以顺时针方向构造虚拟牵引力, 牵引力大小的取值与环境复杂度相关, 其中式 (12) 为环境复杂度的数学表达:

$$\chi = \begin{cases} \frac{1}{3} & |e_k - e_{k-1}| \leq 30 \\ \frac{2}{3} & 30 < |e_k - e_{k-1}| \leq 60 \\ 1 & |e_k - e_{k-1}| > 60 \end{cases} \quad (12)$$

式 (12) 中, e_k 表示位置方向角, 其与邻近位置的方向偏角相关, 牵引力的数学表达如式 (13) 所示:

$$\begin{cases} \epsilon = \chi \cdot \pi / 2 \\ F_i = -k_i \cdot d \end{cases} \quad (13)$$

式 (13) 中, F_i 表示虚拟牵引力, k_i 为引力放大系数, d 为移动机器人到目标点的欧几里得距离。

1.2.2.2 改进人工势场下的路径避障处理

在机器人路径避障中, 研究引入模拟退火算法来解决局部极小值问题, 在轨迹规划过程中, 依据势场函数计算

当前点与随机点的势场, 并对数值大小进行比较以实现下一点的更新, 其数学表达见式 (14)^[15]:

$$T_0 = -|\Delta_{max}| / P_0 \quad (14)$$

式 (14) 中, P_0 为初始接受概率, $|\Delta_{max}|$ 为随机生成状态。同时考虑到大规模环境, 研究借助多普勒型衰减函数来提升算法的收敛性, 其数学表达见式 (15):

$$T = T_0 a^T \{ \cos[\pi / (2(1 - T_c / T_i))] \} + \cos(\pi / \{ 2T_0 [1 - T_c / T_i] \}) \quad (15)$$

式 (15) 中, T_0 为初始退火温度, T 为衰减温度, T_c 为当前温度, T_i 为总温度, a 为衰减梯度底数。模拟退火主要判断不断衰减下的温度是否大于迭代终止温度且是否能避免陷入局部极小值点, 并以设置好的概率来判断随机两点处的势能大小情况^[16]。为避免算法在计算时面临过量的冗余数据, 研究在引入场部分加入动态速度和加速度信息, 通过调节目标点的速度、扩大系数因子等实现势场函数的改进。将运动点与目标点之间的相对距离作为引力和斥力的调节因子, 调节因子的增加能影响机器人向目标点移动时的斥力分量减少, 其数值范围在 0 和 1 之间。图 3 为混合路径规划策略示意图。

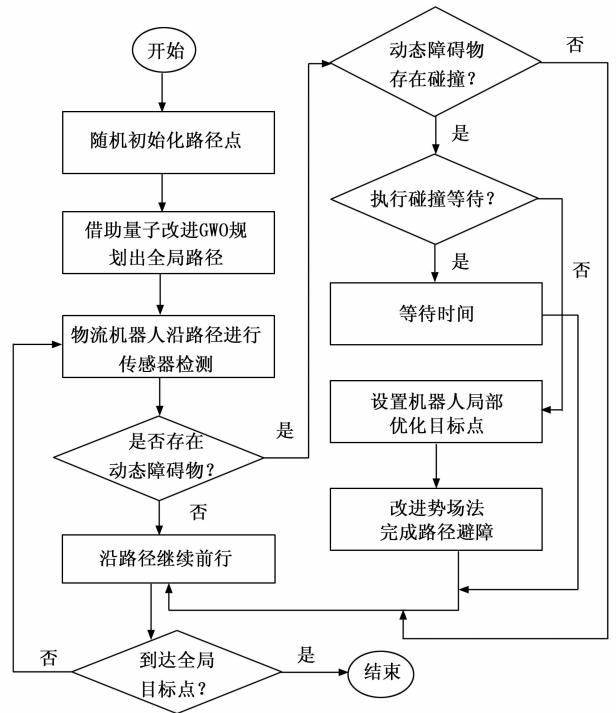


图 3 混合路径规划策略流程示意图

图 3 中, 量子改进 GWO 方法首先规划出全局路径, 随后机器人借助传感器进行动态障碍物检测, 随后以人工势场改进思路进行碰撞检测和策略判断, 若存在碰撞则通过对目标点优化的形式来进行避障处理, 直至算法最终达到全局目标点。

2 改进算法下物流机器人的运动规划仿真分析

在 ROS 系统下构建的二维环境梯度为栅格地区, 每个地图表示一个独立的像素, 实验平台的搭建已在方法的第

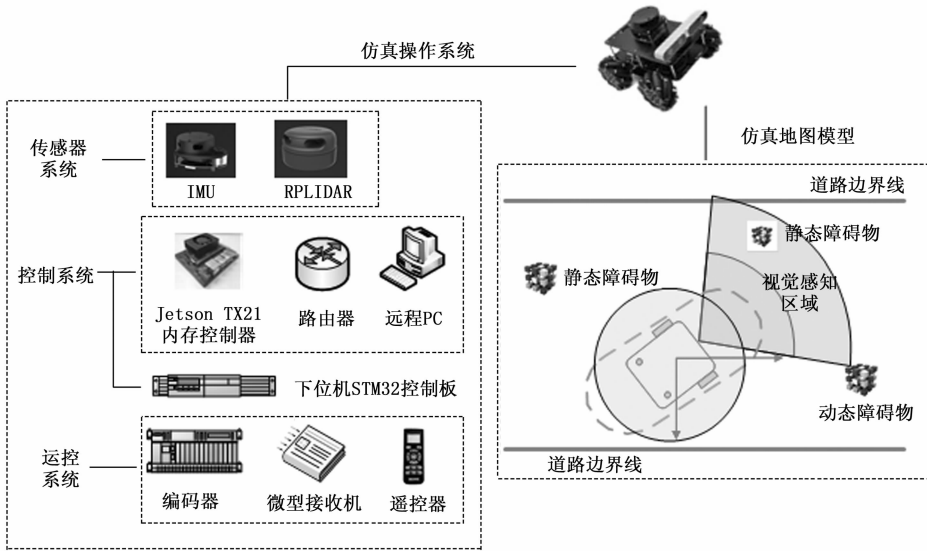


图 4 实验仿真设备示意图

一部分有所描述。仿真环境为室内环境，通过人为设置不同尺寸的障碍物来完成系统扫描。仿真过程中，借助 Mathematica 软件和 MATLAB 建立仿真环境，并按照比值为 1:3 设置对应的引力及斥力放大系数，操作系统为 Linux (CPU: 700 MHz, 硬盘: 6 GB)。算法独立运行次数为 70 次，最大迭代次数为 1 000。栅格图路径规划代码以 C++ 语言的形式来生成规划轨迹，并借助虚拟平台进行仿真分析。图 4 为实验仿真设备示意图。

在实验环境中，物流机器人借助仿真操作系统和仿真运动模型完成测试。研究首先借助复杂单峰函数 ($f_1(x)$ 和 $f_2(x)$) 和多峰函数 ($f_6(x)$ 和 $f_7(x)$) 来测试算法跳出局部极值的能力，并设计测试维度为 50，参与对比的算法有定位与地图构建技术 (SLAM, simultaneous localization and mapping)、樽海鞘群算法 (SSA, salp swarm algorithm)、长短期记忆网络改进的 GWO 算法 (L-GWO, long short-term memory-GWO)、卡曼滤波算法 (Kalman, kalman filtering algorithm) 和平滑 A* 算法，进行函数测试结果见图 5。

图 5 结果表明，研究提出的改进灰狼优化算法在 4 种测试函数上所表现出的收敛曲线较为平滑，整体的转折节点相对较少，收敛速度较快，且其在测试函数 ($f_1(x)$, $f_2(x)$, $f_6(x)$ 和 $f_7(x)$) 下的最优目标值达到了 $10^{2.5}$ 、 10^2 、 10^2 和 $10^{3.5}$ ，对应的迭代次数分别为 510 次、400 次、100 次和 400 次。具体来看，C-GWO 和 L-GWO 算法相较于 GWO 算法的收敛速度有所提升，但其在迭代后期稍差于 SSA 和 SLAM 算法，当迭代次数大于 500 次 (单峰函数) 和 450 次 (多峰函数) 后，SSA 和 LSSA 算法的收敛速度加快。优化后的灰狼算法在 4 个测试函数上的稳定性较好，其收敛性明显优于其他对比算法，其标准差分别为 $8.96e-57$ 、 $3.58e-43$ 、0.045、 $1.09e-16$ 。在 F6 测试函数和 F7 测试函数下，L-GWO 算法和 SLAM 算法

的表现稍差于研究提出的算法，其曲线虽存在较大的波动节点，但其分别为迭代次数为大于 600 次后逐渐趋于平稳。导致上述结果产生的原因在于，研究提出的改进算法能通过收敛因子的调节增强个体更新的灵活性，且其协同量子数和人工势场改进也能较好避免个体陷入局部极值情况，寻优能力有所提高。随后针对单个障碍物的局部极值问题进行仿真，设计栅格环境为 15×15 ，不同起始点坐标条件下算法 (LSAM, L-GWO, SSA) 的规划路径情况及转弯次数，设置引力和斥力增益系数分别为 5 和 15，斥力的影响范围为 1，则不同算法的搜索情况如表 1 所示。

表 1 结果表明，研究提出的算法相较于其他对比算法所表现出的路径转弯次数较少，其在 4 种实验条件下的转

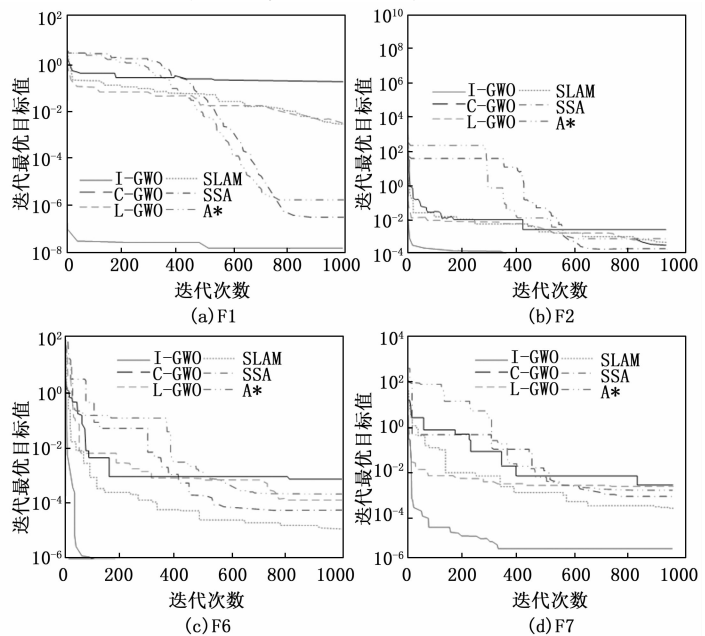


图 5 不同算法在测试函数下的收敛曲线

弯次数均小于 10 次, 且其最优路径长度情况均小于 30 m, 表明其花费的时间较少。研究提出的算法与 L-GWO 算法相比, 其搜索路径长度减少率在 5% 左右, 且其最小路径长度为 15.23 m, 远小于 LSAM 算法和 SSA 算法的 26.41 和 30.22, 转弯次数最小值为 5, 远小于其他 3 种对比算法的 10 次、8 次和 9 次。随后对研究提出的改进灰狼算法进行进一步分析, 其结果如图 6 所示。

表 1 轮对各个分量与原始信号比较

实验条件 (起点, 终点)		路径长度/m			转弯次数/次				
		研究 算法	LSAM	L- GWO	SSA	研究 算法	LSAM	L- GWO	SSA
(2,2)	(14,15)	28.16	30.25	29.47	32.08	7	12	10	13
(8,10)	(13,16)	15.23	26.41	25.89	30.22	5	10	8	14
(6,13)	(15,9)	22.67	32.48	34.16	37.15	9	15	16	11
(4,11)	(12,11)	25.34	31.09	27.36	36.48	6	12	13	9

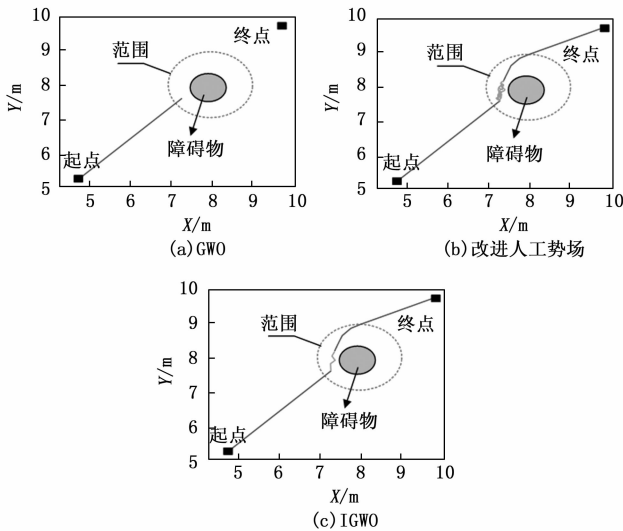


图 6 改进 GWO 算法的局部极值情况

图 6 结果表明, GWO 算法在进行起始点路径规划时, 其遇到障碍物出现了停滞不前的情况, 而改进后的人工势场虽能较好完成路径规划, 但其在动态障碍物下的拐点数量较多且集中在障碍物的范围半径内, 变化部分的曲线波动明显。而研究提出的 GWO 改进算法能有效避免陷入局部极值情况, 且其规划曲线在动态障碍物下的拐点较少, 较为平稳。随后在 15 * 15 的栅格图环境下, 设置路径节点设置为 8, 最大迭代次数为 200 次, 出发点和终点坐标分别为 (1, 1) 和 (19, 19), 对简单和复杂两种环境条件下的规划结果进行分析, 移动机器人在运动规划过程中作匀速运动, 其路径结果及成本消耗情况见图 7。

图 7 (a) 结果表明, 研究提出的改进灰狼算法在栅格地图中能较好避开障碍物, 其规划路线的拐点数量较小, 具有较高的平稳度, 且其平均成本消耗为 23.65, 成本消耗标准差为 1.45e-1, 小于改进前的 29.36 和 6.49e-1。在应用该改进算法之前, 其规划路线为避开障碍物, 路线的拐点较多, 且整体的成本消耗远大于应用前的规划结果。图 7

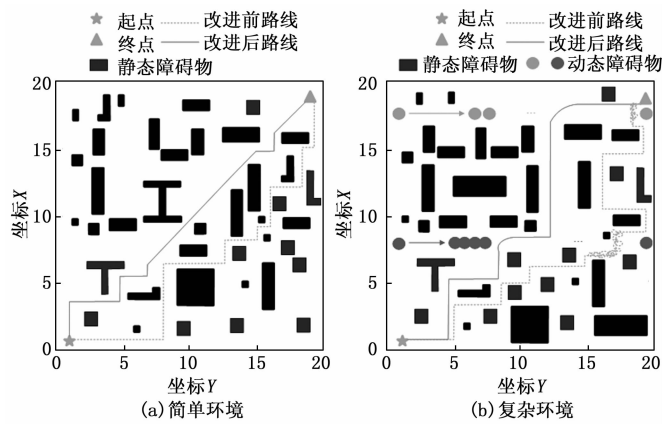


图 7 路径规划结果及成本消耗情况

(b) 障碍物包括静态和动态两种类型, 其中动态障碍物的运动信息和加速度分别为 1 m/s 和 0.34 m/s, 半径为 0.4, 两类障碍物并不存在相撞情况。从图 7 (b) 中可以看出的是, 机器人在改进后算法下检测到动态障碍物, 其规划路线呈曲面状态, 有效避开了静态障碍物和动态障碍物, 平均成本消耗为 30.67。原因在于改进算法能借助虚拟牵引力调节了其运动状态, 有效跳出了局部极小值陷阱, 并顺利达到了目标点。而机器人未采用改进算法下的规划曲线所花费的平均路径代价消耗为 56.38, 且其拐点数量较多, 并在坐标范围为 (15, 7) ~ (17, 8) 和 (18, 16) ~ (17, 18) 下出现了路线波动和徘徊情况, 轨迹波动情况明显。将机器人运动规划过程中的时间花费, 路径长度等情况与传统的机器人路径规划算法进行比较, 结果如表 2 所示。

表 2 路径的仿真比较结果

环境	算法	时间/s	规划路径长度/m	节点数量/个	路径长度减少率/%	运行时间减少率/%
静态环境	传统算法	9.471 6	32.7	65	41.25	17.50
	改进算法	5.489 5	14.6	23		
动态环境	传统算法	20.961 0	49.2	228	61.33	46.37
	改进算法	7.294 4	17.8	54		

表 2 结果表明, 相较于动态环境, 静态环境下的物流机器人运行时间减少率, 路径长度减少率分别为 17.50% 和 41.25%, 改进后的灰狼优化算法的时间花费、路径长度等都有显著减少, 其节点数量为 54, 且其在运行时间上缩短了 46.37%, 在最优路径长度上也减少了 61.33%。随后将研究提出的改进灰狼算法导入到机器人中, 对物流移动机器人在室内场景下进行跟踪分析, 并对其进行分析其结果如图 8 所示。

图 8 结果表明, 在布设了立方体栅格障碍物 (标号 1~3 为静态, 标号 4 为动态) 下, 移动机器人 (速度为 0.1 m/s 加速度为 0.5 m/s²) 在起始点下能较好完成障碍物躲避, 检测结果较为灵敏。

3 结束语

研究针对物联网环境的物流机器人进行路径规划分析, 并从全局规划和混合路径规划两方面进行灰狼优化算法改

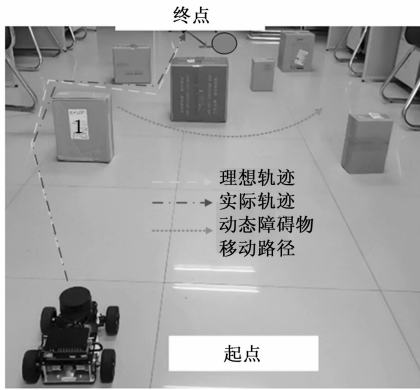


图 8 物流机器人跟踪场景结果

进, 并对其进行了仿真结果分析。结果表明, 研究提出的改进灰狼优化算法在 4 种测试函数上所表现出的收敛曲线较为平滑, 其最优目标值达到了 $10^{2.5}$ 、 10^2 、 10^2 和 $10^{3.5}$, 且其 4 个测试函数上的稳定性较好, 收敛性明显优于其他对比算法, 其标准差分别为 $8.96e-57$ 、 $3.58e-43$ 、 0.045 、 $1.09e-16$ 。在单个障碍物仿真结果中, 研究提出的算法与 L-GWO 算法相比, 其搜索路径长度减少率在 5% 左右, 转弯次数均小于 10 次, 且其规划曲线在动态障碍物下的拐点较少。15 * 15 的栅格图环境下, 移动机器人在改进灰狼算法下能较好避开障碍物, 平均成本消耗为 23.65, 成本消耗标准差为 $1.45e-1$, 小于改进前的 29.36 和 $6.49e-1$ 。机器人在改进后算法下能检测到动态障碍物, 其规划路线呈曲面状态, 平均成本消耗为 30.67, 有效跳出了局部极小值陷阱。机器人在未改进算法下的规划曲线所花费的平均路径代价消耗为 56.38, 并在坐标范围为 (15, 7) ~ (17, 8) 和 (18, 16) ~ (17, 18) 下出现了路线波动和徘徊情况。静态环境下的物流机器人运行时间减少率, 路径长度减少率分别为 17.50% 和 41.25%, 其在动态环境下的运行时间缩短了 46.37%, 最优路径长度减少了 61.33%。上述结果表明, 研究提出的算法能较好实现物流机器人的路径规划和避障, 加强对该算法在多机器人中的性能研究是研究今后需要关注的重要内容。

参考文献:

- [1] 李立, 魏晓晨. 云环境下的仓储物流机器人路径规划方法研究 [J]. 机械设计与制造工程, 2023, 52 (7): 51-55.
- [2] 王旭, 朱其新, 朱永红. 面向二维移动机器人的路径规划算法综述 [J]. 计算机工程与应用, 2023, 59 (20): 51-66.
- [3] 彭湘, 向凤红, 毛剑琳. 一种未知环境下的移动机器人路径规划方法 [J]. 小型微型计算机系统, 2021, 42 (5): 961-966.
- [4] 魏博, 杨茸, 舒思豪, 等. 基于离子运动-人工蜂群算法的移动机器人路径规划 [J]. 计算机应用, 2021, 41 (2): 379-383.
- [5] 胡晓, 陈传军, 刘利波, 等. 基于运动学-一反向可恢复 A* 算法的移动机器人拣货系统路径规划研究 [J]. 制造业自动

化, 2023, 45 (2): 208-213.

- [6] 郑维, 张涛, 王洪斌, 等. 分级随机采样弱随机 RRT 算法及在移动机器人运动规划中的应用 [J]. 计量学报, 2021, 42 (9): 1172-1181.
- [7] WANG J, MENG Q H, KHATIB O. EB-RRT: Optimal Motion Planning for Mobile Robots [J]. IEEE Transactions on Automation Science and Engineering, 2020, 17 (4): 2063-2073.
- [8] 高增亮, 刘皓若, 王霞. 物联网背景下的工业危化品电子物流配送路径规划 [J]. 粘接, 2021, 47 (8): 166-169.
- [9] 王霄. 基于改进灰狼优化算法的仓储物流机器人路径规划方法 [J]. 自动化技术与应用, 2022, 41 (12): 23-27.
- [10] 陈梦清, 陈洋, 陈志环, 等. 路网约束下异构机器人系统路径规划方法 [J]. 自动化学报, 2023, 49 (4): 718-730.
- [11] 解迎刚, 兰江雨. 协作机器人及其运动规划方法研究综述 [J]. 计算机工程与应用, 2021, 57 (13): 18-33.
- [12] 杨凌耀, 张爱华, 张洁, 等. 栅格地图环境下机器人速度势实时路径规划 [J]. 计算机工程与应用, 2021, 57 (24): 290-295.
- [13] 郑维, 王昊, 王洪斌. 动态环境下基于自适应步长 Informed-RRT* 和人工势场法的机器人混合路径规划 [J]. 计量学报, 2023, 44 (1): 26-34.
- [14] 孙传禹, 张雷, 辛山, 等. 结合 APF 和改进 DDQN 的动态环境机器人路径规划方法 [J]. 小型微型计算机系统, 2023, 44 (9): 1940-1946.
- [15] 贾丙佳, 李平. 复杂环境下移动机器人路径规划算法 [J]. 华侨大学学报: 自然科学版, 2021, 42 (1): 103-112.
- [16] 杨佳琦. 智能物流机器人 [J]. 电子产品世界, 2023, 30 (4): 20-26.
- [17] 李艳生, 张静琦, 刘彦瑜, 等. 物流机器人调度系统及其双向同步跳点搜索算法设计 [J]. 仪器仪表学报, 2023, 44 (7): 121-132.
- [18] LIU Z, WANG H, WEI H, et al. Prediction, planning, and coordination of thousand-warehousing-robot networks with motion and communication uncertainties [J]. IEEE Transactions on Automation Science and Engineering, 2020, 18 (4): 1705-1717.
- [19] 徐昭辉, 齐臣坤, 王卫军, 等. 基于势场和运动约束的月面六足机器人路径规划算法 [J]. 机械设计与研究, 2023, 39 (5): 17-23.
- [20] 杨桂华, 卫嘉乐. 基于改进 A* (*) 与 DWA 算法的物流机器人路径规划 [J]. 科学技术与工程, 2022, 22 (34): 15213-15220.
- [21] 陈艺文, 江文松, 杨力, 等. 基于运动约束的移动机器人路径规划 [J]. 计算机集成制造系统, 2023, 29 (4): 1186-1193.
- [22] 李逸飞, 王书亭, 熊体凡, 等. 兼顾启停特性和转角时耗的移动机器人路径规划 [J]. 西安交通大学学报, 2023, 57 (2): 192-202.
- [23] 徐文浩, 陈东生. 六轴工业机器人先验引导 RRT* 避障轨迹算法研究 [J]. 计算机测量与控制, 2023, 31 (4): 239-245.