

基于图优化 DWA 算法的智能分拣机器人 局部运动轨迹最优规划

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: 智能分拣机器人最优运动轨迹规划对于分拣效率和自动化程度息息相关; 研究将以智能分拣机器人为例, 创新性对图优化动态窗口方法的局部运动轨迹规划算法进行了分析; 该方法首先利用动态窗口方法获取多条轨迹, 然后引入障碍和增加全局路径、点间距、非完整动力学、加速度、速度等约束到每条运动轨迹, 进而创建超图; 最后, 采用 C++ 软件开源的一般图优化采样生成的运动轨迹, 并完成运动轨迹评价, 找到最优运动路径; 图优化前后 DWA 的局部运动轨迹规划算法在竖向方向位置的估计误差值较大, 最小差值和最大差值分别为 0.02 m 和 3.25 m, 对应的时间为 345 s 和 697 s; 图优化前后 DWA 的局部运动轨迹规划算法的估计误差稍微偏大, 差值约为 0.02 m/s; 改进人工势场法的局部路径规划算法、改进时间弹性带的局部路径规划算法的目标运动轨迹重合度依次为 72.68% 和 68.25%; 研究设计的图优化 DWA 的局部运动轨迹规划算法能够更好地实现对障碍物的合理避让, 与目标运动轨迹重合度为 89.25%; 研究成果有效解决了智能分拣机器人最优运动轨迹规划存在的规划效率低等问题, 为实际移动机器人的移动控制技术的开发提供新的可能。

关键词: 智能分拣机器人; 移动数据; 运动轨迹; DWA; 超图; G2O

Optimal Planning of Local Motion Trajectory for Intelligent Sorting Machines Based on Graph Optimized DWA 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 optimal motion trajectory planning of intelligent sorting robots is closely related to sorting efficiency and automation level. By taking intelligent sorting robots as an example, a local motion trajectory planning algorithm based on the graph optimization dynamic window approach (DWA) is innovatively analyzed. This algorithm first adopts the dynamic window method to obtain multiple trajectories, and then introduces obstacle avoidance and increases the global path, point spacing, non holonomic dynamics, acceleration, velocity, and other constraints to each motion trajectory, thereby creating the hypergraph. Finally, the general graph with open-source C++ software is used to optimize the motion trajectory generated by sampling, achieve the evaluation of the motion trajectory, and find out the optimal motion path. The local motion trajectory planning algorithm of the DWA before and after the graph optimization has a relatively large estimation error in the vertical position, with a minimum and maximum difference of 0.02 m and 3.25 m, respectively, and corresponding time of 345 s and 697 s. The estimation error of the local motion trajectory planning algorithm for the DWA before and after graph optimization is slightly larger, with a difference of about 0.02 m/s. The local path planning algorithm for improving the artificial potential field method and the local path planning algorithm for improving the time elastic band have the target motion trajectory overlaps of 72.68% and 68.25%, respectively. The local motion trajectory planning algorithm of the designed graph optimized DWA can better achieve the reasonable avoidance of obstacles, with a coincidence degree of 89.25% for the target motion trajectory. The research results effectively solve low planning efficiency in optimal motion trajectory planning for intelligent sorting robots, providing new possibilities for the development of actual mobile robot movement control technologies.

Keywords: intelligent sorting robot; mobile data; motion trajectory; DWA; hypergraph; general graph optimization (G2O)

0 引言

全球电子商务迅猛发展的背景下带动了国内物流行业整体水平的提升, 截至目前, 中国快递业务量已使得每年

新增就业人数达到 20 万人, 且每年快递业务增长率达到 20%, 整体业务量规模处于世界排名前列。业务收入持续增长带动了仓储物流行业迎来新的发展机遇, 涌现出大量的新兴企业和先进智能化物流设备, 但部分智能设备的引

收稿日期: 2024-03-26; 修回日期: 2024-04-28。

作者简介: 张宇璇(1999-), 女, 硕士研究生。

引用格式: 张宇璇, 张楠. 基于图优化 DWA 算法的智能分拣机器人局部运动轨迹最优规划[J]. 计算机测量与控制, 2024, 32(9): 315-321.

人仍然无法满足当前的分拣时效性和配送需求,广泛存在配送所需物力和人力成本过高的情况,配送的时长不能达到用户的要求,特别是在年货节等网上平台商家商品活动期间。依据物流企业内部数据可知,劳动密集型配送中心分拣操作成本约为总体成本的 90%,分拣作业的人数约为总体人数的 50%,分拣作业的时间为总时间的 30%~40%左右。仓储物流行业效率的提升有赖于分拣效率的改善,自动分拣机等设备虽然能大幅度提升物品分拣的效率,但这些设备在实际应用过程中受到限制,主要由于设备占用空间过大、设备缺乏较强的柔韧性、购买设备的成本过高等^[1-2]。基于上述物流行业分拣需求分析,智能分拣机器人的设计极具理论价值和现实意义。工业 4.0 时代的来临促使智能制造成为制造行业的核心竞争力。伴随着互联网技术的发展,物联网技术和工业智能机器人的联合,促使机器人朝着网络化和智能化的方向发展。物联网是实现智能机器人数据采集、固件升级、远程监控等任务的基础,它给智能制造提供了极大的经济效应和便利性。与此同时,机器人运动轨迹规划算法与机器学习、视觉识别等技术作为智能分拣机器人的关键技术,而机器人运动轨迹规划算法是这些技术的基础和重点。当前机器人运动轨迹规划相关研究已在路径规划、避障等领域取得一定的成就,但路径规划合理性较低且避障效果较差^[3-4]。由于机器人实际工作环境导致其需依据环境变化对路径进行修改,且数据量庞大的运动轨迹计算需耗费更多的时间和占用更多的资源^[5-6]。动态窗口方法(DWA, dynamic window approach)算法能在短时间内获取机器人的最优运动轨迹,在机器人局部运行控制领域具有突出的优势。研究将以采集到的为基础,创新性提出图优化 DWA 的局部运动轨迹规划算法,以期实现智能分拣机器人最优运动轨迹规划。

1 智能分拣机器人最优运动轨迹规划算法

1.1 图优化 DWA 的运动轨迹规划算法

智能分拣机器人关键技术包括数据采集、机器人导航、自主分拣等,其中数据采集是所有核心技术的基础条件。智能分拣机器人的最优运动轨迹规划需考虑全局运动轨迹规划和局部运动轨迹规划。对于局部运动轨迹规划而言,智能分拣机器人主要分析局部环境信息和机器人的动力学获得运动轨迹。局部运动轨迹规划算法需满足以下两点,与全局路径尽量贴合、及时规避障碍物。局部运动轨迹将以全局运动轨迹为基础,从起始点到目标点两点间找到最优运动轨迹。智能分拣机器人在作业过程中周围的环境会发生变化,局部运动轨迹规划算法需及时发现障碍物,并作出相应的避让措施。算法的设计步骤如下,整理思路、选择合适的数据结构、借助现有的算法、分析时间复杂度、优化算法。基于以上问题的定义和分析,研究将选取 DWA 算法作为研究开发的算法,并在此基础上进行优化。DWA 算法的核心是忽视机器人在运动过程中会出现的速度变化,将某段时间区间内的运动轨迹通过可行运动空间 (v, ω) 中不同速度组合表示。机器人的运动轨迹需控制在动态窗口

内,同时根据经评价函数计算的不同运动轨迹分值确定最优轨迹,此时得到的最优轨迹的速度即为智能分拣机器人的最佳运动参数。经典的 DWA 算法在四轮差速模型车体获得的运行轨迹为圆弧形运动轨迹,因此很难在多个未知障碍物的环境下找到合理的运动轨迹^[7-8]。

智能分拣机器人的位姿用式(1)表示:

$$S_i = (x_i, y_i, \beta_i)^T \in R^2 \times S^1 \quad (1)$$

式(1)中,智能分拣机器人在地图坐标系下的位置为 x_i 和 y_i ,转角为 β_i ,位姿为 S_i , T 为时间。智能分拣机器人的运动轨迹为位姿所组成的集合,运动轨迹需符合动力学等条件。由于这些条件可作为目标函数或者基础条件,运动轨迹可视作多目标约束规划问题。通过惩罚函数的形式将约束条件引入目标函数,将问题转化为无约束优化问题,用式(2)指代:

$$B^* = \operatorname{argmin} f(B), f(B) = \sum_k \delta_k f_k(B) \quad (2)$$

式(2)中,最优路径结果为 B^* ,目标函数为 $f(B)$,相应目标函数的权值为 δ_k , n 是指目标的数量。对于约束问题而言,图优化 DWA 的局部运动轨迹规划算法引入避障和增加全局路径、点间距、非完整动力学、加速度、速度等约束到每条运动轨迹^[9-11]。引入避障和增加全局路径在约束形式上相似,避障点是确保智能分拣机器人不经过,而增加全局路径是为了让智能分拣机器人路过。惩罚函数为式(3):

$$\begin{cases} f_d = -d + (d_{\min} + \gamma_d) \\ f_{\text{path}} = (x_i - x_j)^2 + (y_i - y_j)^2 \end{cases} \quad (3)$$

式(3)中,避障惩罚函数和增加全局路径的惩罚函数分别为 f_d 和 f_{path} ,智能分拣机器人当前位置与障碍物的距离为 d ,避障惩罚函数可接受的安全区间为 γ_d ,障碍物与智能分拣机器人间的最小距离为 d_{\min} ,智能分拣机器人的当前位置点坐标和全局路径点坐标为 (x_i, y_i) 和 (x_j, y_j) 。对于加速度、速度、角速度约束而言,智能分拣机器人在沿着运动轨迹运动时需满足动力学。速度可认为是两位姿的平均速度,求解可视作通过线段无限靠近两相邻位姿的弧线,该弧线在距离较短的情况下可视作直线^[12-14]。加速度可利用 3 个位姿状态获得,该参数与相邻连续的速度有关。依据四驱麦克纳姆轮平台的相关计算公式可实现运动学参数的替换,智能分拣机器人的运动学约束可在负载和电机的特性下更为精准。速度和加速度均具有不同的方向性^[15-16]。麦克纳姆轮平台没有考虑 Y 轴方向的平移运动,即可认为智能分拣机器人的速度和加速度为 X 轴方向的速度和加速度。式(4)是指速度、角速度、加速度的目标函数:

$$\begin{cases} f_\omega = \begin{cases} -\omega(\omega_{\max} - \gamma_\omega) & \text{if } \omega < -\omega_{\max} < \gamma_\omega \\ 0 & \text{if } \omega < \omega_{\max} - \gamma_\omega \\ \omega - (\omega_{\max} - \gamma_\omega) & \text{otherwise} \end{cases} \\ f_v = \begin{cases} -v + (v_{\min} + \gamma_v) & \text{if } v \leq v_{\min} + \gamma_v \\ v - (v_{\max} + \gamma_v) & \text{if } v > v_{\max} - \gamma_v \\ -v * k & \text{if } v < 0 \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \\ f_a = \begin{cases} -a(a_{\max} - \gamma_a) & \text{if } a < -a_{\max} < a_\omega \\ 0 & \text{if } a < a_{\max} - a_a \\ a - (a_{\max} - \gamma_a) & \text{otherwise} \end{cases} \end{cases} \quad (4)$$

式 (4) 中, 速度、角速度、加速度惩罚函数可接受的安全区间依次为 $\gamma_v, \gamma_\omega, \gamma_a$, 智能分拣机器人的当前速度、角速度、加速度分别为 v, ω, a, k 是指比例系数, 智能分拣机器人的最大和最小前进速度分别为 v_{\min} 和 v_{\max} , 智能分拣机器人的最大角速度为 ω_{\max} , 智能分拣机器人的最大加速度为 a_{\max} . 对于非完整动力学约束而言, 由于机器人运动模型的特性, 机器人的运动轨迹为平滑曲线, 运动轨迹规划需参考当前的速度和角度. 根据两个相邻的位姿所组成的圆弧曲率恒定的特性得到目标函数的计算公式, 为式 (5):

$$f_k = \begin{bmatrix} \cos\beta_i \\ \sin\beta_i \\ 0 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \cos\beta_{i+1} \\ \sin\beta_{i+1} \\ 0 \end{bmatrix} \times d_{i,i+1} \quad (5)$$

式 (5) 中, 非完整动力学的目标函数为 $f_k, d_{i,i+1}$ 为方向向量. 对于点间距约束而言, 智能分拣机器人的运动轨迹通过多个路径点组成, 这些路径点具有如下特征, 即路径点间的距离不相同, 但路径点的时间间隔相同, 路径点距离过大将会直接影响智能分拣机器人运动轨迹的长度^[17-18]. 为了确保智能分拣机器人运动轨迹的平滑性和缩短运动轨迹的长度, 研究对路径点进行约束. 式 (6) 是指点间距的目标函数:

$$f_d = \frac{\sum_1^{n-1} (|P_i - P_{i-1}| - ave)^2}{n-1} \quad (6)$$

式 (6) 中, f_d 是指点间距的目标函数, P_i 和 P_{i-1} 是指相邻的路径点, ave 是指相邻路径点的平均数. 鉴于 f_v 目标函数与目标函数相关其具有局部特性, 优化问题可视为稀疏的, 因此, 该问题可转换为图优化问题, 并用超图的形式表示. 超图的特征如下所示, 其一, 加速度、速度的约束与一两个时间差和两三个连续的位姿相关. 其二, 智能分拣机器人运动轨迹中的单个位姿和相邻的路径点将被其和障碍物间的最近距离约束以及与全局运动轨迹相符的路径点所影响. 其三, 智能分拣机器人需满足非完整约束, 两个相邻的位姿需在普通圆弧的正常曲率, 且数值唯一且固定. 其四, 目标函数与机器人的运动轨迹相关的部分仅为点间距目标函数, 轨迹的平滑性可通过相邻两点的限制确定. 基于以上分析, 研究提出图优化 DWA 的局部运动轨迹规划算法. 图 1 是指 DWA 超图的示意图.

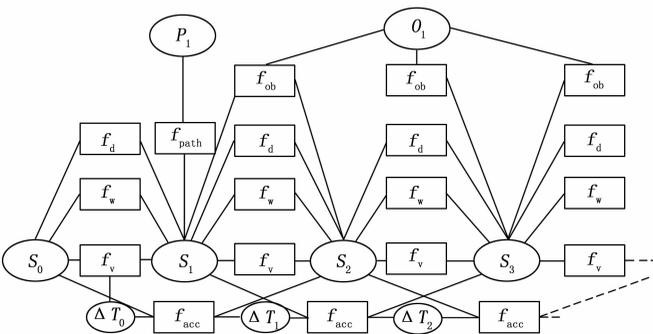


图 1 DWA 超图的示意图

1.2 G2O 图优化 DWA 的运动轨迹规划算法

在构建 DWA 超图的基础上, 研究通过 C++ 软件开源的一般图优化 (G2O, general graph optimization) 解决图优化问题. 图优化 DWA 的局部运动轨迹规划算法流程图如图 2. 该算法在 DWA 算法的基础上, 利用多种改进方法对智能分拣机器人局部运动轨迹规划进行分析. 该算法首先利用 DWA 算法获取多条轨迹, 然后引入避障和增加全局路径等约束到每条运动轨迹, 进而创建超图. 再者, 采用 G2O 优化采样生成的运动轨迹. 最后, 依据评价函数的计算值选择最优运动轨迹, 并将相应的速度输送到智能分拣机器人以实现控制. 算法在完成设计后, 借助基本调试原则完成调试工作, 基本原则为运行时检查错误、输出调试信息、使用调试工具. 依据可能存在的调试问题, 如语法错误、逻辑错误、边界条件错误、数据类型错误选择不同的方法处理. 在程序运行过程中, 利用错误代码的引入发现运行过程中的问题. 对比各个重要步骤的变量取值和中间结果选取程序中存在的部分问题, 借助当前常用的调试工具实现变量跟踪和单步调试, 进而找出程序在运行过程中可能存在的逻辑问题和错误.

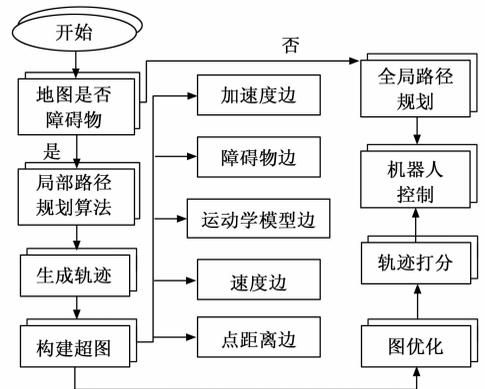


图 2 图优化 DWA 的局部运动轨迹规划算法流程图

G2O 作为一种对基于图的非线性误差函数进行优化的开源 C++ 框架, 通常被用于处理基于图优化的非线性最小二乘法问题. 优化问题均表现出相同的特点, 即可用一个图表示的误差函数的最小二乘优化. DWA 超图优化问题可通过 G2O 处理, 正常情况下非线性优化问题可用式 (7) 指代:

$$\begin{cases} F(x) = \sum_{[i,j] \in C} e(x_i, x_j, z_{ij})^T \Omega_{ij} e(x_i, x_j, z_{ij}) \\ x^* = \operatorname{argmin}_x F(x) \end{cases} \quad (7)$$

式 (7) 中, 待优化的变量为 $x = (x_i, x_j, z_{ij})^T$, 变量 x_i 和 x_j 两者的约束为 z_{ij} , 约束的信息矩阵为 Ω_{ij} . 函数 (x_i, x_j, z_{ij}) 为变量符合约束的状态, 当函数的数值为 0 时, 则表示变量完全符合约束. 为了获得非线性优化问题的最优解, 设置给定变量的初始值为 x , 则最优解可利用高斯牛顿法、LM (Levenberg-Marquardt) 算法、最大期望算法 (EM,

expectation-maximization algorithm) 等数值优化方法获得。EM 算法是一类通过迭代实现极大似然估计的优化算法, 用于对包含隐变量或缺失数据的概率模型进行参数估计。由于 EM 算法在求解框架中可加入求解目标的额外约束, 因此, 在实际使用过程中具有广泛性。EM 算法的标准计算框架由 E 步和 M 步交替组成, 该算法的核心思想为通过优化目标函数的下界间接优化目标函数。EM 算法受到初值的影响较大, 结果并不能保证全局最优, 但保证收敛到稳定点。在 E 步, 我们所做的事情是固定模型参数的值, 优化隐含数据的分布; 而在 M 步, 我们所做的事情是固定隐含数据分布, 优化模型参数的值。EM 算法的基本流程如下, 首先假定隐含数据 (E 步), 接着基于观察数据和猜测的隐含数据共同来极大化对数似然, 求解我们的模型参数 (M 步)。由于我们之前的隐藏数据是猜测的, 所得到的数据可信度低, 随后基于当前得到的模型参数, 继续猜测隐含数据, 然后继续极大化对数似然, 求解我们的模型参数。重复以上步骤进行持续迭代更新, 直到模型分布参数基本无变化才结束迭代, 最终获得算法收敛的数据和合适的模型参数。EM 算法的收敛性仅能确保局部最优, 而不是全局最优。在此基础上, 研究通过 LM 算法引入阻尼系数对 EM 算法的收敛性进行控制。最优迭代参数的计算式为式 (8)。

$$(\mathbf{H} + \kappa \mathbf{I}) \Delta x^* = -b \quad (8)$$

式 (8) 中, 阻尼因子为 κ , \mathbf{I} 和 \mathbf{H} 为相同维度的单位矩阵, 最小值为 $-b$, $\Delta x^* + x = x^*$, κ 的数值随着时间会发生变化, 它是决定迭代步长的参数。当迭代过程所产生的误差增加时, 则阻尼因子会减小。最优迭代参数需注意的是, 矩阵 \mathbf{H} 和向量 \mathbf{b} 均为多个矩阵或向量的总和。每个约束 z_{ij} 设置与相邻两个状态点有关, 则雅克比矩阵 \mathbf{J}_{ij} 可用式 (9) 指代。

$$\mathbf{J}_{ij} = (0 \cdots 0 A_{ij} 0 \cdots 0 B_{ij} 0 \cdots 0) \quad (9)$$

式 (9) 中, 相邻两个状态点的导数分别为 A_{ij} 和 B_{ij} 。每个约束 z_{ij} 作用下的误差函数仅与两个状态点相关, 因此, 雅克比矩阵大多数数值均为 0, 仅有相邻两个状态点的导数除外。矩阵 \mathbf{H} 和向量 \mathbf{b} 觉大多数元素均为 0, 部分不为 0 的数据为该约束相关的状态点影响数量。

对于 DWA 算法中 G2O 超图优化流程而言, 可分为输入阶段、计算阶段。在通过 G2O 优化智能分拣机器人运动轨迹后, 研究采用式 (10) 对运动轨迹进行评价, 通过评价确定最优路径, 该路径需满足时间窗需求和避开障碍物的要求^[19-21]。

$$\begin{cases} cost = cost_{pathDis} + cost_{goalDis} + cost_{occdist} + cost_{vel} + cost_{angle} \\ cost_{pathDis} = pathBias * pathDis \\ cost_{goalDis} = goalBias * GoalDis \\ cost_{occdist} = occBias * occDis \\ cost_{vel} = velBias * | vel_{max} - vel | \\ cost_{angle} = angleBias * | angle_{global} - angle_{planner} | \end{cases} \quad (10)$$

式 (10) 中, 运动轨迹的分值为 $cost$ 。 $cost_{pathDis}$ 、 $cost_{goalDis}$ 、

$cost_{occdist}$ 、 $cost_{vel}$ 、 $cost_{angle}$ 分别为不同参数的得分。 $pathBias$ 、 $goalBias$ 、 $occBias$ 、 $velBias$ 、 $angleBias$ 分别为各个参数的权重系数, 数值分别为 1.0、2.0、22.0、1.0、1.0。目标运动轨迹与生成运动轨迹的最短距离用指代, 目标运动轨迹与生成运动轨迹终点的最短距离用指代, 障碍物与生成运动轨迹的最短距离用指代, 智能分拣机器人当前速度与最大速度的偏差用指代, 运动轨迹终点与目标点姿态的角偏差用指代。当计算得到所有的运动轨迹评分后, 研究选择最优运动轨迹, 同时将相应运动状态的解析结果转变为智能分拣机器人 4 个轮子的速度, 同时传递给下位机完成运动控制。下位机通过串口通信实现上位机和下位机的数据传输, 下位机底层驱动控制系统可实现的任务如下, 为对智能分拣机器人机械臂工作、分拣目标物体、放置目标物体。

2 智能分拣机器人图优化 DWA 的局部运动轨迹规划算法应用效果

为了评估图优化 DWA 的局部运动轨迹规划算法在智能分拣机器人中的应用效果, 研究通过自主导航、自动分拣功能进行测试。测试场地的搭建如下, 将智能分拣机器人放置于启动区, 打开机器人的工作程序使其构建, 然后随机设置智能分拣机器人的目标点, 智能分拣机器人不断构建包含障碍信息的数据。仿真地图构建过程中所有实物环境中的障碍物信息均能被展示和呈现。图 3 (a) 和图 3 (b) 分别为图优化前后 DWA 的局部运动轨迹规划算法在水平方向位置和速度的均方根误差曲线。从图 3 (a) 中可以看出, 图优化前后 DWA 的局部运动轨迹规划算法在水平方向位置的估计误差值较大, 最小差值和最大差值分别为 0.05 m 和 5.62 m, 对应的时间为 569 s 和 686 s。这是由于智能分拣机器人在采集到的移动数据可能存在缺失, 而局部运动轨迹规划算法的累计误差会随着运行时间的增加而逐渐增加。而当智能分拣机器人在采集到的移动数据完整且准确时, 局部运动轨迹规划算法的较大误差曲线将会直接跳转到正常运动轨迹误差范围内。从图 3 (b) 中可以看出, 当量测值缺失时, 图优化前后 DWA 的局部运动轨迹规划算法的估计误差稍微偏大, 差值约为 0.01 m/s。这是因为智能分拣机器人在水平方向的运动速度和移动距离均不明显。而当量测值正常时, 图优化前后 DWA 的局部运动轨迹规划算法较大误差的曲线将会直接跳转到正常运动轨迹误差范围内。

图 4 (a) 和图 4 (b) 分别为图优化前后 DWA 的局部运动轨迹规划算法在竖向方向位置和速度的均方根误差曲线。从图 4 (a) 中可以看出, 图优化前后 DWA 的局部运动轨迹规划算法在竖向方向位置的估计误差值较大, 最小差值和最大差值分别为 0.02 m 和 3.25 m, 对应的时间为 345 s 和 697 s。产生这一估计误差值的原因和水平方向估计误差值相同, 也是由于智能分拣机器人是否缺失准确的量测值, 即采集存在问题。从图 4 (b) 中可以看出, 当量测

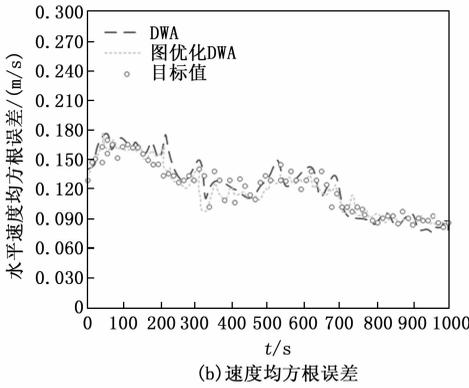
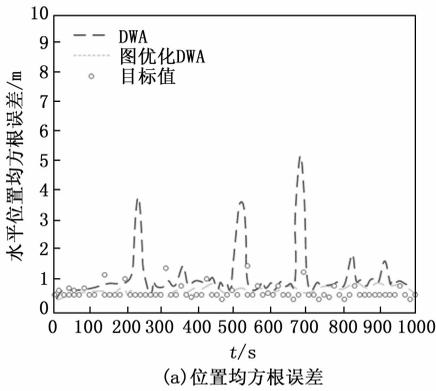


图 3 水平位置和水平速度的均方根误差曲线

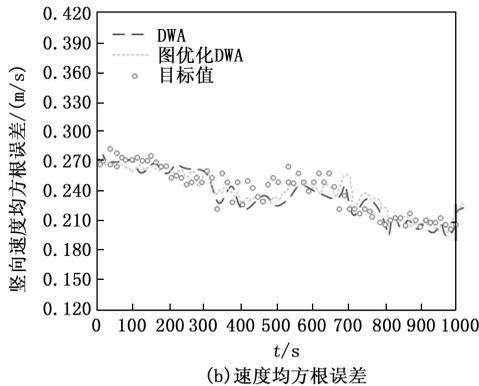
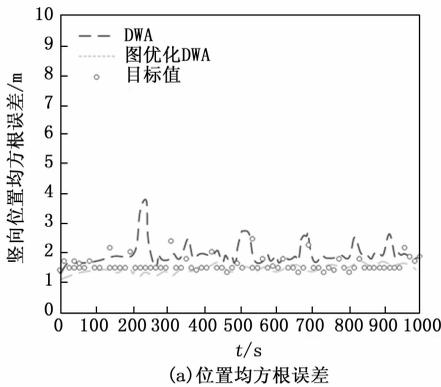


图 4 竖向位置和竖向速度的均方根误差曲线

值缺失时, 图优化前后 DWA 的局部运动轨迹规划算法的估计误差稍微偏大, 差值约为 0.02 m/s。这是因为智能分拣

机器人在水平方向的运动速度和移动距离较为显著。而当量测值正常时, 图优化前后 DWA 的局部运动轨迹规划算法较大误差的曲线也同样会直接跳转到正常运动轨迹误差范围内。

为了进一步明确研究所给出的智能分拣机器人局部运动轨迹规划算法的效果, 研究设置对比算法, 分别为改进人工势场法的局部路径规划算法、改进时间弹性带 (TEB, time elastic band) 的局部路径规划算法^[22-23]。研究对不同障碍进行避让的效果进行分析, 图 5 表示不同局部运动轨迹规划算法的运动轨迹对比图。为了更好地进行细节分析, 研究展示了局部放大图。从图中可以看出, 改进人工势场法的局部运动轨迹规划算法能够较为快速地追踪到目标, 但运动轨迹平滑性欠佳且存在较大的误差曲线, 这种情况在实际中发生的概率非常低。改进 TEB 的局部路径规划算法可顺利完成对障碍物的合理避让。研究设计的图优化 DWA 的局部运动轨迹规划算法能够更好地实现对障碍物的合理避让, 与目标运动轨迹重合度为 89.25%, 而改进人工势场法的局部路径规划算法、改进 TEB 的局部路径规划算法的目标运动轨迹重合度依次为 72.68% 和 68.25%。以上分析结果验证了智能分拣机器人局部运动轨迹规划算法在路径规划中的优势。

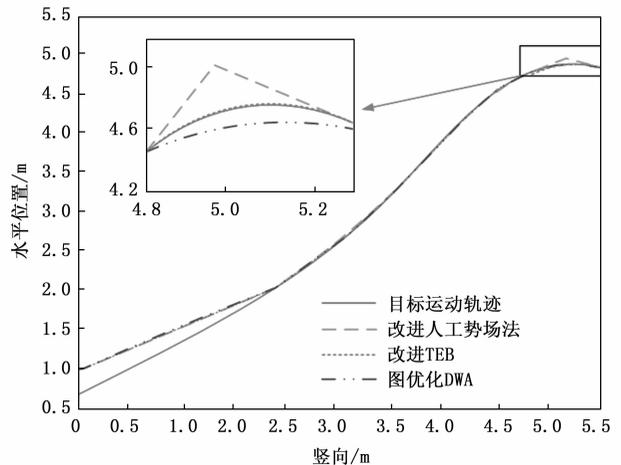


图 5 不同局部运动轨迹规划算法的运动轨迹对比图

图 6 (a)、图 6 (b) 分别表示不同局部运动轨迹规划算法水平位置运动轨迹规划结果和运动轨迹规划误差。改进人工势场法的局部路径规划算法能对避让障碍物的期望位置进行获取和识别, 且在 2 s 左右能够实现目标障碍物, 但运动轨迹平滑性不佳。改进时间弹性带 (TEB, time elastic band) 的局部路径规划算法到达避让障碍物期望位置的时间增加到 5 s 左右, 位置和运动轨迹误差变化较小。这是因为改进 TEB 的局部路径规划算法引入 TEB 算法导致计算程序更为复杂, 达到避让障碍物预期位置所花费的时间更多。研究所提出的图优化 DWA 的局部路径规划算法在 3 s 左右达到期望位置, 位置和运动轨迹误差变化较小。

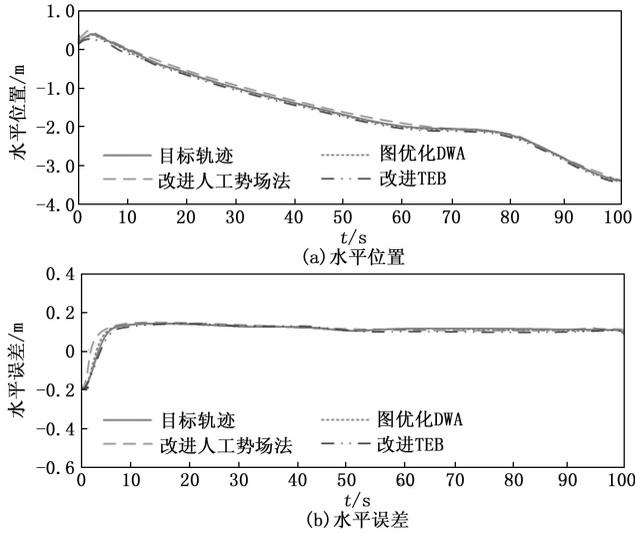


图 6 不同局部运动轨迹规划算法水平位置运动轨迹规划结果和误差

为了直观表示智能分拣机器人不同运动轨迹规划算法的空间规划情况，图 5 是指具体的动态避障和运动轨迹的规划的结果。设置步长为 25 m，步数为 1 000 步，引力系数和斥力系数分别为 3 和 5。图中所示的黑色图形为障碍物，红色原点和绿色原点分别为起始点和目标点。由于所设置的地形环境较为复杂，蓝色原点为任意生成的节点。图 7 (a) 和图 7 (b) 分别为图优化前后 DWA 的局部运动轨迹规划算法的运动轨迹规划结果。图 7 (c) 和图 7 (d) 是指智能分拣机器人实际自主避障的示意图。从图中可知，图优化的 DWA 的局部运动轨迹规划算法在实现路径规划过程中，可找到最短距离的运动轨迹，同时利用最短时间避开障碍物。对于图优化的 DWA 的局部运动轨迹规划算法而言，具有较高的规划效率和成功率，当障碍物较多且周围环境复杂的情况下，该算法的性能更具优势。这可能是由于图优化的 DWA 的局部运动轨迹规划算法通过超图优化问题形式进行表示，同时利用 G2O 优化采样生成的运动轨迹，并通过评价函数完成最优路径的评价，这些方法有助于提升局部运动轨迹规划的规划效率。

3 结束语

国际贸易增长趋势下物流现代化水平已成为衡量一个国家综合竞争力的重要参考依据，现目前国内仓储物流行业使用的物流分拣方式存在柔性低、效率低等问题。为解决目前智能分拣机器人在局部运动轨迹规划中存在的避让障碍物不及时等问题，研究提出一种图优化的 DWA 的局部运动轨迹规划算法。图优化前后 DWA 的局部运动轨迹规划算法在水平方向位置的估计误差值较大，最小差值和最大差值分别为 0.05 m 和 5.62 m。图优化前后 DWA 的局部运动轨迹规划算法的估计误差稍微偏大，差值约为 0.01 m/s。改进人工势场法的局部运动轨迹规划算法能够较为快速地

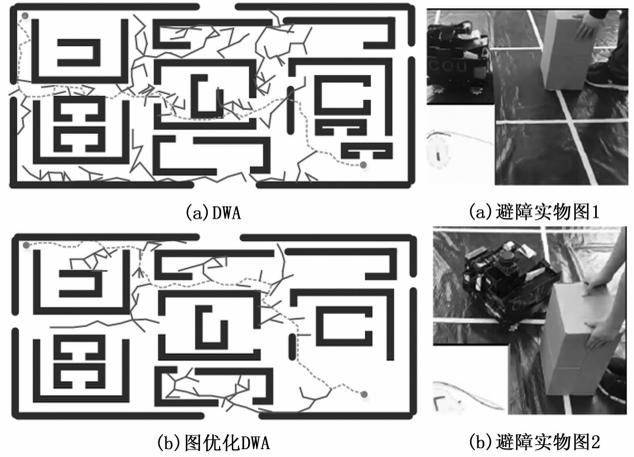


图 7 图优化前后 DWA 的局部运动轨迹规划算法的运动轨迹规划结果

追踪到目标，但运动轨迹平滑性欠佳且存在较大的误差曲线。改进 TEB 的局部路径规划算法可顺利完成对障碍物的合理避让。研究设计的图优化 DWA 的局部运动轨迹规划算法能够更好地实现对障碍物的合理避让，与目标运动轨迹重合度为 89.25%，而改进人工势场法的局部路径规划算法、改进 TEB 的局部路径规划算法的目标运动轨迹重合度依次为 72.68% 和 68.25%。改进人工势场法的局部路径规划算法能对避让障碍物的期望位置进行获取和识别，且在 2 s 左右能够实现目标障碍物，但运动轨迹平滑性不佳。改进 TEB 局部路径规划算法到达避让障碍物期望位置的时间增加到 5 s 左右，位置和运动轨迹误差变化较小。研究所提出的图优化 DWA 的局部路径规划算法在 3 s 左右达到期望位置，位置和运动轨迹误差变化较小。对于图优化的 DWA 的局部运动轨迹规划算法而言，其具有较高的规划效率和成功率，当障碍物较多且周围环境复杂的情况下，该算法的性能更具优势。但研究仍然存在较大的不足之处，如未探讨多种复杂实际应用场景中智能分拣机器人的分拣成果，而仅对较为单一的外界环境进行了分析，后续需加强研究在这方面的探索，以进一步验证研究成果的可行性和实用性。

参考文献:

- [1] 唐昫超, 祁少军, 朱立学, 等. 移动机器人避障运动研究 [J]. 系统仿真学报, 2024, 36 (1): 1-26.
- [2] 赵晓东, 曹梦颖, 宿景芳. TEB 算法中机器人平稳避障策略研究 [J]. 无线电工程, 2024, 54 (1): 223-229.
- [3] 覃 斌. 基于机器视觉的工业机器人在果树修剪中的研究与应用 [J]. 南方农机, 2023, 54 (24): 84-86.
- [4] 张燕军, 孙卫明, 杨 坚, 等. 散养家禽的自主投料机器人设计及应用 [J]. 中国家禽, 2023, 45 (6): 104-110.
- [5] 张博容, 郑冰淋, 郭 乾, 等. 基于 ROS 的路径决策自主导航机器人 [J]. 物联网技术, 2023, 13 (6): 88-93.
- [6] 王亚东. 自动化机器人轨迹跟踪与路径规划技术 [J]. 今日自动化, 2023 (6): 13-15.

- [7] 王 献. 建筑装饰机器人的室内部署及导航优化策略 [J]. 中国高科技, 2023 (12): 42-44.
- [8] 张 迪, 徐 德. 面向移动机器人的室外环境多层次地图构建 [J]. 山东大学学报 (工学版), 2023, 53 (2): 34-41, 69.
- [9] 丁 皓, 刘浩宇, 庄 逸, 等. 基于四轮差速模型的多机器人路径规划 [J]. 控制工程, 2023, 30 (4): 730-738.
- [10] 王 进, 厉圣杰, 张海运, 等. 一种满足末端姿态约束的工业机械臂分布式变密度路径搜索与简化方法 [J]. 信息与电子工程前沿 (英文版), 2023, 24 (4): 536-552.
- [11] 张兰勇, 韩 宇. 基于改进的 RRT* 算法的 AUV 集群路径规划 [J]. 中国舰船研究, 2023, 18 (1): 43-51.
- [12] 徐大也, 胡立坤, 王小勇, 等. 基于概率路线图法的窄道采样与轨迹优化 [J]. 国外电子测量技术, 2023, 42 (2): 1-8.
- [13] 连兴文, 吕 涛, 袁宜升, 等. 阀厅智能巡检机器人运动控制系统 [J]. 自动化与仪器仪表, 2022 (12): 236-239, 254.
- [14] 张新华. 基于蝗虫优化算法的壁面爬行机器人导航避障方法 [J]. 现代电子技术, 2022, 45 (24): 131-135.
- [15] 陈明朗, 卢敏莹, 李婉玉, 等. 基于 ROS 系统的智能清洁车自主路径规划与避障控制 [J]. 信息与电脑, 2022, 34 (23): 98-100.
- [16] 芮宏斌, 曹 伟, 孙宁宁. 基于 BP 神经网络的光伏阵列清洁机械臂逆运动学分析与时间最短运动规划 [J]. 太阳能学报, 2022, 43 (10): 43-51.
- [17] 钟铮语, 徐 明, 彭 辉, 等. 全向移动爬壁机器人设计及其运动特性研究 [J]. 控制工程, 2022, 29 (9): 1537-1545.
- [18] 王 盼. 基于多传感信息融合的儿童教育机器人研究 [J]. 自动化与仪器仪表, 2022 (8): 179-184.
- [19] 解海亮, 黄 思, 王天正, 等. 双机器人紧协调焊接路径规划与离线编程 [J]. 机械设计, 2022, 39 (8): 92-99.
- [20] 顾丹宁, 方灶军, 张延军. 采用改进 RRT 方法进行双臂机器人路径规划 [J]. 机械设计与研究, 2022, 38 (4): 49-55, 60.
- [21] 周 磊, 赵坤旭, 宋一诺, 等. 考虑共同关注区域静态交谈群组检测的机器人导航及行为评价 [J]. 机器人, 2022, 44 (4): 494-503.
- [22] 许 万, 程 兆, 朱 力, 等. 一种基于改进人工势场法的局部路径规划算法 [J]. 电子测量技术, 2022, 45 (19): 83-88.
- [23] 代婉玉, 张丽娟, 吴佳峰, 等. 改进 TEB 算法的局部路径规划算法研究 [J]. 计算机工程与应用, 2022, 58 (8): 283-288.
- ping 算法 [J]. 仪器仪表学报, 2018, 39 (7): 216-223.
- [6] SEIGO K, HIDEYOSHI H. Non-invasive gene delivery across the blood-brain barrier: present and future perspectives [J]. Neural Regeneration Research, 2022, 17 (4): 785-787.
- [7] 陈孟元, 张玉坤, 田德红, 等. 基于兴趣倾向机制的仿生 SLAM 算法 [J]. 电子与信息学报, 2022, 44 (5): 1743-1753.
- [8] 范 堃. 自动导引车车载系统研究与实现 [D]. 浙江: 浙江大学, 2013: 10-30.
- [9] 佐富兴. 自动导引四向行走叉车设计及关键技术研究 [D]. 上海: 上海交通大学, 2021: 15-35.
- [10] KONG Y, DONG J. High-precision localization of AGV based on multi-sensor fusion [C] // In 2020 IEEE 7th International Conference on Industrial Engineering and Applications (ICIEA), 2020: 717-721.
- [11] KUNDU A, GHOSH S, MUKHERJEE A. Design of a navigation system for AGV using encoder and magnetic sensor [C] // In 2018 International Conference on Advances in Computing, Communication and Control (ICAC3), 2018: 1-5.
- [12] LIU Y, LIU K, CHEN X, et al. Navigation system for AGV based on laser scanner [C] // In 2020 5th International Conference on Robotics, Control and Automation (ICRCA), 2020: 124-129.
- [13] 王亚利, 张 杰, 周立坤, 等. 基于运动特性的单舵轮 AGV 路径规划算法研究 [J]. 机械设计与制造, 2019, 5: 53-54.
- [14] 沈 俊. 基于 ROS 的自主移动机器人系统设计与实现 [D]. 绵阳: 西南科技大学, 2016.
- [15] 胡 杨, 郭 强, 王 兵, 等. 基于改进粒子滤波的 Gmap-
- [16] LU F, MILIOS E, NISTER D. Sparse extended information filtering; A scalable algorithm for SLAM [J]. IEEE Transactions on Robotics, 2016, 32 (3): 545-561.
- [17] 刘文强, 王兴华, 郑成峰, 等. 基于特征点的 Gmapping 算法 [J]. 机器人, 2011, 33 (1): 1-7.
- [18] XU H R, LI Y, LU Y H. Research on indoor AGV Fusion localization based on adaptive Weight EKF using multi-sensor [J]. Journal of Physics: Conference Series, 2023, 2428 (1): 498-519.
- [19] 张 鑫, 王 岩, 王宇航. 基于 EKF 的 SLAM 算法研究 [J]. 机器人, 2015, 37 (6): 711-718.
- [20] 韦晓琴. 基于激光雷达的 AGV 机器人 SLAM 与定位导航研究 [D]. 广州: 华南理工大学, 2019.
- [21] 沈 欣. 基于改进 Cartographer 的激光 SLAM 算法研究 [D]. 武汉: 武汉科技大学, 2021.
- [22] 赵广帅, 耿振野, 崔林飞. 基于改进的粒子滤波蒙特卡洛定位算法研究 [J]. 长春理工大学学报 (自然科学版), 2020, 43 (5): 110-117.
- [23] 赵 芸, 赵 敏. 移动机器人 Cartographer SLAM 建图改进研究 [J]. 软件导刊, 2021, 20 (4): 69-74.
- [24] 陈晓冬, 王福威. 基于改进 A* 算法的 AGV 路径规划 [J]. 计算机系统应用, 2023, 32 (3): 180-185.
- [25] 康熙奇, 刘 洋, 徐京邦, 等. 基于预瞄点控制方法的 AGV 路径跟踪 [J]. 制造业自动化, 2020, 42 (10): 125-128.
- [26] 朱文亮, 黄俊杰, 周云鹏. 基于模糊自适应 PID 的自引导 AGV 运动控制研究 [J]. 科学技术创新, 2023 (2): 220-223.