

基于改进多目标粒子群算法的 机器人轨迹规划研究

黄婷婷

(上海电子信息职业技术学院中德工程学院, 上海 201411)

摘要:针对传统机器人轨迹规划算法无法实现全局寻优的问题,提出一种基于改进多目标粒子群的机器人轨迹规划算法。首先对机器人的当前位置进行定位并确定偏转角度,在粒子寻优过程中引入一种外部机制形成非劣解容器,引入 SA 算法对种群内部的粒子位置进行重新排布,避免解集陷入局部最优;再根据多机器人拥塞概率进行分解和乘积表征,消解冲突,避免发生碰撞。实验结果显示:所提算法能够规划出一条最短的路径,并可以有效地避免机器人发生碰撞,且移动时间少于传统算法。

关键词:改进多目标粒子群;物流机器人;轨迹规划;乘积表征;冲突消解

中图分类号:TP399

文献标识码:A

文章编号:2095-509X(2023)11-0037-06

现代化物流仓储多采用中心化和立体化的管理模式^[1]。物流仓储中心占地面积很大、分区较多,给商品管理和取放都带来巨大的困难。物流仓储机器人又被称为自动引导车(automated guided vehicle, AGV)^[2],其采用激光引导或视觉引导等方式^[3],选择最佳的行进路径运输货物,并通过最优路径的规划、选择提升效率和避免碰撞。文献[4]提出一种基于滤波惯性导航的轨迹规划方法,文献[5]提出一种基于即时定位与地图构建(simultaneous localization and mapping, SLAM)的地图信息融合与匹配算法,文献[6]提出一种基于人工势场的路径规划方法,文献[7]提出一种基于人工神经网络(artificial neural network, ANN)的机器人运动轨迹规划方法。上述算法从不同的视角解决了物流机器人的轨迹优化问题,但在最优路线选择、工作效率和多机器人避碰等方面都存在一定问题。针对现有物流机器人轨迹规划算法存在的不足,本文提出一种基于多目标粒子群算法的机器人轨迹规划方法,并基于二进制优化算法和模拟退火(simulated annealing, SA)算法对经典粒子群算法进行二次性能优化,提升全局寻优的性能,在确保路径轨迹经济的前提下,重点提高机器人的工作效率和实用性。

1 仓储环境建模与物流机器人定位

1.1 仓储环境建模

本文在对机器人轨迹进行规划前,先基于格栅法对仓储环境建模,将仓库环境分为自由格栅(用白色方格表示)和障碍格栅(用黑色方格表示),其中自由格栅表示区域内没有障碍物,机器人能够自由通过,而障碍格栅是机器人在工作中需要躲避或绕行的障碍物,图 1 为一个 24 m × 24 m 的仓库规划格栅图。

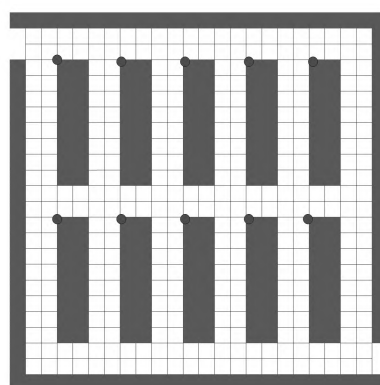


图 1 仓库格栅建模示意图

图 1 中黑色的方格表示存放物品的仓储货架,白色方格为通道,圆点表示货架的信标(每个信标

收稿日期:2023-08-30

基金项目:2021 年度上海市教育科学研究项目(C20211078)

作者简介:黄婷婷(1981—),女,讲师,硕士,主要研究方向为控制工程,ht1591710@163.com.

包含唯一的空间位置信息)。每个黑色方格和白色方格均为边长 1 m 的正方形,机器人在白色方格内可以自由通行,但在工作中要避免与货架发生碰撞。

1.2 物流机器人的空间定位与纠偏

以世界坐标系为基础构建一个观测模型,用于物流机器人的定位,如图 2 所示。

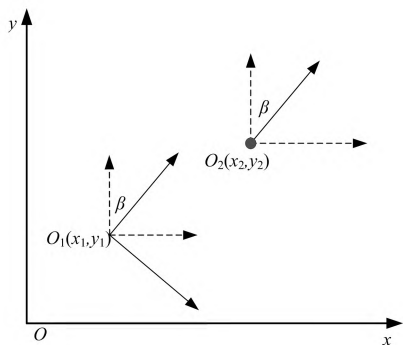


图 2 物流机器人的空间定位示意图

图 2 为在一个世界坐标系内物流机器人实现空间定位示意图, $O_1(x_1, y_1)$ 为机器人中心位置, $O_2(x_2, y_2)$ 为与 O_1 相关的信标位置,机器人在当前位置与最近信标进行实时通信,选择距离下一个目标点最近的路径, β 为机器人朝向信标的偏转角度。物流机器人内置的位置传感器^[8]和陀螺仪^[9]在长时间、高强度使用后会 出现偏差,因此在定位和路径寻优的同时,要对机器人的定位过程和移动过程实时纠偏。在 t 时刻机器人位于 A 点,用平面坐标和偏转角度表示其当前位置 $(x_a^t, y_a^t, \beta_a^t)$,由于存在偏差 $(\varepsilon x_a^t, \varepsilon y_a^t, \varepsilon \beta_a^t)$,因此机器人的真实位置为 $(x_a^t, y_a^t, \beta_a^t)$ 。物流机器人在行进中也不可避免地存在误差,如果机器人行进轨迹预估模型为:

$$\begin{bmatrix} x_a^{t+1} \\ y_a^{t+1} \\ \beta_a^{t+1} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_a^t \\ y_a^t \\ \beta_a^t \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \Delta x_a^t \\ \Delta y_a^t \\ \Delta \beta_a^t \end{bmatrix} \quad (1)$$

式中: $(x_a^{t+1}, y_a^{t+1}, \beta_a^{t+1})$ 为 $(t+1)$ 时刻物流机器人的坐标位置, $\Delta x_a^t, \Delta y_a^t, \Delta \beta_a^t$ 为真实坐标位置偏差。则在 $(t+1)$ 时刻机器人定位误差可以表示为:

$$\begin{bmatrix} \varepsilon x_a^{t+1} \\ \varepsilon y_a^{t+1} \\ \varepsilon \beta_a^{t+1} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \varepsilon x_a^t \\ \varepsilon y_a^t \\ \varepsilon \beta_a^t \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \Delta x_a^t - \Delta x_a^t \\ \Delta y_a^t - \Delta y_a^t \\ \Delta \beta_a^t - \Delta \beta_a^t \end{bmatrix} \quad (2)$$

式中: $\varepsilon x_a^t, \varepsilon y_a^t, \varepsilon \beta_a^t$ 为 t 时刻的坐标偏差, $\Delta x_a^t, \Delta y_a^t, \Delta \beta_a^t$ 为坐标位置的变化增量。

对机器人当前位置的精确定位和纠偏是优选

行进轨迹的前提,如果不对位置偏差做实时跟踪,当机器人与多个信标进行通信时,就容易造成偏航或对轨迹寻优构成干扰。

2 基于改进多目标粒子群的轨迹规划

2.1 基于多目标粒子群算法的非劣解集筛选

将仓储区域视为一个粒子群活动的 D 维空间,种群包含 n 个粒子,在第 t 时刻第 i 个粒子的位置矢量 \mathbf{l}_i^t 和速度矢量 \mathbf{v}_i^t 分别表示如下:

$$\begin{cases} \mathbf{l}_i^t = \{l_{i1}^t, l_{i2}^t, \dots, l_{iD}^t\} \\ \mathbf{v}_i^t = \{v_{i1}^t, v_{i2}^t, \dots, v_{iD}^t\} \end{cases} \quad (3)$$

式中: \mathbf{l}_i^t 和 \mathbf{v}_i^t 分别为种群维度为 D 维时第 i 个粒子的位置和速度。种群中分别存在一个衡量粒子局部状态和全局状态的量,即局部最优位置 \mathbf{l}_p^t 和全局最优位置 \mathbf{l}_g^t :

$$\begin{cases} \mathbf{l}_p^t = \{l_{p1}^t, l_{p2}^t, \dots, l_{pD}^t\} \\ \mathbf{l}_g^t = \{l_{g1}^t, l_{g2}^t, \dots, l_{gD}^t\} \end{cases} \quad (4)$$

式中: \mathbf{l}_p^t 和 \mathbf{l}_g^t 分别为种群维度为 D 维时种群中个体的局部最优位置和全局最优位置。对于种群中的任一粒子 i , $(t+1)$ 时刻其在种群迭代中的速度更新和粒子更新过程描述如下:

$$\begin{cases} v_{iD}^{t+1} = v_{iD}^t + \kappa_1 \tau_1 (l_{pi}^t - v_{iD}^t) + \\ \kappa_2 \tau_2 (l_{gi}^t - v_{iD}^t) \\ l_{iD}^{t+1} = l_{iD}^t + v_{iD}^{t+1} \end{cases} \quad (5)$$

式中: κ_1 和 κ_2 为模型的学习因子; τ_1 和 τ_2 为模型的随机参数,取值范围为 $[0, 1]$ 。对筛选出的非劣解做二次评估,进而确定出全局的最优位置 \mathbf{l}_{gd}^t 。多目标粒子群优化算法的优化过程示意图如图 3 所示。

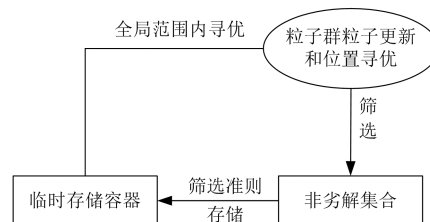


图 3 多目标粒子群优化过程

由于种群中的多个粒子在目标寻优过程中存在多个局部范围内的最优解,因此本文基于适用的二次寻优规则,构建了一个临时存储非劣解的容器^[10],并对整个种群进行二次寻优。基于二进制算法对多目标粒子群算法进行第一次优化,多目标粒子群算法的关键步骤是确定当前粒子的位置和

运行速度,二进制优化的原理是采用二进制编码0和1限定粒子在局部和全局的位置,进而提升粒子在局部和全局寻优性能。二进制算法优化下第 $(t+1)$ 时刻的粒子位置表示为:

$$l_{id}^{t+1} = \begin{cases} 1, \alpha_1 < s(v_{id}^{t+1}), \alpha_2 < s(v_{id}^{t+1}) \\ 0, \alpha_1 \geq s(v_{id}^{t+1}), \alpha_2 \geq s(v_{id}^{t+1}) \end{cases} \quad (6)$$

式中: α_1 和 α_2 为 $[0,1]$ 之间的随机数, $s(\cdot)$ 为适应度函数。具体表示如下:

$$s(v_{id}^{t+1}) = \frac{1}{1 + e^{-v_{id}^{t+1}}} \quad (7)$$

2.2 多目标粒子群算法的二次改进

为进一步提升多目标粒子群算法的全局寻优性能,避免在非劣解集寻优时陷入局部最优解,本文基于SA算法对多目标粒子群算法进行二次优化。模拟退火的基本环节是设定初始温度、选择退温的方式并确定接受劣等解的概率函数 $P(x)$ 等。设定种群加温时的初始控制参数 ξ_0 :

$$\xi_0 = s(l_g)/\ln n \quad (8)$$

式中: s 为多目标粒子群算法的适应度函数, l_g 为全局最优位置, n 为种群的粒子个体数量。引入模拟退火系数 ζ 作为升温过程中的重要调整参数,通过控制升温 and 降温的方式调整种群粒子的寻优性能。第 $(t+1)$ 时刻的温度控制参数 ξ_{t+1} 表示如下:

$$\xi_{t+1} = \xi \cdot \zeta_t \quad (9)$$

式中: ζ_t 为第 t 时刻的温度控制参数。

在第 $(t+1)$ 时刻所处的温度环境下计算当前位置被选定为全局最佳位置的概率 $p(l_g^{t+1})$:

$$p(l_g^{t+1}) = \frac{e^{-[s(l_g^{t+1}) - s(l_g^t)]/\xi_t}}{\sum_{i=1}^n e^{-[s(l_i^{t+1}) - s(l_g^t)]/\xi_t}} \quad (10)$$

在给固体加温时固体内部的各粒子会出现突变特征,影响到最终的全局寻优,为避免该情况的发生,先随机选择一个 l_i^{t+1} ,将其视为全局最优解 l_g^{t+1} 替代真正的全局最优解,然后计算 l_g^{t+1} 能成为真正全局最优解的概率值,在模拟退火算法优化下得到第 $(t+1)$ 时刻经过优化后粒子的位置和速度值为:

$$\begin{cases} v_{id}^{t+1} = v_{id}^t + \gamma \cdot \kappa_1 \tau_1 (l_{pi}^t - v_{id}^t) + \\ \gamma \cdot \kappa_2 \tau_2 [p(l_g^{t+1})] (l_{gi}^t - v_{id}^t) \\ l_{id}^{t+1} = l_{id}^t + v_{id}^{t+1} \end{cases} \quad (11)$$

式中: γ 为压缩因子。 γ 计算过程如下:

$$\gamma = 2\tau_1\tau_2/[2 - (\kappa_1 + \kappa_2) - \sqrt{(\kappa_1 + \kappa_2)^2 - 4(\kappa_1 + \kappa_2)}] \quad (12)$$

引入模拟退火算法后,能够进一步提升全局优化性能,并最大限度地避免在非劣等解集寻优中再次陷入局部最优解。

3 基于改进粒子群的物流机器人轨迹规划与避碰

3.1 基于改进多目标粒子群的拥塞规划

仍旧基于栅格法建立机器人拥塞概率地图 G ,其中第 j 个机器人与其他机器人发生拥塞的概率表示为 P_j ,很显然发生拥塞的概率 P_j 与第 j 个机器人在同一地点停留的时间 t_{stay} 及该地点周围机器人的数量 m 相关,即 P_j 是 t_{stay} 和 m 的函数:

$$P_j = h(t_{stay}, m) \quad (13)$$

由于影响 P_j 的因素较多,包括栅格的设置距离 l 、机器人的运行速度 V_j 、角速度 ω_j 和转向角度 θ_j 等,因此需要将时间因素和数量因素分解(P_j 分解为 $P_{t_{stay}}$ (在同一地点停留的概率)和 P_{t_m} (周围存在其他机器人的概率)的乘积),再进行乘积表征以提升影响概率计算的准确性:

$$\begin{cases} P_{t_{stay}} = 1 - e^{-\psi_1 t_{stay}} \\ P_{t_m} = 1 - e^{-\psi_1 t_m} \end{cases} \quad (14)$$

式中: ψ_1 、 t_m 分别为概率控制参数和时间控制参数。

其中停留时间因素可以基于以下几个参数来表示:

$$t_{stay} = \frac{l}{v} + \frac{\theta}{\omega} \quad (15)$$

式中: v 为机器人的运行速度, θ 为旋转角度, ω 为角速度。如果 t 时刻机器人 j 所处位置为点 $O_1(x_1, y_1)$,其下一目标点的拥塞概率(多机器人同时运动发生拥塞的概率)为 P_{O_1} 。如果当前位置没有发生其他拥塞,只存在基于多目标改进粒子群算法合理控制行进路径的拥塞,就能够有效避免机器人 j 与其他机器人之间发生拥塞。

3.2 轨迹规划中的避碰及路径冲突消解

不同机器人之间的路径冲突主要分为横向冲突和纵向冲突,通常发生路径冲突时后台控制系统给出的指令是挑选通道独占访问(路径已经确定的机器人具有优先权),其他干扰机器人会进入通道等待进而消解冲突。横向冲突的消解方案如图4所示。

图4中M1和M2分别表示同时作业中的两台

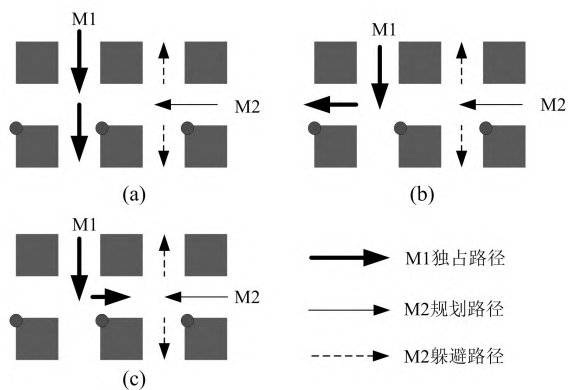


图4 机器人横向冲突的3种消解方案

物流机器人,由于 M1 先规划了路径,具有优先权,为了避免物流机器人发生碰撞,M2 要通过等待或进入其他路径暂时躲避。图 4(a)表示 M1 沿过道直行且具有优先权,此时 M2 根据后台系统指令及改进多目标粒子群算法规划的路径以及 M1、M2 目标位置,选择 3 种消解方案——原地暂停躲避、左转躲避和右转躲避;图 4(b)表示 M1 右转,此时 M2 也有 3 种消解方案,即原地暂停躲避、左转躲避和右转躲避,M2 根据总体路径规划选择最经济的行进方案;图 4(c)中 M1 的路径是左转,此时 M2 为了防止与 M1 发生碰撞,依据后台系统传递的信息,并且根据改进多目标粒子群算法规划的路径选择左转躲避或右转躲避。

两台机器人纵向行进路径消解和避碰方案如图 5 所示。

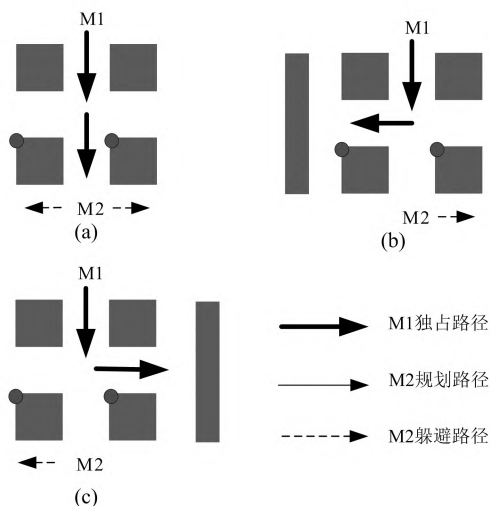


图5 机器人纵向冲突的3种消解方案

由于仓储物流仓库的立体置物架多采用纵向排布方式,还要考虑到仓库边缘区域较为狭窄等因

素的综合影响,因此选择了图 5 所示的物流机器人冲突消解方式。

4 实验

4.1 实验环境设置

选定一个空闲的仓库,并按照图 1 中的格栅来布置现场,单位格栅大小为 $1\text{ m} \times 1\text{ m}$,整个仓库为 $24\text{ m} \times 24\text{ m}$ 的方形场地,货架的布置和通道的宽度等参数与建模示意图一致。在每个货架对应位置布置一个高性能防水信标(C127042,工作主频为 2.45 GHz)。测试用的物流机器人 为 MIR ABB1600 型号,机器人的 4 个侧面都内置了 LIDAR 型号的高精度通信传感器,用于机器人定位、机器人之间及与信标传感器之间的通信,MIR ABB1600 型物流机器人实物如图 6 所示,机器人相关参数见表 1。



图6 测试用 MIR 物流机器人实物图

表1 MIR ABB1600 型机器人的相关参数

序号	参数	参数值
1	整备质量/kg	75
2	最大承载质量/kg	500
3	最大速度/(km/h)	15
4	最大角速度/(rad/s)	130
5	转弯角度/(°)	70

实验过程中多目标粒子群算法相关参数见表 2。

表2 多目标粒子群算法相关参数

序号	参数	参数值
1	κ_1	0.85
2	κ_2	0.80
3	τ_1	0.35
4	τ_2	0.40
5	最大迭代次数	500

4.2 实验结果与分析

4.2.1 轨迹规划效果及机器人运行效率对比分析

在实验仓库区域内随机布置一点 Q' , 验证本文算法及 4 种传统算法(文献[4] ~ 文献[7] 算法)从起点 Q 到目标点 Q' 的路径规划情况,为模拟真实的物流作业情况,在仓库内随机增加了另外 2 台静止的机器人参与对比,各算法的路径规划情况如图 7 所示。

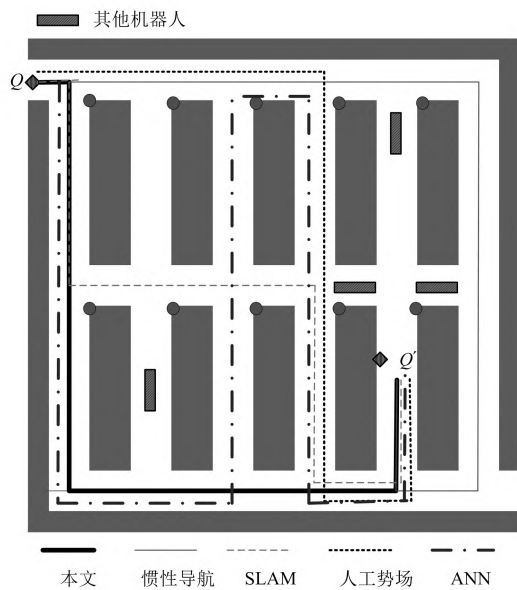


图 7 各算法到目标点轨迹规划结果对比分析

由图可以看出,在存在障碍物的前提下,本文基于多目标粒子群的路径规划算法所选择的路径为最短路径。各算法规划路径的行进距离对比见表 3。

表 3 各算法规划路径的行进距离对比

单位:m				
本文算法	惯性导航	SLAM	人工势场	ANN
40	52	44	44	78

从单次随机样本抽样分析结果可知,基于改进多目标粒子群算法的路径规划距离最短,相较于其他算法具有一定优势。改进多目标粒子群算法通过机器人自带传感器与信标、其他静止的机器人进行实时数据交互,能够在全局范围内选择最优的路径。调整目标点 Q' 位置,以增加随机采样样本数量的方式,观测在多个样本环境下多目标粒子群路径规划算法的稳定性。本文选择的目标位置样本数量为 10,测算结果见表 4。

表 4 多样本下各算法规划路径行进距离对比

单位:m					
	本文算法	惯性导航	SLAM	人工势场	ANN
1	40	52	66	78	66
2	44	56	66	78	56
3	44	66	68	66	56
4	40	56	74	62	64
5	48	56	68	64	56
6	44	62	66	76	68
7	42	72	62	62	68
8	40	66	62	62	78
9	40	68	68	56	76
10	44	62	74	56	64

由表可知,在多样本环境下,本文基于改进多目标粒子群算法所规划的路径距离最短,并且能在全局范围内筛选最优的行进路径。与多个样本路线距离均值对应的时间均值统计如图 8 所示。

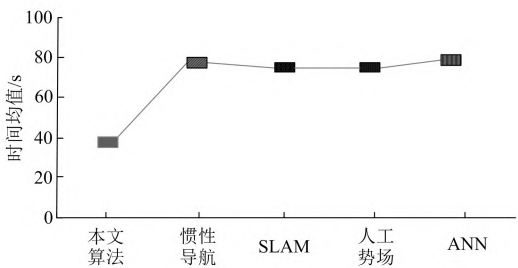


图 8 时间均值对比分析

由图可知,本文算法的物流机器人路径寻优耗时少于 40 s,效率较高,远优于 4 种传统路径规划算法。物流机器人运动效率除了与距目标的距离相关以外,还与躲避障碍物(其他机器人)的能力关系密切。本文算法能够充分利用固定的信标数据和其他机器人的定位信息,实现在全局范围内的路径选择,提升了机器人的工作效率。

4.2.2 多个机器人避障结果测试与分析

20 个随机目标样本的时间均值对比如图 9 所示。

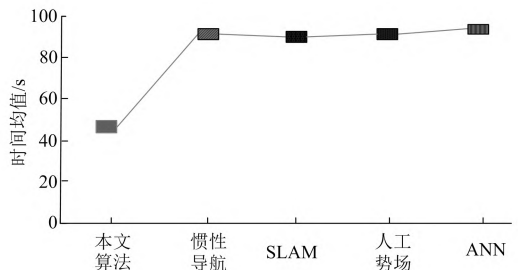


图 9 机器人移动条件下时间均值对比分析

与距离增加类似,机器人移动条件下时间均值也有所增加,但基于效率视角分析,本文算法效率要更高,碰撞次数的统计见表 5。

表 5 各算法下机器人发生碰撞的次数

算法	本文算法	惯性导航	SLAM	人工势场	ANN
碰撞次数	0	1	1	2	2

由表可知,在本文算法下,物流机器人之间并没有发生碰撞情况,而在其他规划算法下,均出现了少量的机器人碰撞事故。

5 结束语

本文设计了一种基于改进多目标粒子群的物流机器人轨迹规划算法,引入非劣解存储器改善局部寻优能力,利用 SA 算法对经典粒子群算法进行二次优化,提升了改进算法的全局寻优能力,并重点消解了多个物流机器人同时作业时出现的拥塞问题和碰撞风险。实验结果显示,在改进多目标粒子群优化算法的路径规划算法控制下,无论其他机器人处于静止还是移动状态,目标机器人都能筛选出全局范围内的最优路径,有效避免了碰撞事故的发生。

参考文献:

- [1] 张威. 物流仓储系统中智能化机械设备的开发及应用[J]. 机械设计, 2021, 38(11):26-27.
- [2] 蔺一帅,李青山,陆鹏浩,等. 智能仓储货位规划与 AGV 路径规划协同优化算法[J]. 软件学报, 2020(9):2770-2784.
- [3] 李圣男,邢科新,林叶贵,等. 基于 Petri 网的物流仓库多 AGV 调度方法的研究[J]. 高技术通讯, 2019, 29(5):494-502.
- [4] 时培成,陈旭,杨爱喜,等. 4WID-4WIS 智能车阿克曼转向轨迹规划及位置估算[J]. 工程设计学报, 2022(2):123, 132.
- [5] 秦学斌,王炳,景宁波,等. 基于矿区巷道巡检机器人的 LOAM-SLAM 地图重建改进算法的研究[J]. 金属矿山, 2022(4):163-168.
- [6] 吴晓建,燕冬,王爱春,等. 融合前车轨迹预测的改进人工势场轨迹规划研究[J]. 汽车工程, 2021, 43(12):1752-1761, 1779.
- [7] 王成军,杨林,李龙,等. 基于复合多项式运动规律的重载铸造机器人轨迹规划[J]. 机械传动, 2022, 46(12):16-21.
- [8] 赵高丽,宋军平. 机器人无线传感器网络栅栏覆盖设计[J]. 机械设计与制造, 2023(4):210-213,218.
- [9] 叶泳骏,陈新度,吴磊,等. 基于视觉与陀螺仪组合的机器人粒子滤波定位[J]. 组合机床与自动化加工技术, 2021(11):1-4.
- [10] 许秋艳,马良,刘勇. 双目标消防救援站选址模型的元胞阴阳平衡优化算法[J]. 运筹与管理, 2022, 31(12):31-37.

The robot trajectory planning based on improved multi-objective particle swarm optimization

Huang Tingting

(Sino German Institute of Engineering, Shanghai Technical Institute of Electronics and Information, Shanghai, 201411, China)

Abstract: Aiming at the problem that traditional robot trajectory planning algorithms cannot achieve global optimization, a robot trajectory planning scheme based on improved multi-objective particle swarm is proposed. First, the current position of the robot is located and the deflection angle is determined. In the particle optimization process, an external mechanism is introduced to form a non-inferior solution container, so as to realize the global path optimization better. The SA algorithm is introduced to rearrange the particle positions in the population to avoid the solution set falling into the local optimal. Then, according to the congestion probability of multiple robots, the decomposition and product characterization are carried out to resolve conflicts and avoid collisions. The experimental results show that the proposed algorithm can identify the shortest and most economical trajectory path, and can effectively avoid robot collision, and the moving time is lower than the traditional algorithm.

Key words: improved multi-objective particle swarm; logistics robot; trajectory planning; product characterization; conflict resolution