

基于势场蚁群算法的仓储搬运机器人避障控制方法

陈楠^{1,2}, 乔立春¹

(1. 国网宁夏电力有限公司 银川供电公司, 银川 750011;

2. 西安交通大学 电气学院, 西安 710049)

摘要: 针对现有仓储搬运机器人避障控制算法存在的路径寻优易陷入局部最优解, 及多机器人同时作业易发生碰撞等问题, 对物流机器人的避障控制进行了研究, 并提出一种基于改进势场蚁群的控制算法; 对机器人搬运过程中的移动轨迹进行了研究, 给出了机器人空间运动学方程; 采用了蚁群算法对经典人工势场算法进行优化, 提升全局寻优能力并平衡引力和斥力的相互作用关系; 在仓储搬运机器人的局部区域避障方面, 基于策略梯度算法对人工势场做二次优化, 通过分析下一动作指令的发生概率, 改善多机器人同时作业时行进路径选择的随机性; 经测试, 提出控制算法的路径最短, 完成单次运输任务耗时仅为 12.3 s, 而且在复杂路径规划条件下, 机器人之间发生碰撞的次数也显著少于传统避障控制算法, 经实际应用能够满足提升仓储物流管理效率的需求。

关键词: 人工势场; 蚁群算法; 仓储搬运机器人; 避障; 策略梯度算法

Obstacle Avoidance Control Method for Warehouse Handling Robots Based on Potential Ant Colony Algorithm

CHEN Nan^{1,2}, QIAO Lichun¹

(1. Yinchuan Power Supply Company of State Grid Ningxia Electric Power Co., Ltd., Yinchuan 750011, China;

2. School of Electrical Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China)

Abstract: Existing obstacle avoidance control algorithms for warehouse handling robots are prone to path optimization and falling into local optimization, and multiple robot operations are prone to collisions simultaneously. To address these issues, this paper studies the obstacle avoidance control algorithm of warehouse handling robots, proposes a control algorithm based on potential ant colony, researches the moving trajectory of the robot in the process of transport, and describes the space kinematics equation. The ant colony algorithm is used to optimize the classical artificial potential field algorithm, improve the global optimization ability and balance the relationship between gravity and repulsion. In local obstacle avoidance of warehouse handling robots, the artificial potential field undergoes the secondary optimization based on the strategy gradient algorithm, which improves the randomness of path selection during multiple robots operating by analyzing the occurrence probability of the next operation instruction. After testing, the results show that the proposed control algorithm has the shortest path, and it takes only 12.3 s to complete single transportation task. Moreover, under the complex path planning conditions, the number of collisions between robots is significantly lower than that of the traditional obstacle avoidance control algorithms, which can improve the efficiency of warehousing and logistics management through practical application.

Keywords: artificial potential field; ant colony algorithm; warehouse handling robot; obstacle avoidance; strategy gradient algorithm

0 引言

在仓储物流业快速发展的大背景下, 传统的基于人工或半人工的仓储物流管理方式显然无法满足行业发展的要求。近年来, 随着机器人技术、自动化控制技术和无线传感技术的进步, 仓储物流搬运机器人被大规模地应用到仓储物流管理活动之中^[1-2]。仓储搬运机器人被引入物流管理活动之中, 既能够节省人力搬运成本, 还能够有效提升物

流周转的效率和准确性。通常情况下大型仓储物流中心, 会使用多台物流机器人同时作业, 机器人在运输和搬运过程中必须规避仓储货架、其他运输机器人和各种不确定的障碍物^[3], 这就对仓储搬运机器人的智能化水平, 运输路径选择的经济性及机器人的应急能力等提出了更高的要求^[4]。

现有的仓储物流机器人控制算法, 多基于高清摄像头、

收稿日期: 2023-12-11; 修回日期: 2024-01-08。

作者简介: 陈楠(1985-), 女, 硕士, 工程师。

引用格式: 陈楠, 乔立春. 基于势场蚁群算法的仓储搬运机器人避障控制方法[J]. 计算机测量与控制, 2024, 32(8): 168-173.

雷达传感器、距离传感等实现行进路线的纠正和沿途物品的避障^[5-6], 例如, 文献 [7] 提出一种 AGV (Automated Guided Vehicle, 自动导航运输车) 该类机器人在人工设定控制程序的基础上, 可以实现自主导航和避障。但 AGV 机器人在全局路径寻优方面存在一定问题, 容易陷入局部最优化, 进而选择非经济路径; 文献 [8] 在神经网络模型和机器学习算法的基础上, 提出一种基于 Q 学习的路径寻优算法, 根据指示选择较为经济的路径, 同时实现对沿途障碍物的规避。但该算法存在收敛速度慢的缺点。

人工势场模型是一种高效的全局路径寻优算法模型, 在避障和全局寻优方面具有一定优势。人工势场算法的原理是模拟经典力学中的力场, 即机器人和目的地之间会产生引力, 吸引机器人朝着目标点移动, 而机器人和障碍物之间会产生斥力, 促使机器人躲避障碍物。仓储搬运机器人会综合评估吸力和斥力, 而选择最经济的路径向标的物前进。本文基于蚁群算法对经典的人工势场算法进行优化, 克服经典人工势场模型中斥力势场的不利影响, 并提升和改善全局路径寻优和避障的效果。

1 人工势场模型构建与优化

1.1 仓储搬运机器人空间动力学分析

仓储搬运机器人在三维空间内运动, 其在三维空间内的位置、方向、行进速度、加速度及转向角度等, 对避障和路径选择等都会产生重要影响。机器人按照事先规划的路径在全局范围内搜索最经济的优化路线, 但无法避免突发情况的发生且需要临时调整路径。因此, 仓储搬运机器人还要根据实际工作中的动态障碍物分布情况, 临时调整运行速度和路线, 主动避让其他机器人进而避免与其他机器人发生碰撞。本文以四轮后驱后转向机器人为例, 分析仓储搬运机器人的空间动力学变化情况, 如图 1 所示。

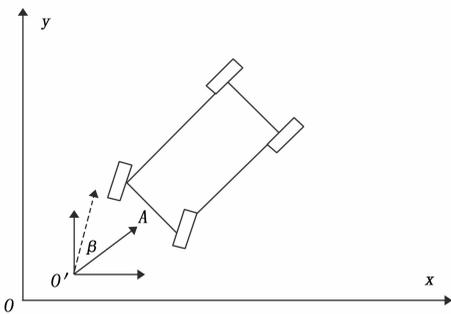


图 1 仓储搬运机器人的空间运动情况

在空间坐标系 xOy 中, O' 为仓储搬运机器人的重心, A 为机器人前进的方向, β 为机器人的航向角^[9], 如果令 $\mathbf{H} = [x, y, \beta]^T, \mathbf{J} = [v, \omega]^T$ (v 和 ω 分别为机器人的速度和角速度^[10]), 机器人的空间运动学方程表示为如下:

$$\mathbf{H} = \begin{pmatrix} x \\ y \\ \beta \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \cos\beta & 0 \\ \sin\beta & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix} \mathbf{J} \quad (1)$$

仓储机器人运动中包含了两个自由度^[11], 即机器人的

当前位置和运动方向, 运动中还包含了 3 个输出变量即位置、运动方向和转向速度^[12]。在机器人运动轨迹的控制方面, 通过对 v 和 ω 的控制实现对机器人轨迹的实时纠偏, 及时躲避前方的障碍物, 在 xOy 坐标空间内仓储搬运机器人的空间运动学模型表示如下:

$$\begin{cases} \dot{x} = v\cos\beta \\ \dot{y} = v\sin\beta \\ \dot{\beta} = \omega \end{cases} \quad (2)$$

由于四轮式仓储搬运机器人在结构设计上是后轮转向加后轮驱动, 机器人位置跟踪和航向角的随向转动同步进行, 即后轮转向时要考虑到机器人长度和转弯半径, 同时标定航向角是为了确保机器人按照指定的路径前进, 也能够规避行进路径上的障碍物。为了更好地模拟仓储搬运机器人在仓库中的运输及避障活动, 本文基于栅阵法对目标场地进行分割, 如图 2 所示。

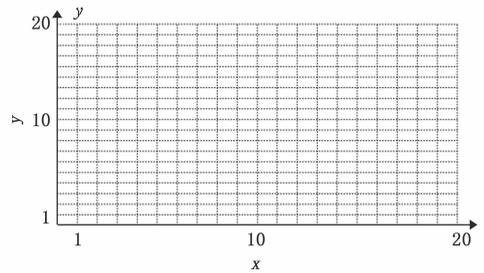


图 2 基于栅阵法的仓储物流场地划分

本文根据仓储机器人的体积和货架的尺寸, 将整个仓库场地划分成 400 个小的块区域, 然后根据货架及货物的摆放设置机器人的行进通道, 并确定障碍物 (包括货架和其他搬运机器人等移动障碍物) 的大小和位置设计行进路径和机器人的轨迹。在大型仓储物流中心通常会有多台仓储搬运机器人同时作业, 对于移动中的仓储物流机器人而言, 存放物品的立体货架, 可以被视为静态障碍物, 而其他工作中的机器人被视为移动的障碍物。

1.2 势场模型构建及优化

假设整个仓库为一个势场, 搬运物流机器人 A 的当前所占位置坐标为 $P_0(x_0, y_0)$, 目标点的位置坐标为 $P_g(x_g, y_g)$, 障碍物的位置坐标为 $P_b(x_b, y_b)$, 那么由于引力存在而产生的势场函数 F_1 , 具体表示如下:

$$F_1 = \frac{1}{2} \zeta (P_0 - P_g)^2 \quad (3)$$

其中: ζ 为引力增益系数, 那么机器人和目标点两者之间的纯引力函数关系 G_1 与 F_1 之间的关系具体表现如下:

$$G_1 = -\nabla F_1 = -\zeta \tau \|P_0 - P_g\| \quad (4)$$

其中: τ 为指向目标点的方向向量, $\|P_0 - P_g\|$ 是两点之间的最短距离 (欧式距离)^[13-14]。同理, 定义机器人和斥力场之间的斥力势场函数。

$$F_2 = \frac{1}{2} \zeta \left(\frac{1}{\|P_0 - P_b\|} - \frac{1}{\max \|P_0 - P_b\|} \right) \quad (5)$$

其中: $\|P_0 - P_b\|$ 是机器人和障碍物之间的欧氏距离,

$\max |P_0 - P_B|$ 是两者之间的最大干扰距离, 当 $\|P_0 - P_B\|$ 超过 $\max |P_0 - P_B|$ 时, 斥力场为零。在人工势场环境下仓储搬运机器人, 最终受到的力为标的物引力和障碍物斥力之和, 由势场引力函数和势场斥力函数共同构成了人工势场模型。在人工势场作用下仓储搬运机器人会根据引力和斥力而选择最佳的行进路径, 但如果场地内存在多台同类型的机器人, 这些机器人会转变成移动的障碍物, 机器人之间的斥力也会随机发生变化, 最终导致机器人无法选择出最佳的路径, 或陷入局部最优解。为此, 本文基于全局视角并利用蚁群算法对人工势场算法进行优化, 形成了一种新的势场蚁群算法, 能够确保场地内的全部移动机器人都能够在现有坐标维度内, 寻找到最佳的行进路径。

蚁群算法模拟了蚁群中蚂蚁个体的觅食行为, 通过个体行进时信息素的传播及信息素浓度的叠加, 选择出一条信息素浓度最高的最优觅食路径。蚁群算法的优势是容错性高, 且能够在全局范围寻优, 算法中最重要的两个核心要素是个体转移概率和个体的信息素浓度。假定在 t 时刻蚁群中的蚂蚁个体 (对应的仓储搬运机器人) A, 从起始点 b 出发去目标地 c 觅食, 初始的信息素浓度为 τ_k , 沿途的启发信息为 ξ_k , 则个体 A 的路径转移概率 $P_{k'}^A(t)$ 表示如下。

$$P_{k'}^A(t) = \frac{[\tau_k(t)]^\zeta [\xi_k(t)]^\eta}{\sum [\tau_k(t)]^\zeta [\xi_k(t)]^\eta} \quad (6)$$

式中, ζ 和 η 均为与信息素浓度及启发信息相关的权重参数, 参数值越大表明信息素在蚂蚁个体路径寻优中的作用越大。在 t 时刻路线上信息素浓度 $\tau_k(t)$ 与经过该路线的蚂蚁个体数量相关, 而 t 时刻启发信息 $\xi_k(t)$ 与个体到目标地的欧式距离相关:

$$\xi_k(t) = \frac{1}{d(b,c)} \quad (7)$$

式中, $d(b,c)$ 为起始地和目标地之间的欧式距离。在基于格栅法划定的仓库区域内, 每个移动的仓储搬运机器人可以被视为一个蚂蚁个体, 每一次送货和搬运行行为视为全局范围内的一次迭代, 各个蚂蚁个体朝行进目标移动而导致不同路径上的信息素浓度各不相同, 在模拟蚂蚁觅食活动的过程中根据信息素浓度的变化选择最佳的路径, 同时躲避局部区域其他机器人的干扰。

2 仓储搬运机器人的避障控制

2.1 移动障碍物空间位置获取

在经过蚁群算法优化的人工势场算法控制下, 物流搬运机器人能够在全局范围内选择和规划最佳的行进路径。但在较为复杂的场景其他工作中的机器人可能会成为当前机器人的移动障碍物, 因此需要获取其他移动机器人的实时位置, 并调整局部的规划路线或行进速度。多机器人同时作业的环境下为了实现机器人之间的精确避障, 需要采用一种协同定位的策略, 并明确在同一时刻和统一环境下其他机器人的位置信息和姿态信息。为此, 本文引入了带有遗传惯性权重的 PSO (粒子群) 算法, 在该种算法的优化下有助于势场蚁群算法的全局路线寻优。粒子群环境下,

在工作中的仓储搬运机器人 (当前粒子) 的周围, 其他工作中的物流搬运机器人都被视为障碍物 (目标粒子), 实现对目标粒子的定位是避障的前提。在仓储物流中心的周围会布置多个通信基站, 主要用于后台控制中心和机器人之间的通信, 每台机器人的实时位置信息通过机器人和基站之间的信息交互被传递到后台, 和其他机器人以达到更好地路径轨迹和避障目的, 信息的协同交互过程如图 3 所示 (假定局域网内有两台机器人, 并利用 3 个基站传递信息实现机器人之间的定位和避障)。

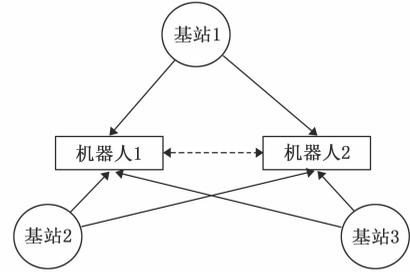


图 3 机器人之间的信息协同与定位过程

物流仓储机器人按照事先规划的路径前进, 始终处于动态运转之中, 但在多台机器人同步工作的前提下由于机器人运行速度、网络信息时延及其他干扰因素的存在, 机器人无法实现完全避障。为了实现局部区域范围内避障, 当前物流搬运机器人会协同临近的 3 个基站实现对距离最近的机器人的定位。例如, 图 1 中机器人 1 分别与临近的 3 个基站交互并获得自己的位置信息和距离最近的机器人 2 的位置信息, 同时机器人之间也可以通过距离传感器判断安全距离。若在当前机器人 1 的位置是 L_1 , 机器人 2 的位置是 L_2 , 基于测量函数 h 的两个机器人之间的安全距离 d_{12} 表示如下:

$$d_{12} = h(S_1, S_2) \cdot \omega_{12} + N_{12} \quad (8)$$

其中: $h(S_1, S_2) = \|S_1 - S_2\|$ 表示机器人之间的有效欧式距离, N_{12} 表示机器人所处的噪声环境, ω_{12} 表示两个机器人之间的遗传惯性权重。如果在现有的仓储物流环境下, 所包含的仓储搬运机器人个体数量为 M , 即将所有仓储搬运机器人视为一个 PSO 种群, 一方面在全局范围内规划每台机器人的运行路线, 另一方面在局部范围内通过协同定位, 确定机器人之间的有效安全距离。遗传惯性权重的 PSO 算法融合了 PSO 算法和遗传算法的各自优点, 可以实现局部范围内移动机器人的精确定位。遗传惯性权重的 PSO 算法采用了遗传学中的交叉、选择和变异, 实现了局部范围内的种群优选, 并准确计算出当前时刻个体的移动适应度值。以初始时刻 t_0 所有机器人的当前位置为起点, 开始评估每个机器人的位置是否为最佳位置, 在算法的初始阶段更侧重于全局范围内的寻优, 即每个仓储搬运机器人从不同的地点出发, 按照统一的规划路径前进; 而在粒子搜索的后期, 机器人之间的位置不断靠近, 发生碰撞的风险值在提升, $h(S_1, S_2)$ 测量函数值在不断缩小, 因此更侧重于局部机器人之间的避障。仍旧以机器人 1 和机器人 2 之间的

避碰为例, 在 $t+1$ 时刻遗传惯性权重的 ω_{12} 的更新过程如下。

$$\omega_{12}^{t+1} = \frac{\omega_{\max} - (\omega_{\max} - \omega_{\min})c_1}{c_2} \quad (9)$$

其中: ω_{\max} 表示位置测量函数模型中惯性权重的最大值, ω_{\min} 表示位置测量函数模型中惯性权重的最小值, c_1 和 c_2 分别对应机器人 1 和机器人 2 的学习因子。基于遗传惯性权重的 PSO 算法确定障碍物机器人的步骤如下:

1) 生成粒子个体数量为 M 的种群, 并设定种群个体的初始位置和移动的速度。

2) 根据势场蚁群算法确定机器人移动路线图计算每个移动机器人个体的适应度值, 为提升算法的迭代效率本文选择了指数适应度函数 $f(t)$ 。

$$f(t) = e^t \quad (10)$$

指数适应度函数的优势是能够在目标范围内实现对较差个体的惩罚和淘汰, 进而优化最佳个体的位置和行进速度, 以提升全局的优化能力。

3) 确定整个种群的最大迭代次数并基于公式 (7) 持续更新遗传惯性权重和学习因子 c_1 和 c_2 。

4) 结合测量函数 h 确定当前机器人位置最近的障碍机器人的位置, 再从全局的视角评估两个机器人的位置、速度和距离目的地的距离, 通过调整位置较差机器人速度或行进的方式达到避障的目标。

2.2 仓储搬运机器人避障与轨迹修正

在人工势场模型下机器人 A 受到的合力 F 为引力和斥力之和。

$$F = F_1 + F_2 \quad (11)$$

而经过蚁群算法优化后, 机器人 A 受到的合力 F 还会受到其他机器人沿途信息素浓度的影响而发生路径转移, 并在全局范围内寻优, 优化后的引力 F_1 和斥力 F_2 分别表示如下:

$$F_1 = \frac{1}{2} \zeta P_{k'}^A(t) (P_0 - P_k)^2$$

$$F_2 = \frac{\zeta}{2P_{k'}^A(t)} \left(\frac{1}{\|P_0 - P_B\|} - \frac{1}{\max \|P_0 - P_B\|} \right) \quad (12)$$

经过蚁群算法优化后, 仓储搬运机器人一方面可以在全局范围内根据障碍物的分布筛选路径, 选出最经济的机器人运输路径, 另一方面也能有效克服引力和斥力同时作用, 而带来的运动随机性^[15-16], 提高机器人到目的地的达成率。在多个仓储搬运机器人同步运行环境下, 受到机器人运行速度、移动障碍物、行进中的偏航角等综合因素的影响, 仓储搬运机器人很难完全按照既定的势场蚁群算法路径行进, 机器人依然存在偶发性碰撞的风险。为此, 本文在宏观层面应用势场蚁群算法规划路径, 而在微观环境下基于强化学习中的策略梯度算法, 从避障的视角对人工势场进行二次优化。策略梯度是有效应对随机性的一种算法, 可根据机器人下一个指令动作发生的条件概率, 及其他机器人同一时间段的轨迹路线而调整仓储搬运机器人自身的速度和角速度, 或选择其他就近的合理路径, 目的是

避免发生局部的碰撞。

策略梯度算法是一种随机应对策略, 通过分析机器人自身的位置、速度、角速度等参数, 并同时参考基于网络获取的实时观测数据来完成下一个指令动作, 即根据实时的动作发生概率选择动作^[17-18]。令仓储搬运机器人 A 在 t 时刻对应的行为是 a , 机器人的同步状态为 s , 机器人的行为 a 表示如下:

$$a \sim \chi(s, a, \varphi) = p_\chi(a | s, \varphi) \quad (13)$$

其中: χ 为策略函数, φ 为控制参数, 控制参数的更新会对下一动作指令产生重要影响, p_χ 为机器人在同步状态 s 下行为的转移概率。策略函数本质上是一种从当前状态到下一步动作的映射, 策略梯度算法能够通过动作的概率分析, 使机器人在局部运动过程中避免发生碰撞。当机器人下一刻动作的离散空间受限时, 行为是 a 都对应一个性能函数模型 $f(s, a, \varphi)$, 函数值越大, a 被选中的概率就越大, $\chi(s, a, \varphi)$ 也可以被表示为:

$$\chi(s, a, \varphi) = \frac{\exp[f(s, a, \varphi)]}{\sum_a \exp[f(s, a, \varphi)]} \quad (14)$$

其中: $\exp() = e^()$, 当机器人 A 连续地执行指令且在概率上连续满足动作空间时, 机器人的下一行为 a 服从以 μ 为均值, σ 为标准差的正态分布^[19-20]。

$$a \sim \chi(s, a, \varphi) = N(\mu, \sigma^2) \quad (15)$$

其中: 均值 μ 视为逼近函数的目标, σ^2 用于判定动作概率的波动情况。在第 $t+1$ 控制参数 φ 的更新过程如下。

$$\varphi_{t+1} = \varphi_t + l \nabla \ln \chi(s, a, \varphi) \quad (16)$$

其中: $\nabla \ln \chi(s, a, \varphi)$ 为上一时刻的策略梯度变化量。策略梯度算法在势场蚁群算法的基础上, 解决了局部区域的机器人避碰问题。基于势场蚁群算法能够从宏观层面优化选择最佳的规划路线, 但无法解决由于其他移动机器人路径寻优中产生的突发事件。应用策略梯度算法一方面遵循势场蚁群算法规划的路径前进, 另一方面还能够通过实时观测数据判定下一个动作的发生概率, 在路径寻优的基础上最大化避免机器人与移动障碍物发生碰撞。

3 实验结果与分析

3.1 实验环境及参数设置

选定一个正方形区域 (边长 20 m × 20 m) 作为仓储搬运机器人的实验场地, 并按照图 2 中的格栅划分, 货架的布置情况和现场图, 如图 4 所示。

图 4 中黑色方块表示不可移动的货架, 白色区域为通道, 实验中所采用的物流搬运机器人长、宽、高分别为 0.7、0.5 和 0.4 m, 仓储物流搬运机器人自身带伸缩托举功能, 最大承载力为 1 t。

机器人内置了基于 ARM Cortex-A55 控制芯片, 最高主频能够达到 1.5 GHz, 同时机器人还内置了一套传感器套件包括无线通信模块和视觉雷达系统, 用于接收后台的指令信息、处理突发事件和避碰, 并基于势场蚁群算法从全局视角选择最佳的行进路径。物流搬运机器人的速度和角

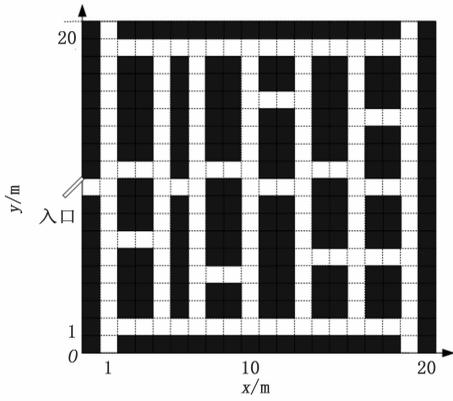


图 4 基于格栅法布置的仓库现场图

速度分别为 2.5 m/s 和 3.6 rad/s, 蚁群算法的最大迭代次数为 800, 策略梯度算法的核心参数 φ 的取值区间是 0.7~2.2 之间。在实验中要引入传统 AGV 算法和 Q 学习算法, 其中 AGV 控制算法下的机器人的速度和角速度与本文提出的市场蚁群算法保持一致, 而 Q 学习算法中神经网络的层数在 5~30 之间, 数据训练中的最大的迭代次数也同为 800。

3.2 实验数据对比

首先, 在实验中标定目标搬运机器人的起始地和目的地, 为模拟真实的运输作业情况, 增加了两台同型号的机器人作为动态障碍物, 在本文算法和两种传统算法规划下, 分别观测机器人在不同规划算法的轨迹路线及到达目的地总体耗时, 如图 5 所示。

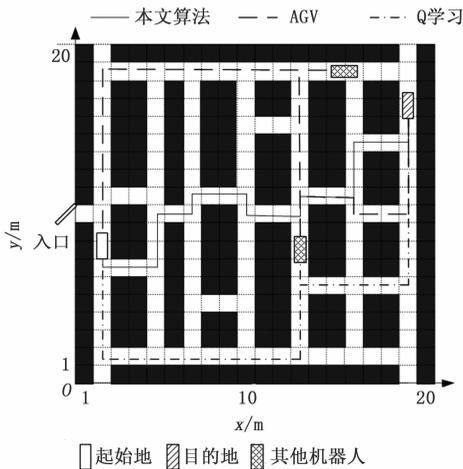


图 5 各算法选择的行进路径

图 6 中, 本文提出的势场蚁群算法从全局规划和移动障碍物避碰等两个角度来规划行进路径, 选择了一条较为经济的路径; 而在传统 AGV 控制算法和 Q 学习控制算法下, 分别由于躲避其他的仓储机器人而发生了两次掉头和 1 次掉头, 而影响了总体上的行进效率。3 种算法在完成本次搬运任务的耗时如表 1 所示。

表 1 3 种算法的完成搬运任务的耗时对比

算法	势场蚁群	AGV	Q 学习
耗时/s	12.3	17.5	18.4

由于势场蚁群算法选择路径较近, 而且能够基于策略梯度感知和判断周围其他移动障碍物的存在, 并提前规划新的局部路线, 因此耗时最短; 而两种传统路径规划算法在行进中分别由于躲避移动机器人而发生了折返, 影响了最终的耗时。扩大样本规模同时增加实验的难度, 增加 4 台同型号的仓储物流机器人分别进行了 10 次实验, 结果如表 2 所示。

表 2 多台机器人共同作业环境下的耗时对比

实验序号	耗时对比/s		
	势场蚁群	AGV	Q 学习
1	17.5	27.2	28.1
2	18.2	28.5	31.3
3	16.3	26.1	27.2
4	20.1	32.3	31.4
5	17.6	25.5	26.5
6	17.4	26.4	24.1
7	16.5	27.8	28.8
8	17.8	26.1	29.7
9	15.5	23.2	24.7
10	16.2	24.0	28.9
均值	17.3	26.7	28.1

随着参与搬运的机器人数量的增加, 机器人之间避碰的难度不断提升, 在复杂环境下 3 种算法完成任务的平均耗时都有所增加, 但本文提出的改进势场蚁群算法的平均耗时为 17.8 s, AGV 算法和 Q 学习算法 10 次测试结果的平均耗时为 26.1 s 和 29.7 s, 与传统算法相比本文改进势场蚁群算法在复杂任务场景下的寻优效率更高。

其次, 分析各种算法在全局寻优中的迭代次数, 通常情况下算法的迭代效率更高, 证明算法具有更强的数据训练能力。如果算法的迭代次数过多, 甚至超过了最大迭代次数很容易导致陷入局部最优, 无法实现全局范围内的寻优。当路径寻优的收敛时间至零时, 迭代次数越少表明算法适用性更强。在路径寻优中各算法的最大迭代次数都设定到 800 次, 分析全局寻优后各算法的迭代次数, 如表 3 所示。

表 3 全局寻优收敛归零后各算法实际的迭代次数统计

迭代次数	避障控制算法收敛时间/s		
	势场蚁群	AGV	Q 学习
0~100	205	210	207
100~200	121	175	176
201~300	41	152	144
301~400	0	137	122
401~500	—	96	76
501~600	—	75	61
601~700	—	34	25
701~800	—	0	0

统计结果显示: 势场蚁群算法在第 325 次迭代后收敛时间归零, 而 AGV 算法和 Q 学习算法在接近最大迭代次数后才完成收敛, 分别为 775 次和 782 次。算法的迭代性能决定了算法的效率, 也会对最优行进路径的选择的算法的避障能力产生重要影响。最后, 扩大测试样本的数量, 模拟日常高强度工作下机器人的避障能力 (除了测试机器人以外, 还包括其他 4 台移动的搬运机器人同时作业), 运输实验共进行了 100 次, 分成 10 组并选择 10 个不同的位置和目的地, 判定各种算法控制下, 目标机器人是否会与其他机器人发生碰撞, 具体的统计结果如表 4 所示。

表 4 模拟高强度工作环境下各算法的避障情况

分组	实验次数	发生碰撞的次数		
		势场蚁群	AGV	Q 学习
1	10	0	1	2
2	10	0	0	1
3	10	0	2	0
4	10	0	0	0
5	10	1	1	1
6	10	0	3	2
7	10	0	1	0
8	10	0	0	2
9	10	0	0	1
10	10	0	2	0
合计	100	1	10	9

实验数据显示, 模拟较为复杂的多机器人仓储搬运情景, 传统 AGV 和 Q 学习机器人避障算法规划下, 分别出现了 10 次和 9 次碰撞; 而在本文势场蚁群算法控制下, 基于策略梯度算法有效避免了多台仓储搬运机器人同时作业而发生碰撞, 仅发生了 1 次碰撞。策略梯度算法会根据场地局部的障碍物分布情况, 而适时调整机器人的运动方向和速度, 既保证了总体上按照势场蚁群算法规划的路径前进, 又能够有效实现对局部移动障碍物的避障。

4 结束语

近年来, 我国物流产业发展迅速, 产业规模同步扩大, 客观上要求物流业的管理水平和管理效率也要随之提升。现阶段, 为应对大规模、集中化和数字化的物流管理模式, 仓储搬运机器人被大量地应用到仓储物流管理活动之中。当多个仓储搬运机器人同时作业时, 在规划好每台机器人行进路径的同时, 还要避免物流机器人之间在局部路径冲突, 进而避免物流机器人之间发生碰撞。本文对经典人工势场模型进行优化, 利用蚁群算法全局寻优的能力, 精确确定障碍物机器人的位置, 从宏观视角全面规划机器人的经济路径; 同时利用策略梯度算法克服机器人局部运动中的随机性, 避免由于路径重叠而发生碰撞。通过实验数据表明, 势场蚁群算法的避障能力和路径规划能力和避障能力均要优于传统算法, 由此可见, 基于局部概率的机器人随机规划算法, 是未来的一个重要研究方向, 有助于更好地实现复杂场景下的避障。

参考文献:

- [1] 雷斌, 金彦彤, 王致诚, 等. 仓储物流机器人技术现状与发展 [J]. 现代制造工程, 2021 (12): 143-153.
- [2] 李政清, 侯森浩, 韦金昊, 等. 面向仓储物流的平面索并联机器人视觉自标定方法 [J]. 清华大学学报 (自然科学版), 2022 (9): 1508-1515.
- [3] 还梦媛, 朱子辰, 曾宪勇. 自适应主动避障管道机器人结构设计及运动分析 [J]. 西南师范大学学报: 自然科学版, 2023, 48 (6): 12-24.
- [4] 芮生富, 张鹏超, 李海婷, 等. 基于距离-一角度多移动机器人编队避障策略 [J]. 机床与液压, 2022, 50 (3): 36-42.
- [5] 张涛, 马磊, 梅玲玉. 基于单目视觉的仓储物流机器人定位方法 [J]. 计算机应用, 2017, 37 (9): 2491-2495.
- [6] 褚辉, 李长勇, 杨凯, 等. 多信息融合的物流机器人定位与导航算法的研究 [J]. 机械设计与制造, 2019 (4): 240-243.
- [7] 石英托, 陈华, 张连新, 等. 基于改进 A 算法的 AGV 转运机器人路径规划研究 [J]. 制造技术与机床, 2022 (5): 19-22.
- [8] 杨秀霞, 高恒杰, 刘伟, 等. 基于阶段 Q 学习算法的机器人路径规划 [J]. 兵器装备工程学报, 2022, 43 (5): 197-203.
- [9] 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.
- [10] 万军, 贾宇明. 基于全阶滑模控制的双轮移动机器人跟踪误差研究 [J]. 组合机床与自动化加工技术, 2021 (1): 24-27.
- [11] 董成林, 刘海涛, 杨俊豪, 等. 一种新型非对称五自由度混联机器人的尺度综合 [J]. 中国机械工程, 2021, 32 (20): 2418-2426.
- [12] 刘凯旋, 郑华栋, 陈鹿民, 等. 经济型快递物流安检标记机器人设计与研究 [J]. 包装工程, 2022 (9): 163-170.
- [13] 李志明, 唐永中. 基于欧式距离的 AES 算法模板攻击 [J]. 计算机工程与应用, 2022, 58 (2): 49-56.
- [14] 杨乐昌, 韩东旭, 王丕东. 基于 Wasserstein 距离测度的非精确概率模型修正方法 [J]. 机械工程学报, 2022, 58 (24): 300-311.
- [15] 刘磊, 杨鹏, 刘作军, 等. 基于多核学习极限学习机的助行机器人运动相容性识别 [J]. 高技术通讯, 2021, 31 (9): 978-985.
- [16] 杨金鹏. 基于 MEA-BP 神经网络的 6DOF 工业机器人逆运动学研究 [J]. 机床与液压, 2021, 49 (11): 57-60.
- [17] 李橙, 卫星, 周游, 等. 基于激光视觉引导的智能物流分拣机器人控制研究 [J]. 激光杂志, 2022 (8): 217-222.
- [18] 梁云飞, 张德权, 彭周源. 一种高效的概率-证据混合工业机器人定位精度可靠性分析方法 [J]. 燕山大学学报, 2022 (4): 309-318.
- [19] 朱奇光, 董惠茹, 张孟颖, 等. 基于人体动作识别的类人机器人动作模仿 [J]. 计量学报, 2021, 42 (9): 1136-1141.
- [20] 王积旺, 沈立炜. 面向多机器人环境中动态异构任务的细粒度动作分配与调度方法 [J]. 计算机科学, 2023, 50 (2): 244-253.