

文章编号: 2095-2163(2022)05-0043-07

中图分类号: TP391.1

文献标志码: A

智能仓储车间中多 AGV 路径优化算法研究

韩 强, 何利力

(浙江理工大学 信息学院, 杭州 310018)

摘要: 针对智能仓储车间中采用自动化物料运输系统的多 AGV (Automated Guided Vehicle) 路径规划求解速度慢、最优路径易冲突问题, 本文提出了一种人工势场蚁群融合算法。首先针对人工势场法目标不可达问题提出斥力场改进方法, 融合蚁群算法的启发式信息及信息素更新优化生成每台 AGV 的初始路径, 然后通过多 AGV 冲突解决策略在路径长度最短、光滑度最高的基础上避开冲突以解决多 AGV 路径规划问题。仿真结果表明, 在优化路径长度、求解速度方面均优于传统蚁群算法和蚁群优化算法, 在仓储环境下多 AGV 冲突解决策略能够以极小代价解决路径冲突。

关键词: 人工势场法; 蚁群算法; 避撞策略; 多 AGV

Research on optimal algorithm of multi-AGV path in intelligent warehouse

HAN Qiang, HE Lili

(School of Informatics Science and Technology, Zhejiang Sci-Tech University, Hangzhou 310018, China)

[Abstract] Aiming at the problem of slow speed and easy conflict of optimal paths in multi-AGV (Automated Guided Vehicle) path planning using automated material transportation systems in intelligent warehouse workshops, this paper proposes an artificial potential field ant colony fusion algorithm. First, an improved method of repulsive force field is proposed for the problem of unreachable target in artificial potential field method, and the heuristic information of ant colony algorithm and pheromone update optimization are combined to generate the initial path of each AGV, and then the path length is the shortest and smoothest through the multi-AGV conflict resolution strategy. Finally, conflicts could be avoided on the basis of the highest degree to solve the multi-AGV path planning problem. The simulation results show that it is better than traditional ant colony algorithm and ant colony optimization algorithm in terms of optimizing path length and solving speed. In the storage environment, the multi-AGV conflict resolution strategy can resolve path conflicts with minimal cost.

[Key words] artificial potential field method; Ant Colony algorithm; collision avoidance strategy; multi-AGV

0 引言

近年来随着快消品制造业智能化及无人化的快速发展, 在仓储和制造设施内的自动负载运输方式在提高生产效率的同时已然成为显著降低运营成本的实用手段, 许多物流和制造过程都依赖于使用多个自动导引车 (multi-AGV) 系统^[1]。多 AGV 系统的任务是为系统中的每辆 AGV (Automated Guided Vehicle) 分配执行运输任务, 对于每台 AGV, 给出了唯一的开始状态和唯一的目标状态, 在 AGV 移动过程中不能发生碰撞的约束下, 找到所有 AGV 从其开始状态到目标状态的路径^[2]。实现制造车间智能生产的关键是实现多 AGV 的路径轨迹最优或接近最优的无障碍路径。

从初始位置到目标位置检测并避开障碍物, 实现物料的安全运输是 AGV 在无人仓库中的最重要

功能。迄今为止, 针对智能仓储车间中 AGV 路径求解较为常用的求解方法多以智能优化算法为主, 如遗传算法^[3]、A* 算法^[4]、人工势场法^[5]、蚁群算法^[6]等。蚁群算法^[7]是通过模拟自然界蚂蚁觅食规律的概率型算法, 相比于其他智能算法具有更强的鲁棒性和正反馈性, 同时存在收敛速度慢, 易陷入局部最优解等缺点, 对此占伟等人^[8]改进启发因子给定初步引导方向减少算法收敛时间。李燕等人^[9]针对后期信息素浓度过高易陷入局部最优解问题提出了对信息素总量进行自适应调整的机制, 大大降低了陷入局部最优解的概率。同时, 人工势场法本身具有计算量小、反应速度快、路径无碰撞等优点, 为此 Liu 等人^[10]利用人工势场法重新计算启发信息, 提出改进的势场蚁群算法。王晓燕等人^[11]提出一种全局静态环境下移动 AGV 路径规划的改进势场蚁群算法, 具有较高的全局搜索能力, 但未解

基金项目: 国家重点研发计划 (2018YFB1700702); 省级重点研发计划 (2021C01110)。

作者简介: 韩 强 (1996-), 男, 硕士研究生, 主要研究方向: 计算机软件及计算机应用; 何利力 (1966-), 男, 博士, 教授, 博士生导师, 主要研究方向: 数据分析、企业智能。

收稿日期: 2021-12-06

决原始人工势场法存在局部最优陷阱、目标不可达等问题。

针对智能仓储车间中多 AGV 路径规划问题,本文提出了一种改进人工势场蚁群融合算法。首先针对人工势场法改进斥力场函数,然后将人工势场法生成路径距离引入蚁群算法启发信息中,并改进蚁群算法信息素更新方式,提高算法的收敛速度和防止陷入局部最优解陷阱,最后针对多 AGV 路径规划加入冲突解决策略来解决 AGV 路径之间的冲突。仿真结果表明本文研究使改进人工势场蚁群融合算法在路径规划中耗时少,且能够针对多 AGV 规划出最优路径。

1 问题描述和环境建模

1.1 问题描述

在智能仓储车间内,为使多 AGV 运输系统完成运输任务,要求每台 AGV 从起点出发,避开静态障碍物,同时根据任务属性赋予的优先级信息,完成冲突路径的避让,最终到达目标位置完成运输任务。每台 AGV 所规划的行驶路径都应当是当前 AGV 从起点出发到达目标点的最优或次优路径(无碰撞、无冲突)。在进行多 AGV 路径规划则需考虑如下约束条件:

- (1) 仓库障碍物分布、可行路径已知。
- (2) 每台 AGV 的起点和目标点已知。
- (3) 所有 AGV 逐步进行路径规划直至到达目标点。

(4) AGV 行驶过程中每一步都要考虑障碍物避让和冲突路径的避让。

因此本文提出人工势场法蚁群混合算法,结合人工势场法收敛速度快和蚁群算法全局规划能力较强的优点,通过引入人工势场法先导路径到蚁群算法启发信息中,提高蚁群算法收敛速度,结合多 AGV 冲突避让策略确定了每台 AGV 从起点到目标点的最佳路径。

1.2 环境建模

AGV 路径规划的首要条件是建立工作环境模型,通过标注环境信息产生 AGV 能理解的环境地图,使机器人可以在环境地图中模拟实际运输路径。常用的环境建模方法有拓扑图法、可视图法和栅格法等,其中栅格法具有易于实现、原理简单等优点,故本文中采用栅格法建立环境地图,地图中阴影部分代表障碍物,白色栅格为 AGV 可选栅格,如图 1 所示。

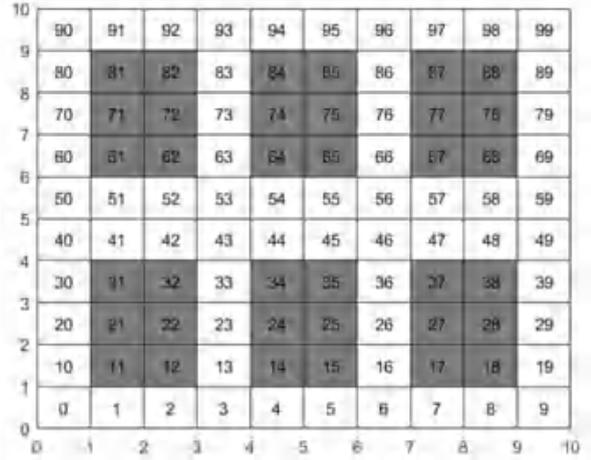


图1 栅格环境

Fig. 1 Grid environment

为栅格赋予序号的目的是方便表示路径,而在计算栅格之间距离时需使用坐标计算,两者之间的转换关系为:

$$\begin{cases} x_i = \text{mod}(i, X_{\max}) + X_{\min} \\ y_i = \text{mod}(i, Y_{\max}) + Y_{\min} \end{cases} \quad (1)$$

其中, (x_i, y_i) 表示序号为 i 的坐标; mod 表示取余函数; X_{\max} 表示横坐标的最大值; X_{\min} 表示横坐标的最小值; Y_{\max} 表示纵坐标的最大值; Y_{\min} 表示纵坐标的最小值。

本文在序号法下,若路径表示为 $\{X_{\text{start}}, X_1, X_2, X_3, \dots, X_n, X_{\text{goal}}\}$, 则表示从序号 X_{start} 为起点,行驶到目标点 X_{goal} 路径经过序号为 X_i 的栅格,则全局路径长度函数为:

$$L = \|X_1 - X_{\text{start}}\| + \sum_{i=1}^{n-1} \|X_{i+1} - X_i\| + \|X_{\text{goal}} - X_n\| \quad (2)$$

2 人工势场法蚁群融合算法

2.1 人工势场法优化

2.1.1 人工势场法原理

人工势场法是由 Khatib^[12]提出的一种虚拟力法。该法的基本思想是将机器人在环境中的运动抽象成在人造引力场中的运动,其中目标点对于机器人产生“引力”,障碍物对于机器人产生“斥力”,最后通过合力来引导机器人的移动方向。研究可知,机器人所受引力大小与目标距离成正比,即目标距离越远时、引力越大,目标距离越近时、引力越小,到达目标位置时、引力为0;机器人所受斥力大小与障

碍物距离成反比,障碍物距离越远时、斥力越小,障碍物距离越近时、斥力越大。

在二维空间中机器人当前位置为 $X(x,y)$, 目标位置为 $X_{goal}(x_{goal},y_{goal})$, 障碍物位置为 $X_{obst}(x_{obst},y_{obst})$, 则有合力势场函数为:

$$U(X) = U_{att}(X) + U_{rep}(X) \quad (3)$$

其中, $U_{att}(X)$ 为目标点对机器人的引力势场函数,具体计算公式为:

$$U_{att}(X) = \frac{1}{2} k_{att} \|X - X_{goal}\|^2 \quad (4)$$

其中, k_{att} 为引力势场增益常量; $\|X - X_{goal}\|$ 为机器人与目标点的欧几里得距离。

式(3)中, $U_{rep}(X)$ 为机器人与障碍物之间的斥力势场函数,具体计算公式为:

$$U_{rep}(X) = \begin{cases} \frac{1}{2} k_{rep} \frac{1}{\|X - X_{obst}\|} - \frac{1}{\rho_o} \times \frac{1}{\rho_o} & \|X - X_{obst}\| \leq \rho_o \\ 0 & \|X - X_{obst}\| > \rho_o \end{cases} \quad (5)$$

其中, k_{rep} 为斥力势场增益常量; $\|X - X_{obst}\|$ 为机器人与目标点的欧几里得距离; ρ_o 为障碍物斥力场的最大影响距离,若机器人与障碍物之间距离大于该值,则不受此障碍物斥力影响。

机器人所受到的引力为引力势场函数的负梯度,其值可由如下公式计算得到:

$$F_{att}(X) = -\tilde{\nabla}U_{att}(X) = -k_{att} \|X - X_{goal}\| \quad (6)$$

机器人所受到的斥力为斥力势场函数的负梯度,其值可由如下公式计算得到:

$$F_{rep}(X) = -\tilde{\nabla}U_{rep}(X) = \begin{cases} k_{rep} \frac{1}{\|X - X_{obst}\|} - \frac{1}{\rho_o} \frac{1}{\rho_o} & \|X - X_{obst}\| \leq \rho_o \\ 0 & \|X - X_{obst}\| > \rho_o \end{cases} \quad (7)$$

当机器人处于障碍物的最大影响距离内时,机器人所受到的合力为:

$$F(X) = F_{att}(X) + F_{rep}(X) \quad (8)$$

传统人工势场法相比其他路径规划方法具有计算量小、反应速度较快及实时性较强的优点,但是仍存在一定的局限性,如目标不可达问题。

2.1.2 斥力场优化

传统人工势场法中,机器人在空间中运行时同时受到来自目标点的引力和来自障碍物的斥力作用。当目标点周围存在障碍物时,随着机器人越来越接近目标点,目标点对机器人的引力持续衰减,而周围障碍物对机器人的斥力则越来越大。此时人工

势场法路径规划易陷入目标不可达问题。对此改进斥力场函数^[13],引入斥力势场影响因子 α , 针对目标点附近障碍物排斥力进行优化,改进后的斥力势场函数为:

$$U_{rep}(X) = \begin{cases} \frac{1}{2} k_{rep} \frac{1}{\|X - X_{obst}\|} - \frac{1}{\rho_o} \times \alpha & \|X - X_{obst}\| \leq \rho_o \\ 0 & \|X - X_{obst}\| > \rho_o \end{cases} \quad (9)$$

其中, $\alpha = \|X - X_{goal}\|^n$, n 为正整数、一般取值为0.5。则改进后的障碍物斥力函数为:

$$F_{rep}(X) = -\tilde{\nabla}U_{rep}(X) = \begin{cases} F_{rep1}(X) + F_{rep2}(X) & \|X - X_{obst}\| \leq \rho_o \\ 0 & \|X - X_{obst}\| > \rho_o \end{cases} \quad (10)$$

式(10)中, $F_{rep1}(X)$ 为障碍物指向机器人的斥力分量,具体表示为:

$$F_{rep1}(X) = k_{rep} \frac{1}{\|X - X_{obst}\|} - \frac{1}{\rho_o} \frac{\|X - X_{goal}\|^\beta}{\|X - X_{obst}\|^2} \quad (11)$$

式(10)中, $F_{rep2}(X)$ 为机器人指向目标点的引力分量,具体表示为:

$$F_{rep2}(X) = -k_{rep} \frac{1}{\|X - X_{obst}\|} - \frac{1}{\rho_o} \frac{\|X - X_{goal}\|^\beta}{2} \quad (12)$$

其中, β 为斥力影响因子,当机器人处于 $(0, \frac{\rho_o}{2}]$ 范围内时, $\beta \in (0, 1)$ 。此时,机器人接近目标点 $F_{rep1}(X)$ 趋向于0或 ∞ , 机器人所受的合力由 $F_{rep2}(X)$ 和 $F_{att}(X)$ 决定;当机器人处于 $(\frac{\rho_o}{2}, \rho_o]$ 范围内时, $\beta \in [1, +\infty)$ 。此时,机器人所受的合力由 $F_{rep}(X)$ 和 $F_{att}(X)$ 决定。即有:

$$\lim_{\|X - X_{obst}\| \rightarrow \rho_o} F_{rep1}(X) = 0, F_{rep2}(X) = 0 \quad (13a)$$

$$\lim_{\|X - X_{obst}\| \rightarrow \frac{\rho_o}{2}} F_{rep1}(X) = C, F_{rep2}(X) = C (C \text{ 为常数}) \quad (13b)$$

$$\lim_{\|X - X_{obst}\| \rightarrow 0} F_{rep1}(X) = \infty, F_{rep2}(X) = C (C \text{ 为常数}) \quad (13c)$$

2.2 融合蚁群算法优化和人工势场法

2.2.1 蚁群算法原理

蚁群算法(ACO)是一种用于优化路径寻找的概率型算法,最早由 Marco Dorigo 提出。蚁群算法模拟自然界中蚁群觅食的过程,其基本原理为:蚂蚁

在环境中随机行走直至到达目标地点,此路径即为待优化问题的可行解,全部蚂蚁的行走路径即为待优化问题的解空间。其中,较短路径上释放的信息素较多,下次迭代时蚂蚁会倾向于选择信息素浓度更高的路径。随着迭代次数的增加,最终所有的蚂蚁都会在正反馈机制的作用下集中到最短路径上,此时的最短路径即为待优化问题的最优解。

在标准蚁群算法中,蚂蚁下一步所选节点的概率 P 是根据可选路径上的信息素浓度 τ 和启发式信息 η 决定。如在 t 时刻,位于 i 节点的蚂蚁 m 选择下一节点 j 的概率为:

$$P_{ij}^m(t) = \begin{cases} \frac{[\tau_{ij}(t)]^\alpha [\eta_{ij}(t)]^\beta}{\sum_{j \in allowed} [\tau_{ij}(t)]^\alpha [\eta_{ij}(t)]^\beta} & j \in allowed \\ 0 & j \notin allowed \end{cases} \quad (14)$$

其中, α 为信息素启发因子, $\tau_{ij}(t)$ 为信息素浓度,当 α 越大时,蚂蚁越倾向于选择信息素浓度高的节点; η 为启发式因子; $\eta_{ij}(t)$ 为启发式信息强度, η_{ij} 为 j 节点到目标点的欧式距离的倒数,当 η 越大时,蚂蚁越倾向于选择指向目标点的最短路径; $allowed$ 表示下一步可选节点的集合。

当蚂蚁在路径上行走时会遗留信息素,同时一部分信息素会随时间挥发,每一次当代蚂蚁完成路径后,按照如下信息素更新公式对全局信息素进行更新:

$$\tau_{ij}(t+1) = (1-\rho)\tau_{ij}(t) + \rho \sum_{m=1}^M \Delta \tau_{ij}^m(t) \quad (15a)$$

$$\Delta \tau_{ij}^m(t) = \begin{cases} \frac{Q}{L_m} & (i,j) \in T_m \\ 0 & (i,j) \notin T_m \end{cases} \quad (15b)$$

其中, ρ 为全局信息素挥发系数,表示信息素随时间挥发,并且 $\rho \in (0,1)$, $1-\rho$ 为信息素遗留因子; $\Delta \tau_{ij}^m(t)$ 为路径 (i,j) 上的信息素增量; Q 为信息素强度; L_m 为蚂蚁 m 行走的路径长度; T_m 为蚂蚁 m 所选路径。

2.2.2 人工势场法引入启发信息

在基本蚁群算法中,初始环境下蚁群信息素均匀分布,此时影响蚂蚁选择下一节点的主要因素为启发式信息。原始启发式信息的值为节点到目标点的欧式距离的倒数,此时蚁群算法寻路方式类似于贪婪算法,当位于特殊环境、如目标点周围存在较多障碍物时,蚁群算法初始路径容易陷入局部最优解,且由于蚁群算法的正反馈机制,易导致后续搜索局

限在初始路径周围。

针对蚁群算法初始路径受启发式信息影响导致缺乏多样性和陷入局部最优解陷阱的问题,将人工势场算法规划的路径距离信息引入到蚁群算法启发信息中。同时为了避免蚁群算法后续迭代中受启发式信息影响导致后续路径缺少多样性,在启发信息中加入迭代次数 N_c ,随着迭代次数 N_c 的增大自适应减小启发式信息对蚂蚁下一节点选择的影响。改进后的启发式信息函数为:

$$\eta_{ij}(t) = \begin{cases} \frac{N_{\max} - N_c}{(d_{jg} + R_{jg}) \times N_{\max}} & j \in allowed \\ 0 & j \notin allowed \end{cases} \quad (16)$$

其中, N_{\max} 为最大迭代次数; N_c 为当前迭代次数; d_{jg} 为可选节点 j 到目标点 g 的欧式距离; R_{jg} 为改进后的人工势场法计算出的节点 j 到目标点 g 的距离; $allowed$ 为可选节点集合。

2.2.3 信息素更新

基本蚁群算法中信息素更新公式为本次迭代完成的对全局路径进行处理,但是并未对当前最优路径和当前最差路径做出区分,导致信息素浓度分布差异性不明显,同时影响迭代效率。为解决此问题,在信息素更新规则中引进狼群分配策略^[14],即增强最优路径上信息素同时减少最差路径信息素,从而引导蚂蚁向最优路径靠拢,提高算法的收敛速度,改进后的全局信息素更新公式为:

$$\tau_{ij}(t+1) = (1-\rho)\tau_{ij}(t) + \rho \sum_{m=1}^M \Delta \tau_{ij}^m(t) + \Delta \tau_{ij}^{best}(t) - \Delta \tau_{ij}^{worst}(t) \quad (17a)$$

$$\Delta \tau_{ij}^{best}(t) = \begin{cases} M_{best} \rho \sqrt{(L_{best} - L_{worst})^2} & i, j \in CurrBest \\ 0 & i, j \notin CurrBest \end{cases} \quad (17b)$$

$$\Delta \tau_{ij}^{worst}(t) = \begin{cases} M_{worst} \rho \sqrt{(L_{best} - L_{worst})^2} & i, j \in CurrWorst \\ 0 & i, j \notin CurrWorst \end{cases} \quad (17c)$$

其中, $\Delta \tau_{ij}^{best}(t)$ 为当前最优路径的信息素增加量; $\Delta \tau_{ij}^{worst}(t)$ 为当前最差路径的信息素减少量; M_{best} 为当前迭代中最优路径上的蚂蚁数量; L_{best} 为当前迭代最优路径长度; L_{worst} 为当前迭代最差路径长度; $CurrBest$ 为当前最优路径节点集合; M_{worst} 为当前迭代最差蚂蚁数量; $CurrWorst$ 为当前最差路径节点集合。

2.3 AGV 冲突解决策略

在多 AGV 路径规划问题中,能否在保证路径无

冲突的情况下为每台 AGV 规划出各自的最优路径是问题的关键。以快消品制造车间为例, 当同车间的 AGV 运输物料基本相同, 即 AGV 速度保持一致的情况下, 多 AGV 运行过程中可能会出现的情况如图 2 所示。由图 2 可知, 节点冲突表示当 2 台 AGV 在同一时间到达相同节点, 此后驶向不同方向, 2 台 AGV 仅在驶过碰撞节点时发生冲突。相向冲突 1、相向冲突 2 都表示 2 台 AGV 在到达相同节点后, 对向行驶, 此时 2 台 AGV 在重合路径上发生冲突。

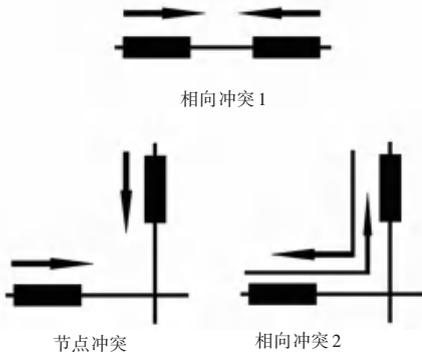


图 2 冲突类型
Fig. 2 Conflict type

为避免多 AGV 路径规划时发生上述冲突, 根据冲突类型采取不同冲突解决策略, 具体规则如下:

(1) 停车等待。针对节点冲突情况, 采用优先通行策略, 即根据任务属性、剩余路径长度等因素为 AGV 赋予不同优先级。当 2 台 AGV 到达同一节点时, 优先根据任务属性分配临时优先级, 当任务属性无法区分时, 分别计算 2 台 AGV 剩余路径长度, 为剩余路径较短 AGV 赋予较高的临时优先级并优先通行, 另一台临时停靠等待。通过冲突节点后清空临时优先级。

(2) 重新寻路-临时避让^[15]。针对相向冲突的 2 种情况, 除了重新寻路解决冲突问题外, 还要考虑是否可以通过临时避让解决冲突。具体表现为: 当 AGV 间出现相向冲突时, 若优先级较低、AGV 当前所在节点上存在其他可通行方向, 且转向其他方向后等待另一 AGV 通过时间和原剩余路径长度行驶时间的和小于从当前节点重新规划的路径行驶时间, 则优先采用临时避让策略; 否则从当前节点重新规划到目标点的路径。重新寻路-临时避让流程如图 3 所示。

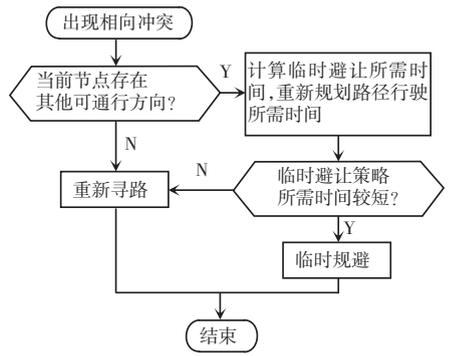


图 3 重新寻路-临时避让流程图

Fig. 3 Repathing-temporary avoidance flow chart

3 算法仿真实验

3.1 路径规划实现流程

改进后的人工势场蚁群算法结合多 AGV 路径规划冲突解决策略, 制定多 AGV 路径规划流程图, 具体如图 4 所示。

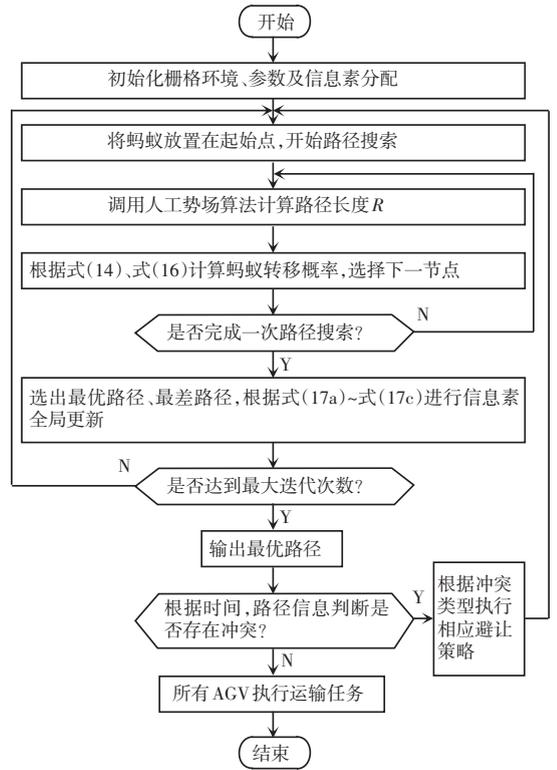


图 4 多 AGV 路径规划流程图

Fig. 4 Multi-AGV path planning flow chart

3.2 单机器人仿真实验

为了验证改进后的人工势场蚁群算法的可行性, 通过 Python3.9 利用栅格法建立模拟环境, 选取传统蚁群算法、文献[11]改进势场蚁群算法和本文改进后的人工势场蚁群算法进行比较。

实验环境及参数为: 环境为 20×20 二维平面,

路径栅格和障碍物栅格数量之比为 6 : 4, 障碍物随机分配, 最大迭代次数 $N_{\max} = 100$, 蚂蚁数量 $M = 50$, 启发式信息影响因子 $\alpha = 1$, 信息素挥发系数 $\rho = 0.4$, 信息素强度 $Q = 10$ 。

传统蚁群算法、文献[11]算法、本文算法路径规划结果如图 5 所示。图 5 中, 蓝色虚线为传统蚁群算法规划路径, 紫色点虚线为文献[11]算法规划路径, 红色实线为本文算法规划路径。

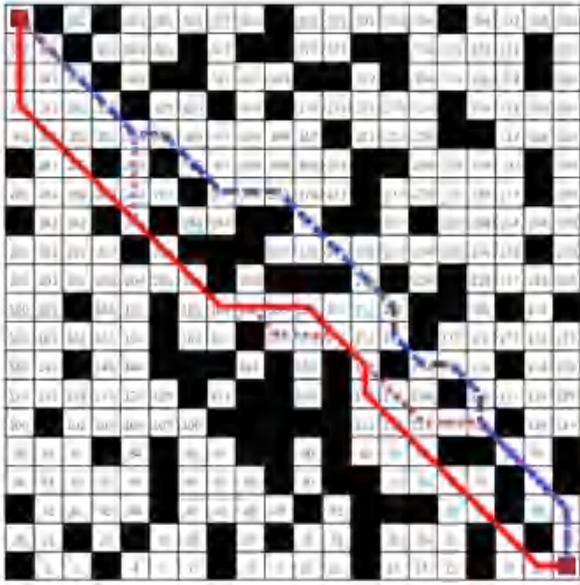


图 5 传统蚁群算法、文献[11]算法、本文算法路径

Fig. 5 The path of traditional ant colony algorithm, the path of reference[11] algorithm and the algorithm path of this paper

传统蚁群算法、文献[11]算法、本文算法收敛结果对比如图 6 所示。由图 6 可以看出, 在 20×20 随机栅格环境下, 本文算法生成的最优路径相比于传统算法和文献[11]改进算法在路径长度、转弯次数上均有较好的表现。由图 6 还可以看出本文算法相比于其他 2 种算法的收敛速度更快。在 20×20 环境下 3 种算法仿真对比结果见表 1。由表 1 可知, 本文相比于传统算法最优路径长度减少 14%, 收敛于最优路径迭代次数减少 51%, 算法耗费时间减少 25%, 转弯次数减少 45%。相比于文献[11], 最优路径长度减少 8%, 收敛于最优路径迭代次数减少 19%, 算法耗费时间减少 12%, 转弯次数减少 33%, 这是因为文献[11]未解决原始人工势场法易陷入目标不可达问题, 导致机器人在障碍物较多环境中无法快速规划出合理路线。综上所述可知, 本文算法相较于传统蚁群算法和文献[11]改进算法, 均有较好的表现。

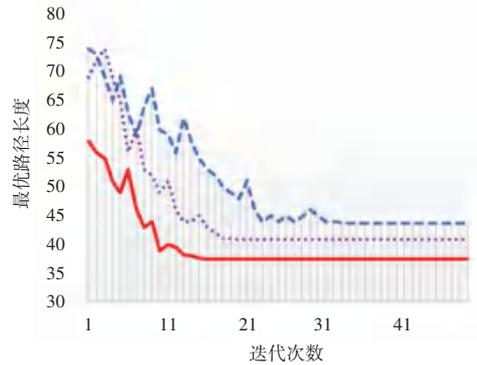


图 6 传统蚁群算法、文献[11]算法、本文算法收敛比较

Fig. 6 Convergence comparison of traditional ant colony algorithm, reference[11] algorithm and the algorithm in this paper

表 1 20×20 环境下 3 种算法仿真结果对比

Tab. 1 Comparison of simulation results of 3 algorithms under 20×20 environment

算法	最优路径长度	迭代次数	运行时间/s	转弯次数
传统蚁群算法	43.698 4	35	24.305 0	11
文献[11]算法	40.870 1	21	20.890 2	9
本文算法	37.455 8	17	18.193 8	6

3.3 多机器人仿真实验

为验证本文算法在实际仓储环境下能否实现多 AGV 路径冲突问题, 通过 Python3.9 构建仓储布局栅格地图, 其中为每台 AGV 设定行走占地范围, 当 2 台 AGV 存在占地范围重叠时, 即认为路径出现冲突。其中, 未采用重新寻路-临时避让策略的多 AGV 行走路径规划如图 7 所示。

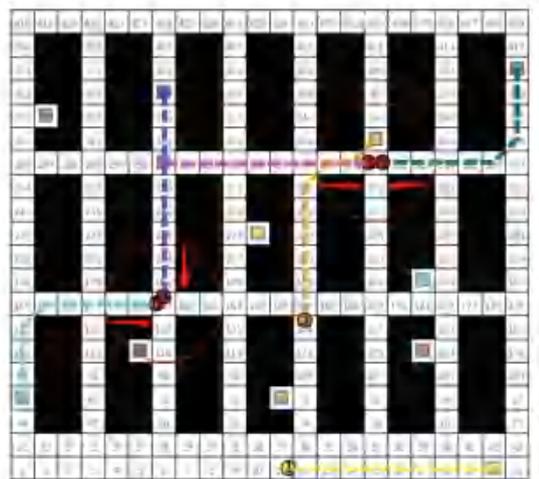


图 7 多 AGV 路径冲突

Fig. 7 Multi-AGV path conflict

由图 7 可知, 当系统未采用重新寻路-临时避让策略时, 所有 AGV 选择各自最优路径执行运输任务, 其中系统运行至第 9 步时, AGV_0 和 AGV_4 在栅格

X_{160} 出现节点冲突; AGV_2 和 AGV_5 在栅格 X_{301} 出现相向冲突。此时,系统的全局最优路径长度为 117.799 m,运行时间为 27.242 6 s。

结合本文 AGV 冲突解决策略,初始为所有 AGV 赋予相同任务属性,当栅格 X_{160} 出现节点冲突时,采用停车等待策略,此时 AGV_0 剩余路径长度为 12.414 2 m, AGV_4 剩余路径长度为 3.414 2 m,根据临时优先级赋予规则,为 AGV_4 赋予更高优先级,则 AGV_0 在栅格 X_{159} 临时停靠,等待 AGV_4 通过后继续行进。当栅格 X_{301} 出现相向冲突时,采用重新寻路—临时避让策略,此时 AGV_2 剩余路径长度为 11.828 4 m, AGV_5 剩余路径长度为 17.828 4 m,则为 AGV_2 赋予更高的临时优先级, AGV_5 考虑临时避让或重新寻路解决冲突,其中栅格 X_{301} 存在可通行的无冲突方向 $\{(X_{301}, X_{323}), (X_{301}, X_{279})\}$, 临时避让所需时间为 2.828 4 s,重新寻路所需时间为 24.656 8 s,此时采用临时避让策略,即 AGV_5 前往栅格 X_{323} 进行临时避让,当 AGV_2 通过冲突栅格 X_{301} 后,重新完成原路径。具体冲突解决方式如图 8 所示。

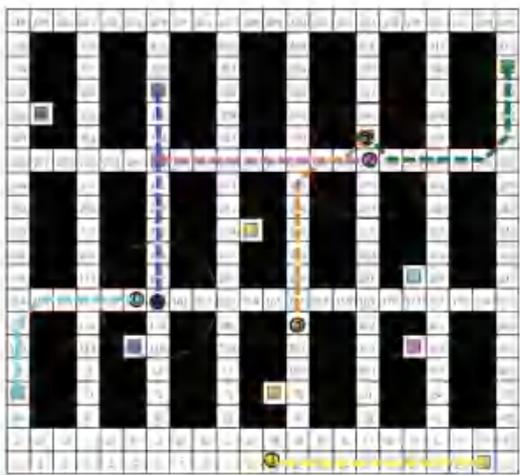


图 8 多 AGV 路径冲突解决

Fig. 8 Multi-AGV path conflict resolution

采用本文冲突解决策略后,系统全局最优路径长度为 119.627 4 m,系统运行时间为 28.071 1 s,相较于原始最优路径长度和运行时间仅分别增加 1.5% 和 3%。通过不同仿真环境下的实验可知,本文提出的人工势场蚁群融合算法在不同环境下都可快速找到最优路径,实时规避动态障碍物,规划出全局最优路径,证明了本文提出的人工势场蚁群融合算法的可行性和有效性。

4 结束语

在快消品制造行业快速发展的背景下,针对智

能仓储环境下多 AGV 路径优化的问题,本文通过对人工势场法斥力场函数、蚁群算法启发式、信息素更新算法及多 AGV 冲突解决策略等方面提出相应优化策略,提出人工势场蚁群融合算法,在以仓储车间的仿真环境下通过单 AGV 路径规划实验和多 AGV 路径冲突实验进行分析,验证了本文算法能够在优化路径长度、提高收敛速度的基础上完成多 AGV 路径冲突的解决。本文算法已经应用于某大型快消品制造企业在漯河某地的无人化制造车间的仓储物流设计中,不久将投入实际生产活动中。

参考文献

- [1] DRAGANJAC I, MIKLIC D, KOVACIC Z, et al. Decentralized control of multi-AGV systems in autonomous warehousing applications[J]. IEEE Transactions on Automation Science and Engineering, 2016, 13(4): 1433-1447.
- [2] SHARON G, STERN R, FELNER A, et al. Conflict-based search for optimal multi-agent path finding[J]. Artificial Intelligence, 2015, 219: 40-66.
- [3] AZZOUZ A, ENNIGROU M, SAID L B. A hybrid algorithm for flexible job-shop scheduling problem with setup times[J]. International Journal of Production Management and Engineering, 2017, 5(1): 23-30.
- [4] 吴鹏, 桑成军, 陆忠华, 等. 基于改进 A* 算法的机器人路径规划研究[J]. 计算机工程与应用, 2019, 55(21): 227-233.
- [5] 张强, 陈兵奎, 刘小雍, 等. 基于改进势场蚁群算法的机器人最优路径规划[J]. 农业机械学报, 2019, 50(05): 23-32+42.
- [6] 张成, 凌有铸, 陈孟元, 等. 改进蚁群算法求解机器人路径规划[J]. 电子测量与仪器学报, 2016, 30(11): 1758-1764.
- [7] DORIGO M, GAMBARDILLA L M. A cooperative learning approach to the traveling salesman problem[J]. IEEE TRANSACTIONS on System, Man, and Cybernetics, 1996, 26(1): 29-41.
- [8] 占伟, 屈军锁, 芦鑫, 等. 基于改进蚁群算法的机器人全局路径规划[J]. 现代电子技术, 2018, 41(24): 170-173.
- [9] 李燕, 季建楠, 沈霞栋, 等. 基于改进蚁群算法的机器人路径规划方法[J]. 南京信息工程大学学报(自然科学版), 2021, 13(03): 298-303.
- [10] LIU Jianhua, YANG Jianguo, LIU Huaping, et al. An improved ant colony algorithm for robot path planning[J]. Soft Computing, 2017, 21: 5829-5839.
- [11] 王晓燕, 杨乐, 张宇. 基于改进势场蚁群算法的机器人路径规划[J]. 控制与决策, 2018, 33(10): 50-56.
- [12] KHATIB O. Real-time obstacle avoidance system for manipulators and mobile robots[J]. The International Journal of Robotics Research, 1986, 5(1): 90-98.
- [13] 李二超, 王玉华. 改进人工势场法的机器人避障轨迹研究[J/OL]. 计算机工程与应用: 1-11[2021-12-01]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2127.TP.20211108.1458.012.html>.
- [14] 袁福龙, 朱建平. 基于改进蚁群算法的机器人最优路径规划[J]. 现代制造工程, 2021(07): 38-47, 65.
- [15] 郭保青, 郝树运, 朱力强, 等. 基于改进蚁群算法的多 AGV 泊车路径规划[J]. 交通运输系统工程与信息, 2018, 18(06): 55-62, 80.