

基于蚁群势场算法的建筑材料运输机器人智能避障方法

郭康康^{1,2}, 赵传鑫³

(1. 首都医科大学附属北京朝阳医院 规划建设处, 北京 100020;

2. 北京工业大学 城市建设学部, 北京 100124;

3. 中国中元国际工程有限公司 医疗建筑设计研究院, 北京 100089)

摘要: 针对现有建筑材料运输机器人避障中存在的全局寻优能力差, 易与移动障碍物发生碰撞的不足, 设计了一种蚁群势场算法; 首先分析了蚁群算法下蚂蚁个体信息素浓度的累积过程, 通过构建人工势场求解引力和斥力的合作, 将其作为优选蚁群算法启发因子的重要约束条件; 其次引入 SA 算法对蚁群势场算法做二次优化, 将降温的过程视为一个全局优化的过程; 最后在局部避障方面构建了质量点模型, 通过评估机器人当前位置、运行速度和障碍物位置等信息建立惩罚函数, 并将惩罚函数值降至最低, 避免出现与障碍物的碰撞; 实验结果显示: 提出算法有更高的迭代效率, 复杂动态条件下最短行进距离为 110.6 m, 4 种传统算法的最短行进距离分别为 135.5、137.6、137.2 和 130.4 m, 而且在该算法控制下, 未出现局部与其他移动机器人的碰撞情况。

关键词: 蚁群势场; 运输机器人; 智能避障; 启发因子; 质量点模型

Intelligent Obstacle Avoidance Method of Building Materials Transportation Robot Based on Ant Colony Potential Field Algorithm

GUO Kangkang^{1,2}, ZHAO Chuanxin³

(1. Department of Planning and Construction, Beijing Chao-Yang Hospital, Capital Medical University, Beijing 100020, China; 2. Urban Construction Department, Beijing University of Technology, Beijing 100124, China; 3. Research Institute of Medical Architecture Design, China IPPR International Engineering Co., Ltd., Beijing 100089, China)

Abstract: An ant colony potential field algorithm was designed to solve the problems of poor global optimization ability and easy collision with moving obstacles in existing building material transport robots. Firstly, the accumulation process of individual pheromone concentration under the ant colony algorithm is analyzed, and the cooperation of gravity and repulsion force is solved by constructing an artificial potential field, which is regarded as an important constraint for selecting the heuristic factor of the ant colony algorithm. Secondly, a simulated annealing (SA) algorithm is introduced to optimize the ant colony potential field algorithm twice, and the cooling process is regarded as a global optimization process. Finally, the mass point model is constructed in terms of local collision avoidance, and the penalty function is established by evaluating the robot's current position, running speed and obstacle position, and the penalty function value is reduced to the minimum to avoid collision with obstacles. Experimental results show that the proposed algorithm has higher iterative efficiency, and the shortest travel distance of 110.6 m under complex dynamic conditions, while the shortest travel distance of the four traditional algorithms is 135.5 m, 137.6 m, 137.2 m and 130.4 m, respectively. Moreover, under the control of the proposed algorithm, there is no local collision with other mobile robots.

Keywords: ant colony potential field; transport robot; intelligent obstacle avoidance; heuristic factor; mass point model

0 引言

伴随着建筑行业的规范化发展, 建筑工地所使用的建筑材料也逐步采用了规范化的存储方式。建筑材料的单位包装通常重量较大, 不易搬运, 因此如何有效地存放、调取和使用建筑材料, 成为建筑工地一个亟待解决的问题。如果建筑工地的规模较小, 通常所用的建筑材料会采用就

近堆放的方式, 但堆放高度较高, 存在安全隐患, 而且这种堆放的方式不利于快速地存取建筑材料; 如果建筑工地的规模较大, 一次性采购和存放的建筑材料种类和数量均较多, 只能采用集中存储和分类存放的方式, 将不同类别的建筑材料按区位摆放, 根据当期的工程计划单提前准备材料, 并将其配送到建筑工地。当前, 智能运输机器人在物流仓储、货物运输、建筑材料配给等领域均已应用,

收稿日期: 2024-04-03; 修回日期: 2024-05-09。

作者简介: 郭康康(1990-), 男, 硕士研究生, 工程师。

引用格式: 郭康康, 赵传鑫. 基于蚁群势场算法的建筑材料运输机器人智能避障方法[J]. 计算机测量与控制, 2024, 32(10): 215-221.

但与普通物流配送不同建筑材料的运输和配给，应重点考虑到运输材料的重量和机器人的承受极限^[1-2]。近些年，智能机器人的自动化、智慧化水平不断提高，进一步提升智能搬运机器人的路径规划能力和智能避障能力^[3]，对于提高建筑工地的工作效率^[4]、降低人工成本和提升建筑工地的运输安全性等，都有重大的意义。

智能运输机器人的路径规划和智能避障是机器人研究领域的重点课题之一^[5]，汇总国内外现有的主流研究算法，主要包括经典路径规划算法^[6]和启发式算法两大类^[7]。A*算法是最具代表性的经典路径规划算法，最早由 PeterHart 等人提出。A*算法基于图结构在区域范围内计算最优解并选取最佳的路径，运行速度和收敛速度较快。但 A*算法的使用范围更适合低复杂度的场景，随着机器人工作场景复杂程度提升，算法的收敛性能和寻优能力均出现了下降的趋势；文献 [8] 提出了一种经过改进的 A*算法，优化了算法的性能和迭代能力，也从一定程度上降低了算法的复杂度，但算法的避障能力和工作效率仍有较大的提升改进空间。启发类算法是近年来机器人控制领域应用最为广泛的算法，例如，文献 [9] 提出一种优化的粒子群算法，随机设定初始种群并反向优化种群，提高个体粒子的活跃度。但经过优化的粒子群局部寻优能力和运行速度都有一定程度的改善，但在较为复杂的环境下算法的全局寻优能力和迭代收敛效率有所降低，无法在全局范围内检索出最佳路径；文献 [10] 提出一种动态窗口路径规划和避障算法，利用智能机器人自身配备的传感器采集速度、加速度等信息并构建与速度相关的矢量空间，并在所构建的矢量空间内搜索最优解。但该种算法的缺点机器人运行不能像理论条件下那样平稳，导致速度、加速度数据采集准确率较低，进而导致运行中机器人出现了路径偏离情况。

针对现有机器人智能避障和路径寻优算法存在的无法实现全局寻优、算法复杂度高、精度差等问题，本文设计了一种蚁群势场算法。蚁群势场算法是一种融合算法，将人工势场算法复杂度低、易于实现且可以应对机器人移动中的动态环境优点，和蚁群算法的个体并行寻优效率高，全局检索能力强和鲁棒性强等优点相结合，同时规避了两种算法孤立应用时的缺点；为了进一步强化蚁群势场在智能机器人避障和路径规划中的实用性，利用 SA (Simulated Annealing, 模拟退火) 算法对蚁群势场算法进行二次优化，提升全局寻优能力和全局的迭代效率；此外，还针对了机器人的局部避障能力进行专门优化，提升对移动障碍物的感知能力。通过多次的算法优化，以更好地实现机器人在建筑物料配送中的路径规划和合理避障。

1 蚁群势场算法设计与改进

蚁群算法是一种高效的群智能算法，模拟了蚁群中蚂蚁个体寻找食物源过程中沿途遗留信息素的特性，根据路径中信息素的浓度值优选出最优的行进路径。但蚁群算法也存在容易过早收敛^[11]，无法实现全局寻优等弊端，为此，本文利用人工势场算法对精度蚁群算法进行优化，将人工

势场算法计算得出的合力值与合力方向，作为评估蚁群算法启发因子的重要影响因素，进而避免种群出现早熟的情况，最终实现在全局范围的迭代寻优。

1.1 基于蚁群算法的机器人路径寻优框架设计

初始状态下蚁群中的蚂蚁个体随机分布^[12]，每个蚂蚁个体都携带信息素，此刻蚂蚁个体没有指定的食物方向和目标。解决蚂蚁个体路径选择的问题主要取决于个体行动概率的选择和信息素的更新。在 t 时刻，蚂蚁个体 q 从 A 地转移到 B 地的转移概率 P_{AB}^q 表示如下：

$$P_{AB}^q = \frac{\tau_{AB}^\alpha(t) \eta_{AB}^\beta(t)}{\sum_N \tau_{AB}^\alpha(t) \eta_{AB}^\beta(t)} \quad (1)$$

式中， τ_{AB} 表示蚂蚁个体 q 从 A 地到 B 地的信息素浓度， α 表示与信息素相关的启发因子， η_{AB}^β 表示蚂蚁个体 q 从 A 地到 B 地的启发信息， β 表示为期望启发因子， N 表示目标地组成的节点集合。当目标地 B 不属于 N 时， P_{AB}^q 的概率值为零；在公式 (1) 的概率条件下 B 地的位置表示如下：

$$B = \operatorname{argmax}_{B \in N} [\tau_{AB}^\alpha(t) \eta_{AB}^\beta(t)] \quad (2)$$

$$\eta_{AB}(t) = \frac{1}{d_{AB}} \quad (3)$$

式中， d_{AB} 表示 A 地和 B 地之间的欧式距离。

随着种群中更多蚂蚁个体的移动，蚂蚁个体行进路径上的信息素浓度在不断提高，寻优迭代次数不断增加最优路径上信息素浓度会高于其他路径上的信息素浓度。在 $t+1$ 时刻信息素的更新过程描述如下：

$$\tau_{AB}(t+1) = (1-\xi)\tau_{AB}(t) + \xi\Delta\tau_{AB} \quad (4)$$

式中， $\tau_{AB}(t+1)$ 表示在 $t+1$ 时刻蚂蚁个体 q 行进路径上的信息素浓度值， ξ 为信息素的挥发系数， $\Delta\tau_{AB}$ 表示从 t 时刻到 $t+1$ 时刻信息素的增量。

$$\Delta\tau_{AB} = \tau_{AB}(t+1) - \tau_{AB}(t) \quad (5)$$

蚁群算法能够在一定程度上实现局部范围内的路径寻优，但蚂蚁个体路径上存在障碍物时，算法需要重新迭代增加了寻优耗时^[13]，同时多次迭代会导致算法陷入局部范围内的最优解。对于建筑材料运输机器人的工作而言，对工作效率要求较高，因此本文对蚁群算法优化设计，提升算法的迭代效率，同时改善算法的全局收敛性能和避障能力。

1.2 质点模型构建

运输机器人避障既要从整体上规划好最优的路径以提升运输效率，还要关注局部区域突然出现的障碍物，避免发生突发性的碰撞。运输机器人的局部避障通过构建点质量模型的方式实现，在笛卡尔坐标空间内构建坐标系来描述点质量模型^[14-15]，如图 1 所示。

图 2 中， v_x 和 v_y 分别为运输机器人沿 x 轴和 y 轴的行进速度， f_x 和 f_y 为运输机器人往 x 轴和 y 轴对应的推进力的分解，角 β 为机器人前进方向与 x 轴的夹角，即横摆角^[16-17]。利用质点模型求解运输机器人在笛卡尔空间的运动过程：

$$\begin{cases} v_y = f_x \sin\beta + f_y \cos\beta \\ v_x = f_x \cos\beta + f_y \sin\beta \end{cases} \quad (6)$$

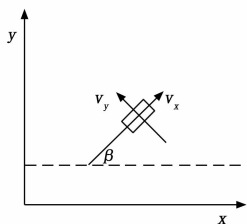


图 1 运输机器人质量点模型示意图

$$\begin{cases} \ddot{v}_y = a_y \\ \ddot{v}_x = 0 \end{cases} \quad (7)$$

式中, \ddot{v}_y 和 \ddot{v}_x 分别为 v_y 和 v_x 的二阶导数, a_y 为机器人 y 轴的侧向加速度, 机器人运动中横摆角与侧向加速度之间的关系描述如下:

$$\sin\beta = \frac{a_y}{f_y + f_x} \quad (8)$$

式中, \dot{f}_y 和 \dot{f}_x 为 f_y 和 f_x 的一阶导数, 给 a_y 增加一个约束条件以提升机器人运动过程的稳定性:

$$|a_y| < \varphi g \quad (9)$$

式中, φ 为机器人行进的摩擦系数^[18], g 为重力常数^[19]。可见, 机器人在运动中的牵引力 f 受以下几个离散变量的影响, 表示如下:

$$f = [\dot{f}_x, \dot{f}_y, \beta, v_x, v_y]^T \quad (10)$$

如果临时出现突发的状况或在运输机器人路径规划完成后, 在前进路径上出现了新的障碍物, 运输机器人要先规避障碍物, 并将相关的当前位置信息、速度信息等传递到后台, 以便重新规划和筛选局部新的行进路径。通过采集和判断机器人当前位置、运行速度和障碍物位置等信息构建建筑材料运输机器人的避障惩罚函数 φ :

$$\varphi = \frac{\zeta \cdot v \cdot f}{[(x_i - x_0)^2 + (y_i - y_0)^2] \cdot \varphi} \quad (11)$$

式中, ζ 为惩罚函数的权重系数, $[x_i, y_i]$ 为障碍物的位置坐标, $[x_0, y_0]$ 为机器人的质心坐标, 代表了建筑材料运输机器人的当前位置。机器人和障碍物位置都处于动态变化之中, 机器人的最优状态是能够在局部避免与其他障碍物发生碰撞, 并不在全局范围内改进既定的行进路径, 这样对于移动中的机器人成本最低。因此, 在全局视角规划机器人的路径时, 要综合考虑避障惩罚函数 φ 值, 总体上蚁群势场算法的迭代寻优次数及机器人的工作效率。

1.3 基于人工势场的蚁群算法优化

在人工势场算法下, 目标地点会对蚂蚁个体 (机器人) 产生引力, 而行进路径中的障碍物会对蚂蚁个体产生斥力, 人工势场算法综合考虑引力因素和斥力因素的影响, 能够使路径的选择更加合理与客观。利用人工势场算法对蚁群算法进行优化, 所构建的蚁群势场模型更符合建筑材料配送的场景。人工势场算法的基本步骤如下:

1) 在机器人的工作环境中虚拟一种受力场, 将货物运输目的地作为目标位置, 目的地对机器人产生引力, 而行进路径上的障碍物对机器人产生斥力。

2) 定义引力势场函数和斥力势场函数, 机器人距离目标地点距离越近则引力越小, 而距离障碍物越近则斥力越大。

3) 融合引力斥力函数在引力场中搜索最短距离, 同时将引力斥力融合的结果作为影响蚂蚁个体启发因子的重要条件。人工势场的原理如图 2 所示。

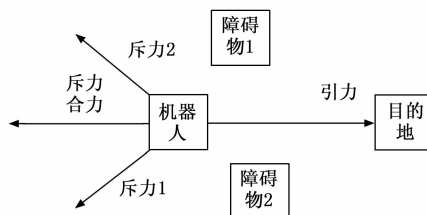


图 2 人工势场原理图

令建筑材料运输机器人当前所在位置为 X 点, 坐标为 $[x_0, y_0]$, 目标点为 X_e 坐标为 $[x_e, y_e]$, 目标点对机器人会产生引力, 引力势场函数 G_e 表示如下:

$$G_e = c\eta(X - X_e)^2 \quad (12)$$

式中, c 为引力场常数, 通常取值 0.5, η 为增益系数取值区间在 $(0, 2]$ 之间。引力势场函数的负梯度函数 ζ 计算过程如下:

$$\zeta = -\nabla G_e = -\eta d_{AB}\theta \quad (13)$$

式中, θ 表示引力势场函数的指向方向, d_{AB} 是蚁群算法中 A 地和 B 地之间的距离, 这里的 A 地和 B 地分别指机器人当前的位置和目的地 (最优路径)。斥力势场函数 G_R 表示如下:

$$G_R = c\eta' \left(\frac{1}{d_{AB}} - \frac{1}{d'_{AB}} \right)^2 \quad (14)$$

式中, η' 表示斥力场增益系数, d'_{AB} 为在障碍物干扰下 A 地和 B 地之间的距离。斥力势场函数的负梯度函数 γ 计算过程如下:

$$\gamma = \nabla G_R = \eta' \left(\frac{1}{d_{AB}} - \frac{1}{d'_{AB}} \right) \frac{1}{d_{AB}^2} \frac{\partial d_{AB}}{\partial X} \quad (15)$$

机器人在运动过程中受到的引力势场和斥力势场函数的同时影响, 两种力的大小不同方向相反, 引力和斥力的合力 G :

$$G = G_e + G_R + f \quad (16)$$

式中, f 为机器人自身的牵引力, 在蚁群势场算法中, 确定启发因子不仅要考虑到蚁群个体行进路径中的信息素浓度, 还要根据当前位置引力斥力合力值的大小确定对启发因子的影响。因为若合力 G 的值为负值, 证明前进路径上的障碍物较多, 会影响到算法全局范围内的迭代寻优。那么在 t 时刻, 蚂蚁个体 q 从 A 地转移到 B 地的转移概率 P_{AB}^q 可以被表示为:

$$P_{AB}^q = \frac{\tau_{AB}^{\sigma G}(t) \eta_{AB}^{\sigma}(t)}{\sum_N \tau_{AB}^{\sigma G}(t) \eta_{AB}^{\sigma}(t)} \quad (17)$$

式中, 合力 G 相当于启发因子的一个重要影响系数, 影响到蚂蚁个体的转移概率值, 也会影响到下一步蚂蚁个体的

行进方向。

2 建筑材料运输机器人智能避障的实现

在蚁群势场算法控制下,先通过人工势场确定机器人运行中的合力值,以便于更准确地判定机器人的转移概率。蚁群势场算法下建筑运输机器人的局部寻优能力得到强化,但在相对于复杂的仓储环境中,往往存在多个同时工作的机器人,这些机器人在运动中互为障碍物,因此必须基于全局视角提升蚁群势场算法的全局寻优能力。

2.1 基于 SA 算法蚁群势场全局寻优能力优化

为此,本文又引入了 SA 算法进一步对蚁群势场算法进行优化,提升原算法的全局寻优和避障能力。SA 算法的核心原理来源于物理中固体物质的退火过程,在物理退火过程中,由于固体物质升温内部粒子会变得活跃,而固体物质从高温到低温的过程也是内部粒子从活跃到平稳的过程,在这一个过程中粒子运动逐渐趋于平稳,粒子的密度分布也趋于均衡,同时这一过程也被视为一个全局优化的过程。在 t 时刻种群内能为 E_t ,而在 $t+1$ 时刻种群内能为 E_{t+1} ,两者的能量差表示为 ΔE ,当 E_t 的取值大于 E_{t+1} 证明在 t 时刻种群的温度达到了峰值并出现了下降的趋势,此时能量差趋于平衡的概率值 P_E 取值为 1;而当 E_{t+1} 的取值大于等于 E_t 时证明种群仍处于升温过程之中,此时的 P_E 计算过程如下:

$$P_E = \exp\left(-\frac{E_{t+1} - E_t}{T_0}\right) \quad (18)$$

式中, \exp 为自然指数函数, T_0 表示种群的初始温度。在退火的过程中温度持续降低,种群个体的活跃度在下降,能量差值 ΔE 为负值,那么 $P_E(\Delta E)$ 的计算过程如下:

$$P_E(\Delta E) = \exp\left(-\frac{\Delta E}{\chi T_0}\right) \quad (19)$$

式中, χ 是取自然指数的一个可变常数(退火速率),取值范围在 $[0, 1]$ 之间。

2.2 建筑运输机器人智能避障的实现

建筑运输机器人只有在全局范围内规划出最优行进路线的前提下,才能实现智能化避障并提升机器人的工作效率。利用蚁群势场算法能够感知到当前机器人局部范围内其他移动障碍物,并基于 SA 算法的全局视角搜索最优的解,全局寻优的基本步骤如下:

1) 将蚁群势场算法种群中的每个蚂蚁个体视为物体模拟退火中的粒子,初始的温度为 T_0 ,种群最大的迭代次数为 N ,初始解为 x_0 对应的目标函数为 $E(x_0)$ 。

2) 退火速度(温度降低的速率)受制于当前的温度,迭代寻优的次数和种群规模等,根据温度降低过程中的具体情况而定,通常情况下在初始阶段 χ 的取值在 $0.90 \sim 0.99$ 之间,随着温度的不断降低 χ 的取值也随之降低。

3) 在 t 时刻的全局最优解为 x_t ,从 t 时刻到 $t+1$ 时刻,种群的能量差为 ΔE ,是 E_{t+1} 和 E_t 之间的差值,当 ΔE 为正值时持续降温迭代更新,而当能量差为 ΔE 开始出现负值时,评估 x_t 是否为局部的最优解,若为局部的最优解,则该解即为在 t 时刻的全局最优解。

4) 全局寻优过程结束,所选取的路线是基于全局视角选择的路径,该路径也有效规避了其他移动障碍物,并根据质点模型避障。

蚁群势场算法的总体流程设计,如图 3 所示。

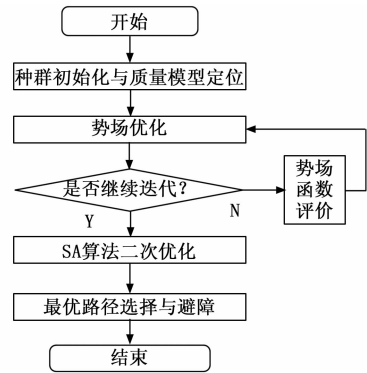


图 3 蚁群势场算法的总体流程图

经过 SA 算法优化的蚁群势场算法,跳出了局部最优解的困境,因为模拟退火的过程是针对全局范围内的一个搜索过程,能够通观全局躲避行进路径上的障碍物。优化蚁群势场算法的迭代过程是全局过程,其收敛不受初始问题和局部寻优的影响,即当 t 时刻种群的能量 E_t 达到峰值,即使未完全收敛该解已经近似于全局最优解,因为寻优过程是针对全局的动态过程,通常情况下不会与局部粒子群寻优产生冲突。经过 SA 算法优化的蚁群势场算法本质上是一种组合优化算法,将蚁群算法、人工势场算法的优点相结合,并利用 SA 算法的全局检索功能,对蚁群算法做了二次优化,从而提升了算法的局部收敛能力和全局寻优能力,组合优化算法的优势就在于合并了多种算法的优势而规避了单一算法的劣势。对于建筑材料运输机器人而言,利用优化的蚁群势场算法,既优选出了自己路径同时也规避了局部范围内行进路径上的静态障碍物和动态障碍物。

3 实验结果与分析

3.1 实验环境搭建与算法的参数设置

实验环境选用了某建筑工地,该工地的实地环境和平面布置图,如图 4 和图 5 所示。



图 4 建筑工地现场图

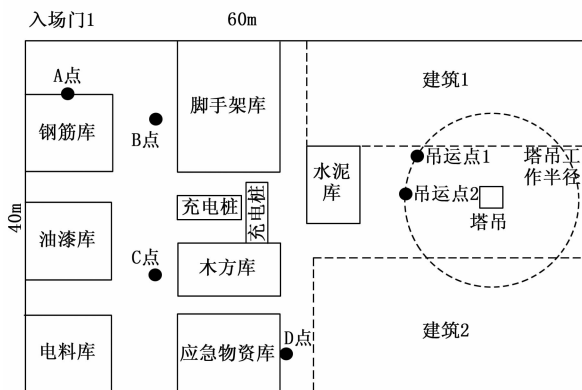


图 5 建筑工地平面图

该建筑工地在仓库中存储的建筑材料有水泥、钢筋、木方、脚手架、油漆、电气材料等 5 种, 根据不同材料的重量, 将各种材料打包成易于搬运的托盘, 便于机器人存储。以上 5 种不同材料的托盘的尺寸设计如表 1 所示。

表 1 建筑材料托盘尺寸设计 m

材料	长	宽	高
水泥	1.5	1.5	1
钢筋	1.5	1.5	1
木方	1.5	1.5	2
脚手架	3	1.5	1.5
油漆	1.5	1.5	1.5
电器材料	1.5	1.5	3

货物的布置考虑到了托盘的大小尺寸, 存取货物的便捷性和通道的宽度, 按照距出口“近重远轻”的基本原则排布货物。在仓库内配备了 4 台同时作业的同型号运输机器人 (国内自主研发的 Multiway), 运输机器人的最大载重为 4 吨, 尺寸为 1.2 m × 0.9 m × 1.5 m, 满载速度为 1 m/(m/s), 内置 10 度锂电池, 最大行驶距离 10 公里 (场地内布置了 2 个充电桩, 主要供智能运输机器人补充电能)。智能运输机器人配备了激光传感器和无线通信模块, 能够接收到后台的指令, 并能够通过网络向后台传递叉车当前的位置、速度等相关信息。

将蚁群势场算法的程序, 和其他传统算法的程序分别写入机器人 MCU 单元, 执行不同的程序进行数据对比分析。本实验的目的是验证蚁群势场算法在建筑材料运输机器人全局路径寻优时的能力和工作效率, 及多个机器人同时作业时的避障表现, 本文算法参数设定如表 2 所示。

3.2 实验数据对比分析

实验结果的对比与分析从以下 3 个层面展开:

- 1) 将本文提出算法与经典的蚁群算法进行对比分析, 以验证本文算法在迭代效率方面的提升和改善。
- 2) 将本文算法与引言中提及的 3 种传统路径规划及避障算法进行对比, 验证本文算法的最佳路径寻优能力 (考察的指标是寻优路径的实际距离和到达目标地的时间)。

表 2 算法的参数设置

序号	参数	参数值
1	种群规模	100
2	最大迭代次数	200
3	初始信息素	0.01
4	信息素启发因子	0.2~0.7
5	期望启发因子	0.3~0.6
6	挥发系数	0.15
7	引力增益系数	1.3
8	斥力增益系数	1.1

3) 在 4 台建筑材料运输机器人同时作业的条件下, 验证本文算法和 3 种传统算法控制下机器人之间发生冲突碰撞的次数, 以验证不同算法下机器人在局部的避障能力。

3.2.1 迭代效率对比

经典蚁群算法下的参数设定与本文蚁群势场算法的参数相同, 包括种群规模、最大迭代次数等, 但由于本文算法对启发因子进行优化, 经典算法下的启发因子取值区间 [0.2~0.5]。从图 4 中的 A 点出发到出口, 利用本文蚁群势场算法和经典蚁群算法分别遍历和迭代寻优, 找出各自算法下的最佳路径, 分析了两种算法的迭代效率 (迭代次数越少证明效率越高), 结果如图 6 所示 (收敛时间设置为 120 s)。

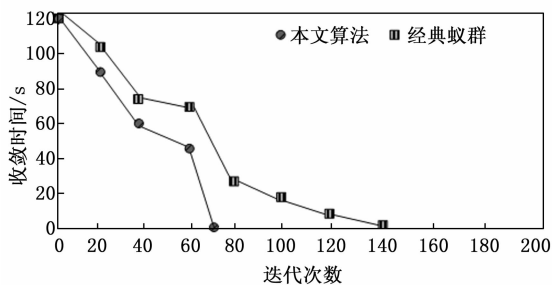


图 6 两种算法的迭代效率对比

经典蚁群算法在 140 次后完成了收敛, 收敛速度较慢, 而蚁群势场算法在 70 次时完成了收敛, 收敛速度较快, 这表明蚁群算法在全局迭代寻优方面具有较为明显的优势。迭代效率对于启发式算法而言至关重要, 迭代效率过低不仅会影响到机器人的工作效率, 还容易导致算法陷入局部最优解, 无法在全局范围内优选出最优的路径。

3.2.2 路径寻优结果对比

分别验证本文算法、经典蚁群算法和 3 种传统的路径寻优算法的最优路径选择能力, 以图 4 中 A、B、C、D 处的货物为起始点, 目标地是仓库大门, 分别计算上述 5 种算法下运输机器人行进距离 (行进距离越短, 证明所选择的路径为最佳路径, 从其他 3 台机器人静态和动态两个视角来验证), 数据统计的结果如表 3~6 所示 (静态环境下, 机器人从 A、B、C、D 处运送不同的货物到吊运点 2, 图中主要的静态障碍物是 2 个充电桩和水泥库)。

表 3 静态障碍物条件下各算法的行进距离对比 m

算法	A	B	C	D
本文算法	81.5	48.0	62.5	45.5
经典蚁群	84.5	52.5	67.5	51.5
A* 算法	91.5	48.0	71.0	45.5
粒子群算法	86.5	55.0	62.5	45.5
动态窗口	91.0	53.5	75.0	48.5

表 4 静态障碍物条件下各算法的行进时间对比 s

算法	A	B	C	D
本文算法	90.2	52.5	70.1	48.3
经典蚁群	97.1	65.6	78.4	55.2
A* 算法	102.5	52.5	82.5	48.1
粒子群算法	98.1	68.3	70.4	48.0
动态窗口	100.3	66.0	82.5	51.4

静态障碍物条件下指当前机器人工作时其他 3 台机器人处于静止状态, A、B、C、D 四个起始点距目标地的距离远近不同, 从数据统计结果来看, 在距离较远的 A 地, 本文算法的路径寻优的距离更短且耗时更短, 距离为 81.5 m, 时间为 90.2 s, 而在距离目标地较近的 D 起始点, 各算法的差距较小且耗时也较为相近。这表明在更复杂的环境下蚁群算法的迭代寻优能力优势更加明显。

继续分析在动态环境下, 各控制算法的路径寻优能力, 即当前机器人运行的同时, 其他 3 台机器人同时工作。(动态环境下, 机器人从 A、B、C、D 处运送不同的货物到吊运点 2, 图中主要的静态障碍物是两个充电桩和水泥库, 除了静态障碍物之外, 机器人运行中还要躲避其他运动中的运输机器人, 目标地是图 4 中的吊运点 1。)

表 5 动态障碍物条件下各算法的行进距离对比 m

算法	A	B	C	D
本文算法	110.6	65.3	71.2	60.1
经典蚁群	135.5	72.1	84.7	68.4
A* 算法	137.6	74.9	90.3	67.0
粒子群算法	137.2	75.2	88.4	72.2
动态窗口	130.4	77.7	86.6	69.8

表 6 动态障碍物条件下各算法的行进时间对比 s

算法	A	B	C	D
本文算法	115.1	63.3	81.5	52.3
经典蚁群	125.2	71.4	94.6	59.8
A* 算法	131.0	73.5	97.1	61.4
粒子群算法	130.8	77.4	100.6	60.9
动态窗口	125.6	72.8	98.8	58.8

在动态环境下, 各算法除了躲避静态障碍物之外还要躲避其他运动中的物流机器人, 行进路程和对应的耗时都有所增加。由于势场蚁群算法专门利用了质量点模型, 对

算法的局部避障能力进行了改进和优化, 同时结合了全局优化算法, 因此相对于其他算法的距离更短且耗时更少。仍旧以 A 点为例, 行进距离合适 110.6 m, 对应耗时为 115.1 s, 显著优于其他机器人的智能避障控制算法。

3.2.3 避碰性能对比

多个机器同时作业时, 避免机器人之间出现碰撞十分关键, 由于建筑材料物流运输机器人的载重量较大, 若规划路径冲突且机器人的局部避碰能力较差, 导致机器人之间发生碰撞会造成不同程度的损失。蚁群势场算法不仅对全局规划做了优化, 还针对机器人的局部避障能力进行专门优化, 利用质点模型模拟运输机器人在笛卡尔空间的运动过程, 在局部感知其他障碍物是否存在并及时规避障碍物。针对不同算法下机器人的局部避障能力做专项实现, 实验次数为 50 次观测不同算法下机器人是否出现碰撞情况, 统计结果如图 7 所示。

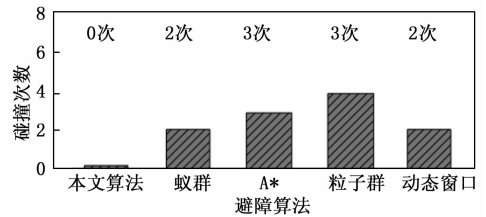


图 7 各避障算法下的碰撞次数

经过统计在蚁群势场算法下未出现机器人之间的碰撞, 这对于降低仓储损失意义重大, 而在相同的条件下其他算法均出现了 2~3 次的碰撞, 表明其他算法在局部防碰撞方面还有一定的提升空间。

4 结束语

建筑材料运输机器人的使用能够提升建筑工程的效率并协助工程降低人工运输成本, 但机器人的路径规划和避障, 仍旧是现阶段亟待解决的关键问题之一。本文在经典蚁群算法基础上设计了一种蚁群势场算法, 结合蚁群算法和人工势场算法各自的优势, 提升算法全局寻优的能力, 优选出距离最短和耗时最少的路径; 在局部躲避移动障碍物和避碰方面, 蚁群势场算法通过构建质量点模型感知局部存在的移动障碍物, 当局部出现移动障碍物时, 及时调整路线并主动躲避障碍物。实验结果显示, 蚁群势场算法具有更高的迭代效率, 可以基于全局视角优选出距离最短的行进路径, 而且在局部避障实验中, 也未出现与其他机器人的碰撞情况。物流运输机器人控制与路径规划问题, 是目前机器人领域的研究热点之一, 提升机器人的全局寻优能力是一个重要的研究方向, 将启发式算法与其他不同类型的仿生算法相融合, 可以达到取长补短的目的, 进一步提升算法的效率和适用性。在未来, 多种不同类型机器人路径规划算法的融合使用是主要的发展趋势, 融合算法的优势就在于可以规避单一算法存在的缺点和不足。

参考文献:

- [1] 黄龙, 李和洋, 许世强, 等. 一种自主移动运输机器人的设计与验证 [J]. 现代制造工程, 2023 (10): 50-56.
- [2] 褚宏鹏, 祁 柏, 王慧奇, 等. 六自由度轮式并联机器人及其构型方法 [J]. 机械工程学报, 2023, 59 (3): 46-53.
- [3] 史宜巧, 周湘贞. 采用混合方案的移动运输机器人的定位与跟踪 [J]. 机械设计与制造, 2022 (1): 281-285.
- [4] 杨 真, 贺晓峰, 廖志伟, 等. 煤矿智能化主运输系统无人值守关键技术研究与实践 [J]. 工矿自动化, 2022, 48 (s1): 61-66.
- [5] 王东署, 赵红燕. 移动机器人动态避障的调节发育学习 [J]. 控制与决策, 2023 (11): 3112-3120.
- [6] 张凯翔, 毛剑琳, 向凤红, 等. 基于讨价还价博弈机制的 B-IHCA (*) 多机器人路径规划算法 [J]. 自动化学报, 2023, 49 (7): 1483-1497.
- [7] 胡晓敏, 梁天毅, 王明丰, 等. 新型树启发式搜索算法的机器人路径规划 [J]. 计算机工程与应用, 2020, 56 (11): 164-171.
- [8] 张浩杰, 张玉东, 梁荣敏, 等. 改进 A* 算法的机器人能耗最优路径规划方法 [J]. 系统工程与电子技术, 2023, 45 (2): 513-520.
- [9] 巫光福, 万路萍. 粒子群算法优化机器人路径规划的研究 [J]. 机械科学与技术, 2022, 41 (11): 1759-1764.
- [10] 邓立霞, 张肖铁群, 陈奂宇, 等. 基于改进麻雀搜索算法及 (上接第 214 页)
- 动态窗口法的路径规划 [J]. 科学技术与工程, 2023, 23 (14): 6096-6104.
- [11] 张志军, 董学平, 甘 敏. 基于优化蚁群算法的 AGV 路径规划研究 [J]. 合肥工业大学学报: 自然科学版, 2022, 45 (7): 398-402.
- [12] 曾钰桔, 陈 波, 瞿 睿, 等. 基于改进蚁群算法的移动机器人路径规划研究 [J]. 现代制造工程, 2023 (10): 57-63.
- [13] 魏立新, 张钰锟, 孙 浩, 等. 基于改进蚁群和 DWA 算法的机器人动态路径规划 [J]. 控制与决策, 2022, 37 (9): 2211-2216.
- [14] 付 雷, 秦一杰, 何顶新, 等. 基于改进人工势场法的多机器人编队避障 [J]. 控制工程, 2022, 29 (3): 388-396.
- [15] 齐 尧, 朱彦齐, 李永乐, 等. 面向动静态混合环境的智能车运动规划方法 [J]. 交通运输系统工程与信息, 2022 (4): 293-301.
- [16] 李振雨, 王好臣, 王泽政. 工业机器人运动学分析和轨迹拟合研究 [J]. 机床与液压, 2018, 46 (5): 25-28.
- [17] 刘 帅, 王 帆, 李丙林. 非完整约束下机器人运动轨迹跟踪控制仿真 [J]. 计算机仿真, 2023 (10): 422-425.
- [18] 吴 毅, 吴功平, 黄 乐. 输电线路跨越式巡检机器人越障运动优化 [J]. 机械设计与制造, 2023 (11): 268-272.
- [19] 胡瑞钦, 孟少华, 张成立, 等. 机器人动态受力感知及零重力运动模拟技术 [J]. 宇航学报, 2022 (7): 974-982.
- [11] FERRAG M, MAGLARAS L, MOSCHOYIANNIS S, et al. Deep learning for cyber security intrusion detection: approaches, datasets, and comparative study [J]. Journal of Information Security and Applications, 2020, 50 (10): 56-69.
- [12] KHAING K K, SOE N Y. Encryption data measurement and data security of hybrid AES and RSA algorithm [J]. Journal of Trend in Scientific Research and Development, 2019, 3 (6): 87-94.
- [13] MYINT S, MYINT M, CHO A. A study of RSA algorithm in cryptography [J]. Journal of Trend in Scientific Research and Development, 2019, 3 (5): 64-75.
- [14] 谢 飞. OpenSSL 握手源代码分析 [D]. 武汉: 华中科技大学, 2007.
- [15] 秦贞虎. 基于 OpenSSL 开发的聊天工具的设计与实现 [D]. 成都: 电子科技大学, 2013.
- [16] 彭 松. 基于 MQTT 的物联网安全技术研究与应用 [D]. 北京: 北京邮电大学, 2019.
- [17] 姚春雷. OPC UA—工业 4.0 的先行者 [J]. 中国仪器仪表, 2017 (3): 36-37.
- [18] 方晓时, 王麟琨. OPC UA 技术简介 [J]. 中国仪器仪表, 2014 (8): 45-47.
- [19] 张 雪. OPC UA 加密安全研究与加密客户端开发 [D]. 重庆: 重庆邮电大学, 2020.
- [20] 刘啸虎, 周海昕, 金 磊, 等. 基于 Paho MQTT 的终端数据模拟软件设计与应用 [C] // 2022 年中国家用电器技术大会论文集. 中国家用电器协会, 2023: 2004-2008.
- [21] 熊 伟. OPC UA over TSN 技术路线及分析 [J]. 工业控制计算机, 2020, 33 (2): 22-25.
- [1] 康双勇, 胡万里. 工业互联网安全技术研究及我国工业互联网安全产业发展情况分析 [J]. 保密科学技术, 2020 (5): 27-31.
- [2] 厉正吉. 物联网终端安全技术挑战与机遇 [J]. 移动通信, 2017, 41 (20): 54-57.
- [3] 李铁根, 郎 颂, 赵日红. 面向工业物联网的终端安全新思考与展望 [J]. 工业信息安全, 2022 (5): 86-93.
- [4] 郭永和, 闫龙川, 何永远, 等. 泛在物联网终端设备安全威胁与防护技术 [C] // 中国电机工程学会电力信息化专业委员会. 生态互联 数字电力——2019 电力行业信息化年会论文集. 北京: 人民邮电出版社, 2019.
- [5] 江泽鑫. 工业物联网终端产品的安全设计与应用 [J]. 信息技术与网络安全, 2019, 38 (11): 29-34.
- [6] 李宗音. 多协议异构数据采集平台的设计与实现 [D]. 西安: 西安电子科技大学, 2021.
- [7] 禹鑫焱, 殷慧武, 施甜峰, 等. 基于 OPC UA 的工业设备数据采集系统 [J]. 计算机科学, 2020, 47 (s2): 609-614.
- [8] WANG F D, ZHANG H L, YANG F. Research on robot information model based on OPC UA in the 70th lecture of industrial wireless communication technology lecture [J]. Instrument Standardization and Metrology, 2018 (4): 12-15.
- [9] 苏 鑫, 李军怀, 王怀军, 等. 图形化在线建模的 OPC UA 网关设计 [J]. 计算机系统应用, 2021, 30 (8): 96-103.
- [10] 杨 柳. 基于 OpenSSL 的文件加密传输系统在 ARM 上的实现 [D]. 武汉: 武汉科技大学, 2016.