

控制与决策

Control and Decision

异构多目标差分-动态窗口算法 及其在移动机器人中的应用

王洪斌, 刘德垚, 郑维, 呼忠权, 杨春达

引用本文:

王洪斌, 刘德垚, 郑维, 呼忠权, 杨春达. 异构多目标差分-动态窗口算法 及其在移动机器人中的应用[J]. 控制与决策, 2023, 38(12): 3390–3398.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2021.0111>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

[一种基于免疫机理的确定性移动机器人路径规划算法](#)

A path planning algorithm of deterministic mobile robot based on immune mechanism
控制与决策. 2021, 36(10): 2418–2426 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0059>

[基于 \$\text{pm}3\sigma\$ 正态概率区间分族遗传蚁群算法的移动机器人路径规划](#)

Path planning of mobile robot based on $\text{pm}3\sigma$ normal probability interval population division using genetic ant-colony algorithm
控制与决策. 2021, 36(12): 2861–2870 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0745>

[移动机器人运动规划中的深度强化学习方法](#)

Deep reinforcement learning for motion planning of mobile robots
控制与决策. 2021, 36(6): 1281–1292 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0470>

[机器人信息增益RRT环境探索算法](#)

Robot RRT based on information gain for environment exploration
控制与决策. 2021, 36(11): 2683–2689 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.1007>

[凸优化与A*算法结合的路径避障算法](#)

Convex optimization and A-star algorithm combined path planning and obstacle avoidance algorithm
控制与决策. 2020, 35(12): 2907–2914 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0351>

异构多目标差分-动态窗口算法 及其在移动机器人中的应用

王洪斌¹, 刘德焱¹, 郑维^{1†}, 呼忠权¹, 杨春达²

(1. 燕山大学 电气工程学院, 河北 秦皇岛 066000;

2. 辽宁工程技术大学 电气与控制工程学院, 辽宁 阜新 123000)

摘要: 为了实现在多移动机器人和多窄通道的复杂动态环境中机器人的节能运动规划, 提出异构多目标差分-动态窗口法 (heterogeneous multi-objective differential evolution-dynamic window algorithm, HMODE-DWA). 首先, 建立行驶时间、执行器作用力和平滑度的 3 目标优化模型, 设计具有碰撞约束的异构多目标差分进化算法来获得 3 个目标函数的最优解, 进而在已知的静态环境中获得帕累托前沿, 利用平均隶属度函数获得起点与终点间最优的全局路径; 其次, 定义基于环境缓冲区域的模糊动态窗口法使机器人完成动态复杂环境中避障, 利用所提出的 HMODE-DWA 算法动态避障的同时实现节能规划. 仿真和实验结果表明, 所提出的混合路径规划控制策略能够有效降低移动机器人动态避障过程中的能耗.

关键词: 节能运动规划; 异构多目标差分; 动态窗口法; 动态复杂环境

中图分类号: TP273

文献标志码: A

DOI: 10.13195/j.kzyjc.2021.0111

引用格式: 王洪斌, 刘德焱, 郑维, 等. 异构多目标差分-动态窗口算法及其在移动机器人中的应用[J]. 控制与决策, 2023, 38(12): 3390-3398.

Heterogeneous multi-objective differential evolution-dynamic window algorithm and application for energy-saving motion planning of mobile robot

WANG Hong-bin¹, LIU De-yao¹, ZHENG Wei^{1†}, HU Zhong-quan¹, YANG Chun-da²

(1. School of Electrical Engineering, Yanshan University, Qinhuangdao 066000, China; 2. Faculty of Electrical and Control Engineering, Liaoning University of Engineering and Technology, Fuxin 123000, China)

Abstract: Aiming at the problem of energy-saving motion path planning of the mobile robot in a complex unknown environment with mobile robots and multiple narrow channels, a hybrid algorithm based on the heterogeneous multi-objective differential evolution-dynamic window algorithm (HMODE-DWA) is proposed. Firstly, a three-objective optimization model of travel time, actuator force and smoothness is established. Secondly, a heterogeneous multi-objective differential evolution algorithm with collision constraints is designed to optimize three objective functions to obtain the Pareto frontier in a known static environment, and then, the optimal global path can be obtained using the average membership function. Thirdly, the robot uses the fuzzy dynamic window algorithm based on the environment buffer area to avoid obstacles in the unknown dynamic and complex environment. The global path nodes have been planned and used as the target points of the local planning for the robots to dynamically avoid obstacles and obtain the global optimal path. Finally, simulation experiments are given to verify the effectiveness of the proposed algorithm. The simulation results show that the proposed hybrid path planning control strategy can obtain the optimal global path and reduce the energy consumption during the dynamic obstacle avoidance process of mobile robots.

Keywords: energy-saving motion path planning; heterogeneous multi-objective differential evolution; fuzzy dynamic window algorithm; dynamic complex environment

收稿日期: 2021-01-20; 录用日期: 2022-11-22.

基金项目: 国家自然科学基金项目 (62203379); 河北省自然科学基金项目 (F2021203083, F2021203104); 河北省教育厅高等学校科技计划项目 (QN2021138); 河北省杰出青年基金项目 (F2021203033); 河北省创新能力提升计划项目 (22567619H).

[†]通讯作者. E-mail: weizheng@ysu.edu.cn.

0 引言

在工业制造、农业生产、医疗服务等领域,自主式移动机器人被广泛应用.近些年来,自主式移动机器人的路径规划水平已成为自动化行业发展程度的象征.机器人路径规划是指根据路径起点与终点之间的性能指标,在有障碍物的环境中规划出一条无碰撞的最优路径^[1-2].若环境空间已知,则进行全局路径规划(离线规划)^[3-4];对于未知或部分未知的非结构化环境,则进行局部路径规划(在线规划)^[3].因此,如何在部分未知的动态复杂环境中实现机器人定向导航并保持最小能耗,是移动机器人路径规划的根本问题.

当考虑非完整约束的移动机器人路径规划时,文献[4]和文献[5]提出了结合碰撞检查的移动机器人的路径规划算法;文献[6]中通过考虑最小的转弯半径来优化路径长度和行进时间,以获得最佳路径;文献[7]针对机器人运动过程中的转弯半径,提出了基于时间和速度约束的路径优化算法.然而上述优化方法不能解决多目标优化问题.

差分算法因其良好的控制性能引起了国内外学者的广泛关注^[8-11].Thangavelu等^[12]证明了采用异构差分(HDE)算法效果更好,但只考虑了4个基本的DE变体,没有考虑重要且性能最佳的变体,且未在实际情况下针对多目标优化问题进行测试.Sathiya等^[13]提出了异构多目标差分进化算法(HMODE)实现低能耗的路径规划.与NSGA-II对比,HMODE以更少的工作量找到了最佳的帕累托(Pareto)前沿^[14],但HMODE在动态复杂环境中规划的路径可行性低.动态窗口法(DWA)结合机器人的动力学特性,能够直接输出控制速度指令,但在复杂环境中采用DWA进行路径规划,其评价函数的权重系数随着情况的变化需要重新设计,因此增加了现实应用的难度^[15-16].文献[17]提出了一种基于模糊控制的动态窗口控制算法,该算法能够适应复杂的外部环境,但未考虑障碍物数量和位置与机器人自身尺寸间的关系,所以很难在部分未知的动态环境中对移动机器人实现有效的路径规划.

基于上述研究内容,本文以滑动差分四轮移动机器人为控制对象,针对如何在部分未知的动态复杂环境中实现移动机器人的节能运动规划问题,提出了异构多目标差分-动态窗口法(HMODE-DWA).首先,定义一种具有碰撞约束的新帕累托支配关系评估试验向量的质量,提高HMODE算法寻找最优全局路径

的能力;其次,在障碍物实时变化的动态复杂环境中考虑有效性与速度之间的平衡及移动机器人的尺寸,定义GIS三级缓冲区技术与模糊逻辑相结合的动态DWA调整机器人自身姿态,实现DWA在部分未知的动态复杂环境中的避障;最后,通过仿真实验验证所提出的HMODE-DWA能够有效降低移动机器人动态避障过程中的能耗.

1 异构多目标差分-动态窗口法

1.1 具有碰撞约束的HMODE离线路径规划

1.1.1 离线规划的问题模型

根据机器人的运动学和动态参数的局限性,将机器人路径规划的能耗函数设计为3目标优化函数,即行驶时间 $F_1(P)$ 、执行器作用力 $F_2(P)$ 和平滑度 $F_3(P)$.

能耗优化函数1设为行驶时间 $F_1(P)$,有

$$F_1(P) = T = \sum_{i=1}^n T_i, \quad i = 1, 2, \dots, n. \quad (1)$$

其中: T 表示机器人的总行驶时间, i 是一个整数, P 表示路径点总和参数.

执行器作用力 $F_2(P)$ 表示机器人的机械能耗,作为能耗优化函数2,有

$$F_2(P) = \int_0^T \left[\frac{\tau_r(t)}{\tau_r^{\max}} + \frac{\tau_l(t)}{\tau_l^{\max}} \right]^2 dt, \quad (2)$$

$$\begin{bmatrix} \tau_r \\ \tau_l \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{mr}{2} & \frac{rI_z}{2b} \\ \frac{mr}{2} & \frac{-rI_z}{2b} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \dot{v} \\ \dot{w} \end{bmatrix}, \quad (3)$$

$$\dot{v} = (\dot{x}_j \ddot{x}_j + \dot{y}_j \ddot{y}_j) / (\sqrt{\dot{x}_j^2 + \dot{y}_j^2}), \quad (4)$$

$$\dot{w} = \frac{(\dot{x}_j^2 + \dot{y}_j^2)(\dot{x}_j \ddot{y}_j - \dot{y}_j \ddot{x}_j)}{(\dot{x}_j^2 + \dot{y}_j^2)^2} - 2 \times \frac{(\dot{x}_j \ddot{x}_j + \dot{y}_j \ddot{y}_j)(\dot{x}_j \ddot{y}_j + \dot{y}_j \ddot{x}_j)}{(\dot{x}_j^2 + \dot{y}_j^2)^2}. \quad (5)$$

其中: x_j 表示机器人中心横坐标, y_j 表示机器人中心纵坐标, \dot{v} 表示机器人的预测线加速度, \dot{w} 表示机器人的预测角加速度, τ_l 和 τ_r 分别表示作用于机器人左右车轮上的执行器扭矩, m 表示机器人的质量, I_z 表示机器人绕 z 轴的惯性力矩, r 表示车轮的半径, b 表示左右两车轮之间距离的一半.

将机器人路径表示为 $X = \{x_0, x_1, x_2, \dots, x_j, x_{j+1}\}$,路径的平滑度 $F_3(P)$ 作为能耗优化函数3,有

$$F_3(P) = \max_{j=1,2,\dots,n} \{\pi - \theta_j\}. \quad (6)$$

其中: n 表示整数标量, θ_j 表示线段 $x_{j-1}x_j$ 到线段 x_jx_{j+1} 方向的夹角. $F_3(P)$ 采用最大偏差角描述平滑

度而不是偏差角的总和,因为偏差角的总和不能很好地表示平滑度^[18], $F_3(P)$ 值越小,表明路径越平滑。

将路径规划的数学模型公式化为以下目标优化:

$$\min F(P) = (F_1(P), F_2(P), F_3(P)). \quad (7)$$

1.1.2 路径编码

将起点 $X_0(x_0, y_0)$ 与终点 $X_{j+1}(x_{j+1}, y_{j+1})$ 作等分 y 轴的 $j+2$ 条垂线, y_0 和 y_{j+1} 分别是起点和终点的纵坐标值, y_1, y_2, \dots, y_j 为将 y_0 和 y_{j+1} 的 $j+1$ 等分的关于 y 轴的值,任意已知的纵坐标点计算如下所示:

$$y_i = y_0 + i \cdot w, \quad (8)$$

其中 w 为 y_0 和 y_{j+1} 的 $j+1$ 等分。

此时只需要确定其对应的 x 轴坐标 x_1, x_2, \dots, x_j 的值就能够得到机器人中心在每一个路径节点的位置。将包括起点和终点的 $j+2$ 个坐标点连接,构成一条路径。 j 个坐标点 x_1, x_2, \dots, x_j 形成一个个体(每个个体代表一条路径),所有个体构成一个种群。进化算法在进化的过程中得到的最优种群即为帕累托前沿,根据平均模糊隶属度函数从帕累托前沿中选择最优个体,这个最优个体即为一条无碰撞的最优全局路径,机器人运动由3次非均匀B样条曲线表示^[19]。

1.1.3 具有碰撞约束的HMODE算法

本文定义具有碰撞约束的新帕累托控制,减少不可行路径的产生,提高算法寻优能力,主要步骤如下:

1) 随机产生初始种群 X 。

2) 变异。为了给实际的全局路径规划提供最佳的解决方案,本文将一种性能最佳的新变异方式-DE/TSDE纳入岛环境。分布式框架中集成随机引导变异、3种性能最佳的变异以及最优引导变异,这5种变异方式具体如下所示。

① 随机引导变异。

DE/rand/1:

$$v_{i,g} = x_{r_1,g} + F(x_{r_2,g} - x_{r_3,g}). \quad (9)$$

② 3种性能最佳的变异。

DE/rand-to-best/1:

$$v_{i,g} = x_{i,g} + K(x_{\text{best},g} - x_{i,g}) + F(x_{r_2,g} - x_{r_3,g}); \quad (10)$$

DE/current-to-best/1:

$$v_{i,g} = x_{i,g} + K(x_{\text{best},g} - x_{r_1,g}) + F(x_{r_2,g} - x_{r_3,g}); \quad (11)$$

DE/TSDE:

$$v_{i,g} = x_{r_1,g} + K(x_{\text{best}_1,g} - x_{r_2,g}) + F(x_{\text{best}_2,g} - x_{r_3,g}). \quad (12)$$

③ 最优引导变异。

DE/best/2:

$$v_{i,g} = x_{\text{best},g} + K(x_{r_1,g} - x_{r_2,g}) + F(x_{r_3,g} - x_{r_4,g}). \quad (13)$$

其中: x 表示目标向量; v 表示突变向量; i 表示第 i 个个体, $i = 1, 2, \dots, \text{NP}$, NP 表示种群规模; g 表示种群代数; $x_{\text{best},g}$ 、 $x_{\text{best}_1,g}$ 、 $x_{\text{best}_2,g}$ 表示当前种群中最优个体; $x_{i,g}$ 表示当前个体; $v_{i,g}$ 表示变异后的个体; $x_{r_1,g}$ 、 $x_{r_2,g}$ 、 $x_{r_3,g}$ 、 $x_{r_4,g}$ 、 $x_{r_5,g}$ 表示群体中随机选择的5个互不相同的个体, $r_1 \sim r_5 \neq i$ 表示互不相同的随机数, $r_1 \sim r_5 \in \{1, 2, \dots, \text{NP}\}$; $x_{r_1,g} - x_{r_2,g}$ 表示差分向量; K 和 F 表示缩放因子,用 K 和 F 对差分向量缩放以控制搜索步长。

3) 交叉。差分进化的交叉方式包括二项式交叉和指数交叉,常用的二项式交叉方法如下:

$$u_{i,g} = (u_{i,1,g}, u_{i,2,g}, \dots, u_{i,D,g}). \quad (14)$$

$$u_{i,j,g} = \begin{cases} x_{i,j,g}, & \text{rand} > \text{CR} \wedge j \neq i_{\text{rand}}; \\ v_{i,j,g}, & \text{rand} \leq \text{CR} \text{ or } j = i_{\text{rand}}. \end{cases} \quad (15)$$

其中: $u_{i,j,g}$ 表示 g 代种群中第 i 个个体的第 j 个基因, j 表示区间 $[1, D]$ 内随机选择的整数, D 表示问题的维数; i_{rand} 表示区间 $[1, D]$ 内一个随机的整数, $\text{rand} \in (0, 1)$ 表示第 j 个评价的统一随机数,可确保 $u_{i,g}$ 的参数至少接收 $u_{i,j,g}$ 的一个参数; $\text{CR} \in (0, 1)$ 表示交叉概率因子。

4) 具有碰撞约束的新帕累托控制。本节定义了具有碰撞约束的新帕累托控制,根据路径的总碰撞程度和3个能耗损失优化函数的适应值,选择交叉操作后产生的最优试验向量以减少不可行路径的产生,提高算法寻优能力。

机器人避障过程中的碰撞程度表示为 $\text{cv}_{j,k}$ ^[20], $j = 0, 1, \dots, n$, $k = 1, 2, \dots, m$ 。如果机器人在路径段 $x_j x_{j+1}$ 与某个障碍物 k 碰撞,则 $\text{cv}_{j,k}$ 设置为1,否则 $\text{cv}_{j,k}$ 设置为0。路径规划过程中总碰撞度表示为

$$\text{cv}(P) = \sum_{j=0}^n \sum_{k=1}^m \text{cv}_{j,k}. \quad (16)$$

将第 g 代中的试验向量表示为 $u_{i,j,g}$,最佳试验向量表示为 $\text{up}_{i,j,g}$,目标函数的适应值表示为 $F(\cdot)$,则具有碰撞约束的新帕累托控制定义如下:

① 若 $u_{i,j,g+1}$ 和 $\text{up}_{i,j,g}$ 是可行解,即 $\text{cv}(u_{i,j,g+1}) = 0$ 和 $\text{cv}(\text{up}_{i,j,g}) = 0$,则目标函数 $F_1(P)$ 、 $F_2(P)$ 、 $F_3(P)$ 用于构造帕累托控制以更新最优试验种群,根据下式选择新的试验向量:

$$\text{up}_{i,g} = u_{i,j,g+1} F(u_{i,j,g+1}) \prec_F F(\text{up}_{i,j,g}), \quad (17)$$

其中 $\prec F$ 表示可行的帕累托支配方案. 若 $u_{i,j,g+1}$ 和 $up_{i,j,g}$ 不相互支配, 则从 $u_{i,j,g+1}$ 和 $up_{i,j,g}$ 中随机选择新的最优试验向量.

② 若 $u_{i,j,g+1}$ 和 $up_{i,j,g}$ 是不可行解, 即 $cv(u_{i,j,g+1}) \neq 0$ 且 $cv(up_{i,j,g}) \neq 0$, 则 $F_1(P)$ 、 $F_2(P)$ 、 $F_3(P)$ 和 $cv(P)$ 用于构造帕累托控制以更新最优试验种群, 根据下式选择新的试验向量:

$$up_{i,g} = u_{i,j,g+1}, F(u_{i,j,g+1}) \prec_{IF} F(up_{i,j,g}), \quad (18)$$

其中 \prec_{IF} 表示不可行帕累托支配方案. 若 $u_{i,j,g+1}$ 和 $up_{i,j,g}$ 不相互支配, 则从 $u_{i,j,g+1}$ 和 $up_{i,j,g}$ 中随机选择新的最优试验向量.

③ 若 $u_{i,j,g+1}$ 是可行解而 $up_{i,j,g}$ 是不可行解, 即 $cv(u_{i,j,g+1}) = 0$ 且 $cv(up_{i,j,g}) \neq 0$, 根据下式选择新的试验向量, 否则保持最优试验种群不变:

$$up_{i,g} = u_{i,j,g+1}. \quad (19)$$

5) 选择. 根据目标向量 $x_{i,g}$ 和最优试验向量 $up_{i,g}$ 的适应值 $F(\cdot)$ 来选择下一代的目标向量 $x_{i,g+1}$, 如下所示:

$$x_{i,g+1} = \begin{cases} up_{i,g}, & F(up_{i,g}) < F(x_{i,g}); \\ x_{i,g}, & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (20)$$

1.2 环境缓冲区域的模糊DWA的在线路径规划

本文定义一种基于GIS三级缓冲区结合模糊逻辑的DWA参数动态调整算法. 引入激光雷达结合三级缓冲区分析方法构建不同属性的缓冲区因子作为参数纳入DWA中, 使机器人能够根据周围环境的安全程度实时调整速度和角速度.

1.2.1 设计在线路径规划的评价函数

基于环境缓冲区域, 定义新评价函数

$$G(v, w) = \sigma[\alpha \cdot h(v, w) + \beta \cdot Od(v, w) + q \cdot \gamma \cdot v_e(v, w) + \lambda \cdot Gd(v, w)]. \quad (21)$$

其中: σ 、 α 、 β 、 γ 、 λ 表示加权系数, q 表示缓冲区影响因子; $h(v, w)$ 用于评估移动机器人以当前采样速度 (v, w) 对应的机器人朝向与目标方向的角度差, $Od(v, w)$ 用于评估速度 (v, w) 对应的轨迹与最近障碍物的距离, $v_e(v, w)$ 用于评估速度的大小, $Gd(v, w)$ 表示速度 (v, w) 对应的轨迹与全局路径节点的距离, 并取其导数.

1.2.2 基于环境缓冲区域的模糊DWA算法

图1描述了机器人尺寸和车载激光雷达传感器扫描区域. 以机器人质心为圆心, 扫描区域划分成6个扇形区域: A区 (A_1, A_2, A_3), B区 (B_1, B_2, B_3), C区 (C_1, C_2, C_3), D区 (D_1, D_2, D_3), E区 (E_1, E_2, E_3), F

区 (F_1, F_2, F_3). A_1, B_1, \dots, F_1 表示一级缓冲区, 一级缓冲区半径为 R_1 ; A_2, B_2, \dots, F_2 表示二级缓冲区, 二级缓冲区半径为 R_2 ; A_3, B_3, \dots, F_3 表示三级缓冲区, 三级缓冲区半径 R_3 .

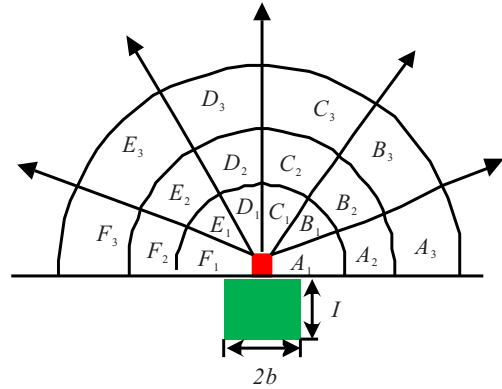


图1 激光雷达扫描区域划分

基于障碍物到机器人的最近距离 ρ_{min} 占各级缓冲区半径的比例, 设计缓冲区因子 q 为

$$q = \begin{cases} 1 + \rho_{min} k_1 R_1, & 0 < \rho_{min} \leq R_1; \\ 1 + \rho_{min} k_2 (R_2 - R_1), & R_1 < \rho_{min} \leq R_2; \\ \rho_{min} k_3 (R_3 - R_2), & R_2 < \rho_{min} \leq R_3. \end{cases} \quad (22)$$

其中 $k_1, k_2, k_3 \in (0, 1)$ 表示缓冲区因子的可调参数.

利用激光雷达的两个激光束 l_i, l_j 计算 l_i, l_j 与最近障碍物相交的两点间的距离 d , 计算公式如下所示:

$$d = \sqrt{\rho_j^2 + \rho_i^2 - 2 \cos(\theta_j - \theta_i) \rho_j \rho_i}. \quad (23)$$

其中: ρ_i, ρ_j 分别是两个激光束 l_i, l_j 检测到机器人与障碍物的距离, θ_i, θ_j 分别表示 l_i, l_j 与水平线形成的角度.

找到近端区 A 和 F 中的两个最短距离 $\rho_{min}^A, \rho_{min}^F$ 及其对应角度 $\theta_{min}^A, \theta_{min}^F$, 采用式(23)计算出 A 和 F 的 d_{min}^{AF} . 同理依次得到中端区 B 和 E 的 d_{min}^{BE} 以及远端区 C 和 D 的 d_{min}^{CD} , 分别计算 $d_{o_{min}}^{AF}, d_{o_{min}}^{BE}$ 和 $d_{o_{min}}^{CD}$ 与移动机器人宽度的差, 得到 $D_{min}^{AF}, D_{min}^{BE}$ 和 D_{min}^{CD} 如下所示:

$$D_{min}^{AF} = d_{o_{min}}^{AF} - a(2b + 2\delta), \quad (24)$$

$$D_{min}^{BE} = d_{o_{min}}^{BE} - a(2b + 2\delta), \quad (25)$$

$$D_{min}^{CD} = d_{o_{min}}^{CD} - a(2b + 2\delta). \quad (26)$$

其中: $D_{min}^{AF}, D_{min}^{BE}, D_{min}^{CD} \in (-a(2b + 2\delta), 2r - a(2b + 2\delta))$; 参数 a 表示机器人自身的物理结构参数, $2b$ 和 l 分别表示机器人的宽度和长度, 2δ 表示在机器人两侧的安全空间余量.

障碍物的平均角度 θ_{oa} 是近端区、中端区和远端区角度的加权和, 如下所示:

$$\theta_{oa} = \frac{\frac{\theta_{\min}^F - \theta_{\min}^A}{D_{\min}^{AF}} + \frac{\theta_{\min}^E - \theta_{\min}^B}{D_{\min}^{BE}} + \frac{\theta_{\min}^D - \theta_{\min}^C}{D_{\min}^{CD}}}{\frac{1}{D_{\min}^{AF}} + \frac{1}{D_{\min}^{BE}} + \frac{1}{D_{\min}^{CD}}}, \quad (27)$$

其中 θ_{oa} 表示平均障碍物方向与水平线的夹角.

障碍物的主方向与水平线的夹角 θ_o 如下所示:

$$\theta_o = \begin{cases} \theta_{oa}, & \theta_{n,a} < \pi/4; \\ \theta_{\min}, & \theta_{n,a} \geq \pi/4. \end{cases} \quad (28)$$

将模糊逻辑的输入函数 Put 定义为

$$\text{Put} = \theta_o. \quad (29)$$

Put 的模糊集定义为 {O, N, M, F}, 即 {零, 正近, 正中, 正远}, 有

$$\text{Put} = \begin{cases} N, & \theta_o \in [0, \pi/6) \cup [5\pi/6, \pi); \\ M, & \theta_o \in [\pi/6, \pi/3) \cup [2\pi/3, 5\pi/6); \\ F, & \theta_o \in [\pi/3, \pi/2) \cup [\pi/2, 2\pi/3); \\ O, & \rho > R_3. \end{cases} \quad (30)$$

其中: ρ 表示机器人与障碍物的距离, R_3 表示三级缓冲区半径. 模糊控制器的4个输出分别是局部规划评价函数 $G(v, w)$ 的 $\alpha, \beta, \gamma, \lambda \in \{VS, S, M, B, VB\}$, 通过模糊规则动态调整 $G(v, w)$ 的权重值 $\alpha, \beta, \gamma, \lambda$.

1.3 HMODE-DWA 算法

机器人根据基于环境缓冲区域的模糊动态窗口法(DWA)获得最优速度指令 (v, w) , 指导机器人前进完成动态避障, 同时将利用改进的异构多目标差分算法(HMODE)优化得到的路径长度与行驶时间均最优的全局路径节点作为机器人局部避障的目

标点, 使得机器人动态避障的同时追踪全局最优路径. HMODE-DWA 的算法结构如图2所示.

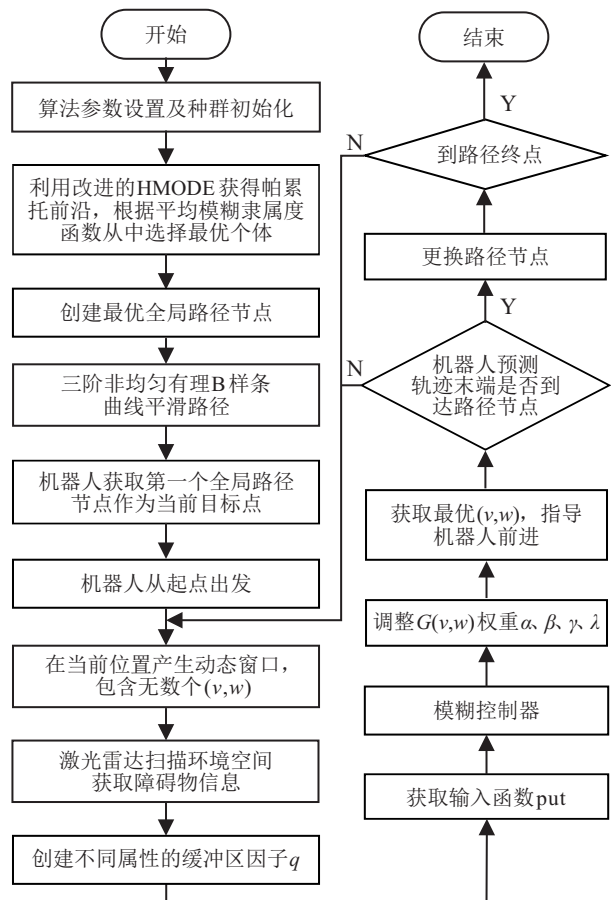


图2 HMODE-DWA的算法结构

2 仿真实验

2.1 环境参数设置

离线路径规划环境参数如表1所示, 在线路径规划环境参数如表2所示.

表1 离线路径规划环境参数给定值

起点坐标	终点坐标	凸障碍物数量	凹障碍物数量	车轮半径	车轮间的距离	车的质量	最大转矩
(0, 0)	(100, 100)	13	1	0.15 m	1.5 m	5 kg	1 N·m

表2 在线路径规划环境参数给定值

起点坐标	终点坐标	车宽	车长	动态障碍物宽	动态障碍物长	圆形机器人半径	凸障碍物数量	凹障碍物数量	初始姿态角	前向模拟时间
(0, 0)	(100, 100)	1.5 m	1.5 m	1.5 m	1.5 m	0.75 m	13	1	0°	3 s

2.2 路径规划的结果分析

将改进前后的HMODE算法各独立运行50次, 获得的最佳离线路径分别如图3和图4所示. 两种算法的参数设置如下: 进化总代数 $G = 100$, 种群规模 $NP = 100$. 对比图3和图4可以看出, 改进后的HMODE算法规划的路径更平滑, 机器人转弯次数更少且与障碍物保持着安全距离, 表明本文设计的具有碰撞约束的HMODE算法具有更好的寻优能力.

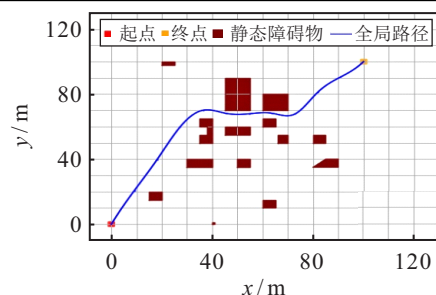


图3 HMODE规划的全局路径

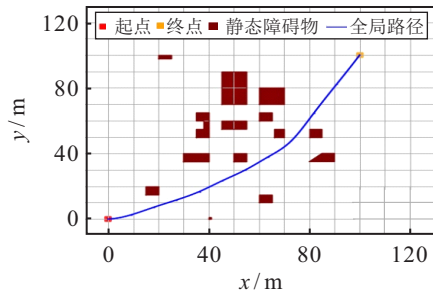


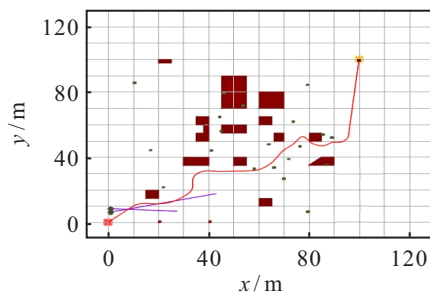
图4 具有碰撞约束的HMODE规划的全局路径

对比表3的数据可知: 本文定义的具有碰撞约束的HMODE算法离线规划出的全局路径相较于HMODE算法离线规划出的全局路径行驶时间缩短32.07%, 降低了机器人工作时间; 执行器作用力减少39.16%, 降低了机器人机械能耗; 路径平滑度降低60.86%, 减少了由速度和运行方向变化带来的状态改变耗能。

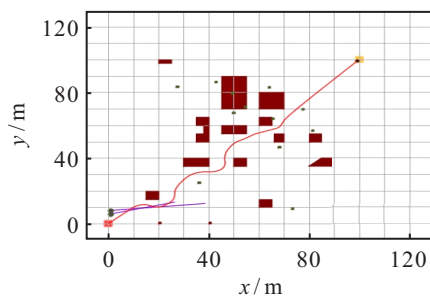
表3 HMODE算法改进前后的3个目标函数值

	$F_1(P)/s$	$F_2(P)/(N \cdot m)$	$F_3(P)/(^{\circ})$
改进前	57.37	338.84	17.73
改进后	38.97	206.15	6.94

设置相同的初始权重参数, 将改进前、后的DWA与HMODE-DWA进行仿真对比. 改进前、后的DWA和HMODE-DWA初始参数设置都为 $\alpha = 0.3, \beta = 0.2, \gamma = 0.3, \lambda = 0.1$. 在线路径规划的障碍物空间包括: 1) 30~50个动态障碍物; 2) 朝向主机器人行驶的两个圆形移动机器人, 速度为1.0m/s; 3) 13个凸静态障碍物和1个凹静态障碍物。



(a) 改进前



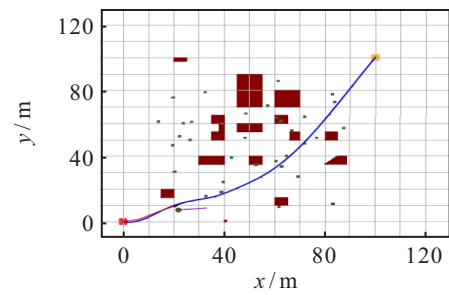
(b) 改进后

■ 起点 ■ 静态障碍物 ● 移动机器人
 ■ 终点 ■ 动态障碍物 ■ 主移动机器人
 — 局部路径 — 预测轨迹 — 动态障碍路径

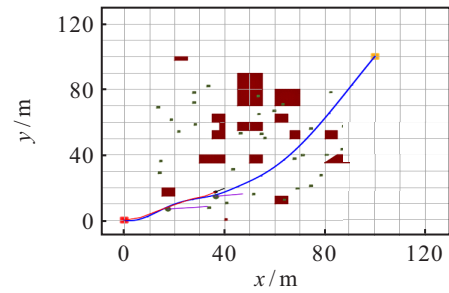
图5 改进DWA前、后的主机器人移动轨迹

图5(a)和5(b)中的红色路径分别是利用改进前、后的动态窗口法规划的主机器人移动轨迹, 紫色路径是圆形移动机器人移动轨迹. 对比图5(a)和5(b)可知, 改进后动态窗口法使主移动机器人从起点行驶到终点, 躲避了两个圆形移动机器人, 且通过了起点到终点之间所经过的所有窄通道。

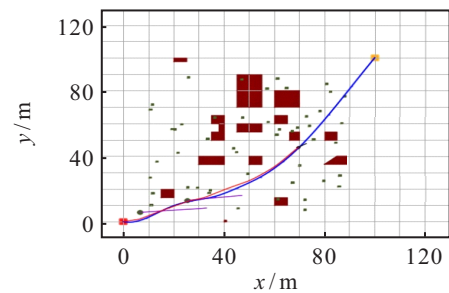
图6(a)~(d)展示了主移动机器人利用HMODE-DWA在不同时刻动态避障的过程, 红色路径是利用HMODE-DWA在不同时刻规划的主机器人移动轨迹, 蓝色路径是改进的HMODE算法离线规划的路径, 紫色路径是圆形移动机器人移动的轨迹。



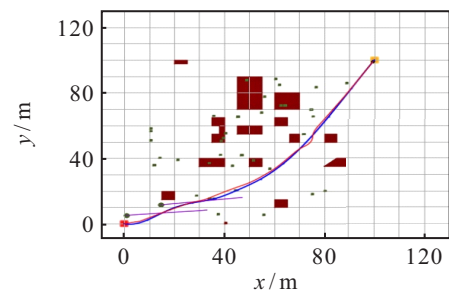
(a) 时刻1



(b) 时刻2



(c) 时刻3



(d) 时刻4

■ 起点 ■ 静态障碍物 ● 移动机器人
 ■ 终点 ■ 动态障碍物 ■ 主移动机器人
 — 全局路径 — 局部路径
 — 预测轨迹 — 动态障碍路径

图6 HMODE-DWA在不同时刻规划的路径

如图6(a)所示,主移动机器人与第1个圆形移动机器人距离较近,此时主机器人优先避障.同理,如图6(b)所示,主机器人顺利躲避了第2个圆形移动机器人,不会打圈震荡和停车.观察图6(c)和6(d)可知,当主机器人接近目标点,将通过窄通道时,在窄通道处加强避障作用顺利通过.在整个过程中,随机产生的30~50个动态障碍物任意更换位置,主机器人顺利躲避了动、静态障碍物和所有的狭窄通道,成功到达终点.

图7为主机器人利用HMODE-DWA避障过程中速度 v 和角速度 w 的变化图.较少的加减速操作有利于降低运动能耗,机器人除在躲避两个圆形移动机器人时减速,其他时刻一律以最大速度行驶,到达终点附近时开始减速,到达终点后停车.减少停止和转弯的次数,减少速度的变化次数以减少能量消耗.

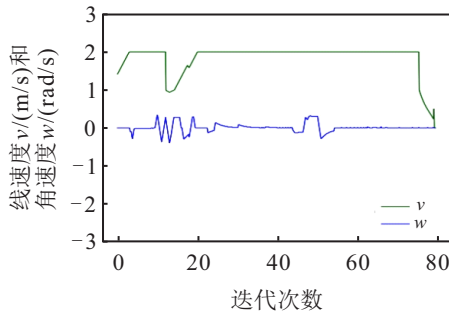


图7 主机器人的速度和角速度变化

为进一步验证HMODE-DWA在部分未知的复杂动态环境中实现节能运动规划的有效性,根据性能指标进行定量分析见表4和表5.表4中HMODE-DWA路径的4个性能指标略大于具有碰撞约束的HMODE,因为主机器人在追踪全局路径目标点的同时躲避动态障碍物,实时调整运动方向与运动速度,运动方向与速度的改变使4项数据均增大,总路径长度增大3.88%,总行驶时间增大10.75%,执行器作用力增大3.9%,平滑度增大21.46%,但更接近于实际情况.同时,HMODE-DWA相较于改进的DWA,总路径长度缩短18.16%,总行驶时间减少32.26%,执行器作用力降低39.33%,平滑度降低了40.09%.

表4 优化路径的性能指标分析1

算法	路径长度/m	行驶时间/s	执行器作用力/(N·m)	平滑度/(°)
改进的HMODE	147.226 0	38.97	206.15	6.94
改进的DWA	186.875 0	63.71	353.04	14.07
HMODE-DWA	152.943 1	43.16	214.19	8.43

表5 优化路径的性能指标分析2

算法	平均速度/(m/s)	搜索路径时间/s	转折次数	碰撞检测次数
改进的HMODE	3.77	145.398	1	70
改进的DWA	2.93	345.290	8	338
HMODE-DWA	3.54	304.980	4	214

表5中碰撞约束的HMODE算法同样只针对静态环境,因为主机器人平均行驶速度、路径搜索时间、路径转折次数以及碰撞检测次数均优于其他两种算法,但其他两种算法均可实现对未知动态障碍物的躲避,完成局部路径实时规划,更接近于实际情况.对比HMODE-DWA与改进的DWA四项数据可知,机器人平均行驶速度增大20.82%,路径规划时间减少11.67%,转折次数降低50%,碰撞检测次数降低36.67%.平均行驶速度的增大,意味着移动机器人完成任务效率更高.搜索路径时间与碰撞检测次数的降低则是因为HMODE-DWA算法采用全局路径作为子目标点,追踪全局最优路径,降低了局部路径的无效搜索.仿真结果表明,HMODE-DWA算法能够有效完成机器人动态避障,并且选择能耗较低的路径行驶.

3 HMODE-DWA算法的实验验证

为验证HMODE-DWA算法在路径规划中的有效性,在12m×12m的空间中进行实验.实验对象是滑动差分机器人,车载工控机的CPU类型为英特尔酷睿i7-5557U,二维激光雷达传感器型号为OBD10M-2000-4EP-V1V17/OBD30M-R2000-B23-V1V17-1L,拥有10m、360°的测量范围,左右两侧各有一个用于驱动车轮的直流电机.表6列出了移动机器人的物理参数.

表6 移动机器人自身物理参数

参数	数据	单位
车轮半径	0.1	m
车轮距离	0.2	m
车宽	0.68	m
车长	0.68	m
质量	10	kg
转动惯量	26	kg·m ²
最大扭矩	1	N·m
停车误差	0.1	m
最小转弯半径	1	m
最大速度	1	m/s
最大角速度	1	rad/s

实验视频中的环境、车和人的行驶轨迹与图8对应,实验环境中放置了多个静态障碍物,两个人依次从车的对面走过模拟仿真环境中出现的两个圆形移动机器人,全局规划出的路径如图8中的蓝色线所示,机器人的实际行驶轨迹如图8中的红色线所示,两个人走过的轨迹如图8中的紫色线所示.从实验视频中截取的时刻图如图9所示,移动机器人通过二维激光探测的环境信息,从起点出发(图9(a));当检测到对面第1个人走来时,机器人调整角度,避开第1个人,避障后机器人再次回到全局规划出的路径继续行驶(图9(b)和(c));当检测到第2个人从对面走来时,避开第2个人后再次回到全局规划出的路径继续行驶(图9(d)和(e)),机器人通过狭窄通道并躲避开所有方桌、墙和铁柱(图9(d)和(f)),直至行驶到终点,减速停车.通过反复实验表明,移动机器人可以利用HMODE-DWA算法成功避开动、静态障碍并追踪全局最优路径.

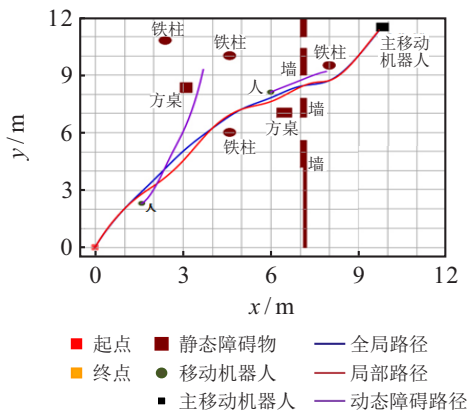


图8 与实验视频对应的仿真图



图9 实验视频中截取的时刻图

4 结论

本文定义了具有碰撞约束的新帕累托控制策略,使得HMODE算法在障碍物数目增多时,仍然能够找到全局最优路径;定义了三级缓冲区结合模糊逻辑,将动态环境中的障碍物信息可视化表达,仿真表明了改进后的DWA在动态复杂环境中避障的优越性;提出异构多目标差分-动态窗口混合算法(HMODE-DWA),并将其应用到移动机器人的避障过程中.仿真实验表明,所提出的HMODE-DWA提高了主机器人规划路径过程中的效率,同时减少了机器人的行驶时间、执行器作用力和路径平滑度,减少了主机机器人的运动能耗.

参考文献(References)

- [1] 王洪斌, 尹鹏衡, 郑维, 等. 基于改进的A*算法与动态窗口法的移动机器人路径规划[J]. 机器人, 2020, 42(3): 346-353.
(Wang H B, Yin P H, Zheng W, et al. Mobile robot path planning based on improved A* algorithm and dynamic window method[J]. Robot, 2020, 42(3): 346-353.)
- [2] 邹强, 丛明, 刘冬, 等. 基于生物认知的移动机器人路径规划方法[J]. 机器人, 2018, 40(6): 894-902.
(Zou Q, Cong M, Liu D, et al. Path planning of mobile robots based on biological cognition[J]. Robot, 2018, 40(6): 894-902.)
- [3] 康玉祥, 姜春英, 秦运海, 等. 基于改进PSO算法的机器人路径规划及实验[J]. 机器人, 2020, 42(1): 71-78.
(Kang Y X, Jiang C Y, Qin Y H, et al. Robot path planning and experiment with an improved PSO algorithm[J]. Robot, 2020, 42(1): 71-78.)
- [4] Lamiraux F, Lammond J P. Smooth motion planning for car-like vehicles[J]. IEEE Transactions on Robotics and Automation, 2001, 17(4): 498-501.
- [5] Laumond J P, Jacobs P E, Taix M, et al. A motion planner for nonholonomic mobile robots[J]. IEEE Transactions on Robotics and Automation, 1994, 10(5): 577-593.
- [6] Yazici A. A smooth tour construction approach for a mobile robot with kinematic constraints[J]. International Journal of Advanced Robotic Systems, 2013, 10(10): 360.
- [7] Kröger T, Wahl F M. Online trajectory generation: Basic concepts for instantaneous reactions to unforeseen events[J]. IEEE Transactions on Robotics, 2010, 26(1): 94-111.
- [8] Canali F, Guarino Lo Bianco C, Locatelli M. Minimum-jerk online planning by a mathematical programming approach[J]. Engineering Optimization, 2014, 46(6): 763-783.
- [9] Kim Y, Kim B K. Time-optimal trajectory planning based

- on dynamics for differential-wheeled mobile robots with a geometric corridor[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2017, 64(7): 5502-5512.
- [10] Gong M G, Wang S F, Liu W F, et al. Evolutionary computation in China: A literature survey[J]. CAAI Transactions on Intelligence Technology, 2016, 1(4): 334-354.
- [11] 郑建国, 王翔, 刘荣辉. 求解约束优化问题的 ε -DE算法[J]. 软件学报, 2012, 23(9): 2374-2387.
(Zheng J G, Wang X, Liu R H. ε -differential evolution algorithm for constrained optimization problems[J]. Journal of Software, 2012, 23(9): 2374-2387.)
- [12] Thangavelu S, Shumuga C, Velayutham A. An investigation on mixing heterogeneous differential evolution variants in a distributed framework[J]. International Journal of Bio-Inspired Computation, 2015, 7(5): 307-320.
- [13] Sathiya V, Chinnadurai M. Evolutionary algorithms-based multi-objective optimal mobile robot trajectory planning[J]. Robotica, 2019, 37(8): 1363-1382.
- [14] 谢涛, 陈火旺, 康立山. 多目标优化的演化算法[J]. 计算机学报, 2003, 26(8): 997-1003.
(Xie T, Chen H W, Kang L S. Evolutionary algorithms of multi-objective optimization problems[J]. Chinese Journal of Computers, 2003, 26(8): 997-1003.)
- [15] Fox D, Burgard W, Thrun S. The dynamic window approach to collision avoidance[J]. IEEE Robotics & Automation Magazine, 1997, 4(1): 23-33.
- [16] 郭奕瑾, 蒋涛, 张葛祥. 基于动态窗口和绕墙走的自动垂直泊车轨迹规划[J]. 交通信息与安全, 2017, 35(1): 92-97.
(Guo Y C, Jiang T, Zhang G X. Trajectory planning for automatic vertical parking based on dynamic window and wall following approach[J]. Journal of Transport Information and Safety, 2017, 35(1): 92-97.)
- [17] Teso-Fz-Betoño D, Zulueta E, Fernandez-Gamiz U, et al. Predictive dynamic window approach development with artificial neural fuzzy inference improvement[J]. Electronics, 2019, 8(9): 935-954.
- [18] Davoodi M, Panahi F, Mohades A, et al. Clear and smooth path planning[J]. Applied Soft Computing, 2015, 32: 568-579.
- [19] 赖永林, 林茂松, 梁艳阳. 基于三次非均匀B样条曲线的机器人轨迹规划算法研究[J]. 科学技术与工程, 2013, 13(35): 10511-10517.
(Lai Y L, Lin M S, Liang Y Y. The research on robot trajectory planning algorithm based on cubic non-uniform B-spline curve[J]. Science Technology and Engineering, 2013, 13(35): 10511-10517.)
- [20] Nemeč D, Gregor M, Bubeníková E, et al. Improving the Hybrid A* method for a non-holonomic wheeled robot[J]. International Journal of Advanced Robotic Systems, 2019, 16(1): 172988141982685.

作者简介

王洪斌(1966—), 男, 教授, 博士生导师, 从事机器人控制算法、机器路径规划等研究, E-mail: 992027075@qq.com;

刘德垚(1994—), 女, 硕士生, 从事移动机器人技术、智能检测等研究, E-mail: 1105984042@qq.com;

郑维(1995—), 女, 副教授, 博士, 从事时滞系统混合优化、多机器人协同、机器人智能控制等研究, E-mail: weizheng@ysu.edu.cn;

呼忠权(1987—), 男, 高级实验师, 从事机器人控制算法、基于视觉信息的智能车辆工程等研究, E-mail: 45370003@qq.com;

杨春达(1994—), 男, 硕士生, 从事移动机器人控制技术、智能控制等研究, E-mail: 1057562205@qq.com.