



文章编号:1671-251X(2020)11-0046-08

DOI:10.13272/j.issn.1671-251x.2020060062

基于膜计算和粒子群的煤矿移动机器人 动态窗口算法研究

兰世豪, 韩涛, 黄友锐, 徐善永

(安徽理工大学 电气与信息工程学院, 安徽 淮南 232000)



扫码移动阅读

摘要:针对煤矿移动机器人采用传统动态窗口算法在复杂环境中规划路径时存在路径规划不合理、规划速度慢和实时性较差等问题,提出了一种基于膜计算和粒子群的煤矿移动机器人动态窗口算法。利用粒子群中的随机性和膜计算的分布式并行计算能力对传统动态窗口算法进行优化,将动态窗口算法中的煤矿移动机器人速度限制空间转换为坐标空间,将煤矿移动机器人的速度坐标看作粒子位置,将速度采样方式从均匀等分采样变为随机采样,并将采样粒子均匀分配到各基本膜中,利用膜间交流和膜内粒子更新机制对粒子进行评价和更新,不断迭代输出最优速度,煤矿移动机器人根据连续时间段间隔内输出的最优速度进行路径规划。仿真结果表明,该算法通过基于膜计算和粒子群算法对煤矿移动机器人的速度限制区域进行优化,提高了速度采样的随机性和规划路径的合理性;与传统动态窗口算法相比,该算法在降低规划步数和每步评价次数的同时,可缩短7%~10%的规划路径长度和9%~32%的规划时间,并可适应含U型障碍物的特殊环境。

关键词:煤矿移动机器人;路径规划;动态窗口算法;膜计算;粒子群;MCPSO-DWA;避障;U型障碍物

中图分类号:TD67

文献标志码:A

Research on dynamic window algorithm of mine mobile robot based on
membrane computing and particle swarm optimization

LAN Shihao, HAN Tao, HUANG Yourui, XU Shanyong

(School of Electrical and Information Engineering, Anhui University of Science and Technology,
Huainan 232000, China)

Abstract:In view of problems such as unreasonable path planning, slow planning speed and poor real-time performance when mine mobile robots use traditional dynamic window algorithm to plan path in complex environment, a dynamic window algorithm of mine mobile robot based on membrane computing and particle swarm optimization was proposed. The traditional dynamic window algorithm is optimized by using randomness of particle swarm optimization and distributed parallel computing ability of membrane computing. In the dynamic window algorithm, the velocity limit space of mine mobile robot is transformed into coordinate space, and the velocity coordinate of the mine mobile robot is regarded as particle position. The speed sampling mode is changed from uniform equal sampling to random sampling, the sample particles are evenly distributed to each basic membrane. The exchange between membranes and the

收稿日期:2020-06-20;修回日期:2020-10-12;责任编辑:张强。

基金项目:国家自然科学基金项目(61772033)。

作者简介:兰世豪(1995—),男,安徽六安人,硕士研究生,主要研究方向为机器人智能控制,E-mail:297915958@qq.com。

引用格式:兰世豪,韩涛,黄友锐,等.基于膜计算和粒子群的煤矿移动机器人动态窗口算法研究[J].工矿自动化,2020,46(11):46-53.

LAN Shihao, HAN Tao, HUANG Yourui, et al. Research on dynamic window algorithm of mine mobile robot based on membrane computing and particle swarm optimization[J]. Industry and Mine Automation, 2020, 46(11): 46-53.

renewal mechanism of particles in membrane are used to evaluate the renewal of particles. The optimal speed is output continuously. The path planning of the mine mobile robot is based on the optimal output speed in continuous time interval. The simulation results show that the algorithm optimizes the speed limit region of mine mobile robot by membrane computing and particle swarm optimization algorithm, and improves the randomness of speed sampling and the rationality of planning path. Compared with the traditional dynamic window algorithm, the proposed algorithm can not only reduce the number of planning steps and the evaluation times of each step, but also shorten the planning path length by 7%-10% and the planning time by 9%-32%, and can adapt to the special environment with U-shaped obstacles.

Key words: mine mobile robot; path planning; dynamic window algorithm; membrane computing; particle swarm optimization; MCPSO-DWA; obstacle avoidance; U-shaped obstacle

0 引言

随着煤矿开采智能化、无人化的发展,煤矿移动机器人在煤矿运输、救援、勘测等方面得到了快速发展^[1]。良好的自主导航技术是煤矿移动机器人在煤矿复杂、未知环境中正常工作的保障,而自主导航技术的研究与路径规划算法的研究密不可分,局部路径规划算法是应对复杂动态环境的良好解决办法^[2]。

经典的局部路径规划算法有 bug 避障算法^[3]、人工势场法^[4]、增强向量场直方图法^[5-6]等,它们在简单环境中可以实时避开障碍物,但面对狭长走廊或密集障碍物时,算法会出现抖动或陷入局部极值,导致规划路径不合理和安全度降低。且以上算法规划出路径后,需根据规划好的路径计算移动机器人行驶的速度,才能用于实际移动机器人运动,不能直接产生移动机器人行驶所需的速度。为此,D. Fox 等^[7]提出了动态窗口算法(Dynamic Window Algorithm, DWA),该算法在考虑机器人动力学约束和环境因素的基础上,直接产生一组机器人下一时刻行驶的避障速度,但是在复杂环境中要输出准确最优速度,需要对速度空间进行多组均匀等分采样并评价比较,这就导致算法评价的速度过慢且无法产生最优速度。P. Saranrittichai 等^[8]提出了区域动态窗口算法,将算法模拟轨迹上的障碍物扩大到临近轨迹,增加了机器人搜索附近障碍物的能力,避免了机器人撞到一些靠近轨迹但不在轨迹上的障碍物,该算法具有良好的鲁棒性,但难以解决面对复杂障碍物时规划路径实时性差的问题。A. Maroti 等^[9]提出了一种考虑机器人自身尺寸和 U 型障碍物开口宽度关系的改进动态窗口算法,在一定程度上解决了局部极小值问题,但在机器人行驶速度过快时,算法不能及时输出最优速度,导致机器人易陷入 U 型障碍物内。王永雄等^[10]提出了自适应参数动态窗口算法,算法评价函数中的速度权值可随环境自适应

变化,以使机器人获取最佳的运动速度,有效提升了算法的评价速度和机器人穿越复杂环境的能力,但在复杂环境中,机器人自身速度过快时,规划轨迹的速度相对较慢,甚至会出现绕行或碰撞^[11]。

针对上述问题,本文提出了一种基于膜计算(Membrane Computing, MC)和粒子群(Particle Swarm Optimization, PSO)的煤矿移动机器人动态窗口算法(MCPSO-DWA)。该算法将 DWA 中煤矿移动机器人的速度限制空间转换为坐标空间,将煤矿移动机器人的速度坐标看作粒子位置,利用粒子群算法将速度空间从均匀等分采样变为随机采样,减少采样速度的组数,再利用膜计算的膜内更新和膜间交流规则对粒子群进行优化,加快种群寻优速度。利用 DWA 中的适应度函数对采样的粒子进行评价并比较,根据种群最优和每个粒子的历史最优更新粒子位置和速度^[12-14],当种群迭代次数或粒子适应度值达到一定条件时,输出粒子位置,即煤矿移动机器人下一时刻最佳运动速度,从而使煤矿移动机器人面对复杂环境时能快速规划出更加合理的路径。

1 基于膜计算的粒子群算法

1.1 粒子群算法

粒子群(PSO)算法是一种基于群体协作的随机搜索算法,通过粒子间的不断协作和种群迭代来寻找最优解。每个粒子根据自身的位置和相应的适应度函数来评价自身的适应度值,根据粒子的适应度值来确定每个粒子的历史最优位置和种群最优的粒子位置,并利用它们来更新粒子位置和速度^[15]。更新后粒子的位置和速度如下:

$$\begin{cases} x_{ie}(n+1)=x_{ie}(n)+v_{ie}(n+1) \\ v_{ie}(n+1)=wv_{ie}(n)+c_1r_1(p_{ie}(n)-x_{ie}(n))+c_2r_2(p_{ge}(n)-x_{ie}(n)) \end{cases} \tag{1}$$

$$w=w_{max}-\frac{(w_{max}-w_{min})}{N} \tag{2}$$

式中: $x_{ie}(n+1)$ 和 $x_{ie}(n)$ 分别为种群在第 $n+1$ 次和

第 n 次迭代时第 i 个粒子在 e 维的位置; $v_{ie}(n+1)$ 和 $v_{ie}(n)$ 分别为种群在第 $n+1$ 次和第 n 次迭代中第 i 个粒子在 e 维的速度; w 为惯性权重^[16], $w_{\min}$ 和 $w_{\max}$ 分别为惯性权重的最小值和最大值, N 为最大迭代次数; c_1 和 c_2 为学习因子; r_1 和 r_2 为 $[0,1]$ 之间的随机数; $p_{ie}(n)$ 和 $p_{ge}(n)$ 分别为种群第 n 次迭代时第 i 个粒子在 e 维的历史最优位置和种群在 e 维上的历史最优位置。

1.2 基于膜计算的粒子群算法

基于膜计算的粒子群算法 (Membrane Computing Particle Swarm Optimization, MCP SO) 采用单层膜结构^[17-19]: $[\square]_1, [\square]_2, \dots, [\square]_m$, 表示含有 m 个基本膜和 1 个表层膜, 其工作流程如图 1 所示。将 Q 个粒子均匀分配到 m 个基本膜中, 每个基本膜中含有 D 个粒子。 $R_1, R_2, \dots, R_m$ 和 $R'_1, R'_2, \dots, R'_m$ 分别为膜内输出和输入规则。对各基本膜内的粒子 A 进行第 1 次搜索, 产生各基本膜内全局最优 $G_{best_1}, G_{best_2}, \dots, G_{best_m}$, 分别根据规则 $(R_1, R_2, \dots, R_m)$ 将各基本膜内全局最优输出到表层膜中进行比较, 产生系统的全局最优 G_{best} , 将 G_{best} 作为种群的全局最优并根据规则 $(R'_1, R'_2, \dots, R'_m)$ 返回到各个基本膜中进行粒子的位置和速度更新, 不断迭代循环, 直到粒子的适应度值达到要求或者种群迭代次数达到最大值。

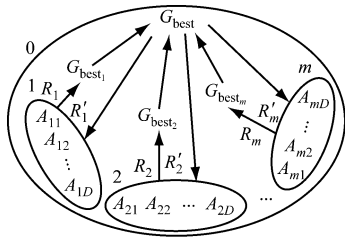


图 1 MCP SO 工作流程

Fig. 1 Work flow of MCP SO

基于膜计算的并行计算能力, m 个基本膜内的粒子同时进行搜索并产生各基本膜内的全局最优, 再通过比较得到种群的全局最优。基于膜计算的粒子群算法可以在保证粒子寻优精度的同时提高种群寻优速度。

2 基于膜计算和粒子群的动态窗口算法

2.1 传统动态窗口算法

传统动态窗口算法 (DWA) 是根据煤矿移动机器人在环境中的位置和自身速度约束, 将煤矿移动机器人的局部轨迹规划转换为速度选择问题, 选取煤矿移动机器人最优轨迹对应的速度来驱动机器人做下一时刻的运动^[20-21]。

煤矿移动机器人先根据自身速度和环境的约束

对自身采样速度进行一定的限制。煤矿移动机器人的速度限制用速度集表示为

$$V_a = \{(v, \omega) \mid 0 \leq v \leq v_{\max}, -\omega_{\max} \leq \omega \leq \omega_{\max}\} \quad (3)$$

式中: v, ω 分别为煤矿移动机器人的线速度和角速度; $v_{\max}, \omega_{\max}$ 分别为煤矿移动机器人的最大线速度和角速度。

受电动机力矩影响, 煤矿移动机器人存在最大加减速度, 所以, 在固定时间间隔 θ_t 内, 煤矿移动机器人允许的最大速度变化范围为

$$V_g = (v, \omega) = \begin{cases} (v_c - \dot{v}_{\max})\theta_t \leq v \leq (v_c + \dot{v}_{\max})\theta_t \\ (\omega_c - \dot{\omega}_{\max})\theta_t \leq \omega \leq (\omega_c + \dot{\omega}_{\max})\theta_t \end{cases} \quad (4)$$

式中: v_c, ω_c 分别为煤矿移动机器人当前的线速度和角速度; $\dot{v}_{\max}, \dot{\omega}_{\max}$ 分别为煤矿移动机器人当前的最大线加速度和角加速度。

考虑煤矿移动机器人的安全性, 在以最大加减速度下进行速度变化行驶过程中, 煤矿移动机器人要与障碍物保持安全的距离。要让煤矿移动机器人在碰撞到障碍物之前停止运动, 其速度必须在一定的范围内。

$$V_z = \{(v, \omega) \mid v \leq \sqrt{2 \times \text{dist}(v, \omega) \dot{v}_{\max}}, \omega \leq \sqrt{2 \text{dist}(v, \omega) \dot{\omega}_{\max}}\} \quad (5)$$

式中 $\text{dist}(v, \omega)$ 为煤矿移动机器人当前模拟轨迹与障碍物之间的距离。

最终煤矿移动机器人的行驶速度集为

$$V_f = V_a \cap V_g \cap V_z \quad (6)$$

速度采样后, 对速度空间以固定的步进行速度采样, 并对采样的速度进行评价, 评价函数为

$$H(v, \omega) = \alpha \times \text{heading}(v, \omega) + \beta \times \text{dist}(v, \omega) + \gamma \times \text{velocity}(v, \omega) \quad (7)$$

式中: $\text{heading}(v, \omega)$ 为煤矿移动机器人以当前采样速度行驶到达模拟轨迹末端时的煤矿移动机器人朝向与目标点之间的角度差; $\text{velocity}(v, \omega)$ 为采样速度中的线速度; α, β, γ 为 3 个权值参数, 评价速度之前先将目标函数的 3 个参数归一化处理为 $[0,1]$ 之间的参数, 避免某个参数权重较大而影响速度的评价质量。

通过评价函数 $H(\alpha=0.4, \beta=0.2, \gamma=0.4)$ 对机器人的速度空间 $[(0,2) \text{ m/s}; (-50,50) \text{ rad/s}]$ 以步进 $(0.01 \text{ m/s}, 0.2 \text{ rad/s})$ 进行评价和比较, 最大 H 值对应的 (v, ω) 即为煤矿移动机器人下一时刻行驶的线速度和角速度。基于 DWA 的煤矿移动机器人运动轨迹如图 2 所示, 图中黑色正方形和圆形为经过膨化后的障碍物。

从图 2 可看出, 煤矿移动机器人在面对复杂稠密障碍物时无法穿越并出现了绕行情况, 增加了煤

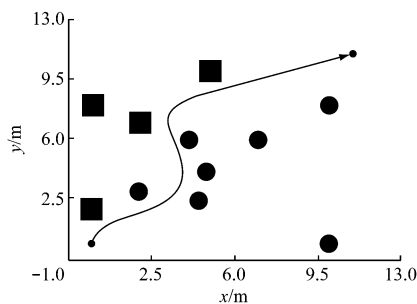


图2 基于DWA的煤矿移动机器人运动轨迹

Fig. 2 Mine mobile robot trajectory based on DWA

矿移动机器人的总行驶路程。

2.2 基于膜计算和粒子群的动态窗口算法

DWA在复杂环境中规划路径不合理,规划效率低,其原因为算法评价函数对其速度采样空间评价的速度太慢,无法及时产生最优速度,导致煤矿移动机器人穿越稠密障碍物时规划路径不合理。为此,本文提出了基于膜计算和粒子群的动态窗口算法(MCPSO-DWA),利用MCPSO对DWA中速度空间进行采样并评价,最终得出煤矿移动机器人下一时刻行驶的最优速度。

2.2.1 算法设计

将煤矿移动机器人的速度限制区域 V_f 转换为坐标区域,以 v 和 ω 为横坐标和纵坐标建立坐标系,如图3所示,其中 $(v_{\min}, v_{\max})$ 和 $(-\omega_{\max}, \omega_{\max})$ 分别为煤矿移动机器人的限制速度范围,阴影部分 S 为煤矿移动机器人的速度限制区域。将 S 转换为粒子群算法中粒子的搜索区域,其中 $(v_{\min}, v_{\max})$ 和 $(-\omega_{\max}, \omega_{\max})$ 为粒子搜索边界,将 S 中坐标点 (v, ω) 转换为粒子对应的位置 X 。粒子在 S 中不断更新位置和速度,最终输出最优粒子对应的位置 (v, ω) ,即MCPSO-DWA输出的最优行驶速度。

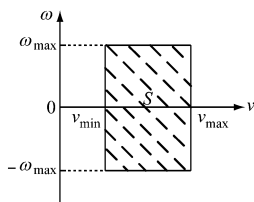


图3 速度限制区域坐标

Fig. 3 Coordinate of speed limit area

初始化一个单层膜结构,其中包括1个表层膜和 m 个基本膜。在区域 S 中,初始化选取 Q 个粒子,每个粒子的位置代表机器人的一个速度位置坐标,粒子位置和速度的初始化公式为

$$X = [(v_{\max}, \omega_{\max}) - (v_{\min}, -\omega_{\max})] \times r + (v_{\min}, \omega_{\max}) \quad (8)$$

$$V = [(v_{\max}, \omega_{\max}) - (v_{\min}, \omega_{\max})] \times 0.1 \times (2r - 1) \quad (9)$$

式中: X 和 V 分别为粒子初始位置和速度; r 为

$[0, 1]$ 之间的随机数。

将 Q 个粒子均匀分配到 m 个基本膜当中,每个基本膜内含有 D 个粒子,第 k ($k=1, 2, \dots, m$) 个基本膜内的第 d ($d=1, 2, \dots, D$) 个粒子的初始速度为 V^{kd} ,初始位置为 X^{kd} 。利用评价函数(式(7))对各基本膜内的粒子进行评价,根据每个粒子对应评价函数的得分比较得出每个基本膜内的全局最优,将各基本膜内全局最优对应的粒子输出到表层膜中进行比较,得到种群全局最优,各基本膜内粒子根据表层膜返回的种群全局最优和自身历史最优进行位置和速度的更新,整个种群不断迭代更新,直到种群输出最优粒子的位置,即煤矿移动机器人下一时刻的行驶速度。煤矿移动机器人不断根据单位采样周期内输出的最优速度进行行驶,并判断是否到达终点。

2.2.2 算法流程

MCPSO-DWA流程如图4所示。

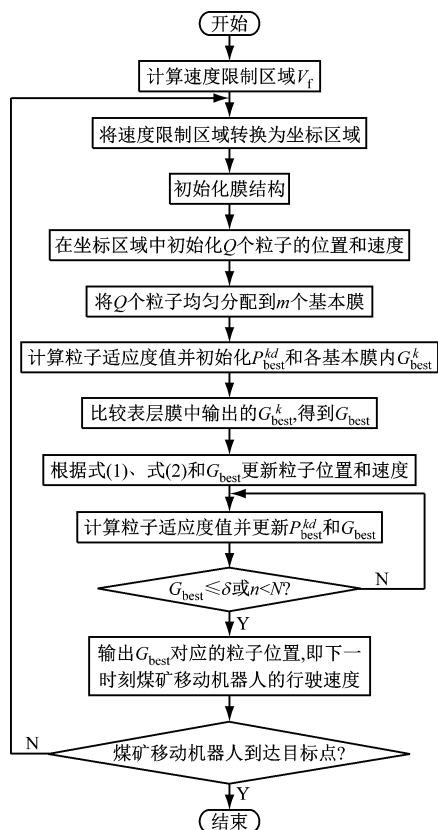


图4 MCPSO-DWA 流程

Fig. 4 MCPSO-DWA flow

(1) 根据煤矿移动机器人自身动力学约束和传感器接收的环境信息产生煤矿移动机器人的速度限制区域 V_f 。

(2) 将速度限制区域 V_f 转换为坐标区域。

(3) 初始化单层膜结构,其结构包括1个表层膜和 m 个基本膜;在速度限制区域 V_f 中随机选取 Q 个粒子,根据式(8)和式(9)产生粒子的位置和速度,并均匀分配到 m 个基本膜中,表层膜为空;设定

学习因子 c_1, c_2 和惯性权重 $\omega_{\min}, \omega_{\max}$, 最大迭代次数 N , 适应度函数阈值 δ 。

(4) 根据式(7)计算每个基本膜内粒子适应值 H_{kd}^0 , 即为每个粒子的历史局部最优值 P_{best}^{kd} , 比较每个基本膜内所有粒子的 P_{best}^{kd} , 值最大的为第 k 个基本膜内的全局最优 G_{best}^k 。

(5) 将每个基本膜内的全局最优 G_{best}^k 根据规则 R_k 输出到表层膜中, 在表层膜中对比所有 G_{best}^k , 值最大的为种群全局最优 G_{best} 。

(6) 将全局最优 G_{best} 根据规则 R'_k 返回到各基本膜内, 根据式(1)、式(2)更新每个基本膜内粒子的位置和速度。

(7) 重新计算粒子适应度值并更新粒子的历史局部最优 P_{best}^{kd} 和种群全局最优 G_{best} 。

(8) 膜内种群不断迭代更新, 直到达到最大迭代次数或者种群全局最优 G_{best} 的适应度值达到 δ , 停止迭代, 输出此时 G_{best} 对应粒子的位置坐标, 即煤矿移动机器人下一时刻行驶的避障速度, 否则返回步骤(3)。

(9) 执行输出的避障速度, 并判断煤矿移动机器人是否达到目标点, 若达到, 则停止煤矿移动机器人运动, 否则返回步骤(1), 继续搜索下一时刻的最优避障速度, 直到达到终点。

2.2.3 算法应用

MCP SO-DWA 改进了传统 DWA 速度空间中速度的采样方式, 利用 MCP SO 变均匀等分采样为随机采样, 将采样的速度模拟为煤矿移动机器人下一时刻的行驶轨迹, 再结合煤矿移动机器人接收到的复杂环境信息, 对每条模拟轨迹进行评价, 多次迭代并产生煤矿移动机器人下一时刻行驶的最优速度。要达到煤矿移动机器人根据连续时间段间隔内输出的最优速度进行路径规划, 就要求算法在固定时间间隔内及时产生煤矿移动机器人下一时刻的最优行驶速度, 煤矿移动机器人用最优速度行驶, 并按固定时间间隔进行一次最优行驶速度的更新, 使煤矿移动机器人在连续时间间隔内都可以采用最优速度行驶, 实现实时的局部避障规划, 以保证煤矿移动机器人在煤矿复杂多变的环境中安全高效行驶。

3 实验结果及分析

为验证 MCP SO-DWA 的有效性, 分别在不同复杂度的环境中, 对比 MCP SO-DWA 和 DWA 的性能, 对煤矿移动机器人行驶的路程、时间和穿越密集障碍物的能力等进行比较和分析。

3.1 实验参数设定

利用 Python 3.7 进行实验仿真, 构建的基本地

图如图 2 所示, 在此基础上验证煤矿移动机器人遇到障碍物时规划路径的能力。

MCP SO-DWA 的相关参数配置见表 1, 在速度坐标区域中共选取 20 个粒子, 并均匀分配到 4 个基本膜中。根据煤矿移动机器人的实际情况配置 DWA 参数, 见表 2, 对障碍物进行半径为 0.5 m 的膨化处理。

表 1 MCP SO-DWA 参数配置

Table 1 Parameters configuration of MCP SO-DWA							
c_1	c_2	$\omega_{\min}$	$\omega_{\max}$	Q	N	e	m
1.49	1.49	0.4	0.9	20	50	2	4

表 2 DWA 参数配置

Table 2 Parameters configuration of DWA			
参数	数值	参数	数值
最小线速度/($\text{m}\cdot\text{s}^{-1}$)	0	角加速度/($(^\circ)\cdot\text{s}^{-2}$)	40
最大线速度/($\text{m}\cdot\text{s}^{-1}$)	2	角速度分辨率/($(^\circ)\cdot\text{s}^{-1}$)	0.2
线加速度/($\text{m}\cdot\text{s}^{-2}$)	0.5	采样周期/s	0.2
线速度分辨率/($\text{m}\cdot\text{s}^{-1}$)	0.01	膨化半径/m	0.5
最小角速度/($(^\circ)\cdot\text{s}^{-1}$)	-50	向前预估时间/s	3
最大角速度/($(^\circ)\cdot\text{s}^{-1}$)	50	权值参数(α, β, γ)	(0.4, 0.2, 0.4)

3.2 仿真实验与分析

为验证 MCP SO-DWA 在不同场景的适应能力, 先在 4 种不同复杂度环境的地图上对算法性能进行验证, 4 种环境的复杂度依次增加, 在环境 3 和环境 4 中, 障碍物密集度不断提升。煤矿移动机器人在 4 种环境中利用 DWA 和 MCP SO-DWA 规划的最优路径对比如图 5 所示; 煤矿移动机器人在 4 种环境中按照 MCP SO-DWA 和 DWA 规划路径行驶时的总步数与每步评价次数对比如图 6 所示。MCP SO-DWA 运行步数和每步迭代次数的关系如图 7 所示。

从图 5(a)、图 5(b) 可看出, 在环境 1 和环境 2 中, DWA 和 MCP SO-DWA 都可以穿越障碍物, 规划出比较合理路径。从图 6(a)、图 6(b) 可看出, 在环境 1 和环境 2 中规划路径时, DWA 迭代的总步数分别为 58 和 75, 由表 2 中 DWA 相关参数所决定, 故每步对应评价次数均为 800; 在环境 1 和环境 2 中规划路径时, MCP SO-DWA 迭代的总步数分别为 64 和 70, 每步对应评价次数为种群在速度坐标区域迭代搜索时, 当种群中 G_{best} 的值达到要求阈值, 种群所迭代的次数 n 乘以粒子数 Q 的值。从图 7 可看出 MCP SO-DWA 运行步数和每步迭代次数的关系, 其中由环境 1 和环境 2 对应折线可得 MCP SO-DWA 运行每步的迭代次数为 5~30, 结合图 6(a) 和 6(b) 可看出, 每步评价次数为 100~600,

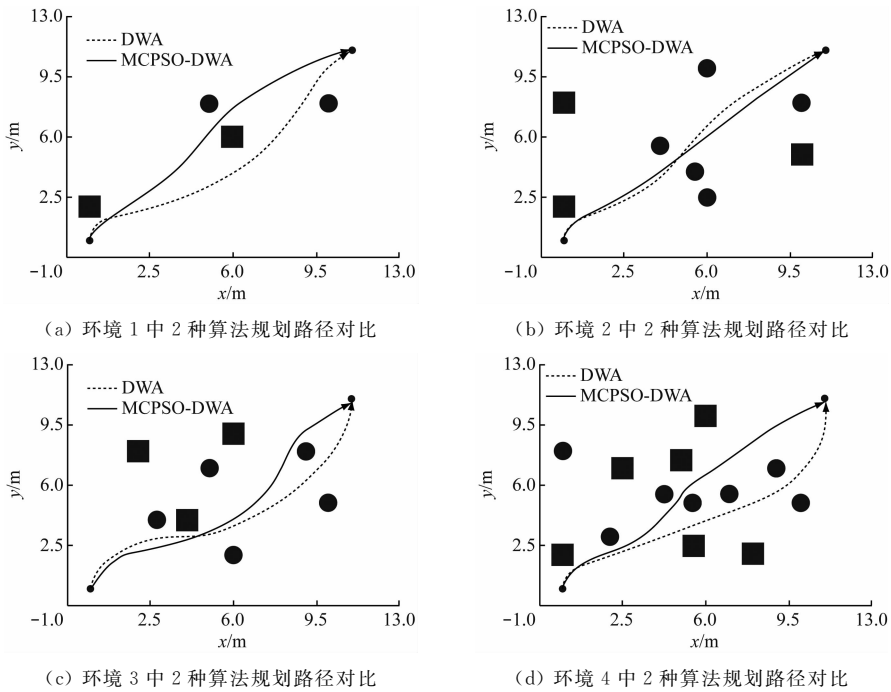


图 5 MCP SO-DWA 与 DWA 规划路径对比

Fig. 5 Comparison of path planning between MCP SO-DWA and DWA

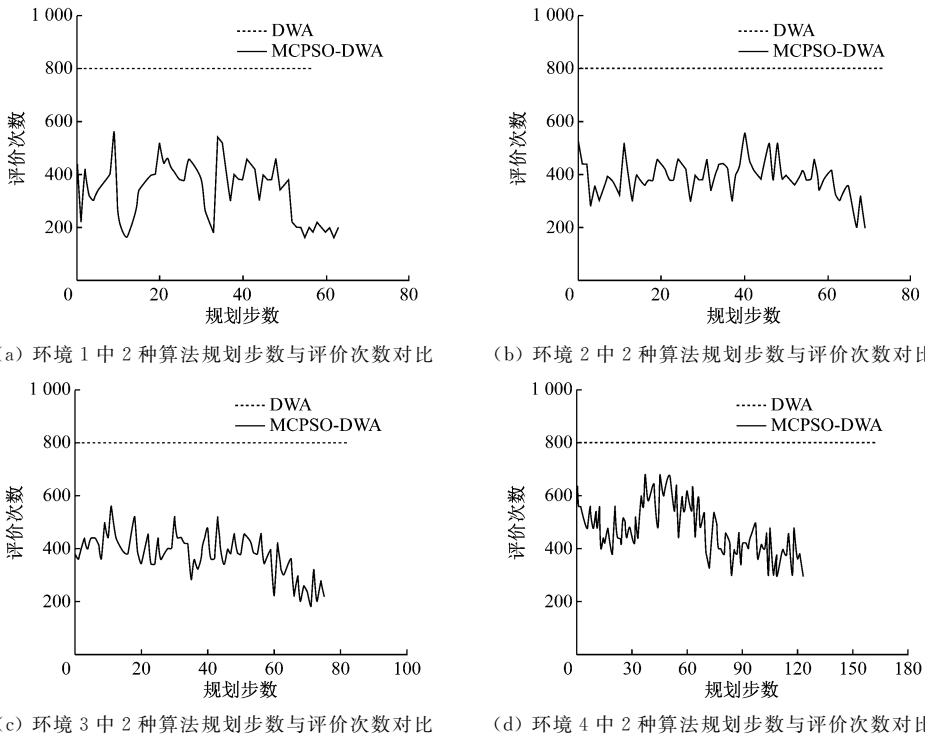


图 6 MCP SO-DWA 与 DWA 规划步数与评价次数对比

Fig. 6 Comparison of planning steps and evaluation times between MCP SO-DWA and DWA

低于 DWA 每步评价次数。从图 5(c)和图 5(d)可看出, MCP SO-DWA 规划出的路径明显比 DWA 规划出的路径更加合理, 面对稠密障碍物, MCP SO-DWA 规划的路径可以安全穿越; 从图 6(c)和图 6(d)可看出, MCP SO-DWA 迭代总步数分别为 76 和 124, 也分别少于 DWA 迭代总步数 83 和 165。同时从图 7 中的环境 3、环境 4 对应折线和图 6(c)、图 6(d)可看出, MCP SO-DWA 运行

每步的迭代次数为 10~35, 每步评价次数为 200~700, 也均少于 DWA 每步 800 次的评价次数。

表 3 给出了 DWA 和 MCP SO-DWA 在以上环境中规划路径的数据对比。从表 3 可看出, 对于简单的环境 1, MCP SO-DWA 规划路径的时间和总步数虽然不占优势, 但规划路径的长度比 DWA 要短 8.77%; 对于一般复杂度的环境 2 和环境 3, MCP SO-DWA 规划路径用时分别比 DWA 规划路

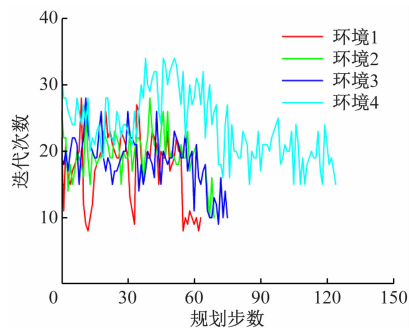


图 7 MCPSO-DWA 规划步数与每步迭代次数的关系
Fig. 7 Relationship between the number of planning steps and the number of iterations per step of MCPSO-DWA

表 3 不同环境规划路径数据对比

Table 3 Data comparison of planning paths in different environments

环境	路径长度/m		所用时间/s		总步数	
	DWA	MCPSO-DWA	DWA	MCPSO-DWA	DWA	MCPSO-DWA
环境 1	17.91	16.34	18.60	19.44	58	64
环境 2	16.12	15.75	20.45	18.68	75	70
环境 3	18.03	16.82	23.12	19.53	83	76
环境 4	17.86	16.07	29.89	20.46	165	124

径用时却要少 8.66%和 15.53%，并且规划路径的长度也比 DWA 规划路径长度短 2.30%和 6.71%；对于复杂环境 4，MCPSO-DWA 相比 DWA 在总步数减少 41 步的情况下，规划时间减少 31.55%，规划路径长度减少 10.02%。

由表 3 中 DWA 和 MCPSO-DWA 规划路径长度和用时可知煤矿移动机器人在不同场景中的行驶速度，见表 4。从表 4 可知，在简单环境 1 中，煤矿移动机器人采用 DWA 规划路径时行驶速度比 MCPSO-DWA 快 0.12 m/s，但在复杂度增加的后 3 种环境中，煤矿移动机器人利用 MCPSO-DWA 规划路径时行驶速度分别比 DWA 快 0.05, 0.08, 0.19 m/s。这表明 MCPSO-DWA 在复杂环境中能规划出更合理的路径，同时可以提升煤矿移动机器人的导航效率。

表 4 不同环境行驶速度对比

Table 4 Comparison of driving speed in different environments

算法	速度/(m·s ⁻¹)			
	环境 1	环境 2	环境 3	环境 4
DWA	0.96	0.79	0.78	0.60
MCPSO-DWA	0.84	0.84	0.86	0.79

多种路径规划算法在含有 U 型障碍物的环境中难以逃离 U 型开口，陷入局部极值。鉴于自适应

动态窗口算法(Adaptive-DWA, A-DWA)在复杂环境中规划路径合理性和适应性强的特点，本文在相同含有 U 型障碍物环境中利用 MCPSO-DWA, A-DWA 和 DWA 进行路径规划，并对比其合理性，用以验证 MCPSO-DWA 在特殊 U 型障碍物场景中的适应性。在含有 U 型障碍物环境中 3 种算法规划的最优路径对比如图 8 所示。从图 8 可看出，DWA 和 A-DWA 在运行过程中面对 U 型障碍物时未能绕行，在 U 型障碍物内发生碰撞，MCPSO-DWA 可以成功绕过 U 型开口，到达终点。这说明 MCPSO-DWA 在不同复杂度环境中都可以进行合理的路径规划，不仅可缩短规划路径的长度，还可明显减少规划路径总步数和时间。

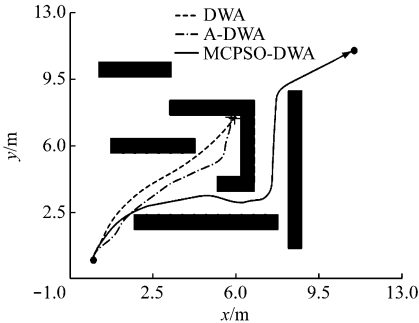


图 8 U 型障碍物环境中 3 种算法规划的最优路径对比
Fig. 8 Comparison of optimal planning paths of three algorithms in U-shaped obstacle environment

4 结语

针对煤矿移动机器人采用传统 DWA 在复杂环境中规划路径不合理和规划速度慢的问题，提出了基于膜计算和粒子群的煤矿移动机器人动态窗口算法(MCPSO-DWA)，该算法通过基于膜计算的粒子群算法对煤矿移动机器人的速度限制区域进行优化，提高了速度采样的随机性和规划路径的合理性，煤矿移动机器人可根据连续时间段间隔内输出的最优速度进行路径规划。实验结果表明，在复杂环境规划路径时，与传统 DWA 相比，MCPSO-DWA 在降低规划步数和每步评价次数的同时，可缩短 7%~10%规划路径长度和 9%~32%的规划时间，并可适应含 U 型障碍物的特殊环境。

参考文献(References):

[1] 葛世荣. 煤矿机器人现状及发展方向[J]. 中国煤炭, 2019, 45(7): 18-27.
GE Shirong. Present situation and development direction of coal mine robot[J]. China Coal, 2019, 45(7): 18-27.
[2] 鲍庆勇, 李舜酩, 沈垠, 等. 自主移动机器人局部路径规划综述[J]. 传感器与微系统, 2009, 28(9): 1-4.

- BAO Qingyong, LI Shunming, SHEN Huan, et al. Survey of local path planning of autonomous mobile robot[J]. Transducer and Microsystem Technologies, 2009,28(9):1-4.
- [3] LUMELSKY V J, STEPANOV A A. Path-planning strategies for a point mobile automaton moving amidst unknown obstacles of arbitrary shape [J]. Algorithmica,1987,2(1):403-430.
- [4] KHATIB O. Real-time obstacle avoidance for manipulators and mobile robots [J]. International Journal of Robotics Research,1986,5(1):90-98.
- [5] ULRICH I, BORENSTEIN J. VFH+: reliable obstacle avoidance for fast mobile robots[C]// IEEE International Conference on Robotics & Automation, Leuven,1998:1572-1577.
- [6] ULRICH I, Borenstein J. VFH*: local obstacle avoidance with look-ahead verification [C]//IEEE International Conference on Robotics & Automation, 2002:2505-2511.
- [7] FOX D, BURGARD W, THRUN S. The dynamic window approach to collision avoidance[J]. Robotics & Automation Magazine,2002,4(1):23-33.
- [8] SARANRITTICHA P, NIPARNAN N, SUDSANG A. Robust local obstacle avoidance for mobile robot based on dynamic window approach [C]// International Conference on Electrical Engineering/ Electronics,2013:1-4.
- [9] MAROTI A, SZALOKI D, KISS D, et al. Investigation of dynamic window based navigation algorithms on a real robot[C]//IEEE International Symposium on Applied Machine Intelligence & Informatics,2013:95-100.
- [10] 王永雄,田永永,李璇,等. 穿越稠密障碍物的自适应动态窗口法[J]. 控制与决策,2019,34(5):927-936.
WANG Yongxiong, TIAN Yongyong, LI Xuan, et al. Self-adaptive dynamic window approach in dense obstacles [J]. Control and Decision, 2019, 34(5):927-936.
- [11] EDUARDO M, LLAMAZARES A, OCAÑA M. Dynamic window based approaches for avoiding obstacles in moving[J]. Robotics and Autonomous Systems,2019,118:112-130.
- [12] 韦燕梦. 基于P系统的粒子群算法研究与应用[D]. 济南:山东师范大学,2019.
WEI Yanmeng. Research and application of particle swarm optimization algorithm based on P-system[D]. Jinan: Shandong Normal University, 2019.
- [13] 陈东宁,王跃颖,姚成玉,等. 膜计算多粒子群算法[J]. 机械工程学报,2019,55(12):222-232.
CHEN Dongning, WANG Yueying, YAO Chengyu, et al. Membrane computing multi particle swarm optimization algorithm [J]. Journal of Mechanical Engineering,2019,55(12):222-232.
- [14] 杜强,向来生,刘希玉. 基于P系统的粒子群优化算法[J]. 计算机应用研究,2013,30(8):2269-2272.
DU Qiang, XIANG Laisheng, LIU Xiyu. Particle swarm optimization algorithm based on P-system[J]. Application Research of Computers, 2013, 30(8): 2269-2272.
- [15] HUANG Chen, FEI Jiyu. UAV path planning based on particle swarm optimization with global best path competition[J]. International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 2018, 32(6): 1-23.
- [16] 韩明,刘教民,吴朔媚,等. 粒子群优化的移动机器人路径规划算法[J]. 计算机应用,2017,37(8): 2258-2263.
HAN Ming, LIU Jiaomin, WU Shuomei, et al. Path planning algorithm of mobile robot based on particle swarm optimization [J]. Journal of Computer Applications,2017,37(8):2258-2263.
- [17] 张葛祥,潘林强. 自然计算的新分支——膜计算[J]. 计算机学报,2010,33(2):208-214.
ZHANG Gexiang, PAN Linqiang. A survey of membrane computing as a new branch of natural computing[J]. Chinese Journal of Computers,2010, 33(2):208-214.
- [18] 周芬. 粒子群膜算法及其应用研究[D]. 成都:西南交通大学,2011.
ZHOU Fen. Particle swarm optimization membrane algorithm and its application research[D]. Chengdu: Southwest Jiaotong University, 2011.
- [19] 刘希玉,姜珍妮,赵玉祯. 膜计算研究综述[J]. 山东师范大学学报(自然科学版),2018,33(2):127-138.
LIU Xiyu, JIANG Zhenni, ZHAO Yuzhen. Review of membrane computing research [J]. Journal of Shandong Normal University(Natural Science),2018, 33(2):127-138.
- [20] 程传奇,郝向阳,李建胜,等. 融合改进A*算法和动态窗口法的全局动态路径规划[J]. 西安交通大学学报,2017,51(11):137-143.
CHENG Chuanqi, HAO Xiangyang, LI Jiansheng, et al. Global dynamic path planning based on fusion of improved A* algorithm and dynamic window approach[J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2017,51(11):137-143.
- [21] DANILO A, GUILHERME A. Navigation of an autonomous car using vector fields and the dynamic window approach [J]. Journal of Control, Automation and Electrical Systems, 2013,24(1/2): 106-116.