

控制与决策

Control and Decision

基于模糊人工势场法的智能助行人机共享控制策略

赵丹丹, 王亚刚, 张一勤, 周康寿, 朱灵龙, 喻洪流, 孟巧玲

引用本文:

赵丹丹, 王亚刚, 张一勤, 等. 基于模糊人工势场法的智能助行人机共享控制策略[J]. *控制与决策*, 2025, 40(5): 1474-1484.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2024.1133>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

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>

基于未知系统动态估计的机器人预设性能控制

Unknown system dynamics estimator for prescribed performance control of robotic systems

控制与决策. 2021, 36(5): 1040-1048 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1219>

基于接触状态感知发育的机器人柔性装配方法

Flexible assembly method based on contact state perception development

控制与决策. 2021, 36(4): 876-884 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1079>

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>

气动人工肌肉驱动的机器人控制方法研究现状概述

Overview of control methods for pneumatic artificial muscle-actuated robots

控制与决策. 2021, 36(1): 27-41 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0793>

基于模糊人工势场法的智能助行人机共享控制策略

赵丹丹¹, 王亚刚^{1†}, 张一勤¹, 周康寿¹, 朱灵龙¹, 喻洪流², 孟巧玲²

(1. 上海理工大学 光电信息与计算机工程学院, 上海 200093;

2. 上海理工大学 健康科学与工程学院, 上海 200093)

摘要: 在智能助行器对有行走障碍的用户进行助力、跟随以及安全防护的过程中, 智能助行器的主动避障行为是十分重要的. 鉴于此, 提出一种基于模糊人工势场法 (FAPF) 的智能助行人机共享控制策略, 适用于智能助行器的局部路径规划需求. FAPF 对传统人工势场法 (APF) 进行优化, 减少 APF 易陷入局部最小值和目标不可达的情况出现, 并引入模糊自适应对 APF 斥力增益系数进行整定, 以满足智能助行器在实际中的应用需求, 提高算法的稳定性. FAPF 在 Matlab 仿真平台进行实验, 仿真实验表明, FAPF 能够安全地避开障碍物, 目标点到达率为 89.7%, 并增强智能助行器在复杂环境中的轨迹平滑度. 同时, 在智能助行器上的应用实验表明了 FAPF 的可行性和实用性, 部署 FAPF 后, 智能助行器能够在跟随用户行走过程中主动避开障碍物, 引导用户选择更加安全的路径.

关键词: 智能助行器; 人工势场法; 人机共享控制; 避障; 康复机器人

中图分类号: TP273

文献标志码: A

DOI: 10.13195/j.kzyjc.2024.1133

引用格式: 赵丹丹, 王亚刚, 张一勤, 等. 基于模糊人工势场法的智能助行人机共享控制策略 [J]. 控制与决策, 2025, 40(5): 1474-1484.

Human-machine shared control strategy for intelligent mobility aid based on fuzzy artificial potential field method

ZHAO Dan-dan¹, WANG Ya-gang^{1†}, ZHANG Yi-qin¹, ZHOU Kang-shou¹, ZHU Ling-long¹, YU Hong-liu², MENG Qiao-ling²

(1. School of Optical-Electrical and Computer Engineering, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai 200093, China; 2. School of Health Science and Engineering, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai 200093, China)

Abstract: The active obstacle avoidance behavior of the intelligent mobility aid (IMA) is very important in the process of assistance, tracking, and safety protection of users with walking disabilities by the IMA. In this paper, a human-machine joint control strategy for the IMA is proposed based on the fuzzy artificial potential field (FAPF), which is applicable to the local path planning needs of the IMA. The FAPF optimizes the traditional artificial potential field (APF) method, reduces the occurrence of the APF, which easily falls into local minima where the target is unreachable, and introduces the fuzzy adaptive adjustment of the APF repulsive gain coefficients to meet the application requirements of the IMA in practice and improve the stability of the algorithm. The FAPF is experimented with on the Matlab simulation platform, and the simulation experiments show that the FAPF can safely avoid obstacles, the target point arrival rate is 89.7%, and it improves the trajectory smoothness of the IMA in complex environments. Meanwhile, application experiments on the IMA prove the feasibility and practicality of the FAPF. After the application of the FAPF, the IMA actively avoids obstacles and guides the user to choose a safer path in the process of following the user.

Keywords: intelligent mobility aid; artificial potential field; human-robot shared control; obstacle avoidance; rehabilitation robot

收稿日期: 2024-09-24; 录用日期: 2024-12-11.

基金项目: 国家重点研发计划项目 (2020YFC2007502).

责任编辑: 孙宗耀.

[†]通信作者. E-mail: ygwang@usst.edu.cn.

0 引言

在医学与现代化工程技术交叉融合的背景下, 医疗康复器械朝着智能化的方向不断发展。目前, 针对下肢的康复机器人可分为两大类: 外骨骼机器人和末端效应器型康复机器人^[1]。二者在帮助患者恢复下肢功能的康复训练中具有很好的效果, 但是, 由于二者价格高、应用地点的限制大和机械结构大的缺点, 很难将康复训练与患者的日常生活相结合来保证患者在日常生活中的行走安全^[2-3]。智能助行器作为辅助行走型康复机器人, 融合了移动机器人电机驱动技术和相关算法, 辅助有步态障碍的患者进行日常的行走训练, 发挥患者自主训练的潜力, 将康复训练融入患者的日常生活^[4]。智能助行器的应用场景决定了其技术特点区别于一般的机器人, 它强调人机共融和安全防护, 对于控制系统智能化和柔顺化的要求更高^[5]。随着技术的不断发展, 路径规划领域产生了许多优秀算法。文献[6]通过优化生殖程序, 改进了现有的基于遗传算法的模型, 在路径长度和安全性方面提高了移动机器人路径规划问题的性能; 文献[7]针对移动机器人在大范围非结构化场景下的路径规划问题, 在改进跳点搜索算法的基础上结合A*搜索, 提出了一种基于分层栅格地图的Jump A*路径规划算法; 文献[8]介绍了一种用于深海采矿车全局路径规划的增强蚁群优化算法; 文献[9]介绍了一种改进的自适应蚁群算法及其在移动机器人路径规划中的应用; 文献[10]提出了一种在线的全覆盖路径规划算法以及相应的地图模型, 分析了机器人在非平面环境下进行全覆盖任务的能量消耗问题, 得出最节约能量的覆盖方式。智能助行器控制算法需要融合用户运动意图, 考虑用户的行走功能障碍^[11], 并在此基础上进行运动控制和避障。然而, 现有的移动机器人路径规划和避障算法要求移动机器人更快、更准确和更短距离到达预设的目标点^[12], 因此, 本文的设计难点在于现有的路径规划算法对智能助行器的适用性较低, 需要对现有的算法进行优化, 且优化算法需要充分融合用户的运动意图。

智能助行器通过识别用户的运动意图来辅助用户行走, 具有运动跟随、避障和安全防护功能。在现有的移动机器人路径规划算法中, 人工势场法具有算法简单、易实现和逻辑清晰的特点, 能够与其他算法进行融合优化, 且人工势场法在路径规划中具有很好的路径平滑性和安全性^[13], 其满足智能助行器需要将用户的运动意图与控制算法进行融合的前提。同时, 人工势场法的应用也十分成熟和广泛, 文献[14]基于双环轨迹跟踪控制和改进的人工势场法, 提出了一种自主避障和轨迹规划控制策略, 移动机

器人自主避障的实时性和稳定性能力得到了很大的提升; 文献[15]提出了一种基于改进的人工势场法和一致性协议的多自主水下机器人(AUV)协同避障算法, 解决了AUV在势场中局部极小值处易具有零组合力的问题。在传统人工势场法中, 当目标点产生的引力与障碍物产生的斥力大小相等、方向相反时, 移动机器人会无法移动, 即陷入局部最小值。同时, 当障碍物靠近目标点时, 障碍物产生的斥力会过大, 导致移动机器人无法靠近目标点, 即目标不可达^[16]。文献[17]提出了一种基于改进的人工势场法和PID控制的多车辆避障优化算法, 通过将PID控制引入人工势场法的势场计算过程, 并引入了增强的随机扰动模型, 有效解决了目标不可达、陷入局部最优和在动态环境中避障等问题; 文献[18]介绍了人工势场在路径规划中的优势, 提出了预测人工势场法(PAPF)方法, 通过引入转向角限制、速度调整和预测势场, 生成了一条平滑、高速且安全的路径; 文献[19-20]提出了一种结合人工势场法和粒子群优化(PSO)的混合路径规划方法, 用于移动机器人的路径规划和避障, 将APF用于生成初始路径, 再利用PSO进行路径优化, 提高了路径的全局最优性和避障能力; 文献[21]提出了一种结合离线模型预测控制(MPC)全局规划与在线改进人工势场法局部规划的方法, 在利用MPC方法生成安全、平滑轨迹的同时, 提高了无人机在动态障碍物影响下的避障能力。

基于上述研究, 根据智能助行器作为康复机器人的实际使用需求, 本文提出基于模糊人工势场法(FAPF)的人机共享控制策略, 通过改变传统人工势场法中引力的生成机制, 将目标点的设置融入用户的运动意图, 使用虚拟目标点替代固定的目标点来提高算法的局部路径规划能力, 减少局部最小值的出现, 如图1所示。同时, 充分考虑激光雷达检测范围内的所有障碍物, FAPF实现模糊自适应调节, 根据障碍物的大小以及与智能助行器间的距离来实时调节障碍物的斥力增益系数, 以实现更安全地避障。

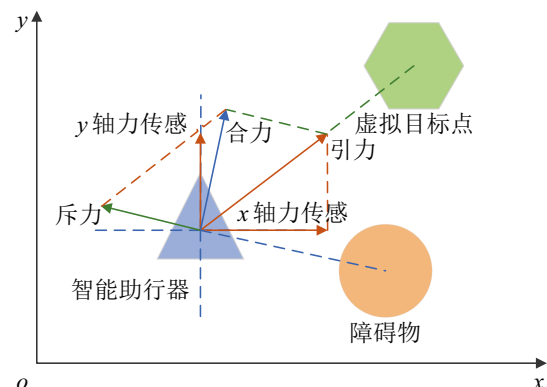


图1 融合用户运动意图的模糊人工势场法示意图

1 模糊自适应人工势场法

人工势场法^[22]是基于模拟物理势场思想的一种虚拟力算法,将移动机器人视为受力物体,在环境中建立虚拟的势场来引导其移动,目标点的引力场对移动机器人产生引力,障碍物的斥力场对移动机器人产生斥力,二者的合力方向决定移动机器人的移动方向.本文设定助行器的位置 P 为

$$P = [x \quad y]. \quad (1)$$

激光雷达检测到障碍物,障碍物位置 P_{obs} 为

$$P_{\text{obs}} = [x_{\text{obs}} \quad y_{\text{obs}}]. \quad (2)$$

障碍物与智能助行器的距离 d_{obs} 为

$$d_{\text{obs}} = \sqrt{(x_{\text{obs}} - x)^2 + (y_{\text{obs}} - y)^2}. \quad (3)$$

在传统人工势场法中,移动机器人易出现局部最小值和目标不可达的情况,这通常是由凭借经验设置的斥力增益系数和引力增益系数不合理而导致的,本节提出的模糊自适应人工势场法会针对此类问题进行研究.

在人工势场法中,斥力势场是由障碍物产生的局部势场,当移动机器人处于障碍物的斥力势场范围内时,会受到来自障碍物的斥力.障碍物产生的斥力应随着移动机器人与障碍物的距离减小而增大,以确保移动机器人能够有效地避开障碍物.传统人工势场法中,当移动机器人与障碍物间的距离超过一定的阈值时,其产生的斥力趋于0.传统斥力势场函数 $U_{\text{rep}}(P)$ ^[22]为

$$U_{\text{rep}}(P) = \begin{cases} \frac{1}{2}\beta \left[\frac{1}{\rho(P, P_{\text{obs}})} - \frac{1}{\rho_0} \right]^2, & d_{\text{obs}} \leq \rho_0; \\ 0, & d_{\text{obs}} > \rho_0. \end{cases} \quad (4)$$

其中: $\rho(P, P_{\text{obs}})$ 和 d_{obs} 均为障碍物到移动机器人的欧氏距离, ρ_0 为障碍物的作用范围, β 为斥力增益系数.根据智能助行器的应用特点改进斥力势场函数,以确保最大限度保证智能助行器用户的行走安全.指数函数是平滑的、连续的,且在任意位置处可导,相比于一些传统的分段线性函数或分段二次函数,指数函数能够更平滑地处理障碍物附近的斥力变化.因此,这种形式能够避免一些斥力函数的不连续性问题,减少机器人路径规划中的突兀变动.将传统的斥力势场函数修改为

$$U_{\text{rep}}(P) = \begin{cases} \beta e^{\frac{-\rho(P, P_{\text{obs}})}{\beta}}, & d_{\text{obs}} \leq \rho_0; \\ 0, & d_{\text{obs}} > \rho_0. \end{cases} \quad (5)$$

这里: $\rho(P, P_{\text{obs}})$ 和 d_{obs} 均为障碍物到移动机器人的欧氏距离, ρ_0 为障碍物的作用范围, β 为斥力增益系数.斥力 F_{rep} 为斥力势场函数的负梯度,有

$$F_{\text{rep}}(P) = -\nabla U_{\text{rep}}(P); \quad (6)$$

$$F_{\text{rep}}(P) = \begin{cases} \beta e^{\frac{-\rho(P, P_{\text{obs}})}{\beta}} \nabla \rho(P, P_{\text{obs}}), & d_{\text{obs}} \leq \rho_0; \\ 0, & d_{\text{obs}} > \rho_0. \end{cases} \quad (7)$$

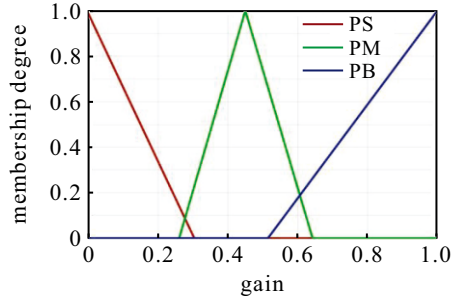
通过链式法则求导,力的表达式会包含一个与距离的负指数相关的分量,意味着当 $\rho(P, P_{\text{obs}})$ 接近 ρ_0 时,斥力迅速增加,符合障碍物避让的需求;而当距离较远时,斥力衰减迅速,不会干扰到其他区域的路径规划.数型函数具有快速衰减的特性,能够有效减少远距离障碍物的影响,使得斥力的增长更加平滑,可减少局部极小值的产生.本文在一般的指数型斥力势场函数的基础上增加了斥力增益系数对于斥力势场函数的控制比重,配合下文中的模糊自适应法则,可更为有效地通过斥力增益系数的自整定来实现避障.

在传统人工势场法中,斥力增益系数需要根据具体应用场景和目标点位置进行适当调整,该系数不合理的设置会直接影响移动机器人的运动路径.当该系数设置过小时,各障碍物间对移动机器人的排斥力不足以有效避开障碍物,从而发生碰撞,移动机器人会选择更靠近障碍物的路径,降低了路径的安全性;当该系数设置过大时,移动机器人无法找到合适的路径绕开障碍物从而出现局部振荡,由于斥力过大,移动机器人在靠近目标点时会被目标点周围的障碍物强烈排斥,导致目标不可达的情况出现,且移动机器人在路径选择上会出现非必要的绕行,产生冗余路径.

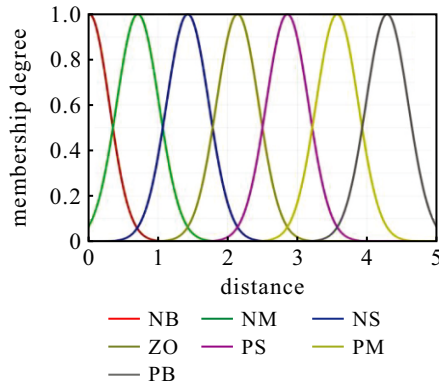
为了优化用户使用体验,需要合理设置对障碍物斥力和用户意图产生的引力的信任权重,进一步优化算法的局部路径规划,避免出现过度避障的冗长线路以及避障失败产生碰撞.更重要的是,需要给避开突然出现的障碍物设立智能助行器使用的安全距离底线.针对传统人工势场法的不足和智能助行器的用户使用需求,在改进斥力函数的基础上,由模糊自适应来调整斥力增益系数,避免繁琐的调参过程,降低算法对于参数的依赖性,提高算法在复杂应用环境中的适用性.

针对斥力增益系数的自整定问题,引入了基于Mamdani类型的模糊自适应.其输入为智能助行器与障碍物的距离(distance)和障碍物的作用范围(size),输出为对应障碍物的斥力增益系数(gain).令斥力增益系数 β 的取值为 $[0, 1]$,其大小应根据每个障碍物的影响范围和距离远近进行调整.输入distance的模糊集为

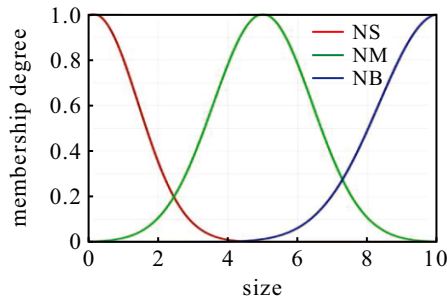
[NB NM NS ZO PS PM PB], 输入 size 的模糊集为[NS NM NB], 输出 gain 的范围为 [0, 1], 模糊集为[PS PM PB], 输入模糊集使用高斯模糊隶属函数, 输出模糊集使用三角模糊隶属函数, 如图 2 所示.



(a) 输出 gain 模糊隶属函数



(b) 输入 distance 模糊隶属函数



(c) 输入 size 模糊隶属函数

图2 模糊自适应隶属函数

该模糊自适应采用 21 条模糊规则, 根据 Mamdani 推理规则, 有

$$R^i : \text{If distance is } M^i, \text{ size is } N^j, \text{ then gain is } Q^{ij}, \quad i = 1, 2, \dots, 7, j = 1, 2, 3. \quad (8)$$

设计的模糊规则如表 1 所示.

表1 模糊规则

| size/distance | NB | NM | NS | ZO | PS | PM | PB |
|---------------|----|----|----|----|----|----|----|
| NS | PB | PB | PM | PM | PS | PS | PS |
| NM | PB | PB | PM | PM | PS | PS | PS |
| NB | PB | PB | PB | PM | PM | PM | PS |

所提出算法引入模糊自适应旨在令用户在使用智能助行器的过程中, 算法能够对每个障碍物的斥

力增益系数进行自整定, 得到每个时刻斥力增益系数的最佳值, 以实现更好、更安全的避障和路径规划效果.

2 基于用户意图识别的人机共享控制

在人工势场法中, 引力势场是由目标点产生的全局范围内的势场, 用于引导移动机器人朝目标点移动. 目标点产生的引力随着移动机器人与目标点的距离减小而减小, 即移动机器人越靠近目标点, 其受到的引力越小, 以避免移动机器人在接近目标点时速度过快. 传统引力势场函数 $U_{att}(P)$ ^[22] 为

$$U_{att}(P) = \frac{1}{2}\varepsilon\rho^2(P, P_g). \quad (9)$$

其中: ε 为引力增益系数, P_g 为目标点的位置, $\rho(P, P_g)$ 为移动机器人到目标点的欧氏距离.

智能助行器在已完成的研究中, 使用二维力传感器采集用户的运动意图, 且在底层开发中已对两个维度的力传感器信号进行了滤波处理, 使其能够充分反映用户在使用智能助行器时的运动意图. 在本文的模糊人工势场法中, 利用二维力传感器 x 轴、 y 轴的合力作为模糊人工势场法中的引力, 以达到融合用户运动意图的目的, 引力 F_{att} 为

$$\|F_{att}\| = \sqrt{\|F_x\|^2 + \|F_y\|^2}, \quad (10)$$

$$\varphi_{att} = \arctan \frac{\|F_x\|}{\|F_y\|}. \quad (11)$$

其中: F_x 为传感器 x 轴上的矢量力, F_y 为传感器 y 轴上的矢量力, φ_{att} 为引力 F_{att} 与 x 轴的夹角作为引力的方向. 通过该引力, 可得到由用户实际意图得到的虚拟目标点 P_g , 从而在使用过程中人工势场算法中的目标点能够根据用户意图的改变而改变, 达到融合用户运动意图的目的. 同时, 能够有效地避免传统人工势场法中局部最优解的情况出现, 且用户能够更加安全地使用助行器. 引力 F_{att} 为引力势场函数的负梯度, 如下所示:

$$F_{att}(P) = -\nabla U_{att}(P) = -\varepsilon d_g. \quad (12)$$

这里: $U_{att}(P)$ 为引力势场函数; ε 为引力增益系数; d_g 为助行器到虚拟目标点的距离, 即

$$d_g = \frac{\|F_{att}\|}{\varepsilon}. \quad (13)$$

图 3 为由二维力传感器信号得到的虚拟目标点. 如图 3 所示: 虚拟目标点设置在相对于智能助行器的正前方, 智能助行器在 t 时刻的位置为 P^t . 当智能助行器原地转向时, 虚拟目标点位置 P_g^t 在 $[t, t + 1]$ 时刻的变化可视为在以助行器为圆心, 距离 d_g 为半径的圆周上移动, 求解出 t 时刻虚拟目标点的位置

P_g^t 为

$$P^t = [x^t \quad y^t]; \quad (14)$$

$$P_g^t = [x_g^t \quad y_g^t]; \quad (15)$$

$$\begin{cases} x_g^t = x^t + d_g \sin \theta_t, \\ y_g^t = y^t + d_g \cos \theta_t. \end{cases} \quad (16)$$

其中位姿角度 θ_t 为助行器正方向与 x 轴正方向组成的夹角,即

$$\theta_t = \arctan \frac{x^t}{y^t}. \quad (17)$$

虚拟目标点在 $t + 1$ 时刻的位置为

$$\begin{cases} x_g^{t+1} = x^t + vT \cos \theta_t + d_g \sin \theta_t, \\ y_g^{t+1} = y^t + vT \sin \theta_t + d_g \cos \theta_t. \end{cases} \quad (18)$$

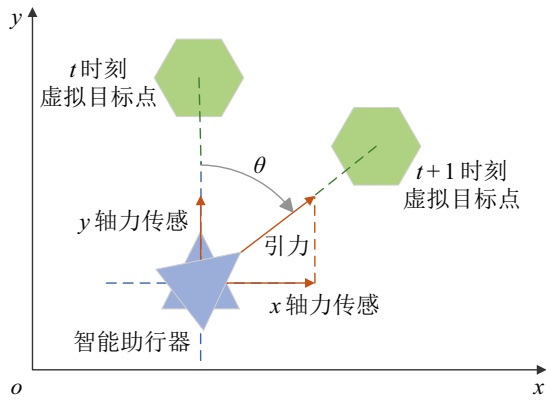


图3 由二维力传感器信号得到的虚拟目标点

总势场为引力场与所有障碍物斥力场的叠加,合力为总势场的负梯度,有

$$U(P) = U_{att}(P) + \sum_i^n U_{rep,i}(P), \quad (19)$$

$$F(P) = -\nabla U(P) = F_{att}(P) + \sum_i^n F_{rep,i}(P). \quad (20)$$

智能助行器的驱动控制是在两轮差速模型的基础上采用导纳控制,将FAPF最终生成的合力 $F(P)$ 转化为智能助行器的运动.导纳控制作为一种常见的机器人控制方法,通过控制机器人末端执行器的运动与力间的关系,使得机器人的运动与外部力的作用产生相应的柔顺性,其基于力的控制策略适用于智能助行器的控制需求,智能助行器的导纳模型^[23]为

$$F(P) = M_d \ddot{e} + C_d \dot{e}, \quad e = P_g - P. \quad (21)$$

其中: M_d 为惯性系数; C_d 为阻尼系数; P_g 为上文中用户意图识别得到的虚拟目标点,记为期望位置; P 为智能助行器的实际位置.在智能助行器的导纳控制中,由融合用户意图识别的FAPF得到的合力 $F(P)$ 作为导纳控制模型中的交互力,结合驱动器上传的实际轨迹来下发线速度和角速度到驱动电机,

以实现智能助行器的运动控制,其控制过程示意图如图4所示.

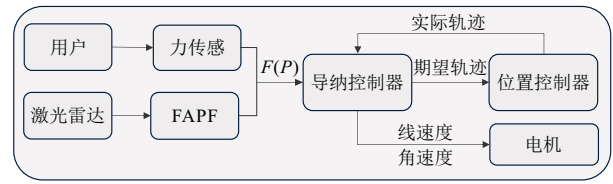
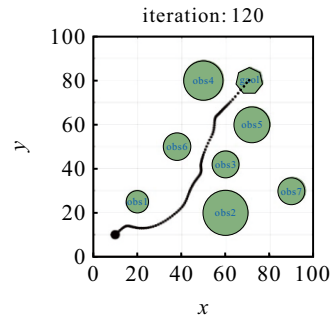


图4 人机共享控制过程示意图

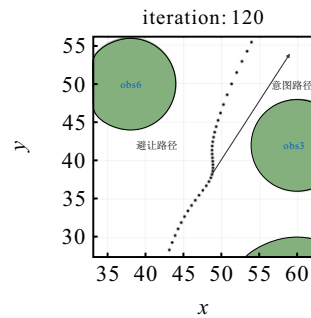
3 FAPF 仿真实验

为了对本文模糊人工势场法的效果进行分析和验证,使用Matlab软件作为仿真实验平台进行算法仿真和验证.本次实验采用两种二维地图,制造易出现局部最优解和目标不可达的地图情况,在复杂的环境中对模糊人工势场法进行测试.仿真实验环境由障碍物、起点和目标点组成,将智能助行器质点化,着重于对算法路径规划能力的验证,以及显示模糊自适应调整参数的有效性.

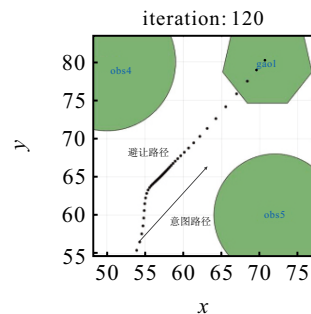
图5和图6分别为所提出算法对地图1和地图



(a) FAPF在地图1的优化路径

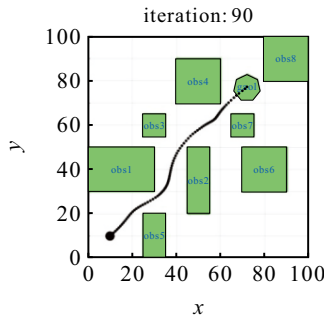


(b) 经过障碍物3、障碍物6时的避让行为

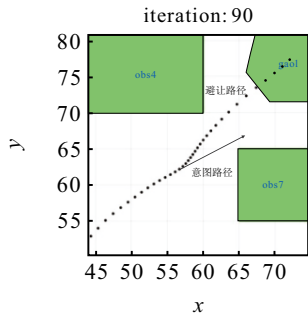


(c) 经过障碍物4、障碍物5时的避让行为

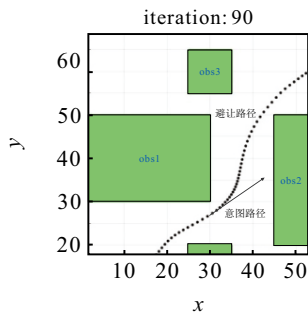
图5 FAPF在地图1的仿真实验



(a) FAPF 在地图2的优化路径



(b) 经过障碍物4、障碍物7时的避让行为



(c) 经过障碍物1、障碍物2时的避让行为

图6 FAPF 在地图2的仿真实验

2的优化路径以及实施的避障行为, 确保与每个障碍物保持安全距离, 在距离各障碍物相对远的位置. 在图5(b)中: 用户运动意图方向紧靠障碍物3, 在运动过程中, 障碍物3产生的斥力会增大, 远离障碍物3, 最后的避障路径在障碍物6与障碍物3的中间位置, 实现了安全避障. 在图5(c)、图6(b)和图6(c)中, 所提出算法均实现了安全的避障行为.

FAPF 与传统的人工势场法最大的不同在于优化算法会引入模糊自适应根据智能助行与障碍物的距离变化和障碍物的影响范围实时地调整斥力增益系数, 以消除传统人工势场法固定斥力增益系数带来的局限性. 图7和图8分别为地图1、地图2路径规划中, 每个障碍物在迭代中的斥力增益系数 β 的变化趋势. 在智能助行器靠近障碍物时, 周围障碍物的斥力增益系数会相应地增大, 从而障碍物对智能助行器产生的斥力也会相应地增大. 优化算法对传统人工势场法中仅由距离调整斥力大小的局限性以

及斥力增益系数设置不合理的潜在风险性进行了优化.

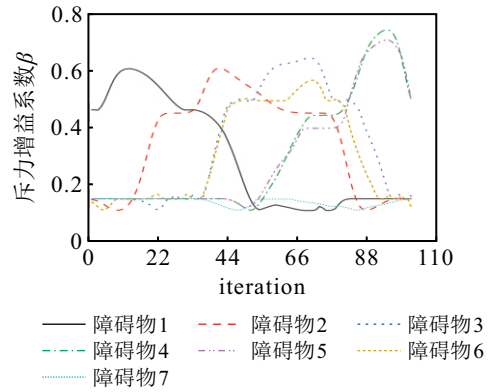


图7 地图1的障碍物在迭代中 FAPF 的 β 变化趋势

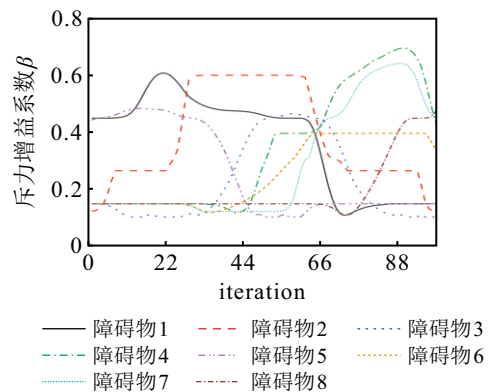


图8 地图2的障碍物在迭代中 FAPF 的 β 变化趋势

在相同地图中使用传统人工势场法, 其算法斥力增益系数 β 的值如表2所示. 图9为 APF 在地图1、地图2的仿真实验. 在图9中, 当传统人工势场法在斥力增益系数设置不恰当时, 出现了局部最小值和目标不可达的情况. 经过多次调整, 人为设定合适的斥力增益系数后达到了目标点, 但是地图1中的路径过于贴合障碍物, 地图2中无法针对矩形障碍物实现无碰撞避开障碍物. 在实际应用中, 人为对每个障碍物设定合适的斥力增益系数的可行性极低, 实现该参数的自整定能够很大程度地提高人工势场法的实用性.

由于增加模糊自适应会实时改变斥力增益系数

表2 APF 中设置的 β 值

| | <i>a</i> | <i>b</i> | <i>c</i> | <i>d</i> |
|------|----------|----------|----------|----------|
| 障碍物1 | 0.4 | 0.6 | 0.6 | 0.7 |
| 障碍物2 | 0.7 | 0.6 | 0.6 | 0.6 |
| 障碍物3 | 0.5 | 0.6 | 0.6 | 0.45 |
| 障碍物4 | 0.6 | 0.6 | 0.6 | 0.6 |
| 障碍物5 | 0.6 | 0.6 | 0.6 | 0.5 |
| 障碍物6 | 0.45 | 0.6 | 0.6 | 0.7 |
| 障碍物7 | 0.4 | 0.6 | 0.6 | 0.45 |
| 障碍物8 | - | - | 0.6 | 0.8 |

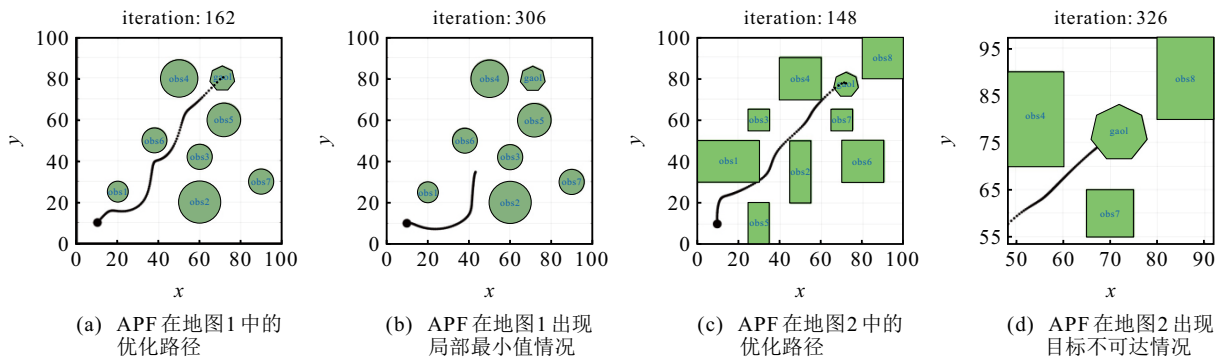


图9 APF在地图1、地图2的仿真实验

β 的值,环境的虚拟势场也会实时变化.图10和图11分别为在地图1中迭代第66次、第107次时的环境等高线和实时势场,图12和图13分别为在地图2中迭代第21次、第77次时的环境等高线和实时势场.FAPF算法生成的虚拟势场不同于传统人工势场法的虚拟势场,主要是因为FAPF对势场函数进行了优化并对斥力增益参数进行了自适应调节.

在每次迭代中,智能助行器在势场的运动方向由总势场的负梯度决定,即路径沿着势场中最小处生成.

对于智能助行器的路径规划需求,算法的求解成功率和规划路径的平滑度是主要的优化目标.为了进一步验证FAPF算法的优越性,在Matlab中生成由10个障碍物组成的1000组随机环境,与文献[22]、文献[24-26]中提出的APF、涡流人工势场法

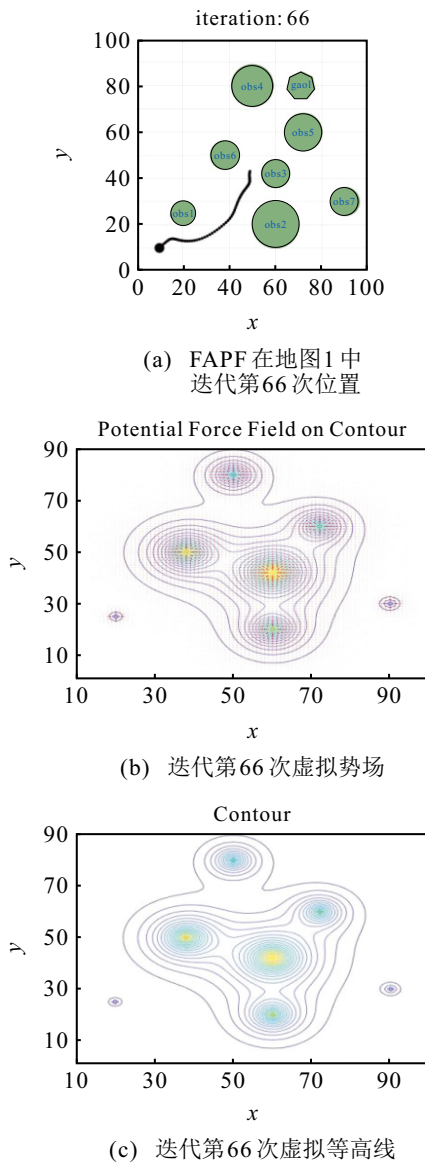


图10 FAPF在地图1中第66次迭代

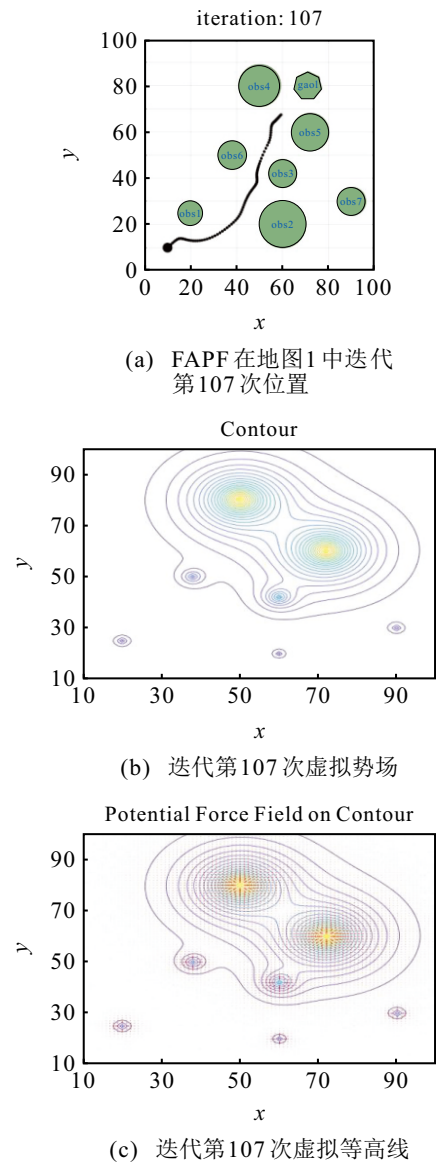
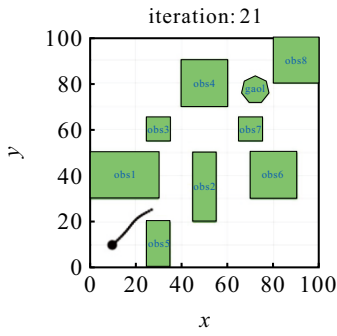
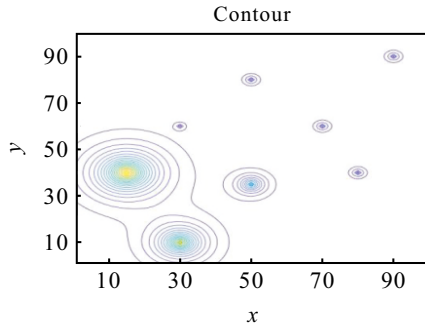


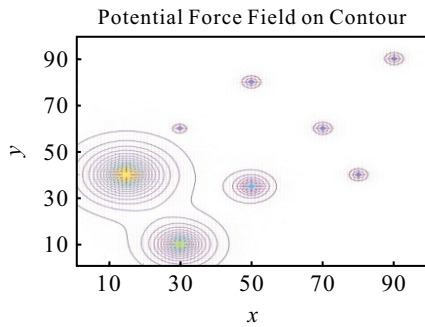
图11 FAPF在地图1中第107次迭代



(a) FAPF在地图2中迭代第21次位置



(b) 迭代第21次虚拟势场



(c) 迭代第21次虚拟等高线

图12 FAPF在地图2中第21次迭代

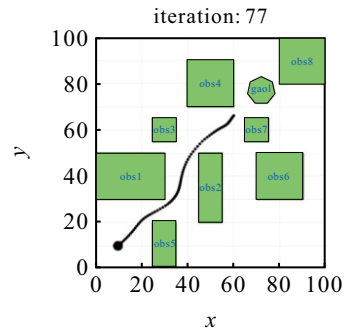
(VAPF)、动态窗口法 (DWA) 和安全人工势场法 (SAPF) 进行对比实验. 在实验中, 对算法路径的平滑度 S 进行定性比较, 平滑度 S 为归一化加权角度变化与归一化曲率的和, 通过综合考虑局部的角度变化和全局的曲率, 最终平滑度指标可全面地反映路径的整体平滑性.

路径中的加权角度变化总和 $\Delta\theta$ 为

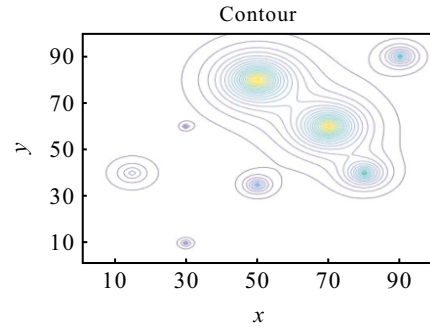
$$\Delta\theta = \sum_{i=2}^n \text{weight}_i \times |\theta_i - \theta_{i-1}|, \quad (22)$$

$$\text{weight}_i = e^{\rho(P, P_g)}. \quad (23)$$

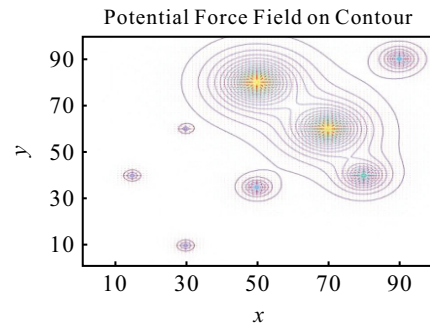
其中: θ_i 为第 i 步的方向角度; $|\theta_i - \theta_{i-1}|$ 为相邻两步方向角度的变化; weight_i 表示加权系数, 为距离目标的指数函数; $\rho(P, P_g)$ 为机器人当前距离目标的欧几里得距离, 距离目标越近, 加权系数越大. 加权角度变化能够反映路径的局部平滑性, 较小的角度变化意味着路径在局部更为顺畅. 为了检验接近目标



(a) FAPF在地图2中迭代第77次位置



(b) 迭代第77次虚拟势场



(c) 迭代第77次虚拟等高线

图13 FAPF在地图2中第77次迭代

时路径的平滑性是否更好, 引入加权系数 weight_i , 使得距离目标越近的路径点对平滑度的影响更大.

归一化的加权角度变化 $\Delta\hat{\theta}$ 为

$$\Delta\hat{\theta} = \frac{\sum_{i=2}^n \text{weight}_i \times |\theta_i - \theta_{i-1}|}{L}, \quad (24)$$

其中 L 为总路径长度, 即路径上所有步长的累积长度. 归一化加权角度变化通过除以路径的总长度来进行归一化处理, 防止较长的路径导致角度变化累积过大, 从而对平滑度评估产生偏差. 归一化后, 该指标可以更好地衡量不同长度路径的相对平滑度.

曲率可以很好地反映路径的全局形态, 基于连续点间的向量关系得到的曲率总和 κ 为

$$\kappa = \sum_{i=2}^{n-1} \frac{\|r_{i+1} - 2r_i + r_{i-1}\|}{\|r_i - r_{i-1}\|^2}, \quad (25)$$

其中 r_i 为路径上第 i 个点的坐标向量. 曲率越大, 路

径的弯曲程度越大,表明路径不够平滑,通过累积曲率,可评估整个路径的弯曲程度,从而更好地反映全局平滑性.为了更好地反映每个路径点的弯曲程度,对曲率总和 κ 进行归一化处理,如下所示:

$$\hat{\kappa} = \frac{\kappa}{n}, \quad (26)$$

这里 n 为路径点的总数.最终的路径平滑度指标 S 为

$$S = \Delta\hat{\theta} + \kappa. \quad (27)$$

由此计算的路径平滑度指标能够较为全面地反映路径地整体平滑性,数值越小,路径的平滑度越好.经过1000次的随机环境算法对比实验,其结果如表3所示.

表3 对比实验结果

| 算法 | 到达目标/次 | 平均平滑度 S | 成功率/% |
|------|--------|-----------|-------|
| FAPF | 897 | 258 | 89.7 |
| APF | 570 | 432 | 57 |
| VAPF | 828 | 368 | 82.8 |
| SAPF | 854 | 302 | 85.4 |
| DWA | 633 | 342 | 63.3 |

由表3可知:所提出FAPF算法能够有更好的路径规划效果,在1000次的随机环境测试中到达目标点的成功率为89.7%,FAPF算法生成的路径相较于其他优化算法有更好的成功率和路径平滑度,模糊自适应调整斥力增益参数提高了算法的路径规划求解成功率,并在增强路径平滑度上有显著的效果,实现了对于传统APF算法的优化改进.

4 智能助行器实验

智能助行器包含两个驱动后轮、一个全向轮前轮、二维力传感器、激光雷达、显示屏、金属框架和塑料外壳.如图14所示:智能助行器搭载有完整的嵌入式控制系统和上位机基于机器人操作系统(ROS)的框架,通过嵌入式系统与ROS2间进行通信,实现二维力传感器的数据上传和对驱动器线速

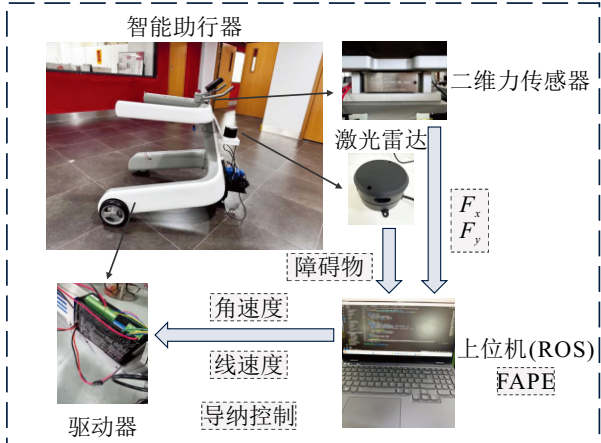


图14 智能助行器系统框架

度、角速度的控制信号下发.

在上位机中,基于ROS建立了FAPF算法框架,接收嵌入式系统发送的二维力传感器数据 F_x 、 F_y ,订阅激光雷达发布的障碍物信息.激光雷达会将收集的点云信息按照设定的阈值大小进行聚类处理,每个聚类的障碍物的开始角度、结束角度和距离会作为话题发布.在FAPF算法的功能包中利用订阅的话题信息,即可计算出合力的大小和方向,再将得到的合力的数据根据两轮差速模型和导纳控制转化为智能助行器的线速度和角速度,并发送至驱动控制器,由驱动控制器控制左右轮的速度即可完成对智能助行器的运动控制,整体算法框架如图15和图16所示.

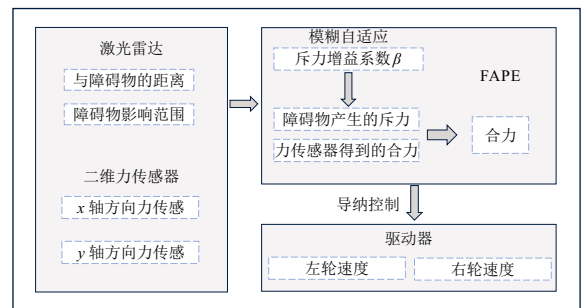


图15 整体算法框图

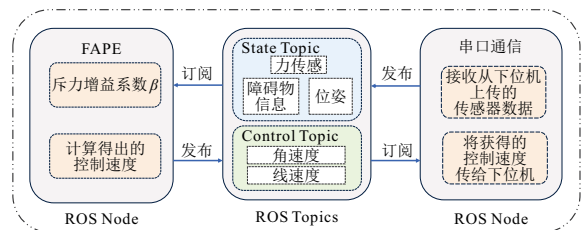


图16 ROS中的节点和话题

在实验室的复杂环境中,用户在智能助行器的辅助下直行然后左转弯,如图17所示.

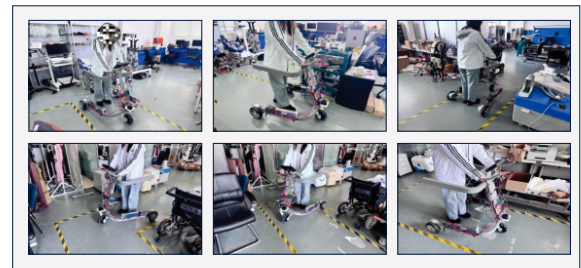


图17 实验过程

由第2节的推导,可根据智能助行器的位置和二维力数据计算得出每一时刻的虚拟目标点位置,以此反映用户的运动意图,实验中收集到的虚拟目标点数据如图18所示.图18中的虚拟目标点的分布与智能助行器实际的运动路径基本相符合,智能助行器最后的行走路径为虚拟目标点产生的引力与

周边障碍物产生的斥力所共同决定. 根据激光雷达得到的障碍物数据, 在 FAPF 中可得到每个障碍物在每次迭代中的斥力增益系数, 斥力增益系数与障碍物距离的关系为负相关. 在实验中, 图 19 为生成的斥力增益系数与障碍物距离的数据变化趋势. 由图 19 可见, 两者保持负相关的变化趋势, 表明引入的模糊自适应对于斥力增益系数的实时整定是有效的. 用户在复杂环境下能够安全通过并转向, FAPF 算法实现了安全的路径规划. 虚拟目标点可视为仅由二维力传感器控制下的智能助行人位置, 在此种情况下, 智能助行人无法保证路径的安全性, 在通过狭窄区域时需要用户调整智能助行人位姿, FAPF 算法部署下的智能助行人则能够安全地带领用户行走并自行调整位姿通过狭窄路况.

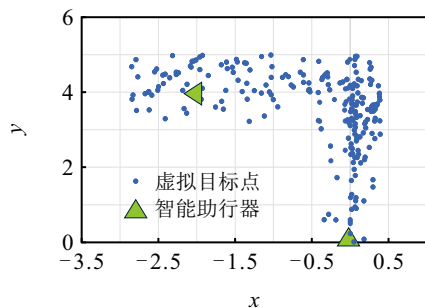


图18 虚拟目标点数据

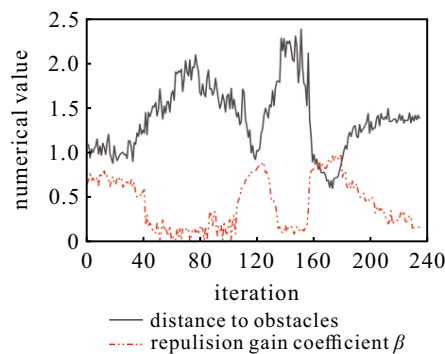


图19 距离与斥力增益系数关系

5 结论

本文提出了基于模糊人工势场法的智能助行人机共享控制策略, 用于智能助行器的路径规划功能. 所提出方法制定了新的斥力势场函数和引力势场函数, 引入了模糊自适应对斥力函数中的斥力增益系数进行整定, 以实现智能助行人在跟随用户运动的基础上的安全避障. 所提出避障算法框架由 ROS 系统支持并实现, 在算法中利用二维力传感器数据计算得到用户的运动意图, 并由此生成虚拟目标点, 以得到持续的引力, 最后由导纳控制转化为智能助行器的运动. 在算法仿真和智能助行器的应用实验中, 大量的实验结果与理论分析结果相辅相成,

验证了所提出方法与传统人工势场法相比, 避障更加安全, 减少了局部最小值和目标不可达的情况. 因此, FAPF 在智能助行器的应用中的安全性和避障效率方面均具有很大的优势. 未来将继续研究智能助行器的导航系统设计, 使得智能助行人朝着更智能、更安全和更便捷的方向不断地完善和发展.

参考文献 (References)

- [1] Suppiah R, Kim N, Abidi K, et al. A comprehensive review of motor movement challenges and rehabilitative robotics[J]. *Smart Health*, 2023, 29: 100402.
- [2] Su D N, Hu Z G, Wu J P, et al. Review of adaptive control for stroke lower limb exoskeleton rehabilitation robot based on motion intention recognition[J]. *Frontiers in Neurobotics*, 2023, 17: 1186175.
- [3] Tian J J, Wang H B, Lu H, et al. Force/position-based velocity control strategy for the lower limb rehabilitation robot during active training: Design and validation[J]. *Frontiers in Bioengineering and Biotechnology*, 2024, 11: 1335071.
- [4] Gonçalves C, Lopes J M, Moccia S, et al. Deep learning-based approaches for human motion decoding in smart walkers for rehabilitation[J]. *Expert Systems with Applications*, 2023, 228: 120288.
- [5] Chen L L, Huang J B, Wang Y L, et al. Adaptive patient-cooperative compliant control of lower limb rehabilitation robot[J]. *Biomimetic Intelligence and Robotics*, 2024, 4(2): 100155.
- [6] Ab W M N, Nazir A, Khalil A, et al. Improved genetic algorithm for mobile robot path planning in static environments[J]. *Expert Systems with Applications*, 2024, 249: 123762.
- [7] 周熙栋, 张辉, 陈波. 非结构化场景下基于改进 JPS 算法的移动机器人路径规划[J]. *控制与决策*, 2024, 39(2): 474-482.
(Zhou X D, Zhang H, Chen B. Mobile robot path planning based on improved JPS algorithm in unstructured scenarios[J]. *Control and Decision*, 2024, 39(2): 474-482.)
- [8] Liang W, Lou M, Chen Z, et al. An enhanced ant colony optimization algorithm for global path planning of deep-sea mining vehicles[J]. *Ocean Engineering*, 2024, 301: 117415.
- [9] Wu L, Huang X D, Cui J G, et al. Modified adaptive ant colony optimization algorithm and its application for solving path planning of mobile robot[J]. *Expert Systems with Applications*, 2023, 215: 119410.
- [10] 齐立哲, 华中伟, 苏昊, 等. 面向荒漠复杂地形的机器人在线全覆盖路径规划方法[J]. *控制与决策*, 2024, 39(4): 1095-1103.
(Qi L Z, Hua Z W, Su H, et al. Robot online fully coverage path planning algorithm for desert complex terrain[J]. *Control and Decision*, 2024, 39(4): 1095-1103.)

- [11] Zhao A D, Zhang B T, Liu C H, et al. Gait rehabilitation training robot: A motion-intention recognition approach with safety and convenience[J]. *Robotics and Autonomous Systems*, 2022, 158: 104260.
- [12] Liu L X, Wang X, Yang X, et al. Path planning techniques for mobile robots: Review and prospect[J]. *Expert Systems with Applications*, 2023, 227: 120254.
- [13] Zhang T, Dong D B, Du Z Z, et al. Swarm control based on artificial potential field method with predicted state and input threshold[J]. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2023, 125: 106567.
- [14] Zheng K M. Autonomous obstacle avoidance and trajectory planning for mobile robot based on dual-loop trajectory tracking control and improved artificial potential field method[J]. *Actuators*, 2024, 13(1): 37.
- [15] Yu H M, Ning L Q. Coordinated obstacle avoidance of multi-AUV based on improved artificial potential field method and consistency protocol[J]. *Journal of Marine Science and Engineering*, 2023, 11(6): 1157.
- [16] Zhang W, Xu G J, Song Y, et al. An obstacle avoidance strategy for complex obstacles based on artificial potential field method[J]. *Journal of Field Robotics*, 2023, 40(5): 1231-1244.
- [17] Yan W G, Wu X, Liang G H. Optimization of multi-vehicle obstacle avoidance based on improved artificial potential field method with PID control[J]. *Frontiers in Energy Research*, 2024, 12: 1363293.
- [18] Song J, Hao C, Su J C. Path planning for unmanned surface vehicle based on predictive artificial potential field[J]. *International Journal of Advanced Robotic Systems*, 2020, 17(2): 1-13.
- [19] Zheng L, Yu W J, Li G X, et al. Particle swarm algorithm path-planning method for mobile robots based on artificial potential fields[J]. *Sensors*, 2023, 23(13): 6082.
- [20] Shankar M, Sushnigdha G. A hybrid path planning approach combining artificial potential field and particle swarm optimization for mobile robot[J]. *IFAC-PapersOnLine*, 2022, 55(22): 242-247.
- [21] 鲜斌, 宋宁. 基于模型预测控制与改进人工势场法的多无人机路径规划[J]. *控制与决策*, 2024, 39(7): 2133-2141.
(Xian B, Song N. A multiple UAVs path planning method based on model predictive control and improved artificial potential field[J]. *Control and Decision*, 2024, 39(7): 2133-2141.)
- [22] Khatib O. Real-time obstacle avoidance for manipulators and mobile robots[C]. *Autonomous Robot Vehicles*. New York, 1986: 396-404.
- [23] 陈政澳, 王亚刚, 张一勤, 等. 基于多策略改进 PSO 算法的智能助行器柔顺控制[J]. *控制工程*, DOI: 10.14107/j.cnki.kzgc.20240168.
(Chen Z A, Wang Y G, Zhang Y Q, et al. Intelligent walking aid machine compliance control based on multi-strategy particle swarm optimization algorithm[J]. *Control Engineering of China*, DOI: 10.14107/j.cnki.kzgc.20240168.)
- [24] Yun X P, Tan K-C. A wall-following method for escaping local minima in potential field based motion planning[C]. *Proceedings of the 8th International Conference on Advanced Robotics*. Monterey, 2002: 421-426.
- [25] Fox D, Burgard W, Thrun S. The dynamic window approach to collision avoidance[J]. *IEEE Robotics & Automation Magazine*, 1997, 4(1): 23-33.
- [26] Szczepanski R. Safe artificial potential field-novel local path planning algorithm maintaining safe distance from obstacles[J]. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 2023, 8(8): 4823-4830.

作者简介

赵丹丹 (2001-), 女, 硕士生, 主要研究方向为移动机器人路径规划算法, E-mail: 232260511@st.usst.edu.cn;

王亚刚 (1967-), 男, 教授, 博士, 博士生导师, 主要研究方向为系统建模与控制、智能机器人、生物医学信号处理与识别, E-mail: ygwang@usst.edu.cn;

张一勤 (2000-), 男, 硕士生, 主要研究方向为康复机器人, E-mail: 759323061@qq.com;

周康寿 (1999-), 男, 硕士生, 主要研究方向为主动柔顺控制, E-mail: 2602199952@qq.com;

朱灵龙 (2000-), 男, 硕士生, 主要研究方向为智能助行器防跌倒算法, E-mail: linglongzhu127@163.com;

喻洪流 (1966-), 男, 教授, 博士, 博士生导师, 主要研究方向为人机智能交互技术、智能康复机器人, E-mail: yhl98@hotmail.com;

孟巧玲 (1978-), 女, 教授, 博士, 博士生导师, 主要研究方向为柔性外骨骼康复机器人、智能移动辅助机器人, E-mail: qiaoling_meng@126.com.