

采用社会约束自适应动态窗口法的服务机器人路径规划

何丽¹, 宁子豪¹, 袁亮^{1,2}, 刘志强¹

(1. 新疆大学智能制造现代产业学院, 830047, 乌鲁木齐; 2. 北京化工大学信息科学与技术学院, 100029, 北京)

摘要: 针对传统动态窗口法在行人密集环境下动态路径规划存在灵活性差、效率低、安全性缺乏等问题,提出一种社会交互空间下基于社会约束自适应动态窗口法(social_DWA),并采用其解决服务机器人局部路径规划问题。首先,采用非对称高斯公式对单行人以及多人群组交互空间进行模型化描述;其次,在传统动态窗口法的基础上,采用动态行人方位角约束对动态行人进行避让;改进距离评价函数,分类决策与行人、多人群组、一般障碍物的安全距离;最后,提出速度权重自适应调整策略,优化服务机器人在途经不同密集度社会交互区域时的移动速度。为验证算法有效性,在两种模拟社会场景下,先后开展了 social_DWA 算法与传统 DWA 算法、FIDWA 算法的路径规划仿真对比实验。结果表明:采用 social_DWA 算法所消耗的运动时间在场景 1 中较传统 DWA 和 FIDWA 算法分别缩短了 1.53、0.43 s,在场景 2 中较传统 DWA 和 FIDWA 算法分别缩短了 26.3、2.86 s;相较于传统 DWA 算法和 FIDWA 算法, social_DWA 算法能保持有效的行人安全距离,并使运行轨迹更加合理。social_DWA 算法在行人避让、环境适应能力等方面具有一定的优越性。

关键词: 服务机器人;路径规划;动态窗口法;参数自适应;人性化

中图分类号: TP242.6 **文献标志码:** A

DOI: 10.7652/xjtuxb202405005 **文章编号:** 0253-987X(2024)05-0042-10

Path Planning of Service Robot Based on Social Dynamic Windows Approach Algorithm

HE Li¹, NING Zihao¹, YUAN Liang^{1,2}, LIU Zhiqiang¹

(1. School of Intelligent Manufacturing Modern Industry, Xinjiang University, Urumqi 830047, China;

2. School of Information Science and Technology, Beijing University of Chemical Technology, Beijing 100029, China)

Abstract: To address issues such as poor flexibility, low efficiency, and safety concerns in dynamic path planning in the crowded pedestrian environments, an adaptive dynamic window method based on social constraints (social_DWA) in the social interaction space is proposed, and it is used to solve local path planning problems of service robots. Firstly, the asymmetric Gaussian formula is employed to model interaction spaces of single pedestrian and groups. Secondly, based on the original dynamic window method, the dynamic pedestrian azimuth constraint is implemented to steer clear of dynamic pedestrians. Enhancements are made to the distance evaluation function to classify and ascertain the safety distances from pedestrians, pedestrian groups, and general obstacles. Finally, an adaptive adjustment strategy of speed weight is proposed to optimize the movement speed of service robots while passing through social interaction areas with varying densities. To verify the

effectiveness of the algorithm, the path planning simulation experiments of the social_DWA algorithm, the traditional DWA algorithm, and the FIDWA algorithm are carried out in two simulated social scenarios featuring different complexities. The results show that the motion time consumed by the social_DWA algorithm is reduced by 1.53 and 0.43 s compared with the traditional DWA algorithms and FIDWA algorithms in scenario 1, and 26.3 and 2.86 s lower than the traditional DWA algorithms and FIDWA algorithms in scenario 2, respectively. Compared with the traditional DWA algorithm and FIDWA algorithm, the social_DWA algorithm maintains an effective pedestrian safety distance and ensures more rational running trajectories. The validation confirms the social_DWA algorithm's superiority in pedestrian avoidance and environmental adaptability.

Keywords: service robots; path planning; dynamic windows approach; self-adaptation; humanization

在《中国制造 2025》规划中,机器人技术被确立为核心发展的优先领域之一。与此同时,先进的智能机器人技术正展现出强劲的发展势头,并已在医疗护理、家庭服务、国家安全防御以及工业生产等诸多领域实现广泛应用。在这个过程中,路径规划作为机器人技术的关键领域,也迎来了蓬勃发展^[1-3]。

服务机器人局部路径规划相较于全局路径规划,更侧重于依据实时获取的外部传感器信息规划出局部路径,以适应多变的动态环境。在外部环境信息约束的基础上,局部路径规划器可规划出一条既满足安全躲避局部环境中障碍物,又适合机器人移动的路径。传统的局部路径规划方法包括D*^[4]算法、人工势场法^[5-8]、动态窗口法^[9-12]及智能优化算法^[13-16],其中动态窗口法(dynamic windows approach, DWA)是一种成熟的机器人局部路径规划算法。DWA 可通过评价函数在速度空间中筛选出最优的速度组合作为控制指令进一步传递到机器人底盘,控制机器人安全、高效地移动。但是,传统动态窗口法在求解局部行人环境下的动态路径规划问题时,存在灵活性差、效率低、缺乏安全性等缺陷^[17]。

为了实现社会环境下服务机器人局部路径规划、及时规避行人、保证交互环境中人的安全性等导航任务,确定人类的活动区域是至关重要的环节。在个人社会活动区域中,将机器人或者其他行人不可随便闯入的一部分范围定义为个人社会空间,即社会舒适性交互空间。根据 Hall 提出的同心圆理论^[18],基于距离要素将个人周围的特定的区域由近到远依次划分为:亲密空间,(0,0.45] m;个人空间(0.45,1.20] m;社交空间(1.20,3.6] m;公共空间,大于 3.60 m。社会空间的舒适性受行人直观感受以及外界客观原因影响,如可视范围的大小、行走方向及速度、其他行人接近程度等。

此外,针对人类社会活动区域的描述,Calderita 等^[19]提出了一个引入依赖时间社会映射的导航框架,使用非对称高斯函数对个人交互空间建模,该函数由两个方向的椭圆函数构成。Vega 等^[20]提出了使用自适应空间密度函数在人类静态环境中的社会导航,根据人群的空间排列有效地聚类,并使用非对称高斯函数和全局密度函数构建数学模型定义场景中个人空间和每个物体对应的空间。Zhang 等^[21]采用非物理的虚拟区域表示人类活动范围,实时调整机器人的导航方式。Daza 等^[22]引入近场理论,通过分析机器人与机器人、人与人、人与机器人不同状态和彼此间社会距离,做出距离调整以预留合适的空间。

服务机器人在局部动态社会环境下的路径规划,既要考虑行人社会行为及活动区域,又得考虑合适的局部路径规划方法。近些年来,国内外学者针对这两个问题展开了一系列研究。Ngo 等^[23]提出建立维护人类心理安全的活动区域框架,实时更新人的状态到个人空间模型中,采用优化动态窗口法代价函数进行社会交互环境的动态导航。赵青等^[24]利用椭圆区域描述行人潜在的活动区域,对动态窗口法中的评价函数进行扩展,将行人预测信息融入到动态窗口法评价函数,实现机器人尊重行人意图、对行人友好避让的功能。

以上研究在动态社会交互空间下服务机器人路径规划方面进行了许多有益的探索,并取得了一定的进展。但是,目前对社会空间模型的改进研究,缺乏综合性考虑人的社会行为分类,从而使人机交互舒适性较低。此外,对于动态窗口法的改进,仍然存在对动态行人响应速度慢的缺陷,面对室内复杂性、随机性较强的行人环境时,往往不能尊重环境中人类社会交互行为,影响行人的安全性和舒适性。为进一步解决这些问题,本文采用基于非对称高斯模

型的行人建模方法,以实现单人、群组社交空间的分类描述,并提出基于社会约束的自适应动态窗口法(social dynamic windows approach, social_DWA)。在传统动态窗口法的基础上,引入动态行人方位角约束,实现机器人从移动方向上及时规避动态行人;提出分类决策的距离评价函数,实现机器人以不同的安全距离规避一般障碍物、单行人、多人群组,同时避免过多路径消耗;采用速度权重值自适应调整策略,以实时控制机器人行经不同密集度人类社交区域时的速度,提高路径执行效率以及局部导航的接受度和舒适性;最后,通过仿真实验,验证 social_DWA 算法的有效性及其环境适应能力。

1 行人活动区域建模

1.1 非对称高斯公式的定义

基于非对称高斯公式模型化表示社会交互空间,以更好地描述行人活动区域。将社会交互空间模型内的每一点赋予函数值,其中函数值越大的点,代表距离行人私密区域越近,当机器人越接近此位置时,对人的安全性与舒适性影响越大。传统二维对称高斯公式数学表达式为

$$f(x, y) = \exp\left(-\left[\frac{(d\cos\varphi)^2}{2\sigma_x^2} + \frac{(d\sin\varphi)^2}{2\sigma_y^2}\right]\right) \quad (1)$$

式中: σ_x 、 σ_y 是二维高斯分布的标准差; d 是高斯中心周围点到中心点的欧氏距离, $d = \sqrt{(x - x_0)^2 + (y - y_0)^2}$, (x_0, y_0) 是高斯分布的中心; φ 是高斯中心点的连线与 x 轴正方向的夹角。

当式(1)在 X 、 Y 轴方向都非对称时,定义其为非对称高斯函数,用于表示个人空间周围距离出现变化的状况,其中,将 (x_0, y_0) 定义为行人中心,建立的非对称高斯函数公式为

$$f(x, y) = \begin{cases} A \exp\left(-\left[\frac{(d\cos\alpha)^2}{2\sigma_l^2} + \frac{(d\sin\alpha)^2}{2\sigma_r^2}\right]\right), & \alpha \in [0, \pi/2) \\ A \exp\left(-\left[\frac{(d\cos\alpha)^2}{2\sigma_b^2} + \frac{(d\sin\alpha)^2}{2\sigma_l^2}\right]\right), & \alpha \in [\pi/2, \pi) \\ A \exp\left(-\left[\frac{(d\cos\alpha)^2}{2\sigma_l^2} + \frac{(d\sin\alpha)^2}{2\sigma_r^2}\right]\right), & \alpha \in [-\pi/2, 0) \\ A \exp\left(-\left[\frac{(d\cos\alpha)^2}{2\sigma_b^2} + \frac{(d\sin\alpha)^2}{2\sigma_r^2}\right]\right), & \alpha \in [-\pi, -\pi/2) \end{cases} \quad (2)$$

式中: A 为幅值; $\alpha = \varphi - \varphi_r$, φ_r 为旋转角(表示人的正面

朝向角度); $\alpha \in [-\pi, \pi]$, 当 α 属于不同象限时,决定 σ_x 、 σ_y 的不同取值;定义 φ_r 正方向、反方向、正方向左侧、正方向右侧的高斯分布的标准差分别为 σ_l 、 σ_b 、 σ_l 、 σ_r 。

1.2 单个人社交模型的构建

基于以上非对称高斯模型建立个人社交模型,如图1所示,描述个人在静止、运动状态下社交活动区域。设定如下参数选取规则。

(1)如图1(a)所示,单个人社会空间中,以 $0.5 \text{ m} \times 0.5 \text{ m}$ 的红色方形区域表示禁止机器人闯入的私密区域,设定此区域内函数值为无穷大;定义 D_f 、 D_b 、 D_l 、 D_r 分别为前、后、左、右4个方向的个人空间最远距离。

(2)如图1(b)所示,当行人处于静止状态时,依据 Hall 的亲近性理论^[18],此时为个人空间。由于行人对正前面区域相对于身后区域更敏感,设个人空间正前方最远距离 $D_f = 1.2 \text{ m}$,正后方最远距离 $D_b = 1.1 \text{ m}$;此外,参考到行人一般有靠右行的社会习惯(在国内),右方注意力略强于左方,设定人个人空间右方最远距离 $D_r = 1.0 \text{ m}$,左方最远距离 $D_l = 0.9 \text{ m}$ 。

(3)如图1(c)所示,当行人处于运动状态时,依据行人的移动注意力社会习惯,当行人移动速度越快时,对于人体前方区域的关注范围会越来越大,因此定义 D_f^v 为动态值,取值变化如下

$$D_f^v = D_f + v\Delta t \quad (3)$$

式中: $D_f = 1.2 \text{ m}$; v 表示行人移动速度,取 v 为动态速度; $\Delta t = 1 \text{ s}$, 为行人决策时间。

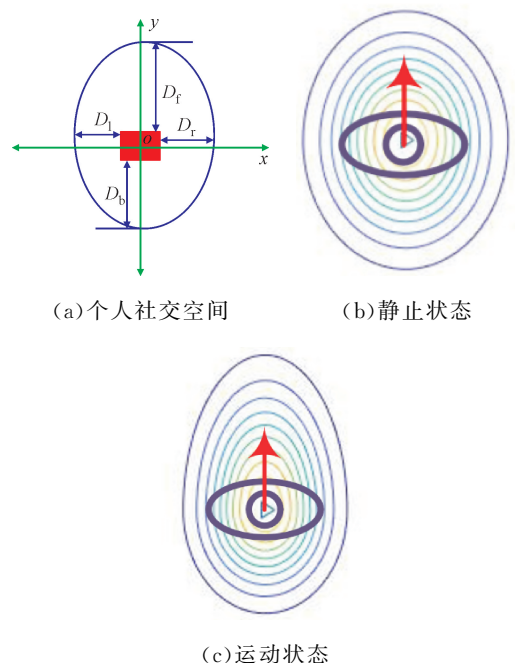


图1 单个人社交模型

Fig. 1 Single person social model diagram

设定行人所在的中心点坐标 $(x, y) = (0, 0)$; 幅值 A 取 100; 将非对称高斯模型(个人空间区域)最外侧边缘位置点函数值设为 0.01; 依据 D_i, D_b, D_l, D_r 取值, 采用式(4)最终可确定社交模型前、后、左、右 4 个方向上高斯分布的标准差 $\sigma_i, \sigma_b, \sigma_l, \sigma_r$ 的取值。 σ_i 的计算公式如下

$$\sigma_i = \frac{1}{2} \sqrt{\frac{(D_i + 0.5D_0)^2}{\ln 10}} \quad (4)$$

式中: $D_0 = 0.5$ m; 下角 i 表示方向。

1.3 多人群组社交模型的构建

服务机器人在社会环境中,除了会遇到处于静止、运动状态的单行人外,还会遇到两人、多人群组交互的状况。为此,本文在单个人社交模型的基础上,建立群组的社会交互空间模型,如图 2 所示。设定如下规则。

规则 1: 社会距离判断。局部地图中,在服务机器人当前可达检测范围内,行人 $i (i=1, 2, 3, \dots, n)$ 的二维坐标 (x_i, y_i) 逐一输出,以此为中心位置,分别建立个人社会空间模型,定义第 i 个人空间区域内任一点 p 的社会约束为 f_{pi}^o 。由式(5)计算任意两个行人间社交距离

$$d_{ij} = \sqrt{(x_i - x_j)^2 + (y_i - y_j)^2}, j \in i, j \neq i \quad (5)$$

基于社交距离式(6)对人群分类

$$\begin{cases} d_{ij} \in [0, 0.45] \text{ m}, & \text{亲密间距} \\ d_{ij} \in (0.45, 1.20] \text{ m}, & \text{二人私人间距} \\ d_{ij} \in (1.20, 3.60] \text{ m}, & \text{多人交互间距} \\ d_{ij} > 3.60, & \text{公共间距} \end{cases} \quad (6)$$

规则 2: 群组交互区域社会约束。如图 2(a) 所示,当 3 个行人相互之间社交距离满足多人交互社会距离时,进行多人高斯模型建立,得到交互区域,如图 2(b) 所示。在交互区域内的点,越接近 3 个个体的中心位置,其安全性越低,等高线上的任意点,依据颜色不同,对应不同的高斯函数值 f_p^g 。

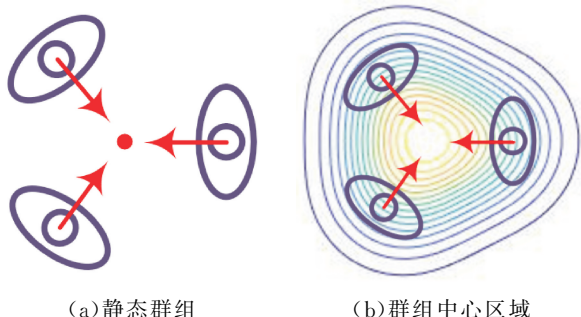


图 2 三人群组社交模型

Fig. 2 Three-person group social model diagram

最终,在整个群组的社会交互空间中,每一个点的社会代价函数值 f_p^g ,依据单个人社会空间函数值 f_{pi}^o 、比例系数 k 和群组交互区域函数值 f_{pj}^o 求平均值,即 $f_p^g = \frac{k(f_{p1}^o + f_{p2}^o + \dots + f_{pm}^o + f_{pj}^o)}{n+1}$ 。

2 传统动态窗口法

动态窗口法的基本思想^[10]如下:在已知机器人速度可达范围和加减速度性能的基础上,在允许的角速度、线速度约束范围内,提取多组速度,并依据机器人现有运动模型得出一定时间内相应的运动轨迹。然后,在目标引导、安全避障、速度限制多重约束条件下,采用评价函数对轨迹组合进行筛选,根据评价函数最优原则得出下一时间段内的最佳运动轨迹,并提取其速度组合。综上可知,提取速度组合、评价函数是动态窗口法的主要环节。

2.1 速度搜索空间

DWA 算法速度搜索空间的定义由 3 部分构成:依据机器人本身速度限制能达到的速度;机器人所处环境和确保避障安全性要求能达到的速度;机器人自身电机动力约束能达到的速度,即加速度(线加速度、角加速度)范围所能达到的速度。

(1) 运动学约束。机器人本身所能达到的速度范围为

$$v_s = \{(v, \omega) \mid v \in [v_{\min}, v_{\max}], \omega \in [\omega_{\min}, \omega_{\max}]\} \quad (7)$$

式中: $v_{\min}, v_{\max}, \omega_{\min}, \omega_{\max}$ 分别为机器人的最低线速度、最高线速度、最低角速度、最高角速度。

(2) 安全避障要求的速度限制。从避障安全性角度考虑,机器人行进速度组合 (v, ω) 应满足在紧急情况下的制动,即在最大加速度 v_a 和 ω_a 作用下,在最短距离 $\text{dist}(v, \omega)$ 内完成减速停车操作,公式为

$$\begin{aligned} v_b &= \{(v, \omega) \mid v \leq \sqrt{2\text{dist}(v, \omega)v_a}, \\ &\quad \omega \leq \sqrt{2\text{dist}(v, \omega)\omega_a}\} \end{aligned} \quad (8)$$

(3) 动力学约束。机器人的电机性能(动力学约束)是有限的,直接决定机器人的加减速度性能也是有限的,在下一时间段内依据最大加速度(v_a 和 ω_a)会有相应的速度组合限制范围

$$v_d = (v, \omega) = \begin{cases} v_c - v_a d_t \leq v \leq v_c + v_a d_t \\ \omega_c - \omega_a d_t \leq \omega \leq \omega_c + \omega_a d_t \end{cases} \quad (9)$$

式中: v_c, ω_c, d_t 分别为机器人的当前时刻线速度、当前角速度、时间步长。

在动态窗口范围内,综合以上 3 部分速度限制,得到 DWA 算法最终的速度搜索空间应为 3 种约束

条件下速度集合的交集部分

$$v_r = v_s \cap v_b \cap v_d \quad (10)$$

2.2 评价函数

在筛除以上不满足运动学、碰撞、动力约束采样速度后,在符合要求的速度空间 v_r 中仍然有较多的可行速度组合以及与其对应的较多可行运动轨迹。采用评价函数进一步筛选可行轨迹,以此得到可行且更优的搜索速度空间 v_r 。传统 DWA 算法的评价函数由以下 3 部分权重组成:目标点方位角、障碍物距离、速度评价,具体评价函数 $G(v, \omega)$ 为

$$G(v, \omega) = \eta(\lambda \text{heading}(v, \omega) + \beta \text{dist}(v, \omega) + \gamma \text{vel}(v, \omega)) \quad (11)$$

其中: η 为归一化处理的参数;目标点方位角评价函数 $\text{heading}(v, \omega)$ 评价轨迹点与目标点方向的偏离程度;障碍物间距函数 $\text{dist}(v, \omega)$ ^[25] 表示采样运动轨迹上点与障碍物间的最小距离;速度评价函数 $\text{vel}(v, \omega)$ 表示机器人的运行能力,即移动速度; λ 、 β 、 γ 分别表示目标方位角函数权值、障碍物间距函数权值、速度函数权值。以上评价函数 $G(v, \omega)$ 中,3 个评价分量需要进一步做归一化处理,使得筛选的最优轨迹应该同时满足趋于目标点、合理避开障碍物和保持较快的移动速度这 3 个条件。

3 基于 social_DWA 算法的路径规划

基于上述对传统动态窗口法和相关改进研究存在问题的分析,本文提出基于社会约束的自适应动态窗口法:在传统动态窗口法评价函数的基础上,先后引入动态行人方位角评价函数 $\text{hum_angle}(v, \omega)$, 基于分类决策的距离评价函数 $\text{Dist}(v, \omega)$ 和动态自适应速度权值 γ_a , 得到

$$G'(v, \omega) = \eta(\lambda \text{heading}(v, \omega) + \beta \text{Dist}(v, \omega) + \gamma_a \text{vel}(v, \omega) + \mu \text{hum_angle}(v, \omega)) \quad (12)$$

式中: γ_a 为动态自适应速度权值; μ 为行人方位角评价函数权值。

3.1 动态行人方位角约束

在模拟周期内,机器人除了趋近于目标位置之外,对于环境中的动态移动的行人需要及时避让,以尊重行人活动空间以及人与人之间的社会交互行为。因此,本文算法引入动态行人方位角评价函数 $\text{hum_angle}(v, \omega)$, 在模拟周期内,获得机器人生成的运动轨迹末端方向角与一定距离范围内动态行人移动轨迹方位角的偏差角 θ , 如图 3 所示,偏差角 θ 角度越大,则 $\text{hum_angle}(v, \omega)$ 评价函数的值越大,表示机器人移动方向与行人偏离程度越大,行人安全性、舒适性越好。

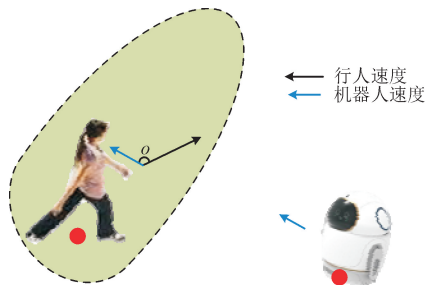


图 3 动态行人方位角约束示意图

Fig. 3 Schematic diagram of dynamic pedestrian azimuth constraint

3.2 基于分类决策的距离评价函数

传统动态窗口法在局部避障时,将局部环境中出现的行人、人群都视作普通障碍物处理,导致机器人在人类活动区域附近绕行时距离过近,影响行人、人群正常的交互活动。为此,本文中提出基于分类决策的距离函数 $\text{Dist}(v, \omega)$, 表示模拟运动轨迹与附近一定范围内的一般障碍物、单个行人可扩展区域、人群社交区域之间的最小距离, $\text{Dist}(v, \omega)$ 越大,活动区域越安全、机器人移动行为对人类越友好。同时, $\text{Dist}(v, \omega)$ 不可过大,避免目标函数中距离要素过大。参照一般障碍物膨胀距离、行人舒适性社交规则,设定阈值半径 $R \in [1.0, 1.2]$ m, $\text{Dist}(v, \omega)$ 的取值过程为

$$\text{Dist}(v, \omega) = \begin{cases} \text{dist1}(v, \omega), & \text{一般障碍物区域} \\ \text{dist2}(v, \omega), & \text{单个行人可扩展区域} \\ \text{dist3}(v, \omega), & \text{人群社交区域} \end{cases} \quad (13)$$

情形 1: $\text{dist1}(v, \omega)$ 表示机器人在模拟周期内采样轨迹接近一般障碍物时的最小距离,阈值设为 R , 即 $\text{dist1}(v, \omega) \leq R$ 。

情形 2: $\text{dist2}(v, \omega)$ 表示机器人在接近单个行人可扩展社交区域时的最小距离,阈值设为 $3R$, 即 $\text{dist2}(v, \omega) \leq 3R$ 。

情形 3: $\text{dist3}(v, \omega)$ 表示机器人接近人群社交交互区域时的最小距离,阈值设置为 $3.5R$, 即 $\text{dist3}(v, \omega) \leq 3.5R$ 。

最小距离评价函数最终取三者的最大值,即

$$\text{Dist}(v, \omega) = \max\{\text{dist1}(v, \omega), \text{dist2}(v, \omega), \text{dist3}(v, \omega)\} \quad (14)$$

以上基于分类决策的距离评价函数 $\text{Dist}(v, \omega)$, 在模拟周期内,所筛选的机器人运动轨迹能针对一般

障碍物、单个行人、多个体人群等不同类型的对象,分别采取不同的距离评价函数以及不同的距离阈值。在接近一般障碍物时的最小距离 $\text{dist1}(v, \omega)$,在满足安全避障的前提下,减少不必要的路径消耗;在接近单个行人时,距离评价要素 $\text{dist2}(v, \omega)$,以及接近多个体群组时,距离评价要素 $\text{dist3}(v, \omega)$,能有效规避行人活动、群组交互潜在的区域,同时避免行人区域的过多绕行。

分类决策的改进策略能有效提高社会环境中人类的安全性、舒适性,提高局部导航的灵活性;同时,有效缩短局部规划路径长度,避免机器人驶入复杂动态环境中因距离权重过大而导致的停滞,或者过多绕行驶入自由区,偏离目标点。

3.3 速度权重值自适应调整策略

本文在传统动态窗口法的基础上,先后引入动态行人方位角评价函数、基于分类决策的距离评价函数。除此之外,速度评价函数作为同样至关重要的评价分量,若继续沿用传统固定权值,会导致速度函数在整个评价体系中失衡^[26]。同时,固定的速度权值对复杂、动态行人环境的适应性不足:当机器人通过密集行人区域时,速度不能及时调整,则延长路径绕行以确保安全性;当机器人通过行人较少且相对旷阔区域时,速度又不能及时恢复,极大影响了路径规划效率。为此,本文中采用自适应速度权值调整策略,根据机器人一定检测范围内行人的疏密程度,更加灵活地动态调整速度权重值,以适应复杂的行人环境。

(1)行人区域疏密程度划分。机器人在导航时自身携带激光雷达传感器。设定检测角度为 360° ,以机器人中心为圆点,依据行人亲近型社交距离(个人空间 $d=1.20\text{ m}$)以及机器人自身尺寸,设定机器人检测区域半径范围为 $0.5d\sim 5d$,以此得到圆环形检测区域。假设 t 时刻在圆环形检测区域内,有 $i_1, i_2, i_3, \dots, i_m, \dots, i_n$ 共 n 个行人,如图4所示,依次将行人所在位置点与中心点 o 连接,设机器人与行人间的距离为 $l_{oi_1}, l_{oi_2}, l_{oi_3}, \dots, l_{oi_m}, \dots, l_{oi_n}$,检测区域内相邻两个行人间的夹角为 $\angle i_{m-1}oi_m$,由式(15)计算任意相邻两行人间的距离 $l_{i_{m-1}i_m}$,并由此划分不同疏密程度的行人区域

$$l_{i_{m-1}i_m} = \sqrt{l_{i_m}^2 + l_{i_{m-1}}^2 - l_{i_m} l_{i_{m-1}} \cos(\angle i_{m-1}oi_m)} \quad (15)$$

式中: $0.45\text{ m} \leq l_{i_{m-1}i_m} \leq 1.20\text{ m}$ 为行人稠密且不可通过区域; $1.20\text{ m} < l_{i_{m-1}i_m} \leq 3.60\text{ m}$ 为行人密集区域; $l_{i_{m-1}i_m} > 3.60\text{ m}$ 为行人离散区域。

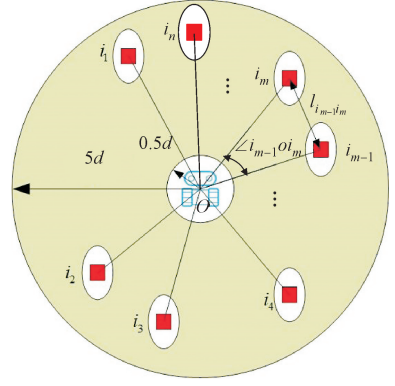


图4 机器人检测行人区域示意图

Fig. 4 Schematic diagram of robot detecting pedestrian areas

(2)自适应权重值 γ_a 的设计。当机器人处于行人密集区域内通行时,鉴于安全性和行人舒适性,将检测区域内机器人与行人间的最短距离设为 $l_{\min}$ 。根据机器人的最大移动速度和最大线加速度,设定制动距离临界值 l_b ,其中,制动性能越好,所需要的制动距离临界值越小,计算公式为

$$l_b = k \frac{\dot{v}_{\max}^2}{2v_a} \quad (16)$$

式中: $k=1$ 为距离制动系数; $\dot{v}_{\max}$ 为采样周期内机器人的最大速度。

当机器人在行人密集活动区域移动时,设置动态的速度权重值 γ_a 。依据机器人与检测范围内行人最小距离 $l_{\min}$ 与制动距离临界值 l_b 间关系,实时调整权重值,以此动态调整机器人通过行人区域的速度,具体过程为

$$\gamma_a = \begin{cases} \gamma_m + (\gamma_M - \gamma_m)(l_m/l_b)\rho, & l_{\min} \leq l_b \\ \gamma_M, & l_{\min} > l_b \end{cases} \quad (17)$$

式中: γ_m 为机器人以最安全速度通过行人最密集区域时权重值; γ_M 为机器人以最快速度通过行人区域时的权重值; ρ 为调节指数,其取值范围为 $[1, 2]$ 。

3.4 social_DWA 算法流程

步骤1 输入机器人初始状态 $X\{[x_0, y_0], \Delta_{yaw}, v, \omega\}$;输入机器人运动模型Kinematic $[v_{\max}, \omega_{\max}, v_a, \omega_a, d_v, d_w]$ 参数,其中 d_v, d_w 分别为线速度分辨率和角速度分辨率;输入目标位置Goal $[x_g, y_g]$;输入4个评价函数分量heading、Dist、vel、hum_angle的初始值。

步骤2 根据机器人传感器(激光雷达、相机)信息获取实时更新的障碍物、行人位置信息,由式(15)计算行人区域中相邻个体间位置间距,并判断机器人是否进入密集行人区域。

步骤 3 在划定的半径的圆环形检测区域内,计算最短行人间距 $l_{\min}$,计算制动距离临界值 l_b ,由式(17)计算动态速度权重值 γ_a 。

步骤 4 根据当前运动状态 X 和机器人运动模型 Kinematic(运动、安全避障、动力约束条件)计算搜索速度空间允许的速度范围 $(v,\omega)_t$ 。

步骤 5 根据当前运动状态 X 和采样速度空间 $(v,\omega)_t$,计算出 $t\sim(t+1)$ 时段的运动轨迹。

步骤 6 根据下一时间周期内预测的运动轨迹,分别计算更新评价函数 $\text{heading}(v,\omega)$ 、 $\text{Dist}(v,\omega)$ 、 $\text{vel}(v,\omega)$ 、 $\text{hum_angle}(v,\omega)$,并对 4 个评价分量进行归一化处理。

步骤 7 根据综合的评价函数 $G'(v,\omega)$ 计算出评价价值最优的速度组合 $(v,\omega)_{t+1}$,令其作为 $(t+1)$ 时刻机器人的移动速度。

步骤 8 执行当前评选出的最优速度组合,判别是否抵达目标位置,如果已抵达则结束循环;反之则返回执行步骤 2,继续循环。

4 仿真实验结果与分析

4.1 仿真实验环境

为验证本文所提 social_DWA 算法在局部动态环境中的路径寻优能力、行人避让能力(安全性)、对社会交互空间的尊重程度(舒适性),设定局部模拟环境由普通障碍物、静态行人、动态行人、多人群组(采用第 1 节中所述行人建模方法表示活动区域)组成。仿真实验设定了 2 种模拟场景,具体情况如下。

场景 1:静态、动态行人并存,障碍物密集随机分布的复杂环境。

场景 2:模拟多种社会交互行为并存的大型室内环境。

为了评价本文所提 social_DWA 算法的有效性,仿真实验中基于以上 2 种场景参照对比传统 DWA 算法和 FIDWA 算法^[27]进行局部路径规划验证,评价指标如下。

- (1)运动时间:机器人在不同的模拟场景中执行局部路径规划所需的总时长,时间越短表示寻优效率越高。
- (2)迭代次数:算法在整个路径规划过程中总共需要执行的主循环次数,算法迭代次数同样反映算法的执行效率。
- (3)路径长度:从局部环境中的起点(当前位置)到目标位置的总距离,路径长度越短表示寻优性能越好。

(4)安全距离:机器人在路径执行过程中距离行人中心位置、群组交互中心的最短距离。遵循行人舒适性社交规则:个人空间(0.45~1.20] m、社交空间(1.20~3.60) m。安全距离越大,表示机器人避让能力、社会交互区域的安全性越好。

仿真实验中采用的机器人主要参数及评价参权重值如表 1 所示。

表 1 仿真实验中的算法参数设置

Table 1 Algorithm parameter settings in simulation experiments			
参数	DWA 算法	FIDWA 算法	social_DWA 算法
最大线速度 $v_{\max}/(\text{m}\cdot\text{s}^{-1})$	1	1	1
最大角速度 $\omega_{\max}/((^{\circ})\cdot\text{s}^{-1})$	50	50	50
最大线加速度 $a_{\text{b}}/(\text{m}\cdot\text{s}^{-2})$	0.4	0.4	0.4
最大角加速度 $\omega_{\text{a}}/((^{\circ})\cdot\text{s}^{-2})$	80	80	80
线速度分辨率 $d_v/(\text{m}\cdot\text{s}^{-1})$	0.02	0.02	0.02
角速度分辨率 $d_{\omega}/((^{\circ})\cdot\text{s}^{-1})$	2	2	2
采样时间 dt/s	2	2	2
μ			0.2
λ	0.2	0.2	0.2
β	0.4	0.4	0.4
γ	0.2	0.2	0.2~2.0

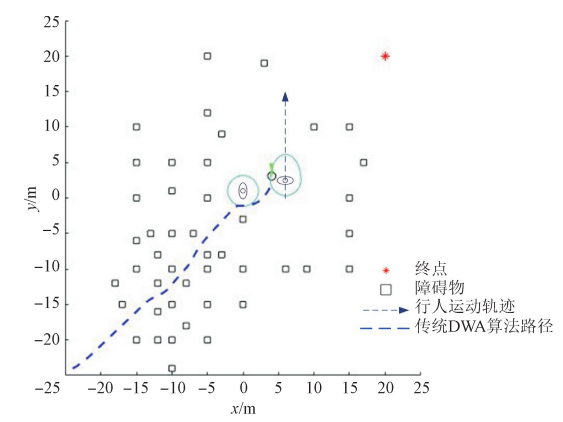
4.2 仿真实验结果分析

基于 2 种仿真实验场景得到的传统 DWA 算法、FIDWA 算法、social_DWA 算法路径规划图如图 5~图 6 所示,图中浅绿色表示算法的预测轨迹,绿色圆圈代表安全舒适区域。表 2 为所有场景下的实验结果。

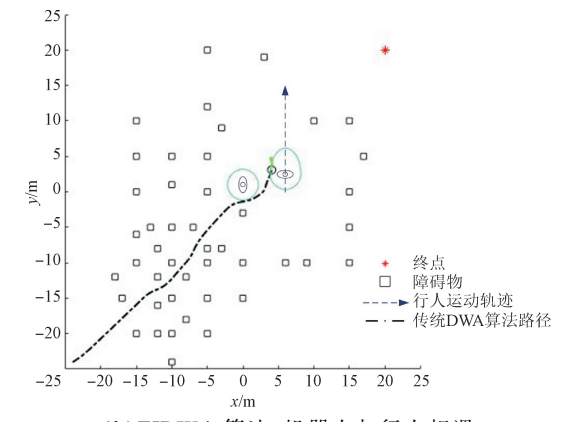
表 2 仿真实验结果

Table 2 Simulation experiment results				
场景	评价指标	DWA 算法	FIDWA 算法	social_DWA 算法
1	运动时间/s	52.68	51.58	51.15
	迭代次数	419	417	396
	路径长度/m	69.29	68.88	65.76
	安全距离/m	0.43	0.57	3.36
2	运动时间/s	165.26	141.82	138.96
	迭代次数	565	523	522
	路径长度/m	88.81	90.17	91.87
	安全距离/m	0.97	1.66	3.67

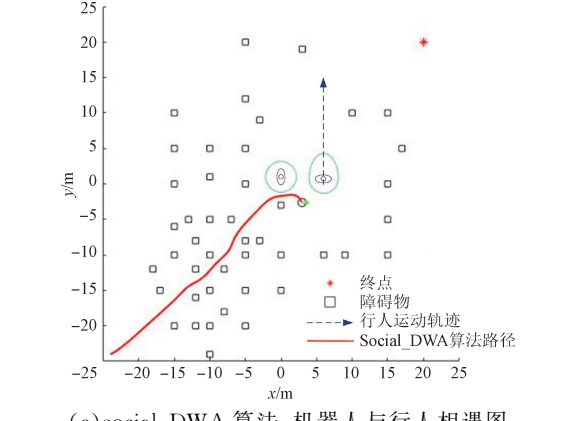
注:表中加粗数据为最优值。



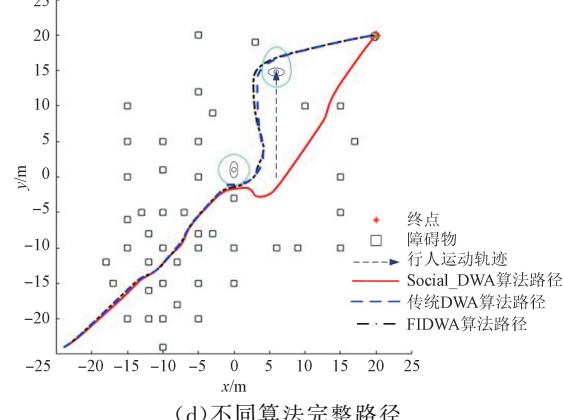
(a)传统 DWA 算法,机器人与行人相遇



(b)FIDWA 算法,机器人与行人相遇



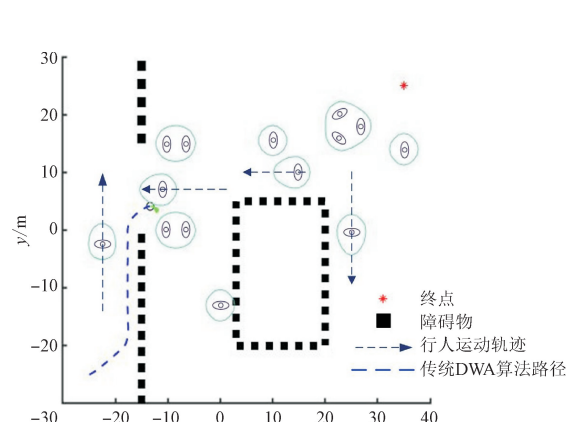
(c)social_DWA 算法,机器人与行人相遇图



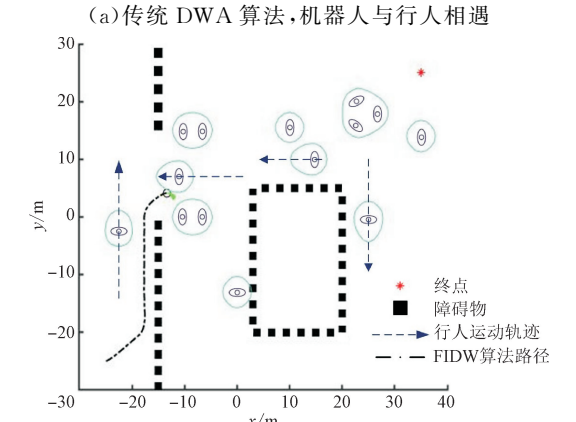
(d)不同算法完整路径

图 5 场景 1 下不同算法路径规划图

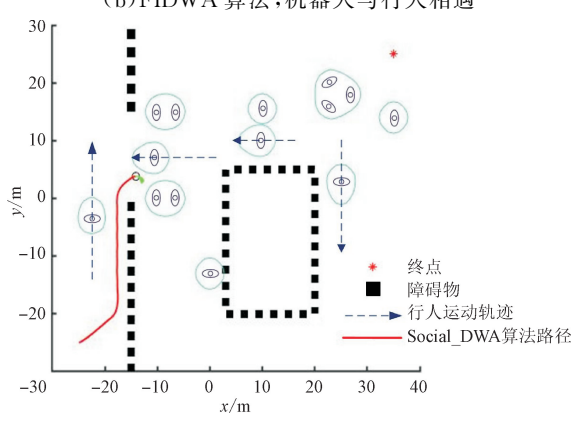
Fig. 5 Different algorithm path planning map in scenario 1



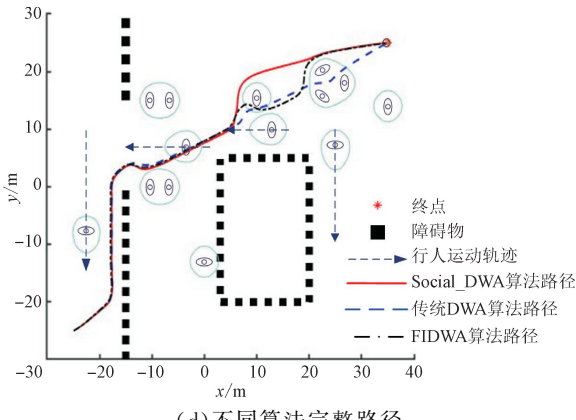
(a)传统 DWA 算法,机器人与行人相遇



(b)FIDWA 算法,机器人与行人相遇



(c)social_DWA 算法,机器人与行人相遇



(d)不同算法完整路径

图 6 场景 2 下不同算法路径规划图

Fig. 6 Different algorithm path planning map in scenario 2

(1)场景1:静态、动态行人,复杂障碍物环境。场景1中,将模拟社会场景设为双向移动的单行人以及静态个人,障碍物为密集且随机分布的复杂场景。由图5及表2可得:传统DWA算法和FIDWA算法在目标点的引导下,穿过密集障碍物后,绕过静态个人空间但对动态行人空间没有避让。相比之下,social_DWA算法由于引入动态行人方位角约束和分类决策距离评价函数,在绕过静态个人空间后,能有效避开潜在的动态行人移动区域,并预留安全空间(3.36 m)避让动态行人;social_DWA算法运动时间较DWA和FIDWA算法分别缩短1.53、0.43 s。由此可见,本文算法对于复杂障碍与行人并存环境有更强的适应能力。

(2)场景2:模拟多种社会交互行为并存的大型室内环境。在场景2中,模拟室内环境下,机器人先后经过走廊区域与单个动态行人并行,遇到门口静态交互的两人群组、单个动态行人、展板前零散的个人,而后是3人群组。由图6及表2可以清晰看出:传统DWA算法是机器人在目标点的引导下,径直驶入单个行人潜在移动区域后,又闯进群组交互区域,导致暂时陷入死锁状态;FIDWA算法是机器人在目标点的引导下,驶入了静态个人空间,导致速度损失较大;social_DWA算法由于引入了速度权值自适应调整策略,机器人行经不同密集度人类交互区域时灵活调节速度,运行时间、迭代次数减少,提高了路径寻优效率,同时机器人先后及时避开个人空间、群组社交空间且保持安全距离(3.67 m),虽然路径长度略有增加,但运动时间、迭代次数、安全距离等指标保持了一定优势;social_DWA算法运动时间较DWA和FIDWA算法分别缩短26.3、2.86 s。由此可见,本文算法对多种社会交互行为并存的复杂环境具有一定的适应能力。

5 结 论

(1)本文所提social_DWA算法通过引入动态行人方位角约束有效防止机器人与社会环境中动态行人的碰撞并预留安全空间避开潜在行人移动区域,提高了机器人安全避让能力;基于分类决策的距离评价函数,提高了机器人社会环境适应能力;通过引入自适应调整的速度权重值,提高了机器人遇到复杂社会环境(不同密集度交互区域)的速度调节能力,提高了路径执行效率。

(2)局部路径规划仿真实验表明,在复杂度不同的两组仿真实验场景下,social_DWA算法计算所得的路径有效、合理,能有效避开潜在的动态行人

移动区域。相比于传统DWA算法和FIDWA算法,本文social_DWA算法具有较强的路径寻优能力、环境适应能力和人机共融导航能力。

本文提出的social_DWA算法可以为室内移动服务机器人在大规模复杂工作环境中的导航和局部路径规划提供有效的解决方案,具有一定的应用价值。此外,social_DWA算法还可以与全局路径规划方法相结合,提高移动机器人的导航效率和稳定性。

参考文献:

- [1] 黄鹤,李潇磊,杨澜,等.引入改进蝠鲼觅食优化算法的水下无人航行器三维路径规划[J].西安交通大学学报,2022,56(7):9-18.
HUANG He, LI Xiaolei, YANG Lan, et al. Three dimensional path planning of unmanned underwater vehicle based on improved manta ray foraging optimization algorithm [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2022, 56(7): 9-18.
- [2] 刘志强,何丽,袁亮,等.采用改进灰狼算法的移动机器人路径规划[J].西安交通大学学报,2022,56(10):49-60.
LIU Zhiqiang, HE Li, YUAN Liang, et al. Path planning of mobile robot based on TGWO algorithm [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2022, 56(10): 49-60.
- [3] 王硕,段蓉凯,廖与禾.机器人路径规划中快速扩展随机树算法的改进研究[J].西安交通大学学报,2022,56(7):1-8.
WANG Shuo, DUAN Rongkai, LIAO Yuhe. Research on improvement of rapidly exploring random tree algorithm in robot path planning [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2022, 56(7): 1-8.
- [4] SADIQ A T, RAHEEM F A, ABBAS N A F. Ant colony algorithm improvement for robot arm path planning optimization based on D* strategy [J]. International Journal of Mechanical & Mechatronics Engineering, 2021, 21(1): 96-111.
- [5] 陈劲峰,黄卫华,章政,等.动态环境下基于改进人工势场法的路径规划算法[J].组合机床与自动化加工技术,2020(12):6-9.
CHEN Jinfeng, HUANG Weihua, ZHANG Zheng, et al. Path planning algorithm based on improved artificial potential field method in dynamic environment [J]. Modular Machine Tool & Automatic Manufacturing Technique, 2020(12): 6-9.
- [6] 王庆禄,吴冯国,郑成辰,等.基于优化人工势场法的无人机航迹规划[J].系统工程与电子技术,2023,45(5):1461-1468.
WANG Qinglu, WU Fengguo, ZHENG Chengchen, et al. UAV path planning based on optimized artificial

- potential field method [J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2023, 45(5): 1461-1468.
- [7] 韩尧, 李少华. 基于改进人工势场法的无人机航迹规划 [J]. *系统工程与电子技术*, 2021, 43(11): 3305-3311. HAN Yao, LI Shaohua. UAV path planning based on improved artificial potential field [J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2021, 43(11): 3305-3311.
- [8] LIU Weiheng, ZHENG Xin, DENG Zhihong. Dynamic collision avoidance for cooperative fixed-wing UAV swarm based on normalized artificial potential field optimization [J]. *Journal of Central South University*, 2021, 28(10): 3159-3172.
- [9] FOX D, BURGARD W, THRUN S. The dynamic window approach to collision avoidance [J]. *IEEE Robotics & Automation Magazine*, 1997, 4(1): 23-33.
- [10] LI Yue, ZHAO Jianyou, CHEN Zenghua, et al. A robot path planning method based on improved genetic algorithm and improved dynamic window approach [J]. *Sustainability*, 2023, 15(5): 4656.
- [11] SUN Yicheng, ZHAO Xianliang, YU Yazhou. Research on a random route-planning method based on the fusion of the A* algorithm and dynamic window method [J]. *Electronics*, 2022, 11(17): 2683.
- [12] 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.
- [13] SHI Kun, WU Zhengtian, JIANG Baoping, et al. Dynamic path planning of mobile robot based on improved simulated annealing algorithm [J]. *Journal of the Franklin Institute*, 2023, 360(6): 4378-4398.
- [14] AIT-SAADI A, MERAIHI Y, SOUKANE A, et al. A novel hybrid chaotic aquila optimization algorithm with simulated annealing for unmanned aerial vehicles path planning [J]. *Computers and Electrical Engineering*, 2022, 104(Part B): 108461.
- [15] GAO Pan, ZHOU Li, ZHAO Xu, et al. Research on ship collision avoidance path planning based on modified potential field ant colony algorithm [J]. *Ocean & Coastal Management*, 2023, 235: 106482.
- [16] ZHANG He, GE Yun, SUN Chao, et al. Picking path planning method of dual rollers type safflower picking robot based on improved ant colony algorithm [J]. *Processes*, 2022, 10(6): 1213.
- [17] SÁNCHEZ-IBÁÑEZ J R, PÉREZ-DEL-PULGAR C J, GARCÍA-CEREZO A. Path planning for autonomous mobile robots: a review [J]. *Sensors*, 2021, 21(23): 7898.
- [18] HALL E T. The hidden dimension: man's use of space in public and private [M]. New York, USA: Anchor Books Press, 1966.
- [19] CALDERITA L V, VEGA A, BUSTOS P, et al. A new human-aware robot navigation framework based on time-dependent social interaction spaces: an application to assistive robots in caregiving centers [J]. *Robotics and Autonomous Systems*, 2021, 145: 103873.
- [20] VEGA A, MANSO L J, MACHARET D G, et al. Socially aware robot navigation system in human-populated and interactive environments based on an adaptive spatial density function and space affordances [J]. *Pattern Recognition Letters*, 2019, 118: 72-84.
- [21] ZHANG Ying, ZHANG Cuihua, SHAO Xuyang. User preference-aware navigation for mobile robot in domestic via defined virtual area [J]. *Journal of Network and Computer Applications*, 2021, 173: 102885.
- [22] DAZA M, BARRIOS-ARANIBAR D, DIAZ-AMADO J, et al. An approach of social navigation based on proxemics for crowded environments of humans and robots [J]. *Micromachines*, 2021, 12(2): 193.
- [23] NGO H Q T, LE V N, THIEN V D N, et al. Develop the socially human-aware navigation system using dynamic window approach and optimize cost function for autonomous medical robot [J]. *Advances in Mechanical Engineering*, 2020, 12(12): 1687814020979430.
- [24] 赵青, 陈勇, 罗斌, 等. 一种融合行人预测信息的局部路径规划算法 [J]. *武汉大学学报(信息科学版)*, 2020, 45(5): 667-675. ZHAO Qing, CHEN Yong, LUO Bin, et al. A local path planning algorithm based on pedestrian prediction information [J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2020, 45(5): 667-675.
- [25] HOSSAIN T, HABIBULLAH H, ISLAM R, et al. Local path planning for autonomous mobile robots by integrating modified dynamic-window approach and improved follow the gap method [J]. *Journal of Field Robotics*, 2022, 39(4): 371-386.
- [26] 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.
- [27] ABUBAKR O A, JARADAT M A, ABDEL - HAFEZ M F. Intelligent optimization of adaptive dynamic window approach for mobile robot motion control using fuzzy logic [J]. *IEEE Access*, 2022, 10: 119368-119378.

(编辑 亢列梅)