

基于可拓路径的密集人群环境通行策略

高庆吉 王闻博 侯世昊 邢志伟
中国民航大学机器人研究所 天津 300300

摘要 在密集人群环境中安全、高效地通行,是机器人在机场航站楼等场景中应用需要解决的关键问题,其难点在于适应行人行为的不确定性和由此带来的可行路径的多变性。借鉴人群中通行和避让的社会力模型,提出路径可拓观点和密集人群环境通行策略。首先,构建可拓路径模型,分析行人与机器人的时空关系,提取带有路径通过概率和可信度的可拓路径;其次,提出了距离凸包可拓路径集的选取方法,采用广度优先搜索法建立可拓路径集并去除冗余路径;最后,根据最优路径评价函数和路权规则,制定多种环境下的机器人通行策略。仿真结果表明,在密集人群环境中,所研究的策略可达到较高的通行效率。

关键词: 密集人群;可拓路径;通过概率;可信度;通行策略

中图法分类号 TP242

Traffic Strategy in Dense Crowd Environments Based on Expandable Path

GAO Qing-ji, WANG Wen-bo, HOU Shi-hao and XING Zhi-wei

Institute of Robotics, Civil Aviation University of China, Tianjin 300300, China

Abstract Safe and efficient traffic in dense crowd environments is an important issue to be solved for robots in applications such as airport terminals, etc. The difficulty lies in adapting to the uncertainty of pedestrian behavior and the variability of feasible paths. Referring the social force model of passage and avoidance in crowds, this paper proposed the path expandable view and the traffic strategy in dense crowd environments. Firstly, this paper built the expandable path model, analyzed the space-time relationship between pedestrians and robots, and extracted the expandable path with the path passage probability and credibility. Secondly, the distance convex hull method to select the expandable path set was proposed. On this basis, Breadth First Search was used to establish expandable path set and remove redundant paths. Finally, this paper formulated the traffic strategy of robots in various environments according to the optimal path evaluation function and the right of way rule. Simulation results show that the method can achieve higher traffic efficiency in dense crowd environments.

Keywords Dense crowd, Expandable path, Passage probability, Credibility, Traffic strategy

1 引言

机器人在密集人群环境中安全、高效地通行,是研究者们当前关注的热点问题之一。密集人群环境除固定设施外,还存在大量有序或无序的行人,并且移动的个体之间会相互影响。机器人在该环境中通行时须评估前行路线碰撞发生的概率,据此选择最优路径,以保证行人和机器人的安全,提高通行效率。

现有的通行方法主要分为人工势场法^[1-2]、动态窗口法^[3-4]、基于机器学习^[5-6]的方法等。Ni等^[7]提出了基于威胁度评估的机器人神经动态避障策略,从机器人机动速度角度对当前障碍物的威胁度进行评估,选择合适的方向与速度进行避障,降低导航路径代价。但在复杂场景下,由于障碍物运动的不确定性,会出现陷阱问题。Chen等^[8]从时间和空间两个角度定义了碰撞危险度,并通过设定虚拟障碍物的方法来解决陷阱问题,减少了人工势场法中的无谓避碰,使路径短且平滑。但在面对多条狭窄区域时,该方法无法进行合理的选

择。Qi等^[9]提出了一种基于概率论的高斯运动避障轨迹规划方法,计算出轨迹避开障碍物和到达目标点的概率,选择评估成功概率值最大的路径作为最优轨迹,以提升机器人在穿越狭窄区域时的安全性。但对于狭窄路径中出现动态障碍物的避障,其没有提出有效的解决办法。Chen等^[10]提出了一种基于障碍物函数的避障算法,在无碰撞风险时,忽略障碍物函数,在碰撞风险较高时,启用函数对运动轨迹进行干预,以确保安全。但该方案中的碰撞风险依赖于障碍物运动的有效估计。Malone等^[11]采用随机可达集对人工势场法进行形式化验证,降低机器人在障碍没有警告下改变运动情况的碰撞概率,并在多障碍物下有着较强的鲁棒性;但其忽视了机器人可能对障碍物运动造成的影响。

视障碍物为无机体,以上方法在一定程度上可以实现机器人在局部动态环境下的通行。然而, Liebowitz^[12]指出,行人在接近移动物体时通常会感到不舒服,因为移动物体可能会做出挑衅的反应,这导致了排斥效应。Lang等^[13]认为面对未知环境状况,选择回避是行人的基本反应。Elliot^[14]总

基金项目:国家自然科学基金(U1533203);中央高校基本科研业务费项目中国民航大学专项(3122019043)

This work was supported by the National Natural Science Foundation of China (U1533203) and Fundamental Research Funds for the Central Universities of Ministry of Education of China (3122019043).

通信作者:高庆吉(qjgao@cauc.edu.cn)

结了引发趋近回避的主要因素,并提出了一种基于趋近回避动机的层次模型。Alexopoulos等^[15]通过实验验证了消极情感会自动触发回避倾向。Zhang等^[16]认为,人趋近积极影响、回避消极影响的速度更快,并将这种现象称为趋利避害的相容效应。Zheng等^[17]在此基础上进行了明确的定义,将回避行为表示为行为主体与其产生影响事件之间表征距离的增加。在人看来,向自己快速移动的物体,在发出警示或无善意表示时,是一个明显的危险信号,属于消极影响,其进行回避的概率更大。

行人在通行过程中,会受到多方因素影响。Helbing等^[18]提出了社会力模型,用行动目的、行人间离和障碍物避让来表示行人的移动特征。文献^[19-21]在此基础上对社会力进行了改进,并在实验下证明了遇到障碍物时行人的运动规律。

综上所述,将研究机器人在人群中如何拓展可行路径,即通过影响行人状态,产生新路径。通过分析机器人对行人的影响因素,构建可拓路径模型,估计可拓路径的通过概率和可信性;研究可拓路径集的选取方法,并通过最优路径评估函数以及路权规则进行通行决策,从而提高机器人在密集人群中的通行效率。

2 可拓路径模型

2.1 行人反应模型

参考社会力模型^[22],行人移动方向受心理力 F_{psy} 、物理力 F_{phy} 、驱动力 F_{dri} 影响。

心理力:在安全舒适的条件下,与其他物体保持的心理距离;

物理力:面临碰撞时,躲避障碍物的趋势;

驱动力:向目标点移动的期望。

如图1所示,3种力可描述为:

$$\begin{cases} F_{psy} = \alpha_{psy} \exp(\beta_{psy}(r_p - d_p)) \cdot n_{psy} \\ F_{phy} = -\alpha_{phy} d_r \cdot m_{phy} + \beta_{phy} v_r \cdot n_{phy} \\ F_{dri} = s_{dri}(v_{dri} - v_p) \cdot n_{dri} \end{cases} \quad (1)$$

其中, α_{psy} 和 β_{psy} 为心理力参数; r_p 为安全间距; d_p 为实际间距; n_{psy} 表示力方向,与物体方向相反。 α_{phy} 和 β_{phy} 为物理力参数; d_r 为与机器人间距; v_r 为机器人速度; m_{phy} 表示距离力方向,与机器人方向相反; n_{phy} 表示速度力方向,与速度方向垂直但与 m_{phy} 的夹角不大于 90° 。 s_{dri} 为目标点方向移动的人数; v_{dri} 为总体平均速度; v_p 为自身速度; n_{dri} 表示驱动力方向,与目标点方向相同。

移动方向为合力方向,即:

$$F = F_{psy} + F_{phy} + F_{dri} \quad (2)$$

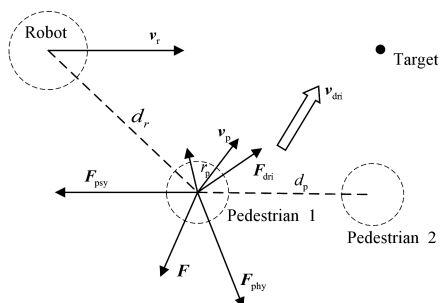


图1 行人反应模型示意图

由式(2)可知, F_{phy} 起主导作用时,行人会向远离碰撞方向运动,即产生避让行为。在人机混行环境中,机器人可通过主动式或被动式增大 F_{phy} 来改变行人运动状态引发避让。

主动式:通过交互进行提示。

被动式:通过移动方向、速度等诱发。

2.2 可拓路径的定义

机器人在人机混行环境中无法获得局部可行路径,会原地等待或重新规划绕行路径,这将增大路径、时间代价或进入陷阱。考虑机器人会影响行人运动状态,提出可拓路径模型。

生成可拓路径须符合以下几条规则:

- 1) 机器人具有感知能力,可区分行人;
- 2) 行人状态与机器人状态相关;
- 3) 机器人移动需要一定空间;
- 4) 机器人移动路径是拓扑结构。

定义1(可拓路径) 机器人影响行人状态,产生到达目标点的可行路径,路径因行人状态改变概率可达,叫做可拓路径。

如图2所示,由定义1可知,造成概率可达的原因为机器人通行中存在行人状态变化,把变化位置定义为可拓节点。行人状态与机器人状态和持续时间相关。

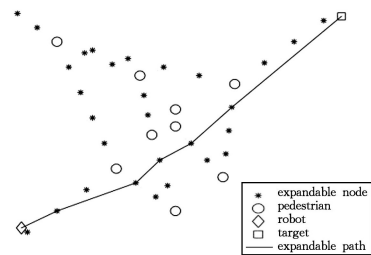


图2 可拓路径示意图

Fig. 2 Schematic diagram of expandable path

定义2(可拓节点) 机器人可拓路径上具有重要意义的通行节点,即:

$$G = \{g_i \langle \chi_i, \theta_i, \eta_i, \epsilon_i \rangle \mid i=1, \dots, N\} \quad (3)$$

其中, G 为可拓节点集合, $g_i \langle \chi_i, \theta_i, \eta_i, \epsilon_i \rangle$ 为具有节点通过概率和节点可信度的可拓节点, χ_i 为位置, θ_i 为通过概率, η_i 为可信度, ϵ_i 为通行时间, N 为点总数。

定义3(节点通过概率) 机器人通过节点的成功率。与行人属性 Ob 、机器人属性 Ro 、周围环境属性 En_i 相关,每个节点相互独立,即:

$$\theta_i = f_\theta(Ro, Ob, En_i), i=1, \dots, N \quad (4)$$

其中, $f_\theta(Ro, Ob, En_i)$ 为通过概率函数。

定义4(节点可信度) 机器人到达时,节点保持探知时状态的概率,与时间属性 t_i 相关,即:

$$\eta_i = f_\eta(t_i), i=1, \dots, N \quad (5)$$

其中, $f_\eta(t_i)$ 为可信度函数。

定义5(通行时间) 机器人通过节点所需时间,与 Ob 、 Ro 、 En_i 相关,即:

$$\epsilon_i = f_\epsilon(Ro, Ob, En_i), i=1, \dots, N \quad (6)$$

其中, $f_\epsilon(Ro, Ob, En_i)$ 为通行时间函数。

因此,可拓路径 l 是一系列可拓节点组成的有序点集,即:

$$l = \{s_1, \dots, s_k \mid s_1, \dots, s_k \in S\} \quad (7)$$

Fig. 1 Schematic diagram of pedestrian response model

如图3所示,机器人从起点到终点存在多条可拓路径,不同路径会经过不同可拓节点,从而形成可拓路径集。

定义6(可拓路径集) 所有可拓路径构成的拓扑结构集合,即:

$$L = \{l^1, \dots, l^i | i=1, \dots, N_L\} \quad (8)$$

$$l^i = \{D_j^i | j=1, \dots, M_L\} \quad (9)$$

其中, L 为可拓路径集, l^i 为第*i*条可拓路径, N_L 为可拓路径数量, D_j^i 可拓路径*i*上第*j*可拓节点, M_L 为节点数量。

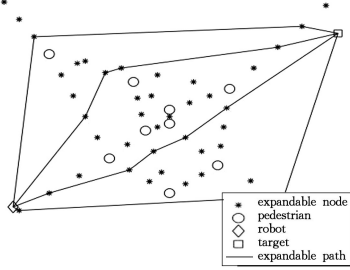


图3 可拓路径集示意图

Fig. 3 Schematic diagram of expandable path set

$D_j^i \langle \chi_j^i, p_j^i, \eta_j^i, t_j^i, \phi_j^i, s_j^i \rangle$,同时具有位置信息 χ_j^i 、路径通过概率 p_j^i 和路径可信度 η_j^i 、到达时间 t_j^i 、有效节点数 ϕ_j^i 和轨迹距离 s_j^i 。

由定义3可知, p_j^i 可表示为路径*i*所有经过可拓节点 θ_k^i 的乘积,即:

$$p_j^i = \prod_{k=1}^j \theta_k^i, k=1, \dots, j \quad (10)$$

η_j^i 为到达时间 t_j^i 的可信度; t_j^i 为通过节点所需时间 ϵ_k^i 与路程所需时间 t_s 之和,即:

$$\eta_j^i = f_\eta(t_j^i) \quad (11)$$

$$t_j^i = t_s + \sum_{k=1}^j \epsilon_k^i, k=1, \dots, j \quad (12)$$

ϕ_j^i 为节点通过概率属于(0,1)的节点和,即:

$$\phi_j^i = \sum_{k=1}^j \begin{cases} 1, & \theta_k^i \in (0,1) \\ 0, & \theta_k^i \notin (0,1) \end{cases}, k=1, \dots, j \quad (13)$$

s_j^i 为到达 D_j^i 距离之和,即:

$$s_j^i = \sum_{k=2}^j d_{(k-1)k}, k=1, \dots, j \quad (14)$$

其中, $d_{(k-1)k}$ 为两点间距。

2.3 机器人运动分析

在实际场景中,机器人附近无行人时,机器人按规定速度运动;靠近行人时,由于无法确保避让行为发生,因此机器人须减速慢行以应对特殊情况。

假设可拓节点附近存在行人,机器人在节点附近时会产生以下情形:

- 1)行人避让远离可拓节点,使机器人正常通行;
- 2)行人不避让,导致节点无法通行。

对于情形1),机器人在节点附近速度放慢,通行过程忽略行人位置变化,通行时间为定值;对于情形2),节点无法通行,行人状态不变,机器人重新进行决策。

为应对两种情形,规定行人避让概率 pm 。

2.4 基于行人位置关系的可拓节点表示方法

为获取机器人通行的可拓路径,基于可拓节点附近机器人运动分析,提出了一种基于行人位置关系的可拓节点表示方法。

视机器人为半径是 r 的圆柱体, E_n 忽略不计,通行时间设为定值 ϵ 。

可拓节点位置、节点通过概率与行人之间距离和行人避让概率相关,设:

$$OB = \{ob_i \langle ps_i, pm_i \rangle | i=1, \dots, N_o\} \quad (15)$$

$$pm = f_{pm}(a_1, \dots, a_j), j=1, \dots, M_o \quad (16)$$

其中, OB 为行人集合, $ob_i \langle ps_i, pm_i \rangle$ 为行人, ps 为行人位置, N_o 为行人总数。 $f_{pm}(a_1, \dots, a_j)$ 为避让概率函数, a_j 为行人属性,如质量、体积、性别、年龄等。 M_o 为行人属性总数。

设 $\Delta_{pm} = pm_m, \dots, pm_n, \Delta_{ps} = ps_m, \dots, ps_n$,则对于 D_k^p :

$$\chi_k^p = f_\chi(\Delta_{ps}) \quad (17)$$

$$\theta_k^p = f_\theta(r, p(\Delta_{pm}), d(\Delta_{ps})) \quad (18)$$

$$\epsilon_k^p = \epsilon \quad (19)$$

其中, $f_\chi(\Delta_{ps})$ 为行人位置函数, $p(\Delta_{pm})$ 为概率函数, $d(\Delta_{ps})$ 为行人间距函数。假设仅考虑两个行人,则:

$$\chi_k^p = mid(ps_m, ps_n) \quad (20)$$

$$\theta_k^p = \begin{cases} 1, & d_{mn} \geq ar \\ (1 - \overline{pm_m} \times \overline{pm_n}) \exp(1 - \frac{ar}{d_{mn}}), & d_{mn} < ar \end{cases} \quad (21)$$

其中, $mid(ps_m, ps_n)$ 为中间位置, α 为通过概率参数。

2.5 距离凸包可拓路径集的构建方法

在密集人群环境中,将行人视为点分布。若采用多行人表示可拓节点,获得可拓路径的计算复杂度较高。为减少可拓节点和可拓路径数量,提出了距离凸包可拓路径集构建方法。通过生成行人的凸包连接图获取可拓节点,使可拓路径集简单高效。

如图4所示,凸包生成步骤为:

步骤1 标记行人,并在探测边界四角生成凸包A;

步骤2 判断标记点是否小于1或形成一条线段,是则

转至步骤5,否则转步骤3;

步骤3 以标记点为边界生成凸包B,剔除在B边上的标记点;

步骤4 A边上每点连接不过B内部的最近点,记B为A,返回步骤2;

步骤5 A边上每点连接最近标记点;

步骤6 输出所有连线。

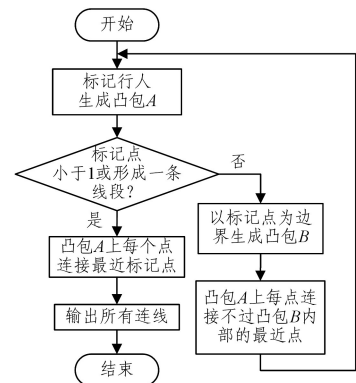


图4 距离凸包流程图

Fig. 4 Flowchart of distance convex hull

生成的距离凸包如图5所示。

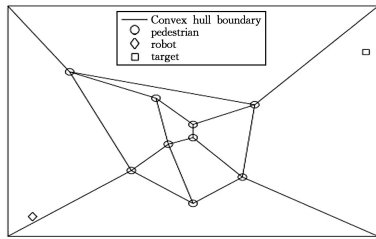


图5 距离凸包示意图

Fig. 5 Schematic diagram of distance convex hull

如图6所示,规定机器人和目标点均在多边形内,在多边形每条边上等间距设立可拓节点。

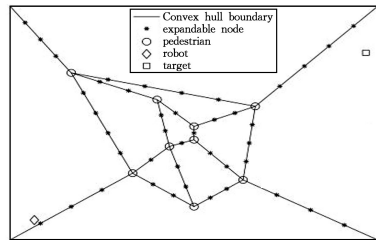


图6 可拓节点示意图

Fig. 6 Schematic diagram of expandable node

以机器人位置为当前节点,在指向目标点正方向上,通过广度优先搜索当前节点同多边形非同边上的节点作为下一节点。根据 s_j^i 、机器人速度 v ,计算 t_j^i 和 η_j^i ,即:

$$t_j^i = s_j^i / v + j \times \epsilon \quad (22)$$

$$\eta_j^i = \exp(-\delta t_j^i) \quad (23)$$

其中, δ 为可信性参数。

对于存在多条路径的节点,定义并去除冗余路径。

定义7(冗余路径 l_g) 到达某节点的路径中,轨迹长度、路径通过概率、有效节点数量均不优于已存在的路径,即:

$$l^i \in l_g, \text{ if } l^i, l^j \in L, i \neq j, \chi_k^i = \chi_k^j, s_k^i \leq s_k^j \text{ and } \eta_k^i \leq \eta_k^j \text{ and } \phi_k^i \geq \phi_k^j \text{ or } \theta_k^i = 0 \quad (24)$$

遍历下一节点,并将其替换为当前节点进行搜索,直到到达目标点,形成基于距离凸包的可拓路径集。

2.6 最优路径选取策略

在不同环境下,机器人的通行策略会发生变化。将通行时间、有效节点数、轨迹长度、路径通过概率、路径可信度归一化在 $[0, 1]$ 之间,设计最优路径评估函数:

$$V = \alpha_V (1 - T) + \beta_V (1 - Sn) + \varphi_V (1 - S) + \gamma_V P + \lambda_V H \quad (25)$$

其中, T 为时间评价量, Sn 为有效节点评价量, S 为轨迹长度评价量, P 为路径通过概率评价量, H 为可信度评价量。 α_V , β_V , φ_V , γ_V , λ_V 分别为各评估量的权重。

人机在某空间范围内进行交通活动的权利(路权)会对通行策略造成影响,为此将路权分为4个等级:

- 1) 紧急状况为最高路权;
- 2) 集体运动为次高路权;
- 3) 行人运动为一般路权;
- 4) 机器人运动为最低路权。

根据路权等级,制定如下规则:

- 1) 高级路权具有优先通行权;
- 2) 同级路权之间相互平等;
- 3) 多路权运动主体取最高级路权。

根据时间长短、有效节点需求、轨迹距离、通过概率大小和可信程度,设置 $\alpha_V, \beta_V, \varphi_V, \gamma_V, \lambda_V$,选取不高于自身路权的评估值最大路径为最优路径。

机器人在运动过程中,实时进行最优路径选取,遇到无法通过的可拓节点时,须将节点通过概率置零,并重新计算最优路径。

最优路径选取流程如图7所示。

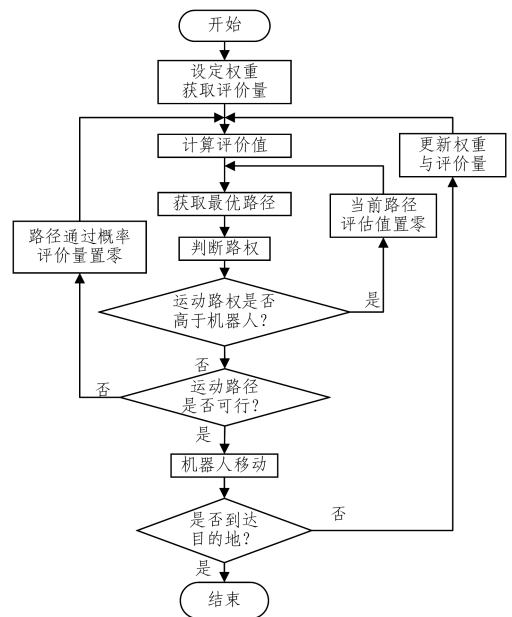


图7 最优路径选取流程图

Fig. 7 Flow chart of optimal path selection

3 实验验证

对密集人群环境的通行策略进行验证:设定机器人半径 r 为2m,速度 v 为2m/s,通过概率参数 α 为3,可信性参数 δ 为0.02,节点附近通行时间 ϵ 为3s,可将固定障碍物离散为避让概率 pm 为0的特殊点。

在MATLAB上进行仿真:设行人不移动,避让概率 pm 为0.8,分别选取4组不同权重的评估函数进行比较,从左到右分别生成可拓路径1-4。最优路径评价函数如表1所列,仿真结果如图8所示。

表1 最优路径评价函数表

Table 1 Optimal path evaluation function table

path	time/s	effective node	trajectory length/m	path passage probability / %	credibility / %	evaluation function weight $\alpha_V, \beta_V, \varphi_V, \gamma_V, \lambda_V$			
						1 1 1 1 1	50 1 100 5 1	50 1 100 1 10	1 10 100 30 1
1	18.69	0	37.37	100.00	68.82	26.54	24.60	24.54	25.23
2	19.10	1	32.20	74.74	68.25	24.76	25.25	25.24	25.20
3	19.00	1	32.00	37.84	68.39	23.68	25.16	25.27	24.24
4	19.81	1	33.62	89.39	67.29	22.99	24.97	24.93	25.31

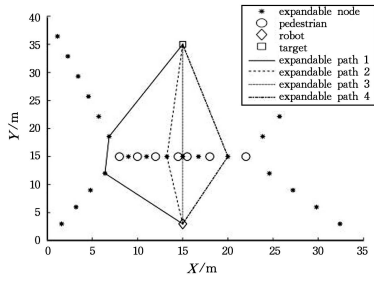


图 8 不同路径的仿真结果

Fig. 8 Results of different paths

由仿真结果可知,可根据机器人需求,通过设置不同的权重,选择轨迹较长而通过概率较大的路径或轨迹短而通过概率小的路径。

如图 9 所示,已知地图上有固定障碍物,行人不移动并形成队列,分别采用人工势场法、动态窗口法与本文方法进行对比。设行人避让概率 pm 为 0.5。机器人优先考虑距离较短路径。

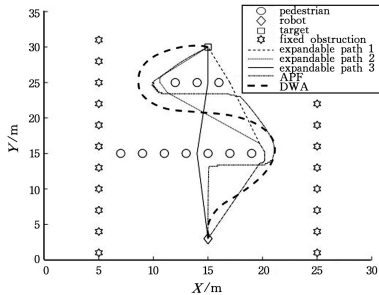


图 9 固定障碍物及队列仿真结果

Fig. 9 Results of fixed obstacles and queues

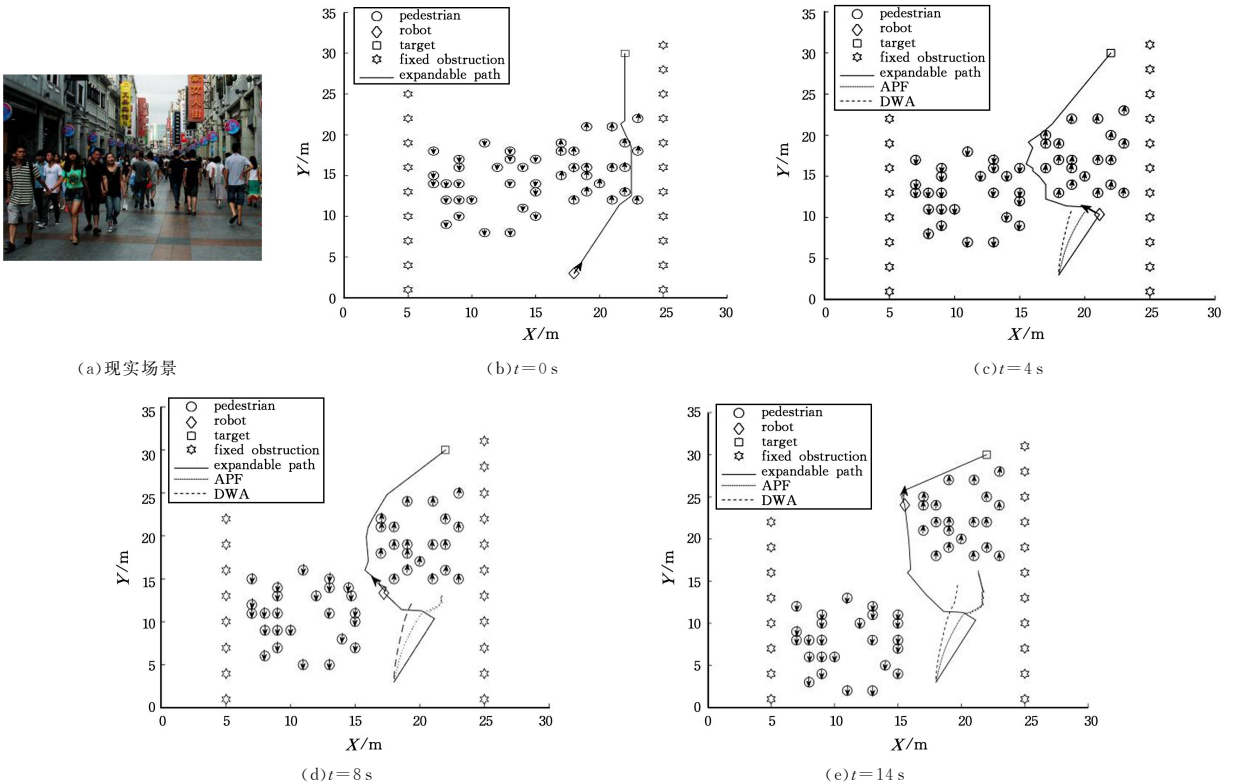


图 10 行人对向运动的仿真结果

Fig. 10 Results of pedestrians moving in the opposite direction

各方法的移动距离如表 2 所列。低路权时,本方法为可拓路径 2,与人工势场法、动态窗口法相同,选择绕行路径;高路权时,本方法为可拓路径 3,行人避让下可大量缩短路径距离;设机器人初始状态下属于最低路权,在移动中路权发生改变,在可拓路径 2 途中变为可拓路径 1,将缩短移动距离。

表 2 不同方法的路径距离的比较

Table 2 Comparison of path distances of different algorithms

path	path distances/m
Expandable path 1	29.02
Expandable path 2	33.94
Expandable path 3	27.09
APF	41.68
DWA	40.79

如图 10 所示,参考行人对向运动的现实场景,已知地图上行人按箭头方向进行 0.5 m/s 匀速移动,机器人属于最低路权,分别采用人工势场法、动态窗口法与本文方法对移动过程进行仿真,并截取 $t=0s, 4s, 8s, 14s$ 的仿真结果。 $t=0s$ 时,机器人前方无通路,本文方法计算出路径并开始移动,人工势场法与动态窗口法实时计算路径并移动; $t=4s$ 时,机器人不能穿越人群,本文方法改变路径,寻找最可能出现空隙的路径,而人工势场法与动态窗口法在人群后等待; $t=8s$ 时,本文方法在空隙处等待,而人工势场法与动态窗口法则继续在人群后方移动; $t=14s$ 时,人群已远离,本文方法已从旁边绕行。

如图 11 所示,参考行人排队的现实场景,机器人属于最高路权,行人出现不避让情况下,对移动过程进行仿真。 $t=0s$ 时,机器人选择可拓路径 1; $t=3s$ 时,尝试穿越失败,改为可拓路径 2; $t=7s$ 时,穿越成功; $t=13s$ 时,到达目标点。

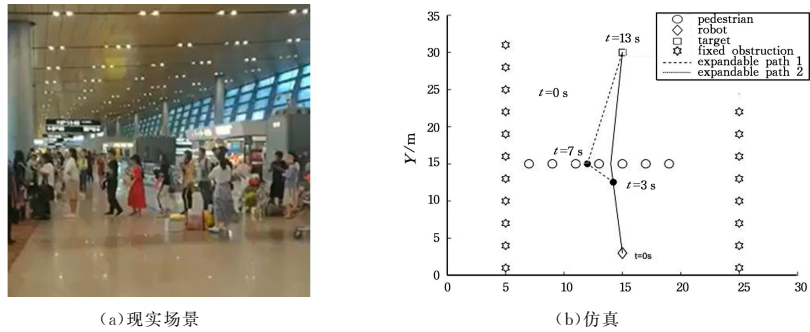


图 11 穿行队列的仿真结果

Fig. 11 Results of crossing the queue

如图 12 所示,参考行人多向运动的现实场景,已知地图上行人按箭头方向进行 0.5 m/s 匀速移动,机器人属于最低

路权。对移动过程进行仿真,并截取 $t=0\text{ s}$, 4 s , 8 s , 12 s 的仿真结果。

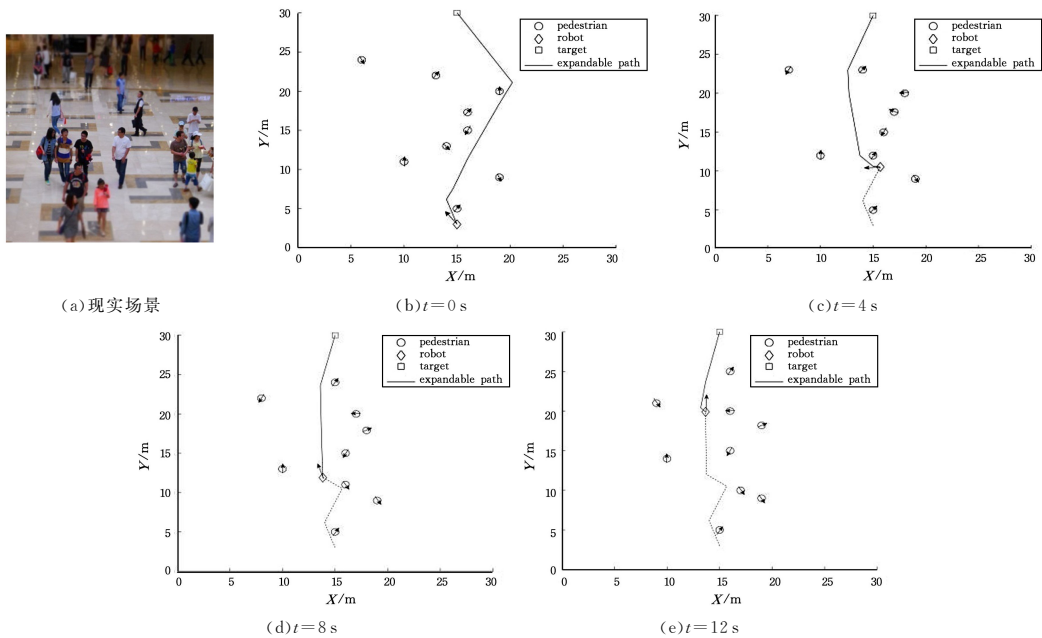


图 12 无规则移动行人环境的仿真结果

Fig. 12 Results of random moving pedestrian environment

在行人移动后,机器人实时改变通行路径以避让行人。

结束语 针对人机共存环境中机器人自主通行受阻问题,借鉴了人群中通行和避让的社会力模型,提出了密集人群中机器人具有路径可拓性的观点和拓展路径的方法,构建了距离凸包可拓路径集和最优路径评估函数,并依据路权规则建立了通行策略。仿真实验验证了所研究方法不仅能够寻找到已存在的可行路径,而且在拥堵不畅或需要绕行的环境中的可拓展出新的高效路径,对人机共存环境中机器人应用具有参考价值。

参考文献

- [1] GAO S, XU F Z, GUO H J. Research on mobile robots' path planning based on a spring model[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2016, 37(4): 796-803.
- [2] ROSTAMI S M H, SANGAIAH A K, WANG J, et al. Obstacle avoidance of mobile robots using modified artificial potential field algorithm[J/OL]. [2019-3-18]. <https://doi.org/10.1186/s13638-019-1396-2>.
- [3] SEDER M, PETROVIC I. Dynamic window based approach to mobile robot motion control in the presence of moving obstacles

[C]//IEEE International Conference on Robotics and Automation. Roma, Italy: IEEE Press, 2007: 1986-1992.

- [4] SARANRITTICHA P, NIPARNAN N, SUDSANG A. Robust local obstacle avoidance for mobile robot based on Dynamic Window approach[C]//Proceeding of 10th International Conference on Electrical Engineering/Electronics, Computer, Telecommunication and Information Technology (EC-TI-CON). 2013: 1-4.
- [5] ZHOU Y, CHEN B. Method for robot obstacle avoidance based on the improve dueling network[J]. Journal of Xidian University, 2019, 46(1): 46-50, 63.
- [6] ZHANG W, MA Y, ZHAO H D, et al. Obstacle avoidance path planning of intelligent mobile based on improved fireworks-ant colony hybrid algorithm[J]. Control and Decision, 2019, 34(2): 335-343.
- [7] NI T, WEI D R, ZHAO X L, et al. Neural Dynamic Collision-Avoidance Strategy for Robots Based on Evaluation of Threat Degree[J]. Robot, 2017, 39(6): 853-859.
- [8] CHEN T D, HUANG Y Y, ZHANG Y L. Non-trap dynamic path planning based on collision risk[J]. Systems Engineering and Electronics, 2019, 41(11): 2496-2506.

- Computation, 2006, 173: 501-512.
- [6] LIANG Y M, ZHANG L S, LI M M, et al. A filled function method for global optimization[J]. Journal of Computational and Applied Mathematics, 2007, 205: 16-31.
- [7] WANG C J, YANG Y J, LI J. A new filled function method for unconstrained global optimization[J]. Journal of Computational and Applied Mathematics, 2009, 225: 68-79.
- [8] HE S X, CHENG W L. A filled function algorithm for unconstrained global optimization problems[J]. Journal of Zhejiang University (Science Edition), 2011, 38(2): 144-149.
- [9] LIANG Y M, LI M M, CHI D X. A Filled Function Method with One Parameter for Global Optimization[J]. Operations Research Transactions, 2009, 13(4): 102-108.
- [10] CAI Z Z, YE Z Q. New Continuously Differentiable Filled Function with One Parameter[J]. Computer Science, 2016, 43(8): 204-206.
- [11] LI B, LU D J. A Parameter-free filled function method for global optimization[J]. Journal of Mathematics, 2014, 34(4): 773-778.
- [12] WANG P, LI B, WANG P. Parameter-free Filled Function Method for the Global Optimization Problems[J]. Journal of Qingdao University of Science and Technology(Natural Science Edition), 2008, 29(6): 553-556.
- [13] MAO J, YANG Y J. A Filled Function Method Without Parameter[J]. Communication on Applied Mathematics and Computation, 2010, 24(1): 35-44.
- [14] ROCKAFELLAR R T. Convex Analysis [M]. Prentice Hall, 1970.
- [15] LIN Y J, YANG Y J. Filled function method for nonlinear equations[J]. Journal of Computational and Applied Mathematics, 2010, 234(3): 695-702.
- [16] GAO L F, LIU X W. The Global Optimization Algorithm Based on Chaos Optimization and Filled Function[J]. Operations Research and Management Science, 2009, 18(2): 25-29.
- [17] GAO Y L, WU P P. A New Parameter-free Filled Function Algorithm for Nonlinear Integer Programming[J]. Journal of Computational Mathematics, 2017, 39(3): 321-327.
- [18] SHI L T, CHEN W. A Filled-filter Function Algorithm for Solving Unconstrained Integer Programming[J]. Communications on Applied Mathematics and Computation, 2018, 32(2): 331-342.



ZHANG Yu-qin, born in 1977, master, lecture. Her main research interests include optimization theory and algorithm.

(上接第 39 页)

- [9] QI R L, ZHOU W J, LIU J G, et al. Obstacle Avoidance Trajectory Planning for Gaussian Motion of Robot Based on Probability Theory[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2017, 53(5): 93-100.
- [10] CHEN Y, PENG H, GRIZZLE J. Obstacle Avoidance for Low-Speed Autonomous Vehicles With Barrier Function[J]. IEEE Transactions on Control Systems Technology, 2018, 26(1): 194-206.
- [11] MALONE N, CHIANG H T, LESSER K, et al. Hybrid Dynamic Moving Obstacle Avoidance Using a Stochastic Reachable Set-Based Potential Field[J]. IEEE Transactions on Robotics, 2017, 33(5): 1124-1138.
- [12] LIEBOWITZ B. Human Territories: How We Behave in Space-Time[J]. Family Process, 2004, 15(4): 447-451.
- [13] LANG P J, BRADLEY M M, CUTHBERT B N. Emotion, attention, and the startle reflex[J]. Psychological Review, 1990, 97(3): 377-395.
- [14] ELLIOT A J. The Hierarchical Model of Approach-Avoidance Motivation[J]. Motivation and Emotion, 2006, 30(2): 111-116.
- [15] ALEXOPOULOS T, RIC F. The evaluation-behavior link: Direct and beyond valence[J]. Journal of Experimental Social Psychology, 2007, 43(6): 1010-1016.
- [16] ZHANG X W, XUAN Y M, FU X L. The Effect of Emotional Valences on Approach and Avoidance Responses[J]. Advances in Psychological Science, 2012, 20(7): 1023-1030.
- [17] ZHENG J, LIU L, SHI J X, et al. The Definition, Theory and Research Paradigm of The Compatibility Effect[J]. Advances in Psychological Science, 2013, 21(9): 1686-1695.
- [18] HELBING D, MOLNAR P. Social Force Model for Pedestrian Dynamics[J]. Physical review. E, Statistical physics, plasmas, fluids, and related interdisciplinary topics, 1998, 51(5): 4282.
- [19] HELBING D, FARKAS I J, VICSEK T. Simulating Dynamical Features of Escape Panic[J]. Social Science Electronic Publishing, 2000, 407(6803): 487-490.
- [20] ZANLUNGO F, IKEDA T, KANDA T. Social force model with explicit collision prediction [J]. EPL (Europhysics Letters), 2011, 93(6): 68005.
- [21] YU H, WANG Y, ZHANG X, et al. Extended Social Force Model-Based Mean Shift for Pedestrian Tracking Under Obstacle Avoidance[J]. IET Computer Vision, 2017, 11(1): 1-9.
- [22] JOHANSSON F, PETERSON A, TAPANI A. Waiting pedestrians in the social force model[J]. Physica A: Statistical Mechanics and its Applications, 2015, 419: 95-107.



GAO Qing-ji, born in 1966, ph.D, professor. His main research interests include artificial intelligence and intelligent robot.