

DOI: 10.13382/j.jemi.B2205609

融合行人运动信息的室内移动机器人动态避障方法*

许松¹ 轩亮¹ 孙剑韬¹ 周怀东²

(1. 江汉大学智能制造学院 武汉 430056; 2. 北京航空航天大学机械工程及自动化学院 北京 100191)

摘要: 为了提高移动机器人在室内人机共融环境下的运动安全和交互性,提出了一种融合行人运动信息的室内移动机器人动态避障方法,同时考虑任务约束和社会规则。首先,利用YOLO v3算法和Deep Sort算法分别对室内环境中的行人进行实时检测与目标跟踪,计算行人在过去时刻的历史轨迹。然后,利用Social-GAN算法构建行人交互模型,实现轨迹预测。在此基础上,将行人的运动状态融合进机器人避障算法之中,根据社会规则设计评价函数,对机器人采样速度样本进行评估,使移动机器人能够以安全和舒适的方式绕过行人,确保室内人机共融环境下移动机器人的社会接受性。通过实验对比分析,与传统DWA方法相比,本文方法不仅可以提高机器人导航避障效率,在相同室内场景下导航避障时间由23.56 s提高到19.38 s,而且可以有效降低与行人发生碰撞的风险,保证机器人导航的安全和社交性。

关键词: 移动机器人; 行人轨迹预测; 动态避障

中图分类号: TP242; TN98 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.80

Dynamic obstacle avoidance method for indoor mobile robot integrating pedestrian motion information

Xu Song¹ Xuan Liang¹ Sun Jiantao¹ Zhou Huaidong²

(1. School of Smart Manufacturing, Jianghan University, Wuhan 430056, China;

2. School of Mechanical Engineering & Automation, Beihang University, Beijing 100191, China)

Abstract: In order to improve the motion safety and interactivity of mobile robots in an indoor human-robot integration environment, a dynamic obstacle avoidance method for indoor mobile robots integrating pedestrian motion information is proposed, considering both task constraints and social rules. First, the YOLO v3 algorithm and the Deep Sort algorithm are used to detect and track pedestrians in indoor environments in real time, respectively, and calculate the historical trajectories of pedestrians in the past. Then, the Social-GAN algorithm is used to build a pedestrian interaction model to achieve trajectory prediction. On this basis, the motion state of pedestrians is integrated into the robot obstacle avoidance algorithm, the evaluation function is designed according to social rules, and the sampling speed samples of the robot are evaluated, so that the robot can bypass pedestrians in a safe and comfortable way and ensure social acceptability of mobile robots in a human-robot integration environment. Through experimental comparison and analysis, compared with the traditional DWA method, the method in this paper not only improves the efficiency of robot navigation and obstacle avoidance, but also increases the navigation obstacle avoidance time from 23.56 s to 19.38 s in the same indoor scene, and can effectively reduce the collision with pedestrians risk, and ensure the safety and sociality of robot navigation.

Keywords: mobile robot; pedestrian trajectory prediction; dynamic obstacle avoidance

0 引言

在制造强国战略持续实施推进,《中国制造2025》行

动纲领不断践行的背景下,移动式服务机器人逐渐走进室内环境代替人类完成各种日常工作,例如家政服务、仓储物流和医疗护理等^[1-4]。尤其是在重大突发公共卫生事件中,比如近两年全球爆发的COVID-19疫情,部署此

类机器人可以在很大程度上帮助人类执行危险、高强度的任务。

自主避障是室内移动机器人进行智能作业的基础^[5-7]。传统机器人避障算法中,人工势场法^[8]将机器人当作位形空间中处于人工势场影响下的质点,通过障碍物产生的斥力场和目标产生的引力场的综合作用,控制机器人的运动方向和速度;动态窗口法(dynamic window approach, DWA)^[9]基于机器人动力学模型,通过速度和加速度的运动约束将机器人的速度样本限制在一定的窗口范围内,并根据评价函数筛选出最优运动轨迹;遗传算法^[10]模拟生物进化过程,通过选择、交叉和变异等遗传算子对机器人可行路径进行迭代求解。上述传统方法及其改进方法^[11-13]虽然可以实现静态环境下移动机器人的实时避障,但是由于其原理是基于反应式避障,只考虑了任务约束(例如使到达目标的距离最小化),将行人当成瞬时静态障碍物,不能区分人和环境中的其他物体,无法保证人类在身体和心理方面的安全^[14]。

随着机器人作业任务和应用场景的日益复杂,移动机器人导航避障技术面临一些新的挑战。在人口稠密的室内人机共融环境中,运动安全成为至关重要的问题^[15-16]。机器人不仅需要考虑任务约束,还需要考虑社会规则,例如与人类保持舒适的距离以及避免从人群中直接穿越等,以避免行人由于与机器人距离过近而引发的情绪惊扰。当接近行人和接近静态障碍物时,机器人应该表现出不同的避障方式。特别是在密集的人群环境中,机器人要面临和行人的攻防博弈问题。此外,当场景的动态复杂性增加时,由于环境不确定性的累积和出于安全性考虑,机器人倾向于保守的行为来最小化风险,从而可能无法找到可行的前进路径,最终机器人将在原地停止或在两个方向之间摆动,产生机器人冻结问题。为了在行人为中心的室内环境中安全高效地完成作业任务,机器人需要在人群中主动与行人交互,以符合人类行为习惯的方式导航至目标点。

针对当前机器人避障算法在室内人机共融环境下存在的问题,本文提出一种基于行人轨迹预测的机器人动态避障方法,同时考虑任务约束和社会规则,对室内环境中的行人进行感知与预测,将行人的运动信息融入机器人避障算法中,同时结合移动机器人的运动学模型,实现基于行人轨迹预测的机器人动态避障算法。使机器人在不干扰行人运动的情况下提前做出避障反应,以安全和舒适的方式绕过行人,确保室内环境中移动机器人导航行为的社会接受性。

1 系统概述

本文提出的室内移动机器人动态避障算法将行人轨

迹预测与 DWA 算法相结合,其过程分为行人检测与跟踪、轨迹预测和速度采样。首先,利用 YOLO v3 算法和 Deep Sort 算法分别对室内环境中的行人进行实时检测与目标跟踪,计算行人在过去时刻的历史轨迹。然后,利用 Social-GAN 算法构建行人交互模型,实现行人在未来时刻的轨迹预测。在此基础上,将行人的运动状态融入动态代价地图,根据社会规则设计评价函数,对机器人采样速度样本进行评估,让移动机器人能够以使人感到安全和舒适的方式绕过行人,确保室内人机共融环境下移动机器人的社会接受性。

图 1 显示了基于行人轨迹预测的机器人避障算法的示例,随着时间的增长,图 1(a)~(d)中演示了机器人遇到行人时避障行为的全过程。图中,点划线表示机器人的全局规划路径,虚线表示机器人的候选采样轨迹,实线表示机器人在当前时刻的最优轨迹,空心圆圈序列表示行人的预测轨迹。本文方法对行人未来的运动轨迹进行预测,使机器人提前做出避障反应,令整个避障行为更为平滑,使机器人以令人感到安全和舒适的方式进行导航。

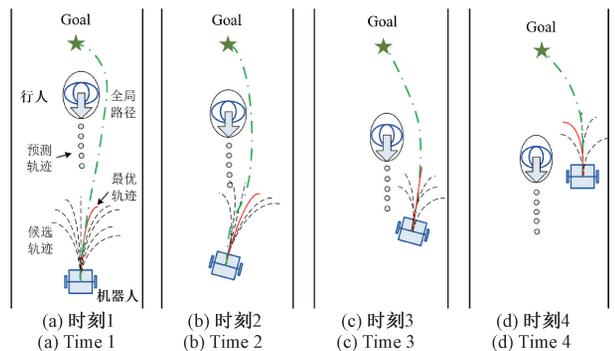


图 1 基于行人轨迹预测的机器人动态避障

Fig. 1 Dynamic obstacle avoidance of robots based on pedestrian trajectory prediction

2 行人轨迹预测

2.1 行人检测与跟踪

为了实现基于行人轨迹预测的机器人动态避障,首先对室内环境中的行人进行实时检测与跟踪。分别利用 YOLO v3 和 Deep Sort 算法对行人进行实时检测与跟踪。其中,YOLO v3 算法^[17]可以在保证目标检测实时性的同时保持较高的精确度。

Deep Sort^[18]是一种基于检测的在线目标跟踪算法。对于输入的图像序列,先对图像中包含的行人进行检测,然后对检测框内的图像进行特征提取,并计算前后两帧图像中行人之间的匹配度,进行数据关联。最后,为对应的行人分配 ID 号。在目标跟踪的数据关联过程中,利用

匈牙利匹配算法将历史运动轨迹和当前检测对象进行关联匹配,构建为该检测对象的运动轨迹。匈牙利匹配指标 $c(i,j)$ 通过目标对象与运动轨迹之间的马氏距离、图像块之间的余弦距离加权求和获得:

$$c(i,j) = \eta D(i,j) + (1 - \eta) d(i,j) \quad (1)$$

式中: $D(i,j)$ 为目标的运动状态的卡尔曼滤波预测结果与检测结果之间的马氏距离,表示运动匹配度; $d(i,j)$ 为每个检测框与轨迹中包含的检测框的特征向量之间的最小余弦距离,表示外观匹配度; η 为权重,用来控制运动匹配度 $D(i,j)$ 和外观匹配度 $d(i,j)$ 对匹配指标 $c(i,j)$ 的影响。

2.2 激光雷达和相机的数据融合

本文通过边界框的中心点表示行人在图像中的像素坐标。利用上节的目标检测模型 YOLO v3,可以获得图像中行人的类别标签 l_i , 标签概率 p_i , 检测边界框的像素坐标 (u_i, v_i) 和尺寸大小 (h_i, w_i) , 其中 i 表示图像中的第 i 个检测框。获得图像中行人的目标检测信息后,需要将其映射到基于激光的栅格地图。由于相机的视觉信息和激光雷达信息并不是一致的,需要将相机信息和激光雷达信息进行数据对齐。为此,本文采用文献[19]中的方法,对激光雷达和相机进行联合标定,完成激光雷达和相机的数据融合。

2.3 行人轨迹预测

在以人为中心的室内环境中,了解人类的运动行为对于移动机器人的安全导航来说至关重要。行人轨迹预测具有相当大的挑战性,因为行人的运动实际上是多模态行为,以过去一段时间的历史轨迹为基础,人们在未来时刻有许多社交合理的路径可以选择。

现有的行人轨迹预测方法已经取得了较大进展,但是主要存在如下问题:1) 基于行人运动学模型的轨迹预测方法把行人当成了一般运动物体进行轨迹跟踪和预测,而没有考虑行人与行人以及行人与障碍物之间的作用关系。在室内社交环境下,需要理解在拥挤的空间中行人之间复杂且微妙的互动。2) 进行轨迹预测时,为每个人周围的局部领域进行建模,因此难以高效的计算方式模拟场景中行人之间的交互行为。

针对以上问题,本文采用基于 Social-GAN 模型的行人轨迹预测方法。作为 Social LSTM 模型的改进, Social-GAN 模型^[20] 不仅将 GAN 模型应用在轨迹预测的序列生成任务上,而且将 Social LSTM 模型中的每步池化变为已知轨迹变化阶段仅一次池化,同时将池化范围由固定局部范围延伸到全局所有行人,使行人轨迹预测算法的速度得到大幅提升。

1) 行人轨迹预测问题描述

行人轨迹预测问题可以描述为,已知所有行人在历

史时间段的运动轨迹,需要预测其在未来时刻的轨迹。假设在给定的室内场景中,所有行人的历史轨迹为 $X = \{X_1, X_2, \dots, X_n\}$, 所有行人预测的未来轨迹为 $Y = \{\hat{Y}_1, \hat{Y}_2, \dots, \hat{Y}_n\}$ 。同时,第 i 个行人的历史轨迹定义为 $X_i = (x_i^t, y_i^t), t = 1, \dots, t_{obs}$, 第 i 个行人的 *ground-truth* 未来轨迹定位为 $Y_i = (x_i^t, y_i^t), t = t_{obs} + 1, \dots, t_{pred}$ 。行人轨迹预测的目标是基于训练的网络模型,通过行人的历史轨迹 X_i , 预测其未来轨迹 Y_i 。

2) 网络模型

Social-GAN 网络模型如图 2 所示,主要包含生成器 G 、池化模块 PM 和判别器 D 3 个模块。生成器 G 以编码-解码为基础,以历史轨迹 X_i 为输入,输出预测轨迹 Y_i 。判别器 D 的输入为包含历史轨迹 X_i 和预测轨迹 Y_i 的整个序列,输出为其为真实轨迹的概率。池化模块 PM 负责连接编码器和解码器的隐藏状态。

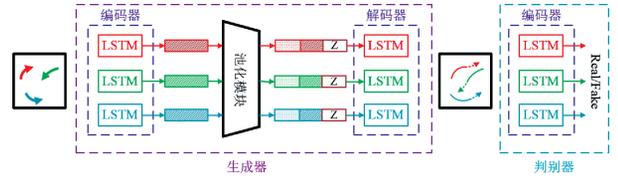


图 2 Social-GAN 模型

Fig. 2 The model of Social-GAN

要预测行人运动行为,不仅需要已知行人当前位置和历史状态,还需要了解环境中其他行人的运动状态。池化模块被用来模拟行人之间的交互,由最大池化和多层感知器构成,输入为隐藏状态 h_{ei}^t 和行人之间的相对位置 X 。行人之间的相对位置越近,相互影响越大,交互性越强。行人之间的相对位置与每个行人的隐藏状态相关联,经过 MLP 处理后输出向量矩阵,然后通过最大池化提取向量中的最大值 P_i 。

3) 损失函数

Social-GAN 网络模型的损失函数由 $L_{GAN}(G, D)$, $L_{I2}(G)$ 构成。 $L_{GAN}(G, D)$ 表示生成器与判别器之间对抗训练的损失, $L_{I2}(G)$ 表示真实轨迹与预测轨迹之间的最小差值,可以使生成器生成的预测轨迹更好的贴合真实轨迹。通过对损失进行反向传播,更新网络模型的权重参数:

$$L = L_{GAN}(G, D) + \lambda \cdot L_{I2}(G) \quad (2)$$

$$L_{GAN}(G, D) = \min_G \max_D (E_{x \sim p_{data}(x)} [\log D(T_i)] + E_{z \sim p(z)} [\log(1 - D(G(X_i, z)))]) \quad (3)$$

$$L_{I2}(G) = \min_k \| Y_i - G(X_i, z)^{(k)} \|_2 \quad (4)$$

式中: λ 表示权重, E 表示期望, k 表示生成器的采样次数。

3 机器人动态避障算法

3.1 运动学模型

在移动机器人局部避障过程中,首先对移动机器人做出如下假设:机器人只能进行旋转运动和前进运动。然后,建立机器人运动学模型。考虑机器人运动的两相邻时刻 t 和 $t+1$,此时间段内机器人的位移较短,将机器人在时刻 t 到 $t+1$ 内的轨迹近似为一小段圆弧,如图 3 所示。从时刻 t 到时刻 $t+1$ 的 Δt 时间内,机器人在世界坐标系中运动位移为 Δx 和 Δy 。当移动机器人在 Δt 时间内移动了一段圆弧位移时,设圆弧的半径为 $r = v/\omega$ (ω 不为 0),则在时刻 $t+1$ 的机器人坐标为:

$$x = x - \frac{v}{\omega} \sin(\theta_t) + \frac{v}{\omega} \sin(\theta_{t+1}) \quad (5)$$

$$y = y - \frac{v}{\omega} \cos(\theta_t) - \frac{v}{\omega} \cos(\theta_{t+1}) \quad (6)$$

$$\theta_{t+1} = \theta_t + \omega \Delta t \quad (7)$$

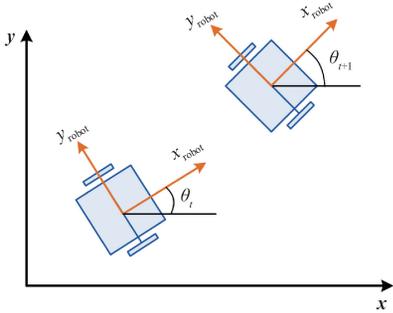


图 3 机器人运动模型

Fig. 3 Robot motion model

3.2 速度采样

在推导出机器人运动学模型后,根据机器人的运动速度就可以计算出运动轨迹。理论上,只需对所有可能的速度进行采样,就可以计算出机器人所有可能的运动轨迹。但是,在速度 (v, ω) 的二维空间中,存在无穷多组采样速度,这使得机器人局部避障算法的实时性难以保证。因此,为了提高计算效率,需要对采样速度样本进行筛选,利用机器人平台本体的限制和环境规则的限制对机器人采样速度样本做出一系列合理限制:

1) 采样速度限制,首先,移动机器人受自身最大速度最小速度的限制:

$$V_m = \{v \in [v_{\min}, v_{\max}], \omega \in [\omega_{\min}, \omega_{\max}]\} \quad (8)$$

其次,在运动过程中,机器人速度尽量保持平稳,避免突然的大幅度变速。机器人的运动学模型推导基于以下假设:在 Δt 时间内,机器人的运动轨迹近似于一段圆弧。然而,在基于轨迹预测的机器人避障算法中,机器人

的轨迹预测时间 T_p 要远大于 Δt 。为了保证机器人轨迹预测的精度,假设机器人的运动速度在预测时间 T_p 内保持平稳,避免机器人突然大幅度加速或减速,这样可以保证机器人的预测轨迹近似为弧线。该假设基于如下依据:(1)基于 Social-GAN 的行人轨迹预测算法的实时性较高,在每个控制周期内,都会对机器人的未来轨迹进行预测,因此基于该假设的预测轨迹不会与真实轨迹的偏差很大。(2)基于行人轨迹预测的机器人避障方法使机器人的避障过程更为平滑,在每个控制周期内,机器人的运动速度较为平稳。

2) 动力学限制,受电机的动力学所限,机器人存在最大加速度限制。因此机器人的采样速度需要符合动力学限制。对于机器人的当前速度 (v_c, ω_c) ,机器人的速度样本 V_d 应该满足:

$$V_d = \left\{ (v, \omega) \left| \begin{array}{l} v \in [v_c - \dot{v}_b \Delta t, v_c + \dot{v}_a \Delta t] \\ \omega \in [\omega_c - \dot{\omega}_b \Delta t, \omega_c + \dot{\omega}_a \Delta t] \end{array} \right. \right\} \quad (9)$$

式中: $\dot{\omega}_a$ 和 $\dot{\omega}_b$ 表示机器人平台的最大角加速度和最大角减速度, \dot{v}_a 和 \dot{v}_b 表示机器人平台的最大加速度和最大减速度。一般情况下, $\dot{v}_b = -\dot{v}_a$, $\dot{\omega}_b = -\dot{\omega}_a$ 。

3) 安全性限制,为了避免机器人与环境中的障碍物发生碰撞,利用机器人速度 (v, ω) 的对应轨迹距离最近障碍物的安全距离来剔除部分速度样本。对于机器人的最大减速度和最大角减速度 $(\dot{v}_b, \dot{\omega}_b)$,机器人的速度样本 V_a 应该满足:

$$V_a = \left\{ (v, \omega) \left| \begin{array}{l} v \leq \sqrt{2 \cdot \text{safe_dist}(v, \omega) \cdot \dot{v}_b} \\ \omega \leq \sqrt{2 \cdot \text{safe_dist}(v, \omega) \cdot \dot{\omega}_b} \end{array} \right. \right\} \quad (10)$$

式中: $\text{safe_dist}(v, \omega)$ 表示障碍物的预测轨迹与机器人平台的速度样本 (v, ω) 对应的运动轨迹之间的安全距离。在传统的基于动态窗口法的避障算法中,只考虑了机器人平台的速度样本 (v, ω) 对应的运动轨迹距离静态障碍物的安全距离。与之相比,本文避障算法同时考虑了机器人速度 (v, ω) 的对应轨迹与行人预测轨迹之间的距离,可以避免潜在的碰撞。

综上所述,移动机器人的速度样本应同时满足:

$$V = V_m \cap V_d \cap V_a \quad (11)$$

3.3 评价函数

机器人的每个速度样本 (v, ω) 都有着相对应的运动轨迹样本,其中是有若干组轨迹是可行的。这时需要对每个采样速度样本进行评估,选出最优的轨迹样本。本文将行人的状态信息融合进评价函数中,对机器人的速度样本进行评分:

$$G(v, \omega) = \sigma(\alpha \cdot \text{heading}(v, \omega) + \beta \cdot \text{safe_dist}(v, \omega) + \gamma \cdot \text{velocity}(v, \omega)) \quad (12)$$

式中: $heading(v, \omega)$ 表示机器人的速度样本 (v, ω) 对应的运动轨迹朝向与目标位置朝向之间的角度差距。

在原始动态窗口法中,只考虑了机器人在当前采样速度 (v, ω) 下的轨迹距离静态障碍物的安全距离。与之相比,本文方法同时考虑了机器人在当前采样速度 (v, ω) 下的轨迹与行人预测轨迹之间的安全距离,可以避免潜在的碰撞。根据行人的历史轨迹,预测行人在未来一段时间的轨迹。并且假设机器人在预测时间段内的速度保持平稳,因此可以根据机器人与行人的速度推算所有可能的碰撞。当机器人的采样轨迹上不会发生任何碰撞时,则将该项评价设为常数。

如图 4 所示,机器人朝目标位置前进,右前方遇到行人。如果按照原始的动态窗口法,图 4 中的轨迹样本 A 将会视为最优选择,因为该轨迹样本的朝向与目标位置朝向最相近。但是按照行人的移动速度来看,有可能与机器人相撞。虽然机器人可以在与行人相遇时做出反应式紧急避障,但是会对导航的安全性构成一定的威胁,并且会惊扰到行人。与之对比,在基于行人轨迹预测的机器人避障算法中,图 4 中的轨迹样本 B 将会被视为最优选择。轨迹样本 B 不仅可以提前做出避障反应,平滑的躲避行人,而且轨迹朝向与目标位置朝向也较为相近。 $velocity(v, \omega)$ 是当前轨迹对应的速度, $\sigma(\cdot)$ 是平滑处理,一般为归一化处理。

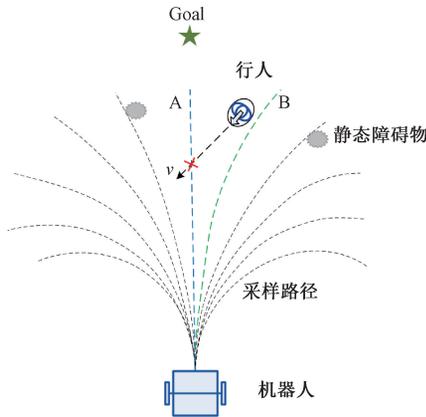


图 4 基于行人轨迹预测的机器人避障
Fig. 4 Robot obstacle avoidance based on pedestrian trajectory prediction

4 实验结果与分析

为了验证本文方法的性能,使用如图 5 所示的移动机器人平台进行实验测试。该移动机器人平台配备了激光雷达和相机。激光雷达使用日本北阳公司开发的 Hokuyo UTM-30LX,测量距离为 30 m,测量角度范围为 270° 。移动机器人的最大线速度设置为 0.5 m/s,最大角

速度为 0.5 rad/s。移动机器人避障实验的运行环境如表 1 所示。

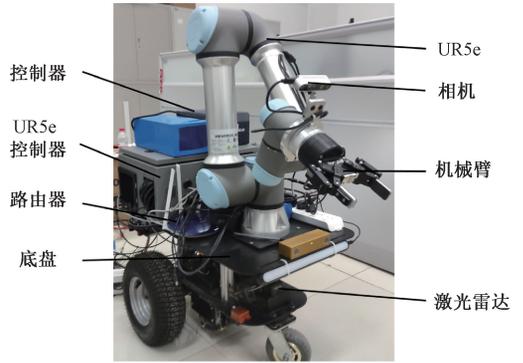


图 5 移动机器人平台
Fig. 5 Mobile robot platform

表 1 实验环境

Table 1 Experimental environment

| 硬件配置 | 软件系统 |
|------------------------|-----------------------------------|
| 操作系统: Win10, 显存: 16 G | Ubuntu 16.04 |
| 显卡: NVIDIA GTX1060 | Python 3.6 |
| CPU: i7-8750H@2.20 GHz | Tensorflow: 1.10.0, keras = 2.2.0 |

4.1 行人轨迹预测算法性能评价

在 Social GAN 模型的仿真实验中, LSTM 单元用作解码器和编码器,其中编码器的隐藏状态维数为 16,解码器的隐藏状态维数为 32。使用 Adam 优化器以 0.001 的初始学习率迭代训练生成器和判别器, batch size 和 epochs 分别设置为 64 和 200。

为了对基于 Social-GAN 的行人轨迹预测算法的性能进行评估,评价指标采用最终位移误差 (final displacement error, FDE) 和平均位移误差 (average displacement error, ADE)。其中, FDE 表示预测轨迹的最终位置与真值位置之间的平均欧氏距离差值, ADE 表示预测轨迹的每个预测位置与每个真值位置之间的平均欧氏距离差值。

$$ADE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{1}{t_{pred} - t_{obs} + 1} \sum_{t=t_{obs}+1}^{t_{obs}+t_{pred}} \sqrt{(x_i^t - \hat{x}_i^t)^2 + (y_i^t - \hat{y}_i^t)^2} \quad (13)$$

$$FDE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \sqrt{(x_i^{t_{pred}} - \hat{x}_i^{t_{pred}})^2 + (y_i^{t_{pred}} - \hat{y}_i^{t_{pred}})^2} \quad (14)$$

式中: t_{obs} 表示观测序列长度, t_{pred} 表示预测序列长度。ADE 用来评价预测轨迹在每个时刻 t 的平均精确度, FDE 用来评价预测轨迹在最终时刻 t_{pred} 的精确度。

表 2 和 3 分别显示了 Linear、LSTM、Social-LSTM 和 Social-GAN 4 种模型在不同数据集中的行人预测的平均偏移误差 ADE 和最终偏移误差 FDE, 计算单位均为 m。

测试中, $obs_length = 8, pred_length = 8$ 。ADE 和 FDE 的数值越小, 表示行人轨迹预测模型的精度越高。表中每个数据集中轨迹预测性能最好的结果用粗体标注。

表 2 不同轨迹预测模型的 ADE

Table 2 ADE for different trajectory prediction models

| 数据集 | Linear | LSTM | Social-LSTM | Social-GAN |
|-----------|-------------|-------------|-------------|-------------|
| ETH | 0.84 | 0.70 | 0.73 | 0.61 |
| HOTEL | 0.35 | 0.55 | 0.49 | 0.48 |
| UNIV | 0.56 | 0.36 | 0.41 | 0.36 |
| ADE ZARA1 | 0.41 | 0.25 | 0.27 | 0.21 |
| ZARA2 | 0.53 | 0.31 | 0.33 | 0.27 |
| 平均 | 0.54 | 0.43 | 0.45 | 0.39 |

表 3 不同轨迹预测模型的 FDE

Table 3 FDE for different trajectory prediction models

| 数据集 | Linear | LSTM | Social-LSTM | Social-GAN |
|----------|-------------|------|-------------|-------------|
| ETH | 1.6 | 1.45 | 1.48 | 1.22 |
| HOTEL | 0.60 | 1.17 | 1.01 | 0.95 |
| FDE UNIV | 1.01 | 0.77 | 0.84 | 0.75 |
| ZARA1 | 0.74 | 0.53 | 0.56 | 0.42 |
| ZARA2 | 0.95 | 0.65 | 0.70 | 0.54 |
| 平均 | 0.98 | 0.91 | 0.91 | 0.78 |

图 6 显示了不同数据集中部分场景中 Social-GAN 模型的行人轨迹预测结果, 其中, 每种颜色曲线中的虚线表示对应行人的真实运动轨迹, 点画线表示对应行人的预测轨迹。不同颜色的曲线表示场景中的不同行人。由图 6 可以看出, 只要行人的运动方向不是突然发生较大的改变, 预测轨迹的方向与真实轨迹的方向都基本一致。特别地, 在 ZARA1 和 ZARA2 的数据集中, 行人的预测轨迹与真实轨迹的贴合度均较高。另外, 在一般情况下, 预测轨迹的时间越长, 产生的误差越大。因为预测的时间越长, 运动轨迹的不确定性越大。

4.2 机器人动态避障实验

在机器人避障实验中, 模拟移动机器人帮助人类取水的任务过程, 实验场景如图 7(a) 所示。机器人从走廊中的 A 点出发, 前往茶水间中的 B 点取水, 在运动过程中会与行人相遇。行人从走廊中的 C 点出发, 朝向 D 点行走。在运动过程中移动机器人需要对行人进行躲避, 并导航至终点 B 点。

在导航过程中, 移动机器人首先利用相机捕获的图像对室内环境中的行人进行实时检测与跟踪。然后, 以行人在过去一段时间内的历史运动轨迹为基础, 预测其在未来时刻的运动轨迹。最后, 通过行人的预测轨迹对全局代价地图进行更新, 机器人根据代价地图执行路径规划。预测轨迹的时长为 3.2 s, 机器人的路径规划频率为 10 Hz。图 7(b) 中显示了行人检测与轨迹预测的结果。

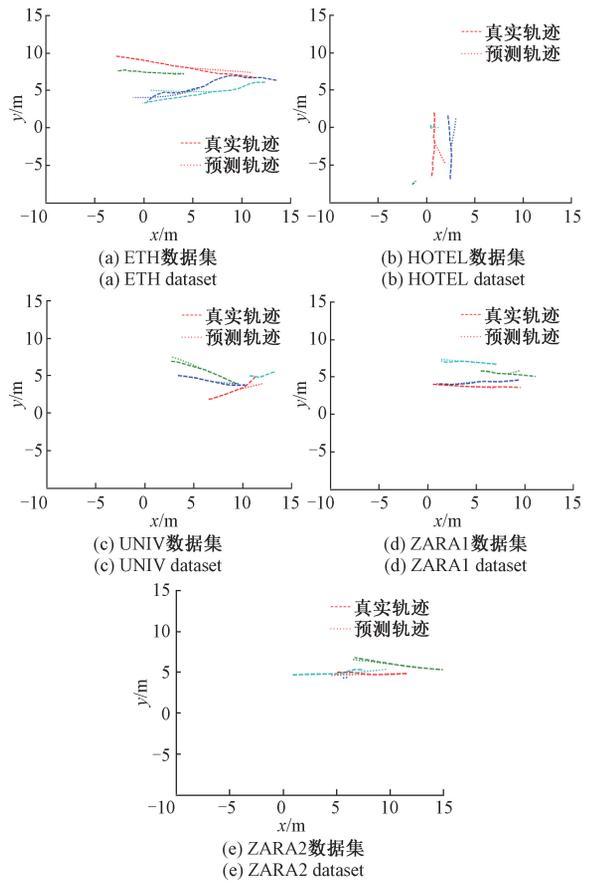


图 6 不同数据集场景的行人轨迹预测

Fig. 6 Pedestrian trajectory prediction in different scenarios

果, 检测框上方的数字代表行人的 ID。

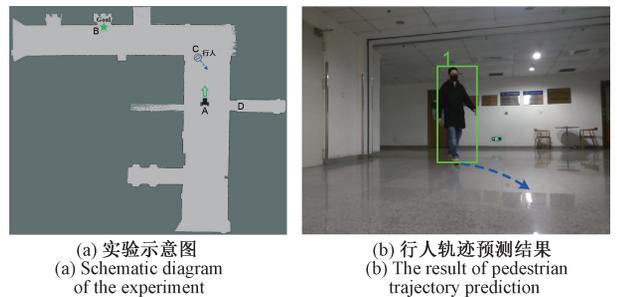


图 7 机器人避障实验过程

Fig. 7 The experimental process of robot obstacle avoidance

针对上述室内实验场景, 分别利用传统 DWA 避障算法和本文所提出的基于行人轨迹预测的机器人动态避障方法进行了机器人避障的对比实验, 实验结果如表 4 所示。实验中, 两种算法的避障实验分别做了 10 次, 实验结果取 10 次的均值。表 4 中, 导航时间表示移动机器人从图 7(a) 中的点 A 导航至点 B 的平均时间。机器人与行人的最小距离, 表示避障过程中, 机器人与行人之间达到过的最小距离。

表 4 机器人避障实验结果

Table 4 Results of robot obstacle avoidance

| | DWA 算法 | 本文方法 |
|---|--------|-------|
| 行人平均速度/($\text{m}\cdot\text{s}^{-1}$) | 0.50 | 0.50 |
| 导航时间/s | 23.56 | 19.38 |
| 最小距离/m | 0.26 | 0.65 |

由表 4 可以看出,本文避障算法的导航时间为 19.38 s, DWA 算法的导航时间为 23.56 s, 在导航效率上本文方法明显优于 DWA 算法。DWA 算法在避障过程中的耗费时间较长, 主要是因为 DWA 算法为反应式避障, 机器人在与行人相遇时会停止移动, 原地左右转动, 直到行人完全通过, 机器人才会按正常路径重新行驶。另外, 在避障的安全性方面, 本文方法也优于原始 DWA 算法。在本文方法中, 机器人与行人之间的最小距离为 0.65 m。而在 DWA 算法中, 机器人与行人之间的最小距离为 0.26 m, 这个距离已经侵犯了行人的安全区域, 在行人快速移动时, 机器人可能会对行人的身体和心理造成伤害。

实验中, 两种方法的避障过程分别如图 8 和 9 所示, 图中的圆形区域表示行人的安全区域, 实线表示机器人的里程计轨迹。可以看出, 在传统的 DWA 避障算法中, 机器人在与行人相遇时, 机器人判断前方存在障碍, 会突然急停。然后原地转动, 直到行人完全通过, 机器人才会按正常路径重新行驶, 如图 8(c) 所示。这种导航避障方法容易侵犯行人的安全区域, 在行人快速移动时发生碰撞。这是因为传统的 DWA 算法为反应式避障, 没有考虑行人的运动状态而且不能区分人和环境中的其他物体, 无法应对动态的实验场景。

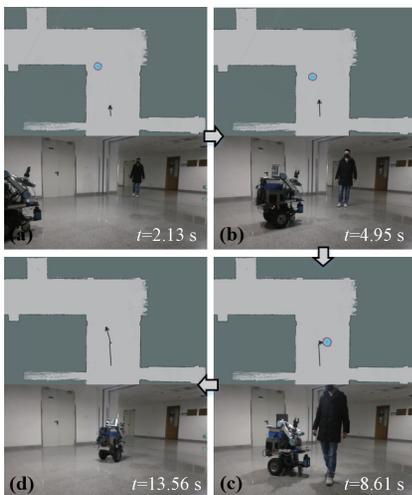


图 8 基于 DWA 算法的机器人避障实验

Fig. 8 Robot obstacle avoidance experiment based on DWA

与之相比, 在基于行人轨迹预测的避障算法中, 机器人在与行人相距大约 4 m 时, 对前方的行人轨迹进行预测, 并将其更新到全局代价地图之中。机器人在与行人相距约 2.5 m 时, 提前对行人的运动做出避障反应, 及时地向左拐弯, 避免侵犯行人的安全区域以及规避潜在的碰撞行为, 如图 9 所示。

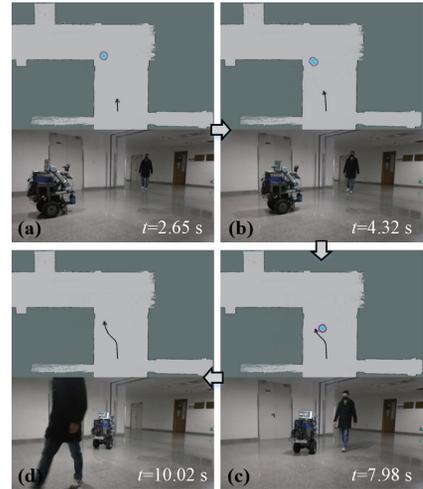


图 9 本文方法的机器人避障实验

Fig. 9 Robot obstacle avoidance experiment of the proposed method in this paper

5 结 论

传统的机器人避障方法通常基于反应式避障, 将行人当成瞬时静态障碍物, 没有考虑行人的运动状态, 容易在行人快速移动时发生碰撞, 无法保证人类在身体和心理方面的安全。为了在室内人机共融环境中安全导航, 机器人需要区别对待环境中静态障碍物和动态实体(例如:人、机器人等)。特别是在密集人群的室内环境中, 机器人要面临和行人的攻防博弈问题。针对此问题, 本文提出了一种基于行人轨迹预测的室内移动机器人动态避障方法, 将行人的运动信息融入机器人避障算法中, 同时考虑任务约束和社会规则, 确保室内环境中移动机器人导航行为的社会接受性。实验结果表明, 在以行人为中心的室内环境中, 本文方法可以提高机器人导航避障效率, 同时有效降低与行人发生碰撞的风险, 保证机器人导航的安全和社会性。

参考文献

- [1] 陈彦杰, 王耀南, 谭建豪, 等. 局部环境增量采样的服务机器人路径规划[J]. 仪器仪表学报, 2017, 38(5): 1093-1100.

- CHEN Y J, WANG Y N, TAN J H, et al. Incremental sampling path planning for service robot based on local environments [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2017, 38(5): 1093-1100.
- [2] MERTENS A, REISER U, BRENNEN B, et al. Assistive Robots in Eldercare and Daily Living: Automation of Individual Services for Senior Citizens [M]. Intelligent Robotics and Applications. Springer Berlin Heidelberg, 2011: 542-552.
- [3] LEE T J, KIM C H, CHO D D. A monocular vision sensor-based efficient SLAM method for indoor service robots[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2018, 66(1): 318-328.
- [4] LI S Q, ZHANG X F. Research on hand-eye calibration technology of visual service robot grasping based on ROS [J]. Instrumentation, 2022, 9(1): 23-30.
- [5] 迟旭, 李花, 费继友. 基于改进 A* 算法与动态窗口法融合的机器人随机避障方法研究[J]. 仪器仪表学报, 2021, 42(3): 132-140.
- CHI X, LI H, FEI J Y. Research on robot random obstacle avoidance method based on fusion of improved A* algorithm and dynamic window method[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2021, 42(3): 132-140.
- [6] 杨立炜, 付丽霞, 王倩, 等. 多层优化蚁群算法的移动机器人路径规划研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2021, 35(9): 10-18.
- YANG L W, FU L X, WANG Q, et al. Multi-layer optimal ant colony algorithm for mobile robots path planning study [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2021, 35(9): 10-18.
- [7] 祁若龙, 周维佳, 刘金国, 等. 基于概率论的机器人高斯运动避障轨迹规划方法[J]. 机械工程学报, 2017, 53(5): 93-100.
- 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.
- [8] 李二超, 王玉华. 改进人工势场法的移动机器人避障轨迹研究[J]. 计算机工程与应用, 2022, 58(6): 296-304.
- LI ER CH, WANG Y H. Research on obstacle avoidance trajectory of mobile robot based on improved artificial potential field [J]. Computer Engineering and Applications, 2022, 58(6): 296-304.
- [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] 李庆中, 顾伟康, 叶秀清. 基于遗传算法的移动机器人动态避障路径规划方法[J]. 模式识别与人工智能, 2002, 15(2): 161-166.
- LI Q ZH, GU W K, YE X Q. Genetic path planning and dynamic obstacle avoidance for mobile robots[J]. Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 2002, 15(2): 161-166.
- [11] 高晓阳. 基于改进人工势场法的自主机器人动态避障研究[D]. 郑州: 郑州大学, 2020.
- GAO X Y. Research on dynamic obstacle avoidance of mobile robots based on improved artificial potential field method[D]. Zhengzhou: Zhengzhou University, 2020.
- [12] 劳彩莲, 李鹏, 冯宇. 基于改进 A* 与 DWA 算法融合的温室机器人路径规划[J]. 农业机械学报, 2021, 52(1): 14-22.
- LAO C L, LI P, FENG Y. Path planning of greenhouse robot based on fusion of improved A* algorithm and dynamic window approach [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021, 52(1): 14-22.
- [13] 张成, 凌有铸, 陈孟元. 改进蚁群算法求解移动机器人路径规划[J]. 电子测量与仪器学报, 2016, 30(11): 1758-1764.
- ZHANG CH, LING Y ZH, CHEN M Y. Path planning of mobile robot based on an improved ant colony algorithm[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2016, 30(11): 1758-1764.
- [14] TRUONG X T, NGO T D. Toward socially aware robot navigation in dynamic and crowded environments: A proactive social motion model[J]. IEEE Transactions on Automation Science and Engineering, 2017, 14(4): 1743-1760.
- [15] RANDHAVANE T, BERA A, KUBIN E, et al. Pedestrian dominance modeling for socially-aware robot navigation [C]. IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA), 2019: 5621-5628.
- [16] QIAN K, MA X, DAI X, et al. Socially acceptable pre-collision safety strategies for human-compliant navigation of service robots [J]. Advanced Robotics, 2010, 24(13): 1813-1840.
- [17] REDMON J, FARHADI A. YOLOv3: An incremental improvement [J]. arXiv preprint arXiv:

1804.02767, 2018.

- [18] WOJKE N, BEWLEY A, PAULUS D. Simple online and realtime tracking with a deep association metric [C]. IEEE International Conference on Image Processing (ICIP), 2017: 3645-3649.
- [19] ZHANG Q., PLESS R. Extrinsic calibration of a camera and laser range finder (improves camera calibration) [C]. IEEE International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS), 2005: 2301-2306.
- [20] GUPTA A, JOHNSON J, LI F F, et al. Social GAN: Socially acceptable trajectories with generative adversarial networks [C]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2018: 2255-2264.

作者简介



E-mail: xusong1991@jhun.edu.cn

许松(通信作者),2013年于江汉大学获得学士学位,2016年于武汉科技大学获得硕士学位,2021年于北京航空航天大学获得博士学位,现为江汉大学讲师,主要研究方向为计算机视觉、机器人自主导航。

Xu Song(Corresponding author) received his B. Sc. degree from Jiangnan University in 2013, M. Sc. degree from Wuhan University of Science and Technology in 2016 and Ph. D. degree from Beihang University in 2021, respectively. Now he is a lecturer at the School of Smart Manufacturing, Jiangnan University. His main research interests include computer vision and autonomous navigation of robot.