

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2311688

基于改进 RRT^{*} 算法的智能轮椅全局路径规划研究

骆海涛^{1,2}, 孙嘉泽³, 高鹏宇⁴, 曾德生⁵, 李家成⁵

(1. 中国科学院沈阳自动化研究所机器人学国家重点实验室 沈阳 110016; 2. 中国科学院机器人与智能制造
创新研究院 沈阳 110169; 3. 沈阳理工大学机械工程学院 沈阳 110159; 4. 沈阳化工大学信息工程学院
沈阳 110142; 5. 沈阳航空航天大学自动化学院 沈阳 110135)

摘要: 现实环境中智能轮椅大多数处在复杂场景下工作,其自主导航时对路径安全性等要求较高。渐进最优随机搜索树 RRT^{*} 算法基本满足移动机器人最优路径规划,但由于智能轮椅本体较大,容易与环境较近接触,因此可对环境模型进行膨胀并定义不同搜索步长,使其规划出的路径远离障碍物。其次为保证用户在使用智能轮椅导航时能够获得更高的舒适性,更高效的到达目的地,而借用启发式约束采样思想和人工势场中引力场思想修剪此算法规划时的冗余节点,从而减小系统运行内存,随后结合轮椅的最小转弯半径,提出最小段路径曲率约束策略和三次 B 样条曲线算法对路径进行平滑处理,使其更加适合轮椅行驶。最终在 MATLAB 和 Gazebo 仿真平台对改进前后算法对比实验,并将本文算法应用与智能轮椅实体上,试验结果表明,该算法能够有效解决智能轮椅全局路径规划问题,能够明显提升全局路径规划效率,具有一定安全性,可为其移动机器人领域提供有效参考。

关键词: 智能轮椅; 路径规划; 渐进最优随机搜索树; B 样条

中图分类号: TP242 TH39 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.99

Intelligent wheelchair global path planning research based on the improved RRT^{*} algorithm

Luo Haitao^{1,2}, Sun Jiaze³, Gao Pengyu⁴, Zeng Desheng⁵, Li Jiacheng⁵

(1. State Key Laboratory of Robotics, Shenyang Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences, Shenyang 110016, China;
2. Institutes for Robotics and Intelligent Manufacturing, Chinese Academy of Sciences, Shenyang 110169, China;
3. School of Mechanical Engineering, Shenyang Ligong University, Shenyang 110159, China;
4. Shenyang University of Chemical Technology, School of Information Engineering, Shenyang 110142, China;
5. Shenyang Aerospace University, School of Automation, Shenyang 110135, China)

Abstract: In the real environment, most intelligent wheelchairs work in complex scenarios, and their autonomous navigation requires high requirements for path safety. The asymptotic optimal random search tree RRT^{*} algorithm basically meets the optimal path planning of mobile robots. However, due to the large size of the intelligent wheelchair itself, it is easy to come into close contact with the environment. Therefore, the environmental model can be expanded and different search steps can be defined to keep the planned path away from obstacles. Secondly, to ensure that users can achieve higher comfort and more efficient destination when using intelligent wheelchair navigation, the heuristic constraint sampling idea and the gravitational field idea in the artificial potential field are used to prune the redundant nodes in the planning process of this algorithm. Therefore, the operating memory of the system is reduced. Subsequently, combined with the minimum turning radius of the wheelchair, a minimum path curvature constraint strategy and a cubic B-spline curve algorithm are proposed to smooth the path, which make it more suitable for wheelchair driving. Finally, a comparative experiment is conducted on the improved algorithms on MATLAB and Gazebo simulation platforms, and the proposed algorithm is applied to intelligent wheelchair entities. The experimental results show that the algorithm can effectively solve the global path planning problem of intelligent wheelchairs, significantly improve the efficiency of global path planning, and have a certain degree of security. It provides an effective reference for the mobile robot field.

Keywords: intelligent wheelchair; path planning; asymptotically optimal random search tree; B-spline

0 引言

随着人口老龄化和残障人士的占比不断攀升,行动障碍者逐渐成为社会一大群体,轮椅作为一种普通的助老助残产品,是一种比较理想的行动辅助产品,目前市面上的轮椅主要分为两种:1)手动轮椅:需要消耗个人或他人的力量手动控制轮椅,这对于年龄较大的老人或上身残疾的人来说,是非常困难的;2)电动轮椅:虽然使用者可以通过摇杆控制轮椅,解决了手动轮椅的缺陷,但长时间使用电动轮椅会造成疲劳驾驶,并且由于老人的视力不佳或注意力的不足都会威胁到使用者的人身安全。

因此很多研究者们基于手动、电动轮椅的缺点开发出了具有不同特色的智能轮椅,其中,文献[1]基于改进A*算法的智能护理轮椅,增加了衰减型方向代价,可以规划出平滑、大角度转弯更少的全局路径;但工况较复杂时效果不够良好,文献[2]基于强化学习Saras学习算法与与动态Elman神经网络相结合的避障算法,提高了轮椅避障自主性能,文献[3]基于智能轮椅平台借鉴蜜糖扩散思想和滚动窗口算法思想对RRT算法改进,文献[4]提出固定节点数的动态双向渐进最优快速随机扩展树算法,用于解决获取路径解的速度慢,但无法应用于动态环境等问题,文献[5]提出基于膨胀化障碍物环境的双向动态目标偏置RRT*算法,该算法在路径规划效率和路径质量上具有一定优越性。

上述算法对全局路径规划算法^[6]进行了不同程度的改进,提高了算法的稳定性,并成功应用于智能轮椅系统进行了实验验证。但智能轮椅常常应用于环境较复杂的医院等场景,因此本文基于复杂环境模型膨胀^[7-8]、修剪冗余节点、最小段曲率约束策略和三次B样条曲线算法^[9]对RRT*算法进行改进,并通过MATLAB和Gazebo平台进行仿真验证,最后基于多传感器搭建智能轮椅移动平台,进行真实环境实验验证。

1 RRT* 算法原理

快速随机搜索树算法(rapid-exploration random tree, RRT)凭借在较低的时间复杂度、搜索效率较快等优点被广泛应用于机器人^[10]、无人机导航^[11]中,并且可以较好的处理非完整运动约束的机器人路径规划问题^[12],例如高维度机械臂^[13-14]抓取工作中路径规划,但RRT算法不能保证规划出的路径是最优、安全的。因此关于RRT算法的许多改进也致力解决路径优化问题。

RRT*算法^[15]就是其中一个比较高效的基于RRT改进的算法,RRT*算法的主要特征是快速的找到全局路径,之后随着采样点的增加,不断地进行迭代优化直到找到目标点或者达到设定的最大循环次数。因此要想得出相对满意的优化路径,是需要一定的运算时间的。所以RRT*算法的路径花费时间是一个比较突出的研究问题。但RRT*算法相对于RRT算法计算的路径的代价减少了很多,并且规划出的路径相对较好,因为RRT*算法与RRT算法的主要区别在于,RRT*算法比RRT算法多了重选父节点和重布线两个优化过程。

如图1(a)所示,给定编号代表节点生成的次序,0-4-9是RRT算法在某一时刻的扩展过程,0是初始节点 X_{start} ,节点9是新生成的 X_{new} 节点,节点4是节点9的父节点,节点之间的数字假设是路径花费的代价,可用欧氏距离或曼哈顿距离计算。

重选父节点是在节点 X_{new} 附近设置一个范围,并找到一个邻近区域,后续作为替换 X_{new} 的父节点,依次按顺序计算从初始到近邻节点再到 X_{new} 的总代价是否低于原始路径代价低。例如以节点9为圆心,定义某一半径,画圆找出近邻,如图1(b)所示,可以看出节点9的邻近节点有3、4、5、6、10节点。当节点3成为节点9的新父节点时,其路径代价是最小,因此可以把节点9的父节点从原本节点4变为节点3,即为重选父节点过程。

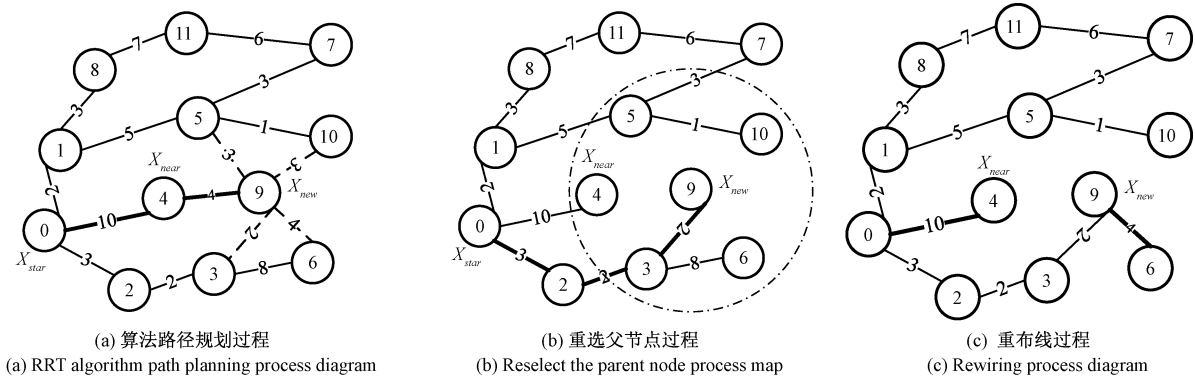


图1 全局路径规划算法RRT*规划过程

Fig. 1 Diagram of global path planning algorithm RRT* planning process

重布线过程是在重选父节点后, 为了降低随机树中节点之间的代价成本, 例如, 如果某节点的近邻节点的父节点被替换掉, 可以使路径的代价减少, 则可以进行更改。如图 1(c) 所示, 原本节点 6 的父节点为节点 3, 其代价值为 13, 但如果父节点被改为节点 9 其代价值是 11, 路径代价成本相对于之前得到减少, 那么节点 6 的父节点可以由原始的节点 3 更改为节点 9, 而节点 10 如果将父节点改为节点 9 的时候, 代价则增大因此无须更改。

综上所述, RRT* 算法虽然是渐近优化, 但随着时间的推移, 节点就会逐渐积累, 运算量和修剪次数也会呈指数级增长, 使算法的搜索效率会不断下降, 并且规划后的路径不符合智能轮椅的运动学, 很难按照其规划的路径运动。因此本文后续主要针对上述不足进行优化改进。

2 改进方法及策略

2.1 采用环境模型膨胀及自适应扩展步长策略

在仿真环境中智能轮椅可以作为一个质点, 而在现实环境中出于安全考虑智能轮椅的体积不可忽视, 因此在仿真过程中将地图中的障碍物进行相应膨胀, 膨胀距离为电动轮椅轮间距的 1/2。并且为了提升在扩展过程中的搜索效率, 定义了不同的安全距离 $d_1 = 30$ 、 $d_2 = 50$, 不同的扩展步长 $s_1 = 5$ 、 $s_2 = 10$ 、 $s_3 = 20$, 单位为 cm, 当安全距离较大时可以选择较大的扩展步长。当安全距离较小时动态选择较小的扩展步长。

2.2 修剪路径冗余节点

RRT* 算法规划的路径是一条由若干个具有随机概率的离散点组成的折线分段。不满足轮椅运动学约束, 从而增加不必要的转弯时间、长时间的运动也会对轮椅自身机械结构造成磨损, 因此必须对路径进行最优处理, 本文首先借鉴启发式采样思想^[16]和人工势场中的引力场思想^[17]修剪随机树上的冗余节点, 启发式采样思想是利用问题的启发信息(与问题相关的辅助信息)进行引导搜索, 以减小问题的复杂程度。

首先随机生成一个概率 Q 的情况下, 设定一个目标偏置概率 $Q_{bias}(0.2)$, 若随机概率 Q 小于目标偏置概率 Q_{bias} , 则以目标点 X_{rand} 为采样点 X_{rand} , 反之在采样空间内产生一个采样点, 目标偏置采样公式如下:

$$X_{rand} = \begin{cases} X_{goal} & (Q < Q_{bias}) \\ R & (Q \geq Q_{bias}) \end{cases} \quad (1)$$

式中: R 为随机采样函数。

同时借鉴人工势场中的引力场思想, 通过给采样点方向和目标点方向分配不同权重, 使其新扩展的节点方向不单单由采样点决定, 而是由采样点和目标点共同决定, 这样每一次扩展都能更加接近目标点, 从而加快搜索

速度, 新节点偏向目标的公式如下:

$$Q = \begin{cases} (X_{rand} - X_{near}) \times w/d_1 + X_{near} \\ (X_{goal} - X_{near}) \times (1 - w)/d_2 + X_{near} \end{cases} \quad (2)$$

式中: X_{rand} 为随机采样点; X_{near} 为邻近节点; X_{goal} 为目标节点; w 为权重大小; d_1 、 d_2 分别为一类、二类安全距离。

经过上述的目标扩展后, 可将节点 Q 作为新产生的随机采样点, 图 2 为 RRT* 算法修剪冗余节点过程。

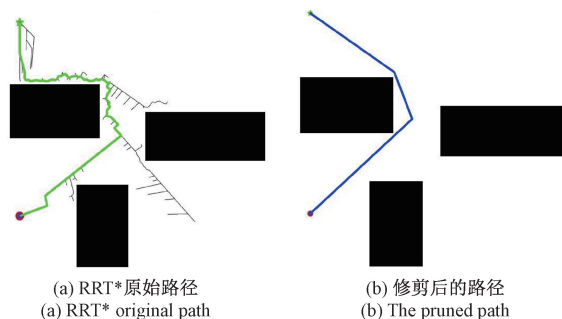


图 2 修剪路径冗余节点过程
Fig. 2 Pruning a redundant node process

2.3 基于最小段路径曲率约束

由于 RRT* 算法搜索得到的路径一般是曲折、不平滑的, 不利于轮椅进行自主导航。同时, 路径曲率的曲率过大、突变等问题, 都会导致轮椅运动的不连贯、机械零件的损坏, 甚至会给老人及残障人士带来较差的乘坐体验。

本节针对轮椅自主导航过程中的平稳性问题提出一种最小段曲率约束的路径修剪策略, 定义路径曲率小于轮椅最大约束曲率, 并且了解路径每一段参数的组合关系, 而为了确保轮椅能够执行生成的路径, 也必须选择可行的路径参数, 可以通过比较路段曲率和已知的轮椅曲率约束来评估路段的可行性, 但是考虑到平滑的过程中需要多次评估, 难以解析求解每段中所需的角度, 以满足最大曲率约束 k_{max} , 即使在离线规划的情况下可以解决, 但在有效的在线重新规划是不可持续的。

定义最小段路径转角 α_{min} , 最小段转角可结合轮椅自身车体转向参数设置, 并计算相应的路径最小段长度 L_{min} , 如果分段角度超过其阈值, 则认为是不可行的并需要修改, L_{min} 计算公式为:

$$L_{min} = 1/(6 \cdot k_{max}) \cdot \sin(\alpha_{min}) \cdot ((1 - \cos p_{min})/8)^{(-2/3)} \quad (3)$$

式中: α_{min} 为最小段路径转角; k_{max} 为路径最大约束曲率; p_{min} 为路径最小转弯半径。

2.4 三次 B 样条曲线平滑处理

贝塞尔曲线的阶次是由特征多边形的顶点数目决定的, 当曲线的阶数过高时, 特征多边形对曲线的控制将会

大大削弱,并且改变区间任意一点,都会对整个曲线产生一定的影响,使其无法对局部进行修改。

三次 B 样条曲线具有连续、局部可调性等特点,在路径规划中得到了广泛应用^[18-19],本文采用三次 B 样条曲线的方法,对 2.3 节曲率约束后的轨迹进行路径点插值处理,得到了连续、光滑的路径,保证了轮椅在实际运动的过程中的连续性和稳定性。三次 B 样条曲线的数学表达式为:

$$P(t) = \sum_{i=0}^n P_i N_{i,k}(t), t \in [t_{k-1}, t_{n+1}] \quad (4)$$

式中: P_i 为某个多边形顶点; $N_{i,k}(t)$ 为第 i 个 k 阶 ($k-1$ 次) B 样条基函数。

B 样条基函数是由一个不变的参数矢量 t 的序列确定的节点向量,即 k 阶多项式,可以通过 de Boor-Cox 递推关系式求出 B 样条基函数,如式(6)所示。

$$N_{i,1}(t) = \begin{cases} 1, & t_i < t < t_{i+1} \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (5)$$

$$N_{i,k}(t) = \frac{t - t_i}{t_{i+k-1} - t_i} N_{i,k-1}(t) + \frac{t_{i+k} - t}{t_{i+k} - t_{i+1}} N_{i+1,k-1}(t) \quad (6)$$

式(5)、(6)表明,如果决定了 k 阶 B 样条基函数,则需要用到 $t_i, t_{i+1}, \dots, t_{i+k}$ 共 $k+1$ 个节点,并称区间 $[t_i, t_{i+1}]$ 为 $N_{i,k}(t)$ 的支持区间,节点表从 t_0 开始,一共 $n+k+1$ 个,等同于 $t_0, t_1, \dots, t_{n+k}$ 。随后由 de Boor-Cox 算法将 B 样条基函数简化,如式(7)所示。

$$P(t) = \sum_{i=j-k+1}^j P_i \left[\frac{t - t_i}{t_{i+k-1} - t_i} N_{i,k-1}(t) + \frac{t_{i+k} - t}{t_{i+k} - t_{i+1}} N_{i+1,k-1}(t) \right] = \sum_{i=j-k+1}^j \left[\frac{t - t_i}{t_{i+k-1} - t_i} P_i + \frac{t_{i+k-1} - t}{t_{i+k-1} - t_i} P_{i-1} \right] N_{i,k-1}(t), t \in [t_j, t_{j+1}] \quad (7)$$

并令:

$$P_i^{[r]}(t) = \begin{cases} P_{i,r} = 0, i = j - k + 1, j - k + 2, \dots, j \\ (1 - \alpha_i^{[r]}) P_{i-1}^{[r-1]}(t) + \alpha_i^{[r]} P_i^{[r-1]}(t) \\ r = 1, 2, \dots, k-1; i = j - k + r + 1, \\ j - k + r + 2, \dots, j \end{cases} \quad (8)$$

式中: $P_i^{[r]}(t)$ 为第 r 次迭代,对于 k 阶多项式样条,共需 $k-1$ 次迭代,其中:

$$\alpha_i^{[r]} = \frac{t - t_i}{t_{i+k-r} - t_i}$$

本文改进的 RRT* 算法迭代过程可如图 3 所示,首先修剪传统 RRT* 算法路径冗余节点,如图 3(a)所示,但该路径转弯半径小,不利于轮椅运动,随后基于曲率约束后规划路径,如图 3(b)所示,可以看出路径在转弯处转向角被扩大,但路径折点依然太多且不具备连续性,最后

通过三次 B 样条进一步对轨迹进行后处理,如图 3(c)所示实线曲线为三次 B 样条优化后的路径,该路径在转弯处没有曲率突变现象,路径相对平滑,其路径归一化的曲率大小,如图 3(d)所示。

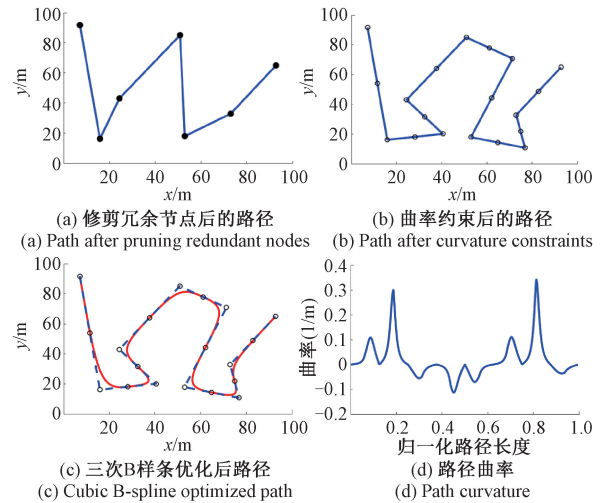


图 3 改进 RRT* 算法优化过程

Fig. 3 The improved optimization process of RRT* algorithm

3 虚拟仿真环境算法验证及数据分析

3.1 基于 MATLAB 进行算法验证实验

为了验证本文改进后的 RRT* 算法的性能,采用 3 种路径规划算法即 RRT*、Bi-RRT(起始点跟目标点同时生长俩颗树进行路径搜索,从而提高路径的搜索效率)及本文算法进行对比,在 MATLAB 仿真平台上针对两种不同环境(复杂环境和迷宫环境)进行 50 次仿真模拟,在 map1 中左上角为起始点,坐标为 $[20, 20]$,右下角为目标点,坐标为 $[20, 400]$,在 map2 中迷宫中心为起始点,坐标为 $[250, 250]$,迷宫外围为目标点,坐标为 $[250, 450]$,将本文算法仿真结果与 RRT* 和 Bi-RRT 算法进行对比,验证其改进后算法的优越性。

图 4 是 RRT* 算法在两种环境下规划的路径。图 5 是 Bi-RRT 算法规划出的路径。图 6 是本文改进后的 RRT* 算法,在 map1 和 map2 地图中,平均花费时间、平均路径长度、平均采样次数等指标均有显著提升。

由表 1 和 2 可知,本文所改进后的算法,在花费时间、路径长度上相对与 RRT*、Bi-RRT 算法大大改善,并且采样点数大大减少,节省了路径搜索时占用的内存空间。并且本文提出的算法经过修剪冗余节点、路径最大曲率约束及三次 B 样条曲线的轨迹平滑处理后的路径更加平稳、安全。

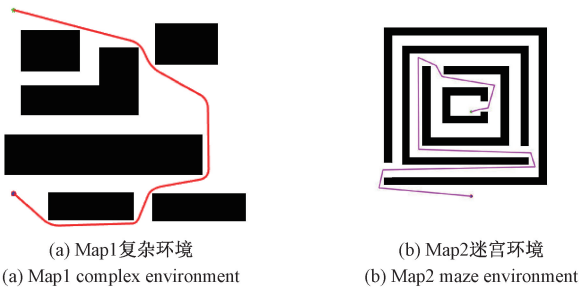


图 4 RRT* 算法规划路径

Fig. 4 RRT* algorithm planning path

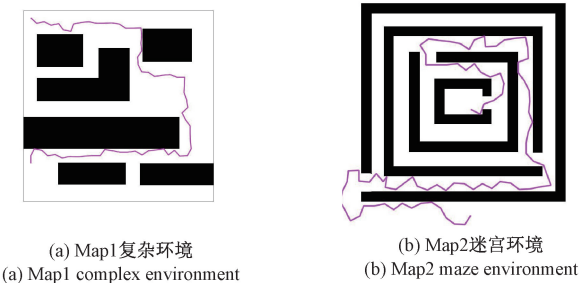


图 5 Bi-RRT* 算法规划路径

Fig. 5 Bi-RRT* algorithm planning path

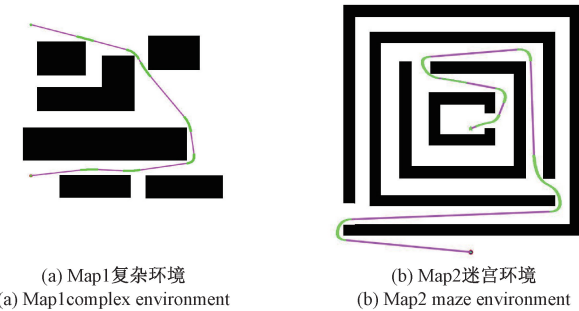


图 6 本文算法规划路径

Fig. 6 The algorithm in this topic plans the path

表 1 map1 环境中 3 种算法仿真数据

Table 1 Simulation data of three algorithms in map1 environment

平均值	RRT*	Bi-RRT	本文算法
采样次数	3 207	3 768	2 452
花费时间/s	0.25	0.32	0.15
路径长度/m	1 211.5	1 812.7	900.8

表 2 map2 环境中 3 种算法仿真数据

Table 2 Simulation data of three algorithms in map2 environment

平均值	RRT*	Bi-RRT	本文算法
采样次数	4 822	5 132	3 159
花费时间/s	0.47	0.59	0.27
路径长度/m	2 108	2 654	1 613

3.2 基于 ROS 平台仿真进行算法验证及分析

首先在 Gazebo 中建立环境地图,环境地图为 30 m×30 m 的正方形房间,共有 5 个小房间,如图 7 所示,图 7(a)为轮椅模型在仿真环境中可视化显示,图 7(b)为电动轮椅通过搭载激光雷达结合 SLAM 技术构建环境地图,主要作用为自主导航算法提供地图信息,图中白色部分为可移动区域,黑色部分为障碍物区域。

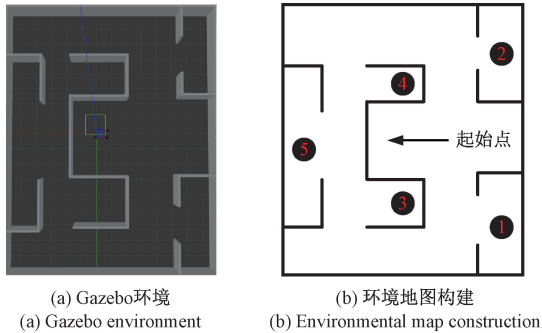


图 7 仿真环境搭建

Fig. 7 Setting up the simulation environment

本节基于轮椅的实际尺寸和力学构造,首先通过 SolidWorks 软件定义轮椅各个关节的点、轴、坐标系以及基准轴,建立智能轮椅三维模型,如图 8(a)所示,随后使用 SolidWorks 软件中 SW_URDF 插件将轮椅三维模型转为 ROS 平台下的轮椅 URDF 模型文件,轮椅 URDF 模型文件里定义了轮椅的里程计运动模型及激光雷达的观测模型,如图 8(b)所示,最后为了使轮椅能够真实的在 Gazebo 仿真环境中运动起来,通过给轮椅 URDF 文件添加物理属性,例如车轮摩擦力、惯性力、车身质量等,以及运动控制、激光雷达等话题,如图 8(c)所示。

通过在 RVIZ 软件中给定目标点,并使用本文改进的算法与 RRT-Connect 算法进行全局路径对比,目标点分别设置为 3 号、5 号房间。图 9 与 10 为两种算法规划出的全局路径,对比得出本文算法规划的路径较远离障碍物,并且在转弯处转弯半径更大,安全性更高,符合智能轮椅实际行驶要求。

最后将两种算法的导航仿真结果汇总为表 3 与 4,与 RRT*-Connect 算法相比,本文算法具有更少的路径规划时间和路径长度,并且采样次数相对于 RRT*-Connect 更少,因此本文算法能为智能轮椅自主导航提供可靠参考,所获得路径也更优。

表 3 3 号房间算法仿真结果

Table 3 Simulation results of room 3 algorithm

算法	路径长度/m	规划时间/s	采样次数
RRT*-Connect	30.8	2.8	925
本文算法	28.5	1.7	531

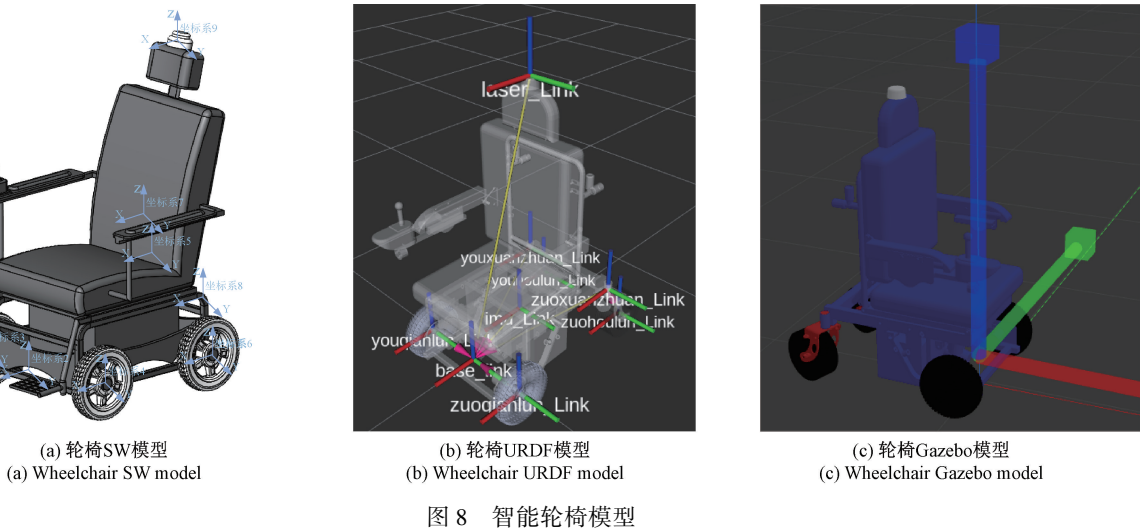


图 8 智能轮椅模型

Fig. 8 Model diagram of intelligent wheelchair

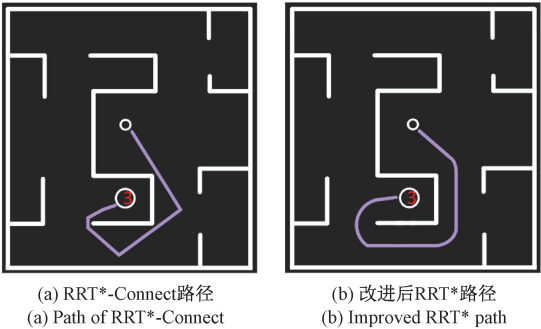


图 9 3 号房间全局路径演示

Fig. 9 Demonstration of the global path of room 3

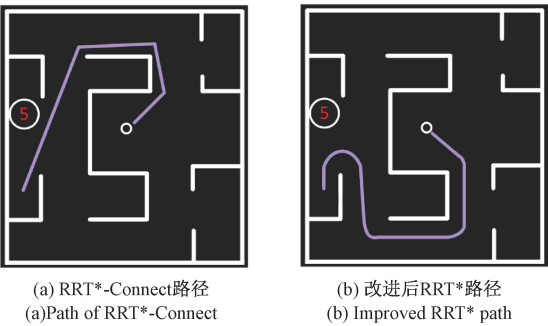


图 10 5 号房间全局路径演示

Fig. 10 Demonstration of the global path of room 5

表 4 5 号房间算法仿真结果

Table 4 Simulation results of room 5 algorithm

算法	路径长度/m	规划时间/s	采样次数
RRT*-Connect	48.7	3.5	1 026
本文算法	42.1	2.2	657

4 基于智能轮椅实物平台的算法验证

4.1 实验环境搭建

为检验改进后的算法在室内环境中路径规划的有效性,本文设计了两种实验环境:狭窄小长廊环境、复杂大长廊环境,实验环境如图 11 所示,图 11(a)展示的是在室内小环境下轮椅在狭窄的长廊下导航,大小为 2.5 m×8 m,并且在有行人出现的情况下,检验智能轮椅实时全局路径规划效果。智能轮椅除了在小长廊环境下导航,同样也会需要在较大的长廊环境下运动,大环境对于定位精度及避障算法的要求比小环境更严格,图 11(b)是由两侧都是玻璃包围且场景单一的复杂长走廊环境,大小为 4 m×60 m,长廊环境中放置 3 个近似人身高的障碍物,主要是对智能轮椅在大范围环境下全局路径规划效果的可行性进行验证。



图 11 实验环境

Fig. 11 Experimental environment

4.2 智能轮椅整机系统搭建

为了方便轮椅系统后续的集成、开发与维护, 本系统采用模块化的设计思路, 搭建了一套完成的智能轮椅系统, 整个智能轮椅系统由 5 个模块组成: 上位机定位导航、环境感知、电机驱动、里程计与下位机主控模块。

1) 上位机定位导航模块: 采集周围环境的观测数据, 并通过与里程计模块获得的轮椅运动信息相结合, 最后结合全局路径规划, 依据所设定的导航点, 规划一条安全、可行的路径, 同时结合局部规划器完成实时避障, 并将导航避障时所需要的线速度、角速度通过串口通信的方式传送到下位机主控模块。

2) 环境感知模块: 通过对智能轮椅周围环境数据进行采集, 并将其障碍物位置关系记录下来, 并将所采集的数据传至上位机, 为智能轮椅定位、建图提供数据支持。

3) 里程计模块: 该模块利用 IMU 和编码器的数据对轮椅的位姿进行估计, 利用编码器对某时刻内驱动轮所

产生的脉冲进行记录, 并结合驱动轮直径, 解算出驱动轮走过的距离, 并由此求出轮椅的位姿变化, 同时 IMU 能够测量轮椅的线加速度、角加速度以及欧拉角数据, 同样可以得出轮椅位姿的变化量。

4) 下位机主控模块: 主要功能是从里程计运动模块获取轮椅的运动数据传送到上位机导航模块, 实现对轮椅的位姿变化的解算, 此外, 该模块可以接收上位机定位导航模块通过局部规划器得到智能轮椅下一时刻预期的线速度、角速度以及加速度等, 由电机驱动模块对直流电机速度闭环控制。

5) 电机驱动模块: 由于轮椅电机为大电流感性负载, 而下位机主控模块负荷能力较弱, 最高仅为 12 V, 于是使用电机驱动器控制电机, 实质上是一种利用桥式整流器把 12 V 电压转换为 24 V 电压的功率放大器, 并通过改变电机输入的 PWM 信号占空比控制车轮运动方向。整个轮椅的硬件连接图如图 12 所示, 智能轮椅系统实体如图 13 所示。

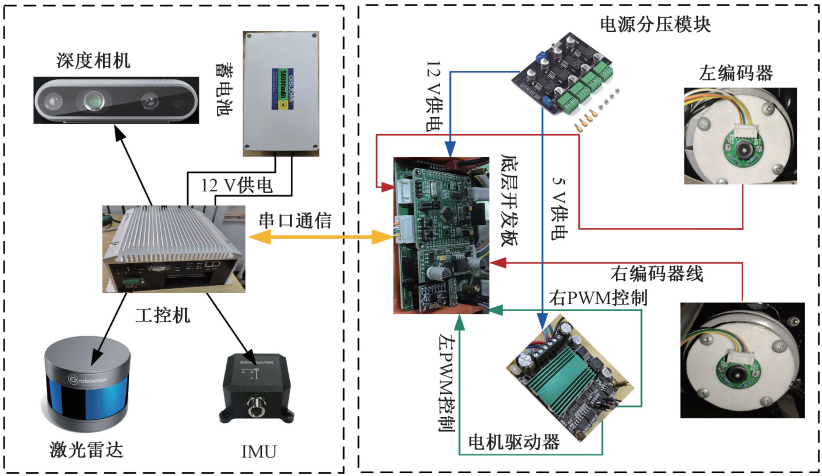


图 12 智能轮椅硬件连接图

Fig. 12 Hardware connection diagram of smart wheelchair

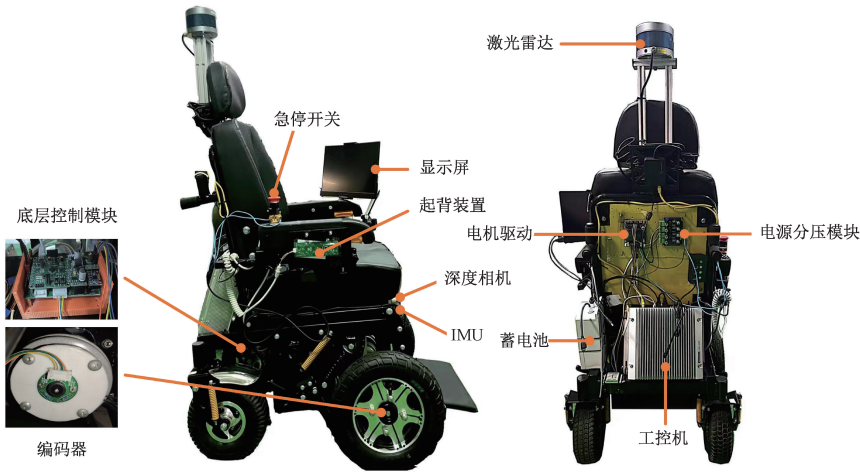


图 13 智能轮椅实体

Fig. 13 Intelligent wheelchair entity

4.3 智能轮椅真实环境实验结果及分析

实验在狭窄小长廊环境下对算法的实时路径规划能力进行针对性测试,以路径规划的平滑度和实时作为评价指标,在给定了目标点之后,改进后的 RRT* 算法根据已有的环境地图来确定全局最优路径,结果如图 14 所示,改进后算法规划出的路径行走所需原有 RRT 算法时间减少 33.5%、与原有算法相比,路径相对平滑,没有多余的冗余节点,并且在图 15(b)中本文的算法在躲避行人时,规划的路径同样平滑,规划转弯幅度较大,满足智能轮椅一次性通过的要求,不需要进行任何姿态调整,从而节省在实际

应用中不必要的运动时间,具有一定鲁棒性。图 15 为智能轮椅实体在通过狭窄小长廊的规划过程。为了进一步测试智能轮椅的全局路径规划能力,本文在室内复杂大长廊下进行实验,并且在轮椅可能经过的位置附近添加多个障碍物,测试轮椅连续局部规划能力,在最初对长廊进行地图构建时,没有添加障碍物信息,因此改进后的 RRT* 算法只会根据已知的地图信息去规划。而当遇到障碍物时,智能轮椅会结合激光雷达的观测信息进行实时调整规划路径,从而躲避障碍物。改进后的 RRT* 算法规划结果如图 16 所示,图 17 为智能轮椅实时避障过程。

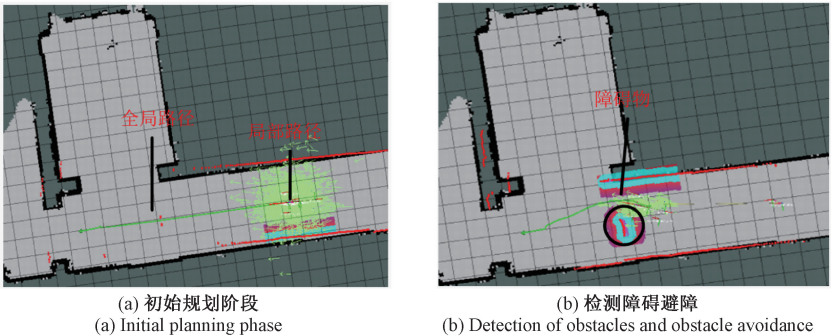


图 14 狭窄小环境中智能轮椅自主导航过程

Fig. 14 Autonomous navigation process of intelligent wheelchair in narrow environment



图 15 智能轮椅实体避障过程(狭窄小环境)

Fig. 15 Physical obstacle avoidance process of intelligent wheelchair (narrow environment)

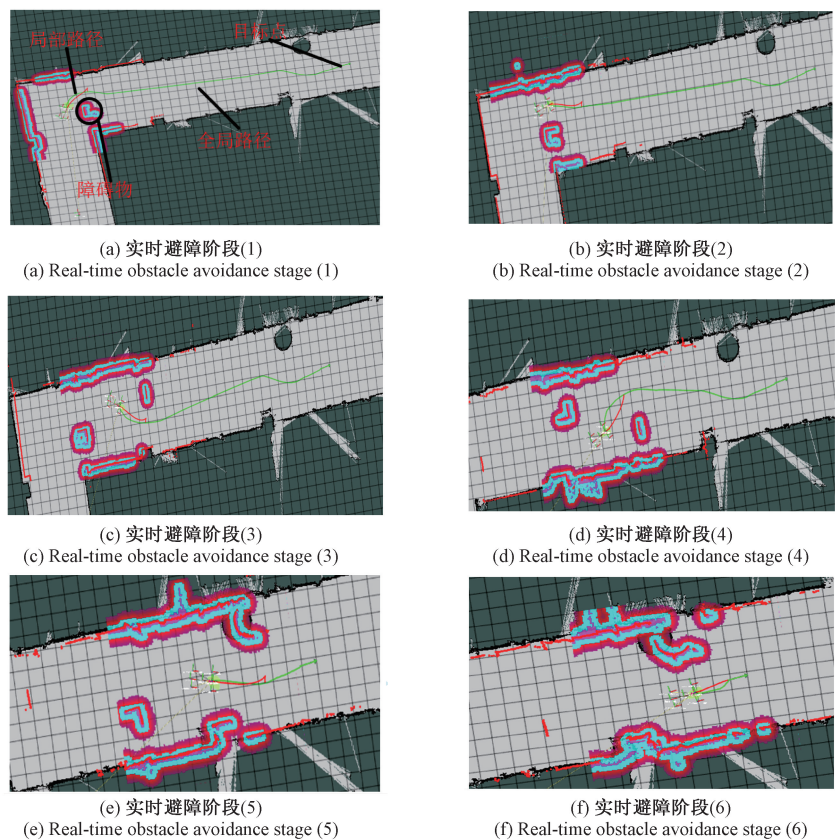


图 16 复杂大环境中智能轮椅自主导航过程

Fig. 16 Autonomous navigation process of intelligent wheelchair in complex environment



图 17 智能轮椅实时避障过程图(复杂大环境)

Fig. 17 Real-time obstacle avoidance process diagram of intelligent wheelchair (complex environment)

5 结 论

本文意在为行动障碍者出行提供一种智能平台,故结合多传感器数据融合技术,搭建智能轮椅移动平台,而其自主导航则为主要核心功能,因此本文首先在 MATLAB 和 Gazebo 仿真平台对 RRT* 算法、RRT-connect 算法及本文算法进行对比分析,结果表明本文算法在搜索效率、路径长度、采样个数以及路径安全性上都优于同类算法。

最终将改进后的 RRT* 算法应用到智能轮椅上,其算法弥补了智能轮椅在转弯时曲率较大、运行时控制器内存过多、以及路径安全性较低等问题,试验结果表明,本文算法在路径平滑度上提升约 1/3,路径规划实时性,到达目标点的时间成本(降低 32%)等指标,具有大幅提升。而智能轮椅常常应用于医院、商场等人群较多的地方,因此存在较多动态障碍物,本文所改进的全局路径规划算法进能够应用于静态障碍物较多的环境,因此后续工作可结合局部路径规划算法进行动态避障,使其智能轮椅平台具有更高的鲁棒性及实用价值。

参考文献

- [1] 李炳耀. 基于机器视觉导航与避障的智能护理轮椅床系统研究[D]. 广州:华南理工大学, 2021.
LI B Y. Research on intelligent nursing wheelchair bed system based on machine vision navigation and obstacle avoidance[D]. Guangzhou: South China University of Technology, 2021.
- [2] 孙楚杰. 智能轮椅运动控制和自动避障系统研究[D]. 武汉:湖北工业大学, 2020.
SUN CH J. Research on intelligent wheelchair motion control and automatic obstacle avoidance system[D]. Wuhan: Hubei University of Technology, 2020.
- [3] 范学慧, 辛刚. 智能轮椅路径规划优化问题的研究[J]. 现代制造技术与装备, 2019, 5: 56-57.
FAN X H, XIN G. Research on path planning optimization problem of intelligent wheelchair[J]. Modern Manufacturing Technology and Equipment, 2019, 5: 56-57.
- [4] 张腾龙, 李擎. 基于 B-RRT* FND 算法的移动机器人路径规划[J]. 控制与决策, 2023, 38(11): 3121-3127.
ZHANG T L, LI Q. Path planning of mobile robot based on B-RRT* FND algorithm[J]. Control and Decision

- making, 2023, 38(11): 3121-3127.
- [5] 李秀智, 赫亚磊, 孙炎珺, 等. 基于复合式协同策略的移动机器人自主探索[J]. 机器人, 2021, 43(1): 44-53.
LI X ZH, HE Y L, SUN Y J, et al. Autonomous exploration of mobile robot based on compound cooperative strategy[J]. Robot, 2021, 43(1): 44-53.
- [6] 袁建华, 李尚. 无人机三维路径规划及避障方法[J]. 信息与控制, 2021, 50(1): 95-101.
YUAN J H, LI SH. 3D path planning and obstacle avoidance method for UAV[J]. Information and Control, 2021, 50(1): 95-101.
- [7] 王海芳, 张瑶, 朱亚锟, 等. 基于改进双向 RRT* 的移动机器人路径规划算法[J]. 东北大学学报(自然科学版), 2021, 42(8): 1065-1070, 1142.
WANG H F, ZHANG Y, ZHU Y K, et al. Path planning algorithm for mobile robot based on improved bidirectional RRT*[J]. Journal of Northeastern University (Natural Science Edition), 2021, 42(8): 1065-1070, 1142.
- [8] 万逸飞, 彭力. 基于协同多目标算法的多机器人路径规划[J]. 信息与控制, 2020, 49(2): 139-146.
WAN Y F, PENG L. Multi-robot path planning based on cooperative multi-objective algorithm[J]. Information and Control, 2020, 49(2): 139-146.
- [9] 许万, 杨晔, 余磊涛, 等. 一种基于改进 RRT* 的全局路径规划算法[J]. 控制与决策, 2022, 37(4): 829-838.
XU W, YANG Y, XU L T, et al. A global path planning algorithm based on improved RRT*[J]. Control and Decision, 2022, 37(4): 829-838.
- [10] ŽIVOJEVIĆ D, VELAGIĆ J. Path planning for mobile robot using Dubins-curve based RRT algorithm with differential constraints[C]. 2019 International Symposium ELMAR, IEEE, 2019: 139-142.
- [11] QIN Z K, WANG R, DONG X W, et al. Three-dimensional path planning for unmanned aerial vehicles based on the developed RRT algorithm[C]. 2018 IEEE CSAA Guidance, Navigation and Control Conference (CGNCC), IEEE, 2018: 1-5.
- [12] SOBUE M, FUJIMOTO H. Rrt-based path planning considering initial and final pose under curvature constraints for nonholonomic wheeled robot[C]. IECON 2019 - 45th Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society, IEEE, 2019: 724-731.

- [13] 李洋, 徐达. 基于引力自适应步长 RRT 的双臂机器人协同路径规划[J]. 机器人, 2020, 42(5): 606-616.
LI Y, XU D. Cooperative path planning for dual-arm robot based on gravity adaptive step size RRT [J]. Robot, 2020, 42(5): 606-616.
- [14] 刘亚秋, 赵汉琛, 刘勋, 等. 一种基于改进的快速扩展随机树的工业机器人路径避障规划算法[J]. 信息与控制, 2021, 50(2): 235-246, 256.
LIU Y Q, ZHAO H CH, LIU X, et al. A path obstacle avoidance planning algorithm for industrial robots based on improved fast expanding random tree [J]. Information and Control, 2021, 50(2): 235-246, 256.
- [15] CHEN L, SHAN Y, TIAN W, et al. A fast and efficient double-tree RRT* -like sampling-based planner applying on mobile robotic systems [J]. IEEE/ASME Transactions on Mechatronics, 2018, 23(6): 2568-2578.
- [16] 阮玲燕, 余晓流, 杨帆, 等. 基于启发式采样算法的二自由度机械臂轨迹规划[J]. 安徽工业大学学报: 自然科学版, 2016, 33(2): 130-134.
RUAN L Y, YU X L, YANG F, et al. Trajectory planning of two-degree-of-freedom manipulator based on heuristic sampling algorithm [J]. Journal of Anhui University of Technology: Natural Science Edition, 2016, 33(2): 130-134.
- [17] 王萌, 王晓荣, 李春贵, 等. 改进人工势场法的移动机器人路径规划研究[J]. 计算机工程与设计, 2008, 29(6): 1504-1506.
WANG M, WANG X R, LI CH G, et al. Research on path planning of mobile robot with improved artificial potential field method [J]. Computer Engineering and Design, 2008, 29(6): 1504-1506.
- [18] 胡钢, 刘哲, 徐华楠. 三次均匀 B 样条曲线的新扩展及应用[J]. 计算机工程与应用, 2008, 32: 161-164.
HU G, LIU ZH, XU H N. New extension and application of cubic uniform B-spline [J]. Computer Engineering and Applications, 2008, 32: 161-164.
- [19] 王爱增, 何川, 赵罡. 基于曲率单调变化的空间非均匀三次 B 样条曲线的构造方法[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2020, 32(1): 140-146.
WANG AI Z, HE CH, ZHAO G. Construction method of spatial non-uniform cubic B-spline based on monotonic change of curvature [J]. Journal of Computer Aided Design & Computer Graphics, 2020, 32(1): 140-146.

作者简介



护理平台。

E-mail: luohaitao@sia.cn

Luo Haitao (Corresponding author) received his B. Sc. degree from Shenyang University of Technology in 2007, M. Sc. degree from Northeastern University in 2009, and Ph. D. degree from University of Chinese Academy of Sciences in 2014. He is currently a research fellow and the leader of Simulation and Test Group with the Center for Space Automation Technologies & Systems, Shenyang Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences. His main research interests include multimodal human machine cointegration intelligent nursing platform for patients with mobility disorders.



孙嘉泽, 2020 年于天津理工大学中环信息学院获得学士学位, 2023 年于沈阳理工大学获得硕士学位, 主要研究方向为室内自主导航和路径规划。

E-mail: jiazesun1633@163.com

Sun Jiaze received his B. Sc. degree from Tianjin University of Technology in 2020, and received his M. Sc. degree from Shenyang Ligong University in 2023. His main research interests include indoor autonomous navigation and path planning.



高鹏宇, 2020 年于安阳工学院获得学士学位, 现就读于沈阳化工大学人工智能专业研究生, 主要研究方向为人机交互、人工智能算法。

E-mail: gaopengyu406@163.com

Gao Pengyu received his B. Sc. degree from Anyang Institute of Technology in 2020. He is currently pursuing his M. Sc. degree at Shenyang University of Chemical Technology. His main research interests include human machine interaction and artificial intelligence algorithms.



李家成, 2022 年于唐山学院获得学士学位, 现就读于沈阳航空航天大学控制科学与工程研究生, 主要研究方向为机械臂、机器人算法。

E-mail: lijiacheng@sia.cn

Li Jiacheng received his B. Sc. degree from Tangshan University in 2022. He is currently pursuing his M. Sc. degree at Shenyang Aerospace University. His main research interests include robot arm and robot algorithm.