

基于改进人工势场算法的移动机器人路径规划方法

黄 锋^{1,2}, 张志慧², 姜 静¹, 唐凤珍²

(1. 沈阳理工大学自动化与电气工程学院, 辽宁 沈阳 110158;

2. 中国科学院沈阳自动化研究所机器人学国家重点实验室, 辽宁 沈阳 110016)

摘要: 传统人工势场算法 (APF) 在路径生成过程中存在目标不可达、局部极小值及规划效率低等问题。为此, 本文提出一种改进的 APF 算法: 针对目标不可达问题, 设计新的斥力场函数, 通过引入正弦距离因子动态调节目标点附近障碍物对机器人的斥力; 针对局部极小值问题, 提出障碍物边界点群切向量算法, 利用障碍物边界构建虚拟点群, 计算用于逃离局部极小值的临时目标点; 针对路径规划效率低的问题, 设计自适应步长方法, 根据机器人周围障碍物的拥挤程度自适应选择迭代步长, 在减少迭代次数的同时, 避免机器人因与障碍物过近而被反弹。仿真实验结果显示, 改进算法可有效解决传统 APF 算法的目标不可达与局部极小值问题; 在无此类问题的场景中, 其路径长度与传统 APF 算法接近, 而路径规划时间缩短约 23.52%。此外通过与当前主流的机器人局部路径规划算法的横向对比实验, 进一步验证了本文算法在规划效率与路径质量上的优越性。最后, 基于真实机器人的实验证实了该算法的可行性与有效性。

关键词: 路径规划; 机器人; 改进人工势场算法; 避障

A Path Planning Method for Mobile Robots Based on the Improved Artificial Potential Field Algorithm

HUANG Feng^{1,2}, ZHANG Zhihui², JIANG Jing¹, TANG Fengzhen²

(1. School of Automation and Electrical Engineering, Shenyang Ligong University, Shenyang 110158, China;

2. State Key Laboratory of Robotics, Shenyang Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences, Shenyang 110016, China)

Abstract: The traditional artificial potential field (APF) algorithm has drawbacks such as target inaccessibility, local minima, and low planning efficiency in the process of path generation. To address these issues, this paper proposes an improved APF algorithm. For the problem of target inaccessibility, a new repulsive field function is designed, which dynamically adjusts the repulsion exerted by obstacles near the target point on the robot by introducing a sine distance factor. For the local minima problem, a tangent vector algorithm of obstacle boundary point group is proposed, which constructs a virtual point group using the obstacle boundary to calculate temporary target points for escaping local minima. For the problem of planning efficiency, a method of adaptive step size is adopted, which adaptively selects the iteration step size according to the congestion degree of obstacles around the robot. This not only reduces the number of iterations, but also prevents the robot from being repelled due to being too close to obstacles. Simulation results show that the improved algorithm can effectively solve the problems of target inaccessibility and local minima in the traditional APF. In scenarios without such problems, the path length of the improved algorithm is close to that of the traditional APF, while the planning time is shortened by approximately 23.52%. Through horizontal comparison experiments with the current mainstream robot local path planning algorithms, the superiority of the proposed algorithm in terms of planning efficiency and path quality is further verified. Finally, experiments on real robots confirm the feasibility and effectiveness of the algorithm.

Keywords: path planning; robot; improved APF (artificial potential field) algorithm; obstacle avoidance

近年来, 随着智能控制和人工智能技术的迅速发展, 自主移动机器人在军事侦察、仓储物流、工业生产等领域得到了广泛应用^[1]。路径规划是移动机器人的关键技术, 是指机器人根据周围环境信息计算出两点之间的最优路径。目前为止, 研究人员已经提出了很多路径规划算法, 如 A* 算

法^[2-3]、Dijkstra 算法^[4]、遗传算法^[5]和快速探索随机树 (RRT) 算法^[6]、动态窗口法^[7]、APF 算法^[8]和强化学习法^[9]等。其中 APF 算法因简单、实时性较好等优点而得到广泛应用^[10]。然而, 传统的 APF 算法存在局部极小值和目标不可达等缺点, 导致生成的路径不够理想^[11]。

为了克服传统 APF 算法的缺点, 许多学者对其进行了改进。例如, Zheng 等^[12]提出了一种新的最小准则, 并设计了一种改进的虚拟障碍局部路径规划方法来克服这一缺陷。Duan 等^[13]在基于安全距离模型的改进 APF 中加入了第 2 个虚拟目标的干扰因子, 从而在陷入局部极小值时打破平衡状态, 但添加干扰因子面对大尺寸障碍物时效果不理想。Yao 等^[14]提出了一种名为黑洞势场 (BHPF) 的方法来减少局部极小值的出现, 然后将 BHPF 与强化学习法相结合来解决局部稳定点场景下的问题。这种自适应机制使机器人能够在存在新障碍物和动态目标的环境中实时到达目的地, 但必须根据不同的环境定义黑洞域的大小, 而且算法的适应性不够。Szczepanski 等^[15]提出了一种新的 APF, 通过对未来运动的预测来检测机器人在局部极小点的停滞, 在这种情况下, 创造出一种称为顶夸克的虚拟障碍, 以迫使机器人选择到达目标的路径。然而, 该算法在放置虚拟顶夸克时, 重复预测未来的路径, 直到不再出现局部最小点, 这无疑大大增加了计算量, 也导致实时性较差。Zhai 等^[16]提出了改进的势场环境和势场力, 以解决这两个问题, 但该方法在复杂环境中适应性较差, 特别是在存在多个障碍物的情况下。Song 等^[17]在原始的 APF 算法中添加了一个预测的势场, 如果预测到可能发生碰撞, 则提前修正移动方向以避免障碍物。然而, 该算法仅适用于单个障碍物的环境, 在多障碍物环境中, 修正后的方向可能会与其他障碍物发生碰撞。此外, 该算法没有包含局部最小值避免机制。

上述研究中最为人所熟知和关注的问题是局部极小值问题, 但是上述方法均忽略了障碍物的大小和形状对路径规划问题的影响, 而且为了简化该问题, 将障碍物和机器人作为一个忽略大小和形状的粒子来考虑, 这与实际情况不符。

针对上述问题, 本文提出了一种改进的 APF 算法, 首先通过引入正弦距离因子改进斥力场函数, 动态调整目标点附近的障碍物对机器人产生的斥力大小, 解决了 APF 算法的目标不可达问题。然后提出障碍物边界点群切向量算法, 将障碍物的大小和形状作为考虑因素, 解决了 APF 算法的局部极小值问题, 提高了 APF 算法的路径规划效率以及对复杂环境的适应能力。最后提出自适应步长方法, 在安全区域使用较大的步长, 以降低算法迭代次数, 缩短路径规划时间; 而在障碍物附近, 减小步长。这种动态调整步长的方法既可以有效且安全地避开障碍物, 也可以避免因为步长过大使得机器人突然靠

近障碍物而被反弹回去的问题, 总体上提高了路径规划效率。

1 APF 算法 (Artificial potential field algorithm)

Khatib 在 1985 年提出了著名的人工势场 (APF) 方法, 经过几十年的发展和改进, 该方法被广泛应用于路径规划领域。APF 方法由排斥势场和吸引势场组成, 类似于正负电场的原理。排斥势场类似于正电场, 其势场力从障碍物中心向外辐射, 对自主移动机器人具有排斥作用。吸引势场类似于负电场, 其势场力从外部向中心收敛, 对机器人具有吸引作用。这两种势场共同作用, 引导机器人远离障碍物并朝着目标点移动。

在带有目标和障碍物的 APF 中, 机器人同时受到吸引力和排斥力的影响。引力势场引导机器人向目标点移动, 而障碍物在机器人进入其排斥力场影响范围后施加排斥力, 使机器人远离障碍物以避免碰撞。这种作用关系可以用图 1 表示。

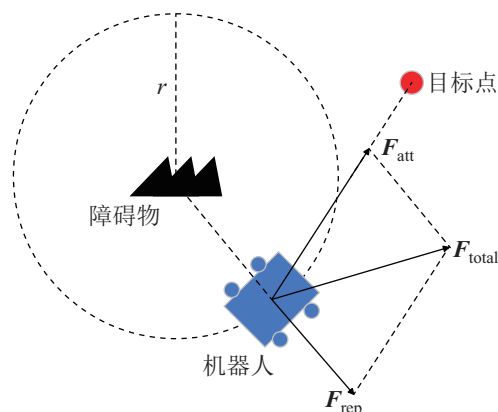


图 1 APF 中机器人的受力图

Fig.1 Force diagram of the robot in APF

当机器人使用 APF 算法进行路径规划时, 它会被目标点吸引, 直到机器人到达目标点。传统 APF 中的吸引势场函数可以表示为

$$U_{\text{att}} = \frac{1}{2} \xi \rho(\mathbf{X}, \mathbf{X}_g)^m \quad (1)$$

其中 ξ 表示吸引势场的正比例增益系数, m 表示吸引势场因子, 本文 $m = 2$, \mathbf{X} 和 \mathbf{X}_g 分别表示机器人的当前位置和目标点位置, 而

$$\rho(\mathbf{X}, \mathbf{X}_g) = \|\mathbf{X} - \mathbf{X}_g\|_2 \quad (2)$$

表示机器人与目标之间的距离, 采用欧几里得距离。

吸引势场的负梯度为吸引力:

$$\mathbf{F}_{\text{att}} = -\nabla U_{\text{att}} = \xi(\mathbf{X}_g - \mathbf{X}) \quad (3)$$

在传统的 APF 算法中, 障碍物产生的排斥势场 U_{rep} 表示为

$$U_{\text{rep}} = \begin{cases} \frac{1}{2}\zeta \left(\frac{1}{\rho} - \frac{1}{\rho_0} \right)^2, & \rho \leq \rho_0 \\ 0, & \rho > \rho_0 \end{cases} \quad (4)$$

其中 ζ 表示排斥势场的正比例增益因子, ρ_0 表示障碍物排斥势场的最大影响距离, ρ 表示机器人当前位置到障碍物的距离, 采用欧几里得距离, 公式为

$$\rho = \rho(\mathbf{X}, \mathbf{X}_{\text{obs}}) = \|\mathbf{X} - \mathbf{X}_{\text{obs}}\|_2 \quad (5)$$

其中 \mathbf{X}_{obs} 表示障碍物的位置。

障碍物产生的排斥力 \mathbf{F}_{rep} 代表排斥力势场 U_{rep} 下降最快的方向, 其表达式为

$$\mathbf{F}_{\text{rep}} = \begin{cases} \zeta \left(\frac{1}{\rho} - \frac{1}{\rho_0} \right) \frac{1}{\rho^2} \frac{\partial \rho}{\partial \mathbf{X}}, & \rho \leq \rho_0 \\ 0, & \rho > \rho_0 \end{cases} \quad (6)$$

所以机器人最终受到的合力为

$$\mathbf{F}_{\text{total}} = \mathbf{F}_{\text{att}} + \sum \mathbf{F}_{\text{rep}} \quad (7)$$

其中 $\sum \mathbf{F}_{\text{rep}}$ 为机器人在多个障碍斥力场作用下所受到的总斥力, 将引力和斥力叠加形成 APF 中机器人所受到的合力。

2 本文改进的 APF 算法 (The improve APF algorithm)

2.1 改进的斥力场函数

当目标点附近有障碍物时, 目标点附近障碍物对机器人的斥力可能远大于机器人在目标点所受到的吸引力, 从而使得机器人无法到达目标点, 受力分析如图 2 所示。

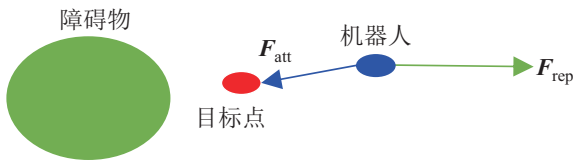


图 2 机器人目标不可达受力情况

Fig.2 The force situation when the goal of the robot is unreachable

为了解决目标不可达问题, 本文在传统斥力场函数基础上引入机器人到目标点的正弦式距离因子, 使机器人所受的斥力随着其与目标点接近而逐渐减小, 以此来降低目标点附近障碍物对机器人的排斥力, 使得机器人可以到达附近有障碍物的目标点附近, 同时, 为了降低距离函数部分对非目标点

处障碍物排斥力的削弱幅度, 这里引入正弦函数进行修正, 从而降低机器人在非目标点处与障碍物发生碰撞的风险。本文之所以采用正弦函数, 主要有两方面原因。首先正弦函数可以让斥力曲线平滑, 且使其在目标点附近较快、均匀地变化, 而在非目标点附近又不会发生骤变, 以免大幅降低非目标点附近的障碍物对机器人的斥力, 导致机器人的碰撞风险增高。其次, 正弦函数的值域从 0 到 1 变化, 包括端点值, 可以让机器人到达目标点时斥力完全为 0, 从而使得机器人受到的合力为 0, 而机器人在非目标点附近时所受斥力受到距离因子的影响较小。改进后的斥力场函数为

$$U_{\text{rep}} = \begin{cases} \infty, & \rho_i \leq \gamma \\ \frac{1}{2}\zeta \left(\frac{1}{\rho_i} - \frac{1}{\rho_0} \right)^2 D_j, & \gamma < \rho_i \leq \rho_0 \\ 0, & \rho_i > \rho_0 \end{cases} \quad (8)$$

其中 γ 表示机器人与障碍物之间需要保持的安全距离, ρ_i 表示机器人与第 i 个障碍物的距离, 采用欧几里得距离:

$$\rho_i = \rho(\mathbf{X}, \mathbf{X}_i) = \|\mathbf{X} - \mathbf{X}_i\|_2 \quad (9)$$

其中 \mathbf{X} 和 \mathbf{X}_i 分别表示机器人的当前位置和斥力作用范围内的第 i 个障碍物的位置。

而 D_j 表示机器人处于 j 位置时, 其到目标点的距离因子, 表达式为

$$D_j = \sin \left(\frac{\pi}{2} \left(\frac{\rho_{j,g}}{\rho_{0,g}} \right)^n \right) \quad (10)$$

其中 $\rho_{j,g}$ 表示机器人的当前位置 \mathbf{X}_j 到目标位置 \mathbf{X}_g 的欧氏距离, $\rho_{0,g}$ 表示机器人的起点位置 \mathbf{X}_0 到目标位置 \mathbf{X}_g 的欧氏距离:

$$\rho_{j,g} = \|\mathbf{X}_j - \mathbf{X}_g\|_2 \quad (11)$$

$$\rho_{0,g} = \|\mathbf{X}_0 - \mathbf{X}_g\|_2 \quad (12)$$

对斥力场 U_{rep} 计算机器人当前位置的偏微分可得机器人所受到的斥力 \mathbf{F}_{rep} :

$$\mathbf{F}_{\text{rep}} = \begin{cases} \infty, & \rho_i \leq \gamma \\ \zeta \left(\frac{1}{\rho_i} - \frac{1}{\rho_0} \right) \frac{1}{\rho_i^2} \frac{\partial \rho_i}{\partial \mathbf{X}} D_j + \frac{1}{2}\zeta \left(\frac{1}{\rho_i} - \frac{1}{\rho_0} \right)^2 \frac{\partial D_j}{\partial \mathbf{X}}, & \gamma < \rho_i \leq \rho_0 \\ 0, & \rho_i > \rho_0 \end{cases} \quad (13)$$

通过 $(\rho_{j,g}/\rho_{0,g})^n$ 使得距离因子 D_j 随着机器人与目标点的接近而逐渐减小, 然后通过参数为 $\pi(\rho_{j,g}/\rho_{0,g})^n/2$ 的正弦函数将其归一化, 使得斥力曲

线变化幅度类似于正弦函数曲线, 以此来减小距离因子 D_j 对非目标点处障碍物的斥力产生较大的影响, 进而降低机器人与障碍物发生碰撞的风险。

改进后的斥力场函数图像如图 3(b) 所示, 图 3(c) 对应的是其俯视图, 对应的环境如图 3(a) 所示。可见改进后的斥力场函数仅将目标点附近的斥力作用削弱, 而对非目标点附近的障碍物产生的斥力影响较小。

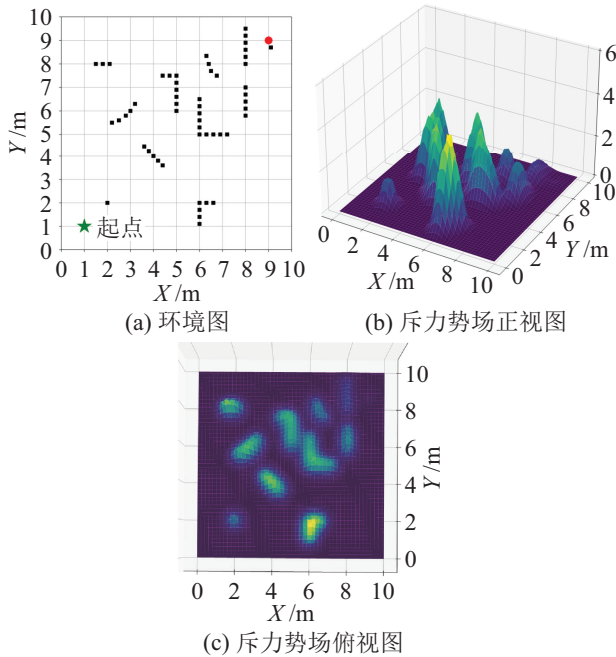


图 3 改进后的斥力势场函数图

Fig.3 Diagram of the improved repulsion potential field function

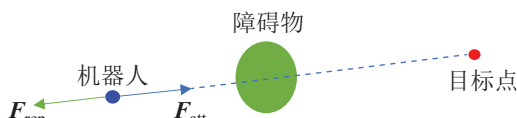


图 4 单障碍物局部极小值

Fig.4 Local minimum in the case of a single obstacle

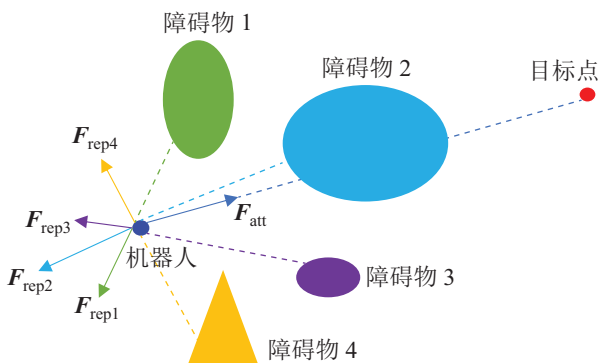


图 5 多障碍物局部极小值

Fig.5 Local minimum in the case of multiple obstacles

2.2 障碍物边界点群切向量算法

传统的 APF 算法除了在目标点附近有障碍物时会出现目标不可达问题外, 还会出现局部极小值问题, 也就是在机器人前进过程中出现合力为 0 的问题, 从而导致机器人停滞不前或者在某位置处小范围来回振荡。常见的情况有 2 种, 分别是单障碍物和多障碍物情况, 如图 4 和图 5 所示。

在图 4 中, 机器人和障碍物与目标点在同一条直线上, 当机器人接近障碍物时, 随着斥力 F_{rep} 逐渐增大到与目标点对机器人的吸引力 F_{att} 大小相等, 由于排斥力和吸引力的方向相反, 机器人所受的合力 F_{total} 为 0, 即:

$$F_{total} = F_{att} + F_{rep} = 0 \quad (14)$$

从而使得机器人陷入局部极小值, 或者在合力为 0 处来回振荡。

当机器人遇到多个障碍物时, 如图 5 所示, 机器人受到多个障碍物的排斥力 F_{rep1} 、 F_{rep2} 、 F_{rep3} 、 F_{rep4} 等的合力 F_{total} 恰好与其所受到的吸引力 F_{att} 大小相等, 方向相反, 从而使得机器人陷入局部极小值, 停滞不前, 即:

$$F_{total} = F_{att} + F_{rep1} + F_{rep2} + F_{rep3} + F_{rep4} = 0 \quad (15)$$

针对这 2 种局部极小值问题, 本文提出了障碍物边界点群切向量算法。以往文献对 APF 算法的改进大多是将机器人和障碍物视为没有大小的粒子, 而障碍物边界点群切向量算法考虑了机器人和障碍物本身的大小和形状, 并在障碍物周围虚拟建立一些没有大小和形状的障碍物边界点, 作为 APF 算法中机器人的排斥力来源, 当机器人陷入局部极小值时, 通过对障碍物远端边界点 (机器人当前视线角与障碍物边界刚好相切的点) 做机器人当前位置的切向量, 以此来计算跳出局部极小值的可能的临时途经点, 如图 6 和图 7 所示。

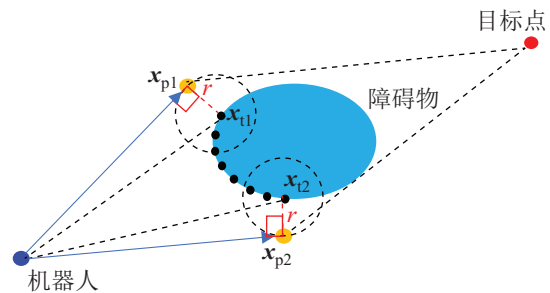


图 6 单障碍物边界点群切向量算法

Fig.6 The tangent vector method based on the point group of the boundary of single obstacle

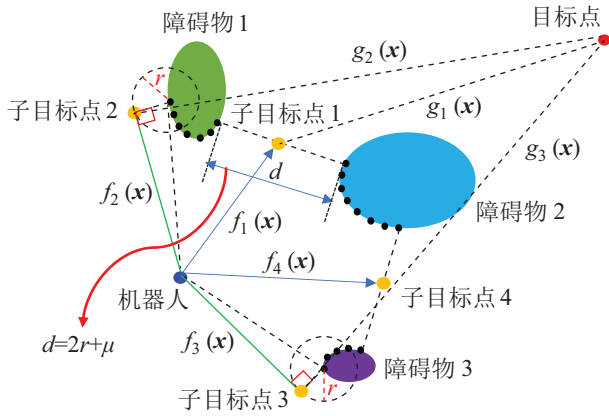


图7 多障碍物边界点群切向量算法

Fig.7 The tangent vector method based on the point group of the boundaries of multiple obstacles

对于单个障碍物而言,如图6所示,当陷入局部极小值时,机器人根据障碍物边界点(图6中障碍物周围的黑色小圆点)的位置信息,计算出机器人到以障碍物边界点群端点 x_{t1} 、 x_{t2} 为圆心,半径为 r 的圆的切线的交点 x_{p1} 、 x_{p2} 位置,把它们作为临时子目标点,以此来跳出局部极小值。

而对于多个障碍物而言,如图7所示,当陷入局部极小值时,机器人除了会把每个障碍物本身的边界点群端点作为计算临时子目标点的依据,同时对于相邻的2个障碍物,还会将它们各自的边界点群中相邻最近的点的中点作为临时子目标点候选集合中的元素,例如子目标点1和子目标点4。算法流程图如图8所示,具体的计算过程如下:

1) 当机器人遇到极小值时,将斥力作用范围内检测到的所有周围障碍物点的位置信息加入到一个

空集 Q 中,然后计算它们之间的距离 $d_{i,j}$:

$$d_{i,j} = \|\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j\|_2 \quad (16)$$

其中, \mathbf{x}_i 和 \mathbf{x}_j 分别表示集合 Q 中的任意2个障碍物点的位置,而距离计算采用的是欧几里得距离。

2) 判断步骤1)中点的距离 $d_{i,j}$ 是否小于阈值 e ,这里的阈值 e 是指机器人检测精度的角度对应的弧长,由于距离过短,为计算方便,直接选择两点之间的直线距离。如果满足要求,则将这些点放入同一个空集 S_1 中,否则放入不同的集合 S_1 和 S_2 中,依此类推,遍历完集合 Q 中的所有障碍物点。

3) 将步骤2)中得到的所有子集合 S_i (这里每个子集合 S_i 中的点均满足相邻点之间的距离小于阈值 e)按照相邻点之间距离最小的顺序重新排序,得到各障碍物的点群分布。如果2个障碍物距离过近,则将它们视为一个障碍物复合体,即视为一个障碍物,这也符合实际生活中机器人的避障特点。

4) 然后根据步骤3)得到的障碍物点群计算出所有可能的子目标点。首先需要根据每个子集合 S_i 的端点计算出单障碍物情况下的可能的临时子目标点,如图6中的 x_{p1} 、 x_{p2} ,然后计算子集合 S_i 和 S_j 之间最近的端点的距离 d ,如果满足:

$$d \geq 2r + \mu \quad (17)$$

则将二者的中点作为可能的临时子目标点。其中, r 表示机器人的外接圆半径,而 μ 表示机器人距离障碍物的期望最短安全距离,防止机器人转弯时与障碍物发生碰撞,本文选择 $\mu = 2r$ 。

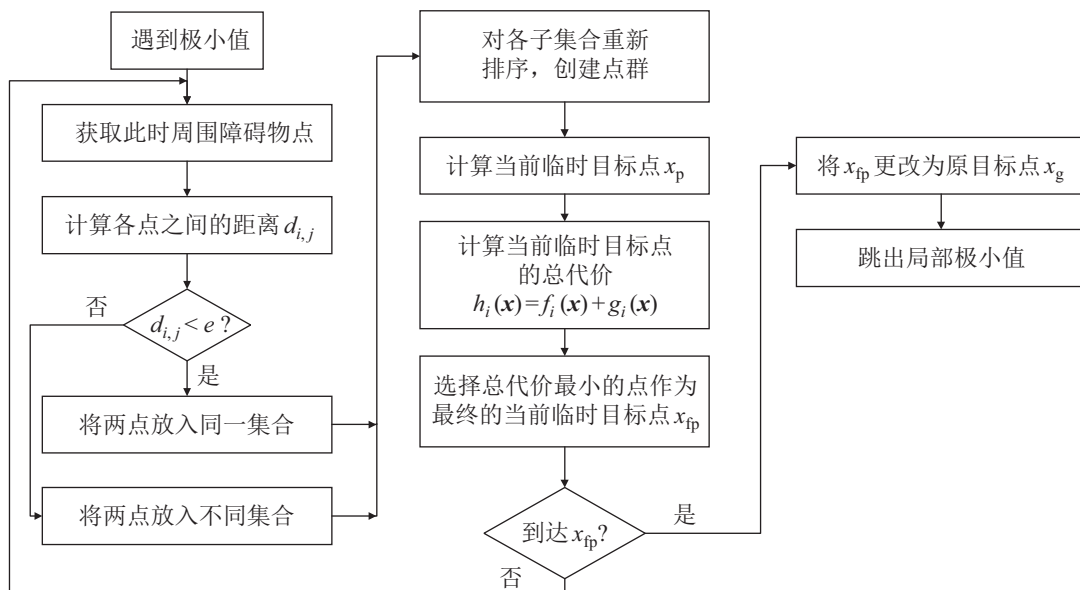


图8 障碍物边界点群切向量算法流程图

Fig.8 Flowchart of the tangent vector method based on the point group of obstacle boundary

5) 根据步骤 4) 计算出所有可能的临时子目标点后, 分别计算它们距离机器人当前位置的实际代价 $f_i(x)$ 以及它们到目标点的预估代价 $g_i(x)$:

$$f_i(x) = \|x_i - x_r\|_2 \quad (18)$$

$$g_i(x) = \|x_i - x_g\|_2 \quad (19)$$

这里的实际代价是指临时子目标位置 x_i 到机器人当前位置 x_r 的欧氏距离, 而预估代价是可能的临时子目标位置 x_i 与目标位置 x_g 的欧氏距离。

6) 最后根据评估函数选择最终的临时子目标点。

评估函数 (总代价) 为

$$h_i(x) = f_i(x) + g_i(x) \quad (20)$$

选择总代价最小的临时子目标点作为最终的临时子目标点, 当机器人陷入局部极小值时, 将目标点更换为所选择的最终临时子目标点, 到达后, 再将临时子目标点切换为原目标点, 从而达到跳出局部极小值的目的。

2.3 自适应步长控制策略

此处的步长是指机器人当前位置与路径规划算法计算出的下一个路径点之间的距离。为了使机器人能够更平滑地避开障碍物, 通常都会选择较小的步长。显然这会增加算法的迭代次数及路径规划时间。所以针对这个问题, 本文提出自适应步长的方法, 即: 当机器人不在障碍物的斥力影响范围内或者根据机器人尺寸选择的斥力大于一定的阈值时 (本文选择后者, 且阈值取为合力最大值的 1/6 时效果最好), 可以采用较大步长 d_1 , 以降低算法迭代次数, 进而缩短路径规划时间。当斥力小于这个阈值时机器人采用较小步长 d_2 , 以便更平滑地避开障碍物。同时, 为了使机器人准确快速到达目标点, 当机器人所受的排斥力不在这个阈值内, 且机器人已经距离目标点比较近 (本文根据机器人尺寸选择 0.8 m) 时, 也应采用较小步长 d_2 , 防止机器人在精度的限制下, 受目标点附近障碍物的影响, 在目标点周围来回振荡, 最终需要多次迭代才能到达目标点。步长 λ 的计算公式为

$$\lambda = w_1 d_1 + (w_2 + w_3) d_2 \quad (21)$$

其中 w_i ($i = 1, 2, 3$) 都是布尔值。 w_1 代表机器人是否在障碍物排斥力作用范围之外且在距离目标点 l 范围之外, 本文 $l = 1.0$ m; w_2 表示机器人是否在障碍物排斥力作用范围之内; w_3 表示机器人是否在距离目标点 l 范围之内。

3 实验与分析 (Experiments and analysis)

首先通过与传统 APF 算法的比较, 验证了改进 APF 算法可以有效解决传统 APF 算法的目标不可达问题和局部极小值问题。其次与常见的几种避障算法作了比较, 进一步验证了所提算法的效率。最后, 通过搭建真实实验平台, 验证了改进 APF 算法的可行性。

3.1 改进的斥力场函数实验验证

本文提到的目标不可达问题存在两种情况, 一种是目标点后面有一个距离很近的障碍物, 而机器人位于出发点和最终目标点之间, 且受到该障碍物斥力势场的影响。传统的人工势场规划法可能导致目标不可达情况。而通过改进的斥力场函数, 机器人所受到的斥力会随着其与目标点的距离的减小而降低, 从而使得机器人得以成功到达最终目标而不会在目标点周围来回振荡, 如图 9 所示。

另一种情况是最终目标点位于两个或多个障碍物势场之间, 导致目标点处的总斥力较大, 使得机器人无法到达目标点, 而改进 APF 算法可以成功引导机器人到达目标, 如图 10 所示。

本文方法的迭代次数较少, 而传统 APF 算法在这两种情况下的迭代次数都是无穷的, 见表 1。

而且由图 9 和图 10 可以看到, 改进 APF 算法在目标点处的斥力场是从外到内逐渐削弱的, 直至为 0, 所以即使障碍物距离目标点很近, 机器人也可以到达目标点, 而传统 APF 算法在目标点处的斥

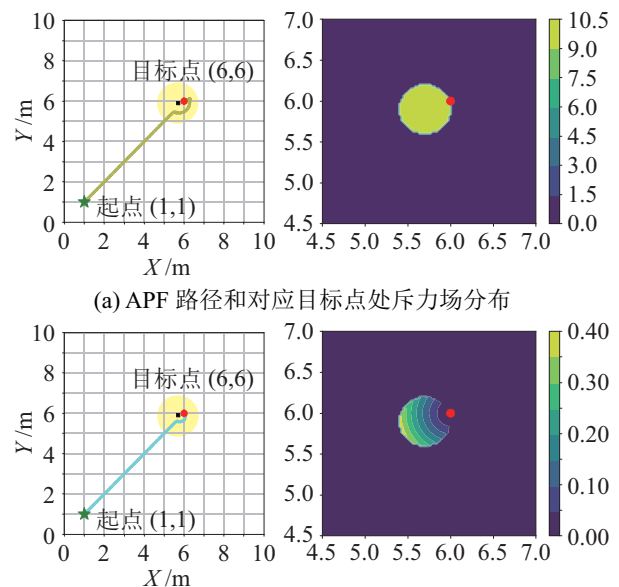


图 9 单障碍物目标不可达性对比

Fig.9 Comparison of the target unreachability for single obstacle

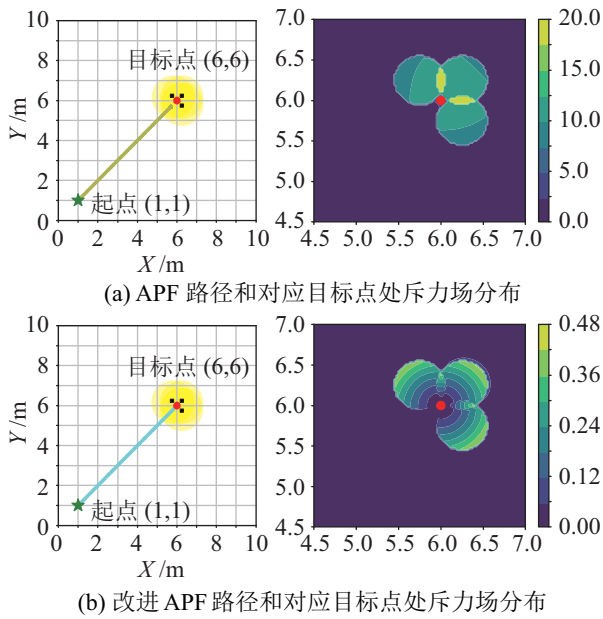


图 10 多障碍物目标不可达性对比

Fig.10 Comparison of the target unreachability for multiple obstacles

表 1 改进前后目标不可达性对比

Tab.1 Comparison of the target unreachability before and after improvement

		起点	目标点	障碍物	迭代次数
图 9	APF	(1, 1)	(6, 6)	(5.7, 5.9)	无穷
	改进 APF	(1, 1)	(6, 6)	(5.7, 5.9)	92
图 10	APF	(1, 1)	(6, 6)	(6.25, 6.25) (6.25, 5.75)	无穷
	改进 APF	(1, 1)	(6, 6)	同上	88

力场非常大，会给附近的机器人一个远离目标点的反向推力，使得机器人无法到达目标点或者在附近来回振荡甚至可能发生碰撞。

3.2 障碍物边界点群算法的实验验证

传统 APF 算法陷入局部极小值的情况可分为单障碍物和多障碍物两种，如第 2 节中提到的那样，第 1 种情况是单个障碍物与机器人和目标点在同一条直线上，第 2 种情况是多个障碍物构成的总斥力使得机器人陷入局部极小值。

3.2.1 单个障碍物情形

以往文献大多数都忽略了障碍物的大小和形状，把它们视为一个没有体积的质点，这显然不符合实际情况。本文将单障碍物的局部极小值问题分为 2 类情况。

一类是没有体积的单点障碍物，如图 11 所示，将机器人和目标点放在同一条直线上，并且障碍物点恰好在它们中间，从图 11 可以看到传统 APF 算

法在障碍物附近陷入局部极小值而停滞不前，而改进 APF 算法通过障碍物边界点群切向量选择临时子目标点作为途经点，使得机器人跳出局部极小值，最终成功到达目标点，机器人和障碍物以及目标点的位置等数据如表 2 所示。

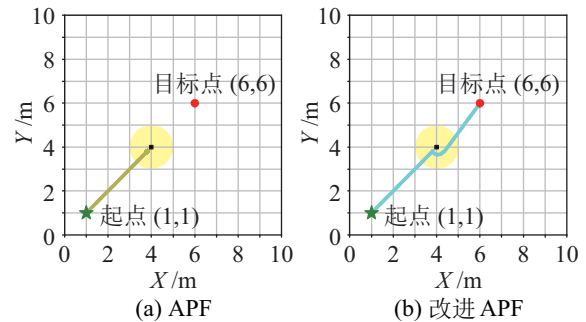


图 11 单障碍物局部极小值问题对比（忽视形状）

Fig.11 Comparison of the local minimum problem for single obstacle regardless of shape

表 2 单障碍物局部极小值问题对比（忽视形状）

Tab.2 Comparison of the local minimum problem for single obstacle regardless of shape

	起点	目标点	障碍物	迭代次数
APF	(1, 1)	(6, 6)	(4, 4)	无穷
改进 APF	(1, 1)	(6, 6)	(4, 4)	93

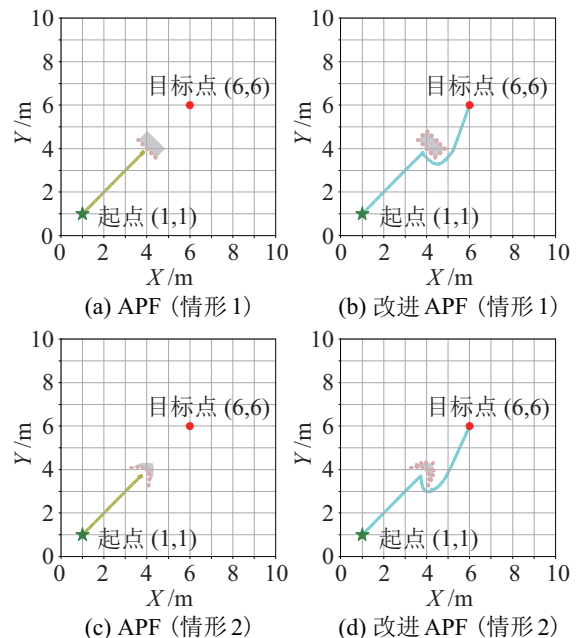


图 12 单障碍物局部极小值对比（考虑形状）

Fig.12 Comparison of the local minimum problem for single obstacle considering shape

另一类是考虑大小和形状的障碍物，可细分为 2 种情况。一种是平面障碍物，例如矩形障碍物，如图 12(a)(b) 所示；还有一种是 U 形障碍物，如图 12(c)(d) 所示。以往文献中很少提到 U 形障碍物，

但是它恰恰是最容易导致传统 APF 算法陷入局部极小值的一类情形。具体参数和结果如表 3 所示。

表 3 单障碍物局部极小值问题对比 (考虑形状)

Tab.3 Comparison of the local minimum problem for single obstacle considering shape

		起点	目标点	障碍物	迭代次数
图 12(a)(b)	APF	(1,1)	(6,6)	D_{obs1}	无穷
	改进 APF	(1,1)	(6,6)	同上	102
图 12(c)(d)	APF	(1,1)	(6,6)	D_{obs2}	无穷
	改进 APF	(1,1)	(6,6)	同上	106

本文提出的障碍物边界点群切向量算法中涉及的点群是从实际环境考虑的, 也就是说这些点群都是机器人视角下的可见点群, 考虑障碍物体积和形状后, 在障碍物背后的点群显然只有机器人运动到障碍物后方才会检测到, 所以在仿真实验时考虑了这一点, 以便更符合实际环境, 也就是说表 3 中的障碍物 D_{obs1} 和 D_{obs2} 都是机器人视角下的动态障碍物点群列表, 随着机器人的移动而不断更新, 例如图 12 左右图中粉红色的障碍物点群, 在左图中, 由于机器人陷入局部极小值, 并不能检测到障碍物后面的点群, 而右图中机器人在移动到障碍物后方之后逐渐检测到障碍物后方的点群。

3.2.2 多个障碍物情形

为验证改进 APF 算法解决多障碍局部极小值问题的能力, 设计了包含各种类型障碍物边界的复杂未知环境, 包括弧形、L 形、柱形等, 如图 13 所

示, 然后选择不同的起点和目标点做了两组实验。在图 13(a)(b) 中, 起点设置为 (1,1), 目标点设置为 (9,9), 然后添加 10 个未知障碍物, 其中包括刻意在起点到目标点的连线周围多添加的一些障碍物, 以便使得传统 APF 算法多次陷入局部极小值, 同时也能验证改进 APF 算法对复杂环境的适应能力。

然后, 为了进一步验证改进算法的有效性, 在环境不变的情况下, 更换起点和目标点, 设置起点为 (1,6) 和 (9,6), 如图 13(c)(d) 所示。

图 13 实验结果表明, 改进 APF 算法不仅能解决传统 APF 算法的多障碍物局部极小值问题, 还能适应更复杂的环境, 即使遇到多次极小值的情况, 也始终能找到最合适的临时子目标点, 跳出局部极小值, 提高了传统 APF 算法对复杂环境的路径规划能力。

为了验证改进算法在包含动态障碍物的复杂环境下的路径规划能力, 做了一组相关实验。环境中包含各类常见形状障碍物边界点 (由黑色方块标出), 包括弧形、L 形、平面形、柱形等, 如图 14 所示。此外, 为了增强环境的一般性和复杂性, 又添加了 2 个动态障碍物 (由黄色的方块标出, 旁边的红色箭头给出了运动方向), 同时在距离目标点很近的地方放置一个障碍物, 验证改进的算法同时解决目标不可达问题和局部极小值问题的能力。从图 14 的结果可以看出, 本文算法可以很好地应对包含动态障碍物的复杂环境。

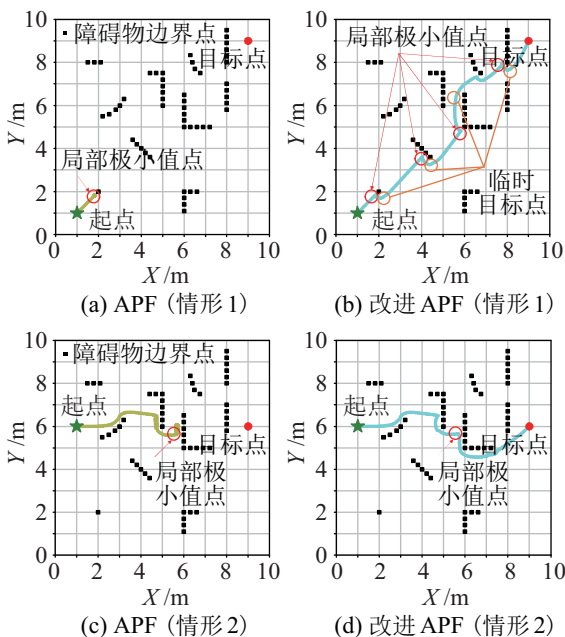


图 13 多障碍物局部极小值问题对比

Fig.13 Comparison of the local minimum problem for multiple obstacles

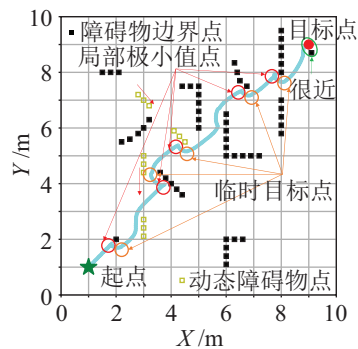


图 14 包含动态障碍物的复杂环境下的路径规划结果

Fig.14 Path planning results in complex environments with dynamic obstacles

3.3 自适应步长方法的实验验证

为了防止机器人与障碍物发生碰撞, 或者出现在向障碍物移动的过程中因步长过大而被障碍物的斥力反推回来的问题, 同时也为了更平滑地避开障碍物, 一般会把步长设置得很小, 但小步长虽然可以解决这些问题并提高路径平滑度, 但也会增加算法的迭代次数和搜索时间。

所以本文设置了自适应步长，即算法会根据机器人检测到的周围环境的变化而作相应调整，当斥力作用达到一定阈值时，算法就会采用小步长计算下一个路径点，以便更平滑地绕过障碍物，而不在这个阈值之内时，比如未受到斥力作用时，则会采用大步长计算下一个路径点，以此来减少算法迭代次数，缩短路径规划时间。实验结果如图 15 和表 4 所示。

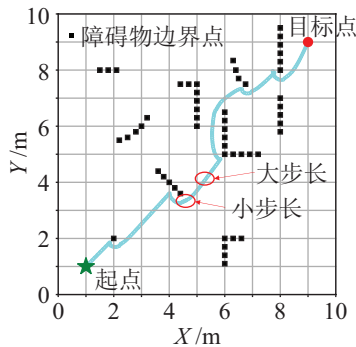


图 15 自适应步长实验结果

Fig.15 Results of adaptive step size experiment

表 4 自适应步长与固定步长下路径规划结果对比

Tab.4 Comparison of the path planning results with adaptive step size and fixed step size

	路径长度 /m	规划时间 /s	迭代次数
非自适应步长	13.815	0.231	311
自适应步长	13.794	0.182	178

实验结果表明，自适应步长方法虽然使得路径长度仅仅降低了约 0.152%，但路径规划时间缩短了约 21.21%，迭代次数减少了约 42.77%。

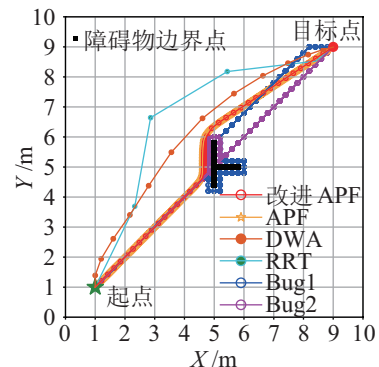
3.4 本文方法与其他方法的对比实验

为了验证本文 APF 算法的一般性，还与主流的机器人避障算法做了对比试验，包括模拟昆虫寻找巢穴的 Bug1 和 Bug2 算法^[18]，以及基于随机采样的 RRT 算法^[19]和基于速度采样的 DWA（动态窗口法）^[20]，实验结果如图 16 和表 5 所示。

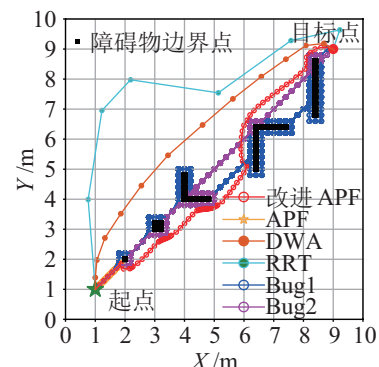
表 5 路径规划时间和长度对比

Tab.5 Comparison of the path planning time and path length

算法	简单环境（图 16(a)）		复杂环境（图 16(b)）	
	路径长度 /m	规划时间 /s	路径长度 /m	规划时间 /s
Bug1	12.134	0.132	15.501	0.414
Bug2	13.148	0.085	14.602	0.133
RRT	12.752	0.031	15.738	0.359
DWA	13.088	0.032	13.441	0.126
APF	11.700	0.017	无穷	无穷
改进 APF	11.679	0.013	13.200	0.044



(a) 简单环境



(b) 复杂环境

图 16 简单环境和复杂环境中 6 种算法的路径规划结果

Fig.16 Path planning results of the 6 algorithms with single obstacle or multiple obstacles

实验结果表明，改进 APF 算法的效果明显优于其他算法，在没有陷入局部极小值时，改进 APF 算法在路径长度上相较于传统 APF 算法要稍短，而且路径规划时间缩短了约 23.52%，在遇到极小值时，传统 APF 算法无法到达目标点，而改进 APF 算法仍可以快速且安全地到达目标点，同时与其他常见的机器人避障算法相比，也有较明显的优势。

此外，还与文 [21] 方法（将 RRT 算法和 APF 算法融合）进行了对比实验。采用了文 [21] 中的环境，起点和目标点的直线距离为 104（单位长度）。实验结果如图 17 所示，具体的数值对比见表 6。本文算法相较于传统 APF 算法，虽然路径长度上仅

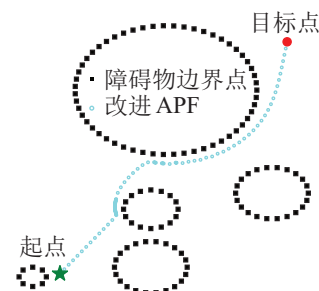


图 17 本文算法在文 [21] 环境下的实验结果

Fig.17 Result of the proposed algorithm in the environment in literature [21]

表 6 本文算法和文 [21] 算法的路径规划效率对比

Tab.6 Comparison of the path planning efficiency between the proposed algorithm and the algorithm in literature [21]

算法	路径长度比 APF 降低率	规划时间比 APF 降低率	迭代次数比 APF 降低率
文 [21]	-1.61%	5.81%	\
改进 APF	0.21%	21.46%	72.16%

降低了约 0.21%, 但规划时间上比传统算法缩短了约 21.46%, 而文 [21] 算法仅缩短了 5.8%, 而且本文算法的迭代次数降低了约 72.16%, 路径也更为平滑。总的来说, 本文算法具有较好的效果。

3.5 真实环境实验

为了进一步验证本文 APF 算法的可行性, 本节利用一个真实的机器人实验平台在真实环境下进行进一步的实验验证。

3.5.1 真实环境机器人实验平台的设计

本文使用的实验设备为一台移动机器人 (传感器使用激光雷达) 和一台上位机。机器人实验平台以及软硬件参数如图 18 和表 7 所示。机器人实验



图 18 机器人实验平台

Fig.18 Robot experimental platform

表 7 机器人软硬件参数

Tab.7 Hardware and software parameters of the robot

软硬件名	型号
移动机器人	TurtleBot3 Waffle Pi
尺寸	281 mm × 306 mm × 141 mm
质量	1.8 kg
相机	D435i
最大线速度	0.26 m/s
最大角速度	1.82 rad/s
主控制器	NX 开发板
操作平台	Ubuntu 20.04
开发平台	ROS Noetic



图 19 机器人实验环境

Fig.19 Robot experimental environment

环境如图 19 所示, 给定机器人起点 A (机器人开始位置) 和目标点 B, 一共放置了 6 个障碍物, 其中包括人为在起点和目标点连线上放的一个障碍物, 以使得 APF 算法陷入局部极小值。然后在目标点附近放置了一个圆柱形障碍物, 这会使得传统 APF 算法由于目标点附近的斥力过大而无法到达目标点, 这些障碍物对机器人来说都是未知的, 最后让机器人运行改进的 APF 算法, 对局部极小值问题和目标不可达问题进行验证。

3.5.2 真实环境下的机器人实验结果

真实环境下改进 APF 算法的实验结果如图 20 所示。当机器人遇到第 1 个障碍物时, 传统 APF 算法会陷入局部极小值而停滞不前, 如图 20(b) 所示。而本文 APF 算法到达该位置附近的 P 点时, 如图 20(c) 所示, 通过障碍物点群选择一个临时目标点 M, 先把其作为临时终点, 以便跳出使机器人陷入局部极小值的位置 P, 然后机器人到达该临时目标点后, 继续向原目标点前进。此时机器人已经跳出第 1 个障碍物引起的局部极小值, 然后依次避开多个障碍物, 最后到达目标点 B 附近, 如图 20(d)~(g) 所示。目标点附近有一个障碍物, 传统 APF 算法下机器人在此处所受到的斥力非常大, 而目标点对机器人的吸引力由于距离很近而非常小, 使机器人无法到达目标点; 而改进 APF 算法下由于改进的斥力场函数降低了目标点附近障碍物对机器人的斥力, 因而机器人可以成功到达目标点, 如图 20(h) 所示。

真实环境下的实验结果再一次验证了本文 APF 算法的可行性和有效性。

4 结论 (Conclusion)

针对传统 APF 算法存在的局部极小值和目标不可达问题, 提出一种基于改进 APF 算法的路径规划方法。以往对传统 APF 算法的改进没有考虑障碍物的形状和大小, 而本文的改进 APF 算法中充分考虑了障碍物的属性对路径规划结果的影响。首先, 针

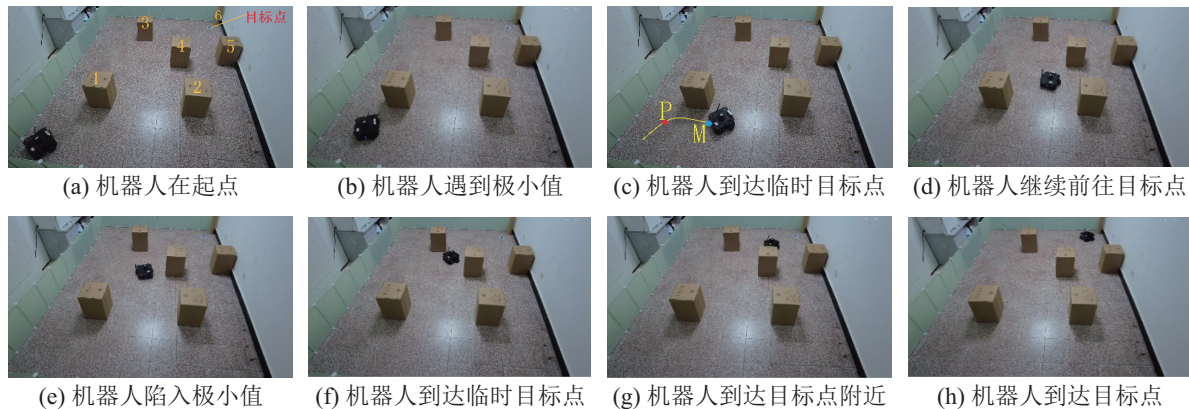


图 20 机器人真实环境下的路径规划结果

Fig.20 Path planning result of the robot in real environment

对目标不可达问题，引入与机器人和目标点的距离相关的正弦距离因子，设计了一种新的斥力场函数；然后，对于局部极小值问题，提出了障碍物边界点群切向量算法；最后，针对算法路径规划效率低的问题，提出自适应步长控制策略。根据仿真实验和真实环境实验，得出以下结论：

1) 利用新的斥力场函数，机器人在目标点附近存在障碍物的环境下，依然可以安全地到达目标点，而且在行进途中不会与其他障碍物发生碰撞。

2) 利用障碍物边界点群算法，机器人可以避开各种情况下的局部极小值问题，包括不考虑障碍物体积的单点障碍物，以及考虑大小和形状的障碍物，比如平面障碍物和 U 形障碍物，而且即使在复杂环境下，也可以安全有效地避开障碍物并到达目标点。

3) 利用自适应步长控制策略，即算法根据机器人周围环境安全情况动态调整算法的迭代步长，既可以缩短路径规划时间，又可以避免机器人因突然地与障碍物过近而被反弹回去的问题。

在简单环境和复杂环境下让机器人使用改进 APF 算法进行路径规划，并与传统 APF 算法以及常用的机器人避障算法包括 Bug1、Bug2 和 RRT 进行了对比实验。结果表明，改进算法在路径规划时间和路径长度上要明显优于这些算法。

未来，将在本文基础上尝试与全局算法融合，通过混合路径规划，使移动机器人达到更好的导航性能。

参考文献 (References)

- [1] YIN X, CAI P, ZHAO K W, et al. Dynamic path planning of AGV based on kinematical constraint A* algorithm and following DWA fusion algorithms[J]. *Sensors*, 2023, 23(8). DOI: 10.3390/s23084102.
- [2] LI M C, ZHANG H J. AUV 3D path planning based on A* al-

- gorithm[C]//Chinese Automation Congress. Piscataway, USA: IEEE, 2020: 11-16.
- [3] LIU L S, WANG B, XU H. Research on path-planning algorithm integrating optimization A-star algorithm and artificial potential field method[J]. *Electronics*, 2022, 11(22). DOI: 10.3390/electronics11223660.
- [4] ALSHAMMREI S, BOUBAKER S, KOLSI L. Improved Dijkstra algorithm for mobile robot path planning and obstacle avoidance[J]. *Computers, Materials & Continua*, 2022, 72(3): 5939-5954.
- [5] WU X Z, BAI J C, HAO F Q, et al. Field complete coverage path planning based on improved genetic algorithm for transplanting robot[J]. *Machines*, 2023, 11(6). DOI: 10.3390/machines11060659.
- [6] WANG J K, MENG M Q-H, KHATIB O. EB-RRT: Optimal motion planning for mobile robots[J]. *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, 2020, 17(4): 2063-2073.
- [7] LI X Y, LIU F, LIU J, et al. Obstacle avoidance for mobile robot based on improved dynamic window approach[J]. *Turkish Journal of Electrical Engineering & Computer Sciences*, 2017, 25(2): 666-676.
- [8] KHATIB O. Real time obstacle avoidance for manipulators and mobile robots[C]//IEEE International Conference on Robotics and Automation. Piscataway, USA: IEEE, 1985: 500-505.
- [9] YIN Y, CHEN Z Y, LIU G, et al. A mapless local path planning approach using deep reinforcement learning framework[J]. *Sensors*, 2023, 23(4). DOI: 10.3390/s23042036.
- [10] WANG Y, LI X X, ZHANG J, et al. Review of wheeled mobile robot collision avoidance under unknown environment[J]. *Science Progress*, 2021, 104(3). DOI: 10.1177/00368504211037771.
- [11] YANG J, ZHANG H C, NING P. Path planning and trajectory optimization based on improved APF and multi-target[J]. *IEEE Access*, 2023, 11: 139121-139132.
- [12] ZHENG Y, SHAO X M, CHEN Z, et al. Improvements on the virtual obstacle method[J]. *International Journal of Advanced Robotic Systems*, 2020, 17(3). DOI: 10.1177/1729881420911763.
- [13] DUAN Y J, YANG C B, ZHU J H, et al. Active obstacle avoidance method of autonomous vehicle based on improved artificial potential field[J]. *International Journal of Advanced Robotic Systems*, 2022, 9(7). DOI: 10.1177/17298806221115984.

- [14] YAO Q F, ZHENG Z Y, QI L, et al. Path planning method with improved artificial potential field – A reinforcement learning perspective[J]. *IEEE Access*, 2020, 8: 135513-135523.
- [15] SZCZEPANSKI R, TARCZEWSKI T, ERWINSKI K. Energy efficient local path planning algorithm based on predictive artificial potential field[J]. *IEEE Access*, 2022, 10: 39729-39742.
- [16] ZHAI L, LIU C, ZHANG X Y, et al. Local trajectory planning for obstacle avoidance of unmanned tracked vehicles based on artificial potential field method[J]. *IEEE Access*, 2024, 12: 19665-19681.
- [17] 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(3). DOI: 10.1177/1729881420918461.
- [18] LUMELSKY V J, STEPANOV A A. Path-planning strategies for a point mobile automaton moving amidst unknown obstacles of arbitrary shape[J]. *Algorithmica*, 1987, 2: 403-430.
- [19] DING H, YANG X J, ZHENG N N, et al. Tri-co robot: A Chinese robotic research initiative for enhanced robot interaction capabilities[J]. *National Science Review*, 2018, 5(6): 799-801.
- [20] ZENG D Q, CHEN H T, YU Y Q, et al. Microrobot path planning based on the multi-module DWA method in crossing dense obstacle scenario[J]. *Micromachines*, 2023, 14(6). DOI: 10.3390/mi14061181.
- [21] YU L W, HAN J G, MA B W, et al. Integration of improved APF and RRT algorithms for enhanced path planning in mobile robotics[J]. *Measurement and Control*, 2025, 58(4): 427-434.

作者简介:

- 黄 锋 (1995–), 男, 硕士生。研究领域: 移动机器人人类脑导航, 路径规划。
- 唐凤珍 (1987–), 女, 博士, 研究员。研究领域: 脑机接口, 神经计算, 机器人学。

(上接第 695 页)

- [15] VASWANI A, SHAZEER N, PARMAR N, et al. Attention is all you need[C]//31st International Conference on Neural Information Processing Systems. Red Hook, USA: Curran Associates Inc., 2017: 6000-6010.
- [16] CHEN H K, LUO Z X, ZHANG J H, et al. Learning to match features with seeded graph matching network[C]//IEEE/CVF International Conference on Computer Vision. Piscataway, USA: IEEE, 2021: 6281-6290.
- [17] SHI Y, CAI J X, SHAVIT Y, et al. ClusterGNN: Cluster-based coarse-to-fine graph neural network for efficient feature matching[C]//IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway, USA: IEEE, 2022: 12507-12516.
- [18] LOWE D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints[J]. *International Journal of Computer Vision*, 2004, 60: 91-110.
- [19] CUTURI M. Sinkhorn distances: Lightspeed computation of optimal transport[C]//26th International Conference on Neural Information Processing Systems. Red Hook, USA: Curran Associates Inc., 2013: 2292-2300.
- [20] LI Z Q, SNAVELY N. MegaDepth: Learning single-view depth prediction from Internet photos[C]//IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway, USA: IEEE, 2018: 2041-2050.
- [21] SARLIN P E, CADENA C, SIEGWART R, et al. From coarse to fine: Robust hierarchical localization at large scale[C]//IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway, USA: IEEE, 2019: 12708-12717.
- [22] TOFT C, MADDERN W, TORII A, et al. Long-term visual localization revisited[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2022, 44(4): 2074-2088.
- [23] BALNTAS V, LENC K, VEDALDI A, et al. HPatches: A benchmark and evaluation of handcrafted and learned local descriptors[C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway, USA: IEEE, 2017: 3852-3861.
- [24] ZHOU Q J, SATTTLER T, LEAL-TAIXÉ L. Patch2Pix: Epipolar-guided pixel-level correspondences[C]//IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway, USA: IEEE, 2021: 4667-4676.

作者简介:

- 曹维清 (1982–), 男, 博士, 高级工程师。研究领域: 智能机器人视觉感知, 人机交互等。
- 郑方军 (1999–), 男, 硕士生。研究领域: 机器人视觉感知与定位。

(上接第 645 页)

- [16] ZHANG J Y, OHSAKI M. Free-form design of tensegrity structures by non-rigid-body motion analysis[C]//Proceedings of I-ASS Annual Symposia. Madrid, Spain: International Association for Shell and Spatial Structures, 2013: 1-4.
- [17] 张文修, 梁怡. 遗传算法的数学基础[M]. 西安: 西安交通大学出版社, 2000.
- ZHANG W X, LIANG Y. Mathematical foundation of genetic algorithms[M]. Xi'an: Xi'an Jiaotong University Press, 2000.
- [18] JIANG X Y, LI S. Beetle antennae search without parameter tuning (BAS-WPT) for multi-objective optimization[DB/OL]. (2017-11-07) [2024-07-01]. <https://arxiv.org/abs/1711.02395>.
- [19] 冯晓东, 黄世荣, 戴冠鸥, 等. 天牛须遗传杂交算法的研究与应用[J]. *计算机工程与应用*, 2021, 57(15): 90-100.
- FENG X D, HUANG S R, DAI G O, et al. Research and application of beetle antennae genetic hybrid algorithm[J]. *Computer Engineering and Applications*, 2021, 57(15): 90-100.

作者简介:

- 冯晓东 (1987–), 男, 博士, 教授。研究领域: 智能材料制造及智能结构。
- 方益明 (1980–), 男, 博士, 教授。研究领域: 智能信号与信息处理及智能系统与装备控制。