

涡流人工势场引导下的RRT*移动机器人路径规划

曹 凯^{1,2}, 陈阳泉^{1,3+}, 高 嵩², 高佳佳²

1. 西安工业大学 机电工程学院, 西安 710021

2. 西安工业大学 电子信息工程学院, 西安 710021

3. 加州大学默塞德分校 工程学院, 美国 默塞德 95343

+ 通信作者 E-mail: ychen53@ucmerced.edu

摘 要:为了解决快速扩展随机树(RRT)在障碍物密集、通道狭窄的环境中收敛速度缓慢、采样节点密集、路径曲折复杂等问题,围绕RRT的一种常见的变体算法RRT*,设计了一种由人工势场(APF)引导RRT*进行路径规划的方法。首先,使用涡流约束向外发散的斥力场,沿着切向梯度方向形成涡流场,并利用涡流人工势场(VAPF)在RRT*偏向区域中引导采样节点进行偏向采样,以减少执行时间,加快收敛速度;同时,利用节点拒绝技术去除高成本节点和无效节点,生成节点更为集中的轨迹树,降低内存需求;最后,通过修剪路径中的多余节点,并利用涡流势场的特性对路径进行平滑处理,达到路径优化的效果。考虑到RRT类算法具有概率随机性,对RRT算法、改进RRT*算法和VAPF-RRT*算法分别进行了32次对比实验。仿真结果表明,提出的VAPF-RRT*算法明显降低了迭代次数,以更少的采样节点和执行时间收敛到更短更平滑的路径,提高了内存利用率,加快了收敛速度。

关键词:路径规划;快速扩展随机树(RRT);人工势场法(APF);移动机器人;涡流

文献标志码:A **中图分类号:**TP242.6

Vortex Artificial-Potential-Field Guided RRT* for Path Planning of Mobile Robot

CAO Kai^{1,2}, CHEN Yangquan^{1,3+}, GAO Song², GAO Jiajia²

1. School of Mechatronics Engineering, Xi'an Technological University, Xi'an 710021, China

2. School of Electronic Information Engineering, Xi'an Technological University, Xi'an 710021, China

3. School of Engineering, University of California, Merced 95343, USA

Abstract: The rapidly-exploring random tree (RRT) has the problems of slow convergence, dense sampling nodes, and complicated path twists under the condition of dense obstacles and narrow channels. In this paper, a common variant of the RRT algorithm, RRT*, is designed with artificial potential fields (APF) to guide RRT* for path planning. First, vortex is used to constrain the repulsive field that diverges outward to form a vortex field along the tangential gradient. And vortex-APF (VAPF) is used to guide the sampling node to perform directional sampling in the RRT* deflection area, so as to reduce the execution time and accelerate the convergence speed. Simultaneously, the node rejection is used to remove high cost nodes and invalid nodes and a more centralized tree can be generated to reduce memory requirements. Finally, the extra nodes are pruned and the path is smoothed by vortex potential

基金项目:陕西省国际科技合作计划项目(2019KW-014);国家重点研发计划(2016YFE0111900)。

This work was supported by the International Science and Technology Cooperation Plan of Shaanxi Province (2019KW-014) and the National Key Research and Development Program of China (2016YFE0111900).

收稿日期:2020-04-15 **修回日期:**2020-07-06

field to achieve the path optimization. Considering that the RRT algorithm has probabilistic randomness, 32 experiments are carried out on the RRT, the improved RRT* and the VAPF-RRT* respectively. The simulation results show that the VAPF-RRT* method significantly reduces the number of iterations, converges to shorter and smoother paths with fewer sampling nodes and execution time, and thus leads to more efficient memory utilization and an accelerated convergence rate.

Key words: path planning; rapidly-exploring random tree (RRT); artificial potential fields (APF); mobile robot; vortex

近年来智能移动机器人在军事国防、航空航天以及星球探索方面起到了重要的作用^[1-4],因而成为学术界研究和关注的热点问题。移动机器人在任务空间自由活动的过程中,首先需要解决路径规划问题。路径规划是在静态和动态环境、模型约束以及不确定性的情况下,自动生成到达预定目标点的可行和最佳路径的过程。目前已有许多路径规划算法用于解决静态和动态环境中的运动规划问题^[5],例如人工势场^[6-7]、基于网格的方法^[8-9]、神经网络^[10]、进化仿生的方法^[11-13]和基于采样的规划^[14-15]。

人工势场 (artificial potential fields, APF) 包括目标点周围的吸引势场和障碍物周围的排斥势场。吸引势场使机器人朝向目标移动,斥力势场使机器人远离障碍物,最终机器人将朝着吸引和排斥合力的方向移动。虽然 APF 具有简单的数学表达式和较高的计算效率,但也存在一些固有问題:

- (1) 容易陷入局部最小;
- (2) 障碍物密集且间隔较小的环境中找不到可行路径;
- (3) 在狭窄通道和目标点附近存在障碍物导致无法到达的情况下出现机器人振荡。

以往的研究大多假设障碍物远离目标点,在这种情况下,当机器人接近目标位置时,由于障碍物引起的排斥力可以忽略不计,机器人会被吸引力吸引到目标位置。然而,在实际环境中目标位置或许会非常接近障碍物,导致当机器人靠近目标时,也会接近附近的障碍物,而排斥力将远大于吸引力,并且目标位置不是总势能的全局最小值。因此,由于附近的障碍物,机器人无法到达目标。针对这一问题,考虑到机器人与目标之间的相对距离,对路径规划中的排斥势函数进行了修正,从而确保总势在目标位置有一个全局最小值,机器人最终会达到目标^[16]。

基于采样的规划 (sampling-based planning, SBP) 算法对配置空间进行纯粹的探索,以保证算法的概

率完备性。其中 Kavraki 等人于 1994 年提出的概率路线图 (probabilistic roadmap, PRM)^[17]和 Laval 于 1998 年提出的快速随机探索树 (rapidly-exploring random tree, RRT)^[18]是最有效的 SBP 算法。然而,PRM 对障碍物信息的依赖使得它只适用于静态环境。相比之下,RRT 更适合动态环境和未知场景,并且可以包含非完整约束条件。

RRT 算法是从根(起始点)开始向未探索的区域随机生成一棵可行轨迹树,当其中一条无碰撞轨迹到达目标区域时产生一条可行路径。而路径间隙、路径长度以及规划时间都取决于节点产生的随机性。因此,RRT 算法主要问题有:

- (1) 在初始迭代期间,目标区域附近的有用样本无法最快做出贡献,增加了规划时间;
- (2) 在整个探索空间中进行探索采样,产生较多节点,扩大了内存需求;
- (3) 寻找到的路径往往不是最优的,路径成本较高,且向最优路径收敛缓慢;
- (4) 车辆与障碍物之间的距离,会改变生成路径的间隙,从而影响路径安全。

目前,有大量文献关于 RRT 算法以及 RRT* 算法存在的问题提出了一些解决方案,例如文献[19]提出 RRT-Connect 方法,它从起始点和目标点生长两棵不同的树,同时不断尝试用贪婪的启发式方法连接它们,以改善规划时间。在文献[20]中,限制节点扩展的最大数量,并通过删除无效节点,添加高性能节点,保证了完整节点重新布线后的路径长度最短,但是收敛速度比 RRT* 慢。RRT* 算法作为 RRT 的一种重要变体。文献[21]中的 RRT* 算法通过配置路径成本函数来连接树中的节点,从而降低路径长度。文献[22]和文献[23]提出在找到可行路径之后,对路径再进行优化以得到较短的路径。文献[24]使用启发式滑动窗口采样减少 B-RRT* 算法随机采样所带来的误差,并将车辆运动学约束加入到重选父节点和

重布随机树的过程,使用贝塞尔曲线对所规划的路径进行平滑处理。文献[25]采用目标偏向策略和气味扩散法来改善扩展节点的选取,使得随机树的生长趋向于目标点,并提出一种基于三次B样条曲线的路径平滑方法,极大地提升了搜索效率和路径质量。

本研究在APF中加入涡流的引导,并与RRT*采用的方法相结合来解决RRT*存在的一些问题。该方法利用涡流人工势场(vortex-APF, VAPF)引导探索更有前途的配置空间,减少了得到最优路径的迭代次数,从而降低执行时间,加快收敛速度。在轨迹树中拒绝插入无效节点和高成本节点,以降低内存需求。然后对可行路径进行修剪和平滑处理,在无阻碍区域连接尽可能少的节点得到一条长度较短、更为平滑的最优或次优路径。仿真结果表明,该方法在内存需求、执行时间和路径复杂性方面均具有有效性。

1 相关工作

1.1 RRT*算法

RRT算法是通过随机探索自由空间,并构建一棵从起始点(z_{start})开始寻找朝向目标状态的可行路径的树。在迭代的过程中,创建随机点并搜索距离该点最近的顶点,然后以固定步长得到该方向上的新节点,并检查其是否属于自由空间,直至达到目标(z_{goal})。

RRT*算法使用了三个新的概念对RRT进行了改进:第一个是新增节点的本地邻域;第二个是成本函数,它计算了从初始状态到树中节点的总成本;第三个是重新布线,它利用路径成本函数在新增节点的本地邻域中重新布线,从而降低路径成本。RRT*算法的流程与RRT算法类似,在迭代的过程中,创建随机采样节点,搜索到该点的最近节点 $z_{nearest}$,根据固定步长连接到最近的节点,就形成探索树中的新节点。新节点领域中的点 z_{near} 由新节点为中心半径为 r 的区域来确定,如果通过新节点的路径比通过当前父节点的路径具有更低成本并且两点之间是无障碍区域,那么新节点被设置为最佳父节点以保持树的结构,如图1所示。

重复上述过程来维护节点树的生长,直到达到目标。如果目标状态位于障碍物空间中,则迭代过程被中止或者寻找路径失败,称为陷阱状态。RRT*算法的基本流程如下所示。

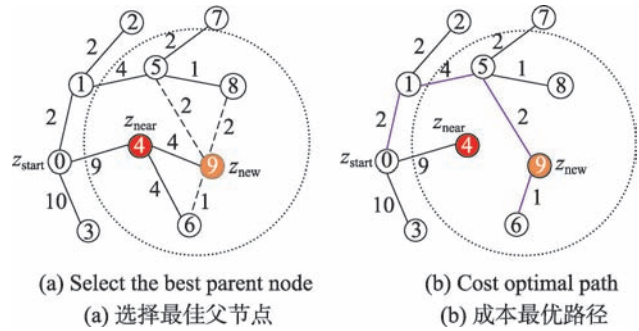


Fig.1 RRT* node extension process

图1 RRT*节点扩展过程

算法1 $T=(V,E) \leftarrow \text{RRT}^*(z_{start}, z_{goal})$

1. $T \leftarrow \text{InitializeTree}()$;
2. $T \leftarrow \text{InsertNode}(\varphi, z_{start}, T)$;
3. for $i \leftarrow 0$ to N do
4. $z_{rand} \leftarrow \text{Sample}(i)$;
5. $z_{nearest} \leftarrow \text{Nearest}(T, z_{rand})$;
6. $(z_{new}, U_{new}) \leftarrow \text{Steer}(z_{nearest}, z_{rand})$;
7. if $\text{ObstacleFree}(z_{new})$ then
8. $z_{near} \leftarrow \text{Near}(T, z_{new}, r)$;
9. $z_{min} \leftarrow \text{ChooseParent}(z_{near}, z_{nearest}, z_{new})$;
10. $T \leftarrow \text{InsertNode}(z_{min}, z_{new}, T)$;
11. $T \leftarrow \text{Rewire}(T, z_{near}, z_{min}, z_{new})$;
12. return T

1.2 人工势场法

1986年, Khatib提出利用势场进行避障和路径规划的思想^[26],即人工势场法APF。它来自物理学中场的概念,它将物体的运动视为两种力相互作用的结果。因此在该方法中,机器人被建模为受吸引力和排斥力影响的粒子。障碍物表示为斥力场 U_{rep} ,目标则是吸引力 U_{att} 。在吸引力和排斥力的共同作用下,机器人沿着合力的方向移动,安全地到达目标区域,即不发生任何碰撞。目标点对于机器人的引力场和斥力场如式(1)和式(2)所示,目标对于机器人的吸引力 F_{att} 和排斥力 F_{rep} 分别为吸引势场和排斥势场的负梯度,如式(3)和式(4)所示。吸引势场和排斥势场的矢量和是势场的总和 F_{total} ,其计算公式如式(5)所示。

$$U_{att} = K_a |x - x_g|^2 \quad (1)$$

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

$$\mathbf{F}_{\text{att}} = -\nabla U_{\text{att}} = -2K_a|x - x_g| \quad (3)$$

$$\mathbf{F}_{\text{rep}} = -\nabla U_{\text{rep}} = \begin{cases} K_r \left(\frac{1}{\rho_0} - \frac{1}{\rho} \right) \frac{1}{\rho^2} \frac{\partial \rho}{\partial x}, & \rho \leq \rho_0 \\ 0, & \rho > \rho_0 \end{cases} \quad (4)$$

$$\mathbf{F}_{\text{total}} = \mathbf{F}_{\text{att}} + \mathbf{F}_{\text{rep}} = -\nabla(U_{\text{att}} + U_{\text{rep}}) \quad (5)$$

式(1)~(5)中, x 是机器人当前的位置, x_g 为目标点, 机器人与障碍物之间的最短距离用 ρ 表示, ρ_0 表示势场的最小影响距离, K_a 和 K_r 分别表示吸引场和斥力场的缩放因子。

2 路径规划混合优化方法

2.1 改进的 RRT* 算法(Improved RRT*)

在 RRT* 算法中远离生成路径的扩展节点重复连线, 通常这些节点不仅没有降低路径成本, 还因为

无效节点间的重新布线增加了时间成本。因此, 在生成路径的节点附近进行有意义的重新布线操作, 可以有效地改善路径成本。

改进 RRT* 算法仅在有前途的区域中探索, 生成更有前景的树 T , 从而以更少的时间和更小的内存需求找到最佳路径。它以 z_{start} 为根来初始化探索树 T , 先确定 z_{start} 和 z_{goal} 之间的偏向区域 B_{Region} , 然后随机选择 B_{Region} 中的节点进行采样, 找到可行的初始路径。同时对初始路径使用节点拒绝技术, 去除高成本节点和无效节点, 然后进行原始路径修剪, 获得一条长度更小, 节点更少的优化路径, 如图2所示。

首先, 确定探索区域, 使用偏向采样探索区域, 并对采样产生的节点频繁地进行重新布线操作, 这有利于迅速地降低当前探索路径的成本。当发现目标节点或目标区域内(最小步长范围内)的节点时,

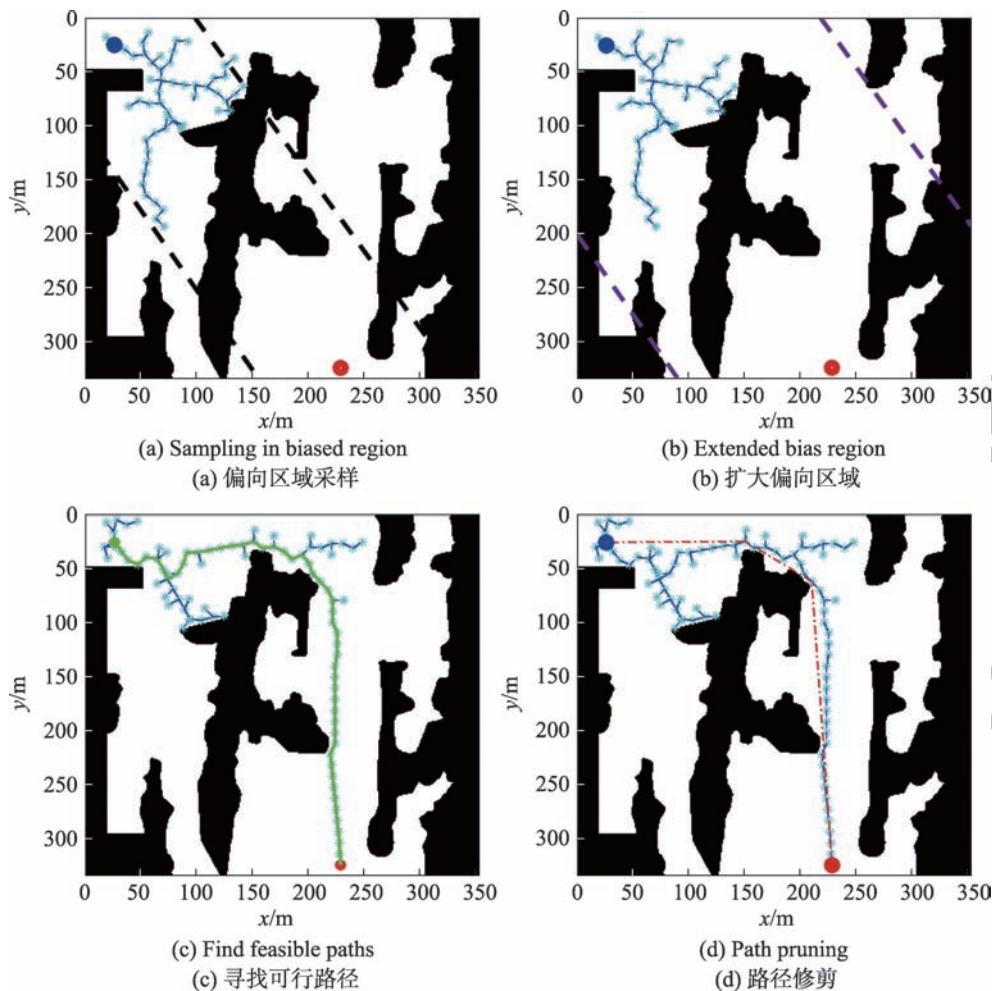


Fig.2 Improved RRT* processing flow

图2 改进的 RRT* 算法处理流程

找到一条从起始位置到目标位置的初始路径,如图2(a)所示。如果当前区域探索完成后未找到可行路径,则重新改变区域的大小,直到找到目标位置,如图2(c)所示。

探索区域的确定主要是利用起始点和目标点之间的连线的斜率,计算出延长线与地图边界之间的交点 P 和 Q ,然后对 P 和 Q 分别加减100单位(可根据地图比例调节),得到与地图相交的新交点 $P1$ 、 $P2$ 、 $Q1$ 和 $Q2$,并连接 $P1$ 和 $Q1$, $P2$ 和 $Q2$,得到新的直线方程。如果这些新交点超出地图范围,则以地图顶点和直线方程重新计算得到交点 $P3$ 和 $Q3$, $P3$ 、 $P2$ 、 $Q1$ 和 $Q3$ 形成连通区域,如图3所示。

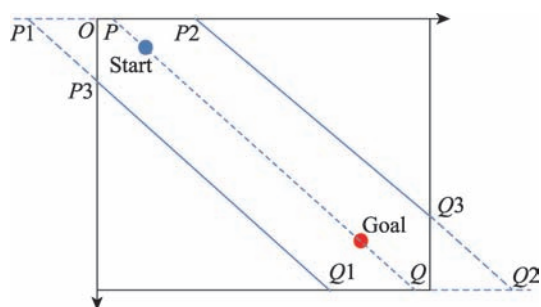


Fig.3 Determining biased region

图3 偏向区域确定的方法

其次,节点拒绝的工作是去除高成本节点和无效节点。如果新的节点和目标之间的距离成本大于当前路径的距离成本,那么新采样的节点就被拒绝插入树中。此外,如果某一个节点不能被扩展(没有子节点或者仅有一个子节点),这也意味着它不在达到目标状态的路径上,这样的节点也会从树杈中被删除掉。因此,只通过有用节点来扩展树,不仅可以维持树的成本,还可以快速地寻找到一条路径成本较小、收敛时间最短、内存需求最少的可行路径,如图2(c)所示。

最后,对先前得到的路径进行修剪(类似于树木生长过程中需要将多余的树枝修剪掉,以保证树主干的营养吸收)。因为RRT*算法是概率完备的,它倾向于随机点方向构建可行轨迹树,所以大多数解决方案不是最优的。因此,需要采用修剪算法以获得路程更短,噪声更少,如图2(d)所示。

路径修剪的原理如图4所示,获得初始路径后,从起点开始遍历每一个路径节点并相互连线,如果起点和其中的一个节点 Z_{p1} 之间存在障碍物(蓝色虚

线),则退回 Z_{p1} 的上一个节点 Z_{p1-1} ,而起点到 Z_{p1-1} 之间的线段就是一段平滑路径。同时, Z_{p1-1} 作为新的起点遍历剩余的路径节点。以此类推,直到遍历到目标点形成一条优化后的低成本路径(橙色虚线)。

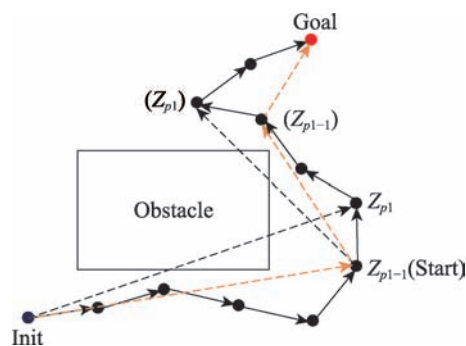


Fig.4 Path pruning

图4 路径修剪

2.2 改进的APF方法

APF方法将障碍物作为移动机器人的斥力场,斥力场是以障碍物为中心产生向外发散的排斥力,从而使机器人远离障碍物,如图5所示。图5中的红色线条表示3个圆形障碍物向外产生的发散的排斥力。虽然在吸引力的作用下可以到达目标点,往往难以遵循能量最小、时间和路径最优等优化准则。

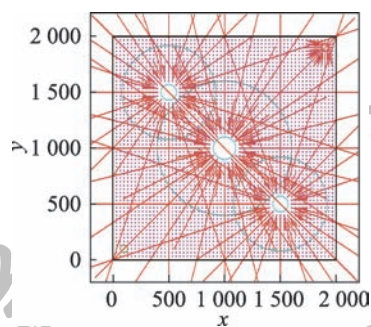


Fig.5 Repulsive field distribution

图5 斥力场分布

本研究在APF的基础上将涡流引入势场,从而形成涡流场。涡流场可以产生切向梯度,利用迫使机器人绕过每个障碍物的动作来代替原本的排斥动作,从而引导机器人避开指向自然运动方向的有害或不利梯度,如图6所示。

通过对机器人与障碍物之间位置关系进行反切运算可以得到涡流场的方向。同时,在原有的斥力场计算中加入了梯度信息和机器人与障碍物之间的

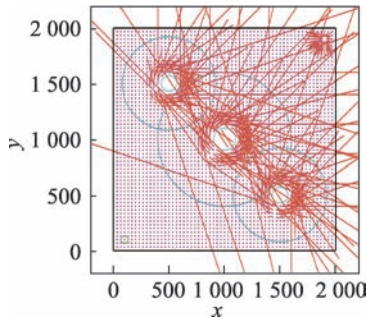


Fig.6 Vortex repulsive field distribution

图6 涡流斥力场分布

距离可以得到涡流斥力场。涡流人工势场(VAPF)的引入,能够使机器人的路径更加平滑。

2.3 VAPF 与改进的RRT*混合优化方法

考虑将VAPF与RRT*算法混合是因为RRT*在机器人遇到障碍物时,需要扩展更多的节点才能绕过障碍物,而很多节点都是无效或者无意义的扩展,增加了计算量和执行时间,而VAPF方法可以为RRT*提供一个障碍物周围由涡流场产生的潜在采样点,在与障碍物保持一定距离的情况下,使机器人可以平滑地到达目标点。

首先利用RRT*算法在偏向区域中进行随机采样,然后根据机器人的位置和障碍物的影响范围,计算了作用于机器人的涡流场,并利用随机吸引场梯度下降对随机采样点 z_{rand} 进行改造,得到一个引导采样点 z_{prand} ,同时利用节点拒绝技术将路径中无效的节点(不在主路径中的节点)进行剔除,通过节点扩展的迭代得到一条初始路径,然后进行路径修剪和路径平滑处理,最终可以得到一条最优路径。VAPF-RRT*混合优化方法的基本流程如下所示:

算法2 $T=(V,E) \leftarrow \text{VAPF-RRT}^*(z_{start}, z_{goal})$

1. $T \leftarrow \text{InitializeTree}()$;
2. $T \leftarrow \text{InsertNode}(\varphi, z_{start}, T)$
3. $B_{\text{Region}} \leftarrow \text{BiasedRegion}(z_{start}, z_{goal})$;
4. for $i \leftarrow 0$ to N do
5. $z_{rand} \leftarrow \text{Sample}(B_{\text{Region}})$;
6. $z_{prand} \leftarrow \text{RGD}(z_{rand})$;
7. $z_{nearest} \leftarrow \text{Nearest}(T, z_{prand})$;
8. $(z_{new}, U_{new}) \leftarrow \text{Steer}(z_{nearest}, z_{prand})$;
9. if $\text{ObstacleFree}(z_{new})$ then
10. $Z_{near} \leftarrow \text{Near}(T, z_{new}, r)$;

11. $z_{min} \leftarrow z_{nearest}$;
12. $c_{min} \leftarrow \text{Cost}(z_{nearest}) + c(\text{Line}(z_{min}, z_{near}))$;
13. for $z_{near} \in Z_{near}$ do
14. $c_{new} \leftarrow \text{Cost}(z_{nearest}) + c(\text{Line}(z_{near}, z_{new}))$;
15. if $c_{new} < c_{min}$ then
16. if $\text{ObstacleFree}(z_{near}, z_{new})$ then
17. $z_{min} \leftarrow z_{near}$;
18. $c_{min} \leftarrow c_{new}$;
19. for $z_{near} \in Z_{near}$ do
20. $c_{near} \leftarrow \text{Cost}(z_{near})$;
21. $c_{new} \leftarrow \text{Cost}(z_{nearest}) + c(\text{Line}(z_{near}, z_{new}))$;
22. if $c_{new} < c_{min}$ then
23. if $\text{ObstacleFree}(z_{near}, z_{new})$ then
24. $z_{min} \leftarrow \text{ChooseParent}(z_{near}, z_{nearest}, z_{new})$;
25. $T \leftarrow \text{InsertNode}(z_{min}, z_{new}, T)$;
26. $T \leftarrow \text{Rewire}(T, z_{near}, z_{min}, z_{new})$;
27. $T \leftarrow \text{RejectionNode}(T, z_{goal})$;
28. if $\text{GetPath}(T)$ then
29. $T \leftarrow \text{PrunePath}(T)$;
30. $T \leftarrow \text{SmoothPath}(T)$;
31. else if $\text{RegionExploration}(B_{\text{Region}})$
32. $B_{\text{Region}} \leftarrow \text{ChangeRegion}(z_{init}, z_{goal}, T)$;
33. return T

算法第6行中的随机梯度下降(randomized gradient descent, RGD)子函数表示随机吸引场梯度下降,它用吸引势场对随机采样点 z_{rand} 进行扩展,得到一个改进的采样点 z_{prand} ,并将 z_{prand} 作为后续算法的随机采样点。算法流程伪代码如下所示:

函数1 $\text{RGD}(z_{rand})$

1. $field_{new} = \text{Vortex}(field)$;
2. $z_{prand} \leftarrow (field_{new}, z_{rand})$;
3. for $n \leftarrow 0$ to k do
4. $F_{att} \leftarrow F_{att}(z_{prand}, z_{goal})$
5. if $\rho \leq \rho_0$ then
6. return z_{prand} ;
7. else
8. $z_{prand} \leftarrow z_{prand} + \lambda \frac{F_{att}}{|F_{att}|}$
9. return z_{prand} ;

3 算法仿真与结果分析

本研究在Matlab2016中设计仿真场景,分别使

用RRT、改进RRT*和VAPF-RRT*方法进行路径规划,考虑到RRT类算法具有概率随机性,因此每种方法进行了32次实验,取平均路径长度、执行时间和采样节点用来分析路径规划方法的性能。为了将执行时间限制在合理范围,迭代次数设定为2 000次。

仿真场景由多个不同半径的圆形障碍物组成,

使用RRT和改进RRT*方法完成路径规划的效果图,如图7所示。使用VAPF-RRT*方法对障碍物产生的涡流场和路径规划效果图,如图8所示。

使用3种算法在上述场景分别进行32次仿真实验,表1给出了每种算法用于达到最优路径解的平均执行时间、采样节点和路径成本。

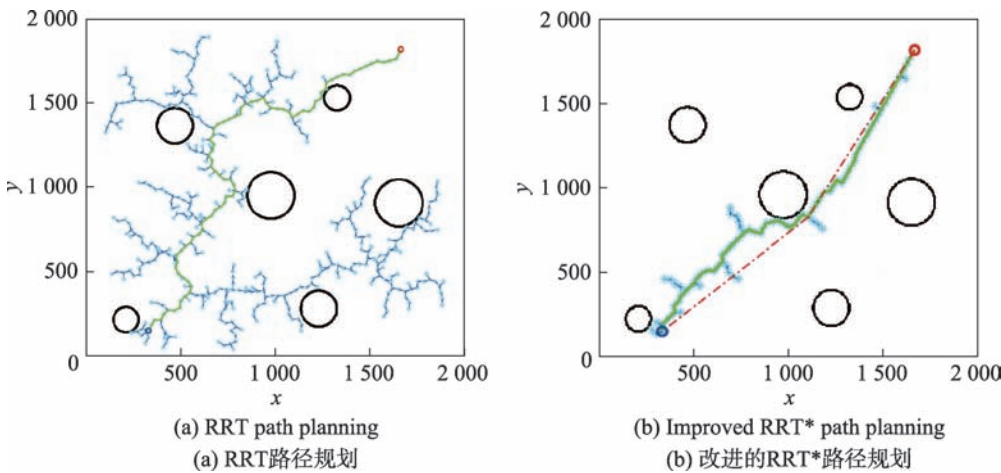


Fig.7 RRT and improved RRT* path planning

图7 RRT与改进的RRT*方法路径规划

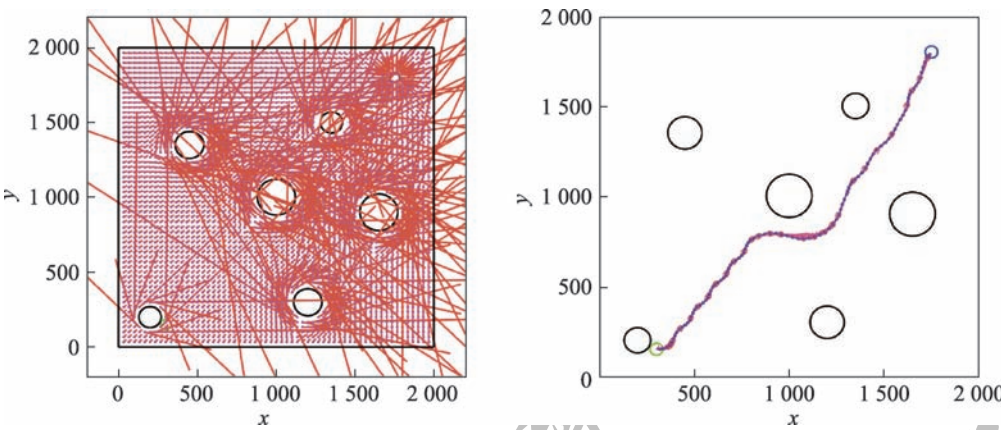


Fig.8 VAPF-RRT* vortex and path planning

图8 VAPF-RRT*方法产生的涡流场和路径规划

Table 1 Simulation results for calculating optimal or approximate optimal path

表1 计算最优或近似最优路径的仿真结果

方法	执行时间/s			采样节点/个			路径成本/m		
	Max	Min	Average	Max	Min	Average	Max	Min	Average
RRT	29.21	10.41	19.61	1 828	1 080	1 540	3 069.4	2 798.2	2 962.6
改进RRT*	5.58	0.95	2.38	620	324	470	2 470.7	2 431.6	2 445.3
VAPF-RRT*	7.39	6.07	6.49	488	410	446	2 746.4	2 674.9	2 698.2

从图7中可以直观地看出,改进RRT*方法不论从扩展节点数量还是路径成本都要优于RRT算法,而图8显示了VAPF-RRT*算法没有扩展多余的节点,形成的路径更加平滑,而且斥力场的存在使机器人与障碍物之间保持相对距离,从而保证了机器人在运动过程中的安全性。通过表1可以得到,改进RRT*算法的平均执行时间和路径成本是3种方法中最优的,相对于RRT算法和VAPF-RRT*算法,执行时间分别减少了12.1%和33.1%,路径成本分别缩短了21.1%和10.3%,说明偏向区域搜索可以明确搜索方向,加快收敛速度,降低执行时间;路径修剪可以修剪多余节点,达到优化路径的效果。在扩展节点方面,VAPF-RRT*方法的节点数量要优于另外两种方法,因为VAPF的涡流场引导RRT*的随机采样节点,并将引导节点作为路径形成的导航点,从而降低扩

展节点的数量。改进RRT*方法在偏向区域中随机采样再进行节点拒绝,收敛速度要优于使用涡流场来引导采样节点。虽然路径修剪使路径成本有明显的下降,但是容易出现优化路径贴着障碍物的情况,而且折线路径在实际应用中也存在较多问题。

从子函数RGD流程中可以看出,障碍物势场的影响距离 ρ_0 会影响引导节点的选取,从而影响执行时间、扩展节点和路径成本。本研究在实验过程中分别选取圆形障碍物半径的1.0、1.5、2.0和3.0倍作为障碍物势场的影响距离,图9显示了选取不同影响距离对于最终路径形成产生的影响,其中黑色圆圈为障碍物,包围障碍物的青色圆圈为最小影响距离,绿色圆圈和深蓝色圆圈分别为起始点和目标点。

从图9(a)和图9(b)中可以看出,选取1.0倍和1.5倍障碍物半径作为势场的影响距离,通过VAPF-

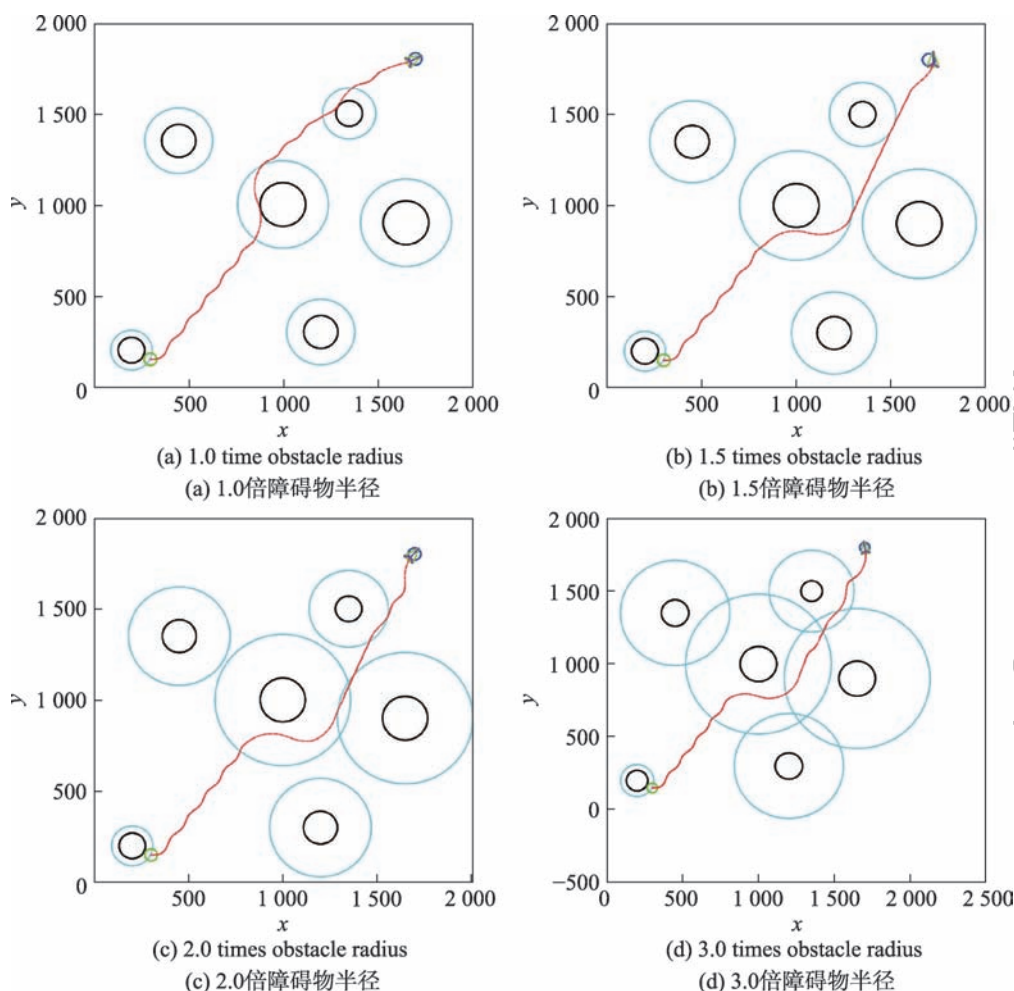


Fig.9 Path planning under different influence radii

图9 不同影响距离下的路径规划

RRT*算法形成的路径与障碍物之间保持的距离较小,甚至出现了贴着障碍物运动的情况,这不仅增加了执行时间和路径成本,也无法保证机器人在运动过程中的安全性。而对2.0倍半径的影响距离而言,规划出的路径不仅相对平滑,而且可以和障碍物之间保持相对安全的距离。对比图9(c)和图9(d)可以发现,路径与障碍物之间的距离虽然稍有扩大,但后半段的路径却出现了波动。通过仿真实验发现,影响距离在大于2.0倍障碍物半径后,逐渐增加影响距离对路径规划已无明显的改变。

综上所述,仿真结果证明了VAPF-RRT*算法在执行时间、采样节点、路径成本方面优化的有效性,如:

(1)在偏向区域内探索,加快了收敛到可行轨迹的速度,减少了规划时间;

(2)VAPF算法的涡流场效应使节点产生的方向性增强,从而生长轨迹更为集中的扩展树;

(3)降低了内存需求,使RRT*算法也可以应用于内存有限的嵌入式系统;

(4)路径修剪和路径平滑,可以得到路径长度相对较短且平滑的路径;

(5)RRT*算法的随机性可以克服APF算法容易陷入局部最优的问题。

4 结束语

在本研究中,提出了一种涡流人工势场引导下的RRT*算法来解决路径规划中存在的一些问题。通过多次仿真实验,其仿真结果可以定量分析改进算法的优越性、高效性和实用性。实验结果表明:本文方法可以有效地减少采样节点,降低规划时间并优化得到一条相对较短且平滑的路径。同时,RRT*算法的随机性又克服了APF算法容易陷入局部最优的问题。

重复进行实验后发现,虽然本研究中的方法可以使用较少的时间和较小的内存,但是得到的路径并非全局最优路径。此外,也没有考虑实际场景中工业机器人和移动机器人的运动学和动力学约束条件下的安全问题。未来研究工作中希望可以根据搜索的初始路径拟合空间贝塞尔曲线,并通过优化曲线控制点使行驶轨迹满足各类约束的同时,提高路径的平顺性与安全性。最后希望本研究将可以应用于自主无人驾驶和工业生产加工的高维运动规划研究领域。

参考文献:

- [1] RAJA P, PUGAZHENTHI S. Optimal path planning of mobile robots: a review[J]. International Journal of Physical Sciences, 2012, 7(9): 1314-1320.
- [2] MASEHIAN E. Review and taxonomies of assembly and disassembly path planning problems and approaches[J]. Computer-Aided Design, 2015, 67: 58-59.
- [3] ALEJO D, COBANO J A, HEREDIA G, et al. Efficient trajectory planning for WSN data collection with multiple UAVs[M]//KOUBÂA A, MARTÍNEZ-DE DIOS J. Studies in Computational Intelligence. Berlin, Heidelberg: Springer, 2015.
- [4] XIA K F, LI P F, CHEN X P. Pedestrian tracking for mobile robots based on improved particle filtering[J]. Journal of Frontiers of Computer Science and Technology, 2017, 11(11): 1849-1859.
夏克付, 李鹏飞, 陈小平. 基于改进粒子滤波的移动机器人行人跟踪[J]. 计算机科学与探索, 2017, 11(11): 1849-1859.
- [5] GONZÁLEZ D, PÉREZ J, MILANÉS V, et al. A review of motion planning techniques for automated vehicles[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2016, 17(4): 1135-1145.
- [6] CHEN Y, LUO G, MEI Y, et al. UAV path planning using artificial potential field method updated by optimal control theory[J]. International Journal of Systems Science, 2016, 47(6): 1407-1420.
- [7] REN Y, ZHAO H B. Improved robot path planning based on artificial potential field method[J]. Computer Simulation, 2020, 37(2): 360-364.
任彦, 赵海波. 改进人工势场法的机器人避障及路径规划[J]. 计算机仿真, 2020, 37(2): 360-364.
- [8] PAN H, GUO C, WANG Z D. Research for path planning based on improved astart algorithm[C]//Proceedings of the 4th International Conference on Information, Cybernetics and Computational Social Systems, Dalian, Jul 24-26, 2017. Piscataway: IEEE, 2017: 225-230.
- [9] ZHANG K, LIU P P, KONG W R, et al. An improved heuristic algorithm for UCAV path planning[C]//Proceedings of the 11th International Conference on Bio-Inspired Computing Theories and Applications, Xi'an, Oct 28-30, 2016. Berlin, Heidelberg: Springer, 2016: 54-59.
- [10] DUAN H B, HUANG L Z. Imperialist competitive algorithm optimized artificial neural networks for UCAV global path planning[J]. Neurocomputing, 2014, 125: 166-171.
- [11] MAC T T, COPOT C, TRAN D T, et al. Heuristic approaches in robot path planning: a survey[J]. Robotics and Autonomous Systems, 2016, 86: 13-28.

- [12] WANG X, SHI Y, DING D, et al. Double global optimum genetic algorithm particle swarm optimization-based welding robot path planning[J]. *Engineering Optimization*, 2016, 48(2): 299-316.
- [13] LIU X Y, TAN L M, YANG C X, et al. Self-adjustable dynamic path planning of unknown environment based on ant colony-clustering algorithm[J]. *Journal of Frontiers of Computer Science and Technology*, 2019, 13(5): 846-857. 刘新宇, 谭力铭, 杨春曦, 等. 未知环境下的蚁群-聚类自适应动态路径规划[J]. *计算机科学与探索*, 2019, 13(5): 846-857.
- [14] ELBANHAWI M, SIMIC M. Sampling-based robot motion planning: a review[J]. *IEEE Access*, 2014, 2(1): 56-77.
- [15] BRANICKY M S, CURTISS M M, LEVINE J, et al. Sampling-based planning, control and verification of hybrid systems[J]. *IEEE Proceedings-Control Theory and Applications*, 2005, 38(1): 271-276.
- [16] GE S S, CUI Y J. New potential functions for mobile robot path planning[J]. *IEEE Transactions on Robotics and Automation*, 2000, 16(5): 615-620.
- [17] KAVRAKI L E, ŠVESTKA P, LATOMBE J C, et al. Probabilistic roadmaps for path planning in high-dimensional configuration spaces[J]. *IEEE Transactions on Robotics and Automation*, 1994, 12(4): 566-580.
- [18] LAVALLE S M. Rapidly-exploring random trees: a new tool for path planning: TR 98-11[R]. Ames: Iowa State University, 1998.
- [19] KUFFNER J J, LAVALLE S M. RRT-connect: an efficient approach to single-query path planning[C]//*Proceedings of the 2000 IEEE International Conference on Robotics and Automation*, San Francisco, Apr 24-28, 2000. Piscataway: IEEE, 2002: 995-1001.
- [20] ADIYATOV O, VAROL H A. Rapidly-exploring random tree based memory efficient motion planning[C]//*Proceedings of the 2013 International Conference on Mechatronics and Automation*, Takamatsu, Aug 4-7, 2013. Piscataway: IEEE, 2013: 354-359.
- [21] KARAMAN S, FRAZZOLI E. Sampling-based algorithms for optimal motion planning[J]. *The International Journal of Robotics Research*, 2011, 30(7): 846-894.
- [22] CHOUDHURY S, GAMMELL J D, BARFOOT T D, et al. Regionally accelerated batch informed trees (RABIT*): a framework to integrate local information into optimal path planning[C]//*Proceedings of the 2016 International Conference on Robotics and Automation*, Stockholm, May 16-21, 2016. Piscataway: IEEE, 2016: 4207-4214.
- [23] GAMMELL J D, SRINIVASA S S, BARFOOT T D. Informed RRT*: optimal sampling-based path planning focused via direct sampling of an admissible ellipsoidal heuristic[C]//*Proceedings of the 2014 International Conference on Intelligent Robots and Systems*, Chicago, Sep 14-18, 2014. Piscataway: IEEE, 2014: 2997-3004.
- [24] YANG Y, FU K C, JIANG T, et al. AGV path planned with heuristic RRT[J]. *Computer Engineering and Applications*, 2020, 56(12): 125-133. 杨瑶, 付克昌, 蒋涛, 等. 启发式 RRT 算法的 AGV 路径规划[J]. *计算机工程与应用*, 2020, 56(12): 125-133.
- [25] LIU Z Y, ZHANG J. Path planning using improved RRT algorithm for indoor mobile robot[J]. *Computer Engineering and Applications*, 2020, 56(9): 190-197. 刘紫燕, 张杰. 改进 RRT 算法的室内移动机器人路径规划[J]. *计算机工程与应用*, 2020, 56(9): 190-197.
- [26] KHATIB O. Real-time obstacle avoidance for manipulators and mobile robots[M]//COX I J, WILFONG G T. *Autonomous Robot Vehicles*. Berlin, Heidelberg: Springer, 1986: 396-404.



曹凯(1984—),男,陕西咸阳人,硕士,讲师,主要研究方向为无人系统、多机器人系统、智能控制等。

CAO Kai, born in 1984, M.S., lecturer. His research interests include unmanned system, multi-robot system, intelligent control, etc.



陈阳泉(1966—),男,江苏南通人,博士,教授,博士生导师,主要研究方向为控制系统、机器人与自动化、分数阶微积分、网络物理系统、无人机等。

CHEN Yangquan, born in 1966, Ph.D., professor, Ph.D. supervisor. His research interests include control systems, robotics and automation, fractional calculus, cyber physical system, UAV, etc.



高嵩(1966—)男,陕西西安人,博士,教授,博士生导师,主要研究方向为复杂系统智能控制、自主系统、机器人等。

GAO Song, born in 1966, Ph.D., professor, Ph.D. supervisor. His research interests include intelligent control of complex system, autonomous system, robot, etc.



高佳佳(1994—),男,陕西宝鸡人,硕士,主要研究方向为移动机器人路径规划、智能算法等。

GAO Jiajia, born in 1994, M.S. His research interests include mobile robot path planning, intelligent algorithm, etc.