

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2519010

融合 Voronoi 骨架图 RRT 算法的防疫机器人 路径规划*

伍锡如^{1,2} 吴思明^{1,2}

(桂林电子科技大学电子工程与自动化学院 桂林 541004; 2. 智能综合自动化广西高校重点实验室 桂林 541004)

摘要: 针对传统 RRT 算法在防疫机器人路径规划过程中搜索效率低, 路径拐点多, 环境适应性不足等问题, 提出一种融合 Voronoi 骨架图的改进 RRT 路径规划算法。该算法使用广义 Voronoi 图从地图中构建离线骨架图, 并利用 Delaunay 三角网的空外接圆特性对其进行局部实时更新, 确保骨架图在未知环境下的时效性; 其次, 基于骨架图快速获得初始启发式路径, 生成关键路径节点作为 RRT 算法的子目标, 在子目标节点之间引入椭圆约束和引力场偏置加速算法收敛, 缩短规划时间; 最后, 设计一种基于双指针的自适应多段剪枝策略, 实现路径平滑。仿真实验表明, 所提出的算法相比于现有改进算法, 在复杂场景下的平均采样节点数减少了 55.57%, 平均路径长度减少了 6.45%, 平均规划时间缩短了 51.44%; 证明了改进算法能够有效减少规划耗时, 提高路径规划效率。

关键词: 防疫机器人; RRT 算法; Voronoi 骨架图; 路径规划

中图分类号: TP242; TN961 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.80

Epidemic prevention robot path planning based on Voronoi skeleton and RRT algorithm

Wu Xiru^{1,2} Wu Siming^{1,2}

(1. College of Electronic Engineering and Automation, Guilin University of Electronic Technology, Guilin 541004, China;

2. Key Laboratory of Intelligence integrated Automation in Guanxi Universities, Guilin 541004, China)

Abstract: To address the issues of low search efficiency, multiple path waypoints, and insufficient environmental adaptability in traditional RRT algorithms for epidemic prevention robot path planning, an improved RRT path planning algorithm based on Voronoi skeleton graphs is proposed. This algorithm constructs an offline skeleton graph from the map using a generalized Voronoi diagram and employs the empty circumcircle property of the Delaunay triangulation for local real-time updates, ensuring the skeleton graph's timeliness in unknown environments. Based on the skeleton graph, an initial heuristic path is quickly obtained, and key path nodes are generated as sub-goals for the RRT algorithm. Elliptical constraints and an attractive field bias are introduced between sub-goal nodes to accelerate sampling and reduce planning time. Finally, an adaptive multi-segment pruning strategy based on a double-pointer technique is designed to smooth the path. Simulation results demonstrate that compared to existing improved algorithms, the proposed method reduces the average number of sampled nodes by 55.57%, shortens the average path length by 6.45%, and decreases the average planning time by 51.44% in complex scenarios, effectively reducing planning overhead and enhancing path planning efficiency.

Keywords: epidemic prevention robot; RRT algorithm; Voronoi skeleton; path planning

0 引言

机器人和智能制造已被纳入国家科技创新优先重点领

域, 特种机器人中的防疫机器人技术在公共卫生领域展现出的实时监测能力、以及高效物资配送能力, 被各传统行业、企业大范围应用。目前, 防疫机器人主要应用于医疗机

收稿日期: 2025-06-04

* 基金项目: 国家自然科学基金地区科学基金(62263005)、广西高校人工智能与信息处理重点实验室开放基金重点项目(2024GXZDSY013) 资助

构、活动场馆、城市公共区域和工厂等场合。这些场合中的防疫机器人具有自身的控制特点,例如行驶车速较低、行驶轨迹复杂、曲率变化大、运动学特性简单等。在某些情况下,防疫机器人还会受到各种非结构化道路、非明确导航规则以及外部不可控干扰的影响。因此,如何提高防疫机器人在复杂应用场景下的自主导航能力是当前需要研究的问题。作为防疫机器人自主导航的核心环节,路径规划起到了承上启下的关键作用^[1]。目前国内外学者对于路径规划问题进行大量的研究,提出一系列路径规划算法,如 A* 算法^[2-3]、蚁群算法^[4]、快速探索随机树算法(rapidly-exploring random trees, RRT)^[5-7]等。

RRT 算法其主要优势在于高效性和灵活性,且具备概率完备性,即在经过足够多的迭代后,能够保证找到一条可行路径。然而,由于其随机的采样特性,RRT 算法得到的路径质量通常不是最优。近年来,如何在复杂环境中高效且稳定地确定最优路径,已成为路径规划领域的研究热点^[8-9]。Wang 等^[10]提出了一种混合路径规划方法,该方法结合了运动学约束,设计了一种新的 RRT 终止方法,通过使用满足终止标准的节点作为最后一个路径点或通过插入新节点来满足所有约束以提高算法在不同环境中全局路径采集的效率;罗毅等^[11]提出了一种改进 RRT-Connect 算法,通过设置动态限制采样区域来加强了对重点区域的搜索倾向,采用目标偏向自适应步长策略来增强随机树扩展过程的目标导向性;Ganesan 等^[12]提出了一种基于混合采样的 RRT* 路径规划算法,引入了一种新颖的混合采样技术,该技术结合了非均匀和均匀采样方法,通过平衡 RRT* 中对均匀采样的穷举探索和非均匀采样的有限探索,使其能够高效地探索复杂环境。以上研究尽管在一定程度上能够降低路径求解成本,但在面对更困难的工作空间时,如多障碍物环境、狭窄通道、S 型廊道等,往往表现出环境适应性差、规划成功率较低等问题^[13]。因此一些研究^[14-16]开始转向从地图中获取有效信息辅助算法进行规划。

其中,Voronoi 图通过将环境建模为图,提供了对自由空间的紧凑表示形式,被广泛用于导航和路径规划^[17]。武星等^[18]提出了一种基于 Voronoi 骨架的融合路径规划方法,从尺度地图中构建 Voronoi 图,这些 Voronoi 图刻画了安全可行区域的“骨架”,基于这些骨架顶点,规划算法能够快速得到一条远离障碍物的安全路径,从而显著提高算法在复杂环境下的规划效率。Chi 等^[19]提出了一种基于广义 Voronoi 图的启发式路径规划算法,通过从广义 Voronoi 图中提取轻量级特征来生成启发式路径,并将整个特征提取过程以离线方式进行,避免算法因计算量过大而导致的时间消耗问题。Wu 等^[20]介绍了一种安全的隧道快速行进树运动规划算法,同样采用广义 Voronoi 图构建等距路线图来快速生成初始无碰撞的解,在此基础上通过计算障碍物到初始解的最小距离建立一条安全隧道,以限制采样范围,

该算法在不同环境测试中表现出快速收敛到最优解的能力。

上述基于 Voronoi 图的规划算法在应用于障碍物密集环境时,Voronoi 图建模时间相较于简单环境会显著增加,在计算能力有限的系统中,如何保证防疫机器人在每次路径规划能够快速响应是一个需要考虑的问题,另一方面,当环境发生变化时,如何有效维护 Voronoi 图,以确保路径规划的实时性和准确性,也是一个亟待解决的挑战。

综上所述,本文从防疫机器人的实际需求出发,针对传统 RRT 算法进行改进和优化,提出了一种融合 Voronoi 骨架图的改进 RRT 路径规划算法。该算法能够降低防疫机器人在地图变化下进行 Voronoi 图更新的时间代价,并实现更可靠的局部避障,解决 RRT 算法在复杂环境下面临的生长困难和收敛效率低的问题,其主要创新点有:1) 构建离线 Voronoi 骨架图,并利用 Delaunay 三角剖分法的空外接圆特性对 Voronoi 图的进行局部动态更新,实现防疫机器人的局部避障;2) 引入椭圆约束建立一条连接起点至终点的安全隧道,并结合引力场偏置策略进一步减少算法的冗余探索;3) 提出一种自适应多段剪枝策略来减少路径长度并平滑路径。

1 相关工作

1.1 路径规划问题定义

令 $X \subset R^n$ 表示防疫机器人的工作空间,其中 X_{obs} 表示为障碍物区域, $X_{free} = X/X_{obs}$ 表示自由空间, $x_{start} \in X_{free}$ 表示防疫机器人在状态空间的起始位置, $x_{goal} \in X_{free}$ 表示防疫机器人希望到达的目标区域,定义路径点集 $\sigma: [0, 1] \subset X_{free}$, 其中, $\sigma(1) = x_{goal}$, 因此路径规划问题可以转化为在自由空间 X_{free} 中求解使得路径代价最小的 σ^* 使得 $\sigma^* = \operatorname{argmin}_{\sigma \in \Sigma} \operatorname{Cost}(\sigma)$, 其中 Σ 表示所有可行路径的集合。通常情况下代价函数 $\operatorname{Cost}(\sigma)$ 以路径的长度作为计算路径 σ 的成本。

1.2 RRT 算法原理

RRT 算法的基本原理是通过随机采样在工作空间中构建一棵搜索树,逐步找到从起始位置到目标位置的有效路径。算法首先创建一个随机树的数据集 $G = (V, E)$, 从起始节点 x_{start} 开始,逐步扩展随机树以覆盖空间,在每次迭代中随机选择一个目标点,然后寻找当前树中离该点最近的节点进行扩展,将新扩展节点添加到顶点集合 V , 并在 E 中记录该节点的父子关系,通过不断迭代这一过程,直至将随机树扩展到目标节点 x_{goal} , 则路径规划完毕。RRT 算法的伪代码如下:

2 算法框架

2.1 总体框架图

为了构建一条安全、高效的路径,本文采用了分层规划

RRT 算法

```

Input:  $x_{start}, x_{goal}, Map$ 
Output:  $path$ 
1.  $V \leftarrow x_{start}, E \leftarrow \emptyset$ ;
2. for  $i \leftarrow 1$  to  $N$  do:
3.  $x_{rand} \leftarrow \text{sampleRandomPoint}(i, X)$ ;
4.  $x_{nearest} \leftarrow \text{Nearest}(T, x_{rand})$ ;
5.  $x_{new} \leftarrow \text{Steer}(x_{nearest}, x_{rand})$ ;
6. if  $\text{CollisionCheck}(x_{nearest}, x_{new})$ ;
7.  $path \leftarrow \text{Extend}(T, x_{new})$ ;
8. if  $\text{isReachGoal}(x_{new}, x_{goal})$ :
9. return  $path$ ;
10. return fail.

```

的策略。首先,从地图构建层入手,利用 Voronoi 图将空间划分为若干区域,同时通过 Delaunay 三角网进行局部更新与维护。提取出这些区域的地图骨架并存储在本地,基于骨架顶点,运用图搜索算法能够获得一条与最优路径同伦的初始路径^[20]。在获得该初始路径后,算法进一步采用改进的 RRT 算法,依次连接路径上的关键节点,最后实现全局路径的优化。算法的整体流程如图 1 所示。

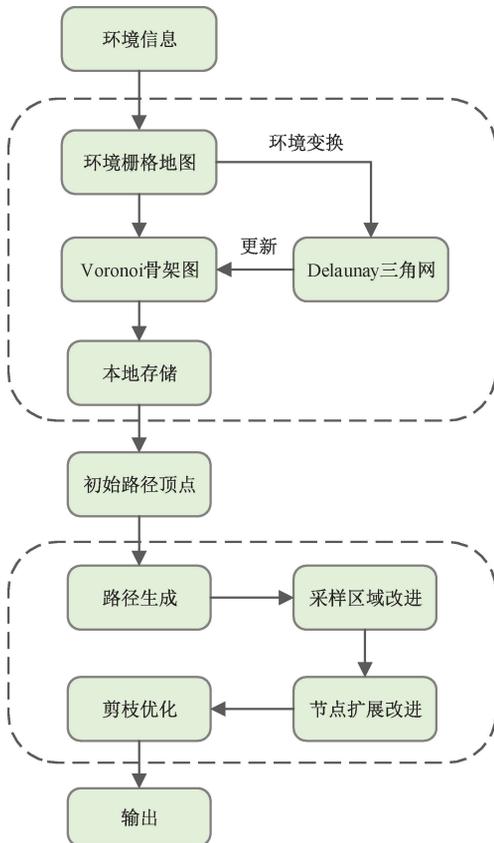


图 1 算法总体框架

Fig. 1 Framework of the algorithm

2.2 Voronoi 图生成与初始路径获取

对于二维空间, Voronoi 图表示平面上若干点的空间划分。这些点通常被称为“种子点”或“生成点”。在 Voronoi 图中,平面被划分成若干个区域,每个区域对应一个种子点,表示该区域内的每一点与该种子点的距离比与其他种子点的距离更近,这种划分产生的区域是一种最优分配,使得每个区域内的点都被分配给离它最近的种子点,如图 2(a)所示。在防疫机器人工作的二维平面上,通过将整个连续空间离散化为均匀网格单元,以获取栅格与障碍物边界的交集,如图 2(b)所示。将这些交集定义为种子点集合 $P = \{p_1, p_2, \dots, p_n\}$, 每个种子点 p_i 所对应的 Voronoi 单元 $V(p_i)$ 为所有距离 p_i 最近的点的集合,定义如下:

$$V(p_i) = \{x \in R^2 \mid d(x, p_i) \leq d(x, p_j), \forall j \neq i\} \quad (1)$$

式中: $d(x, p_i)$ 表示点 x 到种子点 p_i 的欧氏距离。

Voronoi 图的边为所有满足 $d(x, p_i) = d(x, p_j)$ 的点 x 的集合,定义如下:

$$E(p_i, p_j) = \{x \in R^d \mid d(x, p_i) = d(x, p_j)\} \quad (2)$$

本文采用基于扫描线的构建方法,从左到右依次获取并连接这些障碍物之间的等距点集合,动态地构建 Voronoi 图边界。形成包含整个地图骨架的路线图,如图 2(c)所示。

Voronoi 图的顶点是构成 Voronoi 图中的 3 个或 3 个以上 Voronoi 边的交点。对于 Voronoi 图中的一个 Voronoi 顶点 v , 它满足以下条件:

$$d(v, p_1) = d(v, p_2) = d(v, p_3) = \dots = d(v, p_k) \quad (3)$$

式中: v 是与 3 个或多个种子点 $p_1, p_2, p_3, \dots, p_k$ 距离相等的点。

Voronoi 顶点 v 及其邻接关系可以直观地表示不同自由区域之间的连通性,利用邻接矩阵提取 Voronoi 图中的顶点信息及其邻接关系,可以避免冗余数据带来的存储开销,提高算法执行的效率。在具有 n 个顶点的 Voronoi 图中,建立一个的方阵作为邻接矩阵 A , 其中矩阵的每一个元素 $A[V_a][V_b]$ 表示顶点 V_a 和顶点 V_b 之间的连接的 Voronoi 边边长,对于无连接关系的两个顶点,定义其边长为无穷大。

在处理复杂障碍物场景时,构建 Voronoi 图是一个计算量较大的过程,因此采用离线的方式存储邻接矩阵 A , 针对一张地图, Voronoi 骨架图提取过程只需要执行一次,在这之后算法的每次运行,只需读取本地数据便可利用这些顶点信息进行路径规划。

通过抽象出来的骨架信息,可以确定离给定起点和终点最近的两个 Voronoi 顶点,将其分别作为 A* 算法的起点和终点。利用 A* 算法快速在 Voronoi 骨架图中找出一条最短的初始路径,初始路由一组 Voronoi 顶点组成,

如图 2(d)所示。得到的初始路径与最优路径同伦,两者在一定程度上保持了拓扑结构的一致性,可以为下面 RRT 算法的进一步的优化提供一个良好的基础。

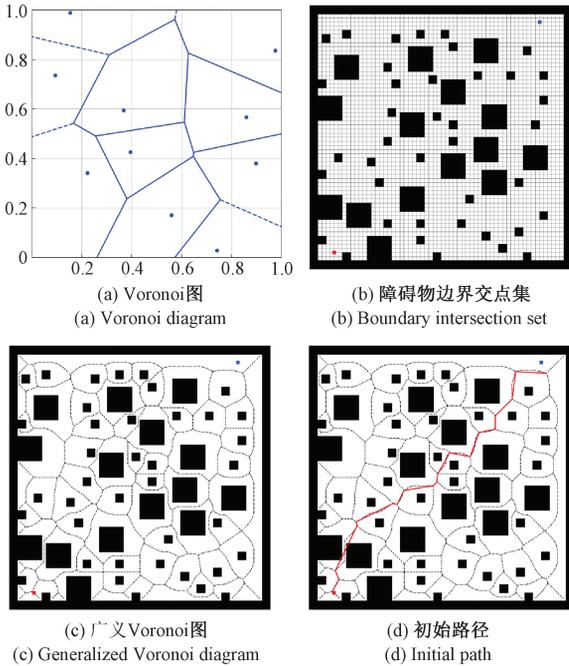


图 2 Voronoi 图生成与初始路径获取

Fig. 2 Voronoi diagram generation and initial path generation

2.3 Voronoi 图的局部更新

传统 RRT 算法不足以反映和适应环境的动态,当环境的未知部分变得已知,或已知部分在导航过程中发生变化时,算法需要重新规划整条路径,这使得规划效率极低。而 Voronoi 图的增量式更新方法为这一问题提供了一种解决方案。当障碍物变化时,传统的 Voronoi 图更新方法通常要求重新计算整个图,在计算上会消耗大量资源。相比之下,增量式更新方法仅通过局部调整图形来适应环境的变化,避免了全局计算的时间代价。更新后的 Voronoi 图能够引导 RRT 算法只调整局部路径来躲避障碍物,从而提升规划效率。

Delaunay 三角网是一个重要几何结构,它与 Voronoi 图之间存在几何对偶关系。在 Delaunay 三角网中,每个三角形的外接圆中心都是 Voronoi 图的一个顶点,将任意两个拥有公共边的 Delaunay 三角形的外接圆圆心连接起来,可以形成 Voronoi 边。当 Delaunay 三角网发生变化时,相应的 Voronoi 图也会随之变化,并且这种变化只影响到变化所在的局部区域,而不会影响其他区域。基于这种关系, Delaunay 三角网可以为 Voronoi 图的局部更新提供有效的支持^[21]。

在二维平面中,将使得种子点集合 $P = \{p_1, p_2, \dots, p_n\}$ 的所有三角剖分上的最小角度最大化的方法称为集合 P 的 Delaunay 三角剖分。对防疫机器人工作的二维平面

进行 Delaunay 三角剖分,可以构建一个 Delaunay 三角网。该过程采用逐点插入的方式进行,将一个初始的大三角形逐步细分为多个小三角形,在平均情况下,这种方式具有 $O(n \log n)$ 的时间复杂度,因此整个剖分过程所产生的时间开销极低。

在构建 Delaunay 三角网过程中,必须保证任意一个三角形对应的 3 个顶点构成的外接圆范围内不会有其他点存在。如图 3(a)所示,三角形 abc 与 bcd 分别位于浅色虚线和深色虚线的外接圆上, a 点在三角形 bcd 外接圆的外部, d 点在三角形 abc 外接圆的外部,因此满足空圆特性。通过这一特性,算法可以判断当环境发生变化时,即出现新的种子点时,种子点所在区域是否满足空圆特性,以此来确定需要重新调整的区域,如图 3(b)所示。

当防疫机器人传感器检测到未知障碍物(静态障碍物)时,机器人通过数学模型将传感器数据与已知的环境地图进行匹配,确定其在环境中的具体位置。在该障碍物边界构建一组新的种子点集合 $P_{obs} = \{p_1, p_2, \dots, p_m\}$ 。对于每一种子点 p_i ,遍历每个 Delaunay 三角网的外接圆,判断该种子点是否处在某个外接圆内部,如果种子点 p_i 生成在外接圆内部,则破坏了 Delaunay 三角网的空圆特性,需要对该种子点及外接圆所对应的种子点重新进行构建。通过比对所有的种子点,能够找出受到影响的种子点集合,从而确定 Voronoi 图更新区域,只对局部区域的种子点进行重新建模并更新邻接矩阵,如图 3(c)所示。新的 Voronoi 图可以提供环境发生变化后的可行区域,更新变化后的初始路径顶点,以当前位置为起点,引导 RRT 算法规划新的可行路径,如图 3(d)所示,从而实现防疫机器人的局部避障。

2.4 基于骨架图的路径规划

由骨架图生成的初始路径包含若干个 Voronoi 顶点,这些顶点将作为 RRT 运动规划的子目标。RRT 只需依次经过子目标节点便可到达最后终点位置。通过对整条路径的细分,不仅可以简化问题规模,还能使得算法效率进一步提升。子路径内通常存在较少的障碍物,因此需要规划算法能够快速收敛。本文采用了椭圆约束,引力场偏置,以及一种自适应多段剪枝策略这三种方案对每段子路径进行优化。改进 RRT 的流程如图 4 所示。

1) 椭圆约束

相较于文献[22]根据初始路径节点与其最近障碍物之间的最小距离作圆,而建造一条连续的安全隧道,本文采用椭圆形约束构建每个子路径的安全区域。通过将子路径的起点和终点定义为椭圆区域的焦点,使采样区域集中在起点与终点之间,可以实现更高的采样效率。且考虑到 RRT 算法的概率完备性,该策略引入了偏置值 α ,当生成的随机数 $< \alpha$ 时,随机树会在椭圆区域进行随机采样,当随机数 $> \alpha$ 时,随机树则会在椭圆区域外进行随机采样。在偏置值较高的情况下,会增加在椭圆区域的采样频率,以此来减少算法的冗余探索。

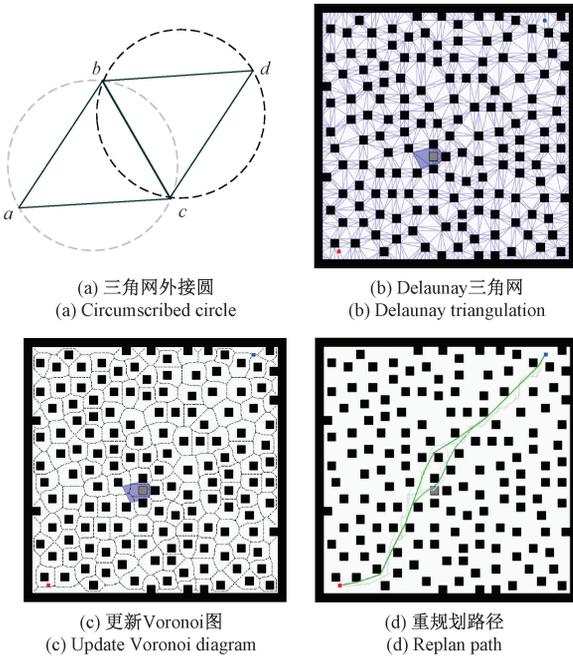


图 3 Voronoi 图引导下的局部避障

Fig. 3 Local obstacle avoidance guided by Voronoi diagrams

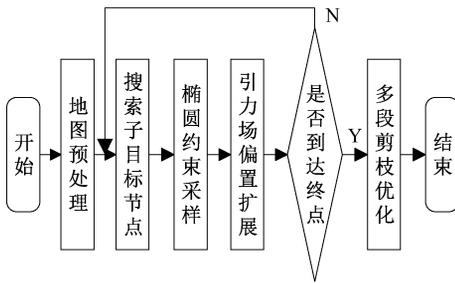


图 4 RRT 算法流程

Fig. 4 RRT algorithm process

在该策略中,将当前子路径的起点 $x_{start}(X_s, Y_s)$ 和终点 $x_{goal}(X_g, Y_g)$ 作为椭圆的焦点,计算出椭圆的中心原点,计算公式如下:

$$\begin{cases} h = (X_s + X_g)/2 \\ k = (Y_s + Y_g)/2 \end{cases} \quad (4)$$

焦距 c 的计算公式如下:

$$2c = \sqrt{(Y_g - Y_s)^2 + (X_g - X_s)^2} \quad (5)$$

定义的椭圆伸展系数 β , 反映椭圆的伸展程度,长半轴 a 和短半轴 b 的计算公式如下:

$$\begin{cases} b = \sqrt{a^2 - c^2} \\ a = (1 + \beta) \times c \end{cases} \quad (6)$$

定义旋转角度 θ 用于将标准椭圆旋转到指定方向上,使用这个角度,可以将椭圆从标准状态(轴对齐的状态)调整到通过给定的当前起点 x_{start} 和终点 x_{goal} 方向上的状态。其计算公式为:

$$\theta = \arctan\left(\frac{Y_g - Y_s}{X_g - X_s}\right) \quad (7)$$

构造变换矩阵 T , 用来将椭圆的标准坐标系(其中心在原点且轴对齐)转换为指定方向和位置的椭圆。

$$T = \begin{pmatrix} a \times \cos(\theta) & b \times \sin(\theta) & h \\ -a \times \sin(\theta) & b \times \cos(\theta) & k \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \quad (8)$$

算法在椭圆的标准坐标系下随机生成一个样本点 $p(X_{rand}, Y_{rand}, 1)$, 通过乘以变换矩阵 T 将其转换为当前地图坐标系下的椭圆内部点 x_{rand} 。

$$x_{rand} = T \times p^T \quad (9)$$

通过对椭圆伸展系数 β 的赋值可以约束椭圆范围,当 β 值较小的时,可以更有效地限制随机树的采样范围,减少在其他方向上的扩展。随机树在扩展到子目标节点时,将该节点作为下个椭圆约束的起点,下一个子目标节点则设为终点,重新确定椭圆约束范围,以此类推,最终会构成一条从起点到终点的约束区域。算法效果如图 5 所示。

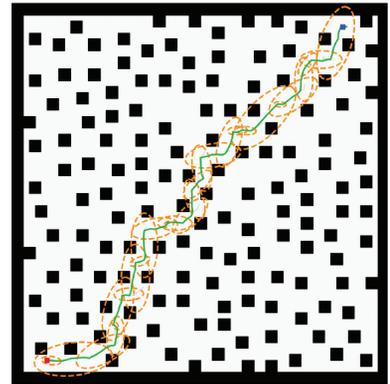


图 5 安全通道

Fig. 5 Safety corridor

为了验证偏置值 α 和椭圆伸展系数 β 对采样效率的影响,在无障碍物环境下,取不同值进行测试,记录 100 次仿真的平均值,如图 6、7 所示。

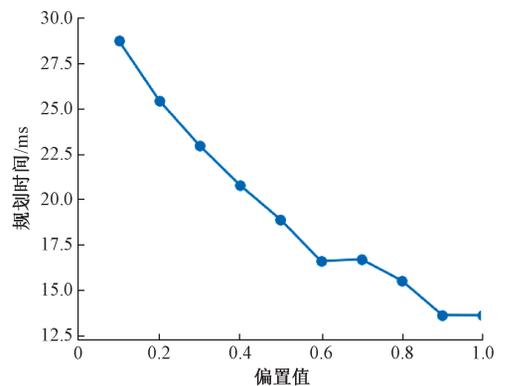


图 6 偏置概率与规划时间的关系

Fig. 6 The relationship between biased probability and planning time

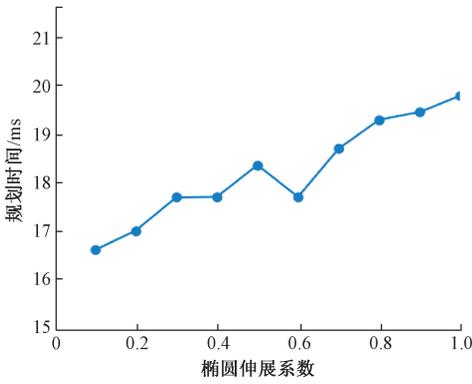


图 7 采样区域与规划时间的关系

Fig. 7 The relationship between sampling area and planning time

由图 6 可知,偏置值 α 递增时,规划时间呈递减趋势,当偏置值 α 为 1 时,算法完全在椭圆区域采样,路径规划耗时最短;由图 7 可知,采样区域的大小对路径规划耗时同样有着重要影响, $\beta = 0.1$ 时规划时间最短,随着 β 的增大规划耗时也在增加。综上所述,同时考虑 RRT 算法的概率完备性,采用较大的偏置概率和较小的有效采样区域有利于提高路径规划的整体效率。

2) 引力场偏置

在 RRT 算法搜索过程中,尽管将其限制在椭圆范围内进行探索,但依旧存在采样点分散的问题,因此,本文采用人工势场法的引力场偏置策略,使算法得到进一步的收敛。在随机生成新节点的过程中,通过对当前子路径的目标位置施加一个吸引力,使得新生成的节点更倾向于朝向目标节点移动。引力场避障图如图 8 所示。

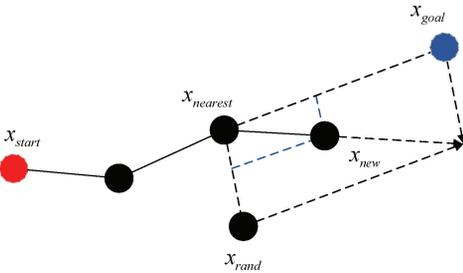


图 8 引力场避障

Fig. 8 Gravitational field obstacle avoidance

新生成的节点 x_{new} 最终会向着随机分量和引力势场共同作用的方向上生长。新节点的计算公式如下:

$$\mathbf{F} = step * \epsilon * \frac{\overrightarrow{x_{nearest}x_{goal}}}{|x_{nearest}x_{goal}|} + step * (1 - \epsilon) * \frac{\overrightarrow{x_{nearest}x_{rand}}}{|x_{nearest}x_{rand}|} \quad (10)$$

$$x_{new} = x_{nearest} + \mathbf{F} \quad (11)$$

式中: ϵ 表示引力系数,数值越大代表引力作用越强。 $step$ 表示步长, $\overrightarrow{x_{nearest}x_{rand}}$ 表示随机方向上的向量, $\overrightarrow{x_{nearest}x_{goal}}$ 表示引力势场方向上的向量, \mathbf{F} 为目标方向上的长度和随机

长度的加权平均。与前述偏置值 α 分析结果类似,当 $0.8 \leq \epsilon < 1$ 时,算法的全局收敛速度达到最佳,同时节点在引力引导下保持一定的随机性,避免陷入局部最优。

3) 自适应剪枝优化

在 RRT 算法规划出全局路径之后,路径往往还存在一些冗余的路径段和转折点,这些转折点容易影响机器人运动的平稳性,因此还需对路径进行平滑处理。本文提出了一种自适应多段剪枝策略,该策略基于双指针迭代机制,对路径进行剪枝优化,通过遍历路径中所有的节点,不断调整剪枝操作的起止位置以尽可能的裁剪路径中的冗余路段,来获取最优路径。当构成路径的节点越多时,其剪枝效果越好。该方法从终点 x_{goal} 开始进行剪枝,为减少重连父节点操作带来的时间消耗,采用连续的数组表示整条路径,数组按顺序存储每个节点坐标,对于节点的移动,仅需更改对应数组位置的坐标。其具体步骤如下:

步骤(1)初始时以终点作为剪枝操作的起点,接着寻找能与当前剪枝起点连接无碰撞的最远节点,若成功找到符合条件的节点,则将其作为剪枝操作的终点,同时将位于两节点之间的所有节点移动至新生成的直线段上,保证在新的连线上每个节点之间间距相同,如图 9(a)所示。

步骤(2)在完成一次剪枝操作后,路径序列中的下一个节点将作为下一次剪枝操作的起点,接着重复上一个步骤的操作,对当前起点是否满足剪枝操作进行判断,如未能找到符合当前剪枝操作的节点,则继续将剪枝起点下移,直到找到能满足剪枝条件的节点,进行下一步的剪枝操作。如图 9(b)所示,终点的父节点未能满足剪枝操作,剪枝起点顺位至下一个节点。

步骤(3)重复步骤(1)、(2)的迭代过程,剪枝操作将逐步沿路径序列向起点方向推进,最终当找到的能满足当前剪枝操作的节点为路径起点时,进行最后一步剪枝操作,完成最终连接后,算法终止,如图 9(c)所示。

在迭代过程中,每次成功执行剪枝操作的起始位置被记录为关键转折点。这些点蕴含了路径的主要方向变化信息。算法终止后,路径由记录下的关键转折点序列顺序连接而成。该路径消除了原始路径中的冗余拐点,呈现为一条光滑的、无碰撞的优化路径。如图 10 所示。

3 仿真实验与分析

为了验证和分析算法的效果,将基于 Python 平台进行仿真实验,仿真所使用的硬件平台为 Intel(R) Core(TM) i5-9300 H 2.40 GHz CPU, 16 GB RAM。将防疫机器人作为质点,设置机器人步长为 0.5 m,定义两个路径中连续方向之间的变化超过 15° 为拐角。

本文设计了 3 种不同的二维场景进行仿真对比实验,如图 11 所示。图 11(a)表示障碍物密集的工作场景,在其内以大密度放置矩形障碍物,可用于测试算法在处理密集障碍物环境时的性能。图 11(b)为迷宫场景,在其内部设

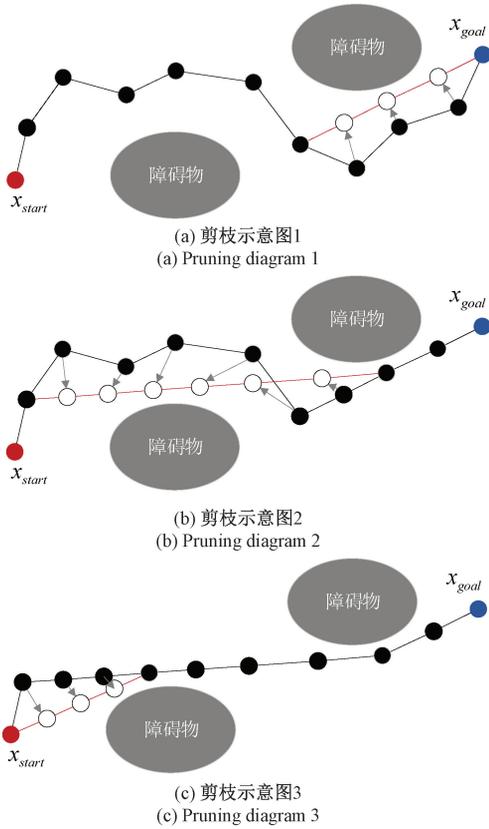


图 9 剪枝过程

Fig. 9 The pruning process

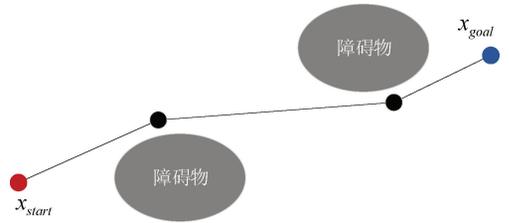


图 10 最终路径

Fig. 10 Final path

计了狭窄通道,可用于测试算法在环境中存在其他可行解时能否找到最优解。图 11(c)为常见的办公室场景,用于测试算法在日常环境中的导航能力。3 种地图大小均为 30 m×30 m,其中,位于左下角的圆点表示起始点 x_{start} ,位于右上角的圆点表示终点 x_{goal} 。本文算法参数设置如下:偏置值 α 为 0.7,椭圆伸展系数 β 为 0.1,引力系数 ϵ 为 0.8,场景一的最大迭代次数为 1 000,场景二的最大迭代次数为 20 000,场景三的最大迭代次数为 8 000。

3.1 消融实验

为了测试本文改进方法的有效性,将 RRT 和 RRT* 作为改进对象进行对比实验。其中,RRT 和 RRT* 算法为原始算法,Vor-RRT 和 Vor-RRT* 为采用 Voronoi 骨架图引导,但未对算法自身进行改进的算法,Vor-IRRT* 为采用 Voronoi 骨架图引导,同时采用本文方法进行改进的算法,对这五种方法与本文算法在 3 种场景下进行 50 轮测试,最终结果取平均值,实验结果统计如表 1~3 所示。

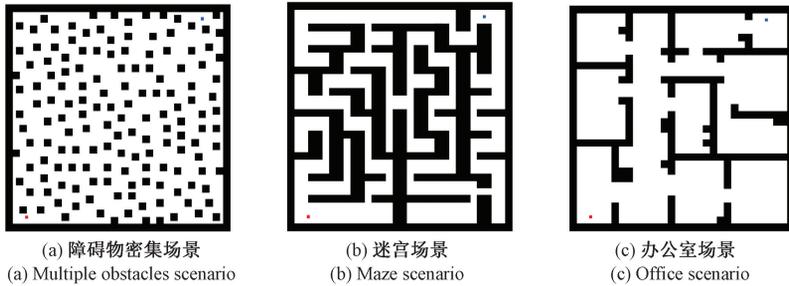


图 11 仿真场景

Fig. 11 Simulation scenario

表 1 障碍物密集场景路径规划性能指标

Table 1 Performance metrics of path planning in multiple obstacle scenario

算法	采样数量	拐点数量	路径长度	规划时间
RRT	306.04	42.02	44.368	0.44
Vor-RRT	205.22	46.92	48.655	0.287
本文算法	154.96	3.52	39.149	0.315
RRT*	244.18	5.54	38.831	0.976
Vor-RRT*	202.74	6.76	39.962	0.807
Vor-IRRT*	156.28	6.04	39.962	0.637

表 2 迷宫场景路径规划性能指标

Table 2 Performance metrics of path planning in maze scenario

算法	采样数量	拐点数量	路径长度	规划时间
RRT	1919.04	92.86	89.388	16.467
Vor-RRT	575.56	52.1	72.683	2.037
本文算法	310.62	16.54	57.745	1.194
RRT*	1934.1	17.32	59.484	68.757
Vor-RRT*	643.44	18.14	59.979	10.689
Vor-IRRT*	306.62	20.08	59.243	4.190

表 3 办公室场景路径规划性能指标

Table 3 Performance metrics of path planning in office scenario

算法	采样数量	拐点数量	路径长度	规划时间
RRT	1257.04	51.22	51.145	3.461
Vor-RRT	227.16	41.64	54.955	2.037
本文算法	187.56	3.02	40.556	0.351
RRT*	1354.56	2.98	40.87	13.698
Vor-RRT*	192.42	6.96	42.426	0.494
Vor-IRRT*	188.24	5.24	41.999	0.510

可以看出,对比 RRT 算法,引入 Voronoi 骨架图引导的 Vor-RRT 算法在关键性能指标上实现有效改进:采样点数量减少 32.94%~81.92%,路径拐点降低 11.66%~43.89%,规划耗时缩短 30% 以上。这验证了 Voronoi 拓扑结构对采样过程的有效引导作用,其通过提取环境骨架特征显著提升了整体的路径搜索效率。Voronoi 图基于空间中各障碍物的最大距离边界构建,规划的路径通常沿着障碍物间的中间线行进,从而保证路径与障碍物保持较大安全距离,但这也导致路径往往不是起点到终点的最短路径。由于 Vor-RRT 算法需要强制遍历子目标节点,规划路径仍存在一定的冗余拐点,在场景一中产生了 9.66% 的路径冗余,同时,由于其随机的采样策略,算法在采样效率上仍有进一步优化的空间,对此,本文提出的椭圆约束机制、引力场偏置策略与自适应多段剪枝优化策略在 3 个测试场景中分别实现路径长度缩短 19.53%、20.55%、

26.2%,路径拐点减少 92.49%、68.25%、92.72%,采样数量减少 24.49%、46.03%、17.43%,同时,在场景二和场景三中保持规划时间优化幅度达 41% 以上。

分析 RRT* 组,相较于 RRT* 算法,Vor-RRT* 算法与 Vor-IRRT* 算法在采样数目与规划耗时两个维度均取得显著优化。在迷宫场景下,Vor-IRRT* 相较于 Vor-RRT* 的采样数量减少 52.34%,规划时间缩短 60.8%。然而,在路径长度与平滑度指标上,两种改进算法较 RRT* 未呈现显著优化效果。原因在于 RRT* 固有的父节点重连机制已通过动态调整节点连接关系有效消除冗余拐点,导致后续剪枝策略的平滑度优化空间受限。此外,Voronoi 骨架图引导的优化机制可能产生次优路径选择,这与 Vor-RRT 算法类似,在特定场景下会引入约 1%~3% 的路径长度增量。尽管如此,基于路径质量与计算效率的均衡考量,Vor-IRRT* 仍展现出更优的综合性能。

3.2 重规划实验

为了评估更新 Voronoi 骨架图对算法重规划时间的影响,在 3 种场景中对使用全局更新的离线 Voronoi 骨架图改进 RRT 算法和使用局部更新的离线 Voronoi 骨架图改进 RRT 算法进行重规划测试,分别在 3 种场景中的必经路径上随机放置 1 m×1 m 大小的障碍物,测试两种算法在未知环境下的避障能力,两种算法在每个场景中执行 50 次,最终结果取平均值。实验结果如图 12 所示,图 12 中灰色方块表示未知障碍物。

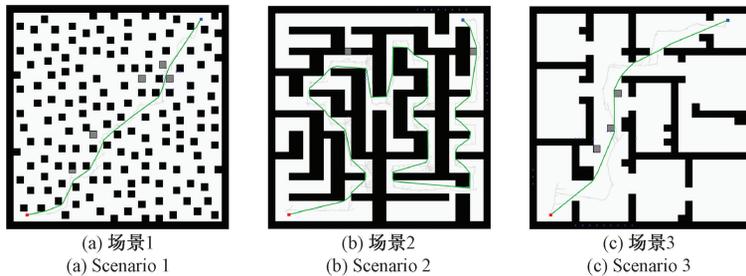


图 12 重规划仿真结果

Fig. 12 Replanning simulation results

如表 4 所示,使用全局更新的 Voronoi 骨架图改进 RRT 算法在 3 个场景中,Voronoi 骨架图更新和重规划的总时间分别达到了 23.986 s,48.216 s,18.845 s。相较于全局更新方法,使用局部更新的离线 Voronoi 骨架图改进 RRT 算法在更新 Voronoi 骨架图和重规划的时间消耗上分别减少了 92.23%、89.81% 和 90.15%,整体的维护时间和重规划时间保持在 5 s 以内。在实际应用中,对算法底层架构优化,该方法在时间效率上仍有进一步提升的空间。证实了局部 Voronoi 拓扑更新机制在未知场景下实现局部避障的可行性。

3.3 综合对比实验

为了验证所提出算法的性能,本文采用 3 种基于目标偏

置的采样算法(RRT-Connect,RRT*,Informed RRT*)以及 A* 算法作为比较对象进行对比实验,其中 3 种采样算法的目标偏置概率均设为 0.7,RRT* 和 Informed RRT* 的重连半径均设为 5 m,3 个场景最大迭代次数同上,所有算法在每个场景中执行 50 次,最终结果取平均值。实验结果如图 13 所示。

表 4 重规划时间指标

Table 4 Replanning time metrics

重规划指标	场景一	场景二	场景三
全局更新规划时间	23.986	48.216	18.845
局部更新规划时间	1.863	4.913	1.856

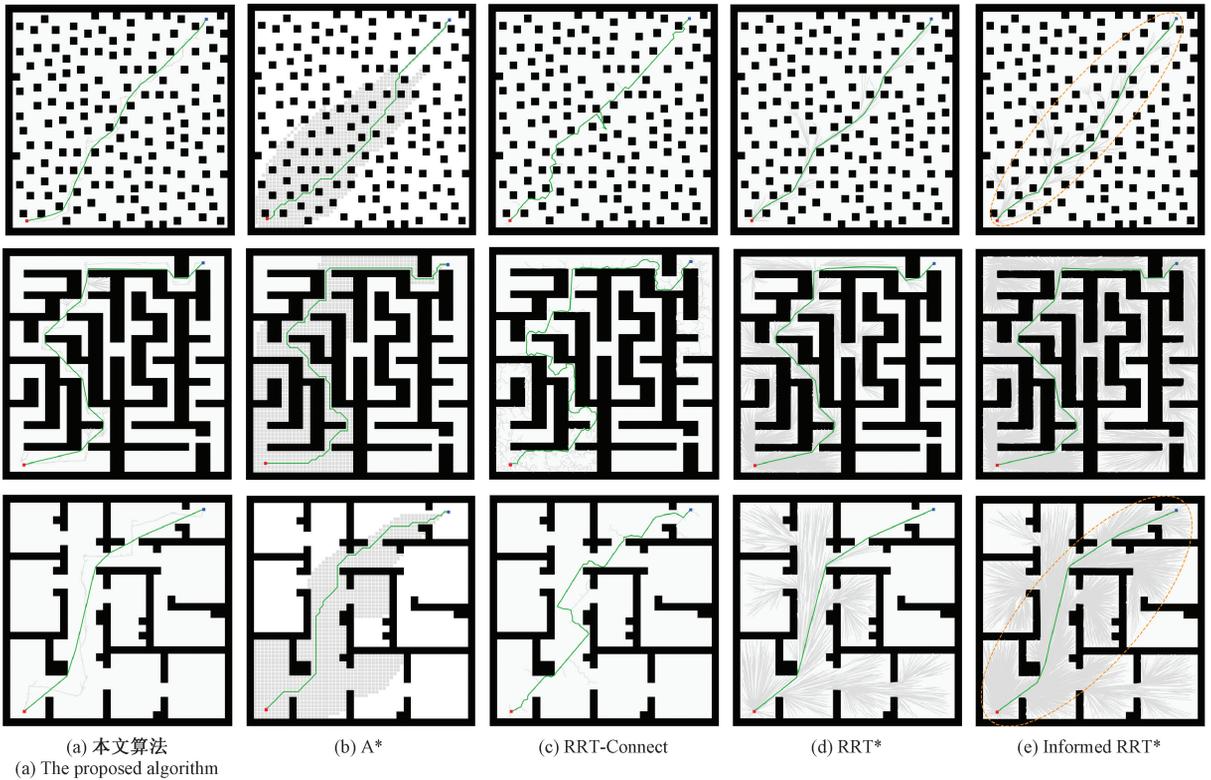


图 13 算法仿真结果对比

Fig. 13 Algorithm simulation results comparison

如表 5~7 所示,相较于 A* 算法和 RRT-Connect 算法,本文算法在保持相近规划耗时的同时,路径拐点分别减少 59.65%~86.86% 和 80.1%~92.06%,路径长度分别缩短 3.8%~10.48% 和 11.1%~23.1%。对比 RRT* 和 Informed RRT* 算法,本文算法在路径长度及路径平滑度上保持相近,但在规划耗时上分别降低 67.72%~98.26% 和 93.4%~99.62%。值得注意的是,本文算法在 3 种测试场景中的采样效率(有效节点率占总节点数的比值)始终维持在 50% 以上。采样效率的稳定性能有效保障路径规划过程的计算效率,减少异常波动带来的不确定性,从而提升了整体系统的可靠性和实用性。

为了直观地比较每种算法的性能,本文使用可视化手段对每种算法在 3 种场景下的规划结果进行评估,包括规

表 5 障碍物密集场景各算法性能指标

Table 5 Performance metrics of various algorithms in multiple obstacle scenario

算法	采样数量	拐点数量	路径长度	规划时间
本文算法	154.96	3.52	39.149	0.315
A*	—	23	40.698	0.536
RRT-Connect	121.66	35.92	44.041	0.150
RRT*	244.18	5.54	38.831	0.976
Informed RRT*	606.42	5.48	38.634	4.778

表 6 迷宫场景各算法性能指标

Table 6 Performance metrics of various algorithms in maze scenario

算法	采样数量	拐点数量	路径长度	规划时间
本文算法	310.62	16.54	57.745	1.194
A*	—	41	64.506	0.616
RRT-Connect	788.7	83.12	75.097	2.504
RRT*	1 934.1	17.32	59.484	68.757
Informed RRT*	3 284.1	17.6	59.329	205.66

表 7 办公室场景各算法性能指标

Table 7 Performance metrics of various algorithms in office scenario

算法	采样数量	拐点数量	路径长度	规划时间
本文算法	187.56	3.02	40.556	0.351
A*	—	23	43.92	1.071
RRT-Connect	187.82	38.06	49.917	0.242
RRT*	1 354.56	2.98	40.87	13.698
Informed RRT*	4 012.66	2.86	40.673	93.193

划路径的总长度、规划时间,结果如图 14 所示,图中箱体的高度表示数据的离散程度,箱体内部横线为中位数线,上下须表示数据的范围,在下须和上须之外的点表示异常

值。从结果图可以看出,本文算法在规划时间和路径长度方面波动较小,异常值较少,表现出较强的鲁棒性和一致性。相比之下,其他采样算法的箱体高度较大,异常值较多,说明其稳定性和环境适应性较弱。与 A* 算法相比,本

文算法在多数情况下能够保持相近的稳定性,同时还具备更好的路径质量,这使得算法能够适应多样化的地图环境,满足防疫机器人的实际导航需求。

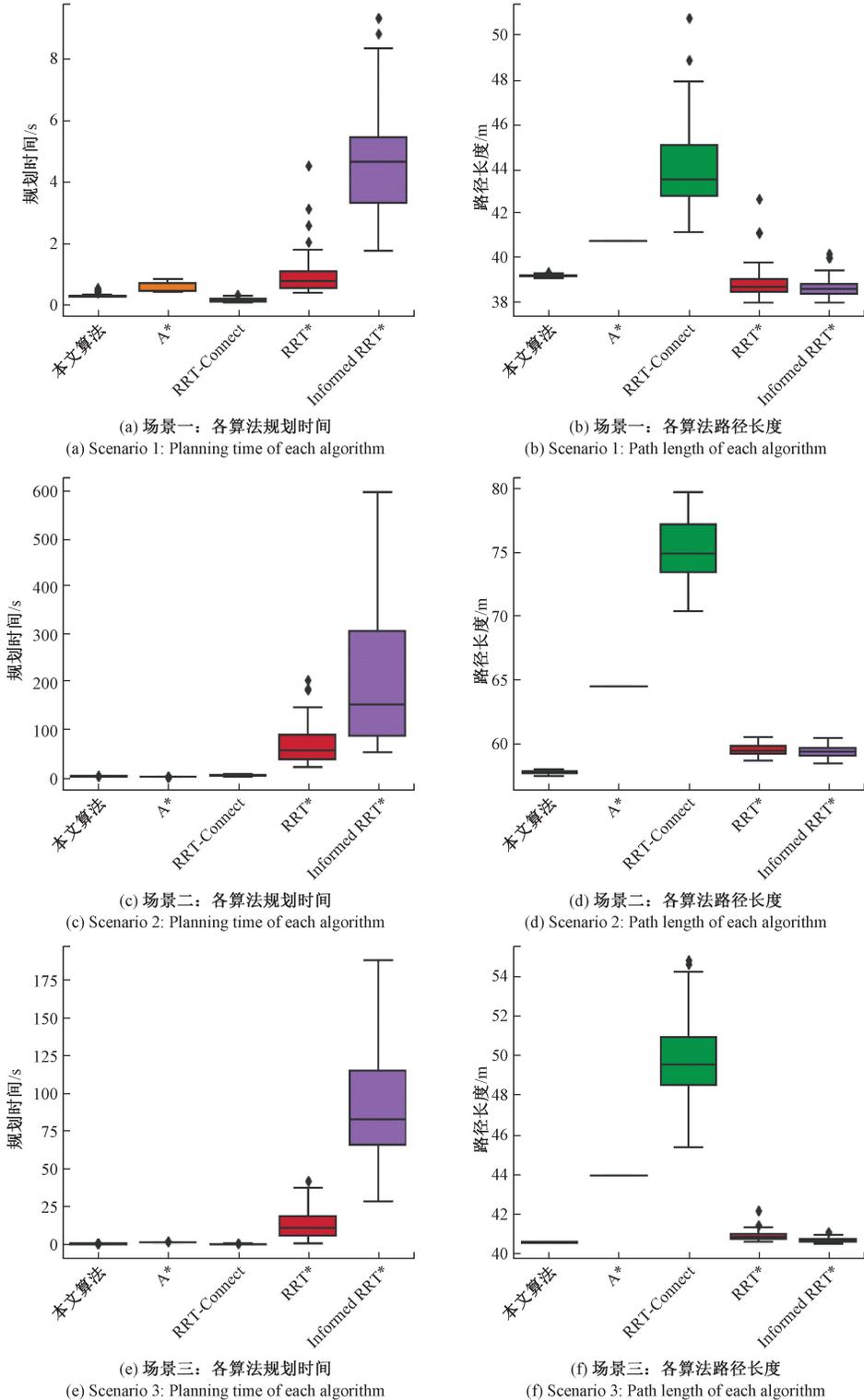


图 14 实验数据分析

Fig. 14 Experimental data analysis

4 结 论

针对防疫机器人在复杂环境下作业时高效且稳定的路径规划需求,提出一种融合 Voronoi 骨架图的改进 RRT 路径规划算法,用于解决传统 RRT 算法在复杂环境下如狭窄路径,迷宫、s 型廊道等陷阱空间搜索效率低,路径拐点多,环境适应性不足等问题。具体地,在传统栅格地图的基础上,构建离线 Voronoi 骨架图,用于生成启发式路径指导 RRT 算法生长。利用 Delaunay 三角剖分法的空外接圆特性对 Voronoi 图进行局部动态更新,寻找未知环境下的可行路径,实现防疫机器人的局部避障。在规划层面上,构建椭圆约束通道限制采样范围,结合引力场偏置思想避免冗余探索,缩短规划时间。采用一种自适应多段剪枝策略用于平滑路径。使用计算机软件仿真进行方法验证,实验结果验证本文融合路径规划方法的有效性、安全性和高效性,可快速规避随机静态障碍物,提高防疫机器人的环境适应性。

未来将在该算法的基础上融合局部路径规划算法,同时考虑防疫机器人的运动学约束,以解决未知动态环境下的局部规划问题。

参考文献

- [1] 谷依田,张涛,张亮,等.面向多无人车的目标点分配和协同路径规划算法[J].仪器仪表学报,2024,45(3):263-274.
GU Y T, ZHANG T, ZHANG L, et al. Target point assignment and cooperative path planning algorithm for multiple unmanned vehicles[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2024, 45(3): 263-274.
- [2] 黄书峻,伍锡如,黄国明.基于动态视场的深度启发改进 3 维 A* 算法[J].机器人,2024,46(5):513-523.
HUANG SH Q, WU X R, HUANG G M. Depth-inspired improved 3D A* algorithm based on dynamic field of view[J]. Robot, 2024, 46(5): 513-523.
- [3] 李钰,孙金林,马莉,等.改进双向 A* 联合最优控制的无人农机轨迹规划[J].电子测量与仪器学报,2025,39(4):34-41.
LI Y, SUN J L, MA L, et al. Trajectory planning of unmanned agricultural machinery based on improved bidirectional A* combined with optimal control[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2025, 39(4): 34-41.
- [4] FANG W K, LIAO ZH G, BAI Y F. Improved ACO algorithm fused with improved Q-Learning algorithm for Bessel curve global path planning of search and rescue robots[J]. Robotics and Autonomous Systems, 2024, 182, 104822.
- [5] HU W, CHEN SH T, LIU ZH X, et al. HA-RRT:

- A heuristic and adaptive RRT algorithm for ship path planning[J]. Ocean Engineering, 2024, 316:119906.
- [6] 谢春圆,王欣,吴迪,等.复杂环境下的改进 RRT 算法路径规划[J].国外电子测量技术,2024,43(2):131-138.
XIE CH Y, WANG X, WU D, et al. Improved RRT algorithm for path planning in complex environments[J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2024, 43(2): 131-138.
- [7] 骆海涛,孙嘉泽,高鹏宇,等.基于改进 RRT* 算法的智能轮椅全局路径规划研究[J].仪器仪表学报,2023,44(10):303-313.
LUO H T, SUN J Z, GAO P Y, et al. Research on global path planning of intelligent wheelchairs based on improved RRT* algorithm[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2023, 44(10): 303-313.
- [8] 王萍,潘树国,蔚保国,等.基于 RSS_GN RRT 算法的狭长空间路径规划[J].电子测量与仪器学报,2024,38(1):72-85.
WANG P, PAN SH G, WEI B G, et al. Narrow space path planning based on RSS_GN RRT algorithm[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2024, 38(1): 72-85.
- [9] 宋俊辉,刘宇庭,郭世杰.动态环境下 AIP-RRT* 与 DGF-APF 融合的机器人路径规划[J].仪器仪表学报,2025,46(3):51-64.
SONG J H, LIU Y T, GUO SH J. Robot path planning in dynamic environments based on fusion of AIP-RRT* and DGF-APF[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2025, 46(3): 51-64.
- [10] WANG Y CH, LI J L, ZHAO SH Q, et al. Hybrid path planning for USV with kinematic constraints and COLREGS based on improved APF-RRT and DWA[J]. Ocean Engineering, 2024, 318:120128.
- [11] 罗毅,邓嘉.基于改进 RRT-Connect 与 DWA 融合的移动机器人路径规划[J].系统仿真学报,2025,37(10):2545-2556.
LUO Y, DENG J. Mobile robot path planning based on the fusion of improved RRT-Connect and DWA[J]. Journal of System Simulation, 2025, 37(10): 2545-2556.
- [12] GANESAN S, RAMALINGAM B, MOHAN E R. A hybrid sampling-based RRT* path planning algorithm for autonomous mobile robot navigation[J]. Expert Systems with Applications, 2024, 258:125206.
- [13] WANG H D, LAI H CH, DU H H, et al. IBPF-RRT*: An improved path planning algorithm with Ultra-low number of iterations and stabilized optimal

- path quality [J]. Journal of King Saud University Computer and Information Sciences, 2024, 36 (7): 102146.
- [14] GUO SH J, GONG J J, SHEN H T, et al. DBVSB-P-RRT*: A path planning algorithm for mobile robot with high environmental adaptability and ultra-high speed planning [J]. Expert Systems with Applications, 2025, 266: 126123.
- [15] ZHANG Y, WANG H Y, YIN M L, et al. Bi-AM-RRT*: A fast and efficient sampling-based motion planning algorithm in dynamic environments [J]. IEEE Transactions on Intelligent Vehicles, 2024, 9 (1): 1282-1293.
- [16] LIU J Y, FU M L, LIU A D, et al. A homotopy invariant based on convex dissection topology and a distance optimal path planning algorithm [J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2023, 8(11): 7695-7702.
- [17] ZHAO J S, MA X, YANG B, et al. Global path planning of unmanned vehicle based on fusion of A* algorithm and Voronoi field [J]. Journal of Intelligent and Connected Vehicles, 2022, 5(3): 250-259.
- [18] 武星, 李杨志, 臧铁钢, 等. 基于 Voronoi 骨架的机器人融合路径规划 [J]. 机械工程学报, 2025, 61(5): 165-177.
- WU X, LI Y ZH, ZANG T G, et al. Mobile robot fusion path planning based on Voronoi skeleton [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2025, 61(5): 165-177.
- [19] CHI W ZH, DING ZH Y, WANG J K, et al. A generalized Voronoi diagram-based efficient heuristic path planning method for RRTs in mobile robots [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2022, 69 (5): 4926-4937.
- [20] WU ZH, CHEN Y J, LIANG J L, et al. ST-FMT*: A fast optimal global motion planning for mobile robot [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2022, 69 (4): 3854-3864.
- [21] 张丽平, 李松, 麻琳, 等. Voronoi 图的生成及近邻关系查询方法 [J]. 计算机应用, 2014, 34(12): 3470-3474.
- ZHANG L P, LI S, MA L, et al. Generation of Voronoi diagram and method for querying nearest neighbor relationships [J]. Journal of Computer Applications, 2014, 34(12): 3470-3474.
- [22] 江纯兴, 吴锋. 结合维诺区域分割和路径优化的路径规划算法 [J]. 计算机工程与应用, 2024, 60 (10): 311-319.
- JIANG CH X, WU F. Path planning algorithm combining Voronoi region division and path optimization [J]. Computer Engineering and Applications, 2024, 60(10): 311-319.

作者简介

伍锡如, 教授, 博士, 主要研究方向为深度学习、复杂网络, 机器人控制。

E-mail: xiru@guet.edu.cn

吴思明(通信作者), 硕士研究生, 主要研究方向为机器人控制、路径规划。

E-mail: wusiming1215@163.com