

基于启发式映射法的未知三维环境路径规划

徐啟蕾 任文杰 庞衍硕 张嘉琪

(青岛科技大学自动化与电子工程学院 山东 青岛 266061)

摘要 针对全局环境的未知性和常用规划算法易得到局部最优解的特性,提出一种基于启发式映射法的未知三维环境路径规划算法。在分段规划的策略下,使用启发式映射法来获取分段的子目标,克服了常规直线映射法在一定情况下难以确定目标的缺陷,结合三维环境下的A*算法完成了移动智能体的规划任务。通过MATLAB进行仿真,与直线映射法相比,得到了更短的路径长度,且运行时间更短,可以较好地解决未知三维环境的路径规划问题。

关键词 未知三维环境 启发式映射法 A*算法

中图分类号 TP3

文献标志码 A

DOI:10.3969/j.issn.1000-386x.2024.05.044

PATH PLANNING OF UNKNOWN THREE-DIMENSIONAL ENVIRONMENT BASED ON HEURISTIC MAPPING METHOD

Xu Qilei Ren Wenjie Pang Yanshuo Zhang Jiaqi

(School of Automation and Electrical Engineering, Qingdao University of Science and Technology, Qingdao 266061, Shandong, China)

Abstract Aimed at the unknown global environment and the fact that the local optimal solution can be easily obtained from the common programming algorithm, an unknown three-dimensional environment path planning algorithm based on heuristic mapping method is proposed. Under the section planning strategy, the heuristic mapping method was used for acquiring the piecewise sub-targets, which overcame the defect that the conventional linear mapping method was difficult to determine the targets under certain circumstances. The planning task of the mobile agent was completed by combining A* algorithm in the three-dimensional environment. MATLAB was used for simulation. The result of the proposed algorithm is shorter in path length and less in running time compared with the result of the linear mapping method, showing that the proposed algorithm can better solve the path planning problem in unknown three-dimensional environment.

Keywords Unknown three-dimensional environment Heuristic mapping method A* algorithm

0 引言

移动智能体是带有传感器的自主移动机器人的统称,包括无人地面车(UGV)、自主式水下航行器(AUV)、无人潜航器(UUV)、无人机(UAV)、无人水面艇(USV)等,完成对林地、山地、城市、海洋等地形的搜索、救援以及其他各种任务,在陌生地形下对移动智能体的路径规划是目前移动智能体研究的重点。

在二维环境下,对于像轮式机器人、履带式机器人等二维移动智能体的路径规划研究颇为成熟。为了完

成具体的规划任务,在未知环境对于特定智能体的路径规划研究已经比较广泛。庞杰等^[1]使用超声波传感器来感知环境,获取环境信息,使用模糊控制来调整机器人的运动方向,最终实现避障和最优路径规划。通过单目相机、图像处理技术以及小孔成像原理获取环境信息,文献[2]设计了萤火虫算法的适应度函数,规划到达目标点的最短路径。贺利乐等^[3]提出一种双目视觉与激光雷达信息融合的组合导航方法,建立包含世界坐标系的路标数据库,并获得全局环境下的特征地图进而实现自主导航。文献[4]利用超声波传感器感知环境信息,经过模糊化后输入模糊控制器,经过模

糊推理得到机器人行进方向,从而实现自动避障。

在不考虑具体机器人的情况下,为了完成未知环境下的路径规划任务,许多专家开展了研究。刘新宇等^[5]提出了一种蚁群-聚类自适应算法。依据环境复杂程度准确改变寻优半径,提高收敛速度,识别对角障碍防止穿越,最后通过平滑机制有效降低了路径长度,减少了累计转折角。基于任意时刻启发式搜索算法 ADA*, Maw 等^[6]提出了一种新的任意增量搜索算法 IADA*, 通过改进路径长度的计算方法降低了路径的计算频率,提高了算法的性能。文献[7]在未知环境下提出一种多层双向 A* 算法。引入分层策略,使智能体实时响应突发障碍,采用同步双向搜索,并改进启发式代价函数,使得算法快速收敛。

对于无人机和无人潜航器等三维移动的智能体,对其进行的研究解决了许多三维方面的难题。而对三维移动智能体的未知环境路径规划已成为当前三维移动智能体研究的热点和难点。吴登峰等^[8]使用栅格化方法以及机器人宽度信息进行建模,采用“点到点”的路径规划方法,并在真实机器人上分别进行了仿真和实验验证。文献[9]提出了一种具有启发式扩展的树结构,利用三维 Dubins 曲线作为路径可行性评价的分支和基础,然后通过弹性带理论提升树在障碍物环境中扩展的效率,最后得到了较短的路径。文献[10]对 Lazy Theta* 算法进行了改进,考虑几何性质来减少算法的复杂度,应用了非规则网格表示来提高路径规划算法的效率,使用了八叉树形式的稀疏分辨率网格,极大地减少了算法运行时间。文献[11]考虑实时避障和连续曲率路径生成,使用一种新的通用欧拉螺旋生成算法生成路径,可以实时应对动态环境,比传统对称算法具有更小的最大曲率值和更小的均方曲率值。Schmid 等^[12]提出了一种基于 RRT* 启发的在线规划算法,扩展单个候选轨迹树,并重新维护该树以细化中间路径,实现全局覆盖。文献[13]基于网格方法和生物启发神经网络,将三维环境建模为神经元拓扑图,然后基于改进的蜻蜓算法建立了多机器人三维动态运动模型,实现实时路径规划。

为了进一步解决未知三维环境下移动智能体的路径规划问题,本文在分段规划的策略下,使用启发式映射法来确定分段子目标,并结合三维环境下的 A* 算法得到了较优的路径。

1 移动智能体在未知三维环境的运动模型

在实际三维场景中,由于障碍物的形状和大小多

为不规则的多面体,要对实际三维环境进行还原较为困难,对传感器精度以及多传感器信息融合技术具有较高的要求,导致要实现三维场景重建需要付出较大的代价。且在移动智能体的路径规划中,对环境精确程度要求与路径规划的结果并不总是正相关的,当重现的三维场景与实际非常接近时,为了得到最优的路径,对规划算法提出了巨大的挑战。

在三维环境建模中,栅格法将三维环境分割为大小相同的单元,每个单元都是具有相同棱长的立方体,而路径点在非障碍物的栅格点中产生。虽然栅格法无法完全还原真实环境,可能会丢失部分障碍物细节,但栅格法在一定程度上可以表征三维环境,且适合于三维路径规划算法的搜索。使用栅格法建立未知三维环境地图,设置栅格宽度为 w 。

未知环境下障碍物的位置信息来源于移动智能体的感知,而移动智能体的感知范围取决于所配备的传感器的检测范围。常用的传感器包括雷达和超声波传感器等,雷达通过激光来检测物体,超声波传感器通过超声波来检测物体,其检测范围为一定范围内的锥形。为了使移动智能体检测到其周围的障碍物,在移动智能体上通常配备多个传感器,使其感知范围近似为一个球体。

在三维栅格环境下,考虑传感器的测量误差以及栅格环境下对于不规则障碍物的建模困难,为了降低由球形范围导致的环境建模巨大计算量,将移动智能体的感知范围定义为一个以智能体当前位置为中心的立方体,如图 1 所示,立方体的棱长为 $2R$,其中 $R = kw, k \in \mathbf{Z}^+$ 。

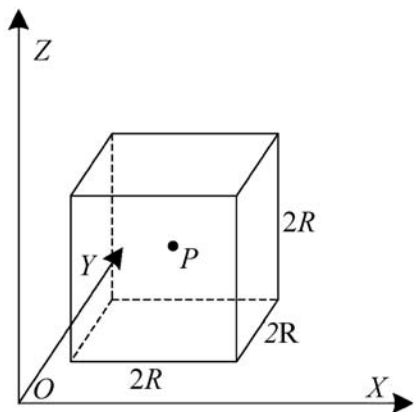


图1 移动智能体的感知范围

在任意时刻,移动智能体可以获取该感知范围 VD 内的所有障碍物信息。

$$V_D = \{P_n \mid |X_{P_n} - X_P| \leq R \quad |Y_{P_n} - Y_P| \leq R \\ |Z_{P_n} - Z_P| \leq R\} \quad (1)$$

式中: X_{P_n} 、 Y_{P_n} 、 Z_{P_n} 、 X_P 、 Y_P 和 Z_P 分别表示点 P_n 和点 P

的三维坐标。

将移动智能体理想化为一个半径为 R 的球体,且移动智能体可以移动至距当前位置格点 P 一个栅格的任一格点 P_i ,如图 2 所示。

$$\{P_i\} = \{P_j \mid |PP_j| \leq \sqrt{3}w, P_j \neq P, P_j \in \{P_f\}\} \quad (2)$$

式中: $\{P_f\}$ 表示无障碍物的栅格点。

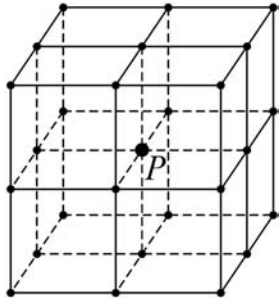


图 2 移动智能体的运动模型

2 分段路径规划

2.1 未知三维环境规划策略

在未知三维环境下,由于全局环境未知,导致移动智能体不能直接使用单一的规划算法规划从起点到终点的路径,如蚁群算法、人工势场法等。因此在移动智能体现有的环境信息下,移动智能体应按照一定的策略进行移动,在避障的同时尽可能使规划的路径更短。

常用的规划思想是将移动智能体的路径规划分段完成,在每一段中确定规划的起点和终点,使用合适的规划算法规划该段的最优路径,最后完成整体的路径规划。如图 3 所示,给定规划的起点 S 和终点 T 之后,通过确定 $\{P_m\} (1 < m \leq n, m \in \mathbf{Z}^+, n \in \mathbf{Z}^+)$ 得到分段: $S \rightarrow P_1, P_1 \rightarrow P_2, P_2 \rightarrow P_3, \dots, P_{m-1} \rightarrow P_m, \dots, P_n \rightarrow T$,然后再选取合适的规划算法完成每一段的规划。分段的设置以及规划算法的选取是影响最后规划结果的重要因素。

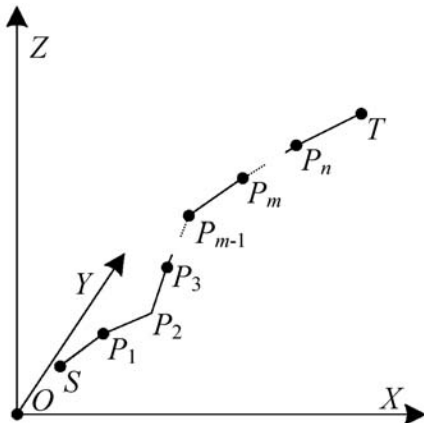


图 3 分段路径规划

2.2 子目标确定

在分段规划中,确定每一段的终点是决定最后规划路径优劣的关键,即子目标确定。子目标确定即通过一定的映射法则将终点 T 映射到当前移动智能体的感知范围内,然后在感知范围内求解该段的子目标点。

设某一段的起点为 S_k ,直线映射法将终点 T 映射为直线 $S_k T$ 与感知范围边界的交点 P_k ,考虑移动智能体的移动特性,故应选择与交点 P_k 最近的栅格点 M_k 作为该段的子目标点,如图 4 所示。

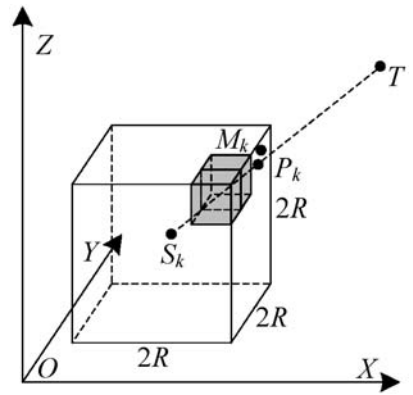


图 4 直线映射法确定子目标

在一定的障碍物环境下,直线映射法就无法得到合适的目标点。如图 5 所示,当直线 $S_k T$ 和感知边界的交点 P_k 是障碍物时,此时其周围的栅格点都是障碍物点,则无法直接得到较为合适的子目标点。

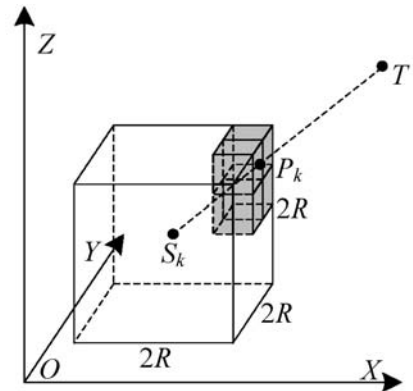


图 5 子目标无法确定

为了解决直线映射法存在的子目标无法确定的问题,使用一种启发式映射法来确定子目标。

设当前起点为 S_k ,从起点到子目标点的路径点为 $S_k, Q_1, Q_2, \dots, Q_i, \dots, Q_l, P_m (1 \leq i \leq l)$,定义启发函数如下:

$$F(P_m) = G(P_m) + H(P_m) \quad (3)$$

式中: $G(P_m)$ 定义如下:

$$G(P_m) = |S_k Q_1| + \sum_{i=1}^{l-1} |Q_i Q_{i+1}| + |Q_l P_m| \quad (4)$$

$H(P_m)$ 的定义如下:

$$H(P_m) = |P_m T| \quad (5)$$

$|AB|$ 表示点 A 到点 B 的欧几里得距离,如式(6)所示。

$$|AB| = \sqrt{(X_A - X_B)^2 + (Y_A - Y_B)^2 + (Z_A - Z_B)^2} \quad (6)$$

且 P_m 点应位于移动智能体当前点 S_k 所在的感知范围边界上,即点 P_m 应满足以下条件:

$$\begin{cases} |X_{P_m} - X_{S_k}| = R \\ |Y_{P_m} - Y_{S_k}| \leq R \text{ 或} \\ |Z_{P_m} - Z_{S_k}| \leq R \end{cases} \quad \begin{cases} |Y_{P_m} - Y_{S_k}| = R \\ |X_{P_m} - X_{S_k}| \leq R \\ |Z_{P_m} - Z_{S_k}| \leq R \end{cases}$$

$$\text{或} \begin{cases} |Z_{P_m} - Z_{S_k}| = R \\ |X_{P_m} - X_{S_k}| \leq R \\ |Y_{P_m} - Y_{S_k}| \leq R \end{cases} \quad (7)$$

取 $F(P_m)$ 值最小的 P_m 点即为该段规划的子目标点。子目标点确定之后,规划算法的选取是决定路径优劣的关键,在保证路径长度较短的同时要求算法运行时间尽可能短。

2.3 三维 A* 算法

A* 算法是常用的最短路径算法,通过启发函数来决定路径点的选取,启发函数定义如下:

$$W(Q_i) = U(Q_i) + V(Q_i) \quad (8)$$

式中: $U(Q_i)$ 为当前起点 S_k 到当前点 Q_i 的实际距离; $V(Q_i)$ 为点 Q_i 到子目标点 P_m 的估计距离。

A* 算法通过列表 Open 表和 Closed 表来对栅格点进行管理,其中 Open 表存放未搜索过的栅格点,Closed 表中存放搜索过的栅格点,使用临时列表 Expand 来存放当前栅格点的 26 个邻域点。

未知三维环境下的 A* 算法具体步骤如下:

步骤 1 初始化 Open 表、Closed 表和 Expand 表,起点 S_k 和终点 P_m 。

步骤 2 将感知范围内的障碍物点加入 Closed 表。

步骤 3 从起点开始判断当前栅格点是否为终点,是则转至步骤 7,否则转至下一步。

步骤 4 从起点 S_k 开始计算当前点 P 的启发值 $W(P)$,并将其加入 Open 列表,得到当前节点的 Expand 表,令 $i=1$ 。

步骤 5 考察 Expand 表中的栅格点 Q_i 。

(1) 判断 Q_i 是否已存在于 Closed 表。是则转至(5),否则转至(2)。

(2) 判断 Q_i 是否已存在于 Open 表。是则计算由当前点 P 到该栅格点 Q_i 的启发函数值 W ,然后转至(3),否则转至(4)。

(3) 判断 $W < W(Q_i)$ 是否成立。是则将当前点 P

设置为该栅格点 Q_i 的父节点,并将 $W(Q_i)$ 修改为 W ,然后转至(5),否则转至(5)。

(4) Q_i 未存在于 Open 表,将当前节点 P 设置为该栅格点 Q_i 的父节点,并将该栅格点 Q_i 加入 Open 表,然后转至(5)。

(5) 令 $i=i+1$,判断 $i > 26$ 是否成立。是则跳至步骤 6,否则转至(1)。

步骤 6 将当前栅格点从 Open 表中移除,加入 Closed 表中,并从 Open 表中选择启发值最小的点作为下一个路径点,并转至步骤 3。

步骤 7 从终点 P_m 开始回溯其父节点,直到起点 S_k ,即得到路径。

整体实现的算法流程如图 6 所示。

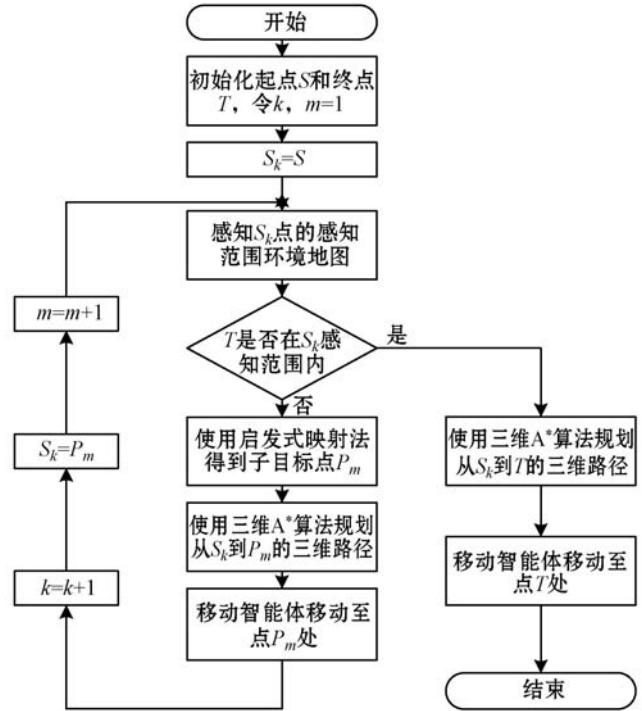


图 6 算法流程

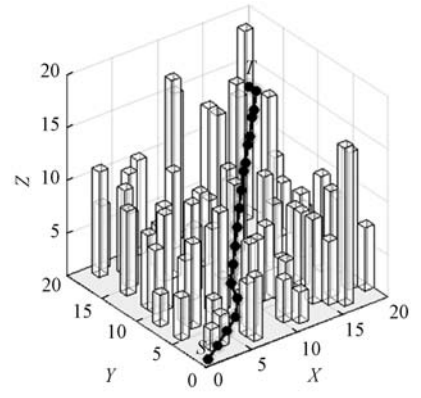
3 仿真设计与结果

在无人机的物品运输中,为了更及时有效地将物品运输到目的地,要求无人机移动的路径尽可能短,在节约能源的同时也节省运输时间。无人机的城市运输是无人机运输的重要应用,在未知环境下由于环境的未知性,无人机在城市中要尽可能选择更短的路径。

为了解决无人机在城市运输中的难题,构造了三维城市地形,随机生成了一定数量的障碍物,在建立的三维栅格地图中,设置格点宽度 w 为 1 个单位长度, R 设置为 4 个单位长度。给定起点和终点,使用本文所提出的算法规划出一条从起点到终点的较优路径。

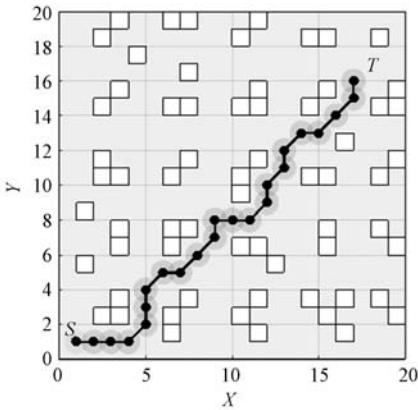
蚂蚁在觅食过程中会在沿途留下信息素,启发后续蚂蚁路径点的选择,尽可能选择信息素多的路径点,最后完成觅食。蚁群算法通过模拟蚂蚁觅食过程中信息素传播的特性来寻找路径,具有概率完备的全局最优性。分别使用直线式映射法和启发式映射法来进行的子目标确定,然后使用蚁群算法来规划分段路径作为对比。

为了避免边界碰撞,设置地图范围为 X 轴和 Y 轴 0-20,Z 轴 1-20。起点 S 坐标为(1,1,1),终点 T 坐标为(17,16,15)。使用 MATLAB 软件,在 i5-Y470 (2.50 GHz)、4 GB 内存的笔记本电脑上运行 10 次,仿真结果如图 7-图 10 所示。

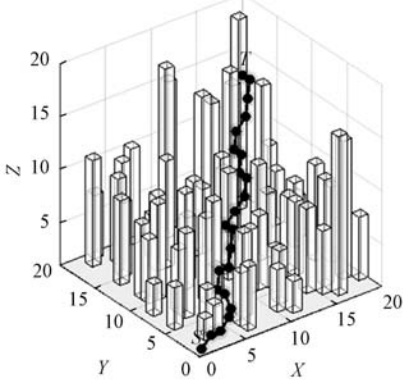


(b) 立体图

图 8 启发式映射 A* 算法

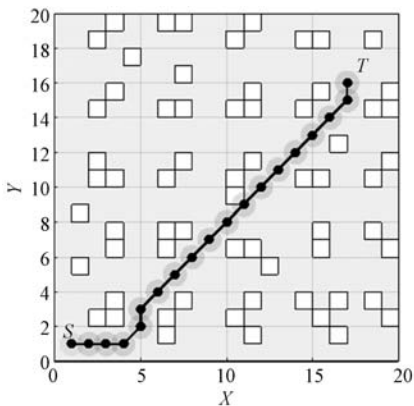


(a) 俯视图

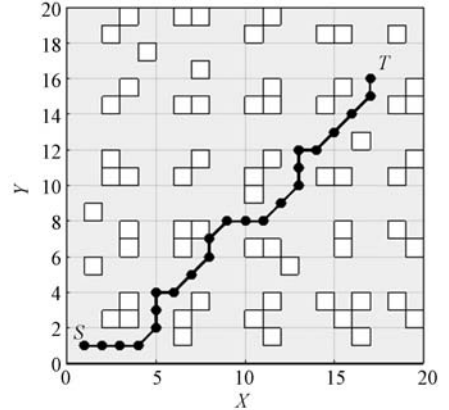


(b) 立体图

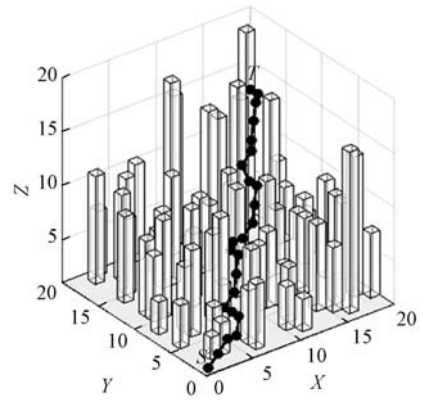
图 7 直线映射 A* 算法



(a) 俯视图

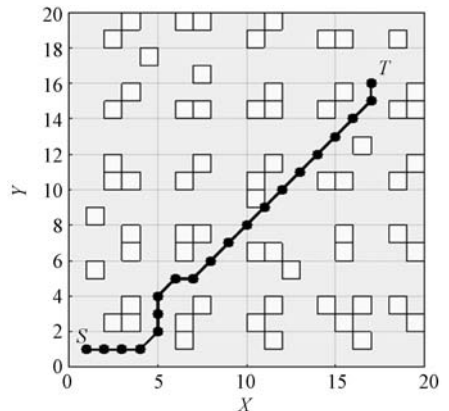


(a) 俯视图

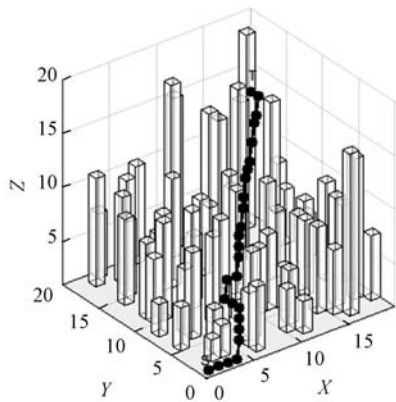


(b) 立体图

图 9 直线映射蚁群算法



(a) 俯视图



(b) 立体图

图10 启发式映射蚁群算法

图7-图8使用A*算法来规划分段路径,而图7中使用直线映射法来确定分段子目标,图8中使用启发式映射法来确定分段子目标;图9-图10使用蚁群算法来规划分段路径,而图9中使用直线映射法来确定分段子目标,图10中使用启发式映射法来确定分段子目标。为了更易于表达,每一种规划方案的仿真都由立体图和俯视图来进行描述,最后的仿真结果如表1所示。

表1 算法规划路径长度和运行时间

子目标确定	分段规划算法	路径长度 (单位长度)	运行时间 /s
直线映射法	A*	30.755 9	5.114 4
启发式映射法	A*	28.220 0	4.834 7
直线映射法	蚁群算法	31.438 1	14.932 0
启发式映射法	蚁群算法	30.266 5	14.084 6

由表1可知使用启发式映射法来确定子目标、使用A*算法来规划分段路径得到的路径长度是4种规划方案得到的规划结果中路径长度最短的,且运行时间最短。

图7和图8都是使用A*算法来规划分段路径,图7中,每一段的子目标点都集中在直线 S_r 附近,导致得到的路径更长,同时消耗了更多的时间。

图8和图10都由启发式映射法来确定子目标点,而图8中使用A*算法规划路径得到的路径长度明显的比图10中使用蚁群算法得到的路径更短。蚁群算法在搜索空间较大时易陷入局部最优,搜索得到的路径较长,且迭代次数较多,导致算法的计算量较大。

图9和图10都使用蚁群算法来进行分段路径规划,而图10中使用启发式映射法来确定分段子目标,得到的路径长度明显比图9中使用直线式映射法确定子目标得到的结果更短,说明启发式映射法有效地提升了蚁群算法的性能。

4 结 语

对于未知三维环境下移动智能体的路径规划,本文使用了启发式映射法来确定分段子目标,克服了直线映射法可能出现的子目标无法确定的问题,然后使用A*算法来规划分段的路径,最后完成了规划任务,相比于使用直线映射法的组合规划算法得到了更短的路径长度,减少了运行时间。

参 考 文 献

- [1] 庞杰,熊开封,杨晓帅,等.未知环境下的变形移动机器人路径规划[J].制造业自动化,2017,39(6):1-4.
- [2] 李凤玲,陈珊,范兴江,等.基于萤火虫算法动态未知环境的路径规划[J].自动化与仪表,2019,34(6):53-58.
- [3] 贺利乐,王消为,赵涛.未知环境下履带式移动机器人SLAM研究[J].传感器与微系统,2018,37(10):50-53.
- [4] 沈飞.未知环境下移动机器人路径规划模糊控制器的设计[J].自动化与仪表,2018,33(7):46-49,58.
- [5] 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.
- [6] Maw A, Tyan M, Lee J W. IADA*: Improved anytime path planning and replanning algorithm for autonomous vehicle[J]. Journal of Intelligent & Robotic Systems, 2020, 100:1-9.
- [7] 杜婉茹,王潇茵,贾福凯,等.基于多层双向A*的未知环境路径规划算法研究[J].计算机应用与软件,2019,36(12):261-267.
- [8] 吴登峰,梅志千,尹力伟,等.一种未知环境下室内移动机器人路径规划新算法[J].机电工程,2015,32(3):389-392.
- [9] Cui P, Yan W S, Cui R X, et al. Smooth path planning for robot docking in unknown environment with obstacles[J]. Complexity, 2018, 2018:4359036.
- [10] Faria M, Marín R, Ricardo M, et al. Efficient lazy theta* path planning over a sparse grid to explore large 3D volumes with a multirotor UAV[J]. Sensors, 2019, 19(1):174.
- [11] Wan T R, Tang W, Chen H. A real-time 3D motion planning and simulation scheme for nonholonomic systems[J]. Simulation Modelling Practice & Theory, 2011, 19(1):423-439.
- [12] Schmid L, Pantic M, Khanna R, et al. An efficient sampling-based method for online informative path planning in unknown environments[J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2020, 5(2):1500-1507.
- [13] Ni J, Wang X T, Tang M, et al. An improved real-time path planning method based on dragonfly algorithm for heterogeneous multi-robot system[J]. IEEE Access, 2020, 8:140558-140568.