doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2025.10.057

基于骨架通道与势场的改进 A* 算法路径规划

汤　勃[1,2]　刘　艺[1]　雷　斌[1,2]　胡雨欣[3]　李云飞[1]　蒋　林[1,2]

(1.武汉科技大学冶金装备及其控制教育部重点实验室,武汉 430081;
2.武汉科技大学机器人与智能系统研究院,武汉 430081;
3.武汉科技大学机械传动与制造工程湖北省重点实验室,武汉 430081)

摘要:当前存在的许多路径规划方法在机器人导航中难以同时兼顾高效性和安全性。针对该问题,提出了一种基于骨架通道与骨架势场的改进 A* 算法,旨在确保机器人安全的前提下,高效地完成导航任务。首先对栅格地图进行多步预处理,提取骨架生成全局骨架地图;根据给定的起始点和目标点,在骨架上搜索初始路径,扩展初始路径周围的点,形成骨架通道;构建骨架势场函数,计算骨架通道中的势场值,并将其引入到 A* 算法的代价函数中;在骨架通道内,利用改进代价函数的 A* 算法搜索出最优路径,最后采用三阶贝塞尔曲线对路径进行平滑处理。在多次仿真和真实导航实验中,将所提出的算法与一种改进骨架提取的 Voronoi 图算法、A* 算法分别进行了对比,实验结果表明,利用该算法能够规划出合理的导航路径,使机器人安全高效地到达目标点。

关键词:路径规划;骨架通道;骨架势场;改进 A* 算法;三阶贝塞尔曲线

中图分类号:TP242.6　　**文献标识码**:A　　**文章编号**:1000-1298(2025)10-0625-10　　**OSID**:

Improved A* Algorithm Path Planning Based on Skeleton Channel and Skeleton Potential Field

TANG Bo[1,2]　LIU Yi[1]　LEI Bin[1,2]　HU Yuxin[3]　LI Yunfei[1]　JIANG Lin[1,2]

(1. *Key Laboratory of Metallurgical Equipment and Control Technology*, *Ministry of Education*, *Wuhan University of Science and Technology*, *Wuhan* 430081, *China*
2. *Institute of Robotics and Intelligent Systems*, *Wuhan University of Science and Technology*, *Wuhan* 430081, *China*
3. *Hubei Key Laboratory of Mechanical Transmission and Manufacturing Engineering*, *Wuhan University of Science and Technology*, *Wuhan* 430081, *China*)

Abstract: At present, many existing path planning methods are difficult to take both efficiency and safety simultaneously into account in robot navigation. In order to solve this problem, an improved A* algorithm based on skeleton channel and skeleton potential field was proposed, which aimed to efficiently complete the navigation task under the premise of ensuring the safety of the robot. In the first place, the approach began with a multi-step preprocessing of the grid map to extract the skeleton and generate a global skeleton map. Based on the given start and goal points, an initial path was searched on the skeleton, and the points surrounding the initial path were expanded to form a skeleton channel. In the second place, a skeleton potential field function was then constructed to calculate the potential field values within the skeleton channel, which were subsequently integrated into the cost function of the A* algorithm. Within the skeleton channel, the A* algorithm, enhanced by the improved cost function, was employed to search for the optimal path. In the end, the path was smoothed by using a third-order Bézier curve. In multiple simulations and real-world navigation experiments, the proposed algorithm was compared with a Voronoi diagram-based algorithm that featured improved skeleton extraction, as well as the standard A* algorithm. The results demonstrated that the proposed approach can plan a reasonable navigation path, allowing the robot to reach the target point safely and efficiently.

Key words: path planning; skeleton channel; skeleton potential field; improved A* algorithm; third-order Bézier curve

收稿日期:2024-07-17　修回日期:2024-08-27

基金项目:国家重点研发计划项目(2019YFB1310000)、国家自然科学基金项目(51874217)、湖北省重点研发计划项目(2020BAB098)和武汉市应用基础前沿项目(2019010701011404)

作者简介:汤勃(1973—),男,教授,博士,主要从事机器视觉、机器学习和机构运动学研究,E-mail:tang1017@163.com

通信作者:蒋林(1976—),男,教授,博士,主要从事室内移动机器人地图构建、定位和导航研究,E-mail:jianglin76@wust.edu.cn

0 引言

路径规划是机器人导航中的关键技术之一[1]，旨在找到连接起始点和目标点的无碰撞可行路径。在实际导航中，高效性和安全性被视为两个重要的指标，目前许多路径规划方法存在只关注单一指标的局限性[2]。然而，在真实场景中，机器人需要在保证安全的前提下，尽可能地选择高效的路径。

机器人导航的高效性主要体现在其尽量采用最短的路径，能够从起始点快速到达目标点。Dijkstra 算法[3]是路径规划领域的经典算法，它采用了广度优先策略，通过搜索区域内所有节点与起始点间的最短距离，实现最短路径的规划。文献[4]提出的 A* 算法结合了 Dijkstra 算法和启发函数，通过启发式的代价函数，计算当前点分别到起始点、目标点的实际与估计代价，每次选取代价最小的邻域节点进行扩展，直至搜索到目标点，从而快速找到起始点到目标点的最短路径。文献[5]提出了一种改进遗传算法的移动机器人路径规划，该算法解决了路径非最短以及二次规划中路径不连贯的问题。文献[6]提出了一种自适应圆弧优化算法来优化路径的长度和总转折角度。文献[7]通过改进 A* 算法的代价函数，去除冗余节点并保留必要拐点，以减小路径长度和转弯角度。上述算法主要侧重于优化路径长度，并没有充分考虑路径与障碍物之间的距离问题，这可能导致在机器人导航过程中会有一定的碰撞风险。

机器人导航的安全性则重点在于确保选择的路径与障碍物之间保持足够的安全距离。基于 Voronoi 图法的路径规划能够有效解决路径靠近障碍物的问题。Voronoi 图中每个边界与离散点的距离都是最远的[8]，利用 Voronoi 图进行路径规划时，将障碍物视为 Voronoi 区域中的离散点，而路径则由 Voronoi 区域的边界形成。目前，许多学者已经将 Voronoi 图应用于路径规划，并对其进行了改进和优化[9-11]。尽管上述算法在 Voronoi 图或骨架的复杂度、路径搜索效率和安全性方面进行了优化和改进，但生成的路径冗余、弯曲，机器人导航时存在运动不平稳、转弯次数多以及导航所需时间长等问题。

针对上述所提出的问题，本文对现有的路径规划算法进行优化和改进，提出生成骨架通道来缩小算法的搜索空间，提高搜索效率；在 A* 算法的代价函数中引入骨架势场函数，优化搜索策略，对最终搜索到的路径进行三阶贝塞尔曲线[12]平滑处理，以实现机器人导航时有一条安全且高效的导航路径。

1 骨架通道与骨架势场

1.1 骨架提取

利用建图算法对机器人所处的周围环境进行建图，生成如图 1a 所示的栅格地图。初步构建的栅格地图存在许多噪点[13]以及孤立的障碍物点，地图边界出现没有封闭的情况，这会影响后续骨架[14]生成，导致骨架溢出地图外以及多余骨架分支等问题，因此需要先对地图进行预处理。对栅格地图进行二值化、开运算[15]、平滑[16]等一系列处理，得到如图 1b 所示的预处理后的地图。如放大区域所示，与原地图相比，预处理后的地图上的噪点明显减少，边界也完全封闭。

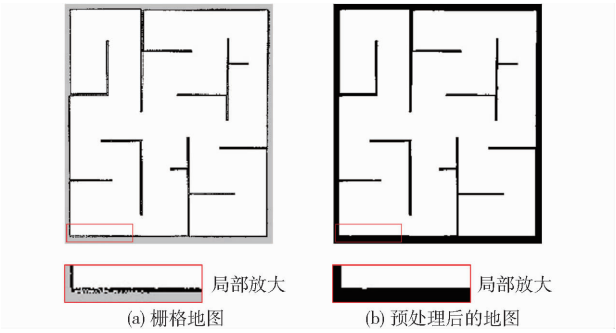


图 1 地图预处理

Fig. 1 Map preprocessing

如图 2 所示，设 P_0 为当前像素点，$P_1 \sim P_8$ 是其 8 个方向相邻近的像素点，记黑色像素点值为 0，白色像素点值为 1。

P_8 $(x-1,y+1)$	P_1 $(x,y+1)$	P_2 $(x+1,y+1)$
P_7 $(x-1,y)$	P_0 (x,y)	P_3 $(x+1,y)$
P_6 $(x-1,y-1)$	P_5 $(x,y-1)$	P_4 $(x+1,y-1)$

图 2 像素点 P_0 的 8 邻域示意图

Fig. 2 Diagram of eight-neighbor neighborhood of pixel P_0

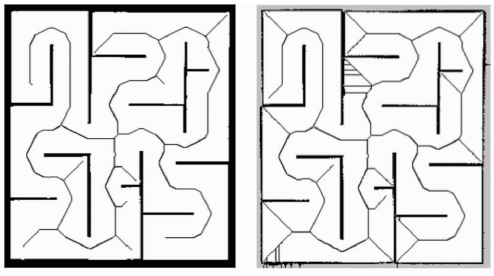
对整个图像进行扫描，对于存在 8 邻域且像素值为 1 的点，如果满足表 1 中所有条件，就将图像中该点的像素值替换为 0。

表 1 像素值条件

Tab. 1 Pixel value conditions

条件序号	内容	目的
1	$P_1 * P_3 * P_5 * P_7 = 0$	像素点 P_0 是边界点
2	$P_1 \sim P_8$ 的排列顺序中，像素值由 0 变为 1 的次数为 1	确保删除 P_0 后 8 邻域的 8 连通性
3	$1 < P_1 + P_2 + P_3 + P_4 + P_5 + P_6 + P_7 + P_8$	像素点 P_0 既不是端点也不是孤立点

经过多次迭代处理后，如果图像中没有可替换的像素点，就停止迭代。预处理后的地图通过上述算法得到如图 3a 所示的骨架地图。图 3b 是原地图生成的骨架，该骨架超出了地图的实际边界，并且比较杂乱，还生成了冗余的部分。



(a) 预处理后生成的骨架　　(b) 原地图生成的骨架

图 3　骨架提取

Fig. 3　Skeleton extractions

1.2　生成骨架通道

在路径规划算法中，多数算法如 Dijkstra 和 A* 算法，都是基于栅格地图。当栅格地图规模较大时，算法需要搜索的栅格数量呈指数级增长，计算复杂度显著增加，难以确保机器人导航的实时性[17]。为此，本文提出使用骨架通道来缩小算法的搜索空间。

在全局骨架地图上给定起始点 S 和目标点 G 后，先找到起始点 S 到附近骨架上的点，取其中两点之间无障碍物并且距离最短的点 S_1，然后连接 S 与 S_1 组成最短路径 L_1，用同样的方法得到目标点 G 与 G_1 组成的最短路径 L_2，最后在骨架上搜寻 S_1 到 G_1 的最短路径 L_3。这样 L_1、L_2 和 L_3 就组成了起始点 S 到目标点 G 的初始路径 L，如图 4 中蓝色路径。

计算初始路径 L 与障碍物的最小距离 $d_{\min}$。对于初始路径上的每个点 P_k，扩展初始路径两边与 P_k 相距 $\beta d_{\min}$ 的点 P_j，并考虑距离在该范围内的所有点，由这些点构成骨架通道，其表达式为

$$L_P = \{P_j \mid d(P_j, P_k) \leqslant \beta d_{\min}\} \tag{1}$$

式中　L_P——构成骨架通道的点的集合

P_j——地图上的点

P_k——初始路径上的点

$d(P_j, P_k)$——点 P_j 到点 P_k 的欧氏距离

β——骨架通道扩展系数

图 4 所示深灰色部分表示骨架通道，与整个栅格地图相比，在骨架通道中算法需要搜索的节点数量更少，避免对无关区域的搜索。

1.3　构建骨架势场

文献[18]提出了 Voronoi 场，用于定义路径和障碍物接近度之间的权衡。它通过在障碍物和 Voronoi 边之间的区域设置危险势场，使得靠近障碍物的势场越大越危险，远离障碍物势场越小越安全，

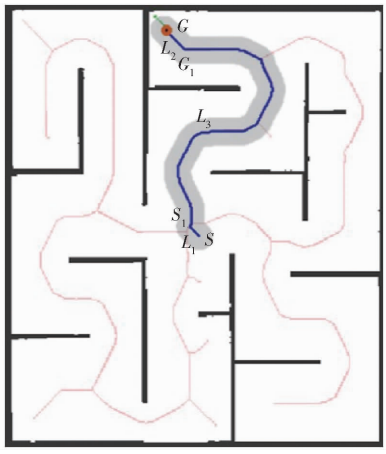


图 4　骨架通道示意图

Fig. 4　Skeleton channel diagram

Voronoi 边的势场最小。受 Voronoi 场的启发，本文设计了一个骨架势场函数，其表达式为

$$P_s(x,y) = \left(1 - \frac{d_o(x,y)}{d_o(x,y) + d_s(x,y)}\right)^2 \tag{2}$$

式中　(x,y)——当前点坐标

$d_o(x,y)$——当前点到最近障碍物的距离

$d_s(x,y)$——当前点到最近骨架的距离

$P_s(x,y)$——当前点的势场

骨架势场函数具有以下性质：①不存在 $d_o(x,y) = d_s(x,y) = 0$，因此 $P_s(x,y)$ 在 (x,y) 上是连续的。②势场 $P_s(x,y)$ 最大值在障碍物及其内部区域。③势场 $P_s(x,y)$ 最小值在骨架上。

在全局骨架地图上生成的骨架势场如图 5 所示，其中黑色部分为障碍物区域，势场最大，势场越小颜色越明亮，在骨架上的势场最小。可以清楚看见地图中可通行区域和障碍物之间的位置关系。由于算法仅在 1.2 节提出的骨架通道中进行路径搜索，只需要计算骨架通道中节点的势场。

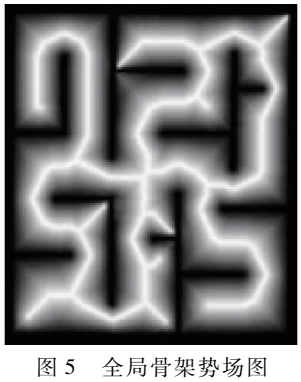


图 5　全局骨架势场图

Fig. 5　Global skeleton potential field map

2　基于骨架通道与势场的改进 A* 算法

2.1　传统 A* 算法

当涉及到路径查找和图形遍历时，A* 算法作为

对 Dijkstra 算法的改进是一种十分常用的算法。A* 算法的核心是代价函数,它用于评估每个节点的优先级。它将搜索节点到起始点和目标点的距离作为主要依据来定义代价函数,具体定义为

$$F(n)=g(n)+h(n) \tag{3}$$

式中 n——当前搜索节点

$F(n)$——起始节点到目标节点估计代价

$g(n)$——起始节点到搜索节点实际耗费代价

$h(n)$——搜索节点到目标节点估计耗费代价

常用距离估计代价的计算方式一般有以下两种[19]:

(1)曼哈顿距离

设当前搜索点的坐标为(x_S,y_S),目标点的坐标为(x_G,y_G),两点之间曼哈顿距离可表示为

$$h(n)=|x_G-x_S|+|y_G-y_S| \tag{4}$$

(2)欧几里得距离

两点之间的欧几里得距离可表示为

$$h(n)=\sqrt{(x_G-x_S)^2+(y_G-y_S)^2} \tag{5}$$

图 6 展示了启发式函数 $h(n)$的代价示意图,其中红色表示曼哈顿距离,绿色表示欧几里得距离。$h(n)$直接影响 A* 算法的成功率和准确率,相比之下,欧几里得距离更短,本文选取欧几里得距离作为代价值的计算方式。

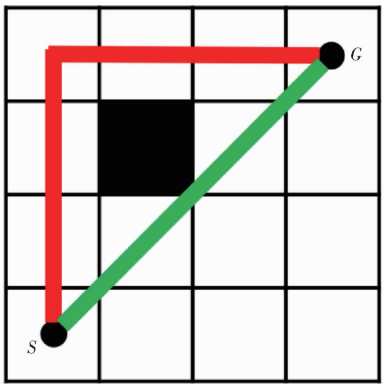


图 6 启发式函数 $h(n)$的代价示意图

Fig. 6 Heuristic function cost value diagram

2.2 A* 算法改进

在传统的 A* 算法中,路径搜索过程主要以最短路径为目标,而忽略了与障碍物之间的距离,这会导致全局路径贴近障碍物,有一定的碰撞风险,甚至可能会使机器人进入恢复行为的状态,虽然局部路径规划器会不断地调整机器人的速度和方向避免碰撞,但这无疑降低了导航的效率,对机器人自身也有损耗。

为了避免机器人与障碍物发生碰撞,全局路径应该与障碍物保持一个安全距离。如图 7 所示,灰色方块 A 表示障碍物区域,四边形表示机器人外轮廓,点 B 为机器人的中心,C_1为机器人对应的外接圆,C_2为机器人对应的内接圆,半径分别为 R_1和 R_2,d 表示机器人中心与最近障碍物的距离。当外界圆 C_1与障碍物相切或者相交时(即 $d=R_1$或者 $d<R_1$),机器人和障碍物可能会发生碰撞,如图 7a、7b 所示;内接圆 C_2与障碍物相切时(即 $d=R_2$),机器人已经与障碍物重合了即发生碰撞,如图 7c 所示;当外界圆与障碍物相离(即 $d>R_1$),机器人与障碍物保持一定距离不会发生碰撞,如图 7d 所示。

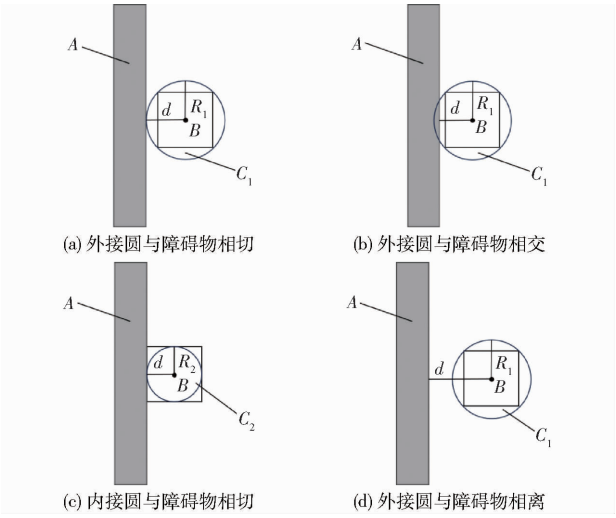


图 7 碰撞检测

Fig. 7 Collision detections

当机器人中心与最近障碍物的距离大于机器人的外接圆半径时,可以避免两者发生碰撞,因此将机器人外界圆的半径 R_1作为全局路径与障碍物之间的安全距离,在实际应用中,机器人中心不会完全与全局路径重合,为了充分保证机器人运动过程中的安全性,令安全距离 $d_s=\varepsilon R_1$(ε 为安全系数,$\varepsilon>1$)。

为保证搜索到的全局路径离障碍物有一定的安全距离,本文在 A* 算法原有代价函数的基础上加入了 1.3 节提出的骨架势场函数,对骨架通道中的可通行区域额外增加势场代价,越靠近障碍物的位置势场越大,代价也大,若当前搜索节点的势场超过了安全距离 d_s 所处的势场时会因代价值的增大而避开危险区域。代价函数为

$$F(n)=\begin{cases}g(n)+h(n)+\alpha P(n) & (P(n)\leqslant P_{ds})\\ \infty & (P(n)>P_{ds})\end{cases} \tag{6}$$

式中 $P(n)$——当前节点 n 的势场

P_{ds}——当前节点与最近障碍物的距离为 d_s 时此处的势场

α——动态权重系数

通过调整 α 的大小,控制势场对全局路径的影

响程度。当 α 越大时，搜索到的全局路径离障碍物就越远。

引入骨架势场 $P(n)$ 和动态权重系数 α 后，可以控制路径与障碍物之间的距离，规划出不同的路径。通过评估路径与障碍物的距离以及路径长度，选择适合机器人导航的安全且合理的路径。除了改进代价函数外，本文还对 A* 算法的搜索空间进行了优化。A* 算法将整个地图作为搜索空间，这意味着算法需要考虑地图上的每个节点，搜索效率低，为解决该问题，将改进 A* 算法的搜索空间限定在骨架通道中，搜索范围减小，算法只需搜索骨架通道中的节点，避免了对无关区域的计算。

3　基于贝塞尔曲线的路径平滑

改进的 A* 算法在提高路径的安全性方面表现出色，但在生成路径时存在一个普遍问题：路径会出现过多的转折点，特别是在拐弯处，路径的曲率会突然变化，导致路径的转角很大。过多的转折点会使机器人在每个转弯处需要快速变换方向，这种突变会影响机器人在运动过程中的平稳性[20]。为了解决该问题，对改进 A* 算法搜索到的路径利用贝塞尔曲线[12]作进一步优化处理。

贝塞尔曲线一般用来对折线进行平滑处理，只需要很少的控制点就能够生成较复杂的平滑曲线。对于有 $m+1$ 个控制点的曲线 $(P_0, P_1, \cdots, P_m)$，平面贝塞尔曲线的表达式为

$$P(t) = \sum_{i=0}^{m} P_i B_{i,m}(t) \quad (t \in [0,1]) \tag{7}$$

其中
$$B_{i,m}(t) = C_m^i t^i (1-t)^{m-i} \tag{8}$$

式中　P_i——控制点的坐标

t——位置参数（例如，当 $t=0.5$，$P(t)$ 是从点 P_0 到 P_m 的路径的 1/2）

$B_{i,m}(t)$——伯恩斯坦基函数

C_m^i——二次项系数

m——贝塞尔曲线的阶数

由于高阶贝塞尔曲线数值稳定性较差[21]，本文采用三阶贝塞尔曲线对路径进行平滑，由式（7）、（8）可以得到三阶贝塞尔曲线方程

$$P(t) = P_0(1-t)^3 + 3P_1(1-t)^2 t + 3P_2(1-t)t^2 + P_3 t^3 \quad (t \in [0,1]) \tag{9}$$

三阶贝塞尔曲线经过控制点 $P_0(t=0)$ 和控制点 $P_3(t=1)$，图 8 为三阶贝塞尔曲线示意图。

将每个路径点作为控制点，具体优化过程如下：

（1）从起始点开始连接路径中的相邻节点 (P_i, P_{i+1})、(P_{i+1}, P_{i+2})、(P_{i+2}, P_{i+3})，形成连接线。

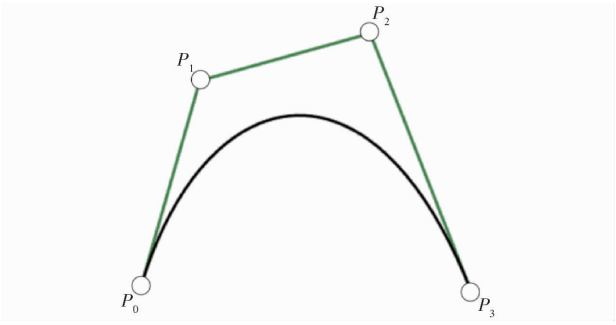


图 8　三阶贝塞尔曲线

Fig. 8　Third-order Bézier curve

（2）判断连接线的斜率变化是否满足斜率阈值，如果满足即斜率变化过大，则节点 P_i、P_{i+1}、P_{i+2}、P_{i+3} 需用三阶贝塞尔曲线平滑，并将节点 P_{i+3} 设置为下一次的起始点；如果不满足即斜率变化小，说明这些节点连接的路径曲率变化不大，不需要平滑，将 P_{i+1} 设置为下一次的起始点。

（3）重复步骤（1）、（2）直到遍历完所有路径节点。

经过平滑处理后的路径如图 9b 所示，与图 9a 所示的未经平滑处理的路径相比，经过平滑处理后的路径去除了冗余的转折点，转折角度减小，路径长度更短，呈现出更自然和流畅的形状。

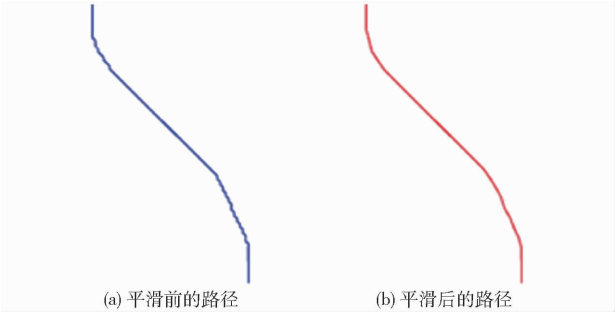


图 9　路径平滑

Fig. 9　Path smoothing

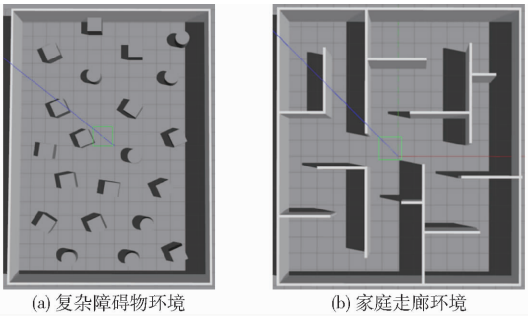
4　仿真环境实验

为了验证算法的有效性，在仿真环境中，将本文改进的 A* 算法分别与改进骨架提取的 Voronoi 图算法[10]（下文称改进骨架算法）、A* 算法[4]进行对比仿真实验，本文改进的 A* 算法扩展系数 β 取 0.9，安全系数 ε 取 3，动态权重系数 α 取 200。

4.1　仿真环境预处理

本文在 Ubuntu 20.04 系统的 ROS 环境下结合 Gazebo 仿真平台[22]以及 Rviz 可视化工具[23]进行仿真实验，处理器为英特尔酷睿十二代 i5－12500H，计算机运行内存容量为 16 GB。仿真实验中，使用圆柱形底盘搭建的轮式差分机器人，并在其底盘上方安装了激光雷达，用于感知周围环境。利用

Gazebo 仿真平台搭建了两种不同的环境来验证本文算法适用性和鲁棒性,如图 10 所示。

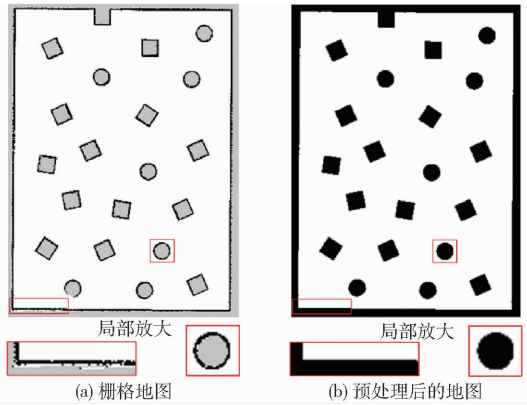


(a) 复杂障碍物环境 (b) 家庭走廊环境

图 10 Gazebo 仿真环境

Fig. 10 Gazebo simulation environment

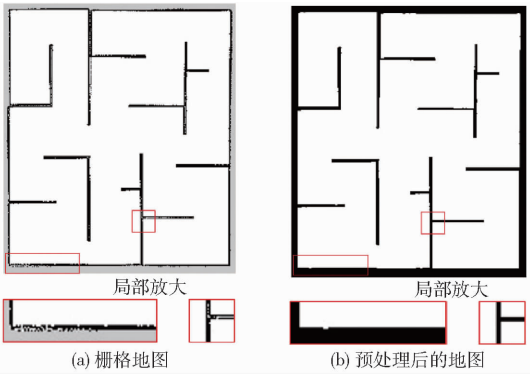
本文利用 Gmapping 建图算法[24]对上述两种仿真环境进行建图,生成了如图 11a、12a 所示的栅格地图,利用本文算法对栅格地图进行预处理结果,如图 11b、12b 所示,通过放大区域可以看出,预处理后的地图噪点少,更适合提取骨架。



(a) 栅格地图 (b) 预处理后的地图

图 11 复杂障碍物环境

Fig. 11 Complex obstacle environment



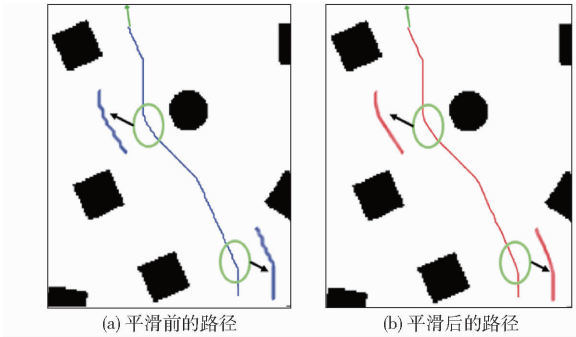
(a) 栅格地图 (b) 预处理后的地图

图 12 家庭走廊环境

Fig. 12 Home corridor environment

4.2 路径平滑前后性能对比

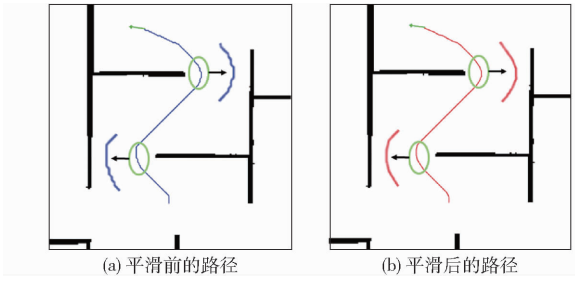
本文对生成路径进行了基于三阶贝塞尔曲线的平滑处理,随机截取两种环境下平滑前后的路径对比,如图 13、14 所示,并对其进行放大处理以观察路径具体细节。可以看出经过平滑处理后,路径转向次数明显减少,锯齿状路径也全部清除,路径总长度也随之减少[25]。



(a) 平滑前的路径 (b) 平滑后的路径

图 13 复杂障碍物环境下路径平滑对比

Fig. 13 Comparison of path smoothing in complex obstacle environments



(a) 平滑前的路径 (b) 平滑后的路径

图 14 家庭走廊环境下路径平滑对比

Fig. 14 Comparison of path smoothing in a household corridor environment

4.3 导航实验

针对两种不同的环境,每种环境随机选取了 4 组不同的起始点与目标点,利用 3 种算法分别规划出相应路径,如图 15 ~ 20 所示。由图 15、18 可以看出,基于改进骨架算法生成的路径具有较大的弯曲角度和较多的转折次数,导致路径冗余,使机器人绕了较远的路程。由图 16、19 可以看出,基于 A* 算法生成的路径虽然路径短,但是路径过于贴近障碍物,特别是在拐弯处路径紧贴障碍物,机器人很容易与障碍物发生碰撞,此外路径也具有较多的冗余转折点。从图 17、20 可以看出本文改进的 A* 算法在骨架通道(图中深灰色区域)中生成的路径与障碍物保持一定的安全距离,转折次数较少,转折角度较小,整体路径更加平滑且合理。

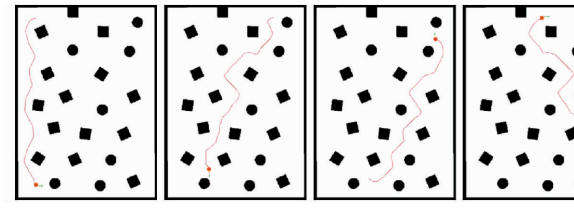


图 15 改进骨架算法在复杂障碍物环境的导航路径

Fig. 15 Navigation path of improved skeleton algorithm in complex obstacle environments

对每一组起始点和目标点,利用 3 种算法各进行多次导航实验,统计每次导航实验中路径长度、转

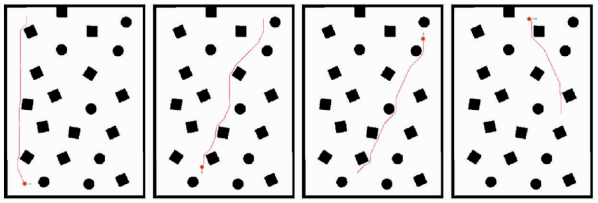


图 16　A* 算法在复杂障碍物环境的导航路径

Fig. 16　Navigation path of A* algorithm in complex obstacle environments

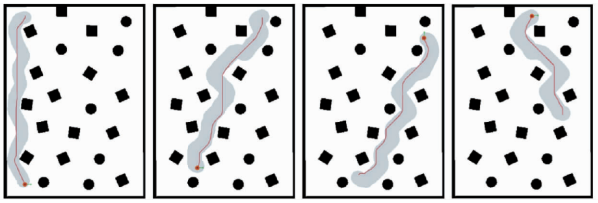


图 17　改进的 A* 算法在复杂障碍物环境的导航路径

Fig. 17　Navigation path of improved A* algorithm in complex obstacle environments

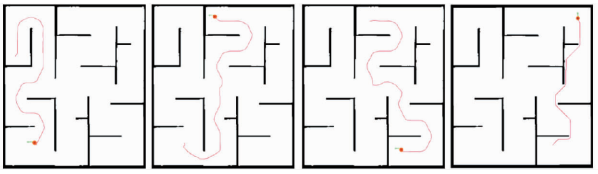


图 18　改进骨架算法在家庭走廊环境的导航路径

Fig. 18　Navigation path of improved skeleton algorithm in household corridor environments

折次数以及路径与障碍物的最近距离、算法规划时

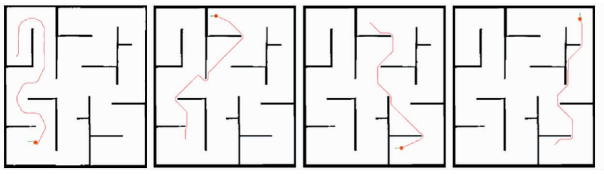


图 19　A* 算法在家庭环境的导航路径

Fig. 19　Navigation path of A* algorithm in household environments

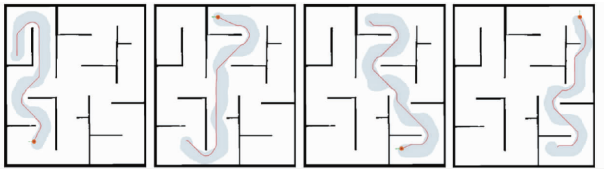


图 20　改进的 A* 算法在家庭环境的导航路径

Fig. 20　Navigation path of improved A* algorithm in household environments

间，并计算了它们的平均值。如表 2、3 所示，在复杂障碍物环境和家庭走廊环境下，本文改进的 A* 算法相对于改进骨架算法展现出了明显的优势，路径长度平均降低了 16.84% 和 28.60%，而路径转折次数平均降低了 49.16% 和 50.13%；由于搜索空间缩小到骨架通道中，本文改进的 A* 算法搜索的节点数量更少，相较于 A* 算法，改进的 A* 算法的规划时间平均减少了 20.41% 和 22.68%，路径离最近障碍物的距离有明显增加，平均增加了 0.512 m 和 0.527 m。

表 2　复杂障碍物环境下路径参数对比

Tab. 2　Path parameter comparison in complex obstacle environments

路径编号	改进骨架算法路径长度/m	改进的 A* 算法路径长度/m	改进骨架算法路径转折次数/次	改进的 A* 算法路径转折次数/次	A* 算法路径与障碍物最近距离/m	改进的 A* 算法路径与障碍物最近距离/m	A* 算法规划时间/s	改进的 A* 算法规划时间/s
1	16.70	14.85	16	9	0.212	0.691	0.035	0.028
2	16.75	14.20	19	8	0.277	0.810	0.029	0.024
3	16.40	13.30	17	10	0.261	0.730	0.030	0.023
4	11.50	8.95	13	6	0.250	0.819	0.019	0.015

表 3　家庭走廊环境下路径参数对比

Tab. 3　Path parameter comparison in household corridor environments

路径编号	改进骨架算法路径长度/m	改进的 A* 算法路径长度/m	改进骨架算法路径转折次数/次	改进的 A* 算法路径转折次数/次	A* 算法路径与障碍物最近距离/m	改进的 A* 算法路径与障碍物最近距离/m	A* 算法规划时间/s	改进的 A* 算法规划时间/s
1	22.40	16.70	19	9	0.243	0.762	0.033	0.028
2	22.10	16.65	27	10	0.256	0.773	0.030	0.025
3	24.15	15.55	23	14	0.251	0.819	0.036	0.021
4	20.20	14.40	24	13	0.211	0.715	0.029	0.024

为了更加具体地体现本文改进的 A* 算法的优势，利用 ROS 中 rqt_plot 工具分别记录了 3 种算法在复杂障碍物环境下进行导航时机器人的线速度与角速度的变化曲线，如图 21 ~ 23 所示，图中蓝色曲线代表机器人的线速度 X，红色代表机器人的角速度 Z，在导航过程中，设置线速度的变化范围为 −0.3 ~ 0.3 m/s，角速度变化范围为 −1.0 ~ 1.0 rad/s。基于改进骨架算法导航时，在开始阶段，路径弯曲角

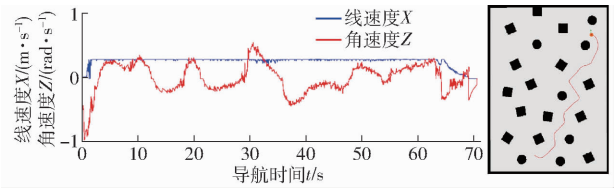


图 21 复杂障碍物环境下改进骨架算法导航速度变化曲线

Fig. 21 Variation curves of navigation speed for using improved skeleton algorithm in complex obstacle environments

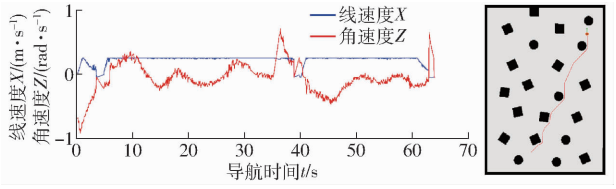


图 22 复杂障碍物环境下 A* 算法导航速度变化曲线

Fig. 22 Variation curves of navigation speed for using A* algorithm in complex obstacle environments

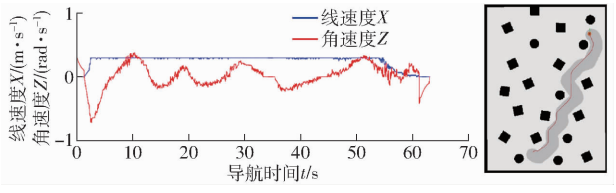


图 23 复杂障碍物环境下改进的 A* 算法导航速度变化曲线

Fig. 23 Variation curves of navigation speed for using improved A* algorithm in complex obstacle environment

度大,导致角速度迅速达到最大值。由于路径转折次数多,机器人需要不断地调整方向,导致角速度波动较大,线速度也出现频繁波动。32 s 左右因路径曲折,线速度波动更加明显,最终导航所用时间为 70.719 s;基于 A* 算法导航时由于在转弯时机器人靠近障碍物,导致线速度和角速度发生突变,在开始阶段以及 35 ~ 45 s 的时段,机器人过于靠近障碍物,速度波动大,甚至出现倒车现象,增加了机器人在障碍物附近区域的时间损耗,降低了导航的效率,最终导航所用时间为 64.942 s;本文改进的 A* 算法导航时,角速度和线速度的波动较小,在路径的直线部分,角速度和线速度几乎保持不变。由于路径离障碍物有一定的安全距离,机器人没有在障碍物附近区域消耗过多时间,整体运动较为平滑和稳定。导航所用时间仅为 62.835 s。

综上,本文算法能够在确保安全的前提下找到合理的导航路径,使机器人平稳、安全、高效地到达目标点。

5 实际实验

为了在真实环境中验证本文算法,采用本实验室搭建的轮式差分机器人作为实验平台,如图 24 所示,该平台配备了激光雷达、Intel - NUC(操作系统为 Ubuntu 20.04,处理器为英特尔酷睿十代 i7 - 10700)、深度相机。搭建如图 25a 所示的多障碍物真实环境,利用 Gmapping 建图算法构建如图 25b 所示的栅格地图,通过本文算法生成如图 25c 所示的预处理后的二值地图。

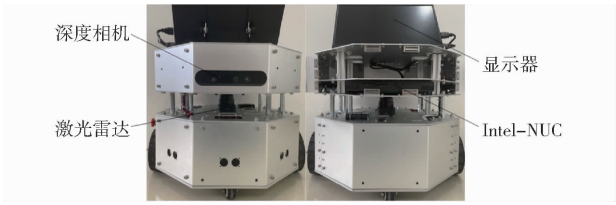
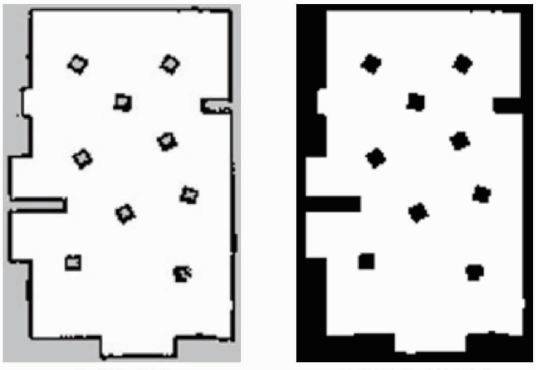


图 24 实验机器人

Fig. 24 Experimental robots



(a) 多障碍物真实环境



(b) 栅格地图 (c) 预处理后的地图

图 25 真实实验环境

Fig. 25 Realistic experimental environment

实际实验时,在相同的起始点和目标点的条件下,利用改进骨架算法[10]、A* 算法[4]、本文改进的 A* 算法分别进行导航实验,规划出的路径及机器人运行情况如图 26 ~ 28 所示,对比可以看出在真实环境下基于改进骨架算法生成的全局路径冗余,弯曲角度大,转折次数多。基于 A* 算法生成的全局路径冗余的转折点多,贴近障碍物,特别是在转弯的位置机器人几乎贴近障碍物,非常危险。而本文改进的 A* 算法路径离障碍物有一定的安全距离,整体路径较平滑,弯曲角度小。

图 29 ~ 31 为 rqt_plot 工具分别记录的 3 种算法的导航速度变化曲线。基于改进骨架算法路径导航时,由于路径弯曲冗余,机器人需要不断地变换方向和速度,线速度和角速度波动较大,导航时间也相应增加。基于 A* 算法路径导航时,路径靠近障碍物,

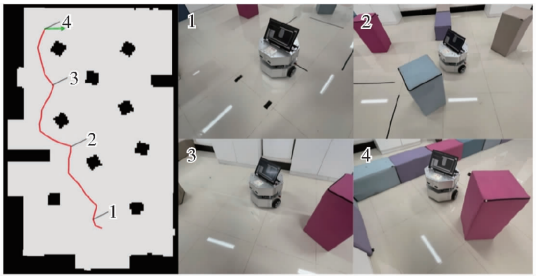


图 26　改进骨架算法导航路径及机器人运行情况

Fig. 26　Improved skeleton algorithm for navigation paths and robot performance

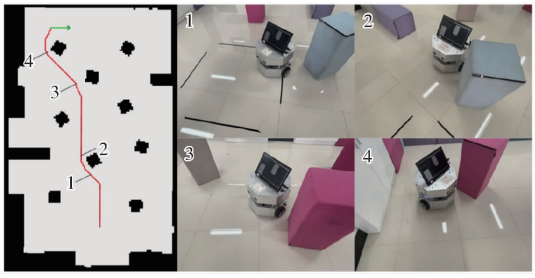


图 27　A* 算法导航路径及机器人运行情况

Fig. 27　A* algorithm for navigation paths and robot performance

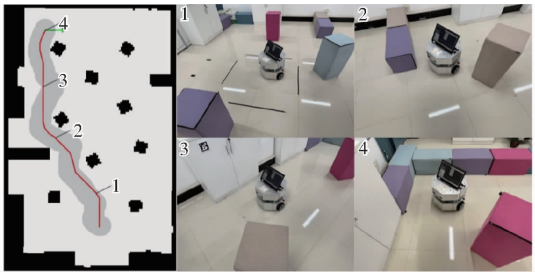


图 28　改进 A* 的算法导航路径及机器人运行情况

Fig. 28　Improved A* algorithm for navigation paths and robot performance

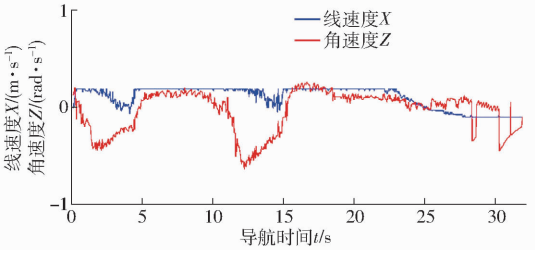


图 29　改进骨架算法导航速度曲线

Fig. 29　Navigation speed curves of improved skeleton algorithm

机器人行动缓慢，在 20 s 左右还出现停止前进，导致线速度出现跳变，也增加了导航用时。而基于本文改进的 A* 算法路径导航时，线速度和角速度波动较小，机器人运行时也比较平稳。从起始点到目标点，改进骨架算法用时 32.746 s，传统 A* 算法用时 27.337 s，本文算法仅用时 25.619 s。

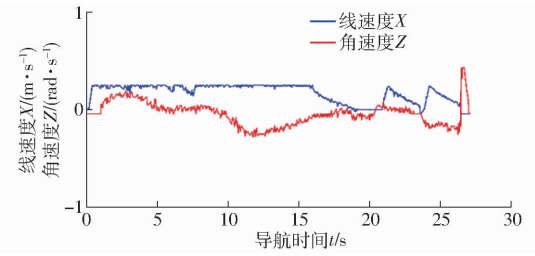


图 30　A* 算法导航速度曲线

Fig. 30　Navigation speed curves of A* algorithm

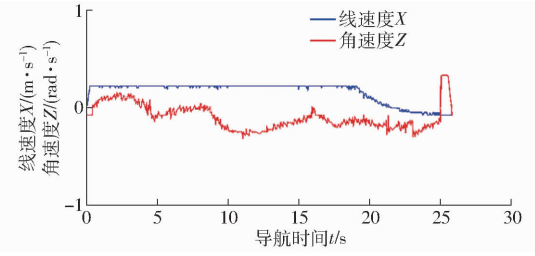


图 31　改进的 A* 算法导航速度曲线

Fig. 31　Navigation speed curves of improved A* algorithm

6　结论

（1）本文通过地图骨架生成骨架通道，将算法的搜索空间缩小到骨架通道内，避免对无关区域的计算，提高了算法搜索效率。在骨架通道中构建骨架势场来描述可通行区域与障碍物之间的位置关系，并将骨架势场函数引入传统 A* 算法的评价函数中，优化路径搜索的策略。

（2）改进的 A* 算法通过骨架势场来控制路径与障碍物之间的距离，搜索出不同的路径，本文对路径进行基于三阶贝塞尔曲线的平滑处理，去除了路径中的冗余转折点并减小转折角度，使得路径更短、更流畅，提高了机器人运动的稳定性，通过评估路径与最近障碍物之间的距离以及路径的长度，选择适合机器人导航的最优路径。

（3）在多次仿真和真实实验中，本文算法与一种改进骨架提取的 Voronoi 图算法和 A* 算法进行了比较，评估了路径长度、转折次数、安全距离、导航速度曲线以及导航时间等指标。结果表明，本文算法能够在确保安全的前提下找到合理的导航路径，提高了机器人导航的高效性和安全性。

参　考　文　献

[1]　褚凯轩，常天庆，王全东，等. 基于有效拐点和最短最小路径的蚁群路径规划方法[J]. 农业机械学报，2021，52(12)：400－407.

CHU Kaixuan, CHANG Tianqing, WANG Quandong, et al. Path planning method of ant colony algorithm based on effective turning point and shortest-minimum path[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021, 52(12): 400 - 407. (in Chinese)

[2] 段书用, 王启帆, 韩旭, 等. 具有确保安全距离的 A* 路径优化方法[J]. 机械工程学报, 2020, 56(18): 205 - 215.
DUAN Shuyong, WANG Qifan, HAN Xu, et al. Improved A-star algorithm for safety insured optimal path with smoothed corner turns[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2020, 56(18): 205 - 215. (in Chinese)

[3] WANG H, YU Y, YUAN Q. Application of dijkstra algorithm in robot path-planning[C]// 2011 Second International Conference on Mechanic Automation and Control Engineering. Hohhot: IEEE, 2011: 1067 - 1069.

[4] HART P E, NILSSON N J, RAPHAEL B. A formal basis for the heuristic determination of minimum cost paths[J]. IEEE Transactions on Systems Science & Cybernetics, 1968, 4(2): 100 - 107.

[5] 魏彤, 龙琛. 基于改进遗传算法的移动机器人路径规划[J]. 北京航空航天大学学报, 2020, 46(4): 703 - 711.
WEI Tong, LONG Chen. Path planning for mobile robot based on improved genetic algorithm[J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2020, 46(4): 703 - 711. (in Chinese)

[6] 王洪斌, 尹鹏衡, 郑维, 等. 基于改进的 A* 算法与动态窗口法的移动机器人路径规划[J]. 机器人, 2020, 42(3): 346 - 353.
WANG Hongbin, YIN Pengheng, ZHENG Wei, et al. Mobile robot path planning based on improved A* algorithm and dynamic window method[J]. Robot, 2020, 42(3): 346 - 353. (in Chinese)

[7] XIANG D, LIN H, OUYANG J, et al. Combined improved A* and greedy algorithm for path planning of multi-objective mobile robot[J]. Scientific Reports, 2022, 12(1): 13273.

[8] AURENHAMMER F. Voronoi diagrams—a survey of a fundamental geometric data structure[J]. ACM Computing Surveys, 1991, 23(3): 345 - 405.

[9] 史红玉, 刘淑芬. 基于 Voronoi 图的无人机航路改进规划[J]. 吉林大学学报(理学版), 2018, 56(4): 945 - 952.
SHI Hongyu, LIU Shufen. Improving UAV route planning based on Voronoi diagram[J]. Journal of Jilin University (Science Edition), 2018, 56(4): 945 - 952. (in Chinese)

[10] 蒋林, 李峻, 马先重, 等. 一种改进骨架提取的 Voronoi 路径规划[J]. 机械工程学报, 2020, 56(13): 138 - 148.
JIANG Lin, LI Jun, MA Xianzhong, et al. Voronoipath planning based on improved skeleton extraction[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2020, 56(13): 138 - 148. (in Chinese)

[11] 朱建阳, 张旭阳, 蒋林, 等. 基于骨架关键点重规划的 Voronoi 图法路径规划[J]. 农业机械学报, 2022, 53(3): 215 - 224, 250.
ZHU Jianyang, ZHANG Xuyang, JIANG Lin, et al. Voronoi diagram path planning based on skeleton key point re-planning[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022, 53(3): 215 - 224, 250. (in Chinese)

[12] JR SAMPAIO J H B. Designing three-dimensional directional well trajectories using Bézier curves[J]. Journal of Energy Resources Technology, 2017, 139(3): 032901.

[13] 张雪峰, 闫慧. 基于中值滤波和分数阶滤波的图像去噪与增强算法[J]. 东北大学学报(自然科学版), 2020, 41(4): 482 - 487.
ZHANG Xuefeng, YAN Hui. Image denoising and enhancement algorithm based on median filtering and fractional order filtering[J]. Journal of Northeastern University(Natural Science), 2020, 41(4): 482 - 487. (in Chinese)

[14] 刘义亭, 陆宇豪, 李佩娟, 等. 基于骨架提取和启发式算法的路径规划方法[J]. 中国惯性技术学报, 2023, 31(3): 301 - 308.
LIU Yiting, LU Yuhao, LI Peijuan, et al. Path planning method based on skeleton extraction and heuristic algorithm[J]. Journal of Chinese Inertial Technology, 2023, 31(3): 301 - 308. (in Chinese)

[15] 杨刚, 毕宗杰, 崔子浩, 等. 形态学开运算剔除激光雷达的太阳光干扰[J]. 光子学报, 2022, 51(11): 273 - 281.
YANG Gang, BI Zongjie, CUI Zihao, et al. Morphological opening operation to remove sunlight pollution from flash lidar[J]. Acta Photonica Sinica, 2022, 51(11): 273 - 281. (in Chinese)

[16] YANG G, FENG W, JIN J, et al. Face mask recognition system with YOLOV5 based on image recognition[C]//2020 IEEE 6th International Conference on Computer and Communications (ICCC), Chengdu, IEEE, 2020: 1398 - 1404.

[17] 许凯波, 鲁海燕, 黄洋, 等. 基于双层蚁群算法和动态环境的机器人路径规划方法[J]. 电子学报, 2019, 47(10): 2166 - 2176.
XU Kaibo, LU Haiyan, HUANG Yang, et al. Robot path planning based on two-layer ant colony algorithm and dynamic environment[J]. Acta Electrica Sinica, 2019, 47(10): 2166 - 2176. (in Chinese)

[18] DOLGOV D, THRUN S, MONTEMERLO M, et al. Practical search techniques in path planning for autonomous driving[J]. Ann Arbor, 2008, 1001(48105): 18 - 80.

[19] 刘宇庭, 郭世杰, 唐术锋, 等. 改进 A* 与 ROA - DWA 融合的机器人路径规划[J]. 浙江大学学报(工学版), 2024, 58(2): 360 - 369.
LIU Yuting, GUO Shijie, TANG Shufeng, et al. Path planning based on fusion of improved A* and ROA - DWA for robot[J]. Journal of Zhejiang University(Engineering Science), 2024, 58(2): 360 - 369. (in Chinese)

(下转第 757 页)

2014,36(2):231 – 235,242. (in Chinese)

[19] 杨一洋, 谢敏松. 转向主销定位参数和接地点偏距的解析研究[J]. 汽车工程,2021,43(5):692 – 696.
YANG Yiyang,XIE Minsong. An analytical study of alignment parameters and ground intersection offset of steering kingpin [J]. Automotive Engineering, 2021,43(5):692 – 696. (in Chinese)

[20] 李伟. 高地隙自走式喷雾机多模式转向系统设计与控制方法研究[D]. 北京:中国农业大学,2021.
LI Wei. Study on the design and control methods of multi-mode steering system for high clearance self-propelled sprayer[D]. Beijing:China Agricultural University,2021. (in Chinese)

[21] 王刚, 陶柳. 负载敏感液压系统节能设计及 AMESim 仿真分析[J]. 机床与液压,2021,49(22):164 – 168.
WANG Gang, TAO Liu. Energy-saving design and AMESim simulation analysis of load sensitive hydraulic system [J]. Machine Tool & Hydraulics,2021,49(22):164 – 168. (in Chinese)

[22] 赵小龙, 赵丁选, 王建涛, 等. 定量泵负载敏感系统卸荷压力冲击抑制研究[J]. 农业机械学报,2020,51(9):408 – 417,407.
ZHAO Xiaolong, ZHAO Dingxuan, WANG Jiantao, et al. Suppression of unloading pressure shock in load sensitive system of constant displacement pump[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2020,51(9):408 – 417,407. (in Chinese)

[23] 汪浒江, 王振宇, 王涛, 等. 负载敏感泵流量控制精度及变量机构节流损耗特性[J]. 北京理工大学学报, 2023, 43(1): 70 – 80.
WANG Hujiang, WANG Zhenyu, WANG Tao, et al. Flow control accuracy of load sensing pump and energy loss of displacement control mechanism[J]. Transactions of Beijing Institute of Technology, 2023, 43(1): 70 – 80. (in Chinese)

[24] 杨凯, 张宝成, 黄家海,等 考虑阀口压差和阀芯运动方向的比例方向阀死区补偿[J]. 液压与气动, 2023(2): 18 – 25.
YANG Kai, ZHANG Baocheng, HUANG Jiahai, et al. Dead-zone compensation of proportional directional valve considering differential pressure at valve port and direction of spool movement[J]. Chinese Hydraulics & Pneumatics, 2023(2): 18 – 25. (in Chinese)

[25] 李伟, 杨帆, 毛恩荣, 等. 大型高地隙自走式喷雾机转向系统结构设计及优化[J]. 中国农机化学报, 2023, 44(11): 50 – 56.
LI Wei, YANG Fan, MAO Enrong,et al. Design and optimization of steering system structure of high clearance self-propelled sprayer[J]. Journal of Chinese Agricultural Mechanization, 2023, 44(11): 50 – 56. (in Chinese)

(上接第 634 页)

[20] 袁杰,张迎港,加尔肯别克,等. 基于 AFD 融合算法的运输机器人路径规划方法[J]. 农业机械学报,2025,56(6):594 – 607.
YUAN Jie, ZHANG Yinggang, ERKENBIEKE Jia, et al. Path planning of transportation robots based on AFD fusion algorithm [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2025,56(6):594 – 607. (in Chinese)

[21] 陈成, 何玉庆, 卜春光, 等. 基于四阶贝塞尔曲线的无人车可行轨迹规划[J]. 自动化学报,2015,41(3):486 – 496.
CHEN Cheng, HE Yuqing, BU Chunguang, et al. Feasible trajectory generation for autonomous vehicles based on quartic Bézier curve[J]. Acta Automatica Sinica, 2015,41(3):486 – 496. (in Chinese)

[22] JOEL M, RIKU A, JUUSO A, et al. Using digital twin documents to control a smart factory: simulation approach with ROS, Gazebo, and Twinbase[J]. Machines,2022,10(4):225 – 225.

[23] BARATH K G, RAJAVELU K, BINDU B, et al. Robot arm visual environment development using ROS, Solidworks, RVIZ & URDF generation[J]. Natural Volatiles & Essential Oils,2021,8(5):3531 – 3541.

[24] ABDELRASOUL Y, SAMAN A B S H M, SEBASTIAN P. A quantitative study of tuning ROS gmapping parameters and their effect on performing indoor 2D SLAM [C] // 2016 2nd IEEE International Symposium on Robotics and Manufacturing Automation (ROMA). Ipoh: IEEE,2016:1 – 6.

[25] 劳彩莲, 李鹏, 冯宇. 基于改进 A* 与 DWA 算法融合的温室机器人路径规划[J]. 农业机械学报,2021,52(1):14 – 22.
LAO Cailian, LI Peng, FENG Yu. Greenhouse robot path planning based on the fusion of improved A* and DWA algorithms [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2021,52(1):14 – 22. (in Chinese)