

智能清扫车全覆盖路径规划算法研究^{*}

郭志军^{1,2} 杜林林¹ 王丁健³ 王远¹ 苏豪¹

(1. 河南科技大学车辆与交通工程学院 洛阳 471000; 2. 河南科技大学智能农业动力装备全国重点实验室 洛阳 471000;
3. 郑州大学机械与动力工程学院 郑州 450001)

摘要: 针对智能清扫车路径规划中存在的路径冗余、覆盖率低的问题,提出了一种融合半弹簧式人工势场法、A*算法和动态更新策略的全覆盖路径规划混合算法,以解决该问题。通过A*算法进行初始路径规划,结合半弹簧式人工势场法进行局部避障,减少局部最优问题,利用覆盖值动态更新策略根据实时覆盖情况优化路径优先级,从而提升覆盖率和减少重复覆盖。此外,基于模糊逻辑的动态权重调整机制使算法在复杂环境中自适应调节覆盖与避障权重。仿真实验结果表明,混合算法相较于其他算法具有较高的覆盖率与较低的重复覆盖率,并于实车实验上得到了验证,可以满足清扫车的全覆盖作业任务要求。

关键词: 全覆盖路径规划;半弹簧人工势场法;覆盖值动态更新策略;模糊逻辑;智能清扫车

中图分类号: TN966 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.8050

Research on complete coverage path planning algorithm for intelligent cleaning robots

Guo Zhijun^{1,2} Du Linlin¹ Wang Dingjian³ Wang Yuan¹ Su Hao¹

(1. College of Vehicle and Traffic Engineering, Henan University of Science and Technology, Luoyang 471000, China;
2. State Key Laboratory of Intelligent Agricultural Power Equipment, Henan University of Science and Technology, Luoyang 471000, China; 3. School of Mechanical and Power Engineering, Zhengzhou University, Zhengzhou 450001, China)

Abstract: To address the issues of path redundancy and low coverage in intelligent cleaning robot path planning, a hybrid algorithm for full coverage path planning is proposed, which integrates the semi-spring artificial potential field method, A* algorithm, and dynamic update strategy. This aims to solve the problem effectively. The A* algorithm is used for initial path planning, while the semi-spring artificial potential field method is employed for local obstacle avoidance to reduce local optima issues. The dynamic coverage value update strategy optimizes path priority based on real-time coverage, improving coverage efficiency and reducing redundant coverage. Additionally, the dynamic weight adjustment mechanism based on fuzzy logic enables the algorithm to adaptively adjust coverage and obstacle avoidance weights in complex environments. Simulation results indicate that the hybrid algorithm achieves higher coverage rates and lower redundant coverage compared to other algorithms. This has been further validated through real-world vehicle tests, demonstrating its capability to meet the full coverage operation requirements of cleaning robots.

Keywords: complete coverage path planning; semi-spring artificial potential field method; dynamic coverage value update strategy; fuzzy logic; intelligent cleaning robot

0 引言

随着机器人技术和人工智能的快速发展,智能清扫车逐渐成为现代服务型机器人中的重要组成部分^[1]。智能清扫车通过自主路径规划、避障及高效清扫功能,广泛应用于家庭^[2]、商业^[3]及工业^[4]场景中,显著提升了清洁效率并降

低了人力成本。在此背景下,如何实现高效的全覆盖路径规划成为研究的核心问题,即在尽量减少重复覆盖和漏扫的情况下,确保清扫车能够有效地覆盖目标区域^[5-6]。

近年来,国内外学者提出了多种全覆盖路径规划方法,涵盖了栅格法^[7]、几何图法^[8]、单元分解法^[9]等环境建模方法和遗传算法^[10]、人工势场法^[11]、粒子群算法^[12]等路径规

划算法。其中人工势场法因其原理简单、实现形式便捷的优点得到了广泛的应用,但其也存在易陷入目标不可达和局部最优的缺点。姜新波等^[13]结合优化过估值函数的 A* 算法、修正过引力势场的人工势场法和模拟退火算法进行全覆盖路径规划,以完成果园喷雾机器人的作业任务;王伟等^[14]引入相对速率和相对加速度修改引力、斥力并结合多层 Morphin 搜索树算法共同进行避障,该方法虽可有效解决局部最小问题,但公式复杂度大大增加,实际复杂环境中适用性较低;张弛等^[15]引入障碍物角度因子和转向因子并配合逃逸力进行路径规划;高申勇等^[16]利用服从胡可定律的斥力和大小固定的引力实现局部规划,其在一定概率上解决了局部极小点的问题。然而单纯的人工势场法并不能完成全覆盖路径规划,需结合其他相关算法或者策略才能完成。除去相关的改进或者融合人工势场法完成全覆盖路径规划,也存在许多其他算法和策略可完成。Galceran 等^[17]对覆盖路径规划进行了系统综述,提出一种基于分区动态优先级调整的策略,通过分割区域并为未覆盖区域赋予更高优先级,实现高效覆盖。该方法在大范围环境中表现出良好的覆盖效率,但在障碍物密集区域中,动态优先级策略可能不足以避免局部重复,容易导致路径冗余和覆盖率下降。Oksanen 等^[18]提出了一种适用于农业场景的覆盖路径规划算法,通过动态调整作业区域的优先级来优化路径覆盖,在规则田地中具有效率优势。但在障碍物密集或不规则区域,算法灵活性不足,易导致重复覆盖和路径冗余。李楷等^[19]提出了一种结合局部区域覆盖和回溯机制的遍历方法,通过回溯处理局部遗漏区域,提高了覆盖率,但同时增加了重复覆盖的风险。

针对上述研究的不足,提出一种融合 A* 算法与半弹簧人工势场法的混合全覆盖路径规划方法。A* 算法用于全局路径规划,能够有效减少路径冗余,提供优化的初始路径;半弹簧人工势场法则在局部避障和路径调整中发挥作用,保证清扫车能够顺利绕开障碍物。此外,为了进一步提升清扫效率,引入动态覆盖值更新策略,根据清扫车感知范围内的覆盖情况实时调整路径,确保高覆盖率和低重复率。

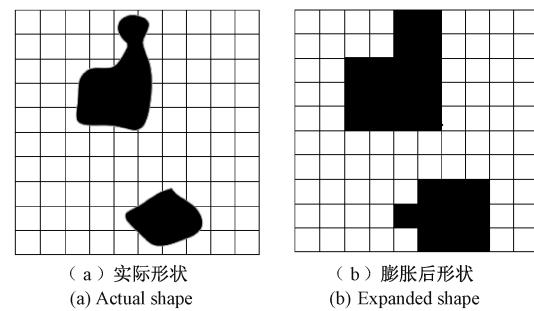
1 问题描述

1.1 环境建模

采用栅格法建立二维环境模型,将机器人的工作空间环境信息划分成相同尺寸的栅格单元,以栅格单元为单位来表示该区域的环境信息。其中,以黑色栅格单元表示障碍物区域,白色栅格单元表示待遍历区域,即清扫车可自由移动的区域。针对环境中不规则障碍区域,采用二值形态学中的膨胀处理对栅格进行膨胀。如图 1 所示,图 1(a)为膨胀前障碍物的实际形状,图 1(b)为其经过膨胀处理形成的规则障碍物。

1.2 约束条件

首先,清扫车的待作业区域环境已知;清扫车在环境中



(a) 实际形状
(a) Actual shape

(b) 膨胀后形状
(b) Expanded shape

图 1 不规则障碍物的膨胀处理

Fig. 1 Expansion handling of irregular obstacle

的移动方式为上、下、左、右及对角线方向(8 个方向),前提是周围存在可通行的空白栅格;清扫车被视为一个质点,其路径覆盖的栅格即视为已清扫的区域,不考虑其实际大小和形状。

其次,清扫车不可跨越障碍物栅格。

2 算法改进

2.1 半弹簧式人工势场法

人工势场法 (artificial potential field, APF) 由 Khatib^[20]于 1986 年提出,将机器人周围的环境抽象为势场,目标点施加引力,障碍物施加斥力,为路径规划提供实时避障能力,引导机器人沿最优路径前进。如图 2 所示,障碍物 1 和障碍物 2 分别给予机器人相应的斥力 1 和斥力 2,两斥力合成后的合斥力再与目标点给予的引力进行合成得到机器人在整个势力场中的合力,该合力的方向即为机器人的移动方向。然而,APF 算法容易在斥力和引力平衡时陷入局部最优,使机器人停滞不前;在障碍物密集区域,斥力场的相互作用也可能导致机器人震荡,影响路径平滑性和目标的可达性^[21]。

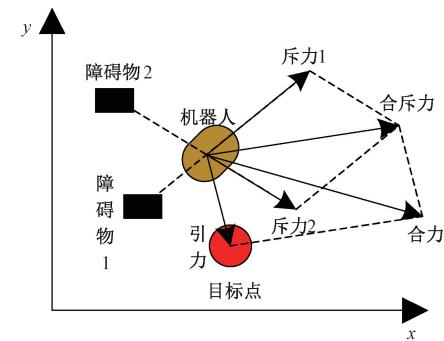


图 2 APF 受力图

Fig. 2 Force diagram of the APF

为了改善上述问题,提出了一种半弹簧式 APF。该方法去除了目标点引力,仅保留障碍物的斥力,并通过半弹簧模型控制斥力的强度。当清扫车与障碍物的距离小于设定的阈值时,斥力不会继续增大,而是保持恒定,从而避免了机器人在复杂环境中因斥力过强而陷入震荡或局部最优。

此外,在远距离时保持弱斥力,使清扫车能够更加平滑地绕过障碍物,提高路径的整体平滑性和规划效率。

1) 障碍物斥力计算

设定障碍物斥力系数和清扫车与障碍物之间的安全距离 D 。当清扫车与障碍物之间的距离小于 D 时,障碍物会对清扫车产生斥力,方向指向远离障碍物方向,示意图如图 3 所示,具体公式为:

$$F_{obs} = \begin{cases} k_{obs} \left(\frac{1}{d_1} - \frac{1}{d_{safe}} \right) \frac{1}{d_1^2}, & d_1 \leq D \\ k_{obs} \left(\frac{1}{D} - \frac{1}{d_{safe}} \right) \frac{1}{D^2}, & d_1 > D \end{cases} \quad (1)$$

$$F_{obsx} = F_{obs} \cos(\theta_{obs}) \quad (2)$$

$$F_{obsy} = F_{obs} \sin(\theta_{obs}) \quad (3)$$

式中: F_{obs} 表示障碍物斥力, F_{obsx} 、 F_{obsy} 为其在 x 轴和 y 轴上的分量, d_1 表示清扫车与障碍物的距离, 为距离阈值, θ_{obs} 表示清扫车与障碍物之间的方位角。

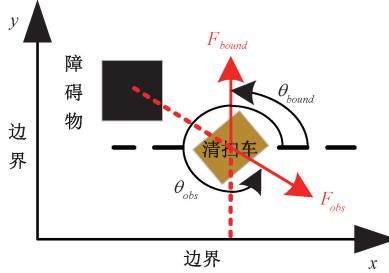


图 3 半弹簧式 APF 斥力图

Fig. 3 Repulsive force diagram of the semi-spring APF

2) 边界斥力计算

设定边界斥力系数 k_{bound} 和清扫车与边界的安全距离 d_{bound} 。当清扫车与边界距离小于安全距离时,边界会对其施加斥力,方向指向远离边界的方,示意图如图 3 所示,具体公式为:

$$F_{bound} = \begin{cases} k_{bound} \left(\frac{1}{d_2} - \frac{1}{d_{bound}} \right) \frac{1}{d_2^2}, & d_2 \leq D \\ k_{bound} \left(\frac{1}{D} - \frac{1}{d_{bound}} \right) \frac{1}{D^2}, & d_2 > D \end{cases} \quad (4)$$

$$F_{boundx} = F_{bound} \cos(\theta_{bound}) \quad (5)$$

$$F_{boundy} = F_{bound} \sin(\theta_{bound}) \quad (6)$$

式中: F_{bound} 表示边界斥力, F_{boundx} 、 F_{boundy} 为其在 x 轴和 y 轴上的分量, d_2 表示清扫车与边界的距离, θ_{bound} 表示清扫车与边界之间的方位角。

3) 总斥力

总斥力为清扫车受到的所有障碍物斥力和边界斥力的合力。根据 1.2 节约束条件可知,总斥力大小即半弹簧式人工势场法给予清扫车的速度,速度方向和总斥力方向一致。总斥力的计算式如下:

$$V_{APFx} = F_{totalx} = \sum_{t=0}^{t=p} F_{obsx} + \sum_{t=0}^{t=q} F_{boundx} \quad (7)$$

$$V_{APFy} = F_{totaly} = \sum_{t=0}^{t=p} F_{obsy} + \sum_{t=0}^{t=q} F_{boundy} \quad (8)$$

式中: V_{APFx} 、 V_{APFy} 为清扫车在半弹簧式人工势场中得到的 x 轴和 y 轴的速度分量, F_{totalx} 、 F_{totaly} 为总斥力在 x 轴和 y 轴上的分量, p 表示障碍物的编号, q 表示边界的编号。根据总斥力的大小和方向,计算清扫车在 x 轴和 y 轴的速度分量。

2.2 A* 算法

A^* 算法^[22]是一种常用的启发式搜索算法,其利用启发式评估函数指导搜索过程,使其朝着目标前进,同时尽可能地减少搜索的范围。其评价函数如下:

$$f(n) = g(n) + h(n) \quad (9)$$

$$g(n) = [(x - x_s)^2 + (y - y_s)^2]^{\frac{1}{2}} \quad (10)$$

$$h(n) = |x - x_g| + |y - y_g| \quad (11)$$

式中: n 为当前节点, $f(n)$ 为初始状态经过栅格地图中的状态节点 n 到达目标状态的总代价, $g(n)$ 为初始节点到当前节点 n 的实际代价, $h(n)$ 为当前节点 n 到目标节点的启发代价, (x_s, y_s) 表示清扫车所在初始栅格坐标, (x_g, y_g) 为拟覆盖栅格坐标, (x, y) 为当前所处栅格坐标。本文实际代价 $g(n)$ 采用欧几里得距离表示,估计代价 $f(n)$ 采用曼哈顿距离表示。

2.3 覆盖值动态更新策略

覆盖值动态更新策略旨在根据清扫车感知范围内的覆盖状态,动态调整路径规划的优先级,以提高覆盖效率。策略通过以清扫车位置为中心,根据障碍物分布及未覆盖区域的覆盖值,进行阶梯式更新。清扫车优先朝向覆盖值较低的栅格移动,覆盖值的大小用于评估栅格的覆盖优先级,从而提升全区域覆盖的有效性。每个栅格的覆盖值与其位置直接关联,清扫车在移动过程中动态更新覆盖值,使得清扫路径更为合理和高效。

栅格地图初始状态下所有栅格覆盖值设为 0;将障碍物栅格的覆盖值定义为常数 A ,确保其在路径规划中不影响清扫车的决策;设置最大覆盖值 C 以避免重复覆盖,可行栅格覆盖值小于等于 C ;设置最小覆盖阈值 C' ,防止优先考虑过低覆盖值的区域,可行栅格覆盖值大于等于 C' ;设置期望覆盖值 C'' ,防止漏覆盖。

针对清扫车感知范围内、外的目标栅格,采取不同的处理策略,该目标栅格指未覆盖栅格;已覆盖栅格的覆盖值则按翻倍规则进行更新。

1) 感知范围内的目标栅格

在清扫车的感知范围内,优先选择覆盖值和 A^* 算法代价均最低的栅格作为拟覆盖栅格,并计算清扫车位置与拟覆盖栅格之间的角度差,以优化路径选择。当存在多个目标栅格覆盖值和 A^* 算法代价均最小时,计算清扫车所处栅格与目标栅格之间的角度差,选择角度差最小的栅格为拟覆盖栅格,引导清扫车朝向其移动。如图 4 所示,栅格 A 和栅格 B 的覆盖值和 A^* 算法代价均为最低,但由于

栅格 B 与清扫车的角度差更小,因此选择栅格 B 为目标栅格。覆盖区域内目标栅格的覆盖值依据阶梯法进行更新。具体公式如下:

$$T(x_z, y_z) = T(x_z, y_z) + r_0 \quad (12)$$

$$T(x_z, y_z) = \begin{cases} C', & T(x_z, y_z) < C' \\ T(x_z, y_z), & C' \leq T(x_z, y_z) \leq C \\ C, & T(x_z, y_z) > C \end{cases} \quad (13)$$

$$\theta_c = \tan^{-1} \left(\frac{Y_i - y}{X_i - x} \right) \quad (14)$$

$$V_{xi} = V_{\max} \cos(\theta_c) \quad (15)$$

$$V_{yi} = V_{\max} \sin(\theta_c) \quad (16)$$

式中: $T(x_z, y_z)$ 为目标栅格 (x_z, y_z) 的覆盖值, (x, y) 为清扫车的位置坐标, (x_z, y_z) 为目标栅格的位置坐标, r_0 为清扫车的感知范围, θ_c 为覆盖范围内清扫车所处栅格与拟覆盖栅格之间的角度差, V_{xi}, V_{yi} 为清扫车在 x 轴和 y 轴的速度分量; V_{\max} 为清扫车的最大速度, 该速度根据实际需求进行设置。

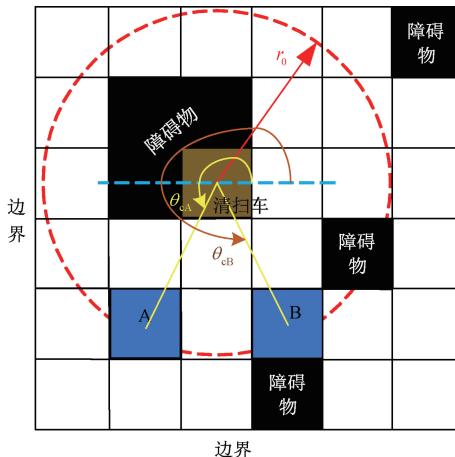


图 4 动态覆盖值更新策略示意图

Fig. 4 Illustration of the dynamic coverage value update strategy

2) 感知范围外的目标栅格

当感知范围内不存在目标栅格,即已经完全遍历时,需在感知范围外的目标栅格中选择拟覆盖栅格。对于覆盖范围外的目标栅格,其选择标准与感知范围内的目标栅格选择标准相同,但加入牵引强度系数,以适应不同的环境。具体公式如下:

$$\theta_e = \tan^{-1} \left(\frac{Y_e - Y}{X_e - x} \right) \quad (17)$$

$$\epsilon_e = \frac{1}{1 + T_{\min}} \quad (18)$$

$$V_{xe} = \epsilon_e V_{\max} \cos \theta_e \quad (19)$$

$$V_{ye} = \epsilon_e V_{\max} \sin \theta_e \quad (20)$$

式中: θ_e 为覆盖范围外清扫车所处栅格与拟覆盖栅格之间的角度差, ϵ_e 是牵引强度系数, X_e 和 Y_e 是覆盖区域外的目

标点位置的横纵坐标; T_{\min} 为覆盖范围外目标栅格的最小覆盖值, V_{xe} 和 V_{ye} 表示覆盖区域外的清扫车在 x 轴和 y 轴上的速度分量。

覆盖值动态更新策略的关键在于根据覆盖范围内外的目标点动态调整牵引点和牵引强度,从而清扫车能够更加智能地移动,实现更高效的覆盖,增强路径规划算法的自适应性和智能性,使得清扫车能够在复杂环境中更加灵活地执行任务。

2.4 基于模糊逻辑的动态权重调整

引入模糊逻辑,依据清扫车的实际位置和周围环境,动态调整半弹簧人工势场法和覆盖值动态更新策略权重,提高清扫车在复杂环境中的适应性和路径规划效率。

1) 输入变量及输出变量

输入变量为:

(1) 障碍物距离 d_{obs} : 清扫车与最近障碍物之间的距离。该变量用于评估避障需求;

(2) 目标距离 d_{goal} : 清扫车位置栅格与拟覆盖栅格之间的距离;

输出变量为:

(1) 覆盖值权重 W_1 : 用于全覆盖策略部分速度权重,指导清扫车朝向未覆盖区域;

(2) 势场权重 W_2 : 用于避障策略部分的速度权重,驱动清扫车避开障碍物。

2) 输入变量的模糊化及模糊规则

模糊化将输入变量从精确数值转换为模糊集合,每个输入变量被划分为不同的模糊集合。本文使用三角形隶属函数对输入变量的模糊度进行描述。定义的模糊集合包括“Far”和“Near”,相应的模糊规则如表 1 所示。

表 1 模糊规则表

Table 1 Fuzzy rule table

d_{obs}	d_{goal}	w_1	w_2
Near	Near	Low	High
Near	Far	High	High
Far	Near	Low	Low
Far	Far	High	Low

输入变量的隶属函数定义如下:

1) 障碍物距离的隶属函数

设定障碍物距离阈值 D ,以区分“Far”和“Near”两种障碍物距离,通过渐变的隶属函数处理过渡区域,具体公式如下:

$$\mu_N(d_{obs}) = \begin{cases} 1, & 0 \leq d_{obs} \leq D_m \\ \frac{D_f - d_{obs}}{D_f - D_m}, & D_m < d_{obs} \leq D_f \\ 0, & d_{obs} > D_f \end{cases} \quad (21)$$

$$\mu_F(d_{obs}) = \begin{cases} 1, & d_{obs} > D_f \\ \frac{d_{obs} - D_m}{D_f - D_m}, & D_m < d_{obs} \leq D_f \\ 0, & d_{obs} \leq D_m \end{cases} \quad (22)$$

式中: $\mu_N(d_{obs})$ 、 $\mu_F(d_{obs})$ 分别为清扫车障碍物距离“Far”和“Near”的隶属函数, D_m 是清扫车对障碍物做出强烈反应的最小距离, D_f 是清扫车对障碍物反应逐渐减弱的远距离边界。

2) 目标距离的隶属函数

设定目标距离阈值 D' 以区分“Far”和“Near”两种目标距离, 通过渐变的隶属函数处理过渡区, 具体公式如下:

$$\mu_N(d_{goal}) = \begin{cases} 1, & 0 \leq d_{goal} \leq D_m' \\ \frac{D_f' - d_{goal}}{D_f' - D_m'}, & D_m' < d_{goal} \leq D_f' \\ 0, & d_{goal} > D_f' \end{cases} \quad (23)$$

$$\mu_F(d_{goal}) = \begin{cases} 1, & d_{goal} > D_f' \\ \frac{d_{goal} - D_m'}{D_f' - D_m'}, & D_m' < d_{goal} \leq D_f' \\ 0, & d_{goal} \leq D_m' \end{cases} \quad (24)$$

式中: $\mu_N(d_{goal})$ 、 $\mu_F(d_{goal})$ 分别为目标距离“Far”和“Near”的隶属函数, D_m' 为清扫车距离拟覆盖点栅格很近时的最小敏感距离, D_f' 表示清扫车对拟覆盖栅格反应较弱的远距离边界。

3) 去模糊化

模糊推理后, 需通过去模糊化将模糊输出转换为精确数值。本文采用加权平均法来完成去模糊化过程:

$$W_1 = \frac{\sum \mu(d_{goal}) \times \omega_1}{\sum \mu(d_{goal})} \quad (25)$$

$$W_2 = \frac{\sum \mu(d_{obs}) \times \omega_2}{\sum \mu(d_{obs})} \quad (26)$$

式中: $\mu(d_{goal})$ 、 $\mu(d_{obs})$ 是输入变量的隶属函数值, ω_1 、 ω_2 分别是对应的覆盖值权重系数和势场权重系数。

2.5 算法融合

本文融合半弹簧人工势场法、A* 算法和覆盖值动态更新策略, 构建一种针对清扫车全覆盖任务的混合路径规划算法, 以实现高效的避障与全覆盖。具体流程如图 5 所示, 算法步骤概述如下:

1) 地图构建: 初始化栅格地图并确定清扫车的起始位置, 同时设置算法所需的参数;

2) 计算可行栅格: 确定清扫车周围的可行栅格, 并计算栅格的覆盖值, 标识出覆盖值较低的栅格;

3) 目标栅格选择: 对覆盖值最低的栅格计算 A* 算法的路径代价, 并选取角度差最小的栅格作为拟覆盖栅格;

4) 路径优化: 使用 A* 算法规划清扫车从当前位置到目标栅格的路径, 并结合覆盖值动态更新和半弹簧人工势场法进行优化;

5) 任务完成检查: 判断是否覆盖完全, 覆盖完全算法结束; 否则, 返回步骤 2)。

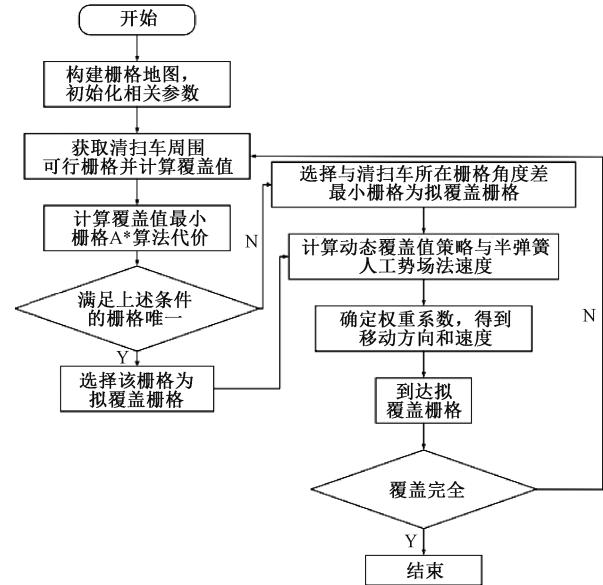


图 5 混合算法流程

Fig. 5 Flowchart of the hybrid algorithm

3 仿真分析与实验验证

3.1 仿真分析

设计 3 种不同障碍物分布的场景, 并与 3 种相关算法进行对比分析。3 种场景分别为: 障碍物规律分布场景、障碍物不规律分布场景和狭窄通道场景。对比算法分别为: 算法 1(在本文混合算法基础上将半弹簧人工势场法替换为传统人工势场法)、算法 2(在本文混合算法基础上去除覆盖值动态更新策略)、文献[13]算法。因文献[13]采用 A* 算法结合修正过引力势场的 APF 算法, 并且融合模拟退火算法进行全覆盖式路径规划, 与本文混合算法所用原始算法有较大重叠, 故选用为对比算法。实验采用 50×50 的栅格地图, 设置起始点为(1, 1)。在不同场景下, 每种算法分别运行 15 次, 以确保结果的稳定性和准确性, 并将算法性能评价指标设为路径长度、覆盖率和重复覆盖率。

实验环境的系统配置为: Windows 11(64 位)系统, MATLAB R2022a 软件, Intel® Core™ i5-8300 H CPU @ 2.30 GHz, NVIDIA GeForce GTX 1050 Ti 显卡。所有算法均在此环境中运行。

全覆盖路径规划效果如图 6~8 所示, 3 种算法在 3 种栅格地图中的仿真数据记录在表 2 中。相较于算法 1、算法 2、文献[13]算法, 由表 2 可知: 在障碍物分布规律场景中, 路径长度分别降低 2.8%、7.1%、2.2%, 重复覆盖率分别降低 49.6%、71.3%、42.9%; 在障碍物分布不规律场景中, 路径成本分别降低 12.7%、29.4%、19.0%, 重复覆盖率分别降低 36.7%、60.2%、48.1%; 在狭窄道路场景中, 路径成本分别降低 32.8%、25.5%、20.0%, 覆盖率分别提

升 3.6%、8.1%、0, 重复覆盖率分别降低 66.7%、60.8%、55.0%。

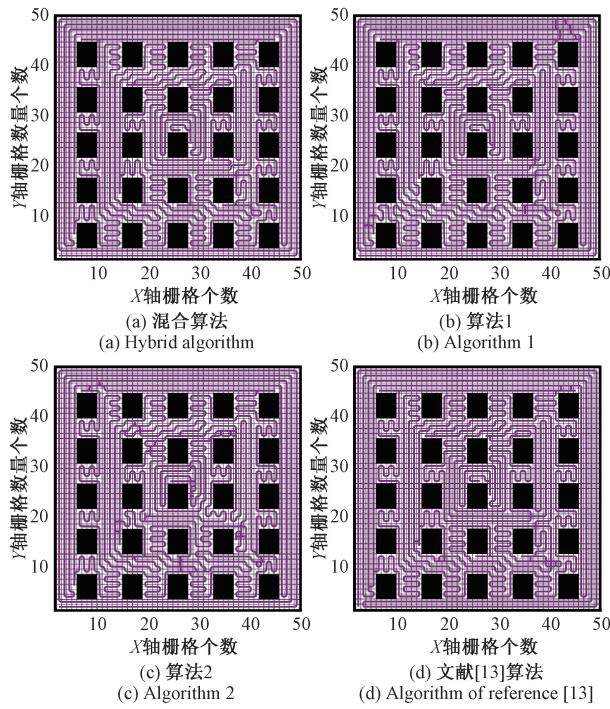


图 6 障碍物分布规律场景路径规划效果

Fig. 6 Path planning result for scenarios with regular

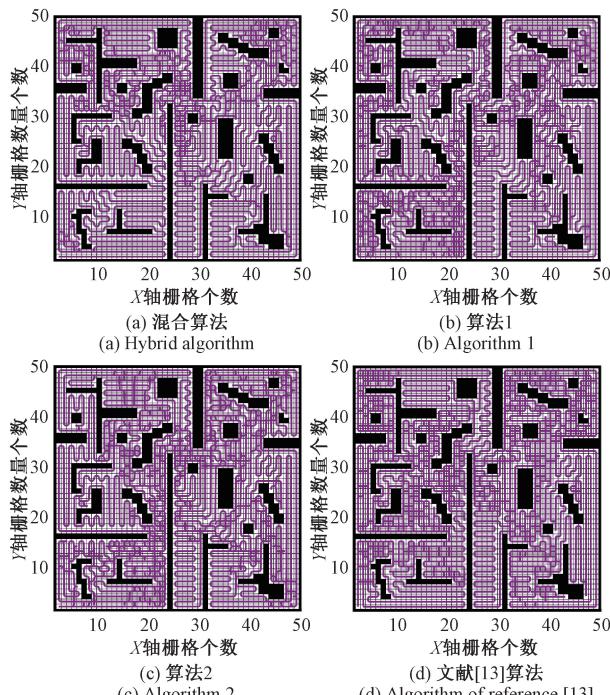


图 7 障碍物分布不规律场景路径规划效果

Fig. 7 Path planning result for scenarios with irregular

3.2 实验验证

为了验证混合算法仿真结果的有效性与先进性, 将混

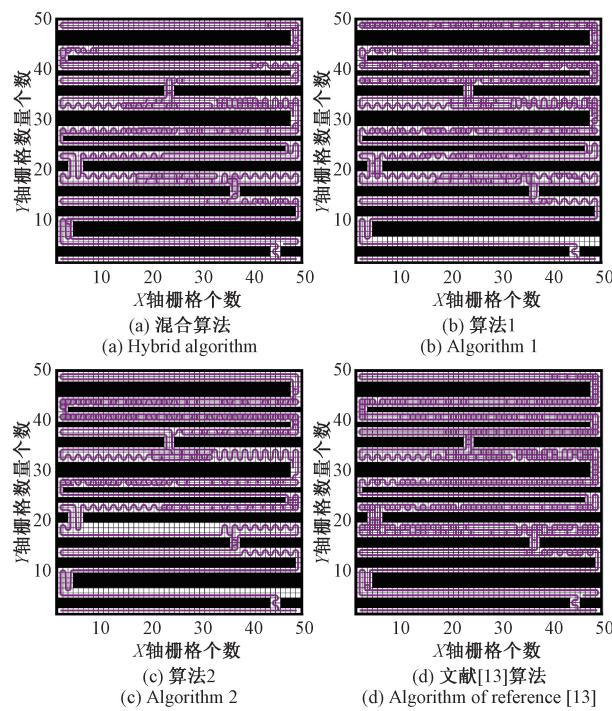


图 8 狹窄道路场景路径规划效果

Fig. 8 Path planning result for narrow road scenarios

表 2 全覆盖路径规划仿真数据

Table 2 Simulation data for complete coverage path planning

场景	算法	路径长度/格	覆盖率/%	重复覆盖率/%
障碍物分布	混合算法	2 057	100	2.8
规律场景	算法 1	2 117	100	5.5
	算法 2	2 215	100	9.7
	文献[13]算法	2 103	100	4.9
障碍物分不	混合算法	2 469	100	15.5
规律场景	算法 1	2 831	100	24.5
	算法 2	3 496	100	38.9
	文献[13]算法	3 049	100	29.9
狭窄道	混合算法	1 683	100	14.1
路场景	算法 1	2 506	96.5	42.3
	算法 2	2 259	92.5	36.0
	文献[13]算法	2 104	100	31.3

合算法用于搭建的智能清扫车中进行试验验证。如图 9 所示, 智能清扫车底盘采用全线控设计, 具备四轮独立驱动和差速转向功能; 采用上下位机分层控制体系, 其中上位机选用 NVIDIA Jetson Nano B01, 作为主控单元, 负责传感器数据的采集与融合、高性能计算及控制指令的输出; 下位机以 STM3 微控制器为核心, 主要负责驱动轮电机和清扫系统的精准执行, 包括速度控制和清扫动作协调。

实验步骤为: 首先通过电脑终端控制清扫车移动构建



图 9 智能清扫车实物图

Fig. 9 Physical image of an intelligent cleaning robot

出实验场景的二维地图并保存,然后启动导航模块,设置初始位,清扫车的最高速度设置为10 km/h。实验场景图及对应的清扫车环境建图如图10所示。其中,图10(a)实验场景1中障碍物分布规律,图10(c)实验场景2中障碍物分布不规律;图10(a)、图10(c)两实验场景的可行区域面积均约为53.2 m²;图10(b)、图10(d)分别为图10(a)、(c)清扫车扫描构建地图。

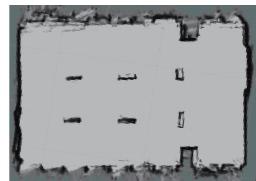
(a) 实验场景1
(a) Experimental scenario 1(b) 扫描地图1
(b) Scan map 1(c) 实验场景2
(c) Experimental scenario 2(d) 扫描地图2
(d) Scan map 2

图 10 实验场景

Fig. 10 Experimental scenario

图11为智能清扫车在两种场景下的全覆盖路径规划效果图,其中图11(a)、(b)分别为图10(a)实验场景一和图10(c)实验场景2的全覆盖路径规划实验效果图。表3为全覆盖路径规划具体数据,其中面积均人工测量且采用四舍五入保留一位小数。由图11与表3可知,智能清扫车可以完成目标区域的全覆盖移动;但由于清扫车的边刷等相关硬件和结构的协调性为非最佳,清扫车基本可以完成目标区域全覆盖清扫作业任务。

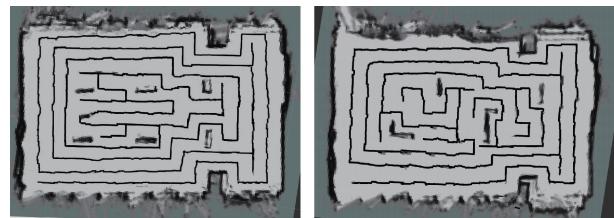
(a) 实验效果图1
(a) Experimental renderings 1
(b) 实验效果图2
(b) Experimental renderings 2

图 11 全覆盖路径规划实验效果

Fig. 10 Experimental result diagram for complete coverage path planning

表 3 全覆盖路径规划实验数据

Table 3 Experimental data for complete coverage path planning

评价指标	实际清扫面积/m ²	重复清扫面积/m ²	清扫率/%	重复清扫率/%
场景 1	50.8	2.7	95.5	5.3
场景 2	47.3	5.9	88.9	12.5

4 结 论

本文提出了一种融合半弹簧式APF、A*算法和覆盖值动态更新策略的智能清扫车全覆盖路径规划混合算法:提出了半弹簧式人工势场法,改善了传统人工势场法中震荡与局部最优问题,提高了路径平滑性;引入覆盖值动态更新策略,增强了算法在动态环境中的全局覆盖能力;结合模糊逻辑动态权重调整机制,提升了清扫车在复杂场景中的智能化适应能力。仿真结果表明,该算法在路径长度、覆盖率和重复覆盖率方面均表现出明显优势,并且在所搭建的智能清扫车平台进行了相关实验验证,可以完成清扫车的全覆盖作业任务。

参考文献

- [1] 何丽,张恒,袁亮,等.服务机器人社会意识导航方法综述[J].计算机工程与应用,2022,58(11):1-11.
HE L, ZHANG H, YUAN L, et al. A survey of socially aware navigation methods for service robots [J]. Computer Engineering and Applications, 2022, 58(11): 1-11.
- [2] 杨国,吴晓,肖如奇,等.改进A*算法的安全高效室内全局路径规划[J].电子测量与仪器学报,2024,38(7):131-142.
YANG G, WU X, XIAO R Q, et al. Improved A*

algorithm for secure and efficient indoor global path planning[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2024, 38(7): 131-142.

[3] 牛晶,申传艳,张利鹏,等.基于改进ACO-DWA算法的轮式植保机器人避障路径研究[J].电子测量与仪器学报,2024,38(5):188-200.
NIU J, SHEN CH Y, ZHANG L P, et al. Research on obstacle avoidance path of wheeled plant protection robot based on improved ACO-DWA algorithm [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2024, 38(5): 188-200.

[4] 高鹏飞,李涛,夏永康.基于改进麻雀算法的配电房巡检机器人路径规划[J].电子测量技术,2024,47(10): 62-69.
GAO P F, LI T, XIA Y K. Path planning of inspection robot in distribution room based on improved sparrow search algorithm [J]. Electronic Measurement Technology, 2024, 47(10): 62-69.

[5] 王宁,韩雨晓,王雅萱,等.农业机器人全覆盖作业规划研究进展[J].农业机械学报,2022, 53(S1):1-19.
WANG N, HAN Y X, WANG Y X, et al. Research progress on full coverage operation planning for agricultural robots [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022, 53 (S1): 1-19.

[6] 熊勇刚,李波,姚焘,等.改进A*算法的移动机器人全局路径规划[J].电子测量技术,2024,47(5):31-36.
XIONG Y G, LI B, YAO T, et al. Global path planning for mobile robots based on an improved A* algorithm [J]. Electronic Measurement Technology, 2024, 47(5): 31-36.

[7] 伞红军,杨晓园,陈久朋,等.基于拟水流算法在移动机器人路径规划中的应用[J].仪器仪表学报,2024, 45(7): 263-278.
SAN H J, YANG X Y, CHEN J P, et al. Application of the quasi-water flow algorithm in mobile robot path planning[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2024, 45(7): 263-278.

[8] 郝琨,邓晁硕,赵璐,等.基于区域搜索粒子群算法的机器人路径规划[J].电子测量与仪器学报,2022, 36(12):126-135.
HAO K, DENG CH SH, ZHAO L, et al. Robot path planning based on regional search particle swarm optimization algorithm [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2022, 36 (12): 126-135.

[9] 吴靖宇,朱世强,宋伟,等.基于改进单元分解法的全覆盖路径规划[J].系统工程与电子技术,2023,45(12): 3949-3957.
WU J Y, ZHU SH Q, SONG W, et al. Full coverage path planning based on an improved cell decomposition method [J]. Systems Engineering and Electronics, 2023, 45(12): 3949-3957.

[10] 王子润,燕必希,董明利,等.基于激光雷达与改进AMCL的爬壁机器人定位方法[J].仪器仪表学报,2022,43(12): 220-227.
WANG Z R, YAN B X, DONG M L, et al. Localization method for wall-climbing robots based on LIDAR and improved AMCL[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2022, 43(12): 220-227.

[11] 王贵程,吴国新,左云波,等.基于改进蚁群算法包装机器人轨迹规划研究[J].电子测量与仪器学报,2019, 33(8): 94-100.
WANG G CH, WU G X, ZUO Y B, et al. Trajectory planning for packaging robots based on an improved ant colony algorithm [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2019, 33 (8): 94-100.

[12] 杨教,陆安江,彭熙舜,等.基于改进粒子群算法的三维路径规划研究[J].电子测量技术,2023,46(12):92-97.
YANG J, LU AN J, PENG X SH, et al. Research on 3D path planning based on an improved particle swarm optimization algorithm [J]. Electronic Measurement Technology, 2023, 46(12): 92-97.

[13] 姜新波,王孟微,杨春梅,等.基于A*和APF算法的果园喷雾机器人路径规划[J].传感器与微系统,2024, 43(12): 145-149.
JIANG X B, WANG M W, YANG CH M, et al. Path planning of orchard spraying robots based on A* and APF algorithms[J]. Sensors and Microsystems, 2024, 43(12): 145-149.

[14] 王伟,陈跃东,陈孟元.基于IAPF与多层Morphin搜索树的移动机器人路径规划[J].电子测量与仪器学报,2017, 31(2):302-308.
WANG W, CHEN Y D, CHEN M Y. Path planning for mobile robots based on IAPF and multi-layer Morphin search tree [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2017, 31(2): 302-308.

[15] 张弛,魏巍.基于改进人工势场法的移动机器人路径规划[J/OL].系统仿真学报,1-10[2024-12-24]. <https://doi.org/10.16182/j.issn1004731x.joss.24-0665>.
ZHANG CH, WEI W. Path planning for mobile robots based on an improved artificial potential field method[J/OL]. Journal of System Simulation, 1-10 [2024-12-24]. <https://doi.org/10.16182/j.issn1004731x>.

joss, 24-0665.

[16] 高申勇,许方镇,郭鸿杰.基于弹簧模型的移动机器人路径规划研究[J].仪器仪表学报,2016,37(4):796-803.
GAO SH Y, XU F ZH, GUO H J. Research on mobile robot path planning based on the spring model [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2016, 37(4): 796-803.

[17] GALCERAN E, CARRERAS M. A survey on coverage path planning for robotics[J]. Robotics and Autonomous Systems, 2013, 61(12):1258-1276.

[18] OKSANEN T, VISALA A. Coverage path planning algorithms for agricultural field machines[J]. Journal of Field Robotics, 2009, 26(8):651-668.

[19] 李楷.封闭未知环境下扫地机器人的路径全覆盖优化算法研究[D].武汉:华中科技大学,2019.
LI K. Research on path full coverage optimization algorithm for sweeping robots in unknown enclosed environments[D]. Wuhan: Huazhong University of Science and Technology, 2019.

[20] KHATIB O. The potential field approach and operational space formulation in robot control [M]. Boston: Springer, 1986: 367-377.

[21] 许万,程兆,朱力,等.一种基于改进人工势场法的局部路径规划算法[J].电子测量技术,2022,45(19):83-88.
XU W, CHENG ZH, ZHU L, et al. A local path planning algorithm based on an improved artificial potential field method [J]. Electronic Measurement Technology, 2022, 45(19): 83-88.

[22] 孙岩霆,王荣杰,蒋德松.融合A*与DWA算法的水面船艇动态路径规划[J].仪器仪表学报,2024,45(1):301-310.
SUN Y T, WANG R J, JIANG D S. Dynamic path planning for surface vessels integrating A* and DWA algorithms [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2024, 45(1): 301-310.

作者简介

郭志军(通信作者),博士,教授,主要研究方向为车辆系统动力学、车辆智能控制等。

E-mail:gzhij1970@163.com

杜林林,硕士研究生,主要研究方向为智能车辆路径规划。

王丁健,博士研究生,主要研究方向为智能车辆路径规划、燃料电池电解槽。

王远,硕士研究生,主要研究方向为智能车辆路径规划。

苏豪,硕士研究生,主要研究方向为智能车辆轨迹跟踪。