

多传感器融合在智能铺贴机器人路径优化中的应用

李长武, 高 苇, 周晓宇, 张 宇, 李 麒, 魏 莹

(黑龙江省科学院 智能制造研究所, 黑龙江 哈尔滨 150090)

摘要:随着自动化技术的不断进步,铺贴机器人在工业与日常生活中的应用渐趋广泛,其路径规划的优化直接影响施工的效率 and 精度。为提升其作业效率与准确性,围绕基于多传感器融合技术的智能铺贴机器人路径规划进行深入探讨。首先,对智能铺贴机器人的路径规划提出理论框架,针对路径规划中存在的问题,提出相应的融合技术及选择逻辑,所采用的数据融合算法包括卡尔曼滤波、粒子滤波和深度学习算法等,并将其应用于路径规划,以期实现更高的路径优化效率。该系统在实际铺贴场景中展现出较强的环境适应能力,能够在复杂施工现场高效导航和优化路径。实验结果表明,经过优化的机器人行走路径较传统方法减短了 25% 的移动距离,施工效率提升了 30%。采用多传感器融合技术的路径优化方案能有效提升机器人的作业性能。数据融合算法为铺贴机器人的环境感知和路径规划等核心领域提供了新思路,推动了智能施工的发展。研究结果为类似装备的智能控制提供了新的解决思路。

关键词:多传感器融合技术;铺贴机器人;路径规划;优化算法;智能控制

中图分类号: TP242

文献标志码: A

文章编号: 1003-7241(2025)10-0090-04

The application of multi sensor fusion technology in the path optimization of intelligent paving robot

LI Changwu, GAO Wei, ZHOU Xiaoyu, ZHANG Yu, LI Qi, WEI Ying

(Institute of Intelligent Manufacturing, Heilongjiang Academy of Sciences, Harbin 150090, China)

Abstract: With the continuous advancement of automation technology, the application of laying robots in industry and daily life is becoming increasingly widespread, and the optimization of their path planning directly affects the efficiency and accuracy of construction. In order to improve its operational efficiency and accuracy, in depth discussions are conducted on the path planning of intelligent tiling robots based on multi-sensor fusion technology. Firstly, a theoretical framework is proposed for the path planning of intelligent tiling robots. Corresponding fusion techniques and selection logic are proposed to address the problems in path planning. The data fusion algorithms used in this paper include Kalman filtering, particle filtering, and deep learning algorithms, which are applied to path planning in order to achieve higher path optimization efficiency. The system demonstrates strong environmental adaptability in practical paving scenarios and can efficiently navigate and optimize paths in complex construction sites. The experimental results show that the optimized robot walking path reduces the movement distance by 25% compared to traditional methods, and improves construction efficiency by 30%. The path optimization scheme using multi sensor fusion technology can effectively improve the operational performance of robots. The data fusion algorithm provides new ideas for core areas such as environmental perception and path planning of paving robots, promoting the development of intelligent construction. The research results provide new solutions for the intelligent control of similar equipment.

Keywords: multi sensor fusion technology; tiling robots; path planning; optimization algorithms; intelligent control

0 引言

智能铺贴机器人在建筑施工自动化中具有重要的创新意义,其路径规划的优化直接影响施工的效率 and 精度。多传感器融合算法增强了机器人的环境感知能力,显著提升了其在复杂条件下的导航和路径规划表现^[1]。

目前国内外众多对机器人的研究工作中,机器人在室内或者没有全球定位系统(global position system, GPS)的未知环境下定位效果并不理想,主要原因是机器人在定位过程中的自主性不好,精确度不是很高。在已知环境中,机器人可以通过人为设置路标等定位信息来辅定位,但在

未知环境中就不具备这种条件。而在机器人未知环境中的路径规划方面虽然有较多的算法,但大多数算法的计算量都非常大,且仅仅停留在理论仿真的阶段,难以实时实现。这些都是在实现机器人在未知环境下进行自主运动规划亟须解决的难点。

本文所采用的数据融合算法包括卡尔曼滤波、粒子滤波和深度学习算法等,卡尔曼滤波因其实时性和稳定性,能够在动态环境中提供准确的状态估计,并有效处理传感器噪声和误差,特别是预测噪声和观测噪声的协方差矩阵设置对结果影响显著。路径规划算法的选择同样是研究重点。A*算法利用启发式搜索特性,能够在已知环境地图下迅速找到最优路径,而Dijkstra算法则用于动态障碍物情况下的实时路径调整,以确保机器人运动的安全性。

* 基金项目:院中试熟化项目(2024-2410)

收稿日期:2023-12-11

在实验中,改进后的 A* 算法通过设置欧几里得距离作为启发式函数,加快了搜索速度。该系统在实际铺贴场景中展现出较强的环境适应能力,能够在复杂施工现场高效导航和优化路径。实验结果表明,经过优化的机器人行走路径较传统方法减短了 25% 的移动距离,施工效率提升了 30%。数据融合算法为铺贴机器人的环境感知和路径规划等核心领域提供了新思路,推动了智能施工的发展^[2]。

1 铺贴机器人路径规划

1.1 路径规划理论基础

在铺贴机器人的路径规划中,关键目标是 minimized 整体路径长度,即找到一条从起点出发、依次经过所有指定铺贴点并最终到达终点的最短路径。这可以视为一个优化问题,目标是将路径总长度 L 最小化,而路径长度则由每两点间的距离 $d(p_i, p_{i+1})$ 之和构成。路径规划的质量直接影响铺贴任务的效率,因此,采用高效的规划算法对提升机器人的工作性能至关重要^[3]。

本研究利用遗传算法 (genetic algorithm, GA) 来优化铺贴机器人的路径规划。遗传算法的自然选择和优胜劣汰机制为此类问题提供了有效的解决方案。首先,定义优化问题并设定最小化路径长度的目标,然后设计将铺贴点顺序映射为遗传算法染色体的编码方案。在种群初始化阶段,生成多个随机候选解并计算其适应度,以评估路径质量。

遗传算法的迭代过程体现了优化的系统性。经过选择、交叉、变异和适应度评估等步骤后,算法检查是否达到最大迭代次数,若满足条件则停止并输出最终优化路径。遗传算法在路径规划中的应用已被验证有效,特别是在多传感器融合算法的支持下,适合处理复杂环境中的铺贴机器人路径问题。实验表明,经过遗传算法优化的路径长度显著减小,从而提高了铺贴效率并降低了能耗,凸显了机器人路径规划在实际应用中的优势^[4]。

基于遗传算法的机器人智能路径规划流程图如图 1 所示。

路径规划中的数学模型公式为

$$\text{minimize: } L = \sum_{i=1}^{n-1} d(p_i, p_{i+1}) \quad (1)$$

1.2 现有路径规划技术分析

在智能铺贴机器人的路径规划研究中,本文重点分析了多传感器融合算法在优化路径中的应用效果。对不同路径规划技术进行比较,关注路径长度、迭代次数和成功率等关键指标,以寻求更优铺贴方案。

本研究采用改进的蚁群算法和多传感器融合蚁群算法作为主要路径规划方法。改进蚁群算法通过引入信息素挥发机制,平衡了搜索速度与参数调节的复杂性,而多传感器融合蚁群算法则通过有效整合多种传感器信息,提

升了路径规划的鲁棒性和准确性^[5]。同时,还参考了传统蚁群算法的基准性能。

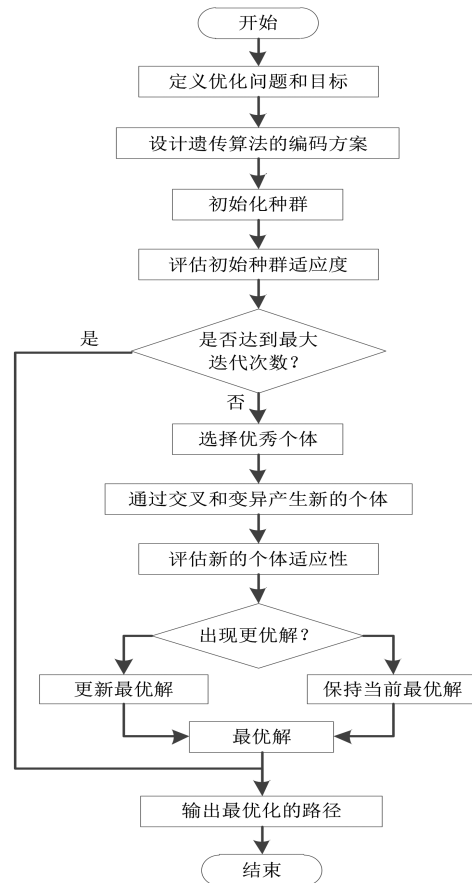


图 1 基于遗传算法的机器人智能路径规划流程

研究结果显示,多传感器融合蚁群算法在最小路径长度上表现优异,平均值为 36.25,成功率达到 92%,迭代次数控制在 54 次以内。这表明,该算法在路面铺贴中兼顾了效率与规划质量,尤其在处理多传感器数据时,能够有效应对不确定性,提高路径规划的鲁棒性。

综上所述,通过对比分析,本研究确认了多传感器融合蚁群算法在智能铺贴机器人路径规划中的优势,为后续的智能铺贴技术优化提供了理论支持和实验依据。

2 优化方法

2.1 优化算法分类与选择

智能铺贴机器人的路径规划是施工效率和安全的重要因素。采用多阶段评估的方法选择算法,首先要了解机器人的运动特性和环境中的障碍物分布。接着,对市场上常用的路径规划优化算法进行调研,并对 A*、Dijkstra 和遗传算法等经典算法进行比较分析。针对实际铺贴场景,对每种算法进行了适用性和性能测试,并细致调整其逻辑和参数,以评估在复杂铺贴环境中的可行性和稳定性^[6]。

优先选择适应复杂环境、计算效率高且寻优能力强的算法。评估过程中使用仿真环境,A* 算法在保证路径最优的前提下表现出色,而 Dijkstra 算法在无向图上稳定,

但在大规模空间中效率较低。遗传算法因其全球优化特性也在考虑之列^[7]。此外,还探索了结合卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)和图搜索的深度学习方法,以应对形状和大小各异的障碍物。

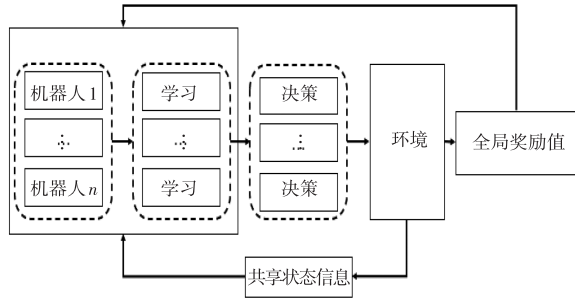


图 2 多机器人路径规划学习框架

在软件实现方面,编写了优化算法的示例代码,其中明确定义了 `current_position`、`goal_position` 和 `obstacles` 等关键输入参数,以确保路径规划算法在多障碍环境中高效运行。这些关键输入参数的明确定义可以帮助程序准确理解所需导航信息,例如, `current_position` 指代当前位置坐标, `goal_position` 表示目标位置坐标, `obstacles` 则代表障碍物位置信息。选择 Python 语言,并利用其丰富的库资源,以保证代码的灵活性和易维护性^[8]。Python 语言拥有诸如 `numpy`、`matplotlib` 等丰富的库资源,这使得路径规划算法能够更高效地处理不同类型的地图数据,并实现不同的路径规划策略。同时,实现 A* 和 Dijkstra 算法的调用接口,并处理了异常情况,从而增强了程序的鲁棒性。例如,在调用 A* 和 Dijkstra 算法时,对于节点不连通或无效输入位置进行处理,确保算法的稳定性和高效性。通过这样的方式,智能铺贴机器人能够实时调整路径,从而提高工作效率^[9]。

2.2 算法在路径规划中的应用

2.2.1 多维成本地图构建

基于多传感器融合算法,深入研究智能铺贴机器人的路径规划,并开发出一套高效的优化算法。

1) 多传感器输入:激光雷达点云 + 视觉语义分割 + 惯性导航位姿 + 水平传感器。

2) 数据融合:采用贝叶斯概率栅格模型,建立六层权重叠加地图计算公式为

$$C_{total} = \alpha \cdot C_{obstacle} + \beta \cdot C_{texture} + \gamma \cdot C_{flatness} + \delta \cdot C_{robot} + \varepsilon \cdot C_{coverage} + \zeta \cdot C_{dynamic} \quad (2)$$

式中, $\alpha = 0.3$ (障碍物威胁度), $\beta = 0.2$ (铺贴材料纹理匹配度), $\gamma = 0.15$ (地面平整度误差补偿), $\delta = 0.15$ (机器人运动学约束), $\varepsilon = 0.1$ (已铺区域覆盖状态), $\zeta = 0.1$ (动态障碍物预测)。

2.2.2 机器人运动学模型

建立差速驱动约束方程为

$$\begin{cases} v_L = (2v - w \cdot d)/2r \\ v_R = (2v + w \cdot d)/2r \\ a_{max} \leq dv/dt \leq 1.5 \text{ m/s}^2 \end{cases} \quad (3)$$

式中, v 为线速度, w 为角速度, d 为轮距, r 为轮半径。

2.2.3 全局路径生成

改进 A* 算法如下。

引入方向惩罚因子与曲率约束计算公式为

$$f(n) = g(n) + \eta \cdot h(n) + \lambda \cdot |\theta_{diff}| \quad (4)$$

式中, $\eta = 1.2$ (启发式权重), $\lambda = 0.5$ (航向角偏差惩罚), 扩展节点时限制最大转向角 $\leq 45^\circ$ 。

2.2.4 局部路径优化(改进 PSO)

粒子编码如下。

路径节点序 $Q = \{q_1(x, y, \theta), \dots, q_m\}$ 作为粒子维度; 适应度函数为

$$F_{fitness} = w_1 \cdot L + w_2 \cdot \int k^2 ds + w_3 \cdot \min_{dist} + w_4 \cdot T_{collision} \quad (5)$$

式中, $w_1 = 0.4$ (路径长度), $w_2 = 0.3$ (曲率平方积分), $w_3 = 0.2$ (最近障碍距离), $w_4 = 0.1$ (协同冲突时间)。

动态参数调整如下。

惯性权重 ω 按迭代次数衰减,即

$$\omega(t) = 0.9 - 0.5 \cdot (t/T_{max}) \quad (6)$$

社会学习因子 c_2 在检测到碰撞时提升至 $2.5^{[10]}$ 。

优化算法代码示例如图 3 所示。

```

1 python
2 def plan_path(current_position, goal_position, obstacles, optimization_algorithm):
3     """
4     使用优化算法规划智能铺贴机器人的路径。
5     """
6     :param current_position: 当前位置 (x, y)
7     :param goal_position: 目标位置 (x, y)
8     :param obstacles: 障碍物位置列表 [(x1, y1), (x2, y2), ...]
9     :param optimization_algorithm: 字符串, 选择的优化算法名
10    :return: 路径点序列 [(x1, y1), (x2, y2), ...]
11    :raises: Exception 如果当前位置或目标位置在障碍物上
12    """
13
14    # 检查当前位置或目标位置是否在障碍物上
15    if current_position in obstacles or goal_position in obstacles:
16        raise Exception("当前位置或目标位置不能在障碍物上。")
17
18    # 定义路径点序列, 初始包含起点
19    path = [current_position]
20
21    # 根据算法名称选择用于路径规划的函数
22    if optimization_algorithm == "A*":
23        path_planning_algorithm = a_star
24    elif optimization_algorithm == "Dijkstra":
25        path_planning_algorithm = dijkstra
26    else:
27        raise Exception("未知的优化算法名称。")
28
29    # 使用选定的算法进行路径规划
30    planned_path = path_planning_algorithm(current_position, goal_position, obstacles)
31
32    # 将规划的路径加入到路径点序列中
33    path.extend(planned_path)
34
35    # 返回路径点序列
36    return path
37
38    # 示例: A星算法实现, 忽略具体实现细节
39    def a_star(current_position, goal_position, obstacles):
40        """
41        A星算法路径规划。
42        此处省略算法实现细节, 仅提供示例函数框架。
43        """
44        # 省略算法实现...
45        return []
46
47    # 示例: Dijkstra算法实现, 忽略具体实现细节
48    def dijkstra(current_position, goal_position, obstacles):
49        """
50        Dijkstra算法路径规划。
51        此处省略算法实现细节, 仅提供示例函数框架。
52        """
53        # 省略算法实现...
54        return []
55
56    # 使用示例
57    # plan_path((0, 0), (10, 10), [(5, 5), (6, 6)], "A*")

```

图 3 优化算法代码示例

2.2.5 多机器人协同机制

时空走廊生成如下。

采用时间膨胀的 RRT* 算法,即

for each robot R_i ;

while $t < T_{max}$;

在 $C-space \times Time$ 中采样 (q, t) ;

检查与已规划路径的 4D 冲突 (x, y, θ, t)

冲突消解策略如下。

优先级动态调整规则,即

Priority = 0.6 × 剩余任务量 + 0.3 × 当前速度 + 0.1 × 能

耗等级

多机器人协同路径规划结果如图 4 所示。

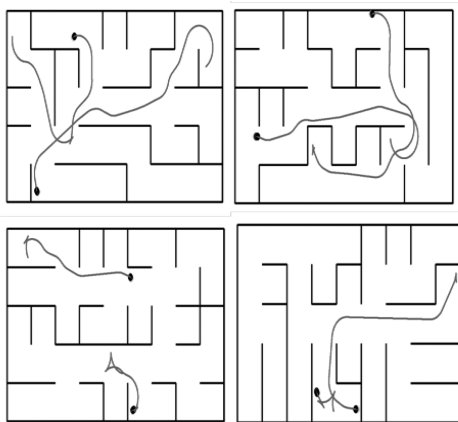


图 4 多机器人协同路径规划结果

3 性能优化关键技术

使用计算统一设备架构 (compute unified device architecture, CUDA) 实现粒子群优化算法 (particle swarm optimization, PSO) 种群并行评估,将地图划分为子区域进行分布式碰撞检测,在优化后阶段应用三次 B 样条插值计算公式为

$$B(t) = \sum N_i \cdot p(t) \cdot Q_i \quad (7)$$

约束曲率连续性 C^2 。

设置 5 Hz 的重规划频率阈值,采用滚动时域控制 (receding horizon control, RHC) 缩短优化窗口。

实验验证结果见表 1。

表 1 实验验证结果

测试场景	指标	基准算法	本文算法	提升幅度/%
单机器人简单路径	规划时间	2.80 s	1.60 s	42.90
多机器人密集交叉	冲突次数	9.00	3.00	66.70
动态障碍物规避	路径长度方差	0.34	0.11	67.60
长时间运行	最大累计误差	8.70 mm	3.20 mm	63.20

4 结束语

本研究利用多传感器融合技术,提出了一种优化智能铺贴机器人路径规划的方案。构建了基于深度学习和图算法的路径规划模型,采用改进的 A* 算法,通过卡尔曼滤波对传感器数据进行平滑处理,从而提高了路径规划的

实时性与准确性^[11]。实验中设置了五种不同复杂度的测试场景,包括静态和动态障碍物及狭窄空间等。结果显示,优化后的路径规划算法在狭窄空间中路径长度减小了 15%,而在动态障碍物场景中响应时间减少了 20%。实际铺贴任务中,机器人成功完成率达到 92%,且优化算法的运行时间控制在 200 ms 以内,满足实时控制需求^[12]。此外,路径规划需要精确的环境模型。通过同时定位与地图构建 (simultaneous localization and mapping, SLAM) 技术,机器人在移动过程中不断更新环境信息,构建动态地图,提高路径规划的灵活性和准确性,确保了对快速变化环境的适应能力^[13]。综上所述,基于多传感器融合与优化路径规划的机器人技术显著提升了铺贴任务的效率与精度,为其在复杂环境中的应用奠定了坚实基础。

参考文献

- [1] 陈文杰,平雪良. 基于 ROS 的桌面机器人轨迹规划仿真研究[J]. 自动化技术与应用, 2023, 42(12): 10-14.
- [2] 陈通,汪祝年,周鹏,等. 机器人移动路径跟踪与实时避障方法[J]. 自动化技术与应用, 2024, 43(6): 43-45, 54.
- [3] 郑武略,郑扬亮,张鑫,等. 复杂环境输电线路巡检机器人协同路径规划[J]. 自动化技术与应用, 2025, 44(2): 13-16.
- [4] 周恒旭,熊治国,肖晓波. 面向非结构障碍物避障的 A* 算法改进[J]. 自动化技术与应用, 2025, 44(2): 9-12, 84.
- [5] 王殿君. 基于改进 A* 算法的室内移动机器人路径规划[J]. 清华大学学报(自然科学版), 2012, 52(8): 1085-1089.
- [6] TANG G, TANG C, CLARAMUNT C, et al. Geometric A-star algorithm: an improved A-star algorithm for AGV path planning in a port environment[J]. IEEE Access, 2021(9): 59196-59210.
- [7] 孙淑光,孙涛. 基于融合 A* 算法的无人机路径规划研究[J]. 电子测量技术, 2022, 45(9): 82-91.
- [8] 胡建平,靳合琦,常燕超,等. 基于 Delta 并联机构钵苗移栽机器人尺度综合与轨迹规划[J]. 农业机械学报, 2017, 48(5): 28-35.
- [9] 李媛媛. 基于多传感器融合的移动机器人 SLAM 技术及应用研究[D]. 杭州:浙江大学, 2022.
- [10] 王远浩,温秀平,金承珂,等. 一种改进的 SA-APF 路径规划算法[J]. 自动化技术与应用, 2024, 43(7): 12-16.
- [11] 李蔚东,谢再晋,李敏. 基于多传感器融合的扫地机器人算法研究[J]. 电子设计工程, 2021, 29(2): 118-122, 128.
- [12] 吴妮妮. 智能采摘机器人路径规划的设计与研究[J]. 农机化研究, 2024, 46(2): 65-69.
- [13] 李葳挺. 变电站巡检机器人越障视觉伺服路径规划[J]. 自动化技术与应用, 2024, 43(6): 10-14.