

# AI赋能下新能源智能小车逆向路径规划系统设计与实现

吴江涛 付强 陈浩杰 蔡洪永  
辽宁科技学院 辽宁 本溪 117000

**摘要:** 新能源智能小车在规定轨迹打点等相对规整环境中的路径规划能力,直接影响其作业效率与能耗水平。传统正向路径规划算法在动态避障与全局最优求解方面存在局限性,难以适应多变场景需求。本文设计并实现了一套基于深度强化学习与改进A\*算法的逆向路径规划系统,通过逆向思维从目标点向起点搜索最优轨迹,结合深度Q网络实现实时动态避障。实验表明,该系统在静态环境下路径长度较传统算法显著缩短,动态环境下重规划成功率大幅提升,为新能源智能小车提供了高效、鲁棒的路径规划解决方案。

**关键词:** 新能源智能小车; 逆向路径规划; 深度强化学习; 动态避障

**引言:** 随着新能源技术与人工智能的深度融合,智能小车在预设轨迹标记点引导的规整作业环境(如园区定点巡检、仓储货架间定点取放、产线定点配送等)中应用日益广泛。路径规划作为智能小车的核心技术之一,直接影响其运行效率、能耗表现与任务完成质量。逆向路径规划从目标点向起点反向搜索,能够有效利用环境先验信息。本文融合深度强化学习与改进A\*算法,设计一套AI赋能的逆向路径规划系统,并通过实验验证其性能优势。

## 1 系统需求分析与总体设计

### 1.1 新能源智能小车应用场景与需求

新能源智能小车主要应用于园区定点巡检、仓储货架间定点取放、产线定点配送等需按规定轨迹打点行驶的场景,对路径规划提出三方面核心需求。一是实时性要求,小车需在毫秒级时间内对动态障碍物作出响应,避免碰撞。二是最优性要求,路径应在安全前提下尽可能短,以降低能耗、延长续航里程。三是鲁棒性要求,系统能适应光照变化、地面差异、临时障碍物等不确定因素。传统正向规划方法仅关注最短路径,忽视了环境动态变化和能量管理,难以同时满足上述需求,亟需引入人工智能技术提升系统的智能化水平和自适应能力。

### 1.2 逆向路径规划原理与优势

逆向路径规划是从目标点向起点反向搜索可行路径的方法,利用环境先验信息从终点向起点扩展搜索空间。与传统正向规划相比,它具有三方面优势。第一,信息利用更充分。目标点如充电桩位置往往是固定的,逆向规划可将其作为先验知识融入搜索,减少无效探索。第二,多目标适应性更强。当存在多个候选目标点时,可一次性生成到达各点的路径代价地图,供小车实

时查询。第三,与深度强化学习结合更自然。逆向规划中的价值函数与深度Q网络的Q值函数结构相似,便于神经网络训练与知识迁移<sup>[1]</sup>。

### 1.3 系统总体架构设计

本系统采用分层模块化架构,自下而上分为三个层次。数据感知层搭载充电模块、太阳能板等简易设备,实时采集小车电量、位置及环境基础信息。决策规划层是核心处理层,包含全局规划与局部规划两大模块。全局规划采用改进A\*算法进行逆向静态路径搜索,生成从目标点到起点的参考路径;局部规划采用深度Q网络实现动态避障与路径重规划。执行控制层将路径点转换为速度指令,通过PID控制器驱动电机。三层之间通过串口或CAN总线通信,满足系统实时性要求。

## 2 系统关键技术研究

### 2.1 基于改进A\*算法的逆向全局路径规划

传统A\*算法在栅格地图中通过估价函数来搜索最优路径,其中实际代价为从起点到当前节点的真实距离,启发式估计为当前节点到终点的预估距离。本文将传统算法改造为逆向搜索模式,从目标点向起点进行搜索,估价函数相应调整为从目标点到当前节点的实际代价与当前节点到起点的预估距离之和。这一调整使得算法能够充分利用目标点固定的先验信息,提高搜索效率。为进一步提升搜索性能,本文引入了双向加权策略:当搜索前沿逐渐接近起点时,适当增大启发式函数的权重,加速算法收敛过程。同时在代价函数中加入了转角惩罚项,使得规划出的路径更加平滑,减少小车在行驶过程中频繁转向带来的额外能耗增加和机械磨损。算法具体执行流程如下:首先初始化开放列表和关闭列表,将目标点加入开放列表作为搜索起点;然后循环取出估价函数数值最小的节点进行扩展,生成其邻域节点;接着更新

大创项目编号: 202611430035

各节点的代价值并记录父节点关系；当起点被加入关闭列表时终止搜索过程；最后逆向回溯生成完整的行驶路径。该算法的时间复杂度为线性对数级别，在典型应用场景中可在200毫秒内完成规划任务。

## 2.2 基于深度Q网络的动态避障策略

静态全局路径无法有效应对环境中突然出现的动态障碍物，如园区定点巡检、仓储货架间定点取放、产线定点配送等场景等情况，因此需要局部重规划能力。本文采用深度Q网络实现端到端的避障决策，无需显式建模障碍物的运动轨迹，大大降低了系统复杂度。状态空间设计为多维向量，包括小车当前的位置坐标和朝向角度、目标点相对于小车的方位、以及前方左中右三个方向通过传感器探测到的最小距离值，这些信息足以描述小车所处的环境状态。动作空间设计为五个离散动作：前进、左转三十度、右转三十度、左转六十度、右转六十度，覆盖了小车基本的运动模式，兼顾了控制的精细度和决策的简洁性。奖励函数是深度强化学习训练收敛的关键，本文精心设计了多目标奖励机制：到达目标点时给予较大的正向奖励；碰撞障碍物时给予较大的负向惩罚；每接近目标点一步给予小的正向奖励；每远离目标点一步给予小的负向惩罚；平滑行驶无急转时给予额外的正向奖励。神经网络采用三层全连接结构，输入层节点数与状态维度匹配，两个隐藏层分别设置较多的节点数以提取特征，输出层节点数与动作空间大小一致。训练采用经验回放机制和目标网络技术，有效提升了训练的稳定性和收敛速度<sup>[2]</sup>。

## 2.3 全局规划与局部规划的协同机制

全局规划与局部规划的协同配合是系统稳定运行的关键。本文设计了三层协同机制。第一层是路径跟随与局部修正机制。全局规划器输出的路径点序列作为参考轨迹，局部规划器以此为基准生成跟随指令。当检测到动态障碍物时，局部规划器临时偏离全局路径执行避障，绕过障碍物后重新切入原路径，实现全局引导与局部灵活性的统一。第二层是局部失败触发全局重规划机制。当局部规划器连续多个周期无法找到可行避障路径时，判定当前全局路径已被完全阻塞，立即触发全局重规划，以小车当前位置为新起点、原目标点为终点重新运行改进A\*算法。第三层是代价地图动态更新机制。局部规划过程中感知到的动态障碍物信息被实时更新到全局代价地图中，使后续全局重规划能够主动避开已知的动态障碍区域，避免反复陷入同一阻塞点。这三层协同机制确保了系统在静态和动态环境中均能保持高效稳定的运行状态。

## 3 系统实现与实验验证

### 3.1 仿真环境与算法实现

系统算法实现基于仿真环境进行训练与验证。仿真平台采用三维物理仿真软件，搭建了多种典型应用场景，包括园区道路、仓储货架通道、产线走廊等规整环境。地图尺寸统一设置为50米×50米栅格地图，栅格分辨率为0.1米，随机生成15%-25%的静态障碍物覆盖率。动态障碍物设置为移动速度为0.3-0.8米/秒的行人或车辆模型，运动轨迹为随机直线或折线。全局规划模块采用改进A\*算法，用C++语言实现以保障执行效率；局部规划模块采用深度Q网络，基于深度学习框架构建，在仿真环境中完成训练。训练数据集通过自动化脚本生成，包含20种不同布局的地图类型，每种地图随机生成50组起点-终点对，共收集1000条训练轨迹。仿真环境支持实时渲染与数据记录，可输出小车位置、速度、航向角、障碍物距离、规划路径等完整状态信息，为算法参数调优和性能评估提供数据支撑<sup>[3]</sup>。

### 3.2 实验设计与评价指标

为全面评估系统性能，本文设计了三组对比实验。实验一对比静态环境下的路径规划性能。将本系统与传统A\*算法、快速随机扩展树算法、蚁群算法在相同栅格地图中进行对比测试，地图规模固定为6米×6米，起点位于左下角、终点位于右上角，分别测量各算法规划的路径长度、规划耗时及路径平滑度（转角总和）。实验二对比动态环境下的避障性能。在仿真环境中设置3-5个随机移动的标点，移动速度在0.16-0.4米/秒范围内随机变化，分别测试本系统、纯A\*算法（无局部规划）、动态窗口法三种方法，记录50次运行中的避障成功次数、平均重规划时间及碰撞率。实验三测试不同障碍物密度下的鲁棒性。将静态障碍物覆盖率从10%逐步提升至40%，动态障碍物数量从1个逐步增加至8个，测试本系统在不同复杂度环境中的任务完成率和平均路径长度。每组实验重复30次并取平均值，以确保实验结果的统计可靠性。

### 3.3 实验结果与分析

实验一结果表明，本系统在静态环境中的平均路径长度较传统A\*算法缩短12.6%，较快速随机扩展树算法缩短18.3%，较蚁群算法缩短8.7%。在路径平滑度方面，本系统的转角总和为156度，远小于A\*算法的234度、快速随机扩展树算法的312度和蚁群算法的198度，这得益于逆向规划中引入的转角惩罚项使路径更加平顺。在规划时间方面，本系统平均耗时186毫秒，虽高于快速随机扩展树算法的67毫秒，但远低于蚁群算法的452毫秒，能够满足实际应用的实时性要求。实验二结果显示，本系统在

动态环境中的避障成功率达92%，纯A\*算法因缺乏局部规划能力成功率仅34%，动态窗口法成功率为78%。在平均重规划时间上，本系统为0.34秒，动态窗口法为0.21秒但易陷入局部最优。实验三结果表明，当静态障碍物覆盖率达40%时，本系统任务完成率仍保持在86%；当动态障碍物数量增至8个时，任务完成率为79%，均优于对比算法。综合分析，本系统在路径最优性、动态适应性和环境鲁棒性三个核心维度均表现出显著优势。

#### 4 系统优化与应用展望

##### 4.1 算法优化与性能提升方向

针对当前系统存在的可改进之处，可从多个方向进一步优化。一是引入更先进的深度强化学习算法替代当前的深度Q网络。深度Q网络采用离散动作空间，控制精度存在一定局限；而支持连续动作空间的算法可直接输出线速度和角速度指令，使小车运动更加平滑自然，控制精度更高。二是采用分层强化学习框架，将复杂任务分解为导航到目标区域和区域内精细避障两个子任务，分别训练不同的策略网络，降低单次决策的难度，提升在复杂场景下的任务成功率。三是引入迁移学习技术，先在大量仿真环境中训练通用模型，使其具备基本的导航和避障能力，再针对特定应用场景采集少量真实数据进行微调，可显著缩短训练周期并降低真实环境中的试错成本。可探索将注意力机制应用于路径规划，利用其捕捉全局环境依赖关系的强大能力，进一步提升长程规划的能力和决策的准确性。

##### 4.2 多车协同与集群智能应用

当前系统聚焦于单车路径规划场景，在多车协同作业场景中存在进一步拓展的空间。未来可将系统扩展至多智能体领域，主要研究方向包括以下几个方面。基于通信的协同避障机制，各智能小车之间通过通信机制共享各自的位置信息和规划路径，主动避让以避免路径冲突，提高整体运行效率。集中式调度与分布式规划相结合的模式，云端调度系统负责任务分配和宏观路径规划，每辆小车独立执行局部避障和路径跟随，实现集中协调与分布自治的有机统一。动态任务重分配机制，当某辆小车因故障或交通拥堵无法按时到达目标点时，系

统自动将该任务转移至其他空闲小车执行，保证任务完成的可靠性<sup>[4]</sup>。多车协同可显著提升整个系统的吞吐量和鲁棒性，特别适用于智能仓储和物流分拣等需要多车同时作业的复杂场景。

##### 4.3 更广泛的应用场景拓展

本系统可拓展至其他移动机器人领域。服务机器人方面，可用于餐厅送餐、酒店配送等场景，提升人流密集环境中的通过效率。无人驾驶方面，可作为园区低速摆渡车、最后一公里接驳车的局部规划模块，有效处理行人横穿、临时停车等动态事件。农业机器人方面，可应用于果园巡检、自动喷药等场景，实现非结构环境下的自主导航与避障。本系统采用模块化设计，迁移至新平台时只需调整感知与控制接口的适配层，核心规划算法无需修改，具有良好的通用性和可移植性，可大幅降低二次开发成本与周期。

#### 结束语

本文设计并实现了一套AI赋能的新能源智能小车逆向路径规划系统。系统以逆向思维为核心设计理念，融合改进A\*算法的全局规划能力与深度Q网络的动态避障能力，通过多层次协同机制实现了高效鲁棒的路径规划。逆向路径规划与深度强化学习的有机结合为移动机器人自主导航领域提供了新的技术路径和解决方案。未来工作将聚焦于多车协同导航、连续动作空间控制以及更复杂场景下的算法优化，持续推动新能源智能小车向更高水平的智能化方向迈进。

#### 参考文献

- [1] 王晓庆, 崔同川, 孙伟程, 等. 智能车辆路径规划与转向避障控制方法研究[J]. 汽车实用技术, 2025, 50(4): 27-33.
- [2] 王毅, 章蒙, 程晓华, 等. 基于混合遗传算法的智能驾驶车辆路径规划方法[J]. 汽车科技, 2025(6): 32-37.
- [3] 董明泽, 温庄磊, 陈锡爱, 等. 安全凸空间与深度强化学习结合的机器人导航方法[J]. 兵工学报, 2024, 45(12): 4372-4382.
- [4] 王晓, 张翔宇, 周锐, 等. 基于平行测试的认知自动驾驶智能架构研究[J]. 自动化学报, 2024, 50(2): 356-371.