

融合Dijkstra与遗传算法的自动驾驶路径规划优化研究

周山泉 胡登兴 韩宇洪

重庆电讯职业学院 重庆 402247

摘要: 自动驾驶路径规划作为智能驾驶系统的核心技术之一,直接影响车辆的行驶安全性与路径效率。传统路径规划算法如Dijkstra具有全局最优性与稳定性强的优势,但在复杂动态环境中表现出计算效率较低与适应性不足的问题;而遗传算法具备强大的全局搜索能力与自适应特性,适合处理高维度非线性问题。本文提出一种融合Dijkstra与遗传算法的路径规划优化模型,旨在兼顾路径最短性与搜索效率。

关键词: 自动驾驶; 路径规划; Dijkstra算法; 遗传算法; 融合优化

引言

随着智能交通与人工智能技术的迅猛发展,自动驾驶汽车逐步从实验室走向实际道路应用,其安全性与智能化水平成为研究热点。路径规划作为自动驾驶系统的核心模块,负责为车辆规划从起点到目标点之间最优路径,要求在动态环境中实现避障、规避交通规则和提高通行效率。为此,本文探索将Dijkstra算法与遗传算法进行融合,提出一种兼具启发性与全局优化能力的路径规划方法,以解决传统算法在复杂环境下表现不佳的问题。通过构建融合机制与进化模型,不仅提升了路径规划的适应性与搜索效率,也为智能驾驶系统提供了更为稳健的技术支持。

一、单一算法研究进展

(一) Dijkstra算法路径规划特性

Dijkstra算法是一种典型的基于图搜索的单源最短路径算法,其核心思想是通过维护一个从起点到各节点的最短路径估计值,并不断选择当前已知最短路径中代价最小的节点进行扩展,最终构建出从起点到所有节点的最短路径图。在自动驾驶路径规划中,该算法通过构建离散化的道路拓扑图,将道路节点与权值边映射为图结构元素,进而实现路径搜索。其优点在于算法结构清晰,结果具有全局最优性,且适用于权值为非负的任意图结

构,在静态、规则、可预知的环境下表现稳定可靠。但Dijkstra算法也存在较为明显的限制,尤其在多维复杂空间环境下,其劣势逐渐显现。首先,Dijkstra为盲目扩展算法,不具有启发性,在搜索过程中无法优先考虑靠近目标的路径,导致搜索范围大、冗余节点多,算法运行效率低下。其次,该算法本质上为静态路径规划工具,缺乏动态环境适应能力,难以处理突发障碍、交通流变动等情形。而由于其对路径构造依赖节点间距离线性叠加,所规划路径在转角数量、行驶连续性等方面往往不具备车辆实际运行的物理平滑性要求,限制了其在无人驾驶车辆中的直接应用。因此,Dijkstra算法虽具理论完备性,但在自动驾驶实际部署中需配合其他机制予以优化。

(二) 遗传算法在路径优化中的应用

遗传算法作为一种基于自然选择和基因遗传机制的进化算法,能够在解空间中进行全局搜索并寻找最优或近似最优解。在路径规划问题中,遗传算法将一条可行路径编码为个体染色体,通过种群初始化、适应度评估、选择、交叉与变异等步骤进行进化优化,从而不断逼近理想路径。适应度函数的设计通常以路径总长度、转弯角度、避障距离、路径可行性等为核心指标,融合多种性能因子,以形成具有工程约束的优化评价体系。该算法在处理非线性、多目标、复杂约束问题中展现出独特优势,特别是在障碍密集或动态变化的环境中,表现出良好的鲁棒性与适应性。它不依赖于路径导引信息,具备高度自适应的全局搜索能力,能够在大规模解空间中跳出局部最优,寻找更优路径结构。

遗传算法的并行处理特性,为实时路径规划提供了坚实的理论基础。然而,在实际应用过程中,遗传算法也面临着一些挑战和问题。首先,初始种群的随机性可

基金项目:

1. 重庆市教育委员会科学技术研究重点项目 项目编号: KJZD-K202205501。

2. 重庆市教育委员会科学技术研究青年项目 项目编号: KJQN202305502。

能会导致算法在早期的搜索效率并不理想,这在一定程度上影响了算法的性能表现。其次,算法参数的设置,例如变异率和交叉率,对整个搜索过程的影响是显著的。如果参数调整不当,可能会导致搜索过程出现震荡现象,或者出现早熟收敛的问题,即算法过早地陷入局部最优解,而无法继续探索更广阔的解空间。而路径的表达方式以及交叉操作的设计需要与地图的结构紧密结合起来进行优化,否则可能会产生一些不合法的路径,这些路径在实际应用中是不可行的。尽管存在这些问题,遗传算法为自动驾驶车辆的路径规划提供了一个强有力的全局优化工具。它特别适用于那些地图结构复杂、自由度高、需要规避动态障碍物的复杂场景。遗传算法的进化机制和柔性编码特性,在与传统路径规划算法进行融合时,展现出了极高的兼容性和拓展性。因此遗传算法在智能路径规划领域的研究中,是一个非常重要的发展方向,具有广阔的应用前景。

二、融合算法研究动态

(一) 融合路径规划机制构建

在复杂交通环境下实现路径规划的高效性、可行性与实时性要求,单一算法常难以全面满足。Dijkstra算法凭借其结构确定性与最短路径保证,适用于构建基础路径骨架,但其对动态场景与高维障碍响应能力较弱;而遗传算法具备强大的全局搜索能力与非线性问题求解优势,能够有效处理高复杂路径规划任务,但易受初始种群质量与适应度函数设计影响,存在早熟收敛与路径不平滑等问题。为此,本文提出将Dijkstra算法与遗传算法有机融合,通过算法结构互补性增强路径搜索的全局最优性与局部适应性。融合机制的核心在于“启发式初始化+进化式优化”的路径演化策略。第一,基于环境静态拓扑图,采用Dijkstra算法对路径搜索空间进行全局扫描,以其输出的最短路径作为初始路径基准,保证路径的基本可达性与成本控制;第二,将Dijkstra生成路径进行多样化扰动(如节点微扰、路径分段变形)以构建高质量初始种群,从而显著提升遗传算法初代搜索效率;最后,引入遗传算法的进化算子进行迭代优化,基于适应度函数实现路径的多目标权衡与结构演化。为增强融合算法在动态交通情境中的适应能力,研究可以进一步引入路径扰动反馈机制。当车辆行驶过程中环境发生变化(如障碍突现或路段封闭),通过感知模块获取的新信息可用于对当前路径进行局部重构,并同步调整适应度评估机制,使演化过程具备一定的在线响应能力,增强其鲁棒性与实用性。

(二) 路径演化流程与结构模型

融合Dijkstra算法与遗传算法的路径规划模型,其路径演化过程体现为结构引导与智能搜索的高度耦合。整体路径生成机制可分为三个连续阶段,即基础路径构建、结构编码与种群初始化,以及基于适应度优化的进化迭代。该流程不仅解决了遗传算法早期进化中种群质量不高、路径随机性强的问题,也有效提升了路径在复杂动态环境中的可用性与收敛效率。在路径构建阶段,系统首先对车辆所处环境进行栅格建图或拓扑抽象,构建图结构中的节点集合与边权函数。此阶段不仅涉及对道路几何结构的离散化表达,更涵盖对交通规则、障碍分布、可通约束等路径构建因素的嵌入建模。在此基础上,Dijkstra算法基于单源最短路径理论进行计算,获得一条具有全局最短性质的初始路径。该路径具备明确的空间拓扑顺序与路径可行性,是后续进化优化过程的结构基础。

为了将上述路径形式转化为可进化操作的种群编码结构,需将路径序列映射为适合遗传算法处理的染色体形式。路径中的每一节点被视为一个“基因”,其组合构成一个个体的“基因链条”,并在初始化阶段引入扰动机制生成多样化个体。这些扰动可通过路径段替换、节点插入与删除等微结构变形方式实现,保证初始种群具备一定的结构多样性与可行性。进化迭代阶段是路径演化优化的核心,采用遗传算法中的适应度驱动机制指导路径更新。本文构建的适应度函数采用加权多目标形式,其数学表达如下:

$$F(P) = \omega_1 \cdot L(P) + \omega_2 \cdot C(P) + \omega_3 \cdot D(P) + \omega_4 \cdot R(P)$$

其中, $L(P)$ 表示路径长度项,用于控制总体通行成本; $C(P)$ 表示路径曲率或转角惩罚项,用于保障路径平滑性与车辆行驶稳定性; $D(P)$ 为路径与障碍之间的最小安全距离惩罚项,用于增强路径的避障能力;而 $R(P)$ 则衡量路径连通性与可行性,确保路径物理上可达。权重系数 ω_i 可根据系统运行场景进行配置与调节,从而实现通行效率、安全约束与环境适应性的动态平衡。为了进一步增强遗传算法的演化稳定性与搜索效率,可以在研究中引入精英保留机制(Elite Preservation Strategy),确保当前种群中的最优解在每一代进化中得以保留,防止全局最优信息在搜索过程中被随机操作破坏。同时差与变异概率亦采用自适应控制机制,根据当前种群的适应度方差进行动态调整,强化搜索能力的阶段性分布,避免陷入早熟收敛。

路径演化的终止机制设置以收敛条件与代数阈值联

合控制。当前种群最优路径的适应度变化幅度趋近稳定时,或进化次数达到预设上限时,终止搜索并输出当前最优路径解。该路径在结构上保持Dijkstra所提供的启发性引导,在局部细节上则经由遗传算法多轮迭代获得了平滑、可控、规避性强的特征。综合以上流程设计可以看出,融合模型通过静态最优路径引导与动态演化优化的有机结合,既提升了路径搜索的整体效率,又强化了其在动态、多约束环境中的适应能力,为后续系统集成与应用场景扩展奠定了稳固的路径规划基础。

三、路径规划融合算法的应用场景与扩展机制

(一) 融合算法在典型自动驾驶场景下的适用性分析

在实际道路交通环境中,自动驾驶路径规划所面临的情景具有高度的不确定性与多样性,包括但不限于城市主干道、高速公路、山区道路、交叉路口、临时施工区及恶劣气象条件等。针对这些多变情形,融合Dijkstra与遗传算法的路径规划策略展现出显著优势,主要体现在路径构建的稳定性、路径优化的灵活性及障碍规避的智能性三方面。

在城市道路场景中,道路密集且节点拓扑复杂,交通信号、限速要求与障碍物(如非机动车、行人)分布不确定性高。Dijkstra算法可快速筛选出基本可通路径,保障通达性与交通规范合规性;在此基础上,遗传算法通过对路径局部结构进行微扰与优化,进一步实现路径的安全距离调整与交通密度分布适应性更新。在高速公路与快速路环境中,车辆行驶速度高,路径切换成本大,需保证路径的连续性与最小转向代价。融合算法可在初始阶段过滤高风险节点,在进化阶段引入路径平滑约束,生成满足机械转向极限与驾驶稳定性的安全路径。在山区及地形复杂区域,道路曲折、视距受限、GPS信号干扰频发,传统算法路径生成易受环境干扰而失效,而融合策略在保留结构性路径骨架的同时具备自适应变异能力,可实现局部避障与路径再规划的有效协同。

通过上述典型场景分析可以看出,融合算法在路径安全性、路径连续性与环境适应性方面,较传统单一算法更具实际部署优势,尤其在具备高实时性要求的自动驾驶系统中具有良好的工程推广价值。

(二) 融合算法的扩展机制与系统集成路径

为实现融合路径规划算法在自动驾驶系统中的高效部署与运行,本节进一步探讨其在系统集成、模块解耦与多源数据协同处理方面的可扩展机制。首先,算法的结构设计应满足模块化与解耦需求,便于与感知、定位、

预测、控制等功能模块对接。融合路径规划模块可作为中间决策层接口,通过标准API与感知系统共享实时障碍物信息、交通状态与地图更新数据,并将规划路径输出至轨迹跟踪与控制模块,实现路径-轨迹-控制的一体化闭环运行。其次,在多源异构数据的统一处理方面,融合算法需引入数据融合预处理机制,构建统一的环境认知模型。将激光雷达、毫米波雷达与摄像头数据融合用于动态障碍预测,并实时修正路径图节点权重或可通过状态。同时,对于来自高精地图、云端交通调度平台的结构化道路信息,可用于更新Dijkstra路径规划阶段的全局图结构,提升路径构建的可靠性与数据一致性。

在扩展层面,融合算法还可进一步引入深度学习模块,实现基于历史路径演化数据的策略调优。例如通过对车辆过往路径规划-执行数据进行监督学习,预测不同场景下的路径结构偏好,从而动态优化适应度函数权重配置,形成“融合算法+数据驱动”的进化控制体系。此外,在多车协同自动驾驶场景中,融合算法还可扩展为分布式路径规划模型,通过引入车辆间路径冲突检测机制与协同进化机制,实现车队路径调度、避碰协调与资源优化。

结论

本文提出一种融合Dijkstra算法与遗传算法的自动驾驶路径规划优化模型,通过结构性路径引导与全局进化机制协同,提升了路径搜索效率与结果质量。通过理论分析表明,该融合算法在面对复杂道路环境与多约束路径规划问题时,表现出良好的稳健性与适应性。未来研究可进一步扩展至动态交通场景、三维路径优化及与深度学习等方法的联合建模方向,以推动自动驾驶系统向更高层次智能化演进。

参考文献

- [1]董庆杰,杨文,董国芄,等.基于A*算法的自动驾驶路径规划研究[J].黑龙江科学,2024,15(18):74-77.
- [2]绳红强,黄海英,石小锐,等.基于改进蚁群算法的自动驾驶路径规划研究[J].机械制造与自动化,2022,51(5):203-206.
- [3]刘茜,邱官升,曾召余.改进A*算法融合DWA算法的自动驾驶路径规划[J].自动化与仪器仪表,2023(2):32-36,41.