

基于改进 PSO 的智能网联汽车运动规划方法

周志巍

(上海交通大学职业技术学院, 上海 200431)

摘要: 常规的智能网联汽车运动规划采用无碰撞为目标规划汽车的运动路径, 导致规划结果的平滑性不高。为此, 提出基于改进粒子群优化算法 (particle swarm optimization, PSO) 的智能网联汽车运动规划方法。构建世界坐标系对智能网联汽车的点位进行动态表达, 在此基础上引入 PSO 算法并改进其收敛速度及粒子多样性, 从而通过粒子个体适应度的计算更新求解汽车的最优运动位置, 结合实际驾驶意图偏差角, 分析得到智能网联汽车的运动规划结果。经过实验验证可知, 依据该方法得出的规划结果, 所表现出的路径高阶导数较为平缓, 平滑性较高, 满足智能网联汽车领域中运动规划的安全效率需求。

关键词: 智能网联汽车; 汽车运动; 运动规划; 改进 PSO; 汽车运动规划; 规划方法

中图分类号: TP18; TN463

文献标志码: A

文章编号: 1003-7241(2025)12-0071-04

Intelligent connected vehicle motion planning method based on improved pso

ZHOU Zhiwei

(Shanghai Communications Polytechnic, Shanghai 200431, China)

Abstract: The conventional intelligent connected vehicle motion planning adopts collision free as the goal to plan the vehicle's motion path, resulting in low smoothness of the planning results. Therefore, a motion planning method for intelligent connected vehicles based on improved particle swarm optimization (PSO) is proposed. It constructs a world coordinate system to dynamically represent the points of intelligent connected vehicles, and introduces the PSO algorithm to improve its convergence speed and particle diversity. By updating the calculation of individual particle fitness, the optimal motion position of the vehicle is solved. Combined with the actual driving intention deviation angle, the motion planning results of intelligent connected vehicles are analyzed. Through experiments, it is known that the planning results obtained by this method exhibit a relatively smooth path high-order derivative, which meets the safety and efficiency requirements of motion planning in the field of intelligent connected vehicles.

Keywords: intelligent connected vehicles; automobile sports; sports planning; improve particle swarm optimization; automotive sports planning; planning methods

0 引言

在自动驾驶及智能交通等领域中, 为了保障道路的安全性及实时交通的顺畅性, 利用物联网技术将汽车个体连接起来形成智能网联下的汽车网络成为当前的发展趋势之一^[1]。通过对汽车的运动规划实现车辆之间的协同行驶, 从而帮助驾驶员更好地应对各种复杂的驾驶场景, 减轻驾驶压力, 减少交通拥堵的现象受到领域内众多学者的重视。对此, 很多研究人员提出了汽车运动规划方法。

然而, 现有方法仍面临诸多挑战。例如, 某些方法在处理汽车运动过程中的周围车辆信息时存在不足, 导致合流时间较长, 影响道路通行效率。此外, 部分方法对于道路结构的硬性要求过高, 限制了其在无道路数据环境下的应用。同时, 动态障碍物的识别问题也是当前汽车运动规划方法亟待解决的关键问题之一。

已有大量文献对汽车运动规划方法进行了深入研究。例如, 文献[2]提出一种面向变曲率道路的汽车运动规划

方法。构建汽车运动空间的曲率坐标系, 并计算该类型车辆之间的安全运动距离。结合对汽车动力学状态的实时监测, 绘制相应的最优速度轨迹曲线。在此基础上, 在构建的曲率坐标系中, 实时更新汽车动力学状态的单步参数矩阵, 由此得出消除车速影响的汽车运动规划方案。但该方法无法有效处理汽车运动过程中的周围车辆信息, 导致汽车运动规划的合流时间较长。文献[3]提出了一种针对汽车左转的运动规划方法。分析当前的汽车驾驶意图并将其划分为不同的类型, 以概率的形式, 筛选出当前的左转运动意图。在此基础上, 引入相关向量机, 对周围汽车的驾驶意图进行预测。但该方法无法有效判断冲突区域的驾驶意图, 使得预测过程受到一定限制, 导致该方法难以真正地实现。文献[4]提出面向结构化道路的汽车运动规划方法。以几何分析的方法解析城市道路的结构, 并在该结构中切分筛选出汽车行驶的安全控制点。但该方法对于道路结构的硬性要求, 限制了其在无道路数据下汽车运动规划中的应用。文献[5]提出一种基于路径拟合的汽车运动规划方法。分析当前汽车运动的行驶道路, 在该区域内分布采样汽车运动的给定概率, 并基于该概率

* 基金项目: 上海市自然科学基金项目 (21ZR1324100)

收稿日期: 2024-02-27

多步扩展汽车运动的方向相似性策略。但该方法无法有效识别出汽车运动过程中的动态障碍物,导致规划的运动策略环境交互性较差。

考虑到上述文献所提出的汽车运动规划方法无法满足当前智能网联汽车领域中,对于汽车行驶安排管理的实际需求,本研究结合改进的 PSO 算法,提出了一种基于改进 PSO 的智能网联汽车运动规划方法。该方法通过改进 PSO 算法的收敛速度及粒子多样性实现较优的智能网联汽车运动规划。

1 基于改进 PSO 的智能网联汽车运动规划设计

1.1 动态表达智能网联汽车点位

本研究根据智能网联中通信传输的汽车点位,对汽车运动的道路场景中的车辆进行点位的动态表达。

构建世界坐标系 (x, y) , 在该坐标系下,将所要规划的智能网联汽车作为中心,道路中其余的汽车为动态障碍车辆。两者的坐标表达形式^[6]为

$$\begin{cases} O_0 = (x_0, y_0) \\ O_i = \{(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_n, y_n)\} \end{cases} \quad (1)$$

式中, O_0 和 O_i 分别表示中心车辆及第 i 辆动态障碍车辆的世界坐标系点位坐标, (x_0, y_0) 和 (x_i, y_i) 则分别表示相应的坐标轴值。

在上述表达中,动态障碍车辆的数量为无限个,数量越多,则汽车的运动环境复杂度越高。

由于汽车在实际运动行驶的过程中并非完全与道路边沿线平行,存在一定的角度,如图 1 所示。

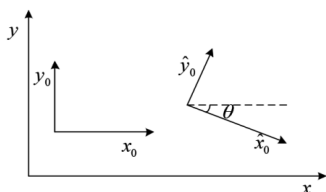


图 1 汽车运动偏离角度

如图 1 所示,汽车运动的角度对汽车道路数据的分析有着一定的影响。在此情况下,本研究在上述动态点位表达的基础上添加汽车的几何形态偏离角度。以矩阵的形式表达添加角度后的汽车点位坐标为^[7]

$$\begin{bmatrix} \hat{x}_0 \\ \hat{y}_0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos \theta & \sin \theta \\ \sin \theta & -\cos \theta \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_0 - x_{dt} \\ y_0 - y_{dt} \end{bmatrix} \quad (2)$$

式中, \hat{x}_0, \hat{y}_0 表示添加偏离角度后的车辆点位坐标, θ 表示偏离角度, dt 表示时间变化值, x_{dt}, y_{dt} 则表示时间变化下的坐标轴动态差值。

通过添加偏离角度修正后的点位坐标值,实现对智能网联汽车点位的动态表达。

1.2 基于改进 PSO 求解最优运动位置

为了加快对上述所表达的智能网联汽车动态点位信息

的处理速度,本研究引入 PSO 算法,并对其针对性的改进,以此快速求解汽车在当前道路环境中的最优运动位置。

传统的 PSO 算法的运算流程^[8-9]。

Step 1 将处理信息模拟成为鸟群中的鸟,初始化处理并计算相应的个体适应度值;

Step 2 设置个体鸟粒子当前位置为个体极值,并选取种群中的最优极值作为全局极值;

Step 3 基于该极值计算粒子个体适应度;

Step 4 判定当前位置与个体极值的优势关系;若未优于则返回至 step 3,若优于则将当前位置设定为该粒子个体新的个体极值。

Step 5 判定新个体极值与全局极值之间的优势关系;若未优于则返回至 step4,若优于则输出为算法的最终运算结果。

在上述步骤中,PSO 算法仅具备通过全局寻优的过程确定最优值的功能,存在收敛速度较慢、多样性较差的问题。基于此,本研究改进了 PSO 算法。

本研究通过调整原始 PSO 算法的惯性权重来改进算法的收敛速度为

$$\omega = \frac{(e_1 + e_2)(N - N_{dt})}{(e_1 - e_2)} \quad (3)$$

式中, ω 表示改进的 PSO 算法惯性权重, e_1 和 e_2 分别表示改进前后的算法学习因子, N 表示算法中初始的粒子个体数量, N_{dt} 则表示经过相应时间间隔后的粒子个体数量。

在此基础上,定义改进 PSO 算法的收敛条件为

$$A = \begin{bmatrix} \omega & e_1 \\ -\omega & 1 - e_2 \end{bmatrix} \quad (4)$$

式中, A 表示改进 PSO 算法的收敛条件定义值。

进而对 PSO 算法的粒子多样性进行改进。本研究采用空间邻域法完成这一改进步骤得

$$p_i^m = \frac{k + N(f - f_a)^{e_2}}{p_0} \quad (5)$$

式中, i 表示算法中的粒子个体, p_i 表示粒子个体在算法空间中的位置, m 则表示算法的迭代次数, p_0 表示算法粒子个体初始化后的原始空间位置, f 表示算法粒子个体的目标值, f_a 表示粒子在算法全局中的目标值均值, k 表示粒子的个体认知能力。

通过上述步骤,得到改进后的 PSO 算法。在改进 PSO 算法的基础上,将汽车粒子与道路环境进行结合。每个粒子代表汽车在道路上的一个可能位置,粒子的适应度值则根据该位置下的道路环境、障碍物分布以及车辆行驶目标等因素计算得出。通过迭代更新粒子的位置和速度,最终找到适应度最高的粒子,即汽车的最优运动位置。计算改进后 PSO 算法的粒子个体适应度为^[10]

$$g(i) = \frac{z \times S(e_1, e_2) \cdot R(m)}{(N - N_{dt})^{p_i}} \quad (6)$$

式中, $g(i)$ 表示粒子个体 i 的适应度值, z 表示初始化的粒子种群, S 表示激活函数, R 表示随机函数。

基于改进的 PSO 算法, 本研究通过空间维度整合的方法将粒子在算法中最终的更新位置转化为世界坐标系空间中的最优运动位置。粒子在改进算法中的最终更新位置为式(7)所示的形式。

$$\begin{cases} V_{t_{\max}+1} = b + (\omega \cdot V_0 + e_2 \cdot r \cdot P_{\max})m \\ P_{t_{\max}+1} = P_t + V_{t_{\max}+1} \end{cases} \quad (7)$$

式中, t_{\max} 表示算法输出的最大时间值, $V_{t_{\max}+1}$ 表示改进的粒子最优更新速度, V_0 表示粒子的初始更新速度, r 表示随机数, P_{\max} 表示原始的粒子最优更新位置, $P_{t_{\max}+1}$ 表示改进的粒子最优更新位置, P_t 表示粒子在该时刻的更新位置, b 表示压缩因子。

根据式(7), 将粒子的最优更新位置转换为世界坐标系的三维最优位置。转换关系^[11]为

$$Q(i) = \left(\left| \frac{P_{\max}}{r \cdot P_{t_{\max}+1}} \right| + B \right)^{h-h_0} \quad (8)$$

式中, $Q(i)$ 表示粒子 i 对应的最优运动位置, B 表示时间函数, h 表示算法空间维度, h_0 表示世界坐标系维度。

通过上述步骤, 完成基于改进 PSO 对汽车粒子最优运动位置的求解过程。

1.3 规划智能网联汽车最优运动路径

根据求解得到的汽车最优运动位置, 本研究结合汽车司机的实际驾驶意图, 对智能网联汽车的运动路径进行最优规划。

首先, 计算规划汽车与周围汽车之间的安全行驶距离^[12]为

$$D(\hat{x}_0, \hat{y}_0) = \frac{v_0^2 - v_1^2}{2a} + D_s \quad (9)$$

式中, $D(\hat{x}_0, \hat{y}_0)$ 表示所规划汽车与障碍汽车之间的安全行驶距离, v_0 表示所规划汽车的行驶速度, v_1 表示动态障碍汽车的行驶速度, a 表示所规划汽车的舒适纵向制动减速度, D_s 表示汽车在世界坐标系下的最小纵向停车间距。

在此基础上, 结合当前的驾驶意图, 规划汽车的运动路径为

$$J = \frac{-K\sqrt{v_x^2 + v_y^2}}{(l + \cos \varphi)^d} \quad (10)$$

式中, J 表示规划的智能网联汽车运动路径, K 表示汽车的轮胎刚度, φ 表示驾驶意图与当前汽车行驶方向之间在冲突区域的夹角, l 表示汽车的轮胎半径, d 汽车的前后轮间距^[13-14]。

根据式(10), 得到智能网联汽车的运动规划结果。

通过上述步骤, 完成基于改进 PSO 的智能网联汽车运动规划方法的设计过程。

2 实验

2.1 实验准备

设计对比实验对本研究所提出的基于改进 PSO 智能网联汽车运动规划方法的实践应用可行性进行测试, 并根据实验测试结果, 通过对比分析的过程分析该方法的应用有效性。

搭建本次实验的测试环境。本次实验选用某汽车公司生产的智能驾驶样车作为运动规划测试的对象, 并在该样车中接入智能网联系统。本研究采用 PC5 的通信接口作为汽车接入智能网联的媒介, 其连接方式如图 2 所示。

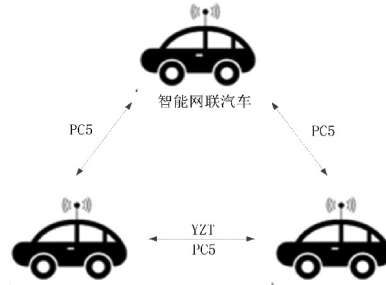


图2 智能网联汽车通信架构

如图 2 所示, 本次实验以 PC5 接口为依托, 在其上建立多个承载单元, 实现蜂窝网络覆盖型的智能网联汽车通信架构。在此通信架构的基础上, 设定智能网联汽车的车辆参数及通信参数, 以此开展本次智能网联汽车运动规划测试实验。

2.2 智能网联汽车运动规划

采用本研究所提出的智能网联汽车运动规划方法, 在实验所依托的汽车运动环境中开展规划测试, 根据实验结果分析本研究方法的实践应用可行性。

在实验环境中分别设置多组智能网联汽车数据, 由此得到本研究所提方法在时刻 1 和时刻 2 中, 与其相邻车辆的运动示意图如图 3 所示。

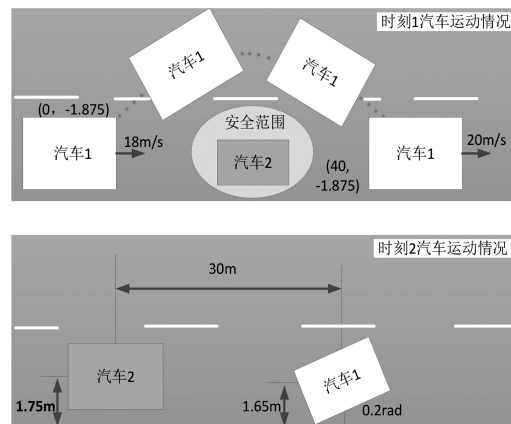


图3 智能网联汽车运动规划示意图

由图 3 可知, 针对汽车 1 的运动规划中, 汽车 1 在时刻 1 通过相邻车道, 在汽车 2 的安全范围外实现了对汽车 2 的超车过程。在这一过程中, 汽车 1 的行驶速度变化范围为 2 m/s。在时刻 2 的运动规划中, 为汽车 1 规划了左转弯的

运动路径,转弯角度为0.2 rad,行驶安全。从这一实验结果可以初步判断,本研究所提出的规划方法能够有效对智能网联汽车进行运动规划,具备一定的应用可行性。

2.3 结果评价指标

为了更加直观地体现出本次智能网联汽车运动规划实验结果的有效性,设置一个定量指标来评价本次实验中,不同汽车运动规划方法的实验结果。基于实际需求,本次实验采用路径高阶导数定量分析不同方法对汽车运动规划的平滑性。其计算方法为

$$f^{(n)}(t) = \frac{d^n o_1}{dt^n} \cdot \frac{d^n o_2}{dt^n} \quad (11)$$

式中, n 表示求导次数,由路径数量决定, t 表示汽车运动时间, f 表示运动路径的求导函数, o_1 和 o_2 分别表示两个不同的智能网联汽车个体。

在式(11)的求导计算过程中,一阶导数和二阶导数分别表示汽车运动规划的速度及加速度,从而在高阶求导的结果中表达汽车运动的平滑性。依据式(11)得出的结果数值过大,则表明智能网联汽车的运动规划结果在实际行驶过程中存在急剧的转向或加速度变化,平滑性较差,反之亦然。通过这一指标,评价不同汽车运动规划方法的实际应用有效性。

2.4 结果分析与讨论

为了保证本次实验结果的有效性,采用对比分析的方法对本次实验结果进行评价。分别采用文献[2]面向变曲率道路的汽车运动规划方法、文献[3]针对汽车左转的运动规划方法以及文献[4]面向结构化道路的汽车运动规划方法作为本次实验的对比方法。基于上述设定的结果评价指标,分析并讨论不同方法规划结果的有效性。

在实验进行的过程中,逐步增加智能网联汽车运动环境的复杂度,以模拟不同的行驶工况。经过实验,得到不同方法下的汽车运动规划结果如图4所示。

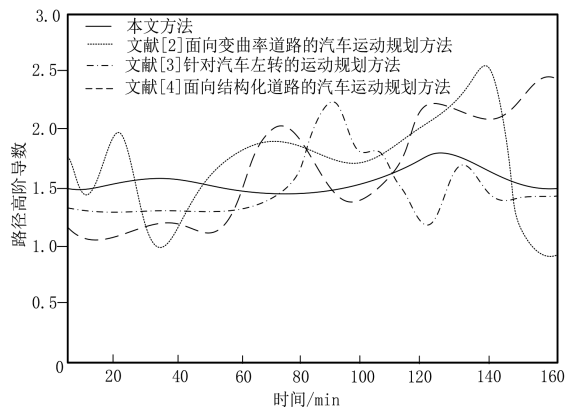


图4 汽车运动规划对比实验结果

由图4可知,在本次对比实验中,文献[3]针对汽车左转的运动规划方法以及文献[4]面向结构化道路的汽车运动规划方法在汽车运动的前期,所展现出的路径高阶导数未呈现出较大幅度的变化,但在汽车运动环境复杂度

随着时间的变化而增加后,其规划结果逐渐出现了较大幅度的变化,平滑性有所减低。而文献[2]面向变曲率道路的汽车运动规划方法在全程均表现出较大幅度的变化,并且在汽车运动时间为140 min时,其规划结果的路径高阶导数存在过大的问题,平滑性较差。而本研究所提方法规划结果的路径高阶导数在实验全程均未出现较大幅度的变化,并且未出现过大的数值,平滑性较优。

从这一对比实验结果可以得知,本研究所提出的智能网联汽车运动规划方法在实践应用中呈现出了较为优质的规划结果,平滑性较好,可以提供更舒适的驾驶体验。

3 结束语

本研究针对智能网联汽车在实际驾驶过程中,路径规划的需求,提出了基于改进PSO的智能网联汽车运动规划方法。经过实验可知,依据所提方法得出的规划结果,呈现出的路径高阶导数较为平滑,应用有效性较高。

参考文献

- [1] 朱浩,倪锐峰.基于点云稀疏语义特征的智能网联汽车协同感知配准算法[J].仪器仪表学报,2023,44(10):314-324.
- [2] 林程,汪博文,吕沛原,等.面向变曲率道路的自动驾驶汽车换道博弈运动规划与协同控制研究[J].汽车工程,2023,45(7):1099-1111,1122.
- [3] 张名芳,李慢,陈子凡,等.人机混驾环境下无信号交叉口自动驾驶汽车左转运动规划研究[J].中国公路学报,2021,34(7):67-78.
- [4] DONG L, HE Z, SONG C, et al. A review of mobile robot motion planning methods: from classical motion planning workflows to reinforcement learning-based architectures[J]. Journal of Systems Engineering and Electronics, 2023, 34(2):439-459.
- [5] 张强.基于改进蚁群算法的物流运输最优路径优化模型构建[J].自动化技术与应用,2021,40(11):122-126.
- [6] 刘启冉,连静,陈实,等.考虑交互轨迹预测的自动驾驶运动规划算法[J].东北大学学报(自然科学版),2022,43(7):930-936.
- [7] 陈妮.时间窗约束下农产品物流配送路径优化研究[J].自动化技术与应用,2024,43(2):17-20,30.
- [8] 王安杰,郑玲,李以农,等.基于预测风险场的智能汽车主动避障运动规划[J].汽车工程,2021,43(7):1096-1104.
- [9] 朱冰,姜泓屹,赵健,等.智能网联汽车协同感知信任度动态计算与评价方法[J].汽车工程,2023,45(8):1383-1391,1407.
- [10] 程志友,姜帅,胡杰,等.基于改进PSO对卷积层核数量优化的电能质量扰动分类[J].电工电能新技术,2023,42(11):40-49.
- [11] 熊奥,张良力,徐万万.基于改进PSO的LLC谐振变换器自抗扰控制优化[J].电力电子技术,2023,57(11):110-114.
- [12] 李长武,周晓宇,高苇,等.视觉及多传感器数据融合的关键技术研究[J].自动化技术与应用,2024,43(4):103-107.
- [13] WEI H, SHI Y. MPC-based motion planning and control enables smarter and safer autonomous marine vehicles: perspectives and a tutorial survey[J]. IEEE/CAA Journal of Automatica Sinica, 2023, 10(1):8-24.
- [14] 宋佳艳,苏圣超.基于改进蚁群优化算法的自动驾驶多车协同运动规划[J].计算机工程,2022,48(11):299-305,313.

作者简介:周志巍(1984—),男,硕士,副教授,研究方向:智能网联和车身。