

## 自动驾驶中变道的局部路径规划

白俊卿<sup>1</sup> 张红猛<sup>1</sup> 魏雪涛<sup>1</sup>

BAI Junqing ZHANG Hongmeng WEI Xuetao

## 摘要

为简化规划环境以及确保在轨迹规划中的碰撞安全性问题,建立车辆矩形安全膨胀区并且引入基于向量叉乘法的车辆碰撞检测算法进行碰撞检测,也克服了车辆模型理想化引发的碰撞问题。针对道路换道场景的行驶效率和实时性不够高的问题,文章提出采用横向规划和纵向规划解耦合、纵向规划中时间和空间解耦合相结合以应对复杂的交通场景。对于路径规划,选择改进的B-样条曲线,采用考虑乘客的舒适性、换道效率和安全性等评价指标建立最优的路径曲线。对于速度规划,通过时间和空间解耦合,将复杂时空三维问题降为平面二维坐标系问题建立S-T曲线,结合动态规划算法和二次规划算法建立平滑的速度曲线。仿真结果显示轨迹规划很好地满足了变道的要求和实时性,速度规划通过二次规划算法的平滑操作使得各阶段连接平滑,曲率、加速度、航向角连续变化使得轨迹更加稳定。

## 关键词

碰撞检测;换道场景;轨迹规划;动态规划;二次规划

doi: 10.3969/j.issn.1672-9528.2025.03.041

## 0 引言

轨迹规划包括路径规划和速度规划,对于横向纵向是否进行解耦,主要分为两种情况。第一种路径和速度同时进行规划,在时空的三维空间中寻找最优轨迹<sup>[1]</sup>,直接进行规划导致复杂性增加、计算开销大、容易陷入局部最优解、实时性较差。第二种路径和速度分开解耦规划,降低了问题的维度。有学者利用Dijkstra算法在状态空间中进行路径的搜索,通过在任何时间截断搜索并返回当前找到的最优解,对于以上的方法都是基于启发式搜索,启发式搜索通常是一种近似算法,不提供全局最优解的保证,容易陷入局部最优,高计算代价可能使得搜索时间变长,不适用于实时性要求高的应用。针对直接规划的缺点和启发式搜索计算量过大的问题,本文采用路径和速度解耦的基础框架<sup>[2]</sup>,路径规划基于改进的曲线插值的B样条曲线,速度规划建立S-T曲线结合动态规划和二次规划算法进行建模,由于网格颗粒度较大曲线不够平滑,本文使用二次规划算法对速度曲线进行平滑操作,使得车辆行驶更加稳定。

## 1 环境的搭建

## 1.1 车辆运动学模型

建立车辆运动学模型,如图1所示,对车辆的描述更加准确,主要考虑车辆的位姿(位置坐标,航向角)、速度、前轮转角等。

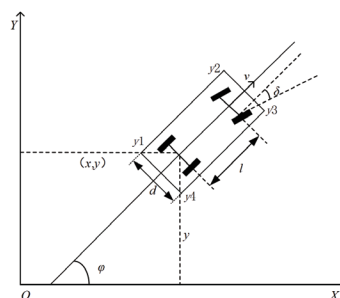


图1 车辆运动学模型

车辆的速度分量:

$$v_x = v \cos \varphi \quad (1)$$

$$v_y = v \sin \varphi \quad (2)$$

横摆角速度:

$$v_\varphi = \frac{v \tan \delta}{l} \quad (3)$$

车辆四个角点的位置:

$$\begin{cases} y_1 = y + \frac{d}{2} \cos \varphi \\ y_2 = y + l \sin \varphi + \frac{d}{2} \cos \varphi \\ y_3 = y + l \sin \varphi - \frac{d}{2} \cos \varphi \\ y_4 = y - \frac{d}{2} \cos \varphi \end{cases} \quad (4)$$

式中:  $v$  为车辆行驶的速度;  $\varphi$  为车辆航向角;  $\delta$  为车辆的前轮转角;  $l$  为车辆的长度;  $d$  为车辆的宽度;  $v_x$  为车辆在横向的速度分量;  $v_y$  为车辆在纵向的速度分量;  $v_\varphi$  为车辆的横摆角速度;  $y_1$ 、 $y_2$ 、 $y_3$ 、 $y_4$  分别为车辆4个角点的位置。

## 1.2 安全空间开辟及碰撞检测

为简化求解空间, 提出车辆矩形安全碰撞空间<sup>[3]</sup>, 并且引入基于向量叉乘法的车辆碰撞检测算法进行碰撞检测。

图2为通过矩形安全碰撞空间进行碰撞检测的过程, 主要从两个方面进行论述: (1) 路径规划中, 要保证在局部路径的规划中对应的本车矩形框不与静态障碍物矩形框相交;

(2) 速度规划中, 要保证在 S-T 图中规划的速度曲线不与动态障碍物所形成的封闭多边形相交。从而车辆的碰撞检测可以转化为判断平面中两条线段是否相交。

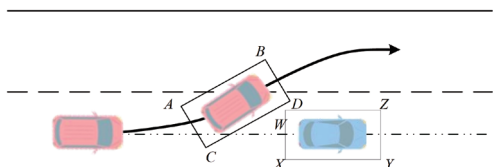


图2 矩形安全碰撞空间

## 2 变道场景的轨迹规划

### 2.1 轨迹的横向规划

#### 2.1.1 换道路径簇的生成

如图3所示, 根据 ABCDEF 6 个控制点可以构造出在起点和终点的曲率为零并且曲率连续变化的 3 次准均匀 B-样条曲线。对于这 6 个控制点, 除 A 点为起始点, 其余 5 个点均为未确定点, 对此有如下设定, 令: (1) ABC//DEF// 车道中心线; (2) ABC = DEF, AB = BC = DE = EF; (3) 换道路径的前半段和后半段以 O 点呈中心对称。

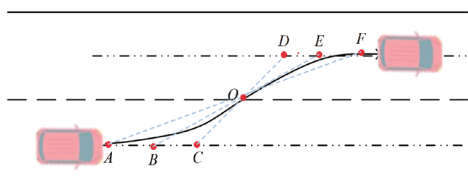


图3 根据控制点规划 B-样条曲线

通过上述 3 个约束可以降低控制点的数量, 从自由度为 6 降低至自由度为 2, 降低路径规划的复杂度。以 A 点为起始点, 通过本车位置然后根据控制点 O 点 C 点向前索引, 构造一系列的换道路径簇<sup>[4]</sup>。

#### 2.1.2 通过多目标优化算法对路径簇的筛选

为了进行横向规划, 通过曲线插值建立若干 B 样条曲线, 然后需要通过综合考虑乘客的舒适性、换道效率和安全性等评价指标对路径簇进行筛选。本文主要通过构造路径长度和平均路径曲率两个评价指标对路径簇进行筛选<sup>[5]</sup>。多目标转单目标算法为:

$$f = \omega_1 f_{\text{length}} + \omega_2 f_{\text{curvature}}$$

$$= \omega_1 \sum_{i=1}^{n-1} \sqrt{(x_{i+1} - x_i)^2 + (y_{i+1} - y_i)^2} + \omega_2 \frac{\sum_{i=1}^n k_i}{n} \quad (5)$$

式中:  $\omega_1$ 、 $\omega_2$  为权重;  $\sum_{i=1}^{n-1} \sqrt{(x_{i+1} - x_i)^2 + (y_{i+1} - y_i)^2}$  为累计长度;

$\frac{\sum_{i=1}^n k_i}{n}$  为平均曲率。

评价函数  $f$  各性能指标的权重直接影响轨迹挑选的结果, 根据美国国家交通安全管理局的事故分析报告系统结合人类驾驶员经验, 在仿真迭代的过程中, 最终得出较准确的权重值, 本文的评估权重为  $\omega(\omega_1, \omega_2) = [0.7, 0.3]$ 。

由于各项指标差异较大无法进行评估, 因此对路径长度和路径曲率进行标准化:

$$f_{\text{length}_{\text{norm}}} = \text{mapminmax}(f_{\text{length}}, 0, 1) \quad (6)$$

$$f_{\text{curvature}_{\text{norm}}} = \text{mapminmax}(f_{\text{curvature}}, 0, 1) \quad (7)$$

$$f_{\text{all}} = \omega_1 f_{\text{length}_{\text{norm}}} + \omega_2 f_{\text{curvature}_{\text{norm}}} \quad (8)$$

式中:  $f_{\text{length}_{\text{norm}}}$ 、 $f_{\text{curvature}_{\text{norm}}}$  分别为标准化后阈值为 (0,1) 的累计长度和平均曲率<sup>[6]</sup>。

### 2.2 轨迹的纵向规划

#### 2.2.1 利用动态规划算法建立 S-T 曲线

对于纵向规划速度曲线进行路径和时间解耦合。通过对 S-T 图进行网格化处理, 在空间中从起始位置到目标位置等距播撒离散点<sup>[7]</sup>, S-T 图完成了周围的交通车不同时刻在 S-T 图中的映射, 然后在可行的搜索区域内通过动态规划算法结合向量叉乘法搜索最优的速度规划曲线。

为了在动态规划的过程中选择最优的速度规划曲线, 同样设置评估指标和速度、加速度、位置约束<sup>[8]</sup>。

(1) 纵向速度、纵向加速度, 影响车辆操控的安全性和稳定性, 纵向速度、纵向加速度代价函数为:

$$f = \omega_{\omega_1} \sum_{i=1}^n \left| \frac{S_i - S_{i-1}}{\Delta t} \right| + \omega_{\omega_2} \sum_{i=1}^n \left| \frac{a_i - a_{i-1}}{\Delta t} \right| \quad (9)$$

式中:  $\sum_{i=1}^n \left| \frac{S_i - S_{i-1}}{\Delta t} \right|$ 、 $\sum_{i=1}^n \left| \frac{a_i - a_{i-1}}{\Delta t} \right|$  分别为累计加速度和加加速度的绝对值大小;  $\omega_{\omega_1}$ 、 $\omega_{\omega_2}$  分别为累计加速度和加加速度的绝对值大小的权重。

(2) 速度、加速度、位置约束分别为:

$$V_i \leq V_{\text{max}} \quad (10)$$

$$a_i \leq a_{\text{max}} \quad (11)$$

$$S_{\text{lb}} \leq S_i \leq S_{\text{up}} \quad (12)$$

式中:  $V_i$ 、 $a_i$ 、 $S_i$  分别表示每个时刻的速度、加速度、位置;  $V_{\text{max}}$ 、 $a_{\text{max}}$ 、 $S_{\text{lb}}$ 、 $S_{\text{up}}$  分别表示最大速度、最大加速度、位置上、下限。

#### 2.2.2 二次规划算法平滑 S-T 曲线

随着网格化的颗粒度越小, 由动态规划出的曲线越不符合最优, 并且在交点处曲线连续但不可导, 所以动态规划的曲线曲率不连续。对于以上问题, 本文使用二次规划算法对曲线进行平滑操作<sup>[9]</sup>。文中对规划的 S-T 曲线划分为八段五

次多项式连接而成，相较于一个五次多项式而言在局部的拟合性质更好。

即位置曲线、速度曲线、加速度曲线、加加速度曲线表示为：

$$S_i = a_{i,0} + a_{i,1}t + a_{i,2}t^2 + a_{i,3}t^3 + a_{i,4}t^4 + a_{i,5}t^5 \quad (13)$$

$$V_i = a_{i,1} + 2a_{i,2}t + 3a_{i,3}t^2 + 4a_{i,4}t^3 + 5a_{i,5}t^4 \quad (14)$$

$$a_i = 2a_{i,2} + 6a_{i,3}t + 12a_{i,4}t^2 + 20a_{i,5}t^3 \quad (15)$$

$$\text{jerk}_i = 6a_{i,3} + 24a_{i,4}t + 60a_{i,5}t^2 \quad (16)$$

式中： $S_i$ 表示每一段五次多项式的位置曲线； $V_i$ 表示每一段五次多项式的速度曲线； $a_i$ 表示每一段五次多项式的加速度曲线； $\text{jerk}_i$ 表示每一段五次多项式的加加速度曲线（加速度变化率）<sup>[10]</sup>。

通过构造位置误差、加速度、加加速度优化代价函数在满足等式和不等式的约束条件使得代价函数的值最小化即可转化为求解二次规划问题。使用二次规划算法对曲线进行平滑即是求解八段五次多项式的系数问题<sup>[11]</sup>。

位置误差代价：

$$c_s = \sum_{t=0}^1 (S_{i,t} - S_{DP,t})^2 \quad (17)$$

加速度代价：

$$c_a = \sum_{t=0}^1 a_i^2 \quad (18)$$

加加速度代价：

$$c_{\text{jerk}} = \sum_{t=0}^1 \text{jerk}_i^2 \quad (19)$$

代价函数：

$$c_{\text{all}} = \sum_{i=1}^8 [\omega_1 c_s + \omega_2 c_a + \omega_3 c_{\text{jerk}}] \quad (20)$$

式中： $\omega_1$ 、 $\omega_2$ 、 $\omega_3$ 分别表示3个优化目标函数的权重系数； $c_s$ 表示位置误差代价； $c_a$ 表示加速度代价； $c_{\text{jerk}}$ 表示加加速度代价； $c_{\text{all}}$ 表示代价值总和。

将代价函数转化为二次规划问题为：

$$c_{\text{all}} = \min \frac{1}{2} x^T H x + f^T x \quad (21)$$

$$A x = b \quad (22)$$

$$A x \leq B \quad (23)$$

式中： $x$ 为八段五次多项式的系数； $a$ 、 $b$ 分别为等式约束矩阵； $A$ 、 $B$ 分别为不等式约束矩阵。

对于等式约束需满足，在连接点处和S-T曲线的起始处需满足速度、加速度、位置等信息相等<sup>[13]</sup>。其等式公式为：

$$\begin{cases} V_i(t) = V_{i+1}(0) \\ a_i(t) = a_{i+1}(0) \\ S_i(t) = S_{i+1}(0) \end{cases} \quad \begin{cases} V_1(0) = V_0 \\ a_1(0) = a_0 \\ S_1(0) = S_0 \end{cases} \quad (24)$$

对于不等式约束需满足，速度的上下限，加速度的上下限以及位置的上下限。不等式公式为：

$$\begin{cases} V_{\min} \leq V_i \leq V_{\max} \\ a_{\min} \leq a_i \leq a_{\max} \\ S_{\min} \leq S_i \leq S_{\max} \end{cases} \quad (25)$$

通过上述不等式约束和等式约束调用QP算法对二次规划问题进行求解即可得出八段五次多项式的系数，即是平滑后的S-T曲线。

### 3 实验仿真结果与分析

#### 3.1 路径规划仿真

如图4所示黄车为本车假设在A点需要开始变道到B点结束变道从如下两幅图可以看出改进的B-样条曲线符合上述的筛选原则，通过和三角函数曲线、贝塞尔曲线对比分析可以看出B-样条曲线曲率连续变化并在变道开始和变道结束时曲率为零，曲线平滑性和换道效果更好，如图5所示。

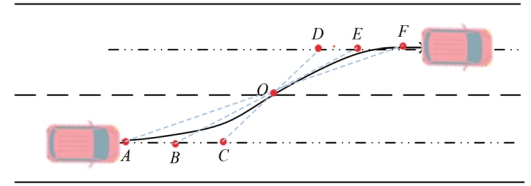


图4 根据控制点规划B-样条曲线

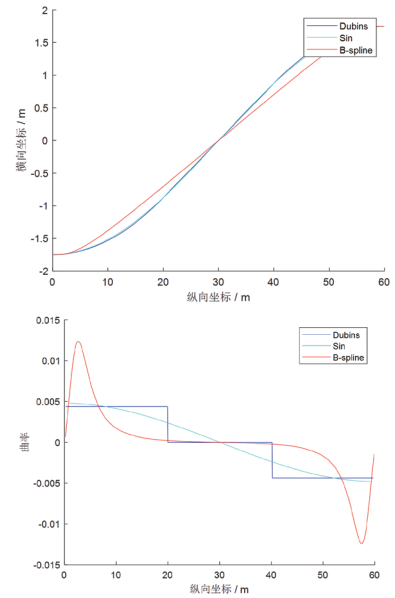


图5 轨迹规划路线和曲率变化对比图

换到路径簇筛选，结合控制点O、C建立换道路径簇，通过多目标转单目标算法筛选路径簇得红色路线为最优路线，如图6所示。

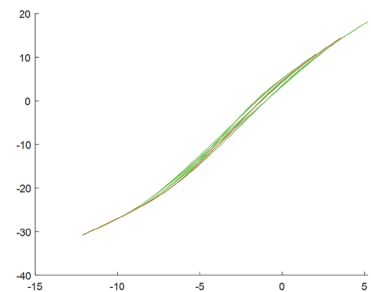


图6 筛选最优路线图

### 3.2 速度规划仿真

设置车辆膨胀区的长度  $vehLength=5.2$ ；宽度  $vehWidth=2$ ；障碍车的初始位置索引  $startIdx=130$ ；终点位置索引  $startIdx=210$ ；蓝色轨迹为障碍车轨迹，黄色轨迹为本车的变道轨迹，如图 7 所示。

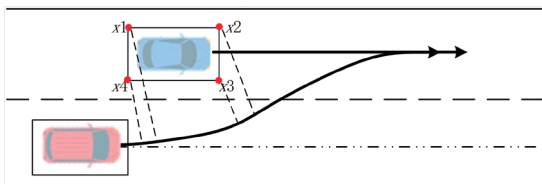


图 7 场景规划图

利用障碍车的 4 个角点  $x_1$ 、 $x_2$ 、 $x_3$ 、 $x_4$  分别计算到本车变道轨迹的距离，判断在不同时刻是否达到了设定的阈值来完成对 S-T 图的映射，如图 8 所示。

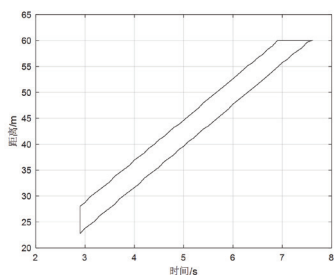


图 8 障碍车占据变道轨迹在 S-T 图中的映射

使用动态规划算法建立 S-T 曲线，如图 9 所示。使用二次规划算法平滑得到 S-T 曲线，如图 10 所示，实验结果显示，相较于动态规划的 S-T 曲线更平滑，车辆行驶更加稳定。

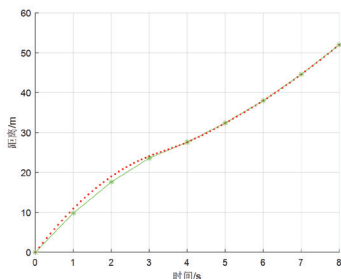


图 9 DP 规划的最优曲线

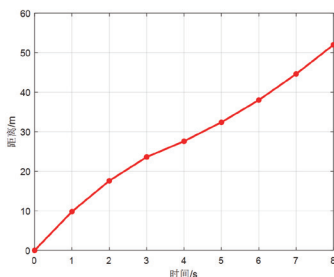


图 10 QP 平滑后的曲线

## 4 结语

本文将路径和速度规划解耦合、时间和空间解耦合相结合，综合考虑乘车舒适性和变道效率进行变道轨迹的筛选。

仿真结果显示路径规划很好地满足了变道的要求和实时性，速度规划通过二次规划算法的平滑操作使得各阶段连接平滑，曲率、加速度、航向角连续变化使得轨迹更加稳定。为自动驾驶汽车变道提供了轨迹规划参考，仿真的变道时间和距离为自动驾驶决策模块提供了更多的参考依据。

### 参考文献：

- [1] 袁昌, 莫天石, 舒红. 高速公路弯道换道决策及运动规划优化[J]. 重庆大学学报, 2024, 47(3):30-43.
- [2] 葛超, 张嘉滨, 王蕾等. 基于模型预测控制的自动驾驶车辆轨迹规划[J]. 计算机应用, 2024, 44(6):1959-1964.
- [3] XIONG X Y, MIN H T, YU Y B, et al. Application improvement of A\* algorithm in intelligent vehicle trajectory planning[J]. Mathematical biosciences and engineering, 2021, 18(1): 1-21.
- [4] 钱立军, 陈晨, 陈健. 无信控交叉口环境下考虑驾驶员误差的集中式轨迹规划[J]. 汽车工程, 2023, 45(5):768-776.
- [5] LI Y Y, YANG W, ZHANG X R, et al. Research on automatic driving trajectory planning and tracking control based on improvement of the artificial potential field method[J]. Sustainability, 2022, 14(19): 12131.
- [6] 宋春雷, 张嘉轩, 田晓春, 等. 基于优化的离散空间轨迹规划算法[J]. 中国惯性技术学报, 2023, 31(11): 1150-1156.
- [7] 吕贵林, 高洪伟, 陈涛, 等. 自动驾驶汽车轨迹规划方法综述[J]. 汽车文摘, 2023(7): 24-35.
- [8] 杨彬. 园区内无人驾驶环卫车轨迹规划及跟踪控制研究[D]. 长春: 吉林大学, 2022.
- [9] XU B, YUAN S J, LIN X R, et al. Space discretization-based optimal trajectory planning for automated vehicles in narrow corridor scenes[J]. Electronics, 2022, 11(24): 4239.
- [10] LUO H, WANG M, LUO W M, et al. Lane-changing trajectory planning model for automated vehicles driving on a curved road[J]. Transportation research record, 2023, 2677(1): 929-942.
- [11] ARRIGONI S, BRAGHIN F, CHELI F. MPC trajectory planner for autonomous driving solved by genetic algorithm technique[J]. International journal of vehicle mechanics and mobility, 2022, 60(12): 4118-4143.

### 【作者简介】

白俊卿(1983—)，女，河南商丘人，博士，副教授，硕士生导师，研究方向：机器学习、人工智能。

张红猛(1999—)，男，河南商丘人，硕士研究生，研究方向：自动驾驶与车辆的路径规划。

魏雪涛(1999—)，男，陕西西安人，硕士研究生，研究方向：自动驾驶与车辆的路径规划。

(收稿日期：2024-11-19)