

中文引用格式:房熙博, 宁一高, 赵轩, 等. 案例推理机制下智能汽车换道避障轨迹规划方法[J]. 中国安全科学学报, 2025, 35(7):209-217.

英文引用格式:FANG Xibo, NING Yigao, ZHAO Xuan, et al. Lane change and obstacle avoidance trajectory planning method for intelligent vehicles using case-based reasoning mechanism[J]. China Safety Science Journal, 2025, 35(7):209-217.

案例推理机制下智能汽车换道避障轨迹规划方法^{*}

房熙博, 宁一高^{**} 讲师, 赵轩 教授, 周猛

(长安大学 汽车学院, 陕西 西安 710018)

中图分类号:X951

文献标志码:A

DOI: 10.16265/j.cnki.issn1003-3033.2025.07.0122

基金项目:国家自然科学基金资助(52402492, 52372375);中国博士后科学基金资助(2023M730358);陕西省自然科学基金基础研究计划项目(2024JC-YBQN-0564)。

【摘要】 为解决智能汽车换道避障轨迹规划难以兼顾性能优化与实时性的问题,提出基于案例推理(CBR)机制的智能汽车换道避障轨迹规划方法。利用五次多项式轨迹参数离线优化得到典型场景下的最优轨迹,形成状态量与决策量相对应的最优案例库,探明新案例场景下最优轨迹修正规律,建立轨迹关键参数更新函数,从而在相似案例场景下直接调用现有案例轨迹,在新案例场景下根据车速、位置等状态量在线更新换道避障轨迹,并进行案例库更新。对比测试结果表明:所提出方法与五次多项式在线优化方法的轨迹性能基本一致,且明显优于A*和快速随机探索树星(RRT*)方法。其中,所提出方法与五次多项式在线优化方法在相似案例场景下,所得轨迹最大曲率均为 0.0012 m^{-1} ,最大侧向加速度均为 1.2457 m/s^2 ;在新案例场景下,两者轨迹最大曲率均为 0.0014 m^{-1} ,而最大侧向加速度分别为 1.1949 和 1.1365 m/s^2 。同时,所提出方法与五次多项式在线优化、A*和RRT*这3种对比方法相比,具有最小的规划耗时,新案例场景下的规划耗时为 0.0011 s ,而相似案例场景下的规划耗时仅为 0.0001 s 。

【关键词】 案例推理(CBR); 智能汽车; 换道避障; 轨迹规划; 区别度

Lane change and obstacle avoidance trajectory planning method for intelligent vehicles using case-based reasoning mechanism

FANG Xibo, NING Yigao, ZHAO Xuan, ZHOU Meng

(School of Automobile, Chang'an University, Xi'an Shaanxi 710018, China)

Abstract: To solve the problem of difficulty in balancing trajectory optimization and real-time performance in lane change and obstacle avoidance trajectory planning for intelligent vehicles, a CBR mechanism based intelligent vehicle lane changing and obstacle avoidance trajectory planning method was proposed. The optimal trajectories in typical scenarios were obtained by offline optimization of the fifth-degree polynomial trajectory parameters, forming an optimal case library consisting of the state variables and decision variables. The optimal trajectory correction rule in the new case scenario was explored, and a trajectory key parameter update function was established. Thus, existing case trajectories were directly

^{*} 文章编号:1003-3033(2025)07-0209-09; 收稿日期:2025-02-14; 修稿日期:2025-05-15

^{**} 通信作者:宁一高(1990—),男,陕西凤翔人,博士,讲师,主要从事车辆动力学与控制、智能车辆方面的研究。E-mail: ningyigao@chd.edu.cn。

called in similar case scenarios, and the lane changing and obstacle avoidance trajectories were updated according to state variables such as vehicle speed and position in new case scenarios, thus the case library was updated. The comparative test results show that the trajectory performance of proposed method is basically consistent with that of the fifth-degree polynomial online optimization method, and is significantly better than that of A^* and Rapidly-exploring Random Trees-star (RRT^*) methods. Specifically, the maximum curvature of the trajectories from the proposed method and the fifth-degree polynomial online optimization method are both 0.0012 m^{-1} , and the maximum lateral acceleration of the trajectories from the two methods are both 1.2457 m/s^2 in the similar case scenario. While in the new case scenario, the maximum curvature of the trajectories from the two methods are both 0.0014 m^{-1} , and the maximum lateral acceleration is 1.1949 and 1.1365 m/s^2 , respectively. Meanwhile, compared with the three comparative methods of the fifth-degree polynomial online optimization, A^* and RRT^* , the proposed method has the smallest planning time. The planning time in the new case scenario and the similar case is only 0.0011 and 0.0001 s , respectively.

Keywords: case-based reasoning(CBR); intelligent vehicles; lane change and obstacle avoidance; trajectory planning; difference degree

0 引言

汽车实际行驶过程中,经常需要进行换道避障,这显著增加人类驾驶员操作负担和驾驶压力,容易发生误操作从而引起交通事故^[1-2]。因此,研究智能汽车自主换道避障轨迹规划问题,对于降低驾驶员负担、减少事故风险和提高道路通行效率等具有重要意义^[3]。

目前,已有学者提出了多种智能车辆轨迹规划方法,如 XIN Long 等^[4]提出一种基于 A 星(A^*)算法的搜索与优化结合的时空联合轨迹规划方法;XU Biao 等^[5]进一步改进了 A^* 算法,提出混合车速 A^* (Velocity-Hybrid A^* , V-Hybrid A^*) 算法,根据障碍物速度与位置在线优化轨迹;LI Bai 等^[6]采用快速随机探索树星(Rapidly-exploring Random Trees-star, RRT^*)算法在时空范围内进行采样并获得轨迹点;YAN Yongjun 等^[7]提出一种基于人工势场的轨迹规划方法,通过设计势场函数生成更平滑的避障轨迹;LIU Yonggang 等^[8]通过三次多项式插值构建换道路径规划模型,并结合成员舒适性和换道效率在线优化轨迹。以上研究成果应用于智能汽车换道避障轨迹规划尚存在如下不足:① A^* 和 RRT^* 等搜索算法输出轨迹不够平滑且缺乏解析表达式,对轨迹跟踪控制造成了障碍;②人工势场法所规划轨迹性能主要依赖于势场函数的设计,难以实现轨迹优化;③多项式在线优化方法虽然可实现轨迹性能优化,却存在耗时量大的问题。

鉴于此,笔者受谭睿璞等^[9]通过案例推理(Case-Based Reasoning, CBR)实现应急推理决策的

启发,将人工智能方法 CBR 引入车辆轨迹规划领域,拟提出一种基于 CBR 机制的智能汽车换道避障轨迹规划方法,有效兼顾换道避障轨迹性能与规划实时性,并在多种场景下对比测试相关方法,以期智能汽车高效安全运行奠定基础。

1 基于典型场景的最优案例库构建

1.1 智能汽车换道避障问题描述

智能汽车在行驶过程中,经常面临遇前方静止或低速行驶车辆的情况,此时,车辆需完成换道避障行为,从本车道换至相邻车道。换道避障场景如图 1 所示,智能车辆 V_m 以速度 $v_{x,m}$ 直线行驶于单向双车道上,初始位置为右侧车道中间位置,车道宽度为 W 。在主车行驶路线上存在障碍车 V_o ,其车速为 $v_{x,o}$ ($v_{x,m} > v_{x,o}$)。在检测到前方障碍车时,主车需采取主动换道避障措施,通过合理的换道避障轨迹规划等技术有效避开相关障碍物。

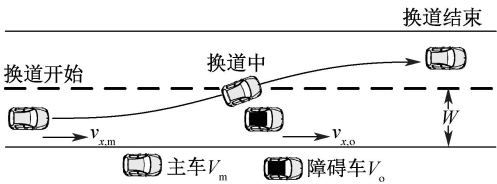


图 1 换道避障场景

Fig. 1 Lane change and obstacle avoidance

由于文中重点针对智能汽车换道避障轨迹规划,聚焦轨迹性能优化和降低规划耗时问题,所以为方便相关研究,特作出如下假设^[10-11]:

1) 忽略换道过程中车辆侧向速度对纵向速度

的影响。

2) 障碍车始终沿车道匀速向前行驶。

3) 后方车辆的运动不会对主车的换道行为产生影响。

4) 主车可实时获取障碍车的距离、速度等信息,不存在延迟或信息缺失情况。

基于 CBR 机制的智能汽车换道避障轨迹规划原理如图 2 所示。在智能车辆行驶过程中,主车通

过相关传感器获取障碍车信息,并根据自身状态与障碍车状态计算得到状态量,即主车车速 $v_{x,m}$ 、障碍车车速 $v_{x,o}$ 和相对横向距离 y_r ,并将其作为基于 CBR 的轨迹规划输入^[12],通过计算当前状态与案例库中所存储状态的区别度进行轨迹重用或轨迹更新,并得到安全距离 S 和换道轨迹 T 。其中,安全距离 S 用于确定换道时机,换道轨迹 T 用于车辆跟踪行驶,使其避免与障碍车发生碰撞。

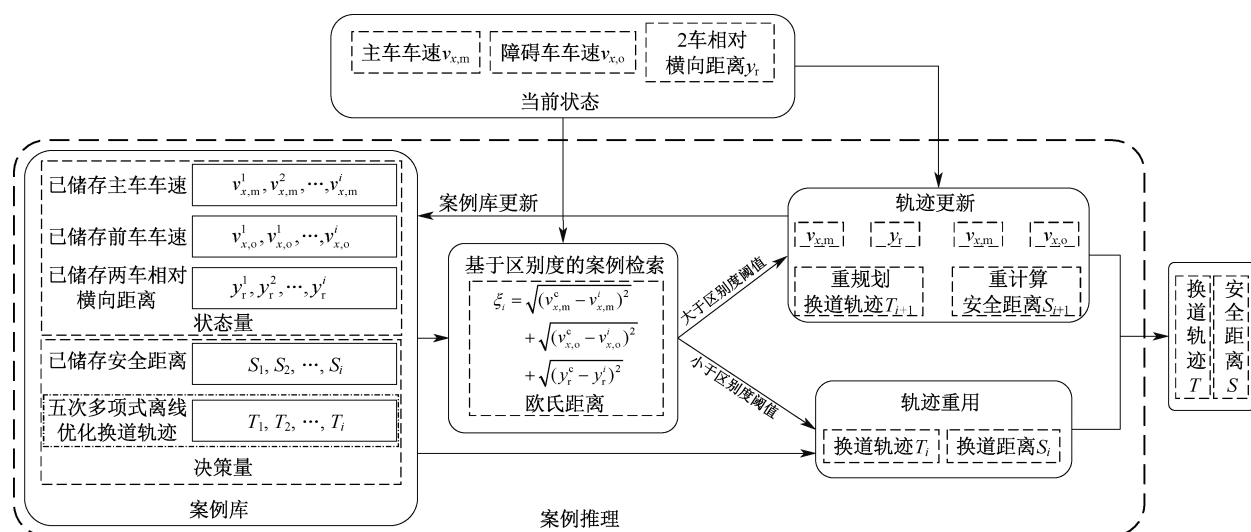


图2 基于 CBR 机制的轨迹规划原理

Fig. 2 Principle of trajectory planning based on case-based reasoning mechanism

1.2 最优案例库的建立

一般来说,案例库中包含案例的状态量与决策量。其中,案例的状态量表示与案例有关的对象自身所处的状态,决策量表示研究对象应采取的行为。案例库具体表示方式如下:

$$N = [C_1, C_2, \dots, C_i] \quad (1)$$

式中: N 为案例库; $C_i (i=1, 2, \dots, n)$ 为储存的案例。更具体的案例表示为:

$$C_i = [Z_i, M_i] \quad (2)$$

式中: Z_i 为第 i 个案例的状态量; M_i 为第 i 个案例的决策量。在智能汽车换道避障问题中,案例库中第 i 个案例可表示为:

$$C_i = [v_{x,m}^i, v_{x,o}^i, y_r^i; S_i, T_i] \quad (3)$$

式中: $v_{x,m}^i$ 为第 i 个案例中主车车速, km/h; $v_{x,o}^i$ 为第 i 个案例中障碍车车速, km/h; y_r^i 为第 i 个案例中 2 车相对横向距离, m; S_i 为第 i 个案例中安全换道距离, m; T_i 为第 i 个案例中换道轨迹序列。

1.2.1 基于典型换道场景的状态量库

选择典型换道场景,如图 3 所示。考虑不同主车车速、障碍车车速和 2 车相对横向距离,建立案例

库中状态量。

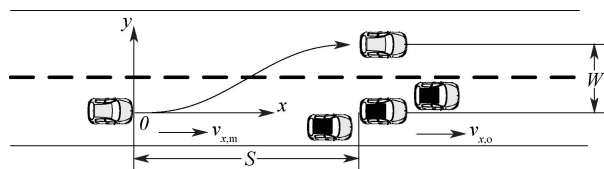


图3 典型换道避障场景

Fig. 3 Typical lane change and obstacle avoidance scenario

主车始终保持在右侧车道中间行驶,坐标系原点定义在主车前保险杠中点处。考虑 2 车相对横向距离的不同,障碍车共有 3 种不同行驶位置,分别为车辆左侧与本车道左边界重合位置、本车道中间位置和车辆右侧与道路右边界重合位置。同时,为有效覆盖城市道路和高速公路等智能汽车运行场景,设置主车车速分别为 40、60、80、100、120 km/h,障碍车车速分别为 20、40、60、80、100 km/h。由于在换道避障问题中,主车车速大于障碍车车速,故主车与障碍车关于车速共有 15 种不同关系。因此,综合考虑主车和障碍车不同车速,以及 2 车相对横向距离,共形成 45 组案例状态量。

1.2.2 基于五次多项式的决策量库

鉴于五次多项式能够有效考虑智能汽车运动学和动力学多种约束,实现乘坐舒适性和安全性的多目标优化,且具备优良的数值解析性质,可方便进一步的轨迹跟踪控制器设计^[13],故采用五次多项式进行最优案例库的决策量计算,其表达式如下:

$$\begin{cases} x(t) = a_5 t^5 + a_4 t^4 + a_3 t^3 + a_2 t^2 + a_1 t + a_0 \\ y(t) = b_5 t^5 + b_4 t^4 + b_3 t^3 + b_2 t^2 + b_1 t + b_0 \end{cases} \quad (4)$$

式中: $x(t)$ 和 $y(t)$ 为换道轨迹的横向及纵向坐标, m ; a_i 和 b_i ($i=1,2,\dots,5$)为系数。

主车在换道避障时保持匀速行驶,并且经历的纵向位移 W 为车道宽度,则有以下约束:

$$\begin{cases} x(t_0) = \ddot{x}(t_0) = 0, \dot{x}(t_0) = v_{x,m} \\ x(t_f) = D, \dot{x}(t_f) = v_{x,m}, \ddot{x}(t_f) = 0 \end{cases} \quad (5)$$

$$\begin{cases} y(t_0) = \dot{y}(t_0) = \ddot{y}(t_0) = 0 \\ y(t_f) = W, \dot{y}(t_f) = \ddot{y}(t_f) = 0 \end{cases} \quad (6)$$

式中: t_0 为主车开始换道时间, s ; t_f 为换道结束时间, s ; D 为换道过程行驶的纵向位移, m 。可由以下公式计算获得:

$$D = v_{x,m} t_f \quad (7)$$

根据式(5)、式(6)中的边界约束条件求解式(4)可得各系数为:

$$\begin{cases} a_0 = a_2 = 0, a_1 = v_x \\ a_3 = \frac{1}{t_f^3} (10D - 10v_x t_f) \\ a_4 = \frac{1}{t_f^4} (-15D + 15v_x t_f) \\ a_5 = \frac{1}{t_f^5} (6D - 6v_x t_f) \end{cases} \quad (8)$$

$$\begin{cases} b_0 = b_1 = b_2 = 0 \\ b_3 = \frac{10W}{t_f^3} \\ b_4 = \frac{-15W}{t_f^4} \\ b_5 = \frac{6W}{t_f^5} \end{cases} \quad (9)$$

车辆进行换道时,需约束其侧向加速度与横摆角速度,避免其在换道过程中出现动力学失稳现象。对最大侧向加速度的约束为:

$$a_{y\max} \leq \mu g \quad (10)$$

式中: $a_{y\max}$ 为最大侧向加速度, m/s^2 ; μ 为路面附着系数; g 为重力加速度, m/s^2 。

对侧向位移 $y(t)$ 关于时间 t 求一阶导数可得侧向速度,求二阶导数即可得侧向加速度,求二阶导数的极值点可得最大侧向加速度为:

$$|a_{y\max}| = \frac{5.78W}{t_f^2} \quad (11)$$

将 $W=3.75$ 代入式(10),得最小换道时间:

$$t_{f\min} = \sqrt{\frac{21.675}{|a_{y\max}|}} \quad (12)$$

根据约束式(10)以及线性二自由度车辆模型,将求解换道结束时间 t_f 的问题转换为以下非线性规划问题^[11],并将求解结果代入式(8)和式(9),即可得最优换道轨迹。

$$\begin{cases} \min J(t_f) = \frac{21.675}{t_f^2 \mu g} + \frac{t_f}{t_{f\max}} + \frac{21.675}{0.15 t_f^2 v_{x,m}} \\ \text{s. t. } \begin{cases} |a_y| < |a_{y\max}| \\ t_{f\min} < t_f < t_{f\max} \\ |\omega_r| < |\omega_{r\max}| \end{cases} \end{cases} \quad (13)$$

碰撞过程如图4所示。为避免车辆在沿规划出的轨迹行驶时与障碍车发生碰撞,在换道开始时,主车 V_m 与前车 V_o 之间应具有足够的车距,即安全距离 S 。

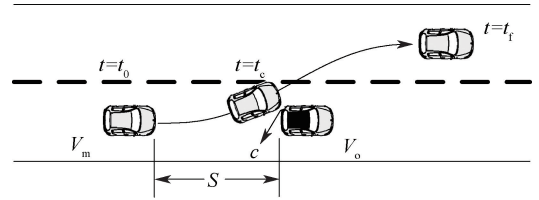


图4 碰撞过程

Fig. 4 Collision diagram

假设换道过程中,主车的右前角与障碍车的左后角发生碰撞,且碰撞点为 c ,发生碰撞时对应的时刻为 t_c ,则有:

$$2y(t_c) - w_m \cos\theta(t_c) = w_o \quad (14)$$

式中: $y(t_c)$ 为碰撞时刻主车的 y 坐标, m ; w_m 为主车车宽, m ; w_o 为障碍车车宽, m ; θ 为主车的航向角, rad ,由下式计算:

$$\cos\theta(t_c) = \dot{x}(t_c) / \sqrt{\dot{y}^2(t_c) + \dot{x}^2(t_c)} \quad (15)$$

为避免在换道过程中发生碰撞事故,主车 V_m 与障碍车 V_o 应满足以下关系:

$$x(t) < x_o(t) - l_o - \frac{1}{2} w_m \sin\theta(t) \quad \forall t \in [0, t_c] \quad (16)$$

式中: $x_o(t)$ 为车辆在时刻 t 时的 x 坐标, m ; l_o 为障

碍车 V_0 的车长, m 。

根据几何关系求解,要使主车与障碍车不发生碰撞,主车在换道时与前车的最小纵向距离 S 为:

$$S = x(t_c) - v_{x,0}t_c + \frac{1}{2}w_m \frac{\dot{y}(t_c)}{\sqrt{\dot{y}^2(t_c) + \dot{x}^2(t_c)}}$$

(17)

给定设计参数:车道宽度 $W=3.75\text{ m}$,主车车宽 $w_m=2.5\text{ m}$,障碍车车宽 $w_0=2.5\text{ m}$,最大换道时间 $t_{\text{fmax}}=9\text{ s}$,路面附着系数 $\mu=0.85$,最大横摆角速度绝对值 $|\omega_{\text{rmax}}|=0.15\text{ rad/s}$,即可求解出不同状态量所对应的决策量。不同主车车速下对应的换道轨迹及对应侧向加速度如图 5 所示,案例库中储存状态量及决策量见表 1。其中,决策量 T 用相应的最优轨迹序号表示。

2 基于 CBR 的换道避障轨迹规划

基于 CBR 的换道避障轨迹规划整体流程如图 6 所示,共包括案例检索、轨迹重用、轨迹修正和轨迹更新 4 部分。

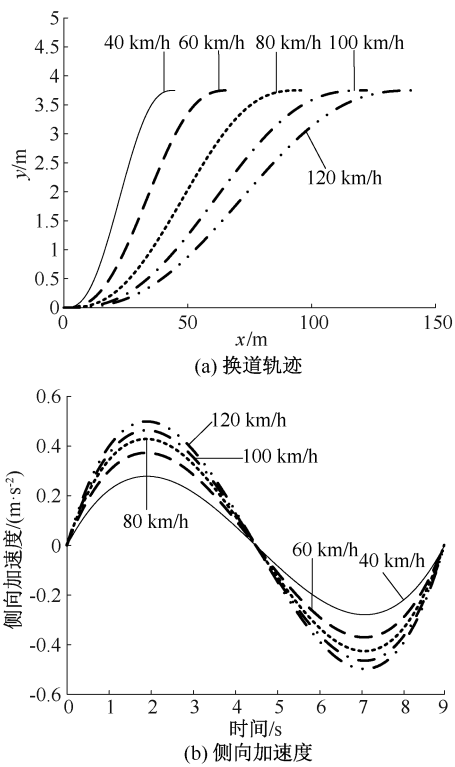


图 5 换道轨迹及侧向加速度

Fig. 5 Lane changing trajectories and lateral acceleration

表 1 案例库部分数据

状态量			决策量		状态量			决策量		状态量			决策量	
$v_{x,m}/$ ($m \cdot s^{-1}$)	$v_{x,o}/$ ($m \cdot s^{-1}$)	$y_r/$ m	$S/$ m	T	$v_{x,m}/$ ($m \cdot s^{-1}$)	$v_{x,o}/$ ($m \cdot s^{-1}$)	$y_r/$ m	$S/$ m	T	$v_{x,m}$ ($m \cdot s^{-1}$)	$v_{x,o}/$ ($m \cdot s^{-1}$)	$y_r/$ m	$S/$ m	T
40	20	-0.625	16.44	1	80	60	-0.625	9.02	16	120	20	-0.625	68.12	31
40	20	0	21.58	2	80	60	0	18.02	17	120	20	0	82.06	32
40	20	0.625	41.26	3	80	60	0.625	25.12	18	120	20	0.625	91.66	33
60	20	-0.625	24.65	4	100	20	-0.625	51.61	19	120	40	-0.625	59.41	34
60	20	0	38.63	5	100	20	0	68.29	20	120	40	0	65.66	35
60	20	0.625	46.44	6	100	20	0.625	78.36	21	120	40	0.625	71.33	36
60	40	-0.625	9.21	7	100	40	-0.625	39.81	22	120	60	-0.625	37.11	37
60	40	0	13.45	8	100	40	0	51.23	23	120	60	0	49.26	38
60	40	0.625	19.36	9	100	40	0.625	64.44	24	120	60	0.625	56.72	39
80	20	-0.625	39.11	10	100	60	-0.625	23.62	25	120	80	-0.625	21.01	40
80	20	0	53.93	11	100	60	0	34.17	26	120	80	0	32.86	41
80	20	0.625	61.15	12	100	60	0.625	40.04	27	120	80	0.625	42.94	42
80	40	-0.625	21.16	13	100	80	-0.625	8.91	28	120	100	-0.625	9.78	43
80	40	0	35.98	14	100	80	0	17.12	29	120	100	0	16.45	44
80	40	0.625	45.16	15	100	80	0.625	26.31	30	120	100	0.625	16.03	45

2.1 案例检索与轨迹重用

案例库中储存案例的状态量为主车车速 $v_{x,m}^i$ 、障碍车车速 $v_{x,o}^i$ 以及 2 车相对横向距离 y_r^i ,决策量为安全距离 S_i 与换道轨迹序列 T_i ,在进行案例检索时,检索状态量。采用基于区别度的案例检索方式,

即计算当前状态量与案例库中状态量的区别度来确定相似案例并采取案例重用操作。欧氏距离是常用的案例检索区别度计算方式之一,其计算公式为:

$$\xi(A,B) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2}$$

(18)

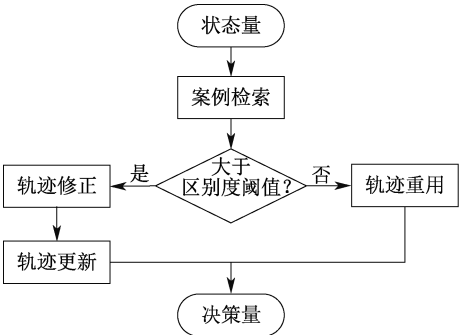


图6 基于CBR的轨迹规划整体流程
Fig.6 Overall process of trajectory planning based on CBR

式中: ξ 为不同案例的区别度; $A=(x_1, x_2, x_3, \cdots, x_n)$ 为车辆当前状态; $B=(y_1, y_2, y_3, \cdots, y_n)$ 为案例库中案例的状态量。

对于所建立的案例库,需通过当前主车车速 $v_{x,m}^c$ 、障碍车车速 $v_{x,o}^c$ 和2车相对横向距离 y_r^c 与案例库中的状态量进行区别度计算,具体为:

$$\xi_i = \sqrt{(v_{x,m}^c - v_{x,m}^i)^2 + (v_{x,o}^c - v_{x,o}^i)^2 + (y_r^c - y_r^i)^2} \quad (19)$$

当区别度 ξ_i 小于区别度阈值 ξ_t 时,认为当前案例与案例库中对应案例区别度足够小,并判定为相似案例,直接将对应案例中储存的安全距离 S_i 与换道避障轨迹 T_i 输出以执行轨迹重用。考虑到区别度的大小主要与主车车速、障碍车车速及2车间的横向距离有关,且主车和障碍车车速的变化幅度相较于横向距离更为明显,为确保换道避障运动的安全性,应使区别度阈值为倾向保守的较小值。为此,采用主车和障碍车车速与案例库中相应案例的相应车速偏差为0时,横向偏差引起相应轨迹出现明显差异的值为区别度阈值,据此计算得到区别度阈值 ξ_t 为0.6。

2.2 轨迹修正与更新

在智能汽车实际行驶换道避障场景中,当前主车车速、障碍车车速和相对横向位移可能与文中所建立案例库中的状态量有所差距,计算出的区别度大于已设定的区别度阈值。此时,认为当前案例为新案例或不相似案例,需修正案例库中的状态量和决策量以满足新案例对应场景,并将其储存到案例库中,实现案例库的自主更新。

2.2.1 轨迹修正

对于状态量的修正过程较为简单,直接将当前状态作为新的修正量进行储存即可,因此,轨迹修正的主要内容为对决策量的修正。决策量包括安全距离 S 和换道轨迹 T 。

其中,换道轨迹 T 是由五次多项式确定,当式(8)、式(9)中的各项系数确定后,换道轨迹将唯一确定,因此,修正换道轨迹即为修正五次多项式中各项系数。在式(8)、式(9)所示的各项系数表达式中,共有主车车速 $v_{x,m}$ 和换道结束时间 t_f 这2个变量, $v_{x,m}$ 可直接通过相关传感器获得,但 t_f 则需要求解如式(13)所示的优化问题所得。为避免五次多项式换道轨迹计算过程中耗时最长的优化过程,将不同车速所对应的最优换道结束时间 t_f 进行离线求解,并分别采用直线、抛物线与多项式拟合方式对其拟合,进而选择能够有效反映主车车速与最优换道结束时间的函数表达式。换道结束时间 t_f 关于主车车速 $v_{x,m}$ 变化的各类拟合表达式如下:

$$t_f = \begin{cases} \gamma v_{x,m} + \tau, & \text{直线拟合} \\ \beta v_{x,m}^2 + \gamma v_{x,m} + \tau, & \text{抛物线拟合} \\ \alpha v_{x,m}^3 + \beta v_{x,m}^2 + \gamma v_{x,m} + \tau, & \text{多项式拟合} \end{cases} \quad (20)$$

式中: α 、 β 、 γ 分别为拟合表达式中3次项、2次项和1次项的系数; τ 为常数项。

为进行拟合工作,需要得到一组原始数据点,在车速20~120 km/h选择11组数据离线优化换道结束时间,得到11组 $v_{x,m}$ 与 t_f 的数据。将其分别代入式(20)中的各类拟合关系式,所得拟合线条与原始数据点对比如图7所示。从图7可以看出,三次多项式拟合效果最好,能够准确反映车速与换道结束时间之间的关系,因此,将其作为对换道时间 t_f 进行计算的函数关系,并结合当前主车车速,实现对换道轨迹 T 的修正。其中,求解得到三次多项式的各项系数分别为 $\alpha = -3.1077 \times 10^{-4}$, $\beta = 0.022$, $\gamma = -0.5616$, $\tau = 10.5167$ 。

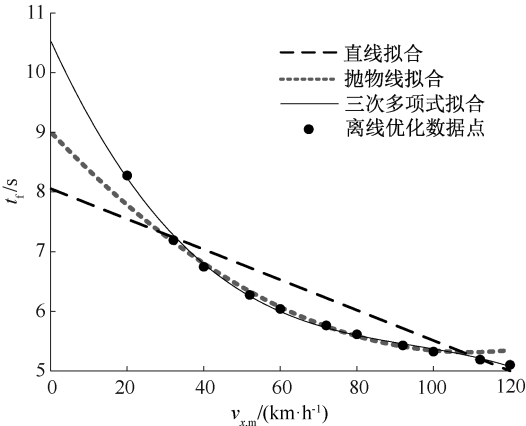


图7 t_f 曲线拟合结果

Fig.7 Curve fitting results of t_f

安全距离 S 由式 (17) 计算所得,可以看出,安全距离 S 是由主车纵向车速、障碍车车速和主车横向车速决定,而上述变量均可直接获取或通过五次多项式换道轨迹计算公式间接求得,因此,修正 S 即为使用当前状态量,根据式 (17) 计算出新的安全距离 S 。

2.2.2 轨迹更新

轨迹更新是将新案例所对应的状态量和决策量储存到案例库中,实现案例库的自主更新。对于状态量和安全距离 S ,可直接将其作为一条新案例直接添加,对于换道轨迹序列来说,需要根据现有换道轨迹序列的数量进行保存,对已有 i 条换道轨迹序列的案例库来说,新换道轨迹应保存为 T_{i+1} 。此时的案例库更新为:

$$N = [C_1, C_2, \cdots, C_i, C_{i+1}] \tag{21}$$

3 换道避障轨迹规划相关方法对比

为验证基于 CBR 机制的智能汽车换道避障轨迹规划方法的有效性与实时性,采用 PreScan 搭建智能汽车换道避障场景^[14],利用 Matlab/Simulink 进行基于 CBR 机制的换道避障轨迹规划算法开发,从而建立 PreScan 与 Matlab/Simulink 联合仿真试验平台。在此基础上,分别选取相似案例和新案例 2 种场景,对比测试所提出方法与现有的五次多项式在线优化^[11]、A*^[15]和 RRT*^[16]这 3 种方法,充分验证所提出方法的可行性和优势。需要说明的是,由于 A* 算法和 RRT* 算法难以获得连续轨迹,为方便比较,后面对比图中通过样条曲线插值平滑的方式展示二者规划结果。

3.1 相似案例换道避障场景

相似案例的场景设置为:主车初始位置为 $x_m = 0\text{ m}$, $y_m = 0\text{ m}$,车速为 $v_{x,m} = 100\text{ km/h}$,障碍车初始位置为 $x_o = 32\text{ m}$, $y_o = 0\text{ m}$,车速为 $v_{x,o} = 80\text{ km/h}$,区别

度阈值 $\xi_l = 0.6$ 。在上述场景下,经案例检索后其与案例库中现存案例的区别度小于所设定阈值,能够在案例库中找到相似案例并重用其状态量所对应的安全换道距离 S 和最优换道轨迹 T 。相似案例仿真结果如图 8 所示。

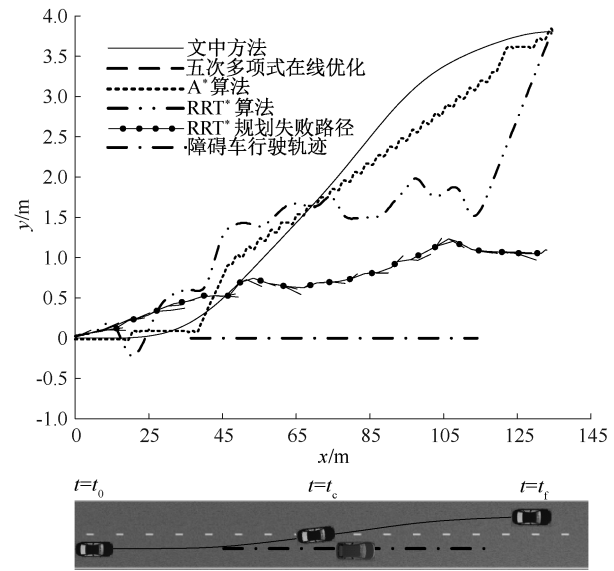


图 8 相似案例仿真结果
Fig. 8 Simulation results of the similar case

由图 8 可知:采用文中方法主车能够根据已储存的换道距离开始执行换道行为,并沿着最优换道轨迹 T 行驶,且主车在换道过程中,未与障碍车发生碰撞。采用五次多项式在线优化也能实现安全换道避障功能,其轨迹与文中方法轨迹重合,证明两者具有相同的轨迹性能。采用 A* 算法也可以实现安全换道避障功能,而 RRT* 算法是基于概率采样寻找最优路径,存在规划失败的情况,难以确保智能汽车行驶安全。为进一步对比相关方法的规划耗时,并量化比较相关方法所得轨迹性能,文中方法与五次多项式在线优化、A* 算法、RRT* 算法所规划出的轨迹性能与规划耗时见表 2。

表 2 相似案例轨迹性能评价指标与规划耗时

Table 2 Performance evaluation indicators and planning time for similar case trajectories

评价指标	文中方法	五次多项式	A* 算法	RRT* 算法
轨迹最大曲率/ m^{-1}	0.001 2	0.001 2	0.165 5	0.098 0
与障碍车的最小距离/ m	0.305 3	0.305 3	0.193 1	0.764 9
最大侧向加速度/ $(\text{m} \cdot \text{s}^{-2})$	1.245 7	1.245 7	3.114 5	2.711 4
规划耗时/ s	0.000 1	0.001 3	0.288 3	0.087 0

从表 2 可以看出,在规划轨迹性能评价方面,由于基于 CBR 机制的换道避障轨迹规划方法能够直接调用案例库中储存的五次多项式最优轨迹,因此,

规划轨迹具有良好的平滑度;而 A* 算法与 RRT* 算法仅能考虑车辆的避障与目标点的可达性,所规划出轨迹的性能较差。在实时性评价方面,所提出方

法能够直接调用案例库中储存案例,极大地减少轨迹规划所需时间。

3.2 新案例换道避障场景

新案例的场景设置为:主车初始位置为 $x_m = 0$ m, $y_m = 0$ m, 主车车速为 $v_{x,m} = 100$ km/h, 障碍车初始位置为 $x_o = 39$ m, $y_o = 0.325$ m, 障碍车车速为 $v_{x,o} = 80$ km/h, 区别度阈值 $\xi_i = 0.6$ 。在上述场景下,经案例检索后其与案例库中任一案例的区别度均大于区别度阈值,未能在案例库中找到相似案例,此时修正安全距离 S 及换道轨迹 T ,并将修正结果作为车辆换道距离及换道轨迹。仿真过程中主车与障碍车行驶轨迹及位置关系如图 9 所示。

从图 9 可以看出,采用文中方法主车能够根据修正换道距离开始执行换道行为,并沿着修正换道轨迹 T 行驶,未与障碍车发生碰撞,能够满足智能汽车在换道过程中的安全性和稳定性要求。同时,采用五次多项式在线优化也能实现安全换道避障功能,其轨迹与文中方法轨迹接近,证明两者具有类似的轨迹性能。采用 A^* 算法也可以实现安全换道避障功能,而 RRT* 算法是基于概率采样寻找最优路径,存在规划失败的情

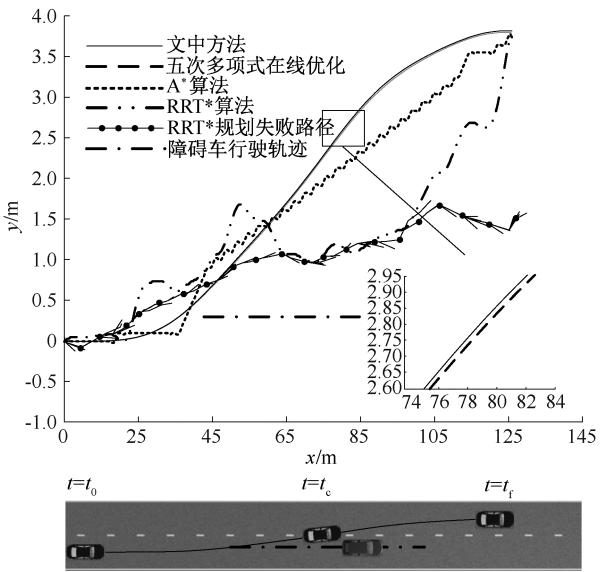


图 9 新案例仿真结果

Fig. 9 New case simulation result diagram

况,难以确保智能汽车行驶安全。为进一步对比相关方法的规划耗时,并量化比较相关方法所得轨迹性能,文中方法与五次多项式在线优化、 A^* 算法、RRT* 算法所规划出的轨迹性能与规划耗时见表 3。

表 3 新案例轨迹性能评价指标与规划耗时

Table 3 Performance evaluation indicators and planning time for new case trajectory

评价指标	文中方法	五次多项式	A^* 算法	RRT* 算法
轨迹最大曲率/ m^{-1}	0.001 4	0.001 4	0.165 5	0.085 0
与障碍车的最小距离/m	0.163 0	0.141 4	0.246 6	0.291 9
最大侧向加速度/ $(m \cdot s^{-2})$	1.194 9	1.136 5	3.166 5	2.044 7
规划耗时/s	0.001 1	0.002 8	0.289 8	0.056 0

从表 3 可以看出,在轨迹性能方面,基于 CBR 机制的换道避障轨迹规划方法能够根据状态量实时修正决策量,并规划出一条换道避障轨迹,且其轨迹性能与基于五次多项式在线优化的最优轨迹性能基本一致,能够满足车辆安全性与稳定性要求;而 A^* 算法与 RRT* 算法所规划的轨迹性能较差。在实时性评价方面,文中方法仅需利用轨迹参数修正公式计算换道结束时间,并更新换道轨迹,极大地减少了轨迹规划所需时间。

4 结 论

1) 通过分析智能汽车典型换道避障场景,建立最优案例库。当所处场景与已有案例相似时直接调用已有案例最优轨迹;当所处场景与已有案例不相似时,通过案例修正得到换道避障轨

迹,从而实现基于 CBR 机制的智能汽车换道避障轨迹规划。

2) 分别在相似案例和新案例 2 种场景下,对比测试所提出方法与现有方法。结果表明:文中方法与五次多项式在线优化方法的轨迹性能基本一致,且明显优于 A^* 和 RRT* 方法。同时,文中方法与 3 种现有方法相比,具有最小的规划耗时,新案例场景下的规划耗时为 0.001 1 s,而相似案例场景下的规划耗时仅为 0.000 1 s。

3) 文中侧重研究智能汽车换道避障轨迹规划方法,尚未充分考虑动态场景下环境感知的实际问题。下一步工作将结合 V2X 技术,充分考虑真实传感器可能存在的噪声干扰、通信延时和数据丢包等问题,不断提高换道避障轨迹规划的有效性,促进智能汽车发展落地。

参 考 文 献

- [1] RONG Donglei, JIN Sheng, YANG Chengcheng. Connected and autonomous vehicle trajectory planning considering communication delay[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2024, 73(9): 12 668–12 681.
- [2] 姚佼,杨承逸,杨媛媛,等. 基于安全势场理论的高速公路交通事故下协同换道引导策略[J]. 中国安全科学学报, 2024, 34(7): 71–82.
YAO Jiao, YANG Chengyi, YANG Yuanyuan, et al. Cooperative lane change guidance strategy in freeway traffic accident area based on safety potential field theory[J]. China Safety Science Journal, 2024, 34(7): 71–82.
- [3] ALI Y. Autonomous vehicle lane-changing dynamics and impact on the immediate follower[J]. Analytic Methods in Accident Research, 2025, 46(6): DOI: 10.1016/j.amar.2025.100388.
- [4] XIN Long, KONG Yiting, LI S E, et al. Enable faster and smoother spatio-temporal trajectory planning for autonomous vehicles in constrained dynamic environment[J]. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part D: Journal of Automobile Engineering, 2021, 235(4): 1 101–1 112.
- [5] XU Biao, WANG Guan, YANG Zeyu, et al. Multi-vehicle collaborative trajectory planning in unstructured conflict areas based on v-hybrid A* [J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2024, 25(9): 12 722–12 735.
- [6] LI Bai, KONG Qi, ZHANG Youmin, et al. On-road trajectory planning with spatio-temporal RRT* and always-feasible quadratic program [C]. Proceeding in 16th International Conference on Automation Science and Engineering, 2020: 942–947.
- [7] YAN Yongjun, WANG Jinxiang, WANG Yan, et al. A cooperative trajectory planning systems based on the passengers' individual preferences of aggressiveness[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2025, 72(1): 395–406.
- [8] LIU Yonggang, ZHOU Bobo, WANG Xiao, et al. Dynamic lane-changing trajectory planning for autonomous vehicles based on discrete global trajectory [J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2024, 23(7): 8 513–8 527.
- [9] 谭睿璞,张文德,陈圣群,等. 异质信息环境下基于案例推理的应急决策方法[J]. 控制与决策, 2020, 35(8): 1 966–1 976.
TAN Ruipu, ZHANG Wende, CHEN Shengqun, et al. Emergency decision-making method based on case-based reasoning in heterogeneous information environment[J]. Control and Decision, 2020, 35(8): 1 966–1 976.
- [10] LI Yang, LI Linbo, NI Daiheng, et al. Automatic lane-changing trajectory planning: from self-optimum to local-optimum[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2022, 23(11): 21 004–21 014.
- [11] 牛国臣,李文帅,魏洪旭. 基于双五次多项式的智能汽车换道轨迹规划[J]. 汽车工程, 2021, 43(7): 978–986, 1 004.
NIU Guochen, LI Wenshuai, WEI Hongxu. Intelligent vehicle lane changing trajectory planning based on double quantic polynomials[J]. Automotive Engineering, 2021, 43(7): 978–986, 1 004.
- [12] YUE Ming, YANG Lu, ZHANG Hongzhi, et al. Automated hazard escaping trajectory planning/tracking control framework for vehicles subject to tire blowout on expressway[J]. Nonlinear Dynamics, 2019, 98: 61–74.
- [13] ZHANG Yuelou, CHEN Lingshan, LI Ning. Improved quantic polynomial autonomous vehicle lane-change trajectory planning based on hybrid algorithm optimization[J]. World Electric Vehicle Journal, 2025, 16(5): DOI: 10.3390/wevj16050244.
- [14] 洪亮,陈志豪,李梁,等. 混杂工况下面向 VRU 安全的主动转向控制策略[J]. 中国安全科学学报, 2024, 34(12): 84–93.
HONG Liang, CHEN Zhihao, LI Liang, et al. Active steering control strategy for VRU safety under mixed conditions[J]. China Safety Science Journal, 2024, 34(12): 84–93.
- [15] KABIR R, WATANOB E Y, ISLAM M R, et al. Enhanced robot of A-star algorithm for robotic path planning[J]. Sensors, 2024, 24(5): DOI: 10.3390/s24051422.
- [16] ZHANG Shi, CUI Rongxin, YAN Weisheng, et al. RA-RRTV*: risk-averse RRT* with local vine expansion for path planning in narrow passages under localization uncertainty[J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2025, 10(2): 2 072–2 079.

作者简介: 房熙博 (2000—),男,甘肃庆阳人,硕士研究生,主要研究方向为智能客车动力学及其运动控制、无人驾驶智能系统。E-mail:fangxibo@chd.edu.cn。

