



DOI:10.12404/j.issn.1671-1815.2405483

引用格式:田国富,郑佳强.掉头场景下自动驾驶汽车的决策与轨迹规划[J].科学技术与工程,2025,25(18):7823-7831.

Tian Guofu, Zheng Jiaqiang. Decision-making and trajectory planning of autonomous vehicles in U-turn scenarios[J]. Science Technology and Engineering, 2025, 25(18): 7823-7831.

掉头场景下自动驾驶汽车的决策与轨迹规划

田国富, 郑佳强

(沈阳工业大学机械工程学院, 沈阳 110870)

摘要 针对自动驾驶汽车在双向单车道下的掉头场景,采用模糊推理提出了一种安全决策方法并基于车辆空间分布关系建立掉头数学模型,确定7个关键控制点,改进粒子群算法的搜索策略,并提出一种高效舒适的掉头轨迹规划方法。安全决策方法首先将掉头时本车道和目标车道上的车辆与自车的相对距离和转向时最小安全距离的差值建立隶属关系,选择安全性更高的时刻进行掉头;轨迹规划方法结合车辆空间分布特征,改进粒子群算法的约束,提出一种新的搜索策略,使其能够快速收敛到最优极值,规划出掉头的最优路径。研究表明:所提出的决策与轨迹规划方法可以安全、高效地完成掉头。

关键词 自动驾驶; 模糊推理; 轨迹规划; 粒子群算法; 数学模型

中图分类号 U461.6; **文献标志码** A

Decision-making and Trajectory Planning of Autonomous Vehicles in U-turn Scenarios

TIAN Guo-fu, ZHENG Jia-qiang

(School of Mechanical Engineering, Shenyang University of Technology, Shenyang 110870, China)

[Abstract] Aiming at the U-turn scenario of autonomous vehicles in two-way single lanes, a safety decision-making method was proposed by fuzzy reasoning, and a U-turn mathematical model was established based on the spatial distribution relationship of vehicles, seven key control points were determined, the search strategy of particle swarm optimization was improved, and an efficient and comfortable U-turn trajectory planning method was proposed. The safety decision-making method firstly establishes a membership relationship between the relative distance between the vehicle and the vehicle on the target lane and the minimum safety distance during steering when making a U-turn, and selects the time with higher safety to make a U-turn. The trajectory planning method combines the spatial distribution characteristics of vehicles, improves the constraints of particle swarm optimization, and proposes a new search strategy, which can quickly converge to the optimal extreme value and plan the optimal path of U-turn. The results show that the proposed decision-making and trajectory planning methods can complete the U-turn safely and efficiently.

[Keywords] autonomous driving; fuzzy inference; trajectory planning; particle swarm algorithm; mathematical models

随着科技的发展,人工智能在我们的工作和生活中越来越重要。其中,自动驾驶技术已经成为最热门的研究方向之一,并且对交通安全具有重要影响。在交通拥挤的城市环境中,双向单车道道路十分常见。所以,当车辆掉头时,由于行车空间的限制,需要同时考虑安全性、行驶效率和利他性等问题。掉头作为一种常见的行车场景,当前对其进行安全决策和轨迹规划的研究较少。

自动驾驶汽车主要包含感知定位、行为决策、路径规划与跟踪控制等技术^[1]。自动驾驶汽车的设计以乘员的安全性为首要前提,而行为决策的好

坏直接影响安全性,轨迹规划则是自动驾驶汽车能够按照既定轨迹正确行驶的首要前提。

在自动驾驶的行为决策中,应用最广泛的是基于规则的方法,该方法具有结构简单、易于实现等优点,因此在自动驾驶汽车中特别受欢迎,且该方法^[2]根据驾驶状态或驾驶需求,在人工制定的规则库或知识库中选取最合适的行为决策策略,极大缩短了自动驾驶汽车做出决策的计算时间,兼顾了安全性和效率。

文献[3]提取了车辆换道时车辆间相对距离和车速等参数,基于模糊推理建立车辆二元换道决策

收稿日期:2024-07-22 修订日期:2025-03-21

基金项目:国家自然科学基金(52375258)

第一作者:田国富(1968—),男,汉族,吉林长春人,博士,教授。研究方向:智能制造技术与装备、自动驾驶汽车决策、规划与控制技术。

E-mail:tianguofu@126.com。

投稿网址:www.stae.com.cn

模型,准确率可达到85%。文献[4]基于强化学习的方法优化了驾驶行为决策模型,改善了控制量突变问题,具有更高的控制精度。文献[5]将粒子群算法与人工鱼群算法进行结合,提出一种混合规划方法,提高了算法的收敛速度和收敛精度,规划出最优路径。文献[6]结合了图卷积神经网络和长短期记忆网络并加入了注意力机制建立轨迹预测模型,生成S-T图,规划出确信轨迹。文献[7]采用了凸空间约束方法对车辆行驶的边界条件进行限制,然后通过设计多目标函数对轨迹进行平滑处理,规划出车辆行驶轨迹。文献[8]改进了人工蜂群算法,设计了新的搜索策略,提高了算法的搜索精度和收敛速度,并结合五次多项式规划出了车辆行驶的最优轨迹。文献[9]采用了有限状态机进行决策,通过构建Frenet曲线坐标系,利用动态规划算法求出粗解,再通过二次规划进行平滑处理,规划出无碰撞的车辆掉头轨迹。

针对自动驾驶汽车在双向单车道下的掉头场景,综合考虑本车道前、后方车辆和目标车道前方车辆以及自车的空间分布关系,现提出一种基于模糊推理的安全决策方法。为了兼顾自动驾驶汽车行驶时的安全性和效率,建立车辆掉头数学模型,设计新的约束条件,提出一种基于新的搜索策略而改进的粒子群算法,规划出一条最优轨迹。

1 安全决策方法

当自动驾驶汽车在双向单车道下行驶时,在掉头工况下,需要进行安全决策。通过对本车道与目标车道的掉头条件进行安全评估,当车辆减速到0时的位置设为掉头点。①当两车道均满足掉头条件时,车辆减速到掉头点后开始进行掉头;②当目标车道满足条件,本车道不满足或两车道均不满足

条件时,车辆减速但继续向前行驶,待两车道均满足时再进行掉头;③当目标车道不满足条件,本车道满足时,车辆减速到掉头点后停车等待,待到目标车道满足条件后再进行掉头。自动驾驶汽车掉头策略图如图1所示。

2 建立掉头安全条件

为了避免发生事故,计算自车与本车道前、后方车辆以及目标车道前方车辆的安全掉头距离^[10],以自车与前、后方车辆紧急制动距离的差值为最小安全距离,考虑人的反应时间,设反应时间为0.5 s,车辆位置示意图如图2所示。

则自车在本车道上行驶到掉头点的距离为

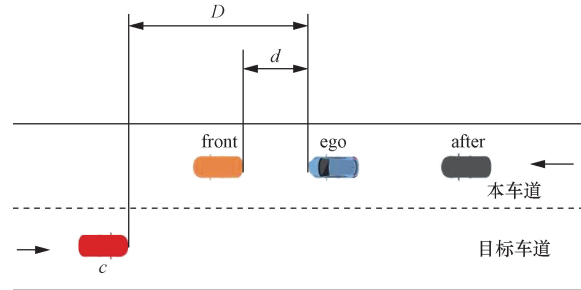
$$S_{ego} = \frac{V_{ego}^2}{2a_{ego}} \tag{1}$$

式(1)中: V_{ego} 和 a_{ego} 为自车的车速和加速度。

本车道后方车辆的紧急制动距离为

$$S_{after} = \frac{V_{after}^2}{2a_{after}} + 0.5V_{after} \tag{2}$$

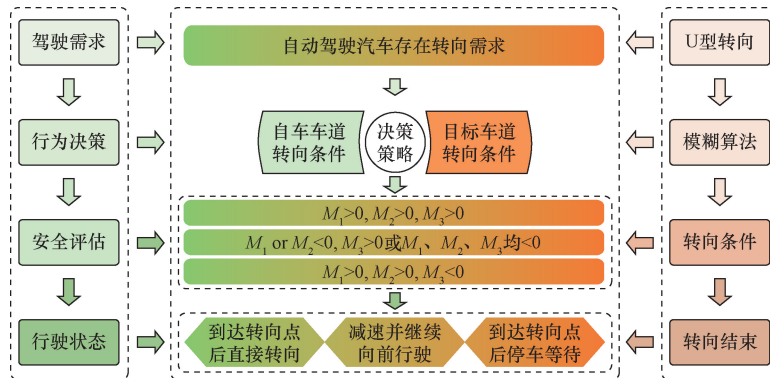
式(2)中: V_{after} 和 a_{after} 为本车道后车的车速的加速度。



front 为本车道前方车辆;ego 为自车;after 为本车道后方车辆;c 为目标车道前方车辆;D 为自车与目标车道前方车辆的纵向距离;d 为自车与本车道前方车辆的纵向距离

图2 车辆位置示意图

Fig. 2 Schematic diagram of the vehicle's location



M_1 为自车与本车道后方车辆的最小安全距离; M_2 为自车与本车道前方车辆的最小安全距离; M_3 为自车与目标车道前方车辆的最小安全距离

图1 掉头策略图

Fig. 1 U-turn strategy diagram

自车与本车道后方车辆的最小安全距离为

$$M_1 = S_{ego} - S_{after} + H + c \quad (3)$$

式(3)中: H 和 c 分别为自车的车长和冗余距离。

自车与本车道前方车辆的最小安全距离为

$$M_2 = (V_{ego} - V_{front}) \frac{d}{V_{ego}} \quad (4)$$

式(4)中: V_{front} 为本车道前车车速; d 为本车道前车与自车的纵向距离。

自车在掉头过程中所行驶的最大纵向距离为

$$S_{Lon} = S_{ego} + R_{min} \sin \gamma + 2R_{min} (\cos \beta_2 - \cos \beta) \quad (5)$$

式(5)中: R_{min} 为车辆最小转弯半径; γ 和 β_2 为车辆转向过程中的转向角度; β 为用于计算的数学角度,如图7所示。

目标车道前方车辆的紧急制动距离为

$$S_c = \frac{V_c^2}{2a_c} + 0.5V_c \quad (6)$$

式(6)中: V_c 和 a_c 分别为目标车道前方车辆的车速和加速度。

考虑车身结构,则自车与目标车道前方车辆的最小安全距离为

$$M_3 = D - S_c - S_{Lon} - R_0 \sin \theta \quad (7)$$

式(7)中: D 为自车与目标车道前方车辆的纵向距离; R_0 为车辆质心到车尾的距离; θ 为车身与水平方向的夹角。

当车辆紧急制动时,为避免车辆发生侧翻、摆尾等危险情况,需要对车辆的横向加速度进行约束,则根据车辆静态稳定性方程[式(8)]可得车辆瞬时平衡方程[式(9)]。

$$SSF = \frac{l_w}{2h} \quad (8)$$

$$ma_y h + F_{z1} l_w - mg \frac{l_w}{2} = 0 \quad (9)$$

式中: l_w 为车轮轮距; h 为车辆质心高度; m 为车辆的质量; a_y 为车辆横向加速度; F_{z1} 为左侧车轮的垂直载荷; g 为重力加速度。

由式(9)可得,当左侧车轮载荷为0时,车辆横向加速度最大,则最大横向加速度为

$$a_{ymax} = \frac{l_w}{2h} g \quad (10)$$

此时为车辆发生侧翻的临界点,则 a_{ymax} 为车辆发生侧翻的阈值^[11]。而在实际驾驶中,横向加速度一般为阈值的30%~50%^[12]。结合车辆数据可得 $a_{ymax} = 1.3g$,则选取阈值的30%,可得

$$a_{ymax} \leq 0.39g \quad (11)$$

当车辆满载或空载时,车辆的纵向加速度均不

低于 $0.6g$ ^[13],可得车辆纵向加速度取值范围为

$$a_x \geq 0.6g \quad (12)$$

则车辆在实际行驶时,车辆加速度的临界值为

$$a = \sqrt{a_{ymax}^2 + a_x^2} \quad (13)$$

所以为了避免车辆在制动时发生危险,根据实际驾驶情况,设 a_{ego} 、 a_{after} 和 a_c 均为 a 。

将自车与本车道后方车辆的最小安全距离 M_1 作为模糊输入1,模糊化为5个等级,子集设置为{负,零,小,中,大},论域取值范围为 $[-10, 50]$,其中子集“负”的范围设置为 $[-10, 5]$,子集“零”的范围设置为 $[0, 10]$,子集“小”的范围设置为 $[5, 15]$,子集“中”的范围设置为 $[10, 20]$,子集“大”的范围设置为 $[15, 50]$ 。隶属度图像如图4所示。

自车与本车道前方车辆的最小安全距离 M_2 作为模糊输入2,模糊化为5个等级,子集设置为{负,零,小,中,大},论域取值范围为 $[-10, 50]$,其中子集“负”的范围设置为 $[-10, 5]$,子集“零”的范围设置为 $[0, 10]$,子集“小”的范围设置为 $[5, 15]$,子

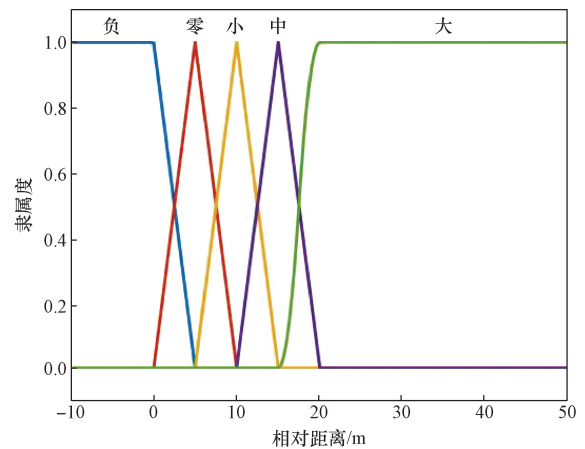


图3 M_1 隶属度函数

Fig. 3 M_1 membership function

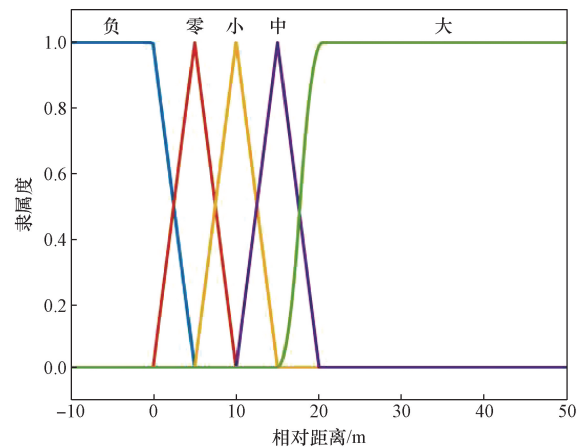


图4 M_2 隶属度函数

Fig. 4 M_2 membership function

集“中”的范围设置为 $[10,20]$,子集“大”的范围设置为 $[15,50]$ 。隶属度图像如图5所示。

自行车与目标车道前方车辆的最小安全距离 M_3 作为模糊输入3,模糊化为5个等级,子集设置为{负,零,小,中,大},论域取值范围为 $[-10,50]$,其中子集“负”的范围设置为 $[-10,5]$,子集“零”的范围设置为 $[0,10]$,子集“小”的范围设置为 $[5,15]$,子集“中”的范围设置为 $[10,20]$,子集“大”的范围设置为 $[15,50]$ 。隶属度图像如图6所示。

输出为换道意愿 N_1 ,模糊化为7个等级,子集设置为{很低,低,较低,中,较高,高,很高},论域取值范围为 $[-1,1]$,隶属度函数图像如图7所示。模糊规则表如表2所示,换道意愿决策表如表3所示。

经过模糊推理所得到的输出仍是模糊子集,为使推理结果用于决策模型的输出,需将模糊子集进行去模糊化。去模糊化是将通过模糊推理得到的变量输出为用于实际的清晰量。本文研究中采用“重心法”去模糊化。所以,当车辆掉头时,将自行车与

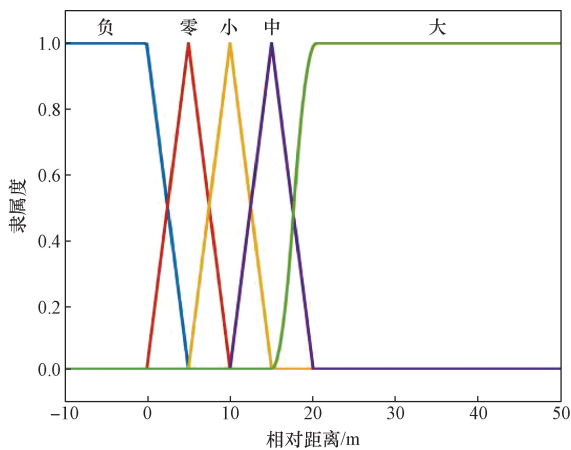


图5 M_3 隶属度函数

Fig. 5 M_3 membership function

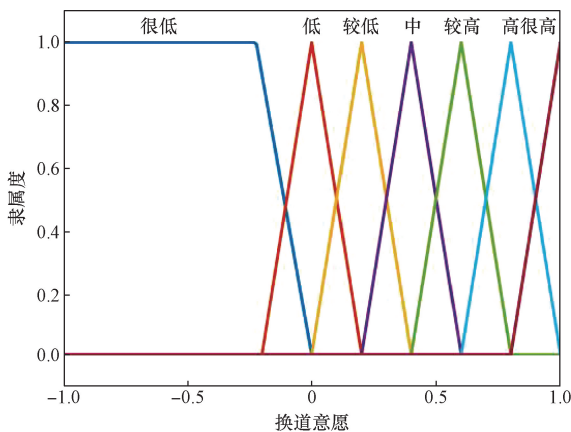


图6 N_1 隶属度函数

Fig. 6 N_1 membership function

表1 模糊规则表

Table 1 Fuzzy rules table

模糊规则	M_2					模糊规则	
	负	零	小	中	大		
M_1	负	很低	很低	很低	低	较低	M_3
	零	低	较低	较低	中	较高	
	小	较低	中	中	较高	高	
	中	较低	中	较高	高	很高	
	大	较低	较高	高	很高	很高	

表2 换道意愿强度及决策表

Table 2 Intensity of willingness to change lanes and decision table

换道意愿强度	车辆决策
$0 < N_1 \leq 0.4$	继续行驶
$0.4 < N_1 \leq 0.6$	等待掉头
$0.6 < N_1 \leq 1$	直接掉头

前、后车辆的最小安全距离分别输入,并查找模糊规则,然后解模糊求出相应掉头意愿的值,比较值的大小,再进一步控制车辆进行掉头。

3 局部路径规划

粒子群算法是通过模拟鸟群觅食行为而发展起来的搜索算法,其本质思想是通过群体中个体的协作与信息共享来寻找最优解^[14]。粒子群算法的原理是通过一群随机的粒子不断迭代,然后根据迭代找到最优解,并且在每次迭代的过程中,更新个体极值,最终形成全局极值的过程。但粒子群算法具有很大的随机性,在寻优的过程中,计算时间过长,效率较低,且易陷入局部最优。

基于车辆空间分布特征,通过建立车辆掉头的数学模型来确定车辆在掉头过程中的多个关键点,进而对粒子群进行约束,避免粒子群算法在无用的空间内进行迭代,降低了粒子群算法的随机性。

本文研究针对的是双向单车道路况,由于道路宽度限制,自动驾驶汽车需要进行倒车调整。为了便于计算,在不影响模型准确的前提下,做出以下假设:①在建立掉头数学模型过程中将车辆看作一个质点;②假设车辆转弯时的转弯半径均为车辆最小转弯半径。

3.1 建立掉头数学模型

自动驾驶汽车的行驶情况如下。

(1) 车辆在本车道以某一初速度行驶,当需要掉头时,车辆开始减速,当车速减为0时到达 A_1 点,准备掉头。

(2) 车辆到达 A_1 点后开始转向,因为在掉头或泊车等工况下,车速一般为5 km/h左右^[15],属于低

速工况,所以假设车辆掉头时纵向速度恒定。设车辆距离边界的安全距离为 0.3 m,所以车辆行驶至 A_2 点停车。

(3) 车辆在 A_2 点切换倒挡,开始倒车,行驶至 A_3 点停车。

(4) 车辆在 A_3 点切换前进档位,向前行驶,行驶至 A_5 点,车辆完成掉头。掉头数学模型示意图如图 7 所示。

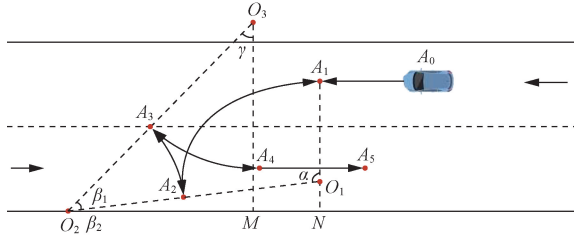


图 7 掉头数学模型示意图

Fig. 7 Schematic diagram of the mathematical model of the U-turn

当车辆行驶至 A_1 点时,可得车辆行驶的距离 $L_{A_0A_1}$ 为

$$L_{A_0A_1} = \frac{v_{ego}^2}{2a_{y_{max}}} \quad (13)$$

当车辆从 A_1 点行驶至 A_2 点时,可得车辆行驶的距离 $L_{A_1A_2}$ 为

$$L_{A_1A_2} = R_{min}\alpha \quad (15)$$

$$\alpha = \sin^{-1} \frac{E_{safe}}{R_{min}} + \frac{\pi}{2} \quad (16)$$

当车辆从 A_2 处开始倒车,行驶至 A_3 点时,可得车辆行驶的距离 $L_{A_2A_3}$ 为

$$L_{A_2A_3} = R_{min}\beta_1 \quad (17)$$

$$\beta_1 = \beta - \beta_2 \quad (18)$$

$$\beta_2 = \sin^{-1} \frac{2E_{safe}}{2R_{min}} \quad (19)$$

$$\beta = \sin^{-1} \frac{2E_{safe} + R_{min}}{2R_{min}} \quad (20)$$

当车辆从 A_3 点行驶至 A_4 点且继续行驶至 A_5 点完成掉头时,可得车辆行驶的距离 $L_{A_3A_4}$ 和 $L_{A_4A_5}$ 为

$$L_{A_3A_4} = R_{min}\gamma \quad (21)$$

$$\gamma = \frac{\pi}{2} - \beta \quad (22)$$

$$L_{A_4A_5} = \frac{v_c^2 - v_x^2}{2a_{max}} \quad (23)$$

式中: v_{ego} 、 v_c 和 v_x 分别为自车车速、目标车道的前车车速以及自车当前车速; $a_{y_{max}}$ 和 a_{max} 分别为自车在掉头时最大侧向加速度、最大纵向加速度; α 、 β_1 和 γ 分别为 $L_{A_1A_2}$ 、 $L_{A_2A_3}$ 和 $L_{A_3A_4}$ 对应的弧度角。

3.2 确定 7 个控制点

结合车辆掉头数学模型,确定车辆掉头过程中的 7 个控制点,分别为点 A_1 、 A_2 、 A_3 、 A_4 、 O_1 、 O_2 和 O_3 ,其中 O_1 是弧 A_1A_2 的圆心, O_2 是弧 A_2A_3 的圆心, O_3 是弧 A_3A_4 的圆心, A_1 、 A_2 、 A_3 和 A_4 是车辆掉头轨迹中的关键控制点。

在自动驾驶汽车行驶的过程中,当车辆有掉头需求时,车辆减速,车速为 0 时到达 A_1 点,同时以大地坐标系为基准,初始化车辆坐标,设 A_1 点为起始点,坐标为 (x_0, y_0) ,结合车辆掉头数学模型,可得 7 个控制点的坐标如式 (13) 所示。

3.3 建立规划轨迹的约束条件

针对自动驾驶汽车在行驶过程中的合法性和安全性,需要对自动驾驶汽车规划轨迹的边界进行约束,如图 8 所示。

$$\begin{cases} A_{1x} = x_0 \\ A_{1y} = y_0 \\ A_{2x} = R_{min}(\cos\alpha - 1) \\ A_{2y} = R_{min}\sin\alpha \\ A_{3x} = O_{2x} + R_{min}\sin(\alpha + \beta_1) \\ A_{3y} = O_{2y} - R_{min}\cos(\alpha + \beta_1) \\ A_{4x} = O_{3x} - R_{min} \\ A_{4y} = O_{3y} \\ O_{1x} = -R_{min}, O_{1y} = y_0 \\ O_{2x} = R_{min}(2\cos\alpha - 1) \\ O_{2y} = 2R_{min}\sin\alpha \\ O_{3x} = A_{3x} + R_{min}\sin(\alpha + \beta_1) \\ O_{3y} = A_{3y} - R_{min}\cos(\alpha + \beta_1) \end{cases} \quad (24)$$

式(24)中: $A_{1x} \sim A_{5x}$ 和 $A_{1y} \sim A_{5y}$ 分别为 $A_1 \sim A_5$ 点的横、纵坐标; O_{1x} 、 O_{1y} 、 O_{2x} 和 O_{2y} 、 O_{3x} 、 O_{3y} 分别为 $O_1 \sim O_3$ 点的横、纵坐标。

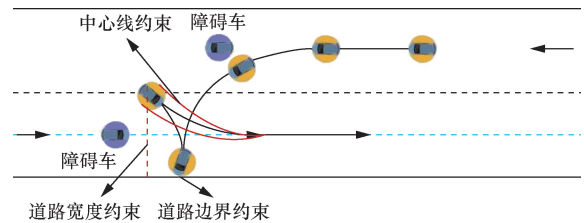


图 8 掉头轨迹约束图

Fig. 8 U-turn trajectory constraint diagram

3.3.1 建立规划轨迹的误差惩罚函数

考虑自动驾驶汽车到达目标位置时的横向误差,由于道路宽度限制,双向单车道总宽度为 7 m^[16]。所以,如果自动驾驶汽车在掉头过程中的横向误差超过道路边界,即超过 7 m,需添加惩罚项,可得横向误差惩罚函数为

$$f_{aerfa} = A_{3x} + 5.25 + \sin \left[\alpha + \beta_1 + \arctan \left(\frac{L_w}{2L_r} \right) \right] \times \sqrt{\left(\frac{L_w}{2} \right)^2 + L_r^2} \quad (25)$$

式(14)中: L_w 为车辆宽度; L_r 为后悬。

为了避免自动驾驶汽车在掉头过程中触碰道路边界,保证车辆与道路边界的安全距离,需对自动驾驶汽车进行碰撞检测,添加碰撞约束,可得碰撞惩罚函数为

$$f_{beta} = (L + L_r) \cos(\alpha + \beta_1)^2 - (A_{2x} + 5.25)^2 - A_{2y}^2 \quad (26)$$

式(15)中: L_r 为前悬; L 为车辆轴距。

为了保证自动驾驶汽车掉头换道后位于道路中心线,需对车辆在 A_3 点处进行横向位置约束和角度约束,可得道路中心线惩罚函数为:

$$f_{rou} = 1.75 - \left[L_r \cos \left(\frac{\pi}{2} - \gamma \right) + \frac{L_w}{2} \sin \left(\frac{\pi}{2} - \gamma \right) + A_{3x} \right] \quad (27)$$

$$f_{gama} = |A_{4x} + 1.75| \quad (28)$$

各个约束条件可得

$$s. t. \begin{cases} f_{aerfa} - 7 \leq 0 \\ f_{beta} \leq 0 \\ f_{rou} \leq 0 \\ f_{gama} \leq 0.05 \end{cases} \quad (29)$$

3.3.2 基于粒子群算法的轨迹规划

粒子群算法在模拟鸟群寻优的过程中,随机性较大,效率较低,且易陷入局部最优。因此,基于车辆掉头数学模型与轨迹的误差惩罚函数改进粒子群算法,提出一种新的搜索策略。该方法首先设立一个容忍范围,再以 A_1 、 A_2 、 A_3 、 A_4 关键点为圆心,以容忍范围为半径建立粒子群索引区域,则区域外的点均为无效点,然后基于轨迹的误差惩罚函数建立粒子群算法的适应度函数,再根据各个点的适应度值,在粒子群索引区域内进行寻优,规划出最优掉头轨迹。原理示意图如图9所示。

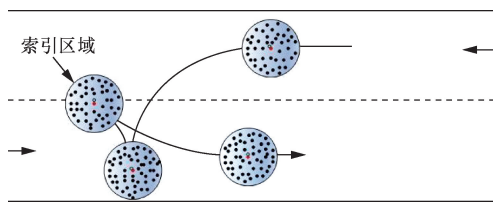


图9 粒子群索引示意图

Fig. 9 Schematic diagram of the particle swarm index

3.3.3 建立粒子群适应度函数

为了保证粒子群算法在容忍范围内规划出

最优轨迹,减小误差;需建立适应度函数,通过比较索引区域内每个点的适应度值,进而得到最优解。

结合规划轨迹的误差惩罚函数可得,横向误差适应度函数为

$$F_{aerfa} = 100\ 000 \max(f_{aerfa} - 7, 0) aerfa \quad (30)$$

碰撞适应度函数为:

$$F_{beta} = 100\ 000 \max(0, f_{beta}) beta \quad (31)$$

道路中心线适应度函数为

$$F_{rou} = 100\ 000 \max(0, f_{rou}) rou \quad (32)$$

$$F_{gama} = 100\ 000 \max(0, f_{gama}) gama \quad (33)$$

式中: $aerfa$ 、 $beta$ 、 rou 、 S_1 和 S_2 分别为横向误差适应度函数、碰撞适应度函数、道路中心线适应度函数和转向角适应度函数的权重因子。

自动驾驶汽车在实际行驶中,考虑到车身机构等因素,车辆的前轮转角不会超过 45° 。因此,为了保证车辆的转向角度和转向角速度在合理范围内,避免过度转向,出现无解的情况,需对车辆转向角进行限制,确保转向角度在合理范围内变化,可得转向角适应度函数为

$$F_{turn} = 1\ 000 S_1 \max \left(\alpha - \frac{\pi}{2}, 0 \right) + 1\ 000 S_1 \max(-\alpha, 0) + 1\ 000 S_2 \max \left(\beta_1 - \frac{\pi}{2}, 0 \right) + 1\ 000 S_1 \max(-\beta_1, 0) + 10\ 000 S_2 \max \left(\gamma - \frac{\pi}{2}, 0 \right) + 10\ 000 S_1 \max(-\gamma, 0) \quad (34)$$

则粒子群适应度函数为

$$F = F_{aerfa} + F_{beta} + F_{rou} + F_{gama} + F_{turn} \quad (35)$$

规划路径轨迹如图10所示。

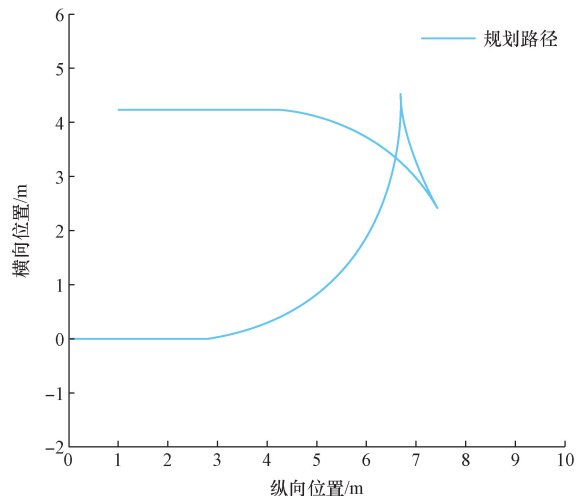


图10 规划轨迹图

Fig. 10 Plan a trajectory map

4 仿真验证

利用 MATLAB 与 CarSim 联合仿真,在 CarSim 中选取 C 级车辆模型,其车辆长度为 4 583 mm,轴距为 2 776 mm,前悬为 785 mm,后悬为 1 074 mm,最大前轮等效转角为 0.558 5 rad,道路按国家规定标准,单条道路宽度为 3.5 m,仿真结果如图 11 所示。

由图 11 和图 12 可知,粒子群算法在迭代过程中,虽然收敛到极值的速度很快,但并不是最优极值,最终也没有收敛到最优适应度 0,极易陷入局部最优;而结合车辆空间分布特征,基于数学模型改进的粒子群算法在迭代过程中,可以收敛到最优适应度 0,且收敛到最优极值的速度更快,效率更高,收敛效果也更好。

由图 13 ~ 图 15 可知,在城市路况下,车辆在掉头过程中行驶时,车辆未出现抖动情况。根据轨迹跟踪图可知,自动驾驶汽车在整体的跟踪过程中,偏差较小,跟踪精度较高,且最大横向偏差为 0.04 m,最大航向角偏差不超过 0.05 rad,控制效果较好,

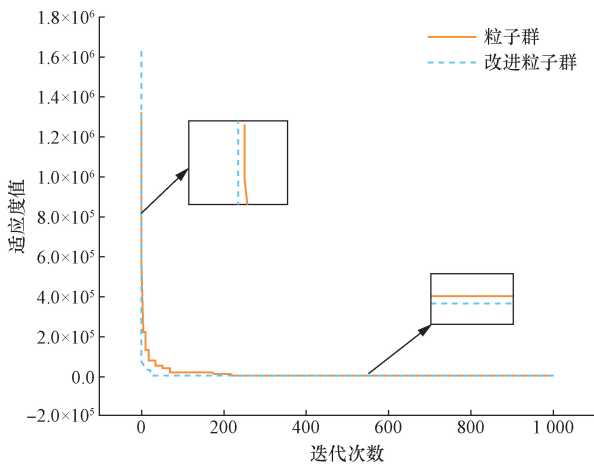


图 11 最优个体适应度对比图

Fig. 11 Optimal individual fitness comparison chart

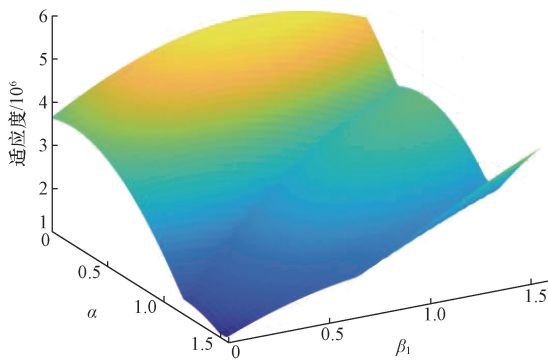


图 12 适应度函数关系图

Fig. 12 Fitness function diagram

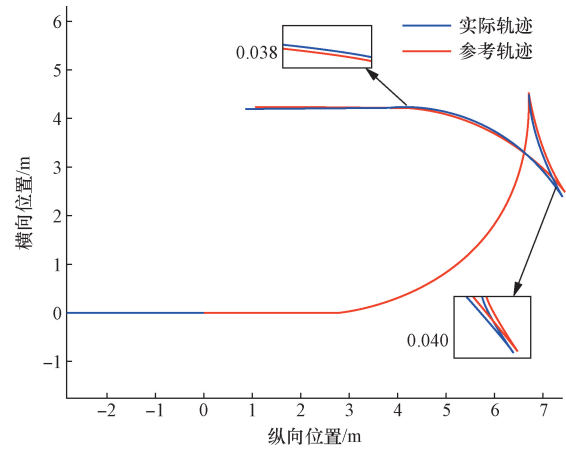


图 13 掉头轨迹跟踪效果

Fig. 13 U-shaped steering trajectory tracking effect

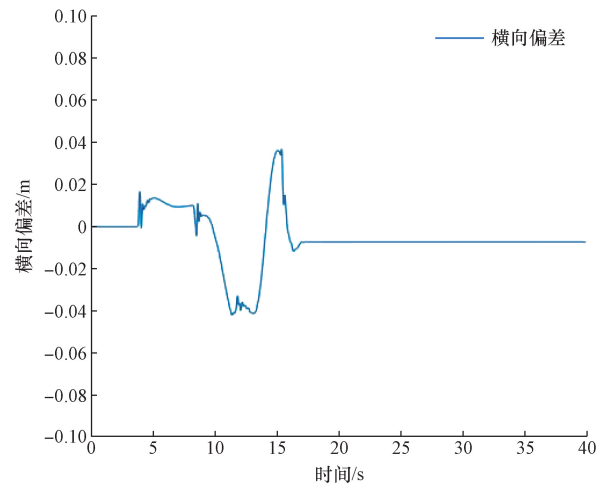


图 14 横向偏差跟踪效果

Fig. 14 Lateral deviation tracking effect

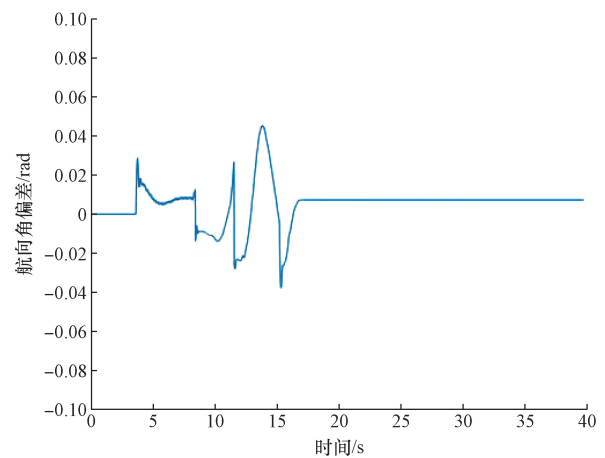


图 15 航向角偏差跟踪效果

Fig. 15 Heading angle deviation tracking effect

结合实际情况,对车辆影响极小,因此本文提出的在掉头场景下自动驾驶汽车的决策与规划方法可以规划出质量较高的轨迹路径,易于车辆跟踪控制。

5 结论

通过以上分析研究可得出以下结论。

(1)自动驾驶汽车需要掉头时,利用模糊算法和最小安全距离所建立的模糊规则生成的决策,可以防止车辆在动态行驶过程中与其他车辆产生冲突的问题,从而降低事故风险。

(2)基于车辆掉头轨迹建立掉头数学模型,确定7个关键点,基于关键点与容忍范围优化粒子群算法的约束条件,限制索引区域,改进粒子群算法,规划出自动驾驶汽车在掉头场景下的轨迹路径,并采用改进的Stanley控制方法进行跟踪控制,结果表明,规划的轨迹具有较高的跟踪精度,可以高效舒适地完成车辆掉头。

(3)结合仿真结果,在双向单车道路况的掉头场景下,自动驾驶汽车采用本文设计的决策与规划方法,既能保证车辆的安全性,也保证了车辆的掉头效率以及更适应当前工况的合理转向轨迹。

参 考 文 献

[1] 余贵珍,周彬,王阳. 自动驾驶系统设计与应用[M]. 北京:清华大学出版社,2019.
Yu Guizhen, Zhou Bin, Wang Yang. Design and application of autonomous driving system [M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2019.

[2] Wang H. Data base of electric vehicle production in China[M]. Beijing: State Key Laboratory of Automotive Safety and Energy, Tsinghua University, 2017.

[3] 冯樱,乔宝山,江子旺,等. 基于模糊推理的换道决策与仿真验证[J]. 重庆交通大学学报(自然科学版), 2023, 42(6): 155-162.
Feng Ying, Qiao Baoshan, Jiang Ziwang, et al. Lane change decision and simulation verification based on fuzzy reasoning[J]. Journal of Chongqing Jiaotong University (Natural Science Edition), 2023, 42(6): 155-162.

[4] 周恒恒,高松,王鹏伟,等. 基于深度强化学习的智能车辆行为决策研究[J]. 科学技术与工程, 2024, 24(12): 5194-5203.
Zhou Hengheng, Gao Song, Wang Pengwei, et al. Research on intelligent vehicle behavior decision making based on deep reinforcement learning [J]. Science Technology and Engineering, 2024, 24(12): 5194-5203.

[5] 谢劲,胡光元,闫明,等. 基于粒子群与人工鱼群混合的泊车路径算法[J]. 控制工程, 2022, 29(12): 2357-2364.
Xie Jin, Hu Guangyuan, Yan Ming, et al. Parking path algorithm based on mixture of particle swarm and artificial fish [J]. Control Engineering, 2022, 29(12): 2357-2364.

[6] 黄晶,刘祥臻,邓潇阳,等. 基于多模态轨迹预测的智能车轨迹规划研究[J]. 汽车工程, 2024, 46(6): 965-974, 1024.

Huang Jing, Liu Xiangzhen, Deng Xiaoyang, et al. Research on trajectory planning of intelligent vehicles based on multimodal trajectory prediction [J]. Automotive Engineering, 2024, 46(6): 965-974, 1024.

[7] 刘刚,张泽,范群,等. 基于多目标优化的高速超车轨迹规划[J]. 重庆交通大学学报(自然科学版), 2024, 43(4): 67-73.
Liu Gang, Zhang Ze, Fan Qun, et al. High-speed overtaking trajectory planning based on multi-objective optimization [J]. Journal of Chongqing Jiaotong University (Natural Science Edition), 2024, 43(4): 67-73.

[8] 谢宪毅,张明君,金立生,等. 考虑舒适度的智能汽车人工蜂群轨迹规划方法[J]. 吉林大学学报(工学版), 2024, 54(6): 1570-1581.
Xie Xianyi, Zhang Mingjun, Jin Lisheng, et al. Trajectory planning method for artificial bee colony in intelligent vehicles considering comfort [J]. Journal of Jilin University (Engineering Science Edition), 2024, 54(6): 1570-1581.

[9] 李霖. 掉头场景下自动驾驶车辆轨迹规划与跟踪控制研究[D]. 长春:吉林大学,2023.
Li Lin. Research on trajectory planning and tracking control of autonomous vehicles in U-steering scenario [D]. Changchun: Jilin University, 2023.

[10] Hu W, Deng Z, Cao D, et al. Probabilistic lane-change decision-making and planning for autonomous heavy vehicles [J]. IEEE/CAA Journal of Automatica Sinica, 2022, 9(12): 2161-2173.

[11] 余志生. 汽车理论[M]. 5版. 北京:机械工业出版社,2009.
Yu Zhisheng. Automotive theory [M]. 5th ed. Beijing: Mechanical Industry Press, 2009.

[12] 张新锋,陈建伟,左思. 基于贝塞尔曲线的智能商用车换道避障轨迹规划[J]. 科学技术与工程, 2020, 20(29): 12150-12157.
Zhang Xinfeng, Chen Jianwei, Zuo Si. Trajectory planning for lane change and obstacle avoidance of intelligent commercial vehicles based on Bezier curve [J]. Science Technology and Engineering, 2020, 20(29): 12150-12157.

[13] 田永,马保林. GB7258《机动车运行安全技术条件》中关于乘用车车身的标准解读与分析[J]. 汽车工业研究, 2024(2): 15-21.
Tian Yong, Ma Baolin. Interpretation and analysis of the standard on passenger car body in GB7258 "technical conditions for motor vehicle operation safety" [J]. Journal of Automotive Industry Research, 2024(2): 15-21.

[14] 张志文,刘伯威,张继园,等. 麻雀搜索算法-粒子群算法与快速扩展随机树算法协同优化的智能车辆路径规划[J]. 中国机械工程, 2024, 35(6): 993-999, 1009.
Zhang Zhiwen, Liu BOWEI, Zhang Jiyuan, et al. Intelligent vehicle path planning based on collaborative optimization of sparrow search algorithm-particle swarm optimization and rapidly expanding random tree algorithm [J]. China Mechanical Engineering, 2024, 35(6): 993-999, 1009.

[15] 赵克刚,曾润林,梁志豪,等. 基于圆弧样条参考路径的改进

混合 A* 泊车路径规划算法 [J]. 科学技术与工程, 2024, 24 (17): 7376-7386.

Zhao Kegang, Zeng Runlin, Liang Zhihao, et al. Improved Hybrid A* parking path planning algorithm based on arc spline reference path [J]. Science Technology and Engineering, 2024, 24 (17): 7376-7386.

[16] 全国人民代表大会常务委员会关于修改《中华人民共和国道

路交通安全法》等八部法律的决定[J]. 中华人民共和国全国人民代表大会常务委员会公报, 2021(4): 737-841.

Decision of the Standing Committee of the National People's Congress on amending the road traffic safety law of the people's republic of china and other eight laws[J]. Communiqué of the Standing Committee of the National People's Congress of the People's Republic of China, 2021(4): 737-841.