

考虑操纵稳定性的自动驾驶汽车轨迹综合优化方法

兰凤崇^{1,2}, 李诗成^{1,2}, 陈吉清^{1,2†}, 刘照麟^{1,2}

(1. 华南理工大学 机械与汽车工程学院, 广东 广州 510640;

2. 华南理工大学 广东省汽车工程重点实验室, 广东 广州 510640)

摘要:针对自动驾驶汽车在局部轨迹规划上对车辆操纵稳定性考虑不足、对车辆模型过度简化和缺少对车辆舒适性客观评价的问题,建立了考虑车辆操纵稳定性的车辆三自由度模型,模拟自动驾驶汽车换道场景,根据输入车轮转角得到输出的换道轨迹,运算得到车辆换道行驶参数化方程和行驶轨迹特征.运用BP神经网络对行驶轨迹特征进行识别,得到自动驾驶汽车换道持续时间和横向偏移距离所对应的车轮转角变化关系.在不同换道车速下,根据不同换道持续时间和横向偏移距离,输入车轮转角得到换道优化轨迹簇和操纵稳定性参数.在只考虑行驶效率和安全的常规轨迹优化方法的基础上,构建轨迹综合优化目标函数,考虑表征车辆换道过程舒适性和操纵稳定性的(横摆、侧倾、侧向)加速度变化率均值,提出一种基于行驶效率、安全性、舒适性和操纵稳定性的轨迹综合优化方法.对轨迹综合优化目标函数进行求解得到最优换道行驶轨迹,联合仿真结果表明该方法优于常规轨迹优化方法且舒适性、操纵稳定性改善达20%以上.

关键词:自动驾驶;神经网络;操纵稳定性;轨迹优化

中图分类号:U471.1

文献标志码:A

Comprehensive Approach for Trajectory Optimization of Autopilot Vehicles Considering Handling Stability

LAN Fengchong^{1,2}, LI Shicheng^{1,2}, CHEN Jiqing^{1,2†}, LIU Zhaolin^{1,2}

(1. School of Mechanical and Automotive Engineering, South China University of Technology, Guangzhou 510640, China;

2. Guangdong Provincial Automobile Engineering Key Laboratory, South China University of Technology, Guangzhou 510640, China)

Abstract: Automated driving vehicles have problems in local trajectory planning, such as insufficient consideration of vehicle handling stability, excessive simplification of vehicle models, and lack of objective evaluation of vehicle comfort. Considering the stability of vehicle handling, a three-degree-of-freedom model of vehicle is established. The lane changing scene of the self-driving car is simulated. The lane-changing trajectory is output by inputting the wheel angle, and the parameterization equation and driving trajectory characteristics of the vehicle are calculated. The BP neural network is used to identify the trajectory characteristics, and the change relationship be-

* 收稿日期:2018-10-17

基金项目:国家自然科学基金资助项目(51775193), National Natural Science Foundation of China(51775193); 广东省科技计划项目(2015B10137002, 2017B010131002), Science and Technology Planning Project of Guangdong Province of China(2015B10137002, 2017B010131002)

作者简介:兰凤崇(1959—),男,吉林长春人,华南理工大学教授,博士生导师

† 通讯联系人, E-mail: chjq@scut.edu.cn

tween the lane change duration and lateral offset distance of the autonomous driving vehicle is obtained. At different lane changing speeds, according to different lane changing durations and lateral offset distances, the input wheel angles are used to obtain the lane change optimized by the trajectory clusters and steering stability parameters. Based on the conventional trajectory optimization method that only considers the driving efficiency and safety, the trajectory optimization objective function is constructed, by using the value of the yaw, roll, and lateral acceleration rate of the vehicle lane change process. A comprehensive trajectory optimization method based on driving efficiency, safety, comfort and steering stability is proposed. The trajectory optimization objective function is solved to obtain the optimal lane change trajectory. The joint simulation results show that the method is superior to the conventional trajectory optimization method, and the comfort and steering stability are improved by more than 20%.

Key words: automatic driving; neural networks; handling stability; trajectory optimization

近年来自动驾驶汽车致力于降低驾驶员操作复杂性,提高自动驾驶汽车的主动安全性,但是其发展同样面临考验,如局部轨迹规划中车辆行驶轨迹生成方式的可行性、轨迹参数化方法是否符合车辆运动学特性和轨迹优化方法是否能充分考虑车辆操纵稳定性、乘员舒适性等。

早期的轨迹规划是基于行驶轨迹的几何模型对车辆行驶位置状态进行约束,对车辆轨迹优化时没有充分考虑车辆的动力学和运动学参数,使得车辆无法完成按指定轨迹行驶,轨迹规划结果存在缺陷。部分研究^[1-3]以移动式机器人的路径规划方法对自动驾驶汽车进行横向、纵向的跟踪预瞄,以跟随控制参数使得车辆沿指定路径行驶。但其考虑的是车辆简化的二自由度模型,不能很好地评价操纵稳定性,且轨迹规划不一定光滑无突变。

近年来,对自动驾驶汽车轨迹规划方法致力于寻求轨迹曲率连续且安全无碰撞的参数化方法^[4-6],如 B 样条曲线、 β 样条曲线、多项式等,建立轨迹优化评价函数对行驶轨迹进行择优。大部分优化算法结合自动驾驶汽车的自身车辆系统^[7-8],在保证车辆安全性条件下,对车辆的加速度、碰撞概率、行驶效率等多个性能指标进行优化,得到最优行驶轨迹。由于传统算法简化的动力学模型不能兼顾操纵稳定性和舒适性,故搭建操纵稳定性、舒适性、换道效率为一体的评价目标函数^[9-10]显得很有必要。

为了在轨迹规划中最大程度地反映实车性能,建立了车辆横摆、侧倾、侧向的三自由度动力学模型,得到车辆行驶轨迹和操纵稳定性参数,对其输出的轨迹进行参数化表达和识别,得到车轮转角输出规律。在车辆具体驾驶场景下,对车辆制动性能进行分析,得到车辆轨迹规划安全域、曲率连续光滑的行

驶轨迹。这不仅保证了车辆的安全平稳运行而且能够通过车辆模型获得实时车辆姿态参数和操纵稳定性参数。对比常规轨迹优化算法,提出并求解一种考虑车辆操纵稳定性、舒适性、换道效率为一体的轨迹综合优化方法。

1 考虑操纵稳定性的车辆模型

1.1 车辆动力学方程

对于车辆有两个坐标系,一是大地坐标系为 $A(a_1, a_2, a_3)$ 、二是车辆坐标系为 $C(c_1, c_2, c_3)$,它们之间的位置关系如图 1(a)所示。为了能够反映操纵稳定性,增加一个坐标系 $B(b_1, b_2, b_3)$ 随车身转动, c_3 、 b_3 的夹角 ϕ 为车身侧倾角,坐标系 B 、 C 的位置如图 1(b)所示。

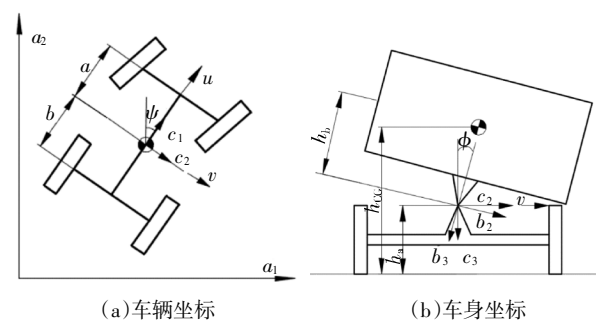


图 1 车辆和车身坐标

Fig.1 Vehicle and body coordinate

用 m 、 J_{xx} 、 J_{zz} 分别表示车辆质量、侧倾转动惯量和横摆转动惯量; m_b 、 m_f 、 m_r 分别表示车身、前、后非簧载质量; h_{CG} 为地面到侧倾中心的垂直距离; ϕ 、 v 、 r 分别表示侧倾角、侧向速度和横摆角速度。对车辆惯性系统求解得到车辆以速度 u 前进时, 车辆侧向速

度 v 、横摆角速度 r 和车身侧倾角 ϕ 的动力学关系为:

$$(m_b + m_f + m_r)(\dot{v} + ur) + (a_{mf} - b_{mr})\dot{r} + m_b h_b \ddot{\phi} = F_{yf} + F_{yr} \quad (1)$$

$$(a_{mf} - b_{mr})(\dot{v} + ur)(I_{zz}\dot{r} + I_{xz}\ddot{\phi}) = aF_{yf} - bF_{yr} \quad (2)$$

$$I_{xx}\ddot{\phi} + C_\phi\dot{\phi} + (K_\phi - m_b g h_b)\phi + m_b h_b(\dot{v} + ur) + I_{xz}\dot{r} = d_f F_{yf} + d_r F_{yr} \quad (3)$$

对方程进行数学变换可得关于 $[\psi \ v \ r \ \phi \ \dot{\phi}]^T$ 矩阵表达式为:

$$\begin{bmatrix} 0 & 0 & -1 & 0 & 0 \\ 0 & \frac{C_{\alpha f} + C_{\alpha r}}{u} & a_{11} & 0 & 0 \\ 0 & \frac{C_{\alpha f} - C_{\alpha r}}{u} & a_{12} & 0 & 0 \\ 0 & \frac{d_f C_{\alpha f} - d_r C_{\alpha r}}{u} & a_{13} & K_\phi - m_b g h_b & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & -1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \psi \\ v \\ r \\ \phi \\ \dot{\phi} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & m & a m_f - b m_r & 0 & m_b h_b \\ 0 & a m_f - b m_r & I_{zz} & 0 & 0 \\ 0 & m_b h_b & 0 & C_\phi & I_{xx} \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \psi \\ \dot{v} \\ \dot{r} \\ \dot{\phi} \\ \ddot{\phi} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ C_{\alpha f} \\ a C_{\alpha f} \\ d_f C_{\alpha f} \\ 0 \end{bmatrix} [\delta_f] \quad (4)$$

式中: K_ϕ 、 C_ϕ 均为常量, 分别为悬架侧倾刚度系数和侧倾阻尼系数; d_f 、 d_r 分别为单位车身侧倾造成的前后轮侧向偏移量; C_α 为轮胎侧偏刚度。

$$a_{11} = mu + \frac{aC_{\alpha f} - bC_{\alpha r}}{u}$$

$$a_{12} = \frac{a^2 C_{\alpha f} + b^2 C_{\alpha r}}{u} + (a m_f - b m_r)u$$

$$a_{13} = \frac{a d_f C_{\alpha f} + b d_r C_{\alpha r}}{u} + m_b h_b u$$

令 $X_1 = [\psi \ v \ r \ \phi \ \dot{\phi}]^T$

$$E_0 = [0 \ C_{\alpha f} \ aC_{\alpha f} \ d_f C_{\alpha f} \ 0]^T$$

$$E_1 = \begin{bmatrix} 0 & 0 & -1 & 0 & 0 \\ 0 & \frac{C_{\alpha f} + C_{\alpha r}}{u} & a_{11} & 0 & 0 \\ 0 & \frac{C_{\alpha f} - C_{\alpha r}}{u} & a_{12} & 0 & 0 \\ 0 & \frac{d_f C_{\alpha f} + d_r C_{\alpha r}}{u} & a_{13} & K_\phi - m_b g h_b & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & -1 \end{bmatrix}$$

$$E_2 = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & m & a m_f - b m_r & 0 & m_b h_b \\ 0 & a m_f - b m_r & I_{zz} & 0 & 0 \\ 0 & m_b h_b & 0 & C_\phi & I_{xx} \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}$$

$$\text{则 } E_1 X_1 + E_2 \dot{X}_1 = E_0 \delta_f \quad (5)$$

其中 X_1 为反映车辆操纵稳定性参数的状态空间。令 $U = \delta_f$ 为系统输入车轮转角, 由 A 、 B 、 C 、 D 矩阵构造车辆三自由度车辆运动学模型状态空间变量 Y_1 为:

$$\begin{cases} \dot{X}_1 = AX_1 + BU \\ Y_1 = CX_1 + DU \end{cases} \quad (6)$$

其中: $A = -(E_2)^{-1}E_1$; $B = (E_2)^{-1}E_0$; C 为 5 阶对角单位矩阵; D 为五行一列 0 矩阵。

不同车辆参数和车速会不同程度地影响车辆操纵稳定性和舒适性, 对比复杂的整车系统, 三自由度模型能够充分反映不同车辆的操纵稳定性, 而传统的二自由度模型不能充分考虑不同车辆的操纵稳定性, 进而无法客观评价乘员的舒适性。

根据车辆坐标和大地坐标关系转换, 输出的航向角 ψ 、侧向速度 v 以及速度 u 之间的关系表示为:

$$\begin{cases} \dot{X} = u \cos\psi - v \sin\psi \\ \dot{Y} = u \sin\psi + v \cos\psi \end{cases} \quad (7)$$

式中: X 、 Y 为大地坐标系下车辆纵向和横向行驶距离, 即为车辆行驶轨迹。

1.2 特定工况下模型操纵稳定性参数响应

在 Simulink 模块搭建自动驾驶汽车的三自由度动力学模型, 同时在 Carsim 中输入车辆参数。自动驾驶汽车参数见表 1。

表 1 自动驾驶汽车参数

参数	数值	参数	数值	参数	数值
m/kg	916	$d_f/(\text{m} \cdot \text{rad}^{-1})$	-0.1	C_ϕ	1 200
m_b/kg	750	$d_r/(\text{m} \cdot \text{rad}^{-1})$	0.1	$C_{\alpha r}/(\text{N} \cdot \text{rad}^{-1})$	30 082
m_f/kg	83	a/m	1.1	$C_{\alpha f}/(\text{N} \cdot \text{rad}^{-1})$	29 332
m_r/kg	83	b/m	1.25	$K_\phi/(\text{N} \cdot \text{m} \cdot \text{rad}^{-1})$	41 088
$I_{xx}/(\text{kg} \cdot \text{m}^2)$	270	h/m	0.54	$u/(\text{m} \cdot \text{s}^{-1})$	10
$I_{zz}/(\text{kg} \cdot \text{m}^2)$	705	h_b/m	0.451	$g/(\text{m} \cdot \text{s}^{-2})$	9.8

分别对三自由度车辆模型和 Carsim 模型进行仿真, 输出操纵稳定性参数响应并对其误差进行分析。以 36 km/h 的车辆行驶速度为例, 给车辆动力学模型分别输入恒定和换道车轮转角, 结果如图 2 所

示. 自动驾驶汽车动力学响应分别如图 3、图 4 和图 5 所示.

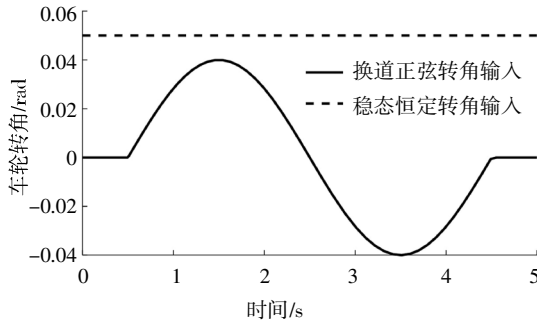


图 2 车轮转角输入曲线
Fig.2 Wheel angle input curve

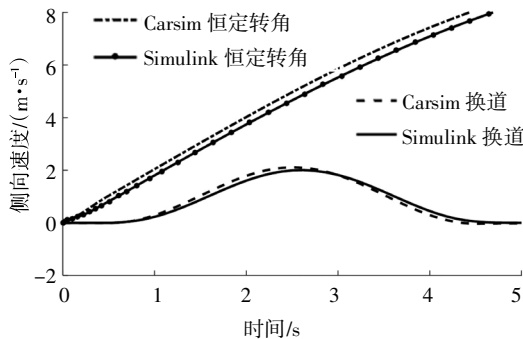


图 3 大地坐标系侧向速度响应输出曲线
Fig.3 Geodetic coordinate system lateral velocity response output curve

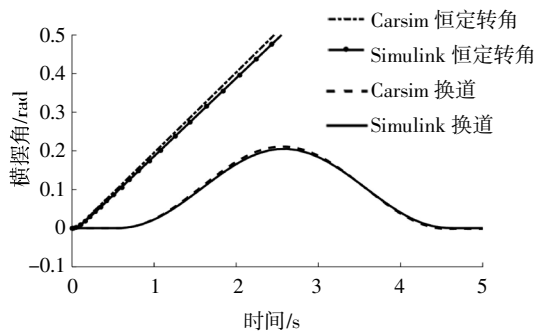


图 4 横摆角响应输出曲线
Fig.4 Yaw angle response output curve

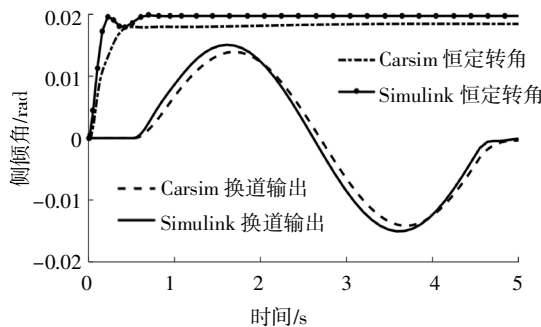


图 5 侧倾角响应输出曲线
Fig.5 Roll angle response output curve

从图 3、4 可以得到三自由度车辆模型和 Carsim 车辆模型输出的侧向速度、横摆角响应误差较小,验证了三自由度模型的准确性. 恒定转角输入得到横摆角响应,横摆角的微分为横摆角速度 r ,横摆角速度变化率即为横摆角加速度,从图 4 可以得到横摆角加速度响应输出误差较小. 从图 5 车辆侧倾角响应曲线可以看出,三自由度模型输出结果比 Carsim 输出响应快、结果更加精确,其结果更能反映车辆的操纵稳定性和舒适性. 以上参数均可在 MATLAB 中进行采集、分析和运算,为车辆轨迹识别和搭建优化目标函数参数的获取提供方便.

2 车辆轨迹参数化与识别

2.1 车辆轨迹规划安全域

对车辆行驶环境进行模拟,为确保车辆换道行驶安全,车辆行驶空间预期指标应高于交通最小安全距离;即当主车在道路上行驶时,其前方有交通车突然制动或有静止障碍物时,主车与交通车或静止障碍物之间的距离在主车制动至停止,该主车刚好不会追尾产生碰撞.

不考虑交通车的制动距离,根据《Autocar》在良好道路上的不同车辆的制动测试数据,通过最小二乘法拟合获得自动驾驶汽车车速为 u 时,制动距离为 $S_a = 0.122u + 0.0585u^2$. 考虑到安全性,当自动驾驶汽车减速到速度为 0 时,应与前方交通车或障碍物之间保持一定的安全距离 S_0 ,通常选 2~3 m^[1],在最小安全距离下的安全域如图 6 所示.

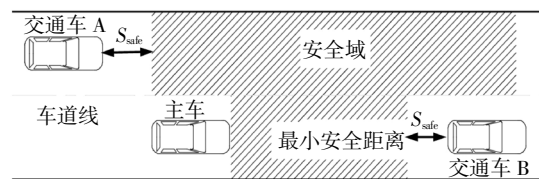


图 6 轨迹规划安全域

Fig.6 Trajectory planning security domain

2.2 实验法获取轨迹参数化方程

车辆前轮转角发生阶跃会影响车辆的操纵稳定性,正弦换道的平滑性对于自动驾驶汽车控制前轮转角具有重要意义. 由于车辆的运动学约束,车辆的位置和加速度变化需连续,因此轨迹曲线应该是一阶、二阶连续,为方便分析,将换道拟合为正弦模型如图 7 所示. 其中, A_0 为换道起点, A_1 为换道终点,

L_D 为换道纵向前进距离, Y_D 为换道横向偏移距离.

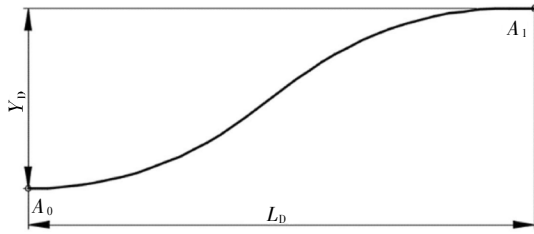


图7 正弦换道模型

Fig.7 Sine and lane change model

在改变车道的过程中,车辆的轨迹由路径和速度组成. 由于该过程时间较短,车道变换过程中不会出现严重的加减速,自动驾驶车辆在车道变换过程中速度保持不变或变化很小,车道变换姿态参数由行驶路径决定. 换道轨迹参数化方法有 B 样条曲线法、多项式法、分段函数法和几何规律运算等. 多项式参数化方程能够减小与行驶轨迹的误差,常被用于误差跟随模型,在对轨迹识别上增加了难度. B 样条曲线法受控制点的选择和拟合阶数影响,控制点选择的数量、质量和阶数的选择决定了参数化的复杂程度和准确性,由于选择变量过多,计算量过大,且多边形约束误差控制较复杂,故不采用.

模拟换道过程,给自动驾驶汽车输入正弦转角 ($u = 10 \text{ m/s}$),其变化规律如图 8 所示;通过三自由度模型响应得到换道轨迹,如图 9 所示. 从图 8 可得

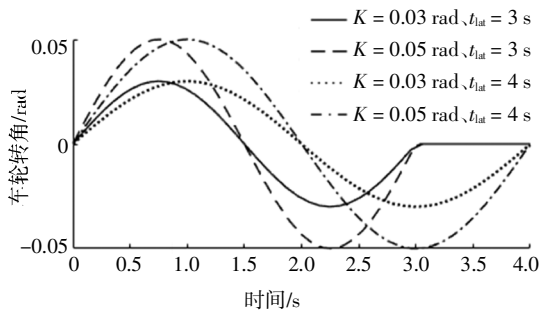


图8 模型换道转角输入

Fig.8 Lane change input

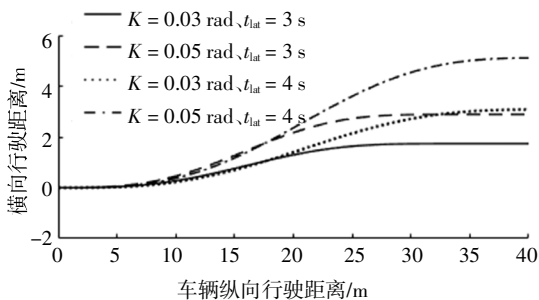


图9 换道轨迹

Fig.9 Lane change track

自动驾驶汽车输入正弦转角变化规律为 $\delta_f = K \sin(\omega t)$, 其中 K 为车辆换道车轮转角变化的幅值,换道持续时间为 $t_{lat} = 2\pi/\omega$, 故 ω 表征换道的持续时间. 在正弦变化一个周期内自动驾驶汽车完成换道,换道前和换道后车轮转角输入变为 0, 车辆保持直线行驶.

不同正弦前轮转角幅值 K 和换道持续时间产生不同的换道横向和纵向位移,从行驶轨迹可得换道前后车辆保持直线行驶,车辆开始换道到换道结束车辆换道轨迹变化具有相关性,呈正弦规律变化,轨迹光滑平缓无突变. 通过对标准正弦变化的换道轨迹^[12]和三自由度模型输出轨迹进行运算,得到其轨迹输出存在一定的滞后性. t_d 为模型响应迟滞时间,换道轨迹几何方程为:

$$\begin{cases} L_D = u_c \cdot t_{lat} \\ \delta_f = K \sin(\omega t) \\ X = u_c \cdot t \\ Y = -\frac{Y_D}{2\pi} \sin \frac{2\pi(t-t_d)}{t_{lat}} + \frac{Y_D(t-t_d)}{t_{lat}}, t \in [0, t_{lat}+t_d] \end{cases} \quad (8)$$

对模型输出轨迹进行拟合得到三自由度模型响应迟滞时间为 0.22 s, 同时拟合得到轨迹与标准正弦换道轨迹最大横向误差小于 0.1 m.

2.3 换道轨迹识别

根据轨迹规划技术路线图(图 10),为了获得具体驾驶场景下换道轨迹对应的车辆车轮转角变化规律,进而得到车辆行驶时的姿态参数和操纵稳定性参数,需要对换道轨迹进行识别^[13-14].

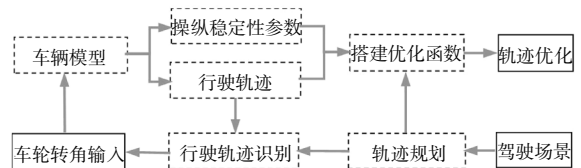


图10 轨迹规划技术路线

Fig.10 Trajectory planning technical route

由换道轨迹参数化方程分析可得,输入一组车辆前轮转角就会得到一组换道轨迹,其中,换道的正弦车轮转角幅值为 K , 横向换道距离为 Y_D ; 由于 $\omega = 2\pi/t_{lat}$, 所以模型的输入是一组变化的车轮转角(关于 K, ω 的函数),输出是一组换道横向距离 Y_D 和纵向距离 L_D , 故规律特征数据为 K, ω, Y_D . 对特征数据进行分析,选择 BP 神经网络训练算法对轨迹进行识别,输入量为 ω, Y_D , 输出为车辆正弦转角变化幅值 K .

由于车轮侧偏呈线性变化,侧向加速度不超过

0.4g, 正常换道持续时间约为 1~7 s, 可得到 K 、 ω 的取值范围分别为:

$$\begin{cases} \omega \in \left(\frac{2\pi}{7}, 2\pi \right) \\ K \in (0, 0.611) \end{cases} \quad (9)$$

将 K 以 0.01 rad 为间隔分为 61 组, 以 0.2 s 的换道持续时间为间隔将 ω 分为 30 组, 在车辆速度为 10 m/s 的条件下, 令车辆模型输入不同的正弦前轮转角, 循环调用模型, 循环采集参数 K 、 ω 、 Y_D , 可以得到训练集 1 830 组, 部分结果如表 2 所示, 舍去 $Y_D \geq 10$ m 的数据可得有效训练集为 471 组. 为了满足不同车辆速度换道工况, 还分别采集了 12 m/s、15 m/s 的训练集, 有效数据分别为 374 和 307 组.

表 2 10 m/s 车速下训练集部分数据

Tab.2 Partial data of 10 m/s

K/rad	ω	Y_D/m
0.030 5	1.414 3	3.865
0.040 7	1.516 1	4.477
0.061 0	1.923 2	4.166
0.081 4	2.330 4	3.779
0.152 5	3.144 6	3.870
0.233 9	3.958 9	3.726

采集特征量后, 搭建神经网络还需要考虑: 训练函数算法、隐含层数量、神经元节点数、激活函数、输出函数、学习率等. 训练函数的选取直接关系到神经网络训练精确度, 对轨迹识别起关键作用. 通过控制变量实验对最优算法进行筛选, 选择 $u = 10$ m/s 时的训练集, 训练网络隐含层为两层, 结构为 2-14-13-1, 隐含层第 1 层激活函数选用双极 S 形函数、隐含层第 2 层和输出层为线性函数、训练误差为 10^{-7} 、学习率为 0.05、训练迭代次数为 500 次, 为了达到训练函数快速收敛, 对训练集进行归一化处理, 训练函数的结果如表 3 所示.

表 3 训练函数的选择

Tab.3 Selection of training function

训练函数	算法名称	训练次数	回归相关性
Trainbr	Bayes 规范化算法	500	1.000
Traincgp	Polik-Ribere 算法	46	0.928
Trainbfg	BFGS 算法	42	0.998
Trainoss	OSS 算法	42	0.964
Trainidx	学习率可变 BP 算法	110	0.982
Traincgf	变梯度算法	80	0.996
Trainlm	L-M 算法	450	1.000

训练次数为训练集误差达到最小时的训练次数, 当训练次数较少时, 说明训练函数不能使训练集的误差减小, 反而可能使误差增大, 结合训练函数的回归相关性可得 L-M 算法和 Bayes 规范化算法都能较好地训练神经网络. 其中 L-M 算法, 训练结果收敛性好, 达到最小误差的迭代次数少.

在激活函数的选择上, 线性函数能够减少训练的时间, 但是非线性函数能够提高训练网络的精度, 由于前面对训练集进行了 $[-1, 1]$ 的归一化处理, 故对线性函数(调用字符 'purelin')和双极 S 形函数(调用字符 'tansig')的训练精度进行比较, 运用控制变量法选择隐含层和输出层激活函数对神经网络进行训练, 得到训练结果如表 4 所示.

表 4 激活函数的选择

Tab.4 Activation function selection

隐含层第 1 层	隐含层第 2 层	输出层	训练次数	回归相关性
'purelin'	'purelin'	'purelin'	3	0.812
'tansig'	'tansig'	'purelin'	30	1.000
'tansig'	'purelin'	'purelin'	316	1.000
'purelin'	'purelin'	'tansig'	9	0.869
'tansig'	'tansig'	'tansig'	500	0.998
'tansig'	'purelin'	'tansig'	61	0.999

由表 4 可知, 隐含层采用双极函数、输出层采用线性函数的训练时间较短, 回归相关性好. 因此, 神经网络的训练函数隐含层第 1 层采用双极 S 函数, 第 2 层采用线性函数, 输出层采用线性激活函数.

类比以上的选择情况, 通过控制变量法最终确定神经网络结构为 2-14-13-1; 训练函数为 L-M 算法; 输入集激活函数选择双极 S 函数和线性函数, 输出集激活函数选择线性函数; 训练误差为 10^{-7} ; 学习率为 0.05; 迭代次数为 500 次. 网络训练误差如图 11 所示.

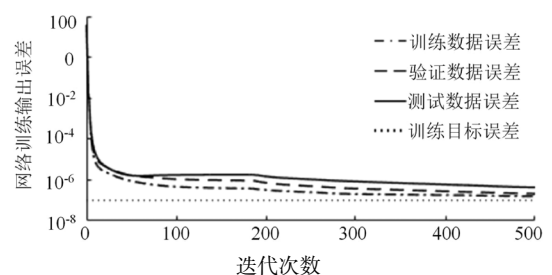


图 11 神经网络训练误差

Fig.11 Neural network training error

从训练误差结果可得, BP 神经网络能够很好地

对车辆模型输出的轨迹和参数化轨迹进行识别. 当输入换道横向距离和换道持续时间为 $\omega = 2\pi/t_{lat}$ 时, 可得到换道时车轮转角输入, 将车轮转角输入自动驾驶汽车三自由度模型获得操纵稳定性参数.

3 轨迹优化分析

3.1 轨迹优化目标函数搭建

参数化表达式中, L_D 为车辆换道的纵向前进距离, 它直接影响自动驾驶汽车的换道持续时间; 车辆的换道横向距离为 Y_D , 根据国家标准取 3.75 m, 故影响换道的变量为 L_D , 令换道时间为 1~7 s, 当 $u = 10$ m/s 时, 则 $L_D \in (10, 70)$.

在车辆安全域内生成 60 条换道轨迹, 对搭建的 BP 神经网络模型进行仿真得到换道时车辆前轮转角的变化, 将前轮转角输入到自动驾驶汽车三自由度车辆模型中, 得到换道时车辆姿态参数和操纵稳定性参数; 同理可以分别获得车速为 $u = 12$ m/s、15 m/s 时的评价参数.

评价车辆换道轨迹的好坏有很多方法^[5], 换道评价方法不仅影响车辆行驶安全, 还影响车辆的动力学性能(如操纵稳定性、舒适性、行驶效率等). 换道时间长短反映汽车的行驶效率, 而车辆的横向和纵向加速度不同程度地影响车辆性能; 由于在换道过程中速度变化不明显, 故常规轨迹优化方法选择换道持续时间和横向加速度来搭建轨迹优化目标函数. 常规换道轨迹优化函数变量分别为综合加速度和换道时间 t_{lat} , 其中综合加速度表示为:

$$a = \sqrt{a_{y\max}^2 + a_{x\max}^2} = A_{y\max} \quad (10)$$

考虑变量权值, 当评价体系的值取最小时, 对应的换道轨迹为轨迹优化簇的最优换道轨迹, 故常规轨迹优化目标函数为:

$$J_1 = w_1 A_{y\max}^2 + w_2 t_{lat}^2 \quad (11)$$

式中: $A_{y\max}$ 为横向加速度; w_1 、 w_2 均为评价变量的权重系数; t_{lat} 为换道持续时间.

常规轨迹优化目标函数中, 其横向加速度为换道过程中的极值, 并不能反映车辆在换道过程中的变化情况, 存在局限性, 且常规轨迹优化方法是针对二自由度车辆模型建立的评价体系, 对汽车的操纵稳定性和舒适性缺少客观评价. 本文在常规轨迹优化评价算法的基础上对优化评价函数进行了改进, 提出了基于车辆行驶效率和操纵稳定性的轨迹综合优化目标函数, 其中变量为车辆持续换道时间、横向

加速度变化率均值、侧倾角加速度变化率均值和横摆角加速度变化率均值. 这样既能充分考虑车辆的行驶效率, 也能客观评价车辆的操纵稳定性、舒适性和车辆状态. 轨迹综合优化目标函数为:

$$J_2 = w_1 (\bar{A}_y^2 + \bar{\phi}^2 + \bar{r}^2) + w_2 t_{lat}^2 \quad (12)$$

式中: \bar{A}_y^2 、 $\bar{\phi}^2$ 、 \bar{r}^2 分别为横向加速度变化率均值、侧倾角加速度变化率均值和横摆角加速度变化率均值的平方. 其表达式分别为:

$$\begin{cases} \bar{A}_y^2 = (2(\dot{A}_{y\max} - \dot{A}_{y\min})/t_{lat})^2 \\ \bar{\phi}^2 = (2(\ddot{\phi}_{\max} - \ddot{\phi}_{\min})/t_{lat})^2 \\ \bar{r}^2 = (2(\dot{r}_{\max} - \dot{r}_{\min})/t_{lat})^2 \end{cases} \quad (13)$$

3.2 车辆动力学约束条件

车辆在换道过程中, 车辆与障碍物的距离需要满足最小安全距离模型, 故安全距离约束为:

$$\Delta L \geq S_{\text{safe}}, 0 \leq t \leq t_{lat} \quad (14)$$

式中: ΔL 为车辆与障碍物的纵向距离.

车辆在换道时, 从主车道到目标车道行驶的过程中, 需要对车辆的横向偏移距离进行约束, 否则车辆可能会与其他车辆或障碍物发生碰撞. 横向偏移距离约束为:

$$3.6 \text{ m} \leq Y_D \leq 3.9 \text{ m} \quad (15)$$

车辆在换道过程中操纵稳定性参数影响车辆的舒适性和安全性, 当横向加速度和侧倾角过大时, 车辆会出现甩尾或侧翻风险. 因此, 需要对车辆进行约束, 根据对车辆侧倾角关于侧翻预警的研究^[16]可得, 加速度约束为:

$$a_y \leq 0.8g \quad (16)$$

3.3 轨迹综合优化目标函数求解

对车辆换道速度分别为 $u = 10$ m/s、12 m/s 和 15 m/s 的评价参数进行采集, 求解常规轨迹优化目标函数, 得到不同权重比下、车辆最优换道轨迹所对应的横向加速度和最优换道时间, 结果如图 12 所示.

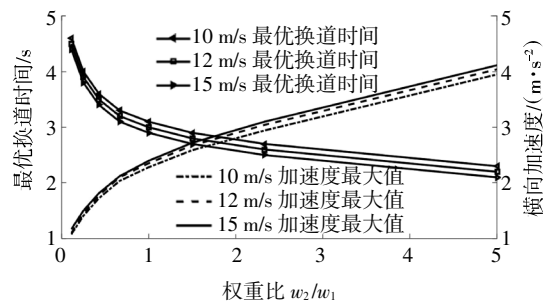


图 12 常规轨迹优化方法下最优换道时间和横向加速度
Fig.12 Optimal lane change time and lateral acceleration under conventional methods

不同权重比分配影响换道过程中横向加速度与最优换道时间. 当评价函数取最小值时,得到的换道轨迹既为安全域中轨迹簇的最优换道轨迹. 根据不同权重比下得到的最优换道时间,通过神经网络识别得到自动驾驶车辆的正弦车轮转角变化规律,从车辆模型中输出不同的换道轨迹,如图 13 所示.

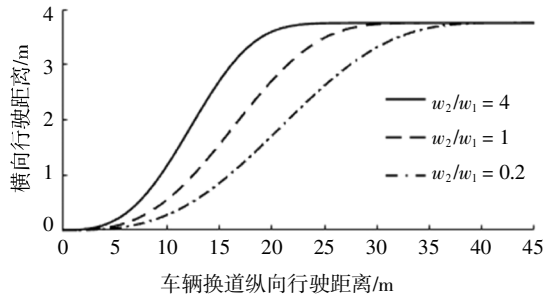


图 13 不同权重比下的换道轨迹

Fig.13 Lane change trajectory under different weights

根据车辆动力学模型输出的操纵稳定性参数可以分析换道时间效率和汽车行驶性能. 以车速 10 m/s 为例,权重比越大,换道轨迹越陡峭,行驶效率越高,换道持续时间越短;权重比越小,轨迹越平缓,但换道持续时间增加,换道效率下降. 由图 12 可知,当权重比大于 1 时,换道效率增加,随之出现换道粗暴行为,车辆横向加速度较大. 当权重比为 1 时,不同车速换道轨迹如图 14 所示. 由图 14 可知,车辆换道过程速度越小,车辆换道轨迹坡度越大;速度越大车辆换道轨迹越平缓,车辆纵向换道距离也相对较大.

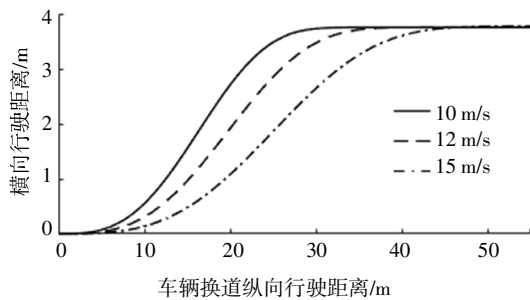


图 14 权重比为 1 时不同车速换道轨迹

Fig.14 Different speed-changing track with a weight ratio of 1

常规轨迹优化方法存在一定的局限性,采用轨迹综合优化方法进行求解,对采集的数据进行处理可得,不同权重比下轨迹综合优化算法最优换道时间和加速度变化率均值如图 15 所示. 与常规轨迹优化算法对比,轨迹综合优化算法下的车辆换道时间

与综合加速度变化率曲线变化平缓,最优换道时间有所增加,车辆总体性能更加偏向于舒适性,操纵稳定性更好,有效地避免了换道粗暴行为.

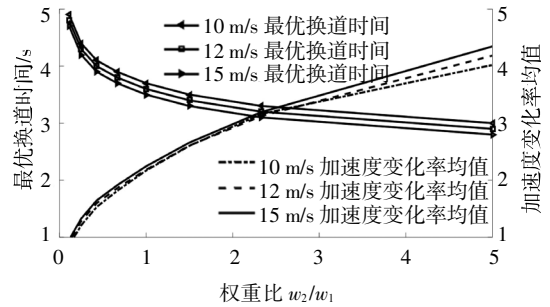


图 15 轨迹综合优化方法最优换道时间和加速度变化率均值

Fig.15 Mean optimization method for optimal trajectory time and acceleration rate

当车速为 10 m/s 时,在不同权重比下,采用轨迹综合优化算法可得换道轨迹如图 16 所示. 由图 13 和图 16 可知,轨迹综合优化算法所得车辆换道轨迹更加平缓,车辆的操纵稳定性有所改善,更偏向舒适性.

由图 15 可得,为了避免换道粗暴和充分考虑操纵稳定性、舒适性和换道效率,取权重比为 1.5 时,不同车速的换道轨迹如图 17 所示,与常规轨迹优化

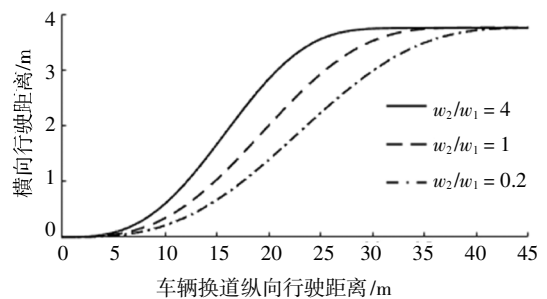


图 16 不同权重比下的轨迹综合优化方法的换道轨迹

Fig.16 Lane change trajectory of trajectory comprehensive optimization algorithm with different weight ratio

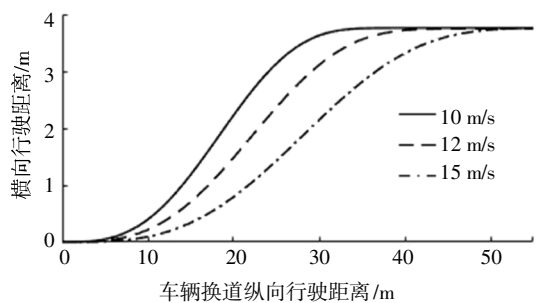


图 17 权重比为 1.5 时不同车速换道轨迹

Fig.17 Different speed-changing track with a weight ratio of 1.5

算法的最优换道轨迹对比,轨迹综合优化算法更偏向于操纵稳定性和舒适性,同时换道效率也有保障,换道轨迹更加平缓.所以,轨迹综合优化目标函数评价变量权重比取 $w_2/w_1 = 1.5$.

4 对比分析和评价

在保证车辆行驶安全的前提下,在 Carsim-Simulink 联合仿真平台对自动驾驶汽车不同速度工况执行换道操作,得到常规轨迹优化目标函数和轨迹综合优化目标函数的换道评价参数分别如图 18 和图 19 所示.

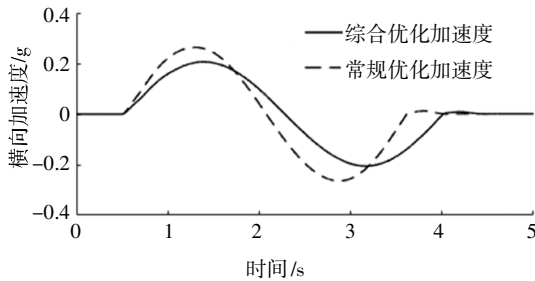


图 18 在车速为 10 m/s 时车辆换道评价参数

Fig.18 Evaluation parameters for 10 m/s lane change

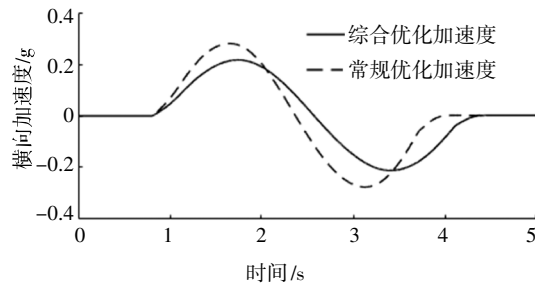


图 19 在车速为 15 m/s 时车辆换道评价参数

Fig.19 Evaluation parameters for 15 m/s lane change

由换道评价参数可得仿真车辆换道持续时间和车辆横向加速度随时间变化关系,为了评价换道轨迹综合优化评价方法的科学性和时效性,以车辆换道持续时间差值与常规轨迹换道持续时间之比代表换道效率下降率;以车辆换道横向加速度最大值的差值和常规轨迹换道横向加速度最大值之比表征车辆操纵稳定性和舒适性改善程度,可得优化效果评价表达式为:

$$\Delta t \geq \frac{t_{lat1} - t_{lat2}}{t_{lat2}} \times 100\% \quad (17)$$

$$\Delta a = -\frac{A_{y1max} - A_{y2max}}{A_{y2max}} \times 100\% \quad (18)$$

式中: Δt 为换道效率下降率; Δa 为换道操纵稳定性、舒适性提升改善率; t_{lat1} 、 t_{lat2} 分别为综合优化方法和常规优化方法换道持续时间; A_{y1max} 、 A_{y2max} 分别为综合优化方法和常规优化方法换道过程横向加速度最大值.

对图 18 中参数进行运算可得换道效率下降率约为 12.9%,换道操纵稳定性、舒适性提升改善率约为 25%.同理,对图 19 中参数进行仿真,可得换道效率下降率约为 11.4%,换道操纵稳定性、舒适性提升改善率约为 21.4%.

5 结论

1)针对常规轨迹优化算法的车辆二自由度模型,缺乏对操纵稳定性参数的评价,建立了考虑操纵稳定性的三自由度模型,可充分反映自动驾驶车辆的操纵稳定性和舒适性.

2)基于车辆三自由度动力学模型输出的轨迹,运用 BP 神经网络算法对换道轨迹进行识别.提出并求解得到了考虑主动安全性和舒适性、操纵稳定性和行驶效率的轨迹综合优化评价方法.

3)求解轨迹综合优化目标函数得到的最优换道轨迹更加平缓,其舒适性、操纵稳定性更好.根据 Carsim-Simulink 联合仿真和常规轨迹优化方法比较可知:考虑操纵稳定性的轨迹综合优化方法优于常规轨迹优化方法,且在换道效率下降较少的情况下,自动驾驶汽车的舒适性、操纵稳定性改善率超过 20%,具有良好的实用性和可靠性.同时车辆前轮转角能够实现连续变化,没有阶跃突变,能够较好地控制车辆,为自动驾驶汽车换道控制提供帮助.

参考文献

- [1] GLASER S, VANHOLME B, MAMMAR S, *et al.* Maneuver-based trajectory planning for highly autonomous vehicles on real road with traffic and driver interaction [J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2010, 11(3): 589-606.
- [2] CHEN B C, LUAN B C, LEE K. Design of lane keeping system using adaptive model predictive control [C]// 2014 IEEE International Conference on Automation Science and Engineering

- (CASE). New York: IEEE, 2014:922—926.
- [3] HUANG C, NAGHDY F, DU H. Model predictive control -based lane change control system for an autonomous vehicle [C]//IEEE Region 10 Conference. Tenco: IEEE, 2016:3349—3354.
- [4] 孙浩, 邓伟文, 张素民, 等. 考虑全局最优性的汽车微观动态轨迹规划[J]. 吉林大学学报(工学版), 2014, 44(4):918—924.
SUN H, DENG W W, ZHANG S M, *et al.* Micro vehicle dynamic trajectory plan with global optimality[J]. Journal of Jilin University (Engineering and Technology Edition), 2014, 44(4):918—924. (In Chinese)
- [5] PEI Y L, WANG Y G, ZHANG Y. Microscopic model of automobile lane -changing virtual desire trajectory by spline curves [J]. Promet-Traffic and Transportation, 2010, 22(3):203—208.
- [6] GÓMEZ -BRAVO F, CUESTA F, OLLERO A, *et al.* Continuous curvature path generation based on β -spline curves for parking manoeuvres[J]. Robotics and Autonomous Systems, 2008, 56(4): 360—372.
- [7] COELINGH E, EIDEHALL A, BENGTTSSON M. Collision warning with full auto brake and pedestrian detection a practical example of automatic emergency braking [C]//The 13th Int IEEE Conf on Intelligent Transportation Systems (ITSC). Funchal: IEEE, 2010: 155—160.
- [8] SOUDBAKHSH D, ESKANDARIAN A, CHICHKA D. Vehicle collision avoidance maneuvers with limited lateral acceleration using optimal trajectory control [J]. Journal of Dynamic Systems, Measurement, and Control, 2013, 135(4):1—12.
- [9] 付骁鑫, 江永亨, 黄德先, 等. 一种新的实时智能汽车轨迹规划方法[J]. 控制与决策, 2015, 30(10):1751—1758.
FU X X, JIANG Y H, HUANG D X, *et al.* A novel real -time trajectory planning algorithm for intelligent vehicles [J]. Control and Decision, 2015, 30(10):1751—1758. (In Chinese)
- [10] DIB W, SERRAO L, SCIARRETTA A. Optimal control to minimize trip time and energy consumption in electric vehicles [C]//IEEE Vehicle Power and Propulsion Conference. Chicago: IEEE, 2011: 1—8.
- [11] ZHANG S M, DENG W W, ZHAO Q R, *et al.* Dynamic trajectory planning for vehicle autonomous driving [C]//Proceedings of the 2013 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics. Washington DC: IEEE Computer Society, 2013: 4161—4166.
- [12] JULA H, KOSMATOPOULOS E B, IOANNOU P A. Collision avoidance analysis for lane changing and merging [J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2000, 49(6): 2295—2308.
- [13] 刘炀, 汤传玲, 王静, 等. 一种基于 BP 神经网络的数字识别新方法[J]. 微型机与应用, 2012, 31(7):36—39.
LIU Y, TANG C L, WANG J, *et al.* A new method of numerical recognition based on improved BP neural network [J]. Microcomputer and Its Applications, 2012, 31 (7): 36—39. (In Chinese)
- [14] 李硕, 汪猛. 基于换道起点和终点混合搜索算法的轨迹与行为特征研究[J]. 公路工程, 2017, 42(6):116—121.
LI S, WANG M. Lane -changing trajectory and behavior analysis based on a mix searching algorithm for start point and end point [J]. Highway Engineering, 2017, 42(6): 116—121. (In Chinese)
- [15] 张琳, 章新杰, 郭孔辉, 等. 未知环境下智能汽车轨迹规划滚动窗口优化[J]. 吉林大学学报(工学版), 2018, 48(3):652—660.
ZHANG L, ZHANG X J, GUO K H, *et al.* Rolling window optimization for intelligent vehicle trajectory planning in unknown environment [J]. Journal of Jilin University (Engineering and Technology Edition), 2018, 48(3):652—660. (In Chinese)
- [16] 朱颖, 周炜, 郭志平, 等. 基于车辆侧倾角侧翻预警算法的研究[J]. 机械设计与制造, 2011(2):52—54.
ZHU Y, ZHOU W, GUO Z P, *et al.* The study of vehicles rollover forewarning algorithm based on pattern recognition [J]. Machinery Design & Manufacture, 2011(2):52—54. (In Chinese)