

# 考虑燃油消耗量的自动驾驶汽车交叉路口生态驾驶行为决策研究

李佳丽

(重庆交通大学, 重庆 400074)

**【摘要】**为实现交叉路口场景下自动驾驶汽车的生态驾驶行为决策,通过经验型节油策略确定车辆在前车影响条件下的驾驶行为,利用NGSIM数据集,并结合高斯混合模型(GMM)聚类分析方法和支持向量机(SVM)理论,识别前车驾驶员的驾驶风格,建立了基于二元逻辑回归(Logistic Regression)的自动驾驶汽车交叉路口驾驶行为决策模型,根据决策的不同行为,并考虑车辆燃油消耗量,将多阶段生态驾驶最优控制问题转化为全阶段最优控制问题。最后,提出了自动驾驶汽车交叉路口生态驾驶策略,并通过仿真验证了该策略的有效性。

**关键词:**生态驾驶 自动驾驶汽车 交叉路口 行为决策 燃油消耗量

中图分类号:U461.6 文献标志码:A DOI: 10.20104/j.cnki.1674-6546.20230227

## Research on Eco-Driving Behavior Decision-Making for Fuel Efficient Autonomous Vehicles at Intersections

Li Jiali

(Chongqing Jiaotong University, Chongqing 400074)

**【Abstract】**In order to realize ecological driving behavior decision-making of autonomous vehicle at intersections, the driving behavior of the vehicle without the influence of the vehicle in front was determined through empirical fuel-saving strategies. Using NGSIM dataset, combined with Gaussian Mixture Model (GMM) cluster analysis method and Support Vector Machine (SVM) theory, the driving style of the driver in front of the vehicle was identified, and a binary logistic regression-based intersection driving behavior decision model for self-driving cars was established. According to the different behaviors of decision making and considering vehicle fuel consumption, the multi-stage ecological driving optimal control issue was transformed into a full-stage optimal control issue. The paper proposed an eco-driving strategy for self-driving cars at intersections, and the effectiveness of the strategy was verified by simulation.

**Key words:** Eco-driving, Autonomous vehicles, Intersection, Behavior decision-making, Fuel consumption

**【引用格式】**李佳丽. 考虑燃油消耗量的自动驾驶汽车交叉路口生态驾驶行为决策研究[J]. 汽车工程师, 2023(8): 10-20.

LI J L. Research on Eco-Driving Behavior Decision Making for Fuel Efficient Autonomous Vehicles at Intersections[J]. Automotive Engineer, 2023(8): 10-20.

### 1 前言

信号交叉路口是交通路网中的瓶颈区域,车辆在遇到红灯时被迫停车,从而在车流中产生停车冲击波,导致车辆的燃料消耗量和污染物排放量增加,而不必要的怠速也会导致额外的燃油消

耗和尾气排放<sup>[1-2]</sup>。目前,针对交叉路口的生态驾驶研究主要集中于车辆的加速度控制策略。Homahadhuri等<sup>[3]</sup>建立匀加速-匀速车辆模型,求解出车辆通过交叉路口的最优车速。Kamalanath-sharma等<sup>[4]</sup>提出三角函数加速度模型,车辆在执行加速和减速操作时,分别根据三角函数曲线选取

相应的加速度,根据瞬时车速引导车辆不停车通过路口。以上基于规则的控制方法是采用预定规则计算车辆通过一个或者多个交叉路口、避免停车的建议车速,而没有直接给出速度轨迹与燃油消耗量的关系。

在交叉路口驾驶行为决策研究方面:杜明博<sup>[5]</sup>针对影响行为决策的因素种类繁多的问题,利用灰色关联法分析各影响因素的主次关系,并构建了基于ID3决策树的驾驶行为决策模型;邢岩<sup>[6]</sup>针对交叉路口处交通环境存在不同复杂程度使驾驶员行为判别模型准确度低的问题,建立基于模糊聚类理论的复杂交通场景下驾驶员行为决策模型,在交通影响因素稳定时采用贝叶斯概率方法构建驾驶员行为决策模型;陈永尚<sup>[7]</sup>针对多目标下的最优驾驶行为选择问题,将交通参与者与交通法规解耦建模,构建基于交通规则驾驶行为集合,结合隐马尔可夫模型识别周围车辆的驾驶意图,综合各性能指标决策出最优驾驶行为;冀杰<sup>[8]</sup>等将自动驾驶运动过程分解为车道保持、车辆跟随、车道变换和制动避撞4种驾驶行为,构建基于有限状态机方法的各驾驶行为间逻辑关系、状态切换过程以及自动驾驶虚拟危险势能场。但上述针对交叉路口驾驶行为决策的研究并未考虑燃油消耗量。

针对以上问题,本文考虑前车对自动驾驶汽车运动的约束,建立自动驾驶汽车交叉路口驾驶行为决策模型。根据决策获得的不同行为,基于车辆燃油消耗量,将多阶段生态驾驶最优控制问题转换为全阶段最优控制问题,提出交叉路口自动驾驶汽车生态驾驶策略,并通过仿真验证其有效性。

## 2 前车影响下交叉路口自动驾驶决策行为模型

### 2.1 建模数据预处理

NGSIM数据会影响后续聚类结果,因此采用数据平滑的方法对数据进行处理。

为提高模型精度,应对原始数据进行滤波处理,可以将采集的实际数据表示为:

$$y_i = Y_i + \Delta y_i \quad (1)$$

式中, $Y_i$ 为真实值; $\Delta y_i$ 为随机误差。

为使测量结果更接近真实值,需要对非平稳的动态数据 $\{y_i\}$ 进行滤波或者平滑处理。假设 $\{y_i\}$ 含有的数据样本数量为 $N$ ,将每次连续测量所得的数据作为一个小区间,对小区间内的每个数据进行局部

平均,用均值代替区间中处于最中间位置的实测值,以减小误差对测量值的影响。设 $n$ 为分区序号,每个分区数据点数量为 $(m+1)$ ,其中 $m$ 为偶数,若 $n=1, m=4$ ,则有 $S_3=(y_1+y_2+y_3+y_4+y_5)/5$ ,统一表示为<sup>[9]</sup>:

$$S_{\frac{n+m}{2}} = \frac{1}{m+1} \sum_{k=n}^{n+m} y_k \quad (2)$$

### 2.2 基于高斯混合模型-支持向量机的周围车辆驾驶风格辨识

#### 2.2.1 基于高斯混合模型的驾驶风格聚类

高斯混合模型(Gaussian Mixture Model, GMM)的概率密度函数可以表示为:

$$p(x) = \sum_{k=1}^K p(k) p(x|k) = \sum_{k=1}^K \pi_k \rho(x|\mu_k, \Sigma_k) \quad (3)$$

式中, $K$ 为高斯分布的数量; $\pi_k, \mu_k, \Sigma_k$ 分别为第 $k$ 个高斯分布的权重、均值、协方差矩阵; $\rho(x|\mu_k, \Sigma_k)$ 为第 $k$ 个高斯分布的密度函数。

分布函数在计算待聚类数据点的分布时获得的最大概率为:

$$P_n = \prod_{i=1}^N \log p(x_i) \quad (4)$$

式中, $x_i$ 为待聚类数据点的样本向量。

采用取对数的方法,使得概率求解时的乘积转变为求和运算,则似然函数可表示为:

$$E\left\{\pi_k, \mu_k, \sum_{k=1}^K k\right\} = \sum_{i=1}^N \log [p(x_i)] \quad (5)$$

根据式(5)求极大值所得到的结果即为高斯混合模型需要的最优值,但是由于存在非凸现象,造成该函数只能得到局部极值,通常采用期望最大化(Expectation-Maximization, EM)算法估计GMM参数<sup>[10]</sup>。样本数量大使单个数据点聚类时的概率(似然函数)极小,对似然函数取对数,有:

$$\ln \prod_{i=1}^N p(x_i|\mu_k, \Sigma, \pi) = \sum_{i=1}^N \ln \left\{ \sum_{k=1}^K \pi_k \rho(x|\mu_k, \Sigma_k) \right\} \quad (6)$$

式中, $\Sigma$ 为协方差矩阵; $\pi$ 为每个分量的权重参数。

已知一组样本,假设存在 $K$ 类,估计合适的参数 $\theta_k(\pi_k, \mu_k, \Sigma_k)$ ,使得样本在该组参数上可以获得最大的概率。EM算法中每一次迭代均存在期望步(E步)和极大步(M步):

a. E步。引入隐变量,表示第 $i$ 个样本属于第 $k$ 类的概率:

$$\gamma_{ik} = p(z=k|x_i; \theta) = \frac{\pi_k \times \varphi(x_k|\theta_k)}{\sum_{k=1}^K \pi_k \times \varphi(x_k|\theta_k)} \quad (7)$$

式中,  $z$  为隐含变量;  $\theta$  为样本参数;  $p(z=k|x; \theta)$  为后验概率;  $\varphi(x_k|\theta_k)$  为一个高斯分布的概率密度函数。

b. M步。根据  $\gamma_{ik}$  更新  $\theta_k(\pi_k, \mu_k, \Sigma_k)$ :

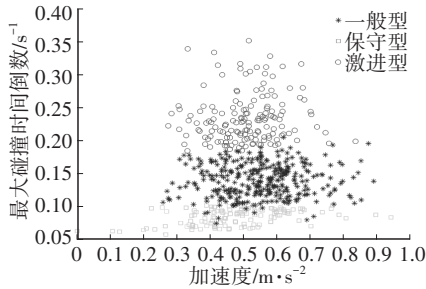
$$\pi_k = \frac{\sum_{i=1}^N \gamma_{ik}}{N} \quad (8)$$

$$\mu_k = \frac{\sum_{i=1}^N \gamma_{ik} \times x_i}{\sum_{i=1}^N \gamma_{ik}} \quad (9)$$

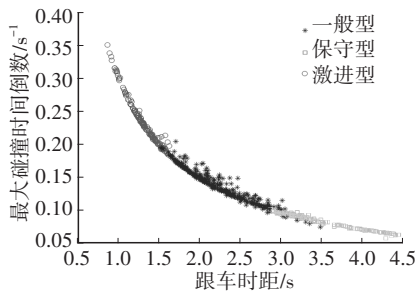
$$\Sigma_k = \frac{\sum_{i=1}^N \gamma_{ik} \times (x_i - \mu_k)(x_i - \mu_k)^T}{\sum_{i=1}^N \gamma_{ik}} \quad (10)$$

c. 不断重复E步和M步,直到模型的参数收敛为止。

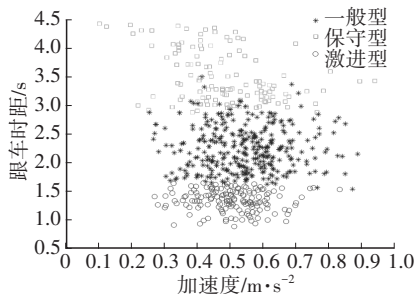
本文将驾驶员风格划分为保守型、一般型、激进型<sup>[11]</sup>,则确定高斯分布模型数量为  $K=3$  个。聚类结果如图1所示。3种类型驾驶员呈现明显的聚类分布特点,具有相似的聚类中心,不同类型驾驶员的特征参数反映其驾驶风格。在交叉路口跟车行驶时,加速度分布差距较小,不能准确反映驾驶风格的差异。



(a) 加速度-碰撞时间倒数聚类分布图



(b) 跟车时距-碰撞时间倒数聚类分布图



(c) 加速度-跟车时距聚类分布图

图1 驾驶员行为特性分类结果

### 2.2.2 基于支持向量机的驾驶员行为特征辨识

针对非线性样本,引入核函数  $K(x_i, y_i)$ ,将原始数据中的非线性样本数据一一映射到高维空间,寻找一个多维超平面将样本分开。

将分类问题描述为:

$$y_i [(\omega \cdot x_i + b)] \geq 1 - \xi_i, i = 1, 2, \dots, l \quad (11)$$

式中,  $\omega$ 、 $b$  分别为超平面的法向量和截距;  $\xi_i$  为松弛参数。

对于训练样本集  $\{(x_1, y_1), (x_2, y_2), (x_3, y_3), \dots, (x_l, y_l)\}$ ,最优超平面问题可转化为二次规划问题:

$$\begin{cases} \min \varphi(\omega) = \frac{\|\omega\|^2}{2} + C \sum_{i=1}^l \xi_i \\ \text{s.t. } y_i [(\omega \cdot \varphi(x)) + b] \geq 1 - \xi_i, i = 1, 2, \dots, l \end{cases} \quad (12)$$

式中,  $\varphi(\omega)$  为优化函数;  $C$  为惩罚因子。

引入拉格朗日(Lagrange)函数,求解约束最优化问题:

$$\begin{aligned} L(\omega, b, \alpha) = & \frac{\|\omega\|^2}{2} + C \sum_{i=1}^l \xi_i - \\ & \sum_{i=1}^l \alpha_i \{y_i [(\omega \cdot x_i) + b] + \xi_i - 1\} - \sum_{i=1}^l \eta_i \xi_i \end{aligned} \quad (13)$$

式中,  $\alpha_i$ 、 $\alpha_i$ 、 $\eta_i$  为拉格朗日函数乘子,且  $\alpha_i \geq 0$ 、 $\eta_i \geq 0$ 。

利用拉格朗日泛函数的对偶性原理,将约束最优化问题转换成对偶二次规划问题。对  $\omega$ 、 $b$ 、 $\xi_i$  求偏导,令其等于零,可得:

$$\begin{cases} \frac{\partial L}{\partial b} = \sum_{i=1}^l \alpha_i y_i = 0 \\ \frac{\partial L}{\partial \omega} = \omega - \sum_{i=1}^l \alpha_i y_i \varphi(x_i) = 0 \\ \frac{\partial L}{\partial \xi_i} = C - \alpha_i - \eta_i = 0 \end{cases} \quad (14)$$

由式(14)、式(15)可得到对偶优化问题:

$$\begin{cases} \max_{\alpha} W(\alpha) = \sum_{i=1}^l \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^l \sum_{j=1}^l \alpha_i \alpha_j y_i y_j \varphi^T(x_i) \varphi(x_j) \\ \text{s.t. } \sum_{i=1}^l \alpha_i y_i = 0, 0 \leq \alpha_i \leq C, i = 1, 2, \dots, l \end{cases} \quad (15)$$

式中,  $W(\alpha)$  为二次规划问题最优解;  $\varphi^T(x_i) \varphi(x_j)$  即为核函数,其决策函数为:

$$f(x) = \text{sgn} \left[ \sum_{i=1}^l \alpha_i y_i K(x, x_i) + b \right] \quad (16)$$

选取不同的核函数,会生成不同的支持向量机(Support Vector Machine, SVM)分类器,训练获得的模型效果也不同,本文采用多项式核函数:

$$K(x,y) = [(x \cdot y) + c]^d, c \geq 0 \quad (17)$$

式中,  $c$ 、 $d$ 为常数。

在对模型进行训练的过程中,以跟车时的驾驶风格聚类结果为依据,建立了具有400组驾驶员行为特征数据的训练样本。训练结果中保守型驾驶员、一般型驾驶员、激进型驾驶员分别对应驾驶员类型1~3。完成模型训练后,将聚类结果剩余的241组数据导入辨识模型进行测试,SVM识别结果如表1和图2所示,241组测试数据中,235组数据被正确识别,正确率为97.51%,为后文决策模型的建立提供了可靠依据。

表1 驾驶员类型识别结果

驾驶员类型	实际数量/组	预测数量/组	识别正确率/%
1	64	63	98.44
2	131	127	95.42
3	46	45	97.83
综合	241	235	97.51

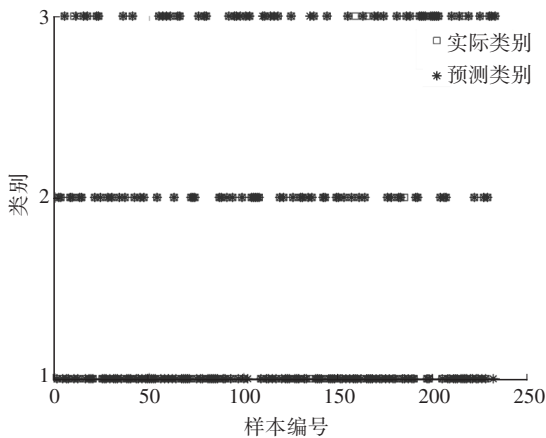


图2 驾驶员行为特性辨识结果

### 2.3 前车影响下交叉路口自动驾驶行为决策模型

#### 2.3.1 逻辑回归模型结构

逻辑回归(Logistic Regression)属于概率型非线性回归,它是研究二分类观察结果与一些影响因素之间关系的一种多变量分析方法,可以用来研究道路交通信息对驾驶员行为的影响。令回归模型系数 $\beta=(\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_k)$ ,  $k$ 个自变量表示为 $X=(x_1, x_2, \dots, x_k)^T$ ,则逻辑函数基本形式表示为:

$$P(Y=1|X) = \frac{e^{\beta X}}{1 + e^{\beta X}} \quad (18)$$

$P(Y=1|X)$ 表示当变量为 $x_1, x_2, \dots, x_k$ 时,因变量为1的概率。逻辑回归函数图像为S型函数(Sigmoid Function)曲线,如图3所示。

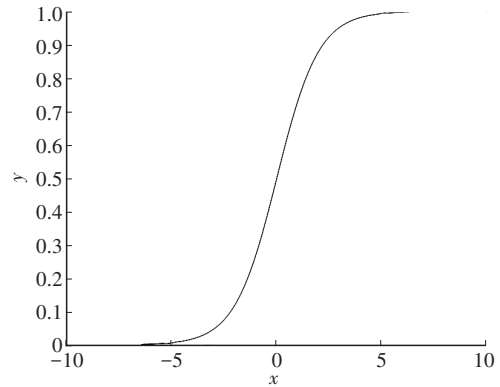


图3 S型函数曲线

对式(18)进行对数变换,可以将逻辑回归问题转化为线性回归问题,则有:

$$\ln\left(\frac{P}{1-P}\right) = \beta_0 + \sum_{i=1}^n \beta_i x_i \quad (19)$$

式中, $\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_n$ 为模型参数。

将车辆越过交叉路口停止线的行为视为通过交叉路口,则车辆在交叉路口的行为可以分为通过和不通过2种类型。存在前车干扰时,可以将车辆行为分为跟车和不跟车行驶,则在交叉路口,车辆可能跟随通过、跟随停车和自主停车。综上,令车辆在交叉路口跟随前车行驶的概率为 $P$ ,跟随前车和自主停车完全对立,则自主停车的概率可以表示为 $(1-P)$ 。交叉路口行为决策二元逻辑回归模型见式(18)。

#### 2.3.2 逻辑回归模型的自变量选取

交叉路口处影响驾驶行为决策的主要因素是信号灯灯态及当前灯态剩余时间,结合车辆的速度和位置、前车速度和位置以及驾驶风格等变量,组成逻辑回归模型的多变量输入,如表2所示。

表2 自变量表达

影响因素类别	表达参数		变量表达
交叉口特性	相位	红	1
		绿	2
主车行驶状态	信号灯剩余时间		连续变量
	速度		连续变量
前车行驶状态	与停止线的距离		连续变量
	速度		连续变量
	类型	保守型	1
		一般型	2
激进型		3	

前车驾驶风格分为保守型、一般型、激进型3类,

由GMM-SVM驾驶风格辨识模型获得,分别表示为1、2、3;分别将红、绿灯相位表示为1、2。

### 2.3.3 计算结果分析

使用SPSS统计软件进行标定模型参数和显著性检验。在SPSS中,可以通过比较每个自变量的显著性(Sig.)与显著性水平 $\alpha$ (通常取 $\alpha=0.05$ )来确定自变量与因变量之间的显著性相关程度:Sig. $>\alpha$ 时,表示相关性不显著;当Sig. $<\alpha$ 时,表示相关性显著。建立逻辑回归模型时需要考虑样本量,一般要求样本量为自变量数量的5~10倍。本文中不存在8个自变量,所以选择80个样本进行模型训练,参数估计

结果如表3所示。其中, $B$ 为回归系数, $\exp(B)$ 为回归系数 $B$ 的指数函数, $B$ 和 $\exp(B)$ 无量纲。

根据模型计算结果,所选变量的显著性均小于0.05,表明它们与因变量之间相关性显著。具体而言,在交叉路口跟车行驶时,信号灯相位、通过时间以及车辆通过行为与因变量之间的相关性最强。驾驶员会根据信号灯当前相位和剩余时间来调整驾驶行为。主车和前车与停止线的距离及主车的速度也影响决策结果,与停止线距离越近,对决策结果的影响越大。此外,前车的驾驶风格和速度也会对决策结果产生影响。

表3 模型参数及相关性分析

变量	$B$	标准误差	Sig.	$\exp(B)$	exp(B)的95%置信区间	
					下限	上限
驾驶风格	-0.240	0.500	0.031	1.786	0.295	2.094
相位	3.893	1.326	0.003	49.061	3.650	659.399
剩余时间	0.092	0.036	0.001	1.096	1.021	1.177
主车速度	-0.116	0.048	0.016	0.890	0.810	0.979
主车至停止线距离	0.024	0.010	0.012	1.025	1.005	1.045
前车至停止线距离	0.027	0.011	0.013	1.028	1.006	1.050
前车速度	-0.680	0.035	0.045	0.935	0.872	1.002
截距	-0.177	1.946	0.927	0.838		

## 3 考虑燃油消耗量的交叉路口生态驾驶速度决策

根据行为决策模型的输出,通过车路(Vehicle to Infrastructure, V2I)通信获取车辆的位置、速度和信号灯相位与配时(Signal Phase and Timing, SPaT)信息,利用伪谱法计算参考速度序列,使车辆遵循此速度序列行驶时消耗的燃料最少。本文将该生态驾驶问题表述为最优控制问题(Optimal Control Problem, OCP),利用伪谱法将最优控制问题转化为非线性规划(Nonlinear Programming, NLP)问题求解。

### 3.1 生态驾驶最优控制问题构建

#### 3.1.1 多阶段速度最优控制问题构建

车辆纵向动力学模型为:

$$\begin{cases} \dot{s}(t) = v(t) \\ \dot{v}(t) = \frac{1}{m} \left( \frac{i_0 i_g \eta}{r} T - \frac{1}{21.15} C_D A v^2 - mgf \cos \varepsilon \right) \end{cases} \quad (20)$$

式中, $v(t)$ 为控制量; $s(t)$ 、 $\dot{v}(t)$ 为状态量; $m$ 为整车质量; $i_0$ 、 $i_g$ 分别为主减速器、变速器传动比; $\eta$ 为动力传递效率; $r$ 为轮胎半径; $T$ 为发动机转矩; $C_D$ 为空气阻力系数; $A$ 为迎风面积; $f$ 为路面摩擦因数; $\varepsilon$ 为道路坡度。

瞬时燃油消耗量可以表示为:

$$m_f = f(a, v, T) \quad (21)$$

瞬时燃油消耗量不能用于评估车辆行驶过程中的油耗水平,因此,以单位里程能耗 $F_c$ 作为经济性评价指标,则 $F_c$ 重新定义为:

$$F_c = \frac{\int_0^{t_c} m_{f,c}(a, v, T) dt + \int_0^{t_a} m_{f,a}(a, v, T) dt + \int_0^{t_d} m_{f,d}(a, v, T) dt + \int_0^{t_e} m_{f,e} dt}{s_c + s_a + s_d} \quad (22)$$

式中, $t_c$ 、 $t_a$ 、 $t_d$ 、 $t_e$ 分别为匀速行驶时间、加速行驶时间、减速行驶时间和怠速行驶时间; $m_{f,c}$ 、 $m_{f,a}$ 、 $m_{f,d}$ 、 $m_{f,e}$ 分别为匀速、加速、减速和怠速过程中的瞬时燃油消耗量; $s_c$ 、 $s_a$ 、 $s_d$ 分别为匀速行驶距离、加速行驶距离和减速行驶距离。

#### 3.1.1.1 匀速行为

车辆匀速通过路口时,发动机一直处于稳定工况,瞬时燃油消耗量趋于平稳,所以不需要以最小燃油消耗量为目标进行速度优化。

#### 3.1.1.2 加速行为

此工况下的经济性目标函数可由式(22)调整为:

$$\min J = \min F_c = \frac{\int_0^{t_a} m_{fa}(a, v, T) dt + (t_f - t_a) m_{fc}(v, T)}{s_a + s_c} \quad (23)$$

式中,  $J$  为目标函数;  $t_f$  为通过路口需要的时间。

在车辆运动过程中, 为保证通行效率和提高燃油经济性, 必须满足必要的约束条件, 包括运动学约束、状态约束、边界约束。

车辆从加速到匀速状态的转化过程中, 多阶段状态应满足:

$$\begin{cases} \text{初始状态: } s(t_0) = s_0, v(t_0) = v_0 \\ \text{中间状态: } s(t_a) = s_a, v(t_a) = v_a \\ \text{末端状态: } s(t_f) = s_f = D, v(t_f) = v_f = v_a \end{cases} \quad (24)$$

式中,  $t_0$  为初始时刻;  $s_0$  为初始距离;  $v_0$  为车辆初速度;  $v_a$  为加速结束时速度;  $s_f$  为以  $v_f$  通过路口行驶的距离;  $D$  为车辆与停止线的距离;  $v_f$  为匀速通过路口的速度。

为保证行车安全和舒适性, 行驶过程中的位置、速度和加速度应满足:

$$\begin{cases} s_0 < s(t) < D \\ v_{\min} \leq v(t) \leq v_{\max} \\ 0 \leq a \leq a_{\max} \end{cases} \quad (25)$$

式中,  $v_{\min}$ 、 $v_{\max}$  分别为车辆行驶过程中的最小速度和交叉路口限速;  $a_{\max}$  为车辆加速时的最大加速度。

运动学约束为:

$$\left( v_0 t_a + \frac{1}{2} a t_a^2 \right) + (v_0 + a t_a)(t_f - t_a) = D \quad (26)$$

绿灯相位下, 车辆通过加速可以不停车通过路口, 则时间约束为:

$$\begin{cases} 0 < t_f \leq t_g \\ 0 < t_a \leq t_f \end{cases} \quad (27)$$

式中,  $t_g$  为绿灯剩余时长。

### 3.1.1.3 减速行为

最小燃油消耗量可表示为:

$$\min J = \min F_c = \frac{\int_0^{t_d} m_{fd}(a, v, T) dt + (t_f - t_d) m_{fc}(v, T)}{s_d + s_c} \quad (28)$$

车辆从减速到匀速状态的转换过程中, 多阶段状态应满足:

$$\begin{cases} \text{初始状态: } s(t_0) = s_0, v(t_0) = v_0 \\ \text{中间状态: } s(t_d) = s_d, v(t_d) = v_d \\ \text{末端状态: } s(t_f) = s_f = D, v(t_f) = v_f = v_d \end{cases} \quad (29)$$

式中,  $v_d$  为减速通过交叉路口的最终速度。

为保证行车安全性和舒适性, 行驶过程中的位置、速度和加速度应满足:

$$\begin{cases} s_0 < s(t) < D \\ v_{\min} \leq v(t) \leq v_{\max} \\ 0 \leq |a| \leq |a_{\max}| \end{cases} \quad (30)$$

运动学约束为:

$$\left( v_0 t_d + \frac{1}{2} a t_d^2 \right) + (v_0 + a t_d)(t_f - t_d) = D \quad (31)$$

车辆通过减速可以不停车通过路口, 则时间约束为:

$$\begin{cases} 0 < t_f \leq t_r + T_g \\ 0 < t_c \leq t_f \end{cases} \quad (32)$$

式中,  $t_r$  为红灯剩余时长。

### 3.1.1.4 怠速行为

此时最小燃油消耗量表示为:

$$\min J = \min F_c = \frac{t_c m_{fc}(v, T) + \int_{t_c}^{t_c + t_d} m_{fd}(a, v, T) dt + (t_f - t_d - t_c) m_{fc}(v, T)}{s_c + s_d} \quad (33)$$

车辆从减速到怠速状态的转换过程中, 多阶段状态应满足:

$$\begin{cases} \text{初始状态: } s(t_0) = s_0, v(t_0) = v_0 \\ \text{中间状态1: } s(t_c) = s_c = v_0 t_c, v(t_c) = v_0 \\ \text{中间状态2: } s(t_c + t_d) = s_d, v(t_c + t_d) = v_d \\ \text{末端状态: } s(t_f) = s_f = D, v(t_f) = v_f = v_d \end{cases} \quad (34)$$

为保证行车安全性和舒适性, 行驶过程中的位置、速度和加速度应满足:

$$\begin{cases} s_0 < s(t) < D \\ 0 \leq v(t) \leq v_{\max} \\ 0 \leq |a| \leq |a_{\max}| \end{cases} \quad (35)$$

运动学约束为:

$$\int_0^{t_f} v(t) dt = D \quad (36)$$

车辆通过减速可以不停车通过路口, 则时间约束为:

$$\begin{cases} 0 < t_f \leq T \\ \text{红灯: } T = t_r \\ \text{绿灯: } T = t_g + t_r \end{cases} \quad (37)$$

### 3.1.2 多阶段最优控制问题转换

通过将问题转换为全阶段的最优控制问题, 多阶段的最优控制问题可以得到解决。这样, 车辆到达路口停止线时的最低燃油消耗量可以通过全阶段最优控制问题来表示:

$$\min J = \min F_c = \frac{1}{D} \int_{t_0}^{t_f} m_f(a, v, T) dt \quad (38)$$

动态约束为:

$$\begin{cases} \dot{s}(t) = v(t) \\ \dot{i}(t) = \frac{1}{m} \left( \frac{i_0 i_g \eta}{r} T_e - \frac{1}{21.15} C_D A v^2 - mgf \cos \theta \right) \end{cases} \quad (39)$$

边界约束为:

$$\begin{cases} T_{e \min} \leq T_e(t) \leq T_{e \max} \\ s_0 < s(t) \leq D \\ v_{\min} \leq v(t) \leq v_{\max} \\ a_{\min} \leq a \leq a_{\max} \\ t_{f \min} \leq t_f \leq t_{f \max} \end{cases} \quad (40)$$

式中,  $T_e$ 、 $T_{e \min}$ 、 $T_{e \max}$  分别为通过路口时发动机转矩、最小发动机转矩和最大发动机转矩;  $a_{\min}$  为车辆加速时的最小加速度;  $t_{f \min}$ 、 $t_{f \max}$  分别为末段时间约束下限和上限,取值与SPaT和工况相关。

联合式(38)~式(40),面向最低燃油消耗量的生态驾驶问题可转换为:在时域 $[t_0, t_f]$ 内,受控系统的状态变量从初始状态  $x_0 = (s_0, v_0)^T$  转移到终点状态  $x_f = (s_f, v_f)^T$ , 寻求一个控制矢量  $U(t) = [u_0(t), u_1(t), \dots, u_i(t)]$ , 使得性能指标  $J$  取得最小值, 此时的  $u(t)$  便为最优控制  $u^*(t)$ , 在  $u^*(t)$  作用下的  $v(t)$  为最优速度轨迹。

### 3.2 基于伪谱法的生态驾驶速度最优化求解

#### 3.2.1 时域转化

在进行离散化时,利用高斯-勒让德(Gauss-Legendre)求积公式近似目标函数中的拉格朗日型性能函数,勒让德多项式是在区间 $[-1, 1]$ 上的正交多项式,所以在用高斯-勒让德公式求积时,应进行时域转化,过程为:

$$\int_{a_1}^{b_1} f(t) dt = \frac{t_f - t_0}{2} \int_{-1}^1 F(\tau) d\tau \quad (41)$$

其中:

$$t = \frac{t_f + t_0}{2} \tau + \frac{t_f - t_0}{2} \quad (42)$$

式中,区间 $[a_1, b_1]$ 为函数 $f(t)$ 积分区间  $a_1$ 、 $b_1$ ;  $\tau$  为求积节点;  $F(\tau)$  为区间 $[-1, 1]$ 上的两点高斯公式。

#### 3.2.2 拉格朗日多项式

选择拉格朗日基函数用于状态变量的近似。在 $[-1, 1]$ 之间设置 $(N+1)$ 个离散点,离散后的 $(N+1)$ 个状态变量表示为  $X = \{X_0, X_1, X_2, \dots, X_N\}$ , 控制变量为  $U = \{U_0, U_1, U_2, \dots, U_N\}$ , 则第 $k$ 个点的状态变量和控制变量可以近似表示为:

$$x^k(\tau) \approx X^k(\tau) \approx \sum_{i=0}^N L_i^k(\tau) X^k(\tau_i) \quad (43)$$

$$u^k(\tau) \approx U^k(\tau) \approx \sum_{i=0}^N L_i^k(\tau) U^k(\tau_i) \quad (44)$$

式中,  $\tau_i$  为离散点。

其中拉格朗日基函数  $L_i^k(\tau)$  为:

$$L_i^k(\tau) = \prod_{j=0, j \neq i}^N \frac{\tau - \tau_j}{\tau_i - \tau_j} \quad (45)$$

为避免使用拉格朗日基函数插值时出现龙格(Runge)现象,伪谱法采用的零点为正交多项式的零点。设  $v, g \in [a, b]$ ,  $\rho$  为  $[a, b]$  上的权函数,若

$$(v, g) = \int_a^b \rho(x) v(x) g(x) dx = 0 \quad (46)$$

则称多项式集合  $v, g$  在区间 $[a, b]$ 上带权 $\rho$ 正交,其中  $v(x)$ 、 $g(x)$  为区间 $[a, b]$ 上两个多项式。在 $[1, -1]$ 区间,  $\rho=1$  时的正交多项式为勒让德多项式。本文采用正交配点作为离散点,可随约束条件的增多,瞬态调整网格数量和多项式次数。

#### 3.2.3 状态方程转化

将状态变量转化为对插值基函数的微分求解<sup>[12]</sup>, 则有:

$$\dot{x}(\tau_k) \approx \dot{X}(\tau_k) \approx \sum_{i=0}^N \dot{L}_i(\tau_k) X_i = \sum_{i=0}^N D_{ki} X_i \quad (47)$$

其中,  $D_{ki}$  为微分矩阵  $D^{(N+1) \times (N+1)}$  中的元素,表示各勒让德-高斯-拉道(Legendre-Gauss-Radau, LGR)配点处的微分,数学表达为<sup>[13]</sup>:

$$D_{ki} = \begin{cases} \frac{P_N(\tau_k)}{P_N(\tau_i)(\tau_k - \tau_i)}, & i \neq k \\ -N(N+1)/4, & i = k = 0 \\ N(N+1)/4, & i = k = N \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (48)$$

式中,  $P_N(\tau_i)$  为LGR的 $N$ 阶多项式。

由此,可将动力学约束转化为:

$$\sum_{i=0}^N D_{ki} X_i - \frac{t_f - t_0}{2} f(X_k, U_k, \tau_k) = 0 \quad (49)$$

#### 3.2.4 性能函数与边界约束转化

利用高斯-洛巴托(Gauss-Lobatto)积分方法可以将性能函数中的积分项转化为:

$$\int_{t_0}^{t_f} G[x(t), u(t), t] dt = \frac{t_f - t_0}{2} \sum_{i=0}^N w_i G(X_i, U_i, \tau_i) \quad (50)$$

式中,  $G$  为被积多项式函数;  $w_i$  为高斯-洛巴托积分权重。

在区间 $[-1, 1]$ ,用状态方程可以将末端状态表示为:

$$x(\tau_f) = x(\tau_0) + \int_{-1}^1 f(x(\tau), u(\tau), \tau) d\tau \quad (51)$$

经离散插值后得到的末端状态近似为:

$$X(\tau_f) = X(\tau_0) + \frac{t_f - t_0}{2} \sum_{i=0}^N w_i f(X(\tau_i), U(\tau_i), \tau_i) \quad (52)$$

则边界约束离散后可以表示为:

$$\varphi(X(\tau_0), t_0, X(\tau_f), t_f) = 0 \quad (53)$$

式中,  $\tau_i$  为状态变量。

式(53)即为边界约束条件。

### 3.2.5 非线性规划问题描述

利用伪谱法将连续变化的状态变量和控制变量进行离散、多项式逼近,性能函数和约束条件也经过离散变换,则最优控制问题转化为非线性规划问题,表示为:

$$\begin{cases} \min J = \varphi[X_f, t_f, X_0, t_0] + \frac{t_f - t_0}{2} \sum_{i=0}^N w_i G(X_i, U_i, \tau_i) & (54) \\ \sum_{i=0}^N D_{ki} X_i - \frac{t_f - t_0}{2} f(X_k, U_k, \tau_k) = 0 \\ \varphi(X(\tau_0), t_0, X(\tau_f), t_f) = 0 \\ X(\tau_f) = X(\tau_0) + \frac{t_f - t_0}{2} \sum_{i=0}^N w_i f(X(\tau_i), U(\tau_i), \tau_i) \\ C(X(\tau_k), U(\tau_k), \tau_k) \leq 0, k = 1, 2, \dots, N \end{cases}$$

式中,  $C(X(\tau_k), U(\tau_k), \tau_k)$  为路径约束函数。

伪谱法将连续系统最优控制问题转化为受一系列代数约束的非线性规划问题,采用高斯伪谱优化软件(Gauss Pseudospectral OPTimization Software, GPOPS)工具箱求解,其求解过程如图4所示。

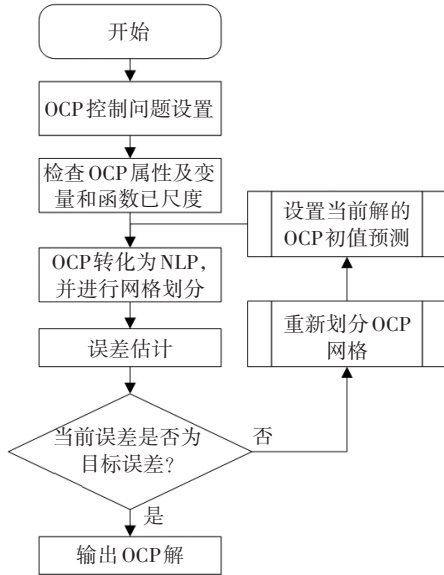


图4 GPOPS求解流程

## 4 仿真分析

### 4.1 仿真工况设置

本文基于MATLAB/Simulink平台对生态驾驶策略进行仿真。以车辆进入V2I通信范围的位置作为初始位置,设初始位置与交叉路口停止线的距离为200 m,取交叉路口最高限速  $v_{\max}$ 、最低限速  $v_{\min}$  分别为70 km/h、10 km/h。设置仿真工况如表4所示。

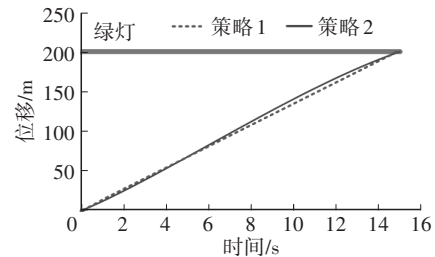
表4 仿真工况

相位	剩余时间/s	初速度/km·h <sup>-1</sup>	时间约束/s	
			上限	下限
绿→红	15(绿灯)	40	15	0.1
		50	40	40
		30	40	40

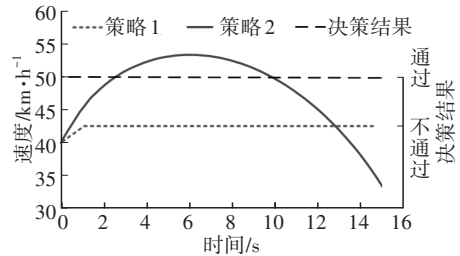
## 4.2 仿真结果

### 4.2.1 车辆通过交叉路口

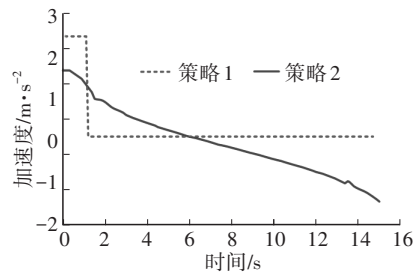
将相位配时信息和车辆初速度40 km/h输入决策模型,得到结果为车辆可以加速通过路口,采用匀加速策略和生态驾驶策略时车辆的位移、速度、加速度及瞬态燃油消耗量曲线如图5所示。



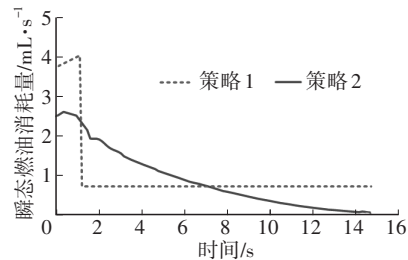
(a)位移



(b)速度



(c)加速度



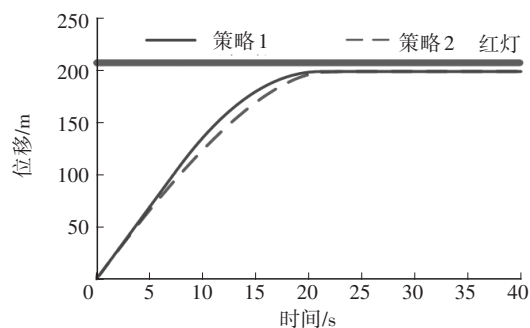
(d)瞬态燃油消耗量

图5 40 km/h初速度下驾驶策略对比

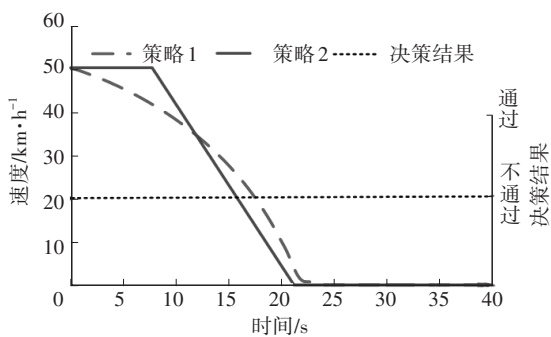
从图5a中可以看出,在[0.1,15.0] s时间范围内,2种策略均可使车辆安全通过路口。由图5b、图5c可以看出,在匀加速策略作用下,车辆先以 $2.2\text{ m/s}^2$ 加速度匀加速行驶1.1 s,然后以 $43.5\text{ km/h}$ 的速度匀速行驶,生态驾驶策略使车辆先加速后减速通过路口。由图5d可知,瞬态燃油消耗量曲线与坐标轴围成的图形面积为整个过程中的总燃油消耗量,显然,匀加速策略的总燃油消耗量较生态驾驶策略高。采用匀加速策略时的行驶时间为 $14.7\text{ s}$ ,百公里燃油消耗量为 $9.9529\text{ L}$ ,采用生态驾驶策略时的行驶时间为 $15.0\text{ s}$ ,百公里燃油消耗量为 $6.2457\text{ L}$ ,燃油消耗量降低了 $37.24\%$ 。

#### 4.2.2 怠速停车

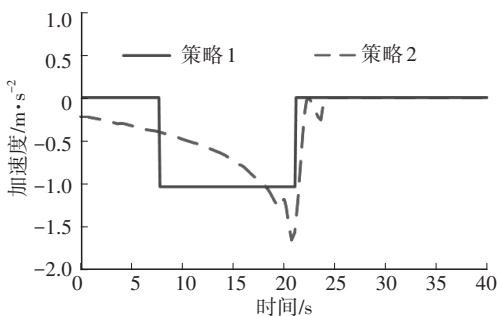
$50\text{ km/h}$ 、 $30\text{ km/h}$ 初速度下匀减速停车策略和生态驾驶策略的位移、速度、加速度及瞬态燃油消耗量曲线如图6、图7所示。



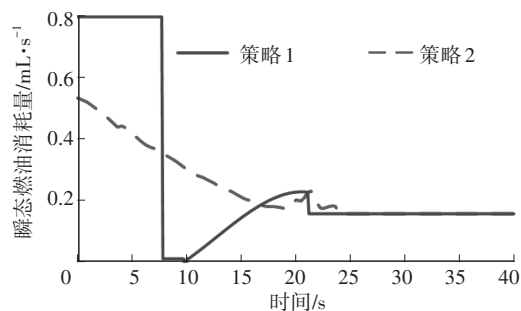
(a)位移



(b)速度

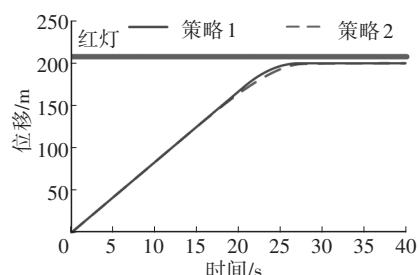


(c)加速度

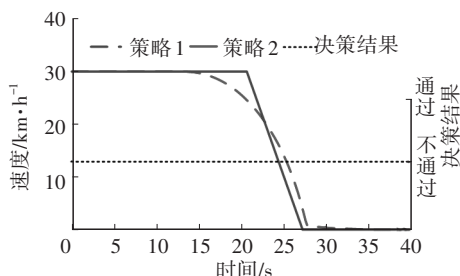


(d)瞬态燃油消耗量

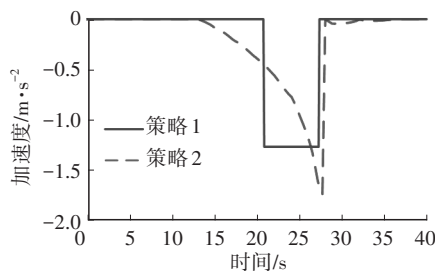
图6  $50\text{ km/h}$ 初速度下驾驶策略对比



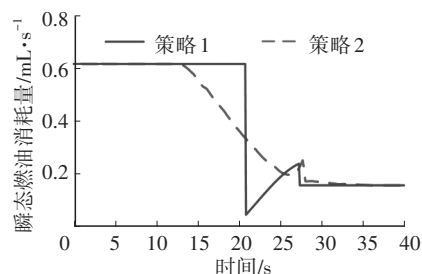
(a)位移



(b)速度



(c)加速度



(d)瞬态燃油消耗量

图7  $30\text{ km/h}$ 初速度下驾驶策略对比  
由图6a、图7a可知,车辆驶入V2I通信区域的

初始速度不同,但都能在40 s内到达交叉口停止线,并在路口停车等待,匀速、减速、怠速时间以及百公里燃油消耗量如表5所示。

表5 绿灯转红灯情况下驾驶策略对比(怠速停车)

初速度 /km·h <sup>-1</sup>	驾驶策略	匀速时间/s	减速时间/s	怠速时间/s	百公里燃油消耗量/L
50	匀减速停车	7.7	14	18.3	8.038 7
	生态驾驶	0	22	18.0	4.817 2
30	匀减速停车	20.0	7	13.0	12.240
	生态驾驶	13.0	15	12.5	7.699 2

由表5可以看出,随着初速度的降低,匀速行驶的时间逐渐延长,减速时间、怠速时间缩短,燃油消耗量也随之增加,但相对于匀减速停车策略,生态驾驶策略有更长的减速时间,且整个时间范围内的燃油消耗量降低。因此,生态驾驶策略的经济性能优于匀减速策略,更有利于生态驾驶。

综上所述,初速度对燃油经济性有一定的影响,初速度越低,产生的燃油消耗量越高,且车辆匀速行驶时燃油消耗量不一定最低,因为车速高时,行驶阻力较大,使燃油消耗量提高,而低速行驶时,发动机的负荷率较低,发动机有效燃油消耗率较大,导致百公里燃油消耗量增加。但基于伪谱法的生态驾驶策略得到的最优速度曲线对应的转矩可以使发动机工作在高效率区间,燃油经济性较好,有利于生态驾驶。

## 5 结束语

本文提出了一种考虑燃油消耗量的自动驾驶汽车交叉路口生态驾驶行为决策方法。首先,基于经验型节油策略,提出了在信号灯影响下的车辆生态驾驶行为决策方法。接着,考虑前车驾驶风格对自动驾驶汽车决策行为的影响,通过从NGSIM中提取的跟车数据集进行驾驶风格聚类分析,构建了基于GMM-SVM的驾驶风格辨识模型。在考虑驾驶风格、信号配时和两车运动状态的基础上,建立了基于二元逻辑回归的交叉路口驾驶行为决策模型。最后,采用伪谱法解决生态驾驶速度优化问题,以优化交叉路口自动驾驶汽车的驾驶行为决策结果。仿真验证结果表明,本文提出的自动驾驶汽车交叉路口生态驾驶策略在保证行车安全的同时,有效降

低了燃油消耗量,有助于实现生态驾驶。

## 参 考 文 献

- [1] ZHAO X M, WU X, XIN Q, et al. Dynamic Eco-Driving on Signalized Arterial Corridors during the Green Phase for the Connected Vehicles[J]. Journal of Advanced Transportation, 2020, 2020: 1-11.
- [2] 陈家昌, 郭家强, 闫平, 等. 我国车用燃料技术发展路径分析研究[J]. 汽车技术, 2007(7): 1-6.  
CHEN J C, GUO J Q, YAN P, et al. Analysis and Study on Technology Development Road for Vehicle Fuel[J]. Automobile Technology, 2007(7): 1-6.
- [3] HOMCHAUDHURI B, VAHIDI A, PISU P. Fast Model Predictive Control-Based Fuel Efficient Control Strategy for a Group of Connected Vehicles in Urban Road Conditions[J]. IEEE Transactions on Control Systems Technology, 2017, 25(2): 760-767.
- [4] KAMALANATHSHARMA R K, RAKHA H A. Multi-Stage Dynamic Programming Algorithm for Eco-Speed Control at Traffic Signalized Intersections[C]// 16th International IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC 2013). The Hague, Netherlands: IEEE, 2013.
- [5] 杜明博. 基于人类驾驶行为的无人驾驶车辆行为决策与运动规划方法研究[D]. 合肥: 中国科学技术大学, 2016.  
DU M B. Research on Behavior: Decision Making and Motion Planning Methods of Autonomous Vehicle Based on Human Driving Behavior[D]. Hefei: University of Science and Technology of China, 2016.
- [6] 邢岩. 城市道路交叉路口机动车运行特性研究[D]. 长春: 吉林大学, 2014.  
XING Y. Study on the Vehicle Running Characteristics at Urban Intersections[D]. Changchun: Jilin University, 2014.
- [7] 陈永尚. 智能汽车城区复杂交通情景的驾驶行为决策方法研究[D]. 长春: 吉林大学, 2019.  
CHENG Y S. Research on Decision-Making Method of Driving Behavior Urban Complex Traffic Situation of Intelligent Automobile[D]. Changchun: Jilin University, 2019.
- [8] 冀杰, 黄岩军, 李云伍, 等. 基于有限状态机的车辆自动驾驶行为决策分析[J]. 汽车技术, 2018(12): 1-7.  
JI J, HUANG Y J, LI Y W, et al. Decision Making Analysis of Autonomous Driving Behaviors for Intelligent Vehicles Based on Finite State Machine[J]. Automobile Technology, 2018(12): 1-7.
- [9] 张立斌, 刘焕峰, 单洪颖, 等. 汽车经济型巡航的车速规划方法[J]. 华南理工大学学报(自然科学版), 2017, 45(4): 103-111.  
ZHANG L B, LIU H F, SHAN H Y, et al. Speed Planning

- Method of Vehicles in Economical Cruise State[J]. Journal of South China University of Technology (Natural Science Edition), 2017, 45(4): 103-111.
- [10] 叶林, 张亚丽, 李强, 等. 采用分段离散化和高斯混合模型的多场景概率潮流计算[J]. 电力系统自动化, 2017, 41(12): 131-137.
- YE L, ZHANG Y L, LI Q, et al. Calculation of Multi-Scenario Probabilistic Power Flow Based on Piecewise and Gaussian Mixture Model[J]. Automation of Electric Power Systems, 2017, 41(12): 131-137.
- [11] 顾凯峰. 考虑驾驶员行为特性及路面附着系数的车辆纵向主动安全控制研究[D]. 重庆: 重庆交通大学, 2021.
- GU K F. Research on Vehicle Longitudinal Active Safety Control Considering Driver Behavior Characteristic and Road Adhesion Coefficient[D]. Chongqing: Chongqing Jiaotong University, 2021.
- [12] 徐少兵. 车辆经济性驾驶的策略辨识与操控规律[D]. 北京: 清华大学, 2016.
- XU S B. Strategy Identification and Operation Rules of Vehicular Economical Driving[D]. Beijing: Tsinghua University, 2016.
- [13] 邹渊, 张涛, 张旭东, 等. 考虑车流影响的网联车辆节能驾驶研究[J]. 汽车工程, 2020, 42(10): 1320-1326.
- ZOU Y, ZHANG T, ZHANG X D, et al. Research on Eco-Driving of Connected Vehicles Considering the Influence of Traffic Flow[J]. Automotive Engineering, 2020, 42(10): 1320-1326.

(责任编辑 斛 畔)

修改稿收到日期为2023年5月29日。

## 《汽车文摘》征文

《汽车文摘》(月刊)于1963年7月3日创刊,由国有资产监督管理委员会主管、中国第一汽车集团有限公司主办,为中国汽车工程学会会刊。《汽车文摘》以“览全球汽车技术文献,指中国汽车技术之道”为使命,以打造“中国汽车前沿与创新技术传播与交流的重要平台”为愿景,致力于成为汽车领域最具影响力的综述类期刊。

2022年11月,《汽车文摘》复合影响因子达1.066,首个影响因子突破“1”,这反映出《汽车文摘》自2019年启动转型升级以来,期刊学术影响力稳步提升。

《汽车文摘》坚信“他山之石,可以攻玉”,深耕电动化、智能化、网联化、共享化和智能制造5大方向和10大领域,聚焦新能源与混合动力汽车、智能网联汽车、燃料电池、低碳与氨等零碳燃料、汽车安全、健康与舒适、碳达峰与碳中和、生命周期评价(LCA)与技术经济分析、智能制造、材料轻量化与一体化压铸、飞行汽车前沿与创新技术综述论文,揭示相关领域的新动态、新趋势、新技术和新进展,为广大科研和工程技术人员进一步发展这一领域提供新突破口、新出发点和新基准。

欢迎高等院校师生、研发工程技术人员、技术管理人员,充分发挥专业领域优势,深度挖掘国内外高影响力学术期刊与其他文献,形成某个技术领域的前沿综述。

《汽车文摘》2023年选题范围:

电动化:混合动力关键技术;动力电池关键技术;先进充电技术;电驱动系统及电力电子技术;底盘及子系统线控关键技术;燃料电池动力系统设计与优化

智能化:新型电子电气架构;自动驾驶感知、决策与运动控制;智能新能源汽车测试评价方法与工具链;车辆智能安全技术

网联化:智能网联云控技术;车用通信及网络技术;车路协同技术;汽车人因、人机交互与智慧座舱;信息安全与功能安全;车网融合(V2G)及应用

低碳化:汽车节能与排放技术;清洁能源动力系统技术;碳达峰、碳中和;氢燃料制储运加及安全管控技术;生命周期评价(LCA)、标准法规与技术经济分析;低碳与氨等零碳燃料

轻量化:新能源汽车新材料技术;混合材料轻量化设计;一体化压铸

共享化:区块链技术与移动出行;车辆大数据挖掘方法与应用案例

燃料电池:电池堆、电池系统与基础设施

智能制造:机器人与自动化控制、四大工艺、物流技术、设计-制造-服务

颠覆式出行:飞行汽车;未来低空智能交通体系及其关键技术

汽车安全:主被动安全与融合、智能安全、健康与舒适

《汽车文摘》发表论文的独特优势:

《汽车文摘》是国家级刊物、中国汽车工程学会的会刊、汽车领域唯一的综述期刊。《汽车文摘》不收版面费、4个月内即可发稿。

投稿要求:

1. 综述篇幅在10 000~15 000字(6~10页),图文并茂,图、表和公式非原创要求引用;
2. 请按科技论文要求撰写文章摘要,摘要中文字数在200±10字;
3. 文章必须附有公开发表的、体现本领域最新研究成果的、高影响力出版物作为参考文献,一般要求参考文献在20篇以上,一半左右为外文参考文献,且在文中标注文献引用出处;
4. 来稿保密审查工作由作者单位负责,确保署名无争议,文责自负;
5. 切勿一稿多投。

《汽车文摘》投稿网址: <http://www.qcwz.cbpt.cnki.net>

邮箱: [autodigest@faw.com.cn](mailto:autodigest@faw.com.cn)

《汽车文摘》编辑部