

doi: 10.19562/j.chinasae.qcgc.2024.08.002

基于IDP的重型商用车自适应距离域 预见性巡航控制策略*

李兴坤^{1,2}, 王国晖^{2,3}, 卢紫旺¹, 王玉海⁴, 王语风¹, 田光宇¹

(1. 清华大学, 汽车安全与节能国家重点实验室, 北京 100084; 2. 北京裕峻汽车技术研究院有限公司, 北京 100020;
3. 青岛驭乐智能科技有限公司, 青岛 266000; 4. 一汽解放青岛汽车有限公司, 青岛 266000)

[摘要] 为降低重型商用车燃油消耗、减少运输成本, 本文协调“人-车-路”交互体系, 将车辆与智能网联环境下的多维度信息进行融合, 提出了一种基于迭代动态规划(iterative dynamic programming, IDP)的自适应距离域预见性巡航控制策略(adaptive range predictive cruise control strategy, ARPCC)。首先结合车辆状态与前方环境多维度信息, 基于车辆纵向动力学建立自适应距离域模型对路网重构, 简化网格数量并利用IDP求取全局最优速度序列。其次, 在全局最优速度序列的基础上, 求取自适应距离域内的分段最优速度序列, 实现车辆控制状态的快速求解。最后, 利用Matlab/Simulink进行验证。结果表明, 通过多次迭代缩小网格, 该算法有效提高了计算效率和车辆燃油经济性。

关键词: 重型商用车; 自适应距离域; 预见性巡航; 迭代动态规划

An IDP-Based Adaptive Range-Domain Predictive Cruise Control Strategy of Intelligent Connected Heavy-Duty Commercial Vehicles

Li Xingkun^{1,2}, Wang Guohui^{2,3}, Lu Ziwan¹, Wang Yuhai⁴, Wang Yufeng¹ & Tian Guangyu¹

1. Tsinghua University, State Key Laboratory of Automotive Safety and Energy, Beijing 100084;
2. Beijing Yujun Automotive Technology Research Institute Co., Ltd., Beijing 100020;
3. Qingdao Yu Le Intelligent Technology Co., Ltd., Qingdao 266000;
4. Faw Jiefang Qingdao Automobile Co., Ltd., Qingdao 266000

[Abstract] In order to reduce fuel consumption and transportation cost of heavy-duty truck, this paper coordinates the human-vehicle-road interaction system, integrates multi-dimensional information of vehicles and intelligent network environment, and proposes an adaptive range-domain predictive cruise control strategy (ARPCC) based on iterative dynamic programming (IDP). Firstly, by combining the vehicle status and multi-dimensional information of the front environment, an adaptive distance domain model is established based on the longitudinal dynamics of the vehicle to reconstruct the road network, simplify the number of grids, and obtain the global optimal speed sequence by IDP. Secondly, on the basis of the global optimal speed sequence, the segmented optimal speed sequence taken from the adaptive distance domain is obtained to realize the fast solution of vehicle control state. Finally, Matlab/Simulink is used to verify the results, and the results show that the algorithm can effectively improve the computational efficiency and vehicle fuel economy by reducing the grid several times.

Keywords: heavy-duty commercial vehicles; adaptive distance domain; predictive cruise; iterative dynamic programming

* 国家自然科学基金(52272372)资助。

原稿收到日期为2024年03月03日, 修改稿收到日期为2024年04月01日。

通信作者: 卢紫旺, 博士, E-mail: luzw@tsinghua.edu.cn。

前言

随着日益严峻的能源危机与环境污染问题,中国汽车工程学会在《节能与新能源汽车技术路线图2.0》^[1]中提出:到2025年,商用车油耗较2019年降低8%以上,到2030年进一步降低到10%以上。欧美日等汽车工业发达国家也在持续推进汽车节能和排放相关法规的升级,世界各国都在通过提升技术标准和法规逐步加严汽车节能要求,更高的技术标准和更加严格的能耗排放法规对商用车节能减排提出了巨大的挑战。

区别于乘用车,重型商用车自身质量较大,受道路环境影响较大,经济驾驶技术在商用车节能减排中有着重要的发挥空间。随着车辆感知技术、智能交通系统以及5G通讯系统的发展,V2X技术逐步得到推广应用,结合智能网联技术,将车辆智能化,辅助驾驶员驾驶,可以有效发挥车辆的节能潜力^[2]。《节能与新能源汽车技术路线图2.0》中就已提出:2025年C-V2X(cellular-vehicle to everything)新车装车率将达到50%。利用高级驾驶辅助系统、车-车通讯及车-路通讯等技术为车辆提供实时前方道路交通信息逐步成为可能^[3]。探究将前方道路交通信息应用于车辆动力系统优化控制的预测性经济巡航^[4-7]控制策略,对于进一步提升重型商用车的燃油经济性具有重要意义。

现有研究中,基于规则性的逻辑控制算法及实时优化控制算法逐步应用到实际经济巡航中。Peng等^[8]设计了一种基于规则性的协同经济巡航控制系统,在真实道路环境中进行了测试;Hao等^[9]分析经济驾驶策略,认为频繁的加减速会增加车辆燃油消耗,平稳的车速会降低车辆燃油消耗,减少车辆加减速次数与激烈程度有助于提高车辆燃油经济性。基于规则性的控制逻辑须预先设定,逻辑相对简单,实时性高,量产的产品大多基于此类控制策略。但是该方法基于驾驶员或工程经验,在面对复杂多变的路况和环境时,特别是面对未知的环境表现不尽如人意,同时该方法求得的结果通常为非最优解,系统仍具有较大的节油潜力。Kamal等^[10]结合道路坡度信息,考虑车辆动力学,建立了基于燃油消耗率的预测模型,设计试验验证了坡度对巡航车速的影响;Chen等^[11]基于模型预测控制(model predictive control, MPC)设计了生态驾驶的预测巡航控制方

法,利用交通和道路信息来实现更好的燃油经济性;Guo等^[12]提出基于预测控制的分层控制方法,结合燃料最优速度轨迹和混合动力汽车力矩分配管理来降低车辆能量消耗;Chu等^[13]提出了一种利用高清晰地图信息的预见性巡航控制系统(predictive cruise control system, PCCS)控制方案,讨论了快速求解器的推导和实现,验证PCC的平均节油率为8.73%。模型预测控制方法可以在更高程度上优化车辆油耗,但是随着优化维度的提升,计算量不断增大,优化速度不断降低,影响系统实时性。Hong等^[14]通过建立车辆纵向动力学模型,建立考虑燃油经济性、行驶时间和舒适性等多目标优化函数,采用动态规划(dynamic programming, DP)算法进行求解计算,得到最优车速轨迹;解少博等^[15]在跟车场景考虑安全性、经济性及电池老化等多个目标建立预测控制模型规划车辆车速,采用动态规划在滚动时域内求解,有效保证安全性并降低了能耗成本。基于DP的优化算法可以求出全局最优解,优化效果好。但是DP在处理大规模问题时,需要大量的储存空间,内存消耗较大,同时,DP算法对硬件需求较高,难以满足工程实时性需求。Liu等^[16]在云端建立上层控制器进行全局车速规划,为下层控制器提供参考车速,从而减少车载控制器的计算负担。但是利用云求解的方式对于车辆实时状态反馈较差,系统延迟及获取状态误差容易导致控制效果变差。为解决DP算法实时性较差的问题,克莱姆森大学Zhu等^[17]提出利用IDP算法,该算法考虑瞬态车辆纵向动力学,通过缩放网格大小多次迭代优化状态轨迹,计算最优的控制策略。与传统的固定状态空间采样方法相比,该方法提高了DP策略离散化精度,有效降低了DP策略较多状态时的计算负载。由于IDP算法对全局进行优化,车辆控制本身收到影响因素较多,长时间误差累积容易导致车辆运动状态偏离规划运动状态的情况。因此,本文改进IDP算法,在IDP全局最优速度序列的基础上,求取自适应距离域内的分段最优速度序列,实现车辆控制状态的快速求解。通过控制车辆在自适应距离域内的分段速度,使车辆运动状态趋向求解的全局最优速度序列,实现车辆稳定控制。

本文针对重型商用车行驶最小油耗问题,提出了一种基于迭代动态规划的自适应距离域预见性巡航控制策略,利用自适应变步长的距离域网格划分方法,考虑道路限速与车辆爬坡能力,结合道路坡度

动态改变网格大小,优化计算结果,降低车辆油耗。车辆巡航过程中依据车辆位置反馈,获取车辆前方几公里实际道路坡度,依据车辆爬坡能力对前方路网进行重构,将道路坡度进行整合分段,依据分段道路坡度划分IDP迭代网格,将道路划分为 P 个网格,求解每段道路最优车速,实现全局最优速度序列求解。依据ADAS地图实际坡度细化每段道路,依据重新划分的网格进行计算,实现每段道路的快速优化求解。

1 重型商用车经济巡航

高速公路、国道、省道等为重型商用车主要行驶场景,车载地图可以将车辆前方道路信息预先提供给车辆,巡航系统获取道路信息结合车辆行驶状态规划经济车速,控制车辆按照经济车速行驶。经济巡航车速与道路畅通车速和道路状况相关,提前获取道路坡度及交通状态,解耦燃油消耗影响因素,优化车辆行驶速度,实现车辆按经济车速巡航行驶,可以有效降低燃油消耗。

1.1 纵向动力学模型

车辆纵向最小控制力与最大控制力由车辆纵向运动关系决定,建立车辆纵向动力学模型^[18],描述车辆纵向运动与车辆控制力之间的关系,即

$$F_t - F_f = \delta m \dot{v} \quad (1)$$

式中: F_t 为驱动力; F_f 为行驶阻力; δ 为汽车旋转质量换算系数; m 为整车质量; v 为车辆速度。

其中,驱动力 F_t 可以表示为

$$F_t = \frac{T_{iq} i_g i_0 \eta_T}{r} \quad (2)$$

式中: T_{iq} 为发动机输出转矩; i_g 为变速器传动比; i_0 为主减速器的传动比; η_T 为汽车传动系传动效率; r 为车轮半径。

行驶阻力 F_f 可以表示为

$$F_f = F_r + F_N + F_d \quad (3)$$

其中:

$$F_r = mgf \cos \alpha \quad (4)$$

$$F_N = mg \sin \alpha \quad (5)$$

$$F_d = \frac{1}{2} C_D \rho v^2 \quad (6)$$

式中: α 为道路坡度; g 为重力加速度; f 为摩擦因数; C_D 为空气阻力系数; A 为迎风面积; F_r 为滚动阻力; F_N 为坡度阻力; F_d 为空气阻力。

1.2 基于实时油耗的精准油耗模型

油耗优化算法依赖于精准的油耗模型,利用台

架试验获取发动机万有特性MAP拟合发动机燃油消耗曲线,可以在一定程度上反映不同工况下的发动机油耗,但是发动机万有特性MAP获取程度较为困难,一般用户难以获得准确的发动机万有特性MAP。同时,由于每辆汽车的运行工况不同,台架试验的万有特性MAP不能完全真实地反映车辆实际运行中的油耗。

本文以一汽解放JH6重型商用车为试验平台,利用kvaser连接CAN总线,采集试验过程真实发动机数据,通过对试验数据处理拟合真实发动机燃油消耗模型。该模型可以最大程度上反映车辆实际油耗,使ARPC策略优化结果更为准确。图1为基于万有特性MAP的瞬时油耗与发动机实际瞬时油耗的对比。

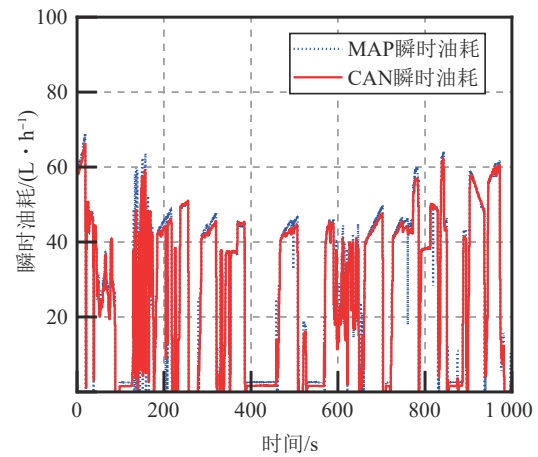


图1 基于万有特性MAP与CAN的实际瞬时油耗对比

表1为基于发动机万有特性MAP统计油耗与车辆CAN总线实际统计油耗对比。

表1 万有特性MAP与CAN统计油耗对比

名称	时间/s	总油耗/L
万有特性MAP	1 000	7.790
发动机CAN	1 000	7.612

由图1看出,两种瞬时油耗曲线存在一定误差,不能完全吻合。经统计,1 000 s时间内,基于万有特性MAP统计的油耗为7.790 L,而发动机CAN实际测得油耗为7.612 L,误差为2.34%。由于系统节油效果一般为10%以内,2.34%的油耗模型误差容易使统计的节油效果误差大于20%,是难以接受的。因此研究一种误差较小的油耗模型来提高预测精度十分必要。

油耗模型采用比利时鲁汉大学 Bart Saerens 等^[19]依据影响车辆燃油消耗率的瞬时状态包括发动机转矩、发动机瞬时转速、发动机负荷和发动机输出功率等整理出的多项式油耗模型:

$$F_{\text{fuel}} = \sum_{k=1}^M \mu_k \omega_c^{pk} \varphi^{qk}, \quad p, q \in \mathbb{N}^M, \varphi \in \mathbb{R}^M \quad (7)$$

式中: F_{fuel} 为车辆瞬时油耗; μ 为模型参数; p, q 为多项式指数; \mathbb{N}^M 为整数域; \mathbb{R}^M 为实数域; ω_c 为发动机转速 n ; φ 为发动机输出转矩 T_{iq} 。

以发动机输出转矩、转速为自变量对发动机油耗曲线进行拟合,拟合公式为

$$F_{\text{fuel}}(T_{iq}, n) = p_{00} + p_{10} \cdot T_{iq} + p_{01} \cdot n + p_{20} \cdot T_{iq}^2 + p_{11} \cdot T_{iq} \cdot n + p_{02} \cdot n^2 \quad (8)$$

式中 $p_{00}, p_{10}, p_{01}, p_{20}, p_{11}, p_{02}$ 为拟合系数,且 $p_{00}=1.041$ 、 $p_{10}=-0.002924$ 、 $p_{01}=0.001692$ 、 $p_{20}=1.28 \times 10^{-6}$ 、 $p_{11}=1.913 \times 10^{-5}$ 、 $p_{02}=6.918 \times 10^{-7}$ 。

图2为用发动机瞬时油耗(单位 L/h)表示的万有特性。

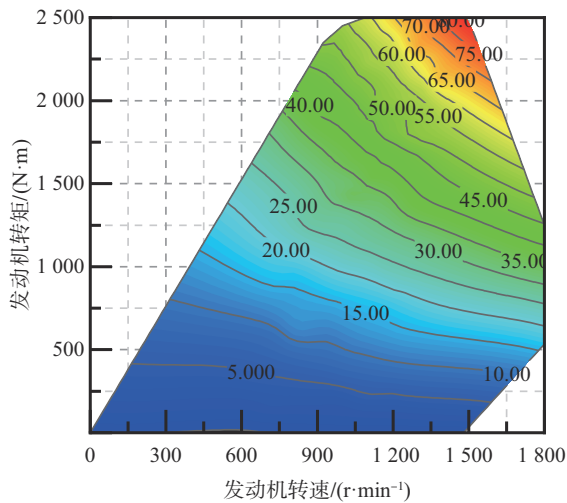


图2 发动机的万有特性

1.3 经济巡航最优控制

ARPC策略获取ADAS地图实际道路坡度信息与限速信息,考虑驾驶员画像,规划经济巡航车速,在保证时效性的基础上尽可能地发挥车辆节油潜力。以发动机燃油消耗量作为车辆节油评价标准,使车辆在整个行程中燃油消耗量最低;整个巡航过程依据驾驶员设定巡航车速及道路限速规划车速,保证运输时效性;依据驾驶员画像对动力系统进行约束,保证驾驶舒适性。

设定车辆总行驶时间为 T , 状态量为行驶的距离与车辆车速 $x=(d, v)$, 控制量为车辆控制力 $u=F_i$,

最优控制函数为

$$\text{Minimize } J(x(t), u(t)) = \int_0^T F_{\text{fuel}}(t) dt \quad (9)$$

其中:

$$v(0) = v_r \quad (10)$$

$$d(0) = 0 \quad (11)$$

$$v \in [v_{\min}, v_{\max}] \quad (12)$$

$$u \in [F_{i\min}, F_{i\max}] \quad (13)$$

考虑驾驶员舒适度,建立加速度限制模型:

$$v = f(a, t) \quad (14)$$

其中

$$a \in [a_{\min}, a_{\max}] \quad (15)$$

式中: v_r 为车辆当前车速; v_{\min} 为车辆允许的最小行驶车速,本文选取为 $v_{\text{set}}-5$ km/h, v_{set} 为设定车速; v_{\max} 为车辆允许的最大行驶车速,本文选取为 $v_{\text{set}}+5$ km/h; $F_{i\min}$ 为车辆纵向最小控制力, $F_{i\min}$ 可以为负值,本文为摩擦转矩最大值; $F_{i\max}$ 为车辆纵向最大控制力,本文为发动机转矩最大值; a_{\min} 为车辆允许的最小加速度,本文选取 -4 m/s²; a_{\max} 为车辆允许的最大加速度,本文选取 4 m/s²。

2 ARPC策略

IDP算法通过多次迭代规划,有效减少计算量并提高优化效率。本文基于IDP算法提出了ARPC策略,通过将道路重新整合划分,网格维度重构,减少道路分段,减少状态量,在全局及不同距离域内利用IDP算法,实现最优控制序列的快速求解。ARPC策略架构如图3所示。

2.1 基于车辆动力学的路网重构模型

有效的路网重构方法可以减少系统计算量的同时提高优化效果。本文提出的路网重构模型通过自适应车辆纵向动力学和发动机高效工作点,整合道路坡度重构前方道路,重构后的道路坡度更能反映道路对车辆的实际影响,车辆以较小的动力变化即可稳定车辆车速,使车速在该段道路波动较小,提高发动机经济工作区域的利用率。

ARPC获取车辆前方道路路网信息,将道路离散化处理,建立速度与距离之间的映射关系。目前以道路坡度为划分依据,设定坡度阈值对道路进行整合处理的方法,可以减少道路离散数量,降低计算量。但是单纯的依据道路坡度划分,没有考虑到车辆实际动力,容易造成车辆车速过低或者过高的情况。本文考虑发动机经济工作点,以车辆目前工作

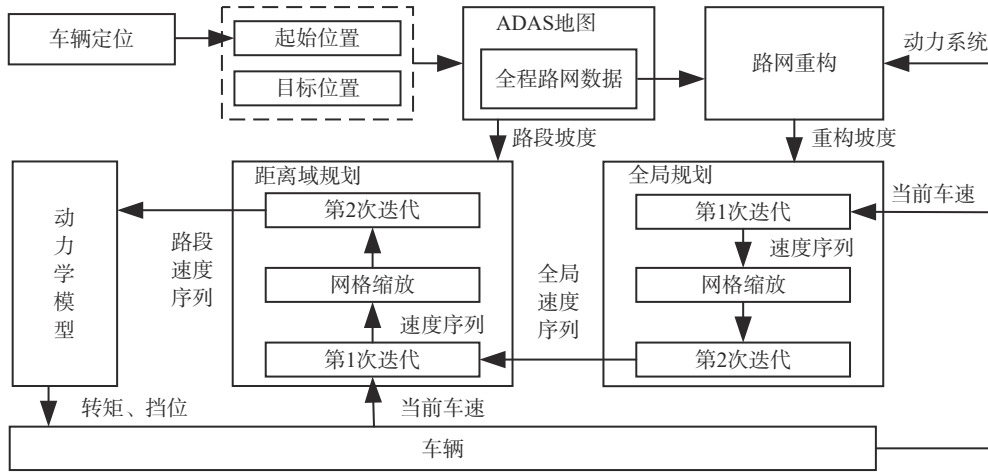


图3 ARPC策略架构

挡位及车辆动力为基础,建立自适应距离域路网重构模型,实现前方道路的自适应规划整合。图4为ARPC路网重构示意图。

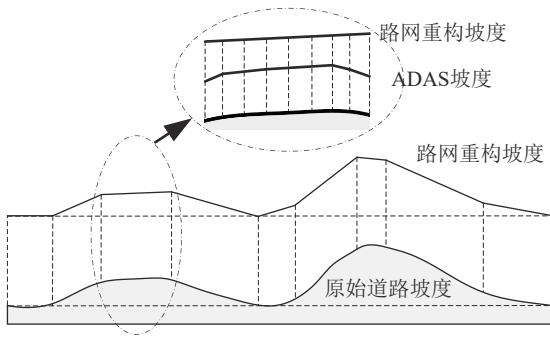


图4 ARPC路网重构示意图

以道路坡度基准点为基础,设定阈值对道路重构。道路坡度基准点由车辆纵向动力学及发动机MAP图确定。

$$\alpha_b = \frac{T_{opt} i_g i_0 \eta_T}{mgr} - \left(f + \frac{C_D A \rho v_{opt}^2}{2mg} + \frac{\delta m \dot{v}_{opt}}{mg} \right) \quad (16)$$

其中:

$$v_{opt} = 0.1047 \frac{rn_{opt}}{i_g i_0} \quad (17)$$

$$[T_{opt}, n_{opt}] = \min f_{Map}(\text{Fuel}) \quad (18)$$

式中: α_b 为道路坡度划分的基准点; v_{opt} 为最优挡位下最经济行驶车速; T_{opt} 为发动机最经济工作点转矩; n_{opt} 为发动机最经济工作点转速。

坡度分段阈值由车辆当前挡位下坡能力来决定。道路离散化阈值为

$$\alpha_i = \alpha_b \pm (N \times \Delta\alpha), \quad i = 0, 1, \dots, M \quad (19)$$

$$\text{其中 } \Delta\alpha = \frac{\delta m \Delta a}{mg} \quad (20)$$

式中: α_i 为道路坡度分段阈值; Δa 为每段坡度阈值变化量; N, M 为正整数; $\Delta\alpha$ 为加速度每变化 Δa 引起的坡度变化量。

2.2 迭代动态规划算法

在现有的优化算法中,动态规划算法在全局优化方面有着巨大的优势^[20]。在车辆获得目的地后,可以通过动态规划算法求解全局油耗,通过划分道路区间,求解每步的最优车速进而求得全局最优解。动态规划算法的优化效果与计算步长、距离网格划分、优化因素存着的密切的关系,计算步长越小、网格划分越密集、优化因素越多,优化效果就越好,但是随着计算步长变小、网格划分密集、优化因素变多,动态规划算法的计算时间与所需要的储存空间呈指数级增加,给嵌入式软件带来了极大的挑战。因此在保证优化效果的基础上优化计算速度,使优化后的DP算法可以应用到实际工程中意义重大。

为了提高优化精度,降低计算量,本文在路网重构简化道路基础上,利用IDP算法,分步迭代对网格进行缩放。IDP算法利用DP算法进行第一次迭代过程,迭代过程如图5所示。

利用路网重构对道路离散化处理,将道路划分为 N 份,得到 $N+1$ 个状态,其中起始状态量为车辆当前运动状态。状态转移方程为

$$x(k+1) = f(x(k), u(k), k) \quad (21)$$

式中: $x(k)$ 为第 k 阶段状态变量; $u(k)$ 为第 k 阶段输入变量。

设 $L(x(k), u(k))$ 为第 k 阶段由状态变量 $x(k)$ 及

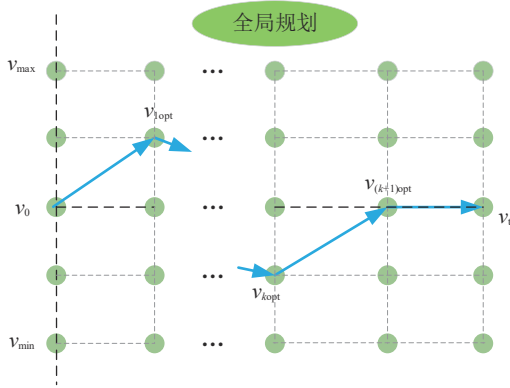


图5 DP优化过程示意图

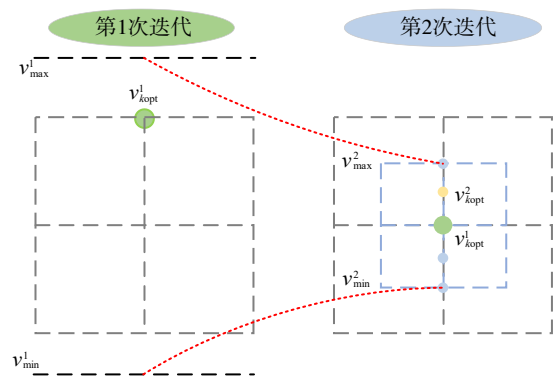


图6 IDP算法边界缩放过程

输入变量 $u(k)$ 决策的燃油消耗,那么整个里程总燃油消耗 J 可以表示为

$$J = L(x(1), u(1)) + L(x(2), u(2)) + \dots + L(x(N), u(N)) = \sum_{k=1}^N L(x(k), u(k)) \quad (22)$$

设第 k 段末端状态为 $x_i(k)$, $J_{ki}^*(x_i(k))$ 为第 k 阶段每个末端状态 $x_i(k)$ 到终末位置车辆巡航最小燃油消耗,那么当车辆在第 k 段末端状态为 $x_i(k)$ 时,由该状态到达终末位置车辆巡航最小燃油消耗为 $J_{ki}^*(x_i(k))$, $J_{ki}^*(x_i(k))$ 表示为

$$J_{ki}^*(x_i(k)) = \min \{ L_{ki \rightarrow (k+1)1}(x_i(k), u_i(k)) + J_{(k+1)1}^*(x_i(k+1)), L_{ki \rightarrow (k+1)2}(x_i(k), u_i(k)) + J_{(k+1)2}^*(x_i(k+1)), \dots, L_{ki \rightarrow (k+1)j}(x_i(k), u_i(k)) + J_{(k+1)j}^*(x_i(k+1)) \} \quad (23)$$

式中 $L_{ki \rightarrow (k+1)j}(x_i(k), u_i(k))$ 为第 k 阶段到第 $k+1$ 阶段由状态变量 $x_i(k)$ 及输入变量 $u_i(k)$ 决策的燃油消耗量。

基于初次迭代求取每个网格点最优状态变量及最优输入变量,在初步网格划分的基础上实现最优控制序列的快速求解。由于网格较粗,实际最优控制点可能在最优输入变量附近,故以初次迭代的最优状态变量为中心点建立新的状态网格空间,对算法边界进行缩放。即随着迭代过程,网格尺寸逐渐减少,最优控制序列的搜索范围逐渐减小。图6为IDP算法边界缩放过程。

图6中, v_{kopt}^n 表示第 n 次迭代第 k 个点最优状态变量, v_{max}^n 表示第 n 次迭代状态变量上限值, v_{min}^n 表示第 n 次迭代状态变量下限值。

由式(23)通过初次迭代求取每个网格点最优状态变量 v_{kopt}^1 及最优输入变量 u_{opt}^1 :

$$v_{kopt}^1 \in [v_{min}^1, v_{max}^1] \quad (24)$$

$$u_{opt}^1 \in [u_{min}^1, u_{max}^1] \quad (25)$$

式中: v_{opt}^1 为初次迭代最优状态变量序列; u_{opt}^1 为初次迭代最优输入变量序列; u_{min} 为车辆提供的最小驱动力; u_{max} 为车辆提供的最大驱动力。

由于初次迭代网格范围较大,最优控制点可能会出现 v_{opt}^1 附近。因此,在 v_{opt}^1 上下新建一个网格空间,对原有网格进行2次缩放,求取新的网格空间中的最优状态变量及最优输入变量。

$$v_{min}^2 = v_{opt}^1 - \Delta v_1 \quad (26)$$

$$v_{max}^2 = v_{opt}^1 + \Delta v_1 \quad (27)$$

$$v_{opt}^2 \in [v_{min}^2, v_{max}^2] \quad (28)$$

式中: v_{opt}^2 为第2次迭代最优状态变量序列; Δv_1 为初次迭代最优状态变量上下限变化值。

由第2次迭代最优状态变量序列 v_{opt}^2 求取第2次迭代最优输入变量 u_{opt}^2 ,最优输入变量范围仍需满足车辆可提供的驱动力上下限范围。

$$u_{opt}^2 \in [u_{min}, u_{max}] \quad (29)$$

式中 u_{opt}^2 为第2次迭代最优输入变量序列。

2.3 ARPCC算法

IDP算法可以在保证优化精度的基础上提高计算效率,通过网格精细化逐级缩小范围减少计算量,但是单纯IDP算法过于理想,无法依据车辆实际运动状态进行调节。在实际车辆运行过程中,由于驾驶员对车辆的操作、运行工况的变化以及控制过程中噪声的影响,车辆不可能完全按照理想的车速巡航行驶。因此,ARPCC策略依据实时获取车辆车速与车辆位置反馈,在车辆实际车速与计算结果不匹配时,多次应用基本的动态规划重新规划经济车速。

ARPCC策略依据路网重构划分道路段,通过IDP算法求取初始最优速度序列,获取每段的最优末速度,以该速度为当前距离域迭代规划的速度边界,由于第1次进行网格划分时网格较为稀疏,最优

速度可能出现在求取的最优末速度附近,在当前距离域迭代规划时末速度选取为初始最优车速的上下区间,提高计算精度。

重型商用车自身质量较大,在坡度较大的路段发动机输出最大扭矩有时仍不可避免使车辆降速导致车辆降挡,在遇到较大坡度时即使无动力输出仍可能导致车辆车速增加较大超过道路限制车速时,DP算法在整个优化过程可能无法求得有效解,因此单纯的对速度设置门限值限定是不合理的。ARPCC策略对车速范围动态调节,自适应车速变化,在遇到车速超出限制范围时,扩大车速限制范围,允许车辆在不超出道路限速范围情况下可以短时间超出车速限制范围,在该路段求得车辆巡航最优车速控制序列。图7为ARPCC策略速度规划过程。

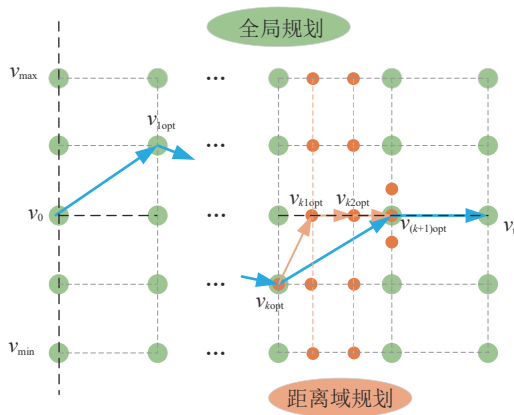


图7 ARPCC策略速度规划过程

ARPCC策略规划经济车速流程如下所述。

(1)车辆从当前起始位置到终末位置的距离为 D ,依据路网重构分段道路对网格离散化处理,将道路划分为 N_1 段,每段长度为 D_i :

$$D = \sum_{i=1}^{N_1} D_i, \quad i = 1, 2, \dots, N_1 \quad (30)$$

(2)依据IDP算法求解路网重构每段道路末速度 v_1, v_2, \dots, v_N 及对应的挡位。

(3)当车辆行驶到第 i 段道路起始位时,依据ADAS地图坡度离散化前方第 i 段道路,将道路划分为 N_2 段,每段长度为 d_j ,以 v_i 及对应挡位作为该段道路末状态:

$$d = \sum_{j=1}^{N_2} d_j, \quad j = 1, 2, \dots, N_2 \quad (31)$$

(4)结合每段道路末速度依据IDP算法计算离散化后的分段巡航车速序列 $v(v=v_{N_1}, v_{N_2}, \dots, v_{N_n})$ 及对应的挡位。

(5)车速序列 v 为车辆巡航车速控制序列,根据车辆动力学计算发动机需求转矩。

(6)巡航过程中系统实时获取车辆定位信息及车辆车速反馈,当实际车速与最优经济车速发生偏离时重新规划经济车速,保证车辆按预定巡航车速行驶。

3 试验结果分析

本文从发动机油耗模型精准度、路网重构模型及ARPCC策略优化效果3个方面分别设计试验进行验证。以一汽解放JH6重型商用车为试验车型,验证发动机油耗模型油耗估算效果,利用Matlab/Simulink搭建仿真环境,验证路网重构模型及ARPCC策略优化效果,分析仿真结果。试验车辆JH6的主要参数如表2所示。

表2 JH6主要参数

参数	数值
风阻系数	0.57
长×宽×高/mm	6915×2495×3705
车辆质量/kg	12 400
满载质量/kg	49 000
发动机最大扭矩/(N·m)	2 500
发动机最大功率/kW	312

3.1 油耗模型试验及结果分析

利用kvaser读取并采集CAN总线车辆发动机实际转矩、转速及瞬时油耗,对比发动机实际CAN瞬时油耗与基于ARPCC策略模型估算的瞬时油耗大小并进行分析。CAN瞬时油耗与ARPCC策略模型估算的瞬时油耗对比图如图8所示。

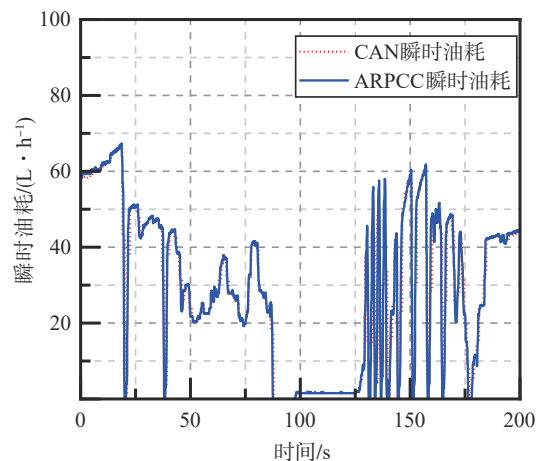


图8 瞬时油耗对比图

将ARPCCC油耗模型估算的油耗与CAN读取的实际油耗进行积分,对比两种方式总油耗随时间的误差,分析油耗模型随时间累积后的准确性。图9为2000 s内CAN总线统计的总油耗与ARPCCC策略模型估算的总油耗对比图。

由图8及图9可以得出以下结论。

(1)对比ARPCCC策略模型估算的瞬时油耗与CAN总线读取的瞬时油耗曲线,在整个测试过程中两条曲线变化趋势一致,瞬时油耗数值大小基本相同。ARPCCC油耗模型可以准确估算车辆瞬时油耗。

(2)2000 s内CAN总线统计的总油耗为13.018 L,ARPCCC策略模型估算的总油耗为12.985 L,误差为0.25%。

(3)随着时间的累积,误差波动较小,始终保持在0.25%上下波动,该模型可以准确估算车辆油耗。

3.2 路网重构结果

本文选用青岛某段高速公路为试验道路,全程

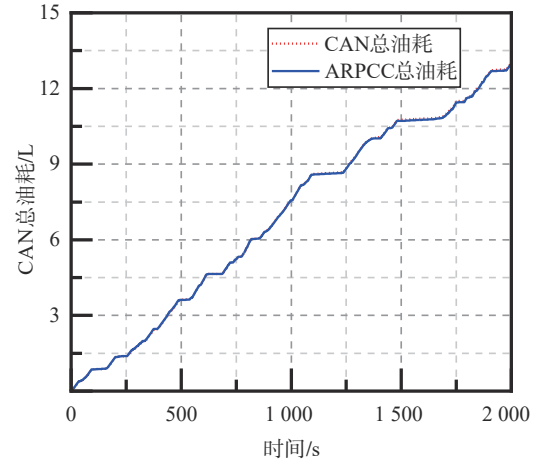


图9 总油耗对比图

长度100 km,从ADAS地图中提取该段道路实际坡度数据,基于车辆纵向动力学依据路网重构算法对该段道路坡度进行重构,原始道路坡度数据与路网重构坡度如图10所示。

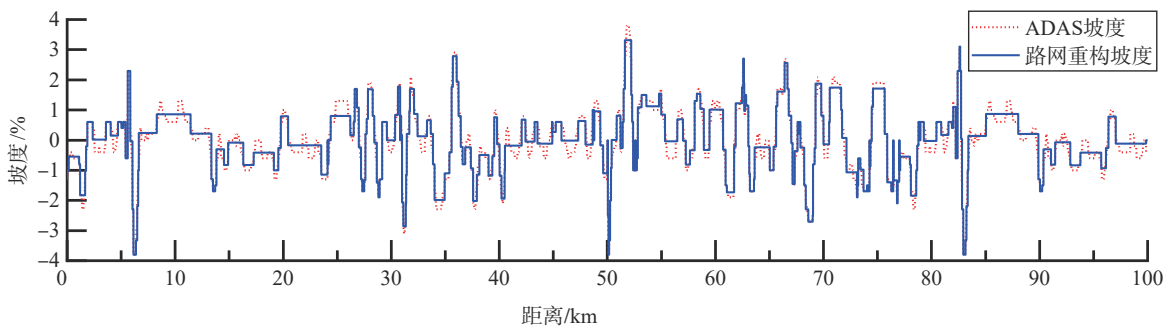


图10 ADAS地图坡度与路网重构坡度图

由图10可以看出:路网重构算法将地图提供的道路坡度进行重新整合,将道路坡度结合车辆纵向动力学离散化为长短不一的251段,重构后的道路坡度数据符合原始道路数据变化趋势,有效减少了道路分段数量,可以减少IDP算法迭代优化次数,提高IDP算法优化速度,对提高系统运算效率、保证系统实时稳定运行有着重要意义。

3.3 ARPCCC策略试验结果

以一汽解放JH6重型商用车为试验车型,利用Matlab/Simulink搭建仿真环境对ARPCCC策略进行验证。对比分析ARPCCC策略与常规DP算法优化效率与优化效果。

本文以车辆最小油耗为性能指标,初始车速设置为80 km/h,设定巡航车速为80 km/h,末位置车速设置为与设定巡航车速相同,为80 km/h。由于目前

巡航系统设定车速变化量最小值为1 km/h,以1 km/h为第1次迭代离散化间隔。第2次迭代在第1次迭代基础上继续缩放网格进行试验测试,车速变化量设置为0.1 km/h。对比传统DP算法、IDP算法与ARPCCC策略3种算法的网格数量大小,其中IDP算法迭代次数设置为2。表3为传统DP算法、IDP算法、ARPCCC策略网格数据的对比结果。

通过对比表3传统DP算法、IDP算法与ARPCCC

表3 DP、IDP、ARPCCC策略网格数据

名称		状态离散化	网格数量	
传统DP算法		0.1 km/h	25 100	
IDP算法	第1次迭代	1 km/h	2 510	5 020
	第2次迭代	0.1 km/h	2 510	
ARPCCC策略	第1次迭代	1 km/h	$10N_i$	$20N_i$
	第2次迭代	0.1 km/h	$10N_i$	

策略3种算法离散的网格数量, IDP算法仅为传统DP算法网格数量的1/50, 所需的内存空间大量减少, 可以有效提高计算效率。ARPC策略在全局IDP算法规划的巡航车速基础上对分段道路内车速序列再次规划, 其中, N_i 为分段道路内ADAS坡度段数量, N_i 最大值为13, 最小值为1, 网格数量较少, 可以实现车速序列快速求解。在车辆到达前一路段末端时再次规划下一路段速度序列, 实现车速序列滚动快速求解。

传统DP算法理论上可以获取最小油耗经济的车速序列, 但是由于该算法的网格数量过大, 需要损耗大量的计算与内存资源, 实现实际工程应用需要极高的成本, 本文不再对该网格划分方式的DP算法

进行试验验证。后文所述DP算法为以路网重构后道路离散化处理的简化DP算法, 即IDP算法第1次迭代计算的结果, 控制状态离散化大小为1 km/h。

试验车辆限速设置为90 km/h, 初始网格状态量车速区间上限为 $v_{set}+5$ km/h, 车速区间下限为 $v_{set}-5$ km/h, 由于商用车自身质量较大, 可能存在以最大扭矩或最小转矩行驶车速超过设置的车速区间的情况, 即在可行域内无法求得有效解。当在可行域内无法求得有效解时, 扩展车辆车速区间, 为保证车辆运输时效性, 在不超过车辆限速时优先扩展车速区间上限。

图11为DP算法、IDP算法和ARPC策略的车速对比结果。

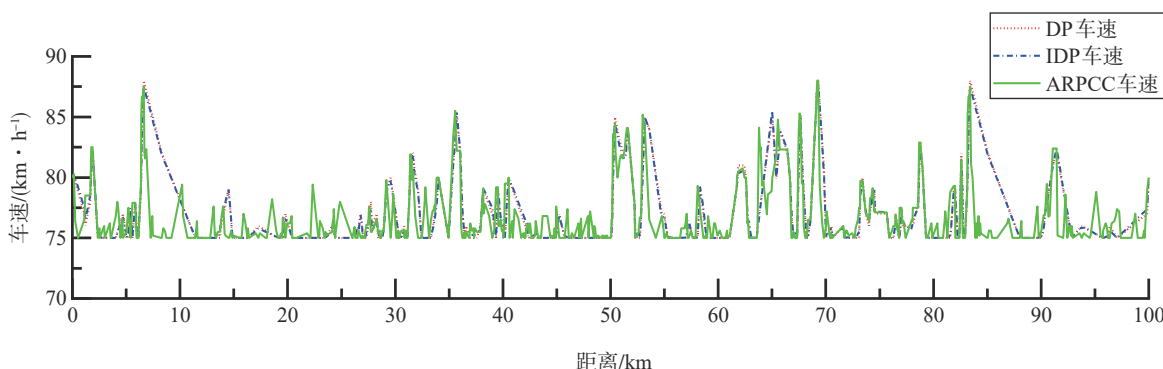


图11 DP优化、IDP优化、ARPC策略的车速对比

由图11可知: DP优化、IDP优化、ARPC策略3种方式下车速在整个过程中变化趋势大致相同, IDP算法通过缩放车速网格可以在更准确范围内对DP优化计算的车速进行再次优化, 减小车速变化区间; ARPC策略通过对道路网格进行缩放, 使车辆在加速度限制范围内车辆快速趋近设定车速, 减少车速波动; 由于重型商用车质量较大, 车辆车速由于坡度

影响不可避免的造成波动。在坡度较大的坡道上上坡或较大下坡时, 系统允许车辆车速在短时间内超过设定车速浮动区间上限85 km/h, 峰值车速仍小于设定的道路限速90 km/h, 满足驾驶安全需求。

图12为DP算法、IDP算法和ARPC策略的挡位对比图。

由图12可知: 对比DP优化、IDP优化、ARPC

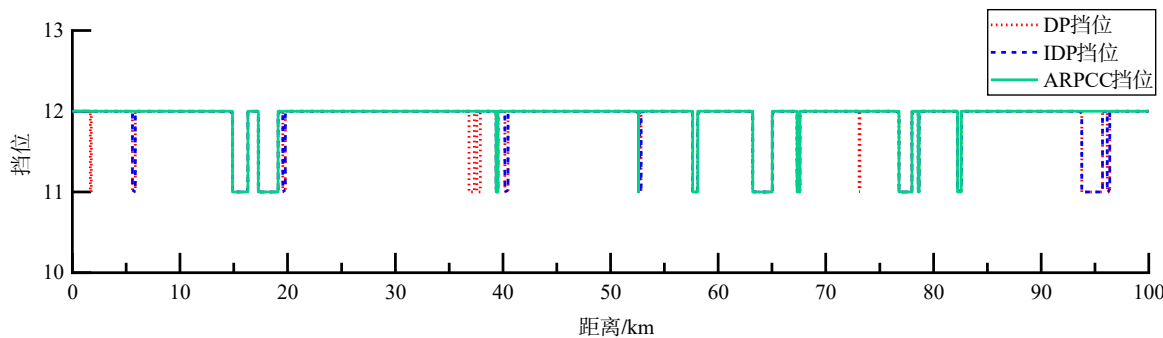


图12 DP优化、IDP优化、ARPC策略挡位对比图

策略车辆挡位变化, IDP算法与ARPC策略可以在车速变化小的范围内求得车辆的更经济挡位, 减少了车辆挡位的变化次数, 使车辆可以保持高档位稳定行驶, 降低了车辆油耗, 提高了驾驶员舒适性。

表4为实车获取的同道路同车辆驾驶员、定速巡航系统(constant cruise system, CCS)、预见性巡航系统^[21-22]与仿真测试获得的DP、IDP、ARPC不同网格下的油耗数据与仿真时间对比。

表4 驾驶员模式、CCS、PCC、DP、IDP和ARPC测试数据

项目	状态离散化	里程/km	油耗/(L·100 km ⁻¹)	节油率/%	计算时间/s
驾驶员		100	31.4		
CCS		100	32.5	-3.50	
PCC		100	29.8	5.10	
DP	1 km/h	100	28.015	10.78	8.84
	0.1 km/h	100	27.497	12.43	723.67
IDP	0.1 km/h	100	27.803	11.46	17.45
ARPC	0.1 km/h	100	27.601	12.10	0.53

由表4可以看出, 相对驾驶员模式, CCS油耗高3.5%, PCC油耗降低5.1%。通过仿真测试获取的网格为1 km/h的DP算法油耗为28.015 L/100km, 节油率为10.78%, 计算时间为8.84 s。将网格划分为0.1 km/h时, 节油率提高为12.43%, 但是时间急剧增加到723.67 s。在同样网格密度下, 通过IDP算法获取的油耗为27.803 L, 仿真时间为17.47 s。本文提出的ARPC控制策略, 通过车辆纵向动力学建立自适应距离域模型对路网重构, 在车速离散化程度相同的情况下油耗测试结果为27.601 L/100 km, 节油率相对驾驶员模式提高12.10%, 相对IDP提高0.73%。ARPC控制策略计算时间为0.53 s, 与IDP算法基本一致, 接近网格为1 km/h的DP算法计算时间。与网格为0.1 km/h的DP算法相比, 油耗略高0.38%, 但计算时间仅约为其时间的1/1365。ARPC策略可以快速计算车辆最优车速控制序列, 通过车辆反馈车速矫正每段距离域初始车速, 使车辆车速能正确跟随最优车速控制序列, 大量减少计算时间情况下保证车辆的燃油经济性。

4 结论

(1)采集处理实车实时油耗数据拟合车辆精准油耗模型, 降低油耗模型对估算油耗的影响。

(2)基于车辆动力学, 考虑发动机经济工作点, 以车辆目前工作挡位及车辆动力为基础, 对路网重构离散化处理, 缩减网格数量, 提高计算效率。IDP算法利用DP算法迭代的状态量和控制量, 进一步缩小网格范围, 减少计算量与储存空间, 细化状态量和控制量, 设计试验得到更为准确的计算结果。

(3)以路网重构为基础, 建立了基于距离域的滚动优化ARPC策略, 以全局IDP算法计算的速度序列为始末速度, 对距离域内进行速度规划, 在较小的距离内快速求解, 提高了计算效率, 满足实时性需求, 并设计试验验证ARPC策略节油效果, ARPC策略通过多次降低网格空间大小可以进一步降低油耗。

参考文献

- [1] 中国汽车工程学会. 节能与新能源汽车技术路线图2.0 [M]. 2版. 北京: 机械工业出版社, 2021.
China Society of Automotive Engineering. Energy saving and new energy vehicle technology roadmap 2.0 [M]. 2nd ed. Beijing: China Machine Press, 2021.
- [2] KAZEMI H, MAHJOUR H N, TAHMASBI S A, et al. A learning-based stochastic mpc design for cooperative adaptive cruise control to handle interfering vehicles [J]. IEEE Transactions on Intelligent Vehicles, 2018, PP(99):1-1.
- [3] 张哲, 丁海涛, 张袅娜, 等. 智能网联电动汽车经济性巡航速度规划[J]. 汽车工程, 2022, 44(4): 609-616, 637.
ZHANG Z, DING H T, ZHANG N N, et al. Economic cruising speed planning for intelligent networked electric vehicles [J]. Automotive Engineering, 2022, 44(4): 609-616, 637.
- [4] VOLVO Trucks. Volvo's I-see memorizes roads to save fuel [EB/OL]. (2016-04-08) [2022-03-15]. <http://www.volvotrucks.de/de-de/trucks/volvo-fl-series/features/i-see.html>.
- [5] MAN Germany. GPS-controlled cruise control [EB/OL]. [2022-03-15]. <http://man.etpl.ch/truck/global/en/fascination-and-technology/technology-and-competence/technology/gpscontrolled-cruise-control/GPScontrolled-cruise-control.html>.
- [6] HELLSTRÖM E, ÅSLUND J, NIELSEN L. Design of an efficient algorithm for fuel-optimal lookahead control [J]. Control Engineering Practice, 2010, 18(11): 1318-1327.
- [7] SHEN D, KARBOWSKI D, ROUSSEAU A. Fuel-optimal periodic control of passenger cars in cruise based on Pontryagin's minimum principle [C]. IFAC-PapersOnLine, 2018, 51(31): 813-820.
- [8] PENG H, WU G Y, BORIBOONSOMSIN K, et al. Eco-approach and departure (EAD) application for actuated signals in real-world traffic [J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2019, 20(1): 30-40.
- [9] HAO Y, JIN W L. A control theoretic formulation of green driving strategies based on inter-vehicle communications [J]. Transporta-

- tion Research Part C: Emerging Technologies, 2014, 41: 48–60.
- [10] KAMAL M A S, MUKAI M, MURATA J, et al. Model predictive control of vehicles on urban roads for improved fuel economy[J]. IEEE Transactions on Control Systems Technology, 2013, 21(3):831–841.
- [11] CHEN H, GUO L L, DING H T, et al. Real-time predictive cruise control for eco-driving taking into account traffic constraints (Article)[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2019, .20(8): 2858–2868.
- [12] GUO L L, CHEN H, LIU Q, et al. A computationally efficient and hierarchical control strategy for velocity optimization of on-road vehicles[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems, 2019, 1(49):1–11.
- [13] CHU H Q, GUO L L, GAO B Z, et al. Predictive cruise control using high-definition map and real vehicle implementation [J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2018, 67(12): 11377–11389.
- [14] HONG T L, NOUVELIERE L, MAMMAR S. Dynamic programming for fuel consumption optimization on light vehicle[J]. IFAC Proceedings Volumes, 2010, 43(7):372–377.
- [15] 解少博, 屈鹏程, 李嘉诚, 等. 跟驰场景中网联混合电动货车速度规划和能量管理协同控制的研究[J]. 汽车工程, 2022, 44(8):1136–1143, 1152.
XIE S B, QU P C, LI J C, et al. Research on speed planning and energy management collaborative control of connected hybrid electric vehicle in following scene [J]. Automotive Engineering, 2022, 44(8): 1136–1143, 1152.
- [16] LIU J X, PATTEL B B, DESAI A S, et al. Fuel efficient control algorithms for connected and automated line-haul trucks [C]. 2019 IEEE Conference on Control Technology and Applications (CCTA), 2019.
- [17] ZHU Q L, PRUCKA, ROBERT G. Transient hybrid electric vehicle powertrain control based on iterative dynamic programming[J]. Journal of Dynamic Systems, Measurement and Control, Transactions of the ASME, 2022, 144(2).
- [18] 余志生. 汽车理论[M]. 北京:机械工业出版社, 2018:16–17.
YU Z S. Automobile theory[M]. Beijing: China Machine Press, 2018:16–17.
- [19] SAERENS B, HESHAM R, KYOUNGHO A, et al. Assessment of alternative polynomial fuel consumption models for use in intelligent transportation systems applications [J]. Journal of Intelligent Transportation Systems, 2013, 17(4): 294–303.
- [20] ZHUANG W C, QU L H, XU S B. et al. Integrated energy-oriented cruising control of electric vehicle on highway with varying slopes considering battery aging[J]. Science China Technological Sciences, 2020, 63(1): 155–165.
- [21] 李兴坤, 郑旭光, 王国晖, 等. 重型商用车预见性自适应巡航控制策略研究[J]. 汽车工程, 2022, 44(5):649–655, 674.
LI X K, ZHENG X G, WANG G H, et al. Research on predictive adaptive cruise control strategy for heavy commercial vehicles [J]. Automotive Engineering, 2022, 44(5): 649–655, 674.
- [22] 王玉海, 李兴坤, 张鹏雷, 等. 基于ADAS地图的载货车预见巡航实时优化算法[J]. 汽车工程, 2020, 42(10): 1335–1339, 1411.
WANG Y H, LI X K, ZHANG P L, et al. Real-time optimization algorithm for truck predictive cruise based on ADAS map[J]. Automotive Engineering, 2020, 42(10):1335–1339, 1411.

~~~~~

(上接第1345页)

- [18] On-Road Automated Driving (ORAD) Committee. Taxonomy and definitions for terms related to driving automation systems for on-road motor vehicles: J3016\_202104 [S/OL]. SAE International, 2018. [https://www.sae.org/standards/content/j3016\\_202104/](https://www.sae.org/standards/content/j3016_202104/).
- [19] 胡钊政, 孙勋培, 张佳楠, 等. 基于时空图模型的车-路-图协同定位方法[J]. 吉林大学学报(工学版), 2024(5):1246–1257.  
HU Z Z, SUN X P, ZHANG J N, et al. Vehicle-infrastructure-map cooperative localization method based on spatial-temporal graph model [J]. Journal of Jilin University (Engineering and Technology Edition), 2024(5):1246–1257.