

DOI:10.16356/j.1005-2615.2024.05.011

## 基于规划路径能耗预测的 PHEV 全局自适应能量管理

何华强<sup>1,2</sup>, 张俊<sup>1</sup>, 王宁<sup>2</sup>, 李玉芳<sup>1</sup>, 王伟平<sup>2</sup>, 王宇航<sup>1</sup>

(1. 南京航空航天大学能源与动力学院, 南京 210016; 2. 北汽重型汽车有限公司, 常州 213000)

**摘要:** 新能源汽车智能化能量管理是先进汽车技术研究的重要领域, 是进一步提升整车燃油经济性的关键。针对插电式混合动力汽车 (Plug-in hybrid electric vehicle, PHEV) 能量全局化管理与控制的实时性和最优性难以兼顾的难题, 开展了基于能耗预测的全路径自适应能量管理研究, 提出了以等效燃油消耗最小化为目标的全规划路径 PHEV 自适应控制算法。最后, 基于 MATLAB/Simulink 的建模与仿真分析验证了所提控制算法对实际行驶工况、里程和整车能量状态的变化具有较好的跟随性和自适应性, 全路径近似全局性优化控制效果明显, 较好地改善了整车的燃油经济性。

**关键词:** 插电式混合动力汽车; 规划路径; 能耗预测; 全局自适应能量管理; 燃油经济性

**中图分类号:** U461.8 **文献标志码:** A **文章编号:** 1005-2615(2024)05-0884-08

## Global Adaptive Energy Management of PHEV Based on Energy Consumption Prediction of Planned Paths

HE Huaqiang<sup>1,2</sup>, ZHANG Jun<sup>1</sup>, WANG Ning<sup>2</sup>, LI Yufang<sup>1</sup>, WANG Weiping<sup>2</sup>, WANG Yuhang<sup>1</sup>

(1. College of Energy and Power Engineering, Nanjing University of Aeronautics & Astronautics, Nanjing 210016, China;  
2. Baic Trucks Ltd., Changzhou 213000, China)

**Abstract:** Intelligent energy management of new energy vehicles is an important topic of advanced automotive technology research, and is critical to further improve the fuel economy performance of the entire vehicle. Aiming at the challenge of considering both real-time and optimal capabilities for global energy management and control of plug-in hybrid electric vehicle (PHEV), this paper studies full trip adaptive energy management based on energy consumption prediction. An adaptive equivalent fuel consumption minimum control algorithm for full-trip PHEV is proposed. Finally, MATLAB/Simulink modeling and simulations are conducted, and the results show that the proposed control strategy has good followability and adaptability to the changes of actual driving conditions, driving mileage and automobiles' energy states. The approximate global optimization control has good effects on the full path, and the fuel economy of the vehicle is significantly improved.

**Key words:** plug-in hybrid electric vehicle (PHEV); planned path; energy consumption prediction; global adaptive energy management; fuel economy

智能化能量管理 (Intelligent energy management, IEM) 是电动汽车网联化发展的必然趋势, 具有基于预测的全路径能量实时管理与优化控制特征, 可极大地提高人车系统与道路交通环境的交互

能力和车载能量的全路径智能管理水平<sup>[1-3]</sup>, 尤其是能大幅提升混合动力系统的节能空间。因此, IEM 一直是当前混合动力技术研究的热点问题。

根据网联混合动力汽车 (Hybrid electric vehi-

收稿日期: 2024-04-12; 修订日期: 2024-09-23

通信作者: 李玉芳, 女, 副教授, 硕士生导师, E-mail: lyf2007@nuaa.edu.cn。

引用格式: 何华强, 张俊, 王宁, 等. 基于规划路径能耗预测的 PHEV 全局自适应能量管理[J]. 南京航空航天大学学报, 2024, 56(5): 884-891. HE Huaqiang, ZHANG Jun, WANG Ning, et al. Global adaptive energy management of PHEV based on energy consumption prediction of planned paths[J]. Journal of Nanjing University of Aeronautics & Astronautics, 2024, 56(5): 884-891.

cles,HEV)的智能化等级,有人驾驶智能汽车和无人全自动驾驶智能汽车的IEM有所不同。前者车速由人-车-路-交通系统决定,能量管理属于智能辅助驾驶系统。相对于无人全自动驾驶,其通常不涉及车速的规划控制,主要解决行程内驾驶工况需求下的能量优化控制问题。智能辅助驾驶是车辆智能化发展的必然阶段,本文研究属此范畴。传统混合动力汽车的小配置量电池主要起到功率均衡作用,在行车过程中通过频繁的充放电控制电量,其IEM预测优化属于短时域功率优化控制问题,基本上不需考虑电量的全局控制问题。而插电式混合动力汽车(Plug-in hybrid electric vehicle, PHEV)配有大电量混合电池,荷电状态(State of Charge, SOC)对全路径能耗影响较大,因此IEM除短时域功率优化控制外,还须具备全局能量规划的功能。本文选择PHEV开展其IEM的优化控制研究。

相对于传统非网联化HEV的能量优化管理中的瞬时工作点优化控制,或基于工况识别的离线优化控制方法,网联化HEV中基于预测的IEM将瞬时功率点优化向局域或全行程域扩展,且具有实时性。预测的准确性和全局优化的实时性一直是限制其工程化的难点问题。混合动力汽车能量管理方法一般分类如表1所示<sup>[4-5]</sup>。传统非网联化汽车由于不具备道路、交通和行驶状态等信息感知或获取能力,无法实现对未来行驶工况的预测,其整车能量管理本质上是对瞬时功率点的控制或优化问题,实现对混合动力系统的功率分流或转矩的分配控制。其中,研究较多集中在以油电混合能源消耗等效折算为优化目标的等效油耗最小化策略(Equivalent consumption minimization strategy, ECMS)研究。这类方法采用极小值原理优化求解即时或短时内的最优控制解<sup>[6]</sup>,但其控制效果明显受等效折算因子与行驶工况的匹配性影响。为提升算法适用性和跟随性,等效折算因子需要具有一定的工况自适应能力,即自适应等效油耗最小化策略(Adaptive equivalent consumption minimization strategy, A-ECMS)。文献[7]针对串联混合动力汽车进行能量优化计算,得到不同行驶工况功率需求下的最优分配序列。

A-ECMS又可分为基于工况识别和基于工况预测的自适应调整。前者为实现全局性能,多采用针对具体工况的全局离线优化方法。基于优化结果设计控制规则或参数库,结合工况识别技术,实现对优化控制参数的实时控制。但该方法在解决全局性能实时性的同时,也存在有限工况优化无法覆盖全工况需求、基于数据特征的工况识别具有一

表1 现有主要能量管理方法分类

Table 1 Classification of the main energy management methods

规则控制	A-ECMS	ECMS
确定规则	基于预测	全局优化
模糊规则	基于识别	瞬时优化
逻辑控制	自适应控制	择优控制
适用性差	适用性好	适用性好

定滞后性等问题。而基于车速预测的A-ECMS则具有更好的节能性。Piras等<sup>[8]</sup>基于真实驾驶场景提出一种融合车速预测和SOC轨迹规划的ECMS策略,基于不同工况和初始SOC优化ECMS,训练神经网络以实现最终SOC值为0.3,仿真验证表明,基于车速预测的ECMS与基于工况识别的A-ECMS相比具有更好的燃油经济性。Sun等<sup>[9]</sup>提出了一种基于交通信息的插电式混合动力公交车的A-ECMS策略,基于K-means对道路段进行分类,并采用车速特征参数构建不同类型道路的马尔科夫转移矩阵用于车速预测,最后,利用不同路段真实的平均车速、平均加速度以及标准速度偏差等描述交通状态和道路信息优化ECMS的等效因子进行了有效性仿真验证,实现了自适应等效油耗的最小控制。

无论是有人驾驶还是全自动驾驶智能汽车的智能能量管理研究,全局优化的实时性和最优性一直是个难点问题。主要体现在:(1)基于速度序列的全局优化计算耗时长,难以满足车辆实时控制的需求。现行解决方法通常是针对短时域速度预测序列的优化计算,在优化域与实时性之间折中考虑,以实现从瞬时工作点优化到局域优化控制。并考虑速度演变与混动系统动态特性,如基于MPC的滚动优化控制。(2)长时域或全行程域中,道路交通环境的复杂性、时变性和随机性对速度序列或能耗预测的准确性影响较大,继而也给全局性能的最优性计算带来难度。

综上所述,本文聚焦智能网联环境下的有人驾驶PHEV中智能能量辅助驾驶技术,考虑到PHEV控制可以分为工作点控制、模式控制两个层级,提出了融合等效油耗的工作点瞬时功率优化和模式控制全局优化的PHEV智能能量管理方法。该方法主要思路见图1。模式控制主要由能耗需求、SOC值及其控制目标等因素决定,速度序列预测误差对其直接影响较小,因此,基于行程能耗预测开展混动工作模式的全局优化,根据预测的能量需求和车速特征进行全局规划并获取SOC目标轨迹线,可较好地兼顾全局计算的实时性和最优性。

同时,该方法可以将瞬时功率点优化与全局优化相结合。考虑到行程能耗的累积及统计特性,本文研究基于分段路段速度特征参数的能耗预测方法<sup>[10-11]</sup>。本文提出了A-ECMS,使用燃油等效因子实现自适应计算。燃油等效因子参考SOC和实际SOC差值自适应调整,融合了全局工况自适应控制和全行程能量管理。

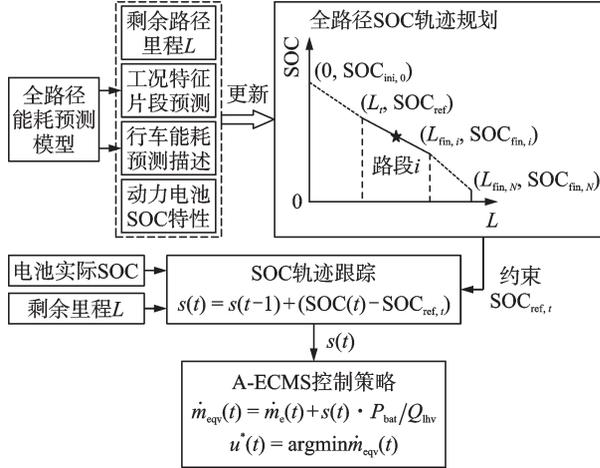


图1 本文研究思路

Fig.1 Framework of the proposed strategy

## 1 基本原理

### (1) 研究对象

并联构型PHEV可在城市工况近纯电行驶,城际或高速公路上燃油发动机高效经济性行驶。发动机与电机的机械耦合使能量全局优化具有更大性能空间。因此,本文选择PHEV为研究对象,其动力系统构型如图2所示。PHEV具有纯电动、纯油动、油电混合驱动和发动机分流充电等模式。

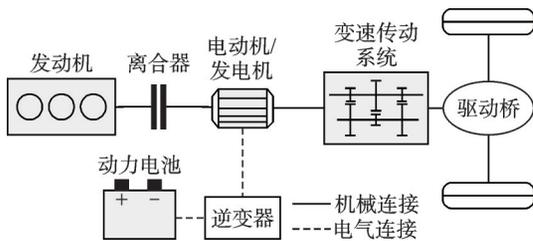


图2 PHEV混合动力系统构型

Fig.2 PHEV powertrain system configuration

### (2) ECMS原理

根据文献[6-7],ECMS本质上是通过引入协同状态,将全局优化问题转换为汉密尔顿函数的瞬时优化问题。

汉密尔顿函数表达式为<sup>[12-14]</sup>

$$H(x(t), u(t), \lambda(t), t) =$$

$$L(x(t), u(t), t) + \lambda(t) \cdot f(x(t), u(t), t) \quad (1)$$

式中: $x(t)$ 为控制系统的状态变量; $u(t)$ 为系统控

制变量; $L(x(t), u(t), t)$ 为代价函数; $\lambda(t)$ 为协同状态变量; $f(x(t), u(t), t)$ 为系统的状态转移方程。

在某一时间片段 $[t_0, t_f]$ 内,若系统存在式(1)所示最优解, $u^*(t)$ 为此时的控制解,即存在

$$H(u^*(t), x^*(t), \lambda^*(t), t) \leq H(u(t),$$

$$x^*(t), \lambda^*(t), t)$$

$$\forall u(t) \in U(t), \quad \forall t \in [t_0, t_f] \quad (2)$$

$$u^*(t) = \arg \min_{u(t) \in U(t)} (H(u(t), x(t), \lambda(t), t)) \quad (3)$$

同时,状态变量和协同状态变量须满足

$$x^*(t_0) = x_{t_0} \quad (4)$$

$$x^*(t_f) = x_{t_f} \quad (5)$$

$$\dot{x}^*(t) = \frac{\partial H}{\partial \lambda} = f(x^*(t), u^*(t), t) \quad (6)$$

$$\dot{\lambda}^*(t) = -\frac{\partial H}{\partial x} = -\frac{\partial L}{\partial x}(x^*(t), u^*(t), t) -$$

$$\lambda^*(t) \left[ \frac{\partial f}{\partial x}(x^*(t), u^*(t), t) \right] \quad (7)$$

因此,混动整车能量优化问题的汉密尔顿函数及其最优解条件为

$$H(\text{SOC}(t), P_{\text{bat}}(t), \lambda(t)) =$$

$$\dot{m}_e(P_{\text{bat}}(t)) + \lambda(t) \cdot \dot{\text{SOC}}(t) \quad (8)$$

$$\text{SOC}^*(t_0) = \text{SOC}_{t_0} \quad (9)$$

$$\text{SOC}^*(t_f) = \text{SOC}_{t_f} \quad (10)$$

$$\dot{\text{SOC}}^*(t) = \frac{\partial H}{\partial \lambda} = f(\text{SOC}^*(t), P_{\text{bat}}^*(t)) = \dot{\text{SOC}}(t) \quad (11)$$

$$\dot{\lambda}^*(t) = -\frac{\partial H}{\partial \text{SOC}} =$$

$$-\lambda^*(t) \left[ \frac{\partial f}{\partial \text{SOC}}(x^*(t), u^*(t), t) \right] =$$

$$-\lambda^*(t) \frac{\partial \dot{\text{SOC}}}{\partial \text{SOC}} \quad (12)$$

$$P_{\text{bat}}^*(t) = \arg \min_{P_{\text{bat}} \in U_{\text{bat}}} (H(P_{\text{bat}}(t), \text{SOC}(t), \lambda(t))) \quad (13)$$

式中控制变量动力电池输出为 $P_{\text{bat}}(t)$ ,可表示为

$$P_{\text{bat}} = U_b(t) I_b(t) \quad (14)$$

系统状态转移方程为

$$\dot{\text{SOC}}(t) = -\frac{1}{Q_e} I_b(t) \quad (15)$$

式中 $Q_e$ 为动力电池的满电总容量,放电率、温度 $T$ 和电池健康状态SOH的函数为

$$Q_e = f(I_b(t), T, \text{SOH}) \quad (16)$$

则式(8)可进一步表达为

$$H(\text{SOC}(t), P_{\text{bat}}(t), \lambda(t)) = \dot{m}_e(t) - \lambda(t) \frac{P_{\text{bat}}(t)}{U_b(t) \cdot Q_e} \quad (17)$$

等效油耗最小化问题为

$$\dot{m}_{\text{eqv}}(t) = \dot{m}_e(t) + \dot{m}_{\text{bat}}(t) = \dot{m}_e(t) + s(t) \frac{P_{\text{bat}}(t)}{Q_{\text{lhv}}} \quad (18)$$

式中: $\dot{m}_e(t)$ 为发动机燃油消耗率; $\dot{m}_{\text{bat}}(t)$ 为电池虚拟燃油消耗率; $s(t)$ 为电-油消耗等效折算因子; $Q_{\text{lhv}}$ 为燃油低热值。

根据式(17~18),等效折算因子为

$$s(t) = -\frac{\lambda(t) \cdot Q_{\text{lhv}}}{U_b(t) \cdot Q_e} \quad (19)$$

因此,由协同状态变量可计算得出 $s(t)$ ,协同状态变量可根据已知工况的汉密尔顿函数优化求解计算。

## 2 全局自适应 A-ECMS

考虑到并联 PHEV 混合动力构型特征及其多工况行驶需求,为提升 ECMS 的工况适用性和能量优化管理能力,本文基于全路径行车能耗预测模块提供的车速特征量预测、能耗预测等数据信息,提出 A-ECMS、整车行驶模式及能量管理切换流程,如图 2 所示。其中,PHEV 常规行驶,且电能满足行程能耗需求时,全部采用纯电模式行驶,动力电池采用荷电耗尽模式(Charge deleting, CD);否则采用发动机驱动或混合驱动方式,动力电池采用荷电维持模式(Charge sustaining, CS)或 CD+CS 模式。A-ECMS 策略基于行程能耗预测和车速特征,全局规划工作模式,动态自适应地确定发动机的开关状态和功率输出状态,并由优化计算输出混动模式下的瞬时功率。

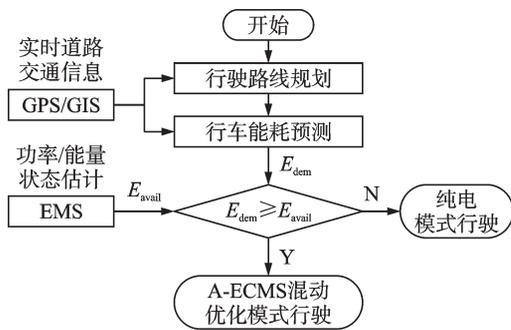


图 3 全局自适应能量管理流程

Fig.3 Global adaptive energy management procedure

其中,基于行程能耗预测的全路径自适应 A-ECMS 策略设计方法如下。

根据 PHEV 的规划路径行驶工况、行车能耗预测结果、动力电池功率/能量状态信息以及目标约束,A-ECMS 的 SOC 轨迹规划采用基于特征路段的分段式计算方法。

首先,根据能耗机理分析可知,行车能耗主要由稳定车速能耗和调速能耗组成,结合并联 PHEV

混动模式下的电功率的动态功率补偿特性,平均车速和加减速比例显著影响路段电能消耗<sup>[10-11]</sup>,因此,设计电量分配为

$$\begin{cases} E_{\text{bs},i} = p_i \times \left(1 - \frac{u_{m,i}}{60}\right) \times E_{\text{dem},i} + q_i \times k_{a,i} \times E_{\text{dem},i} \\ p_i + q_i = 1 \end{cases} \quad q_i \in [0, 0.5] \quad (20)$$

式中: $E_{\text{bs},i}$ 为路段  $i$  的电能分配; $u_{m,i}$ 为路段  $i$  的平均车速预测值; $k_{a,i}$ 为路段  $i$  的预测加速比例; $p_i$ 和  $q_i$ 分别为平均车速影响和加减速比例影响权重值。考虑到 PHEV 常规出行特征与实际工况数据统计,以及城市工况和郊区工况的车速限值,设定最高行驶平均车速 60 km/h,该值可根据实际规划路径工况数据调整。

根据式(20),车辆在城市或拥堵路段行驶时,平均车速低、启停频繁,电能消耗受加减速比例影响更大,需提升其影响权重  $q_i$ ;反之,须降低路段电量使用权重比例。因此,选择 Sigmoid 函数描述车速对权重比例的影响,具体如下

$$y = \frac{1}{1 + e^{-\sigma(x-\tau)}} \quad (21)$$

式中  $\sigma, \tau$  为大于零的常数。

其中,权重系数  $p_i$  和  $q_i$  为

$$\begin{cases} p_i = 1 - 0.5 \times \frac{1}{1 + e^{-\sigma(u_{m,i}-\tau)}} \\ q_i = 0.5 \times \frac{1}{1 + e^{-\sigma(u_{m,i}-\tau)}} \end{cases} \quad (22)$$

$p_i$  和  $q_i$  与车速的关系如图 4 所示。

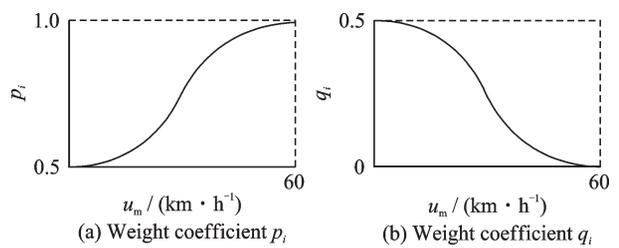


图 4 权重系数-车速曲线

Fig.4 Weight coefficient-vehicle velocity curves

其次,鉴于 PHEV 全路径能量管理中电量优先使用原则,按照特征道路片段序列和全路径里程长度,初步规划电能消耗分布和 SOC 轨迹变化为

$$\Delta \text{SOC}_i = (\text{SOC}_{\text{ini}} - \text{SOC}_{\text{fin}}) \frac{\frac{E_{\text{bs},i}}{L_i} \times L}{\sum_{j=1}^N E_{\text{bs},j}} \quad (23)$$

式中: $\Delta \text{SOC}_i$ 为路段  $i$  的 SOC 变化量; $\text{SOC}_{\text{ini}}$ 为电池 SOC 初始值; $\text{SOC}_{\text{fin}}$ 为电池 SOC 终值; $N$ 为路段数量; $L_i$ 为路段  $i$  的长度; $L$ 为规划里程总长度。

最后,由 $\Delta\text{SOC}_i$ 确定SOC轨迹方程为

$$\frac{\Delta\text{SOC}_i}{L_i} = \frac{\text{SOC}_{\text{ini},i} - \text{SOC}_{\text{ref}}}{L_i - \sum_{j=1}^n L_j} \quad (24)$$

式中: $\text{SOC}_{\text{ref}}$ 为SOC参考值; $L_i$ 为已行驶里程; $n$ 为通过路段数量。

根据式(24),组合各特征道路片段的SOC轨迹方程可得到规划全路径上动力电池系统的SOC参考轨迹和当前时刻的SOC参考值,如图5所示。

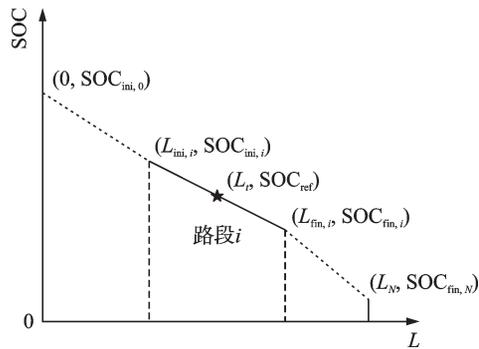


图5 SOC参考轨迹

Fig.5 SOC reference track

最后,通过在ECMS策略的目标函数中加入对电池SOC的惩罚项实现A-ECMS控制,从而实现对SOC参考轨迹的跟踪控制。根据文献[15],将ECMS目标函数重新表达为

$$J(\dot{m}_{\text{eqv}}, \text{SOC}) = \int_{t_0}^t \dot{m}_e(t) dt + \frac{\bar{\eta}_m}{\bar{\eta}_e} \cdot \frac{Q_e}{Q_{\text{lhv}}} \cdot \int_{\text{SOC}(t_0)}^{\text{SOC}(t)} U_b(t) d(\text{SOC}) + \xi(\text{SOC}_{\text{ref}} - \text{SOC}(t))^2 \quad (25)$$

式中: $\bar{\eta}_m$ 为电机 $[t_0, t]$ 工作域平均效率; $\bar{\eta}_e$ 为发动机 $[t_0, t]$ 工作域平均效率; $\xi$ 为惩罚函数。则哈密顿-雅可比方程的协状态变量为

$$\lambda(t) = -\frac{\partial J(\dot{m}_{\text{eq}}(t), \text{SOC}(t))}{\partial \text{SOC}(t)} = -\frac{\bar{\eta}_m}{\bar{\eta}_e} \cdot \frac{Q_e \cdot U_b(t)}{Q_{\text{lhv}}} - 2\xi(\text{SOC}_{\text{ref}} - \text{SOC}(t)) \quad (26)$$

根据式(19)得工况自适应等效折算因子为

$$s(t) = \frac{\bar{\eta}_m}{\bar{\eta}_e} + 2 \frac{Q_{\text{lhv}}}{Q_e \cdot U_b(t)} \xi(\text{SOC}_{\text{ref}} - \text{SOC}(t)) \quad (27)$$

由式(27)所示,用SOC差值中 $\xi$ 调整等效折算因子,实现参考SOC轨迹跟踪控制和油电功率分配。其中,参考SOC轨迹跟踪及自适应等效折算因子的实际控制方程为

$$\begin{cases} e_s(t) = \text{SOC}_{\text{ref}}(t) - \text{SOC}(t) \\ s(t) = s(t-1) + K_p e_s(t-1) + K_i \int e_s(t-1) + K_D \frac{de_s(t-1)}{dt} \\ s(t_0) = \frac{\bar{\eta}_m}{\bar{\eta}_e} \end{cases} \quad (28)$$

### 3 建模与仿真验证

为验证本文提出的PHEV A-ECMS的有效性,开展整车与控制策略仿真对比分析验证。搭建全规划路径能耗预测模型、SOC参考轨迹及轨迹跟踪控制模型和ECMS能量优化算法等。仿真行驶工况选择实际采集的行驶数据,如图6所示,工况数据由1段市区道路、2段郊区道路组成。由其组成8个综合工况,大约7200s的实际工况。设置SOC初始值为0.7和0.6,终值均为0.3。对这两种动力电池状态进行仿真验证。

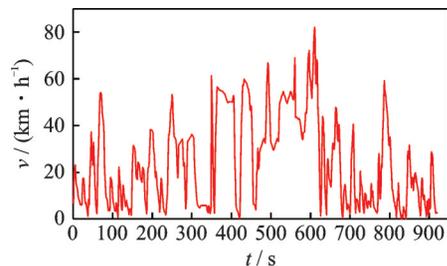


图6 仿真行驶工况

Fig.6 Simulated driving cycles

PHEV系统主要面向城市工况的纯电行驶,在较长续驶里程或电量不足时才会使用混动模式。同时,本研究所选车型为并联式PHEV,在高速场景下,若动力电池电量满足需求,则是纯电行驶;否则,为仅发动机驱动模式。因此,针对混动模式的优化主要面向市区工况和郊区工况等中低速场景。在这些工况下,发动机工作效率较低,等效燃油消耗占比较大,混动模式优化控制更加具有必要性。

性能仿真分析与对比验证采用了3种实际工况路段组成的综合工况。另外,SOC初始值很高时,PHEV日常工况基本为纯电行驶,几乎不需要混动优化控制,只有在行程预测能耗大于动力电池可提供能量时,才需要优化控制性能。因此,SOC初始值设置为0.7和0.6,则可体现相对于ECMS,SOC初始值变化时,A-ECMS的自适应调节电池电量的消耗策略的不同特性与有效性。

(1) 工况1: $\text{SOC}_0=0.7$

由图7所示,相对CD-CS模式,A-ECMS和ECMS控制的SOC轨迹变化对SOC参考轨迹有

较好的跟随性,电量消耗逼近目标SOC限值设定,其轨迹曲线和累积燃油消耗的变化趋势非常接近。其次,CD-CS模式油耗值为4.97 L/10<sup>2</sup> km,A-ECMS模式油耗为4.39 L/10<sup>2</sup> km,ECMS模式油耗为4.38 L/10<sup>2</sup> km。相较于CD-CS模式,A-ECMS模式节油率达到11.5%;相较于ECMS模式,A-ECMS的节油率为-0.3%,结果非常相近,具有较好的全局性能。在工况1中,为验证所提A-ECMS的有效性和最优性,ECMS的等效因子已经调试设定为最优值,最优化结果最大化使用了电池电量,达到综合能耗最优。A-ECMS的结果与ECMS的结果相近,说明本文所设计的A-ECMS策略同样可以达到近似全局最优控制效果。

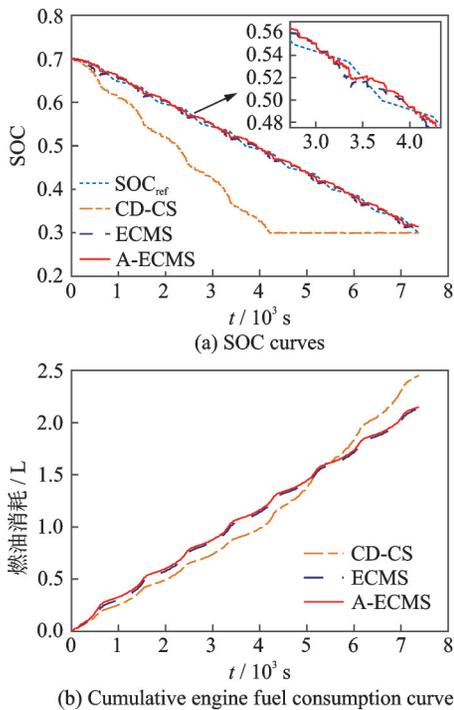


图 7 工况 1 仿真验证结果(SOC<sub>0</sub>=0.7)

Fig.7 Simulation results of condition 1 (SOC<sub>0</sub>=0.7)

图 8 为该工况下各模式的发动机的工作点分布。由图 8 可见,ECMS 模式和 A-ECMS 模式的发动机工作点分布更为集中,基本上无发动机低转速运行;而 CD-CS 模式下大量发动机工作点集中在低转速或低转矩区。ECMS 和 A-ECMS 模式基于全行程工况的 SOC 的轨迹优化控制能够主动适用工况特性与功率/能量需求。在 CD-CS 固化的发动机启停和模式控制中,发动机由 SOC 单独控制,在 SOC>0.3 时为 CD 模式,之后进入 CS 模式,没有考虑发动机油耗与工况特性,整体油耗较高。

(2) 工况 2: SOC<sub>0</sub>=0.6

在相同里程与工况下,改变动力电池 SOC 初始值为 0.6,分析各模式特性,如图 9 所示。首先,

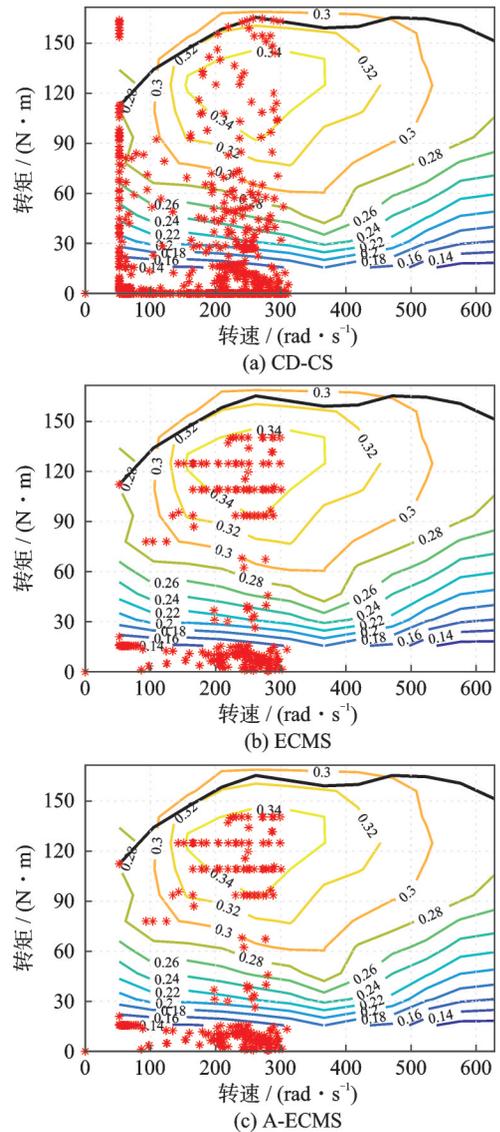


图 8 工况 1 各模式下发动机工作点分布(SOC<sub>0</sub>=0.7)

Fig.8 Distribution of engine operating points under condition 1 (SOC<sub>0</sub>=0.7)

CD-CS 模式的 SOC 轨迹差异最大,该模式下前段行程纯电行驶,能耗量偏低;尾段进入 CS 模式,油耗上升明显。其次,具有工况 1 最优等效折算因子的 ECMS 模式用于工况 2 控制时,全行程 SOC 轨迹和图 8 相比变化明显,在行程尾段进入 CS 模式,动力电池对发动机的功率辅助调控无力,导致行程尾段燃油消耗较大;相对地,A-ECMS 模式展现了较好的状态和工况自适应能力,对 SOC 参考轨迹跟随性良好。仿真对比结果还可显示,由于初始 SOC 的变化,ECMS 和 A-ECMS 两种模式的累积油耗差别突出。ECMS 模式的全路径最终油耗与 CD-CS 模式的累积油耗相近。相对地,随着里程的增加,A-ECMS 模式的节油效果会更加明显。因此,根据实际里程工况和动力电池电量状态,自适应 A-ECMS 不但具有较好的能量优化控制,也具有较好的全局性和跟随性。

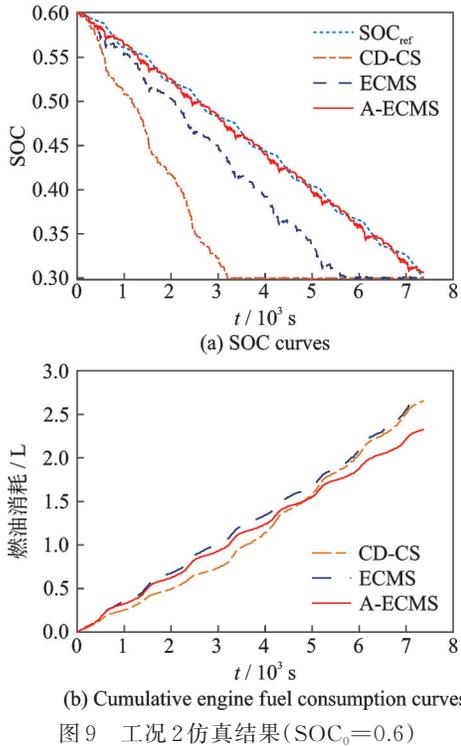


图9 工况2仿真结果(SOC<sub>0</sub>=0.6)

图10为工况2中不同模式下发动机工作点分布情况。由于CD-CS模式和ECMS模式行程尾段先后进入CS模式,二者发动机工作点分布较相似。跟图8相比变化明显,工况2下的ECMS模式发动机工作点呈分散变化,而A-ECMS模式仍相对集中,且分布于发动机高效率区。工况2下,CD-CS模式油耗为5.38 L/10<sup>2</sup> km,ECMS模式油耗为5.55 L/10<sup>2</sup> km,A-ECMS模式油耗为4.78 L/10<sup>2</sup> km。A-ECMS相较于CD-CS模式节油率为11.1%,相较于ECMS,节油率为13.8%。从曲线和数据对比来看,ECMS由于不具备针对工况进行最优等效折算因子的自调整能力,因此,工况变化对具有固定等效折算因子的ECMS控制效果影响较大,甚至油耗高于CD-CS模式。而本文所设计的A-ECMS工况适用性和全局性控制性能良好,可保证发动机大比率高效区节油运行,从而提升PHEV不同工况下的节油效果。

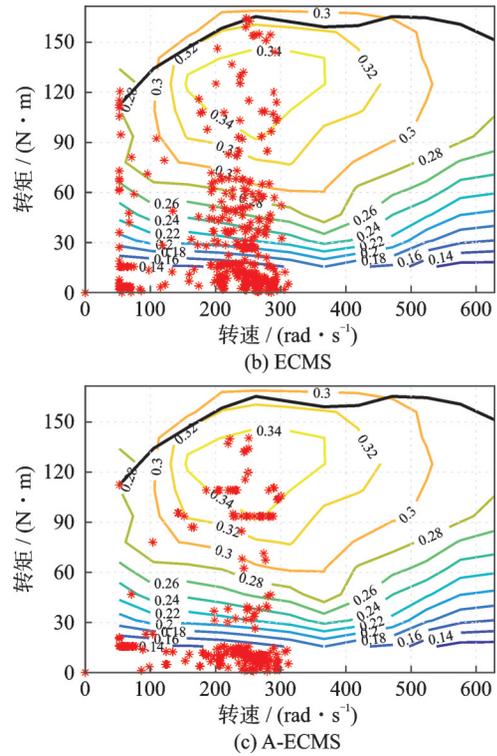
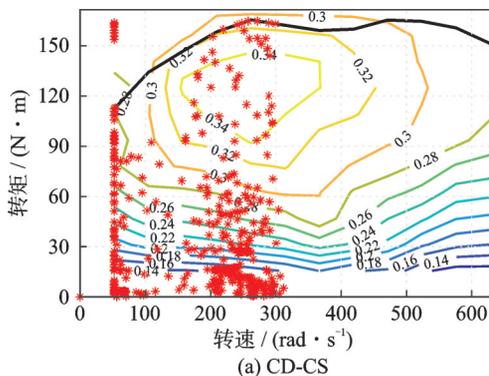


图10 工况2各模式发动机工作点分布(SOC<sub>0</sub>=0.6)

### 4 结 论

本文针对当前新能源汽车智能能量管理全局性、最优性和实时性较差等问题,以PHEV为研究对象,提出了基于预测和全局优化的自适应能量管理方法,实现了能量管理的全路径全局优化。本方法以能耗预测和整车能量状态等为输入,通过设计动态等效因子,实现了自适应实际工况变化的A-ECMS全局能量管理。最后,通过建模与仿真对比分析验证可得,所提方法可以较好地自适应实际工况、行程和电池能量状态等变化,能够更好地实现整车全路径行驶的近似全局最优控制,相对ECMS模式和传统CD-CS模式,A-ECMS总体节油率超过10%,节油效果明显,相较于ECMS模式则具有较好的工况适用性。全行程SOC轨迹跟踪控制与燃油经济性良好。

由于道路交通环境的随机性,车速预测或行程能耗预测的误差无法完全避免,未来进一步提升IEM性能与智能化水平的研究重点包括提升工况预测准确性的方法、分析预测误差对整车全行程功率/能量的最优控制的影响规律与误差传递关系,以及动力电池SOC规划轨迹的实时优化与更新。

### 参考文献:

[1] WANG Y, LI K Q, ZENG X H, et al. Investigation

- of novel intelligent energy management strategies for connected HEB considering global planning of fixed-route information[J]. *Energy*, 2023, 263: 125744.
- [2] DONG P, ZHAO J W, LIU X W, et al. Practical application of energy management strategy for hybrid electric vehicles based on intelligent and connected technologies: Development stages, challenges, and future trends[J]. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 2022, 170: 112947.
- [3] HOU S Y, YIN H, MA Y, et al. Energy management strategy of hybrid electric vehicle based on ECMS in intelligent transportation environment[J]. *IFAC-PapersOnLine*, 2021, 54(10): 157-162.
- [4] 王钦普, 游思雄, 李亮, 等. 插电式混合动力汽车能量管理策略研究综述[J]. *机械工程学报*, 2017, 53(16): 1-19.
- WANG Qinpu, YOU Sixiong, LI Liang, et al. Survey on energy management strategy for plug-in hybrid electric vehicles[J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2017, 53(16): 1-19.
- [5] 陈泽宇, 方志远, 杨瑞鑫, 等. 基于深度强化学习的混合动力汽车能量管理策略[J]. *电工技术学报*, 2022, 37(23): 6157-6168.
- CHEN Zeyu, FANG Zhiyuan, YANG Ruixin, et al. Energy management strategy for hybrid electric vehicle based on the deep reinforcement learning method [J]. *Transactions of China Electrotechnical Society*, 2022, 37(23): 6157-6168.
- [6] FENG J, HAN Z Y. Progress in research on equivalent consumption minimization strategy based on different information sources for hybrid vehicles[J]. *IEEE Transactions on Transportation Electrification*, 2024, 10(1): 135-149.
- [7] SHAFIKHANI I, ÅSLUND J. Analytical solution to equivalent consumption minimization strategy for series hybrid electric vehicles[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2021, 70(3): 2124-2137.
- [8] PIRAS M, DE BELLIS V, MALFI E, et al. Incorporating speed forecasting and SOC planning into predictive ECMS for heavy-duty fuel cell vehicles[J]. *International Journal of Hydrogen Energy*, 2024, 55: 1405-1421.
- [9] SUN X D, CAO Y F, JIN Z J, et al. An adaptive ECMS based on traffic information for plug-in hybrid electric buses[J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2023, 70(9): 9248-9259.
- [10] LI Y F, ZHANG J, REN C, et al. Prediction of vehicle energy consumption on a planned route based on speed features forecasting[J]. *IET Intelligent Transport Systems*, 2020, 14(6): 511-522.
- [11] 张俊. 基于行车能耗预测的PHEV智能能量管理策略研究[D]. 南京: 南京航空航天大学, 2020.
- ZHANG Jun. Research on intelligent energy management strategy of PHEV based on traffic energy consumption prediction[D]. Nanjing: Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2020.
- [12] 巢香云. 基于自适应ECMS的增程式电动汽车能量管理策略研究[D]. 杭州: 浙江大学, 2022.
- CHAO Xiangyun. Research on energy management strategy of extended range electric vehicle based on adaptive ECMS[D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2022.
- [13] 吴铁洲, 王越洋, 许玉姗, 等. 基于PMP算法的HEV能量优化控制策略[J]. *自动化学报*, 2018, 44(11): 2092-2102.
- WU Tiezhou, WANG Yueyang, XU Yushan, et al. Energy optimal control strategy of HEV with PMP algorithm[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2018, 44(11): 2092-2102.
- [14] WANG W D, GUO X H, YANG C, et al. A multi-objective optimization energy management strategy for power split HEV based on velocity prediction[J]. *Energy*, 2022, 238: 121714.
- [15] ZHANG F Q, WANG L H, COSKUN S, et al. Computationally efficient energy management in hybrid electric vehicles based on approximate Pontryagin's minimum principle[J]. *World Electric Vehicle Journal*, 2020, 11(4): 65.

(编辑:张蓓)