

基于功率比的混合动力汽车模糊自适应 等效燃油消耗最小策略研究

施德华^{1,2}, 容香伟¹, 汪少华^{1,3}, 陈龙¹

(1. 江苏大学汽车工程研究院, 212013, 江苏镇江; 2. 重庆理工大学汽车零部件先进制造技术教育部重点实验室, 400054, 重庆; 3. 江苏省新能源汽车电驱动系统与智能控制工程研究中心, 212013, 江苏镇江)

摘要: 针对基于优选固定等效因子的等效燃油消耗最小策略(ECMS)工况适应性差的问题,提出一种基于功率比的自适应 ECMS(PR-AECMS)。以功率分流式混合动力汽车为对象,建立采用电池荷电状态(SOC)修正 ECMS 等效因子的显示自适应求解模型,针对仅基于 SOC 反馈修正等效因子的不足,引入相邻时段平均功率作为 ECMS 等效因子前馈调节变量,通过研究相邻时段平均功率、前一时段电池充放电行为,以及不同电池 SOC 实时值和参考值等因素对等效因子修正机制的影响,提出基于多模糊控制器切换的 ECMS 等效因子自适应求解方法,根据电池 SOC 和前一时段车辆平均功率制定各模糊控制器的切换逻辑,以当前时段与前一时段的平均功率比、前一时段电池 SOC 变化量为各模糊控制器输入,基于标准循环工况的全局优化结果确定模糊控制参数。基于不同标准循环工况的仿真结果表明,相较于无功率比修正的 AECMS,本文提出的 PR-AECMS 使整车在大范围工况下具有更优越的等效燃油经济性和电池充放电平衡特性,有效提高了 ECMS 策略的工况适应性。

关键词: 混合动力汽车;能量管理策略;等效燃油消耗最小策略;模糊自适应;平均功率

中图分类号: U463.2 **文献标志码:** A

DOI: 10.7652/xjtuxb202201002 **文章编号:** 0253-987X(2022)01-0012-10



OSID 码

Fuzzy Adaptive Equivalent Consumption Minimization Strategy for Hybrid Electric Vehicle Based on Power Ratio

SHI Dehua^{1,2}, RONG Xiangwei¹, WANG Shaohua^{1,3}, CHEN Long¹

(1. Automotive Engineering Research Institute, Jiangsu University, Zhenjiang, Jiangsu 212013, China; 2. Ministry of Education Key Laboratory of Advanced Manufacture Technology for Automobile Parts, Chongqing University of Technology, Chongqing 400054, China; 3. Jiangsu Province Engineering Research Center of Electric Drive System and Intelligent Control for Alternative Vehicles, Zhenjiang, Jiangsu 212013, China)

Abstract: Aiming at the poor cycle adaptability of the equivalent consumption minimization strategy (ECMS) with calibrated constant equivalence factor, this paper proposes a power ratio based adaptive ECMS (PR-AECMS) for hybrid electric vehicles (HEV). For the power split HEVs, an explicit adaptive model that corrects the equivalence factor of the ECMS with the battery state of charge (SOC) is established. Aiming at the deficiency of the adaptive method in correcting the equivalent factor only based on the feed-back SOC, the average power of the adjacent time periods is introduced as the feed-forward correction variable of the equivalent

收稿日期: 2021-08-17。 作者简介: 施德华(1989—),男,副教授,硕士生导师。 基金项目: 国家自然科学基金资助项目(51905219,U1764257);中国博士后科学基金资助项目(2019M661752);汽车零部件先进制造技术教育部重点实验室开放课题基金资助项目(2020KLMT05)。

网络出版时间: 2021-09-28

网络出版地址: <http://kns.cnki.net/kcms/detail/61.1069.T.20210928.0344.002.html>

factor. The impacts of different factors, such as the average power of the adjacent time periods, the battery charging and discharging behavior in the previous period, and different real-time and reference values of battery SOC, on the correction mechanism of the equivalence factor are studied. Then, the adaptive solving method of the equivalence factor based on multi-fuzzy controller switching is proposed. The switching logic of different fuzzy controllers is determined according to the previous average power and the current battery SOC. The SOC variation value of the previous time period and the ratio of current average power to previous one are set as the inputs of the different fuzzy controllers. Based on the global optimization results under standard cycles, the fuzzy control parameters are designed. Simulation results under different standard test cycles demonstrates that, compared with the AECMS without power ratio correction, the proposed PR-AECMS possesses better equivalent fuel economy and battery charging balance in a wide range of driving cycles. The cycle adaptability of the ECMS is effectively improved.

Keywords: hybrid electric vehicle; energy management strategy; equivalent consumption minimization strategy; fuzzy adaptive control; average power

作为汽车节能技术之首,混合动力技术得到了国内外企业和高校的深入研究^[1]。2020年发布的《节能与新能源汽车技术路线图2.0》明确提出要大力发展混合动力技术。其中,以行星排和双电机驱动为核心的功率分流式系统得到了国内外整车企业和研究机构的浓厚兴趣^[2-3]。针对混合动力系统的多动力源协同工作,能量管理策略优化对于发挥系统燃油经济性具有重要意义^[4]。

基于规则的控制策略实现简单,但基于特定工况标定或寻优获得的逻辑门限参数无法保证混合动力汽车(HEV)大范围工况下高效工作。基于动态规划的全局优化策略能够求取全局最优值,但依赖于对工况的预先获取,计算量大,不利于实时在线应用^[5]。等效燃油消耗最小策略(ECMS)通过等效因子将电池电量消耗等价于燃油消耗,通过实时寻优确定使总等效消耗最小的控制^[6]。基于固定等效因子的ECMS工况适应性差,无法满足不同车速特征的车辆经济性控制需求^[7]。为实现复杂工况下的电池充放电平衡,国内外学者提出了等效因子自适应优化机制。Enang等提出了基于SOC反馈的等效因子比例或比例-积分调节机制,通过对电池SOC的约束使电池实际值跟踪参考值,从而实现充放电平衡^[7-9]。然而,仅基于电池SOC平衡的等效因子反馈调节对于复杂工况下整车燃油经济性的改善仍存在一定局限性。随着大数据、智能交通(ITS)和预测技术的快速发展,未来路段内的车速、能量等特征信息可以被用来实现等效因子的前馈调节。车速、转矩或功率(能量)等预测信息可以基于指数函数、马尔科夫、神经网络等方法获得^[10]。Kazemi等

在基于电池SOC状态反馈的PI控制器基础上,进一步提出了基于预测工况的3种不同等效因子自适应修正模型^[11]。张凤奇等提出了基于预测车速的等效因子在线修正方法^[12-13]。

纵观国内外研究现状可以看出,大多数文献通过建立等效因子与工况特征信息相关的显式表达获取等效因子的自适应修正方法,但HEV工况特征和能量管理策略对整车能耗的影响特征复杂,难以精确建立等效因子显示表达模型。模糊控制将复杂系统的控制问题描述为一种基于语言的分析模型,不依赖于精确的数学模型,具有较强的鲁棒性和容错能力^[14-15]。Zhao等针对HEV燃油经济性、电池SOC以及控制量之间的复杂非显示关系,提出了基于专家经验知识的代价因子模糊调节机制^[16]。付主木等提出了一种基于模糊控制的ECMS,以提升ECMS的工况适应性^[17]。但是,Zhao和付主木等主要基于车辆行驶中产生的电能模糊修正等效因子,没有考虑未来路段工况信息的影响。工况的准确描述依赖于特征参数的选取与组合,如平均车速、怠速时间、最大加速度、最大速度等,特征参数的增多将显著增加等效因子的自适应求解难度^[18]。

由于路段平均功率直接反映了车辆的能量需求,本文以相邻时段平均功率作为ECMS等效因子前馈调节变量,提出基于历史平均功率和预测平均功率信息的混合动力汽车自适应ECMS策略。建立基于比例修正的ECMS等效因子显示自适应求解模型,通过研究电池SOC实际值、参考值以及未来时段与历史时段的平均功率对等效因子调节的影响行为,提出基于多模糊控制器自适应切换的比例

因子修正方法,以解决基于固定比例自适应求解等效因子的不足,为基于 ECMS 的能量优化管理提供一种新的思路。

1 混合动力系统建模

1.1 混合动力构型

研究的功率分流式 HEV 结构如图 1 所示。发动机与行星排 PG1 的行星架连接,电机 MG1 连接到 PG1 的太阳轮,电机 MG2 连接到行星排 PG2 的太阳轮,PG2 的齿圈固定,系统输出轴与主减速器连接,发动机和两个电机的耦合动力经过 PG1 的齿圈和 PG2 的行星架传递到输出轴,并驱动车辆行驶。系统关键部件参数如表 1 所示,相关参数参考丰田 Prius 混合动力车型。

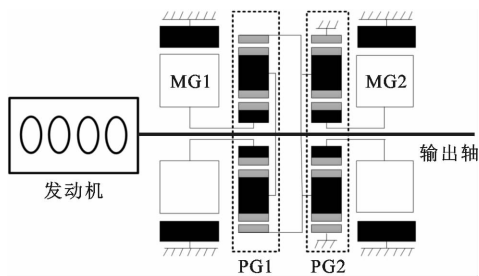


图 1 混合动力构型

Fig. 1 Configuration of the powertrain

表 1 混合动力汽车参数

Table 1 Specifications of the HEV

部件	参数	数值
整车参数	整车质量 M/kg	1 398
	车轮半径 R_w/m	0.287
	迎风面积 A_f/m^2	1.746
	空气阻力系数 C_d	0.3
动力耦合机构	前后行星排特征参数 K_1, K_2	2.11, 2.11
发动机	最大转速 $\omega_{E\max}/(\text{r} \cdot \text{min}^{-1})$	4 700
	峰值功率 $P_{E\max}/\text{kW}$	54
电机 MG1	最大转速 $\omega_{G\max}/(\text{r} \cdot \text{min}^{-1})$	8 000
	峰值功率 $P_{G\max}/\text{kW}$	20
电机 MG2	最大转速 $\omega_{M\max}/(\text{r} \cdot \text{min}^{-1})$	15 000
	峰值功率 $P_{M\max}/\text{kW}$	30
动力	额定电压 V_{rat}/V	288
电池	额定容量 $Q_{\text{bat}}/(\text{A} \cdot \text{h})$	7.2

1.2 混合动力系统建模

基于杠杆理论及车辆纵向动力学模型建立混合动力系统的燃油经济性评估模型^[19]。准稳态工况

下系统转速转矩耦合关系为

$$\left. \begin{aligned} (1 + K_1) \omega_E &= \omega_G + K_1 \omega_{\text{out}} \\ (1 + K_2) \omega_{\text{out}} &= \omega_M \end{aligned} \right\} \quad (1)$$

$$\left. \begin{aligned} T_G &= -\frac{1}{1 + K_1} T_E \\ T_M &= \frac{T_{\text{out}}}{1 + K_2} - \frac{K_1 T_E}{(1 + K_1)(1 + K_2)} \end{aligned} \right\} \quad (2)$$

式中: ω_E 和 T_E 分别为发动机转速和转矩; ω_G 和 T_G 分别为 MG1 的转速和转矩; ω_M 和 T_M 为 MG2 的转速和转矩; ω_{out} 和 T_{out} 表示输出轴的转速和负载转矩; K_1 和 K_2 分别为 PG1 和 PG2 中齿圈与太阳轮的齿数比。忽略道路坡度, 负载转矩为

$$T_{\text{out}} = \left(T_{\text{brk}} + Mgf + \frac{\rho_{\text{air}} A_f C_d v^2}{2} + M \frac{dv}{dt} \right) \frac{R_w}{i_d} \quad (3)$$

式中: T_{brk} 车辆制动时的摩擦力矩; i_d 为主减速比; v 为车速; ρ_{air} 、 A_f 、 C_d 和 g 分别为空气密度、迎风面积、空气阻力系数和重力加速度。

基于等效内阻模型描述电池的功率学行为, 电池荷电状态 (SOC) f_{SOC} 表示为

$$P_L = V_{\text{oc}} I_{\text{bat}} - I_{\text{bat}}^2 R_b \quad (4)$$

$$\dot{f}_{\text{SOC}} = -\frac{I_{\text{bat}}}{Q_b} \quad (5)$$

式中: V_{oc} 和 R_b 分别为电池开路电压和电池内阻; I_{bat} 为电池电流; Q_b 为电池容量; P_L 为负载功率, 受 MG1 和 MG2 工作状态的影响, 表示为

$$P_L = T_G \omega_G \eta_G + T_M \omega_M \eta_M \quad (6)$$

其中 η_G 和 η_M 分别为电机 MG1 和 MG2 的效率, $\gamma = 1, -1$ 分别表示电机处于发电和耗电状态。

2 自适应等效燃油消耗最小策略

ECMS 引入等效因子将电池电能消耗等效为相应油耗, 通过实时优化包含发动机油耗和等效燃油消耗的目标函数求解最优控制, 目标函数为^[2,9]

$$\dot{m}_{\text{tot}} = \dot{m}_f + \dot{m}_{\text{ele}} \quad (7)$$

$$\dot{m}_{\text{ele}} = S_{\text{eq}} \lambda \frac{P_L}{\eta_{\text{bat}} Q_{\text{lhv}}} + S_{\text{eq}} (1 - \lambda) \frac{\eta_{\text{bat}} P_L}{Q_{\text{lhv}}} \quad (8)$$

$$\lambda = (1 + \text{sgn}(P_L)) / 2 \quad (9)$$

式中: S_{eq} 表示等效因子; Q_{lhv} 为发动机燃油热值; $\lambda = 1, -1$ 分别表示电池处于放电和充电状态; $\dot{m}_{\text{tot}}$ 为包含发动机油耗 $\dot{m}_f$ 和等效油耗 $\dot{m}_{\text{ele}}$ 的总油耗; η_{bat} 为电池工作效率, 记为^[19]

$$\eta_{\text{bat}} = \begin{cases} \frac{V_{\text{oc}} (V_{\text{oc}} - \sqrt{V_{\text{oc}}^2 - 4P_L R_{\text{chg}}})}{2P_L R_{\text{chg}}}, & P_L < 0 \\ \frac{2P_L R_{\text{dis}}}{V_{\text{oc}} (V_{\text{oc}} - \sqrt{V_{\text{oc}}^2 - 4P_L R_{\text{dis}}})}, & P_L \geq 0 \end{cases} \quad (10)$$

其中 R_{dis} 和 R_{chg} 分别表示电池放电和充电过程的内阻。

受到电池、发动机和电机等物理特性的约束,系统优化求解的约束条件为

$$\left. \begin{aligned} \omega_{Emin} &\leq \omega_E \leq \omega_{Emax}; T_{Emin} \leq T_E \leq T_{Emax} \\ \omega_{Gmin} &\leq \omega_G \leq \omega_{Gmax}; T_{Gmin} \leq T_G \leq T_{Gmax} \\ \omega_{Mmin} &\leq \omega_M \leq \omega_{Mmax}; T_{Mmin} \leq T_M \leq T_{Mmax} \end{aligned} \right\} \quad (11)$$

为实现不同工况下的电池充放电平衡,Onori 等提出以固定的时间间隔根据反馈电池 SOC 调节等效因子,其基本原理如图 2 所示^[8]。即:前一时段($k-1 \sim k$)的等效因子 $S_{eqact_A}(k-1)$ 如果远低于能够维持该时间段电池充放电平衡的最优等效因子 $S_{eq_opt}(k-1)$, 电池具有放电趋势,若不调整,在下一时间段($k \sim k+1$)电池仍将继续放电,甚至导致过放,此时需增大等效因子,如使其为 $S_{eqcorr_A}(k)$,以减小电池放电甚至使电池具有充电趋势;反之,若前一时段($k-1 \sim k$)的等效因子 $S_{eqact_B}(k-1)$ 远高于能够维持该时间段电池充放电平衡的最优等效因子 $S_{eq_opt}(k-1)$, 电池具有充电趋势,若不调整,在下一时间段($k \sim k+1$)电池仍将继续充电,需要减小等效因子,如修正为 $S_{eqcorr_B}(k)$,以减小电池充电甚至使电池具有放电趋势。据此,Onori 等将等效因子自适应策略描述为

$$S_{eq}(k) = S_{eq}(k-1) + K_p(f_{SOCref} - f_{SOC}(k)) \quad (12)$$

式中: $S_{eq}(k-1)$ 和 $S_{eq}(k)$ 分别表示前一时段和当前时段内的等效因子; f_{SOCref} 为电池参考 SOC; $f_{SOC}(k)$ 为第 k 时间段初始时刻的电池 SOC 真实值; K_p 为 SOC 参考值与真实值偏差的比例增益。

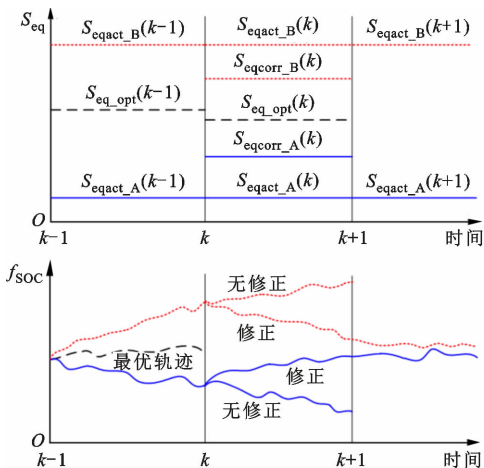


图 2 等效因子自适应原理^[8]

Fig. 2 Adaptive principle of the equivalence factor

3 ECMS 模糊自适应策略

3.1 模糊自适应 ECMS 控制原理

虽然由式(12)表示的方法通过对等效因子的阶段性修正能够更好地维持不同工况下的电池充放电平衡,但由图 2 可以看出,不同等效因子下对电池充放电平衡特性的分析忽略了不同时段整车功率需求和电池实际 SOC 值的影响。事实上,即便在前一时间段选定的等效因子远低于能够维持电池充放电平衡的最优等效因子,使得电池具有放电趋势,但若电池实际 SOC 在下一时间段开始时仍高于参考值,则仍可以选定较小等效因子,使电池继续放电,避免电池具有充电趋势,而非必须增大等效因子;同理,若整车需求功率在下一阶段较小,如拥堵路况,也可以使等效因子继续保持较小的值,从而使 HEV 在下一时间段由电机更多地参与驱动。

因此,单纯基于当前实际 SOC 与参考值的偏差修正等效因子作为一种事后补偿机制势必存在一定的局限性,有必要综合考虑前一时段以及当前时段平均需求功率 $P(k-1)$ 和 $P(k)$ 、前一时段电池荷电状态变化 Δf_{SOC} ,以及 $f_{SOC}(k)$ 与参考值 f_{SOCref} 之间的关系等不同因素对等效因子修正机制的影响行为。如当 $f_{SOC}(k) < f_{SOCref}$ 且 $\Delta f_{SOC} < 0$ 时,表明设定的等效因子在 $P(k-1)$ 的作用下使电池具有放电趋势,若 $P(k) > P(k-1)$ 且 $f_{SOC}(k)$ 远低于 f_{SOCref} ,需要增大等效因子以减小放电趋势,而当 $f_{SOC}(k)$ 略低于 f_{SOCref} 时,可以适当增大等效因子,使电池有充电趋势或适当放电;当 $P(k) < P(k-1)$ 时,则根据 $P(k)$ 小于 $P(k-1)$ 以及 $f_{SOC}(k)$ 小于 f_{SOCref} 的程度对等效因子有不同修正需求,如当 $P(k)$ 远小于 $P(k-1)$ 且 $f_{SOC}(k)$ 略低于 f_{SOCref} 时,可以仍用当前等效因子甚至减小等效因子,使电池继续放电。

基于上述分析,需要针对 $P(k-1)$ 、 $P(k)$ 、 Δf_{SOC} 、 $f_{SOC}(k)$ 和 f_{SOCref} 之间的关系选取合适的比例增益 K_p ,但不同变量间的关系对 K_p 的影响特性复杂,难以用准确的数学模型定量描述。模糊控制基于模糊集合、模糊语言变量和模糊逻辑推理建立输入与输出的智能映射关系,对于解决难以精确描述的数学模型控制问题具有突出优势^[14-15]。

本文基于 $P(k-1)$ 、 $P(k)$ 、 Δf_{SOC} 、 $f_{SOC}(k)$ 和 f_{SOCref} 等变量对等效因子修正需求影响行为的定性分析,设计车辆驱动过程基于模糊自适应 ECMS 的能量管理策略,其基本原理如图 3 所示。多模糊切换控制器(包含模糊控制器 A~D)根据切换信号 σ_c

选择合适的模糊控制器求解自适应 ECMS 模块所需的比例因子 K_p , σ_c 由切换信号决策模块求得; 模糊控制器的输入为 Δf_{SOC} 以及 $P(k)$ 与 $P(k-1)$ 之比 β , 其中 $P(k)$ 根据将要行驶路段车速信息 v_{pre} 求得, 而 $P(k-1)$ 根据历史车速信息求解; 自适应 ECMS 求解模块结合 K_p 、前一时段等效因子 $S_{\text{eq}}(k-1)$ 以及 SOC 参考值与实际值的偏差确定当前时段内的等

效因子 $S_{\text{eq}}(k)$, 并获取最优发动机转速 ω_E^* 和转矩 T_E^* ; 发动机转速控制模块采用 PI 控制器根据发动机理想转速 ω_E^* 与实际转速 ω_E 的差值, 计算电机 MG1 动态补偿转矩 ΔT_G , 在此基础上, 转矩分配模块根据理想发动机转矩 T_E^* 和整车需求转矩 T_{req} 基于式(2)计算 MG2 需求转矩 T_M^* 和 MG1 稳态转矩 T_{Gstat} , 并综合 T_{Gstat} 和 ΔT_G 求得 MG1 理想转矩 T_G^* 。

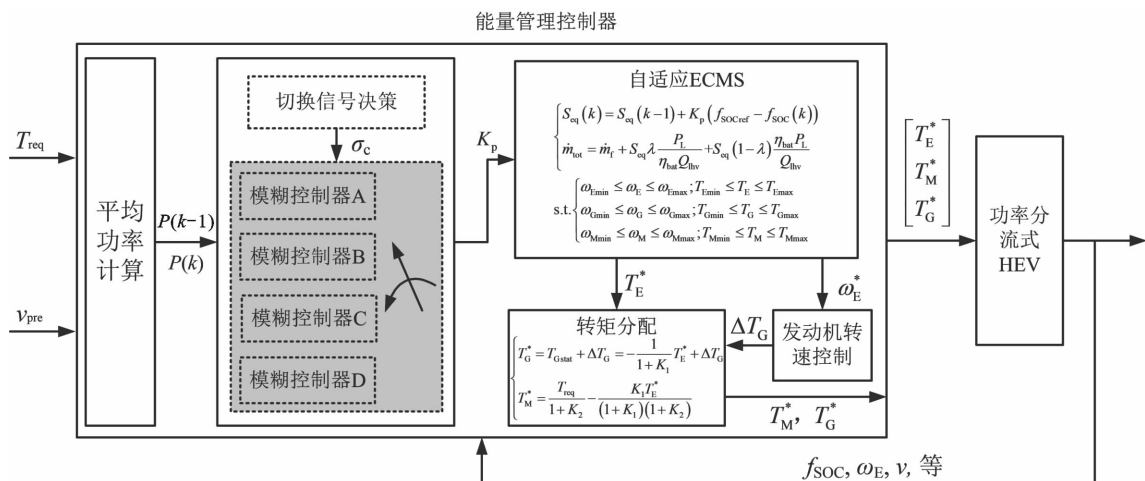


图3 基于模糊自适应 ECMS 的能量管理原理

Fig. 3 Energy management principle based on fuzzy adaptive ECMS

3.2 控制策略设计

切换信号决策模块根据 $P(k-1)$ 以及 $f_{\text{SOC}}(k)$ 和 f_{SOCref} 的关系确定模糊控制器切换信号, 定义

$$M_{\text{SOC}} = \begin{cases} 1, & f_{\text{SOCref}} \geq f_{\text{SOC}}(k) \\ 0, & f_{\text{SOCref}} < f_{\text{SOC}}(k) \end{cases} \quad (13)$$

$$M_P = \begin{cases} 1, & P(k-1) > 0 \\ 0, & P(k-1) < 0 \end{cases} \quad (14)$$

则切换信号描述为

$$\sigma_c = M_{\text{SOC}} + 2M_P + 1 \quad (15)$$

切换信号 $\sigma_c = i (i=1, 2, 3, 4)$ 分别对应“模糊控制器 A~D”。各模糊子控制器的输入为前一时段的电池 SOC 变化 Δf_{SOC} 和反映相邻时段工况信息关系的功率比 β , 分别表示为

$$f_{\text{SOC}} = f_{\text{SOCfin}}(k-1) - f_{\text{SOCini}}(k-1) \quad (16)$$

$$\beta = \frac{P(k)}{P(k-1)} \quad (17)$$

式中: $f_{\text{SOCini}}(k-1)$ 和 $f_{\text{SOCfin}}(k-1)$ 分别表示前一时段电池 SOC 的初始值和最终值。

$P(k)$ 与 $P(k-1)$ 由平均功率计算模块根据车速信息基于车辆动力学平衡方程求得, 表示为

$$P(k) = \frac{\int_{t_{\text{ini},k}}^{t_{\text{end},k}} (F_r + F_g + F_{\text{air}} + F_a) v dt}{t_{\text{end},k} - t_{\text{ini},k}} \quad (18)$$

式中: $t_{\text{ini},k}$ 、 $t_{\text{end},k}$ 分别为第 k 阶段的初始时刻和最终时刻; F_r 、 F_g 、 F_{air} 和 F_a 分别表示滚动阻力、坡度阻力、空气阻力和加速阻力。

转矩分配模块根据理想发动机转矩 T_E^* 、整车需求转矩 T_{req} 以及电机 MG1 的动态补偿转矩 ΔT_G 获取 MG1 和 MG2 的理想输出转矩, 记为

$$\left. \begin{aligned} T_G^* &= -\frac{1}{1+K_1} T_E^* + \Delta T_G \\ T_M^* &= \frac{T_{\text{req}}}{1+K_2} - \frac{K_1 T_E^*}{(1+K_1)(1+K_2)} \end{aligned} \right\} \quad (19)$$

式中 MG1 动态补偿转矩 ΔT_G 由发动机转速控制模块根据理想与实际转速差基于 PI 控制求解。

为了确定输入变量的论域, 基于标准循环工况分析, 选定工况包括 INDIA_HWY_SAMPLE、INDIA_URBAN_SAMPLE、WLTC、NEDC、UDDS、HWFET、CSHVR_Vehicle 和 UNIF01, 相关工况从 ADVISOR2002 中导出^[10,20]。以 60 s 间隔划分工况, 求取不同工况片段平均功率, 并获取相邻片段的功率比, 其分布如图 4 所示。总体而言, 功率比主要为正值, 且集中分布在 0~6 的区间内。选定平均功率比的论域为 $[-10, 10]$, 比例增益为 1。由于车辆大多数工况处于驱动状态, 对于模糊控制器 A 和

B,当 $P(k-1) < 0$ 时,功率比语言变量为{NB,NS,PS,PB};当 $P(k-1) > 0$ 时,模糊控制器 C 和 D 中功率比语言变量定义为{NB,NS,PS,PMS,PM,PMB,PB}。其中,NB、NS、PS、PMS、PM、PMB 和 PB 分别表示负大、负小、正小、正中小、正中、正中中和正大。不同模糊控制器的功率比隶属度函数如图 5 所示。

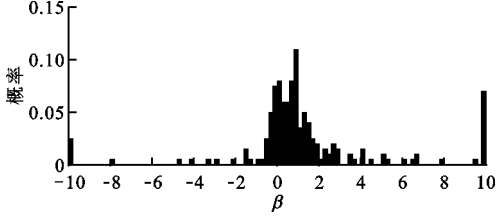
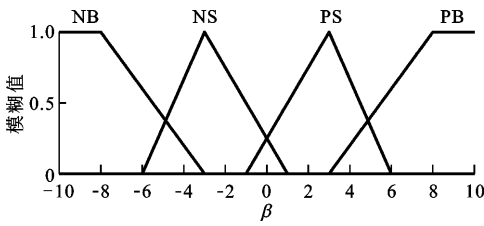
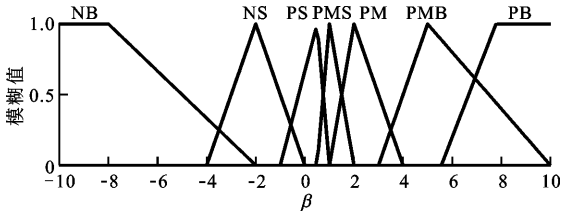


图 4 功率比概率分布

Fig. 4 Probability distribution of the power ratio



(a)模糊控制器 A 和 B



(b)模糊控制器 C 和 D

图 5 不同模糊控制器的功率比隶属度函数

Fig. 5 Membership function of the power ratio for different fuzzy controllers

基于选定工况,采用动态规划(DP)获取各工况下的全局最优值,通过分析各划片内电池 SOC 偏差确定 Δf_{soc} 的论域和隶属度函数。DP 基于贝尔曼最优原理进行多阶段决策,将时间序列按 ΔT 的步长离散为不同阶段,并采用逆向递推的方式获取最优解

$$\Pi^* = \arg \min J_0^*(\mathbf{x}(0)) \quad (20)$$

第 k 阶段在状态变量 $\mathbf{x}(k)$ 和控制变量 $\mathbf{u}(k)$ 作用下,系统代价函数定义为

$$L(\mathbf{x}(k), \mathbf{u}(k)) = m_i(\mathbf{x}(k), \mathbf{u}(k)) \Delta T \quad (21)$$

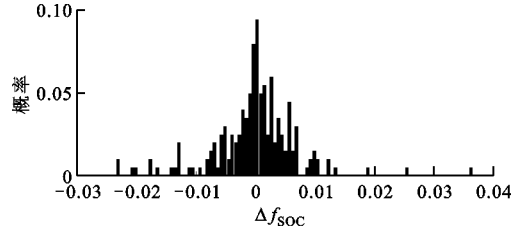
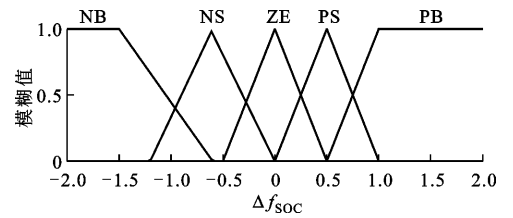
为了实现严格的电池充放电平衡,设定 $f_{\text{soc}}(N)$

$= f_{\text{soc}}(1)$,物理约束条件与式(11)相同。状态变量为 SOC,控制变量为发动机转矩和转速,状态和控制变量均离散化。DP 求解过程为

$$J_N^*(\mathbf{x}(N)) = 0 \quad (22)$$

$$J_k^*(\mathbf{x}(k)) = \min_{\mathbf{u}(k)} [L(\mathbf{x}(k), \mathbf{u}(k)) + J_{k+1}^*(\mathbf{x}(k+1))] \quad (23)$$

式中: $J_k^*(\mathbf{x}(k))$ 为从阶段 k 至最终阶段 N 的最优价值函数, $k=1,2,\dots,N$ 。基于全局最优结果的各工况片段内电池 SOC 最终值与初始值偏差 Δf_{soc} 如图 6 所示。 Δf_{soc} 大概率分布在 $-0.02 \sim 0.02$ 的区间内,概率超过 97%。选定 Δf_{soc} 的论域为 $[-2, 2]$,比例增益为 100,其隶属度函数如图 7 所示,语言变量定义为{NB,NS,ZE,PS,PB},分别表示负大、负小、零、正小、正大。

图 6 Δf_{soc} 概率分布Fig. 6 Probability distribution of Δf_{soc} 图 7 Δf_{soc} 隶属度函数Fig. 7 Membership function of Δf_{soc}

各模糊控制器输出量的语言变量定义为{NB,NM,NS,ZE,PS,PM,PB},分别表示负大、负中、负小、零、正小、正中和正大,论域为 $[-8, 8]$,比例增益为 1,其隶属度函数如图 8 所示。各模糊控制器的模糊规则如表 2~5 所示。

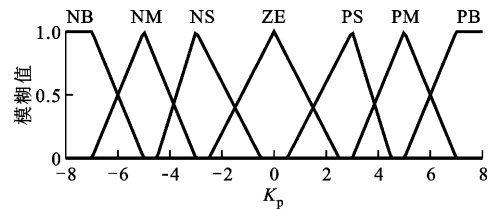


图 8 比例增益隶属度函数

Fig. 8 Membership function of the proportional gain

表 2 模糊规则表(模糊控制器 A)

Table 2 Fuzzy rule (fuzzy controller A)

Δf_{soc}	K_p			
	$\beta=\text{NB}$	$\beta=\text{NS}$	$\beta=\text{PS}$	$\beta=\text{PB}$
NB	NM	NB	PS	ZE
NS	NS	NM	ZE	NS
ZE	NS	NS	NS	NM
PS	PS	PS	NM	NB
PB	PB	PS	NB	NB

表 3 模糊规则表(模糊控制器 B)

Table 3 Fuzzy rule (fuzzy controller B)

Δf_{soc}	K_p			
	$\beta=\text{NB}$	$\beta=\text{NS}$	$\beta=\text{PS}$	$\beta=\text{PB}$
NB	NS	NB	PM	PS
NS	NS	NM	PS	NS
ZE	PS	ZE	ZE	NS
PS	PM	PS	NS	NM
PB	PB	PM	NB	NB

表 4 模糊规则表(模糊控制器 C)

Table 4 Fuzzy rule (fuzzy controller C)

Δf_{soc}	K_p						
	$\beta=$	$\beta=$	$\beta=$	$\beta=$	$\beta=$	$\beta=$	$\beta=$
	NB	NS	PS	PMS	PM	PMB	PB
NB	PS	PS	PS	PS	PS	PM	PM
NS	ZE	PS	ZE	ZE	ZE	PS	PM
ZE	ZE	ZE	NM	NS	NS	ZE	PS
PS	ZE	NS	NB	NM	NS	NS	NS
PB	NM	NS	NB	NB	NM	NM	NS

表 5 模糊规则表(模糊控制器 D)

Table 5 Fuzzy rule (fuzzy controller D)

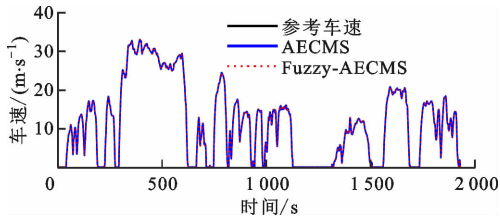
Δf_{soc}	K_p						
	$\beta=$	$\beta=$	$\beta=$	$\beta=$	$\beta=$	$\beta=$	$\beta=$
	NB	NS	PS	PMS	PM	PMB	PB
NB	PS	PS	PM	PM	PB	PB	PB
NS	ZE	PS	PS	PS	PM	PM	PB
ZE	ZE	ZE	NS	ZE	ZE	PS	PM
PS	ZE	NS	NM	NM	NS	ZE	ZE
PB	NM	NS	NB	NB	NM	NM	NS

4 仿真分析

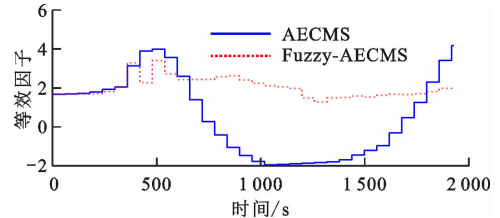
为验证所提出的基于功率比的模糊自适应等效燃油消耗最小策略的有效性,以前述 8 种工况作为

测试工况,对采用由式(12)所示的控制策略和本文所设计的模糊策略(分别记为 AECMS 和 Fuzzy-AECMS)进行对比分析。设定电池 SOC 参考值和初始值为 0.55,等效因子自适应修正周期为 60 s,综合各测试工况,选取 AECMS 中等效因子初始值和比例增益分别为 1.68 和 4.3。

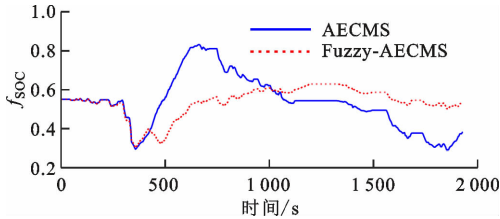
图 9 给出了 UNIF01 工况下采用不同控制策略时的仿真结果,包括车速跟踪效果、等效因子、电池 SOC、发动机油耗、发动机转矩转速以及各电机的输出功率。由图可知,两种策略下车辆实际车速均能很好地跟随参考车速。由图 9b 可以看出,在 660~1 800 s 的工况区间内,相较于本文提出的 Fuzzy-AECMS 策略,由式(12)所示的等效因子自适应修正策略使等效因子更小,甚至为负值(800~1 680 s 工况区间),导致电池电能消耗评估权重降低,即由电池电能等效的燃油消耗更“廉价”,因此车辆更倾向于由电机驱动,工作在纯电动模式,发动机参与度显著降低,如图 9e 和 9f 所示。发动机油耗在 660~



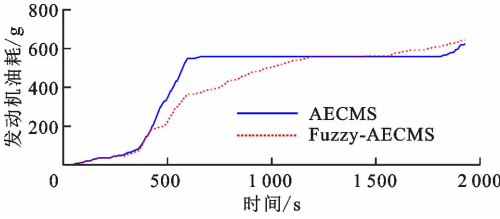
(a) 工况车速



(b) 等效因子



(c) 电池 SOC



(d) 发动机油耗

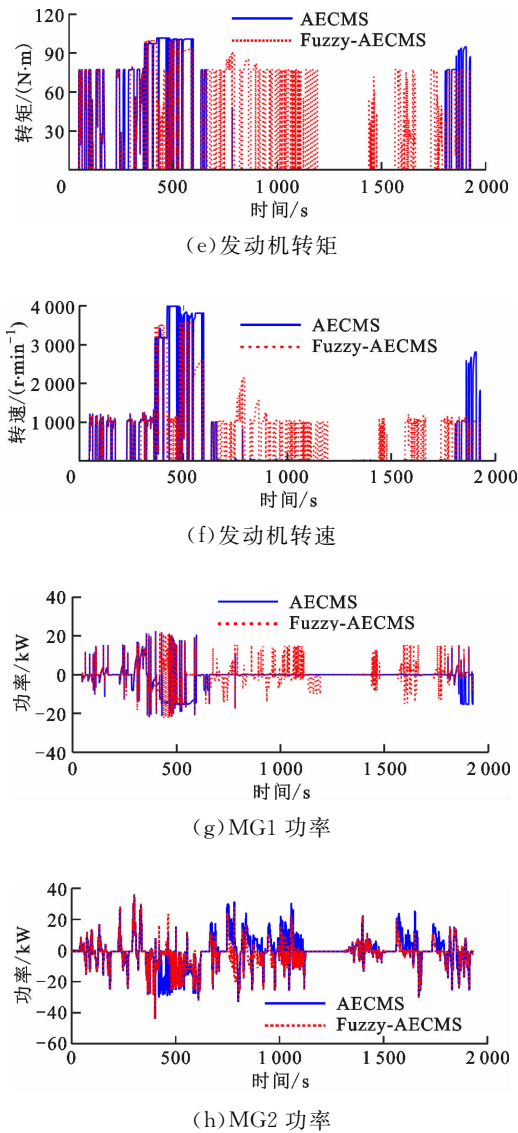


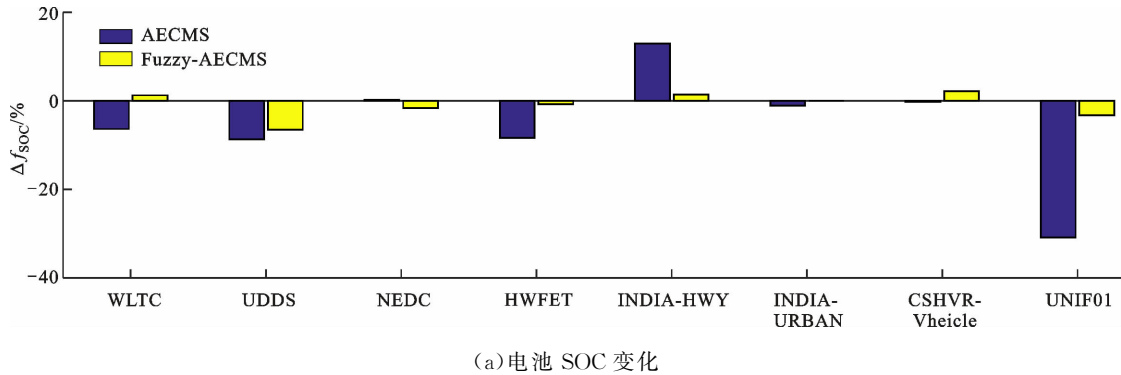
图 9 UNIF01 工况下仿真结果对比

Fig. 9 Simulation results comparison under UNIF01 condition

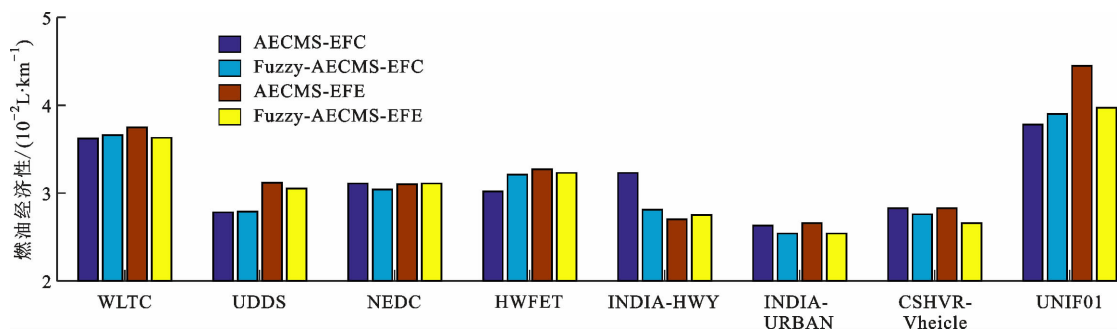
1 800 s 的工况区间内也几乎为 0, 电池整体表现为放电趋势, 如图 9d 和 9c 所示。相比之下, 本文所设计的 Fuzzy-AECMS 根据前后工况片段的功率比以及当前电池 SOC 对等效因子能够较为准确地评估,

在 660~1 800 s 的工况区间内通过对等效因子的自适应调节有效地维持了电池充放电平衡。AECMS 和 Fuzzy-AECMS 策略下电池最终 SOC 分别为 0.380 和 0.532, AECMS 使得电池最终 SOC 相较初始值 0.55 显著降低, 电池放电明显, 因而发动机油耗也略低, 而 Fuzzy-AECMS 更好地维持了电池的充放电平衡。由发动机和电机的响应结果可以看出, 由于对发动机、MG1 和 MG2 输出转速和转矩的限制, 不同动力源的输出量均在额定范围内, 满足车辆控制要求。

不同工况下电池最终 SOC 相较初始值变化、发动机燃油消耗(EFC)和整车等效燃油经济性(EFE)如图 10 所示^[21]。图 10b 中, AECMS 策略下的 EFC 和 EFE 分别记为 AECMS-EFC 和 AECMS-EFE, 相应地, 有 Fuzzy-AECMS-EFC 和 Fuzzy-AECMS-EFE。由图 10 可知, NEDC 工况下, 两种策略均使电池充放电平衡得到了很好的控制, 且 EFC 和 EFE 也相近。CSHVR_Vehicle 工况下, 虽然 AECMS 实现了更好的电池充放电平衡, 但 Fuzzy-AECMS 使 SOC 最终值相较初始值仅增加 2.18%, 也实现了优越的电池充放电平衡, 同时使得最终 SOC 增加的情况下具有更低的发动机油耗, 因而具有更优越的整车等效燃油经济性, 相较于 AECMS 策略, EFE 提高了 6.01%。在其他测试工况下, 本文提出的 Fuzzy-AECMS 使电池 SOC 最终值更好地维持在参考值 0.55 附近, 实现了更优越的电池充放电平衡, 尤其是在 UNIF01 和 INDIA_HWY_SAMPLE 工况下, AECMS 使得电池的放电和充电趋势明显。虽然在 WLTC、UDDS、HWFET 和 UNIF01 下, Fuzzy-AECMS 使得发动机油耗 EFC 有所增加, 但这源于更高的电池 SOC 最终值。总体而言, Fuzzy-AECMS 使整车具有更优越的等效燃油经济性和电池充放电平衡维持特性, 不同工况下整车等效燃油经济性改善程度如表 6 所示。



(a) 电池 SOC 变化



(b)发动机油耗和等效燃油经济性
图 10 不同工况不同策略仿真结果对比

Fig. 10 Simulation results of different strategies in different cycles

表 6 不同工况下等效燃油经济性改善程度

Table 6 Improvement of EFE in different cycles

工况	改善程度/%
WLTC	3.20
UDDS	2.30
NEDC	-0.32
HWFET	1.22
INDIA_HWY	-1.85
INDIA_URBAN	4.51
CSHVER_VEHICLE	6.01
UNIF01	12.09

5 结 语

(1)针对仅采用实时反馈电池 SOC 比例修正等效因子的不足,提出了基于多模糊控制器切换的等效因子自适应求解方法,确定了多模糊控制器切换机制,定性分析了不同因素对等效因子修正需求的影响行为,为模糊自适应规则的制定提供依据。

(2)基于常用标准循环工况求取了不同工况片段内的平均功率以及相邻工况片段的功率比,采用动态规划算法获取了选定标准循环工况的全局最优解,通过研究功率比和不同时段全局最优 SOC 偏差的分布特性,确定了多模糊控制器的控制参数。

(3)相较于仅采用实时反馈电池 SOC 进行等效因子比例修正的 AECMS,虽然本研究提出的 PR-AECMS 在 NEDC 和 INDIA_HWY_SAMPLE 工况下使整车等效燃油经济性分别降低了 0.32%和 1.85%,但在 WLTC、INDIA_URBAN_SAMPLE、CSHVR_Vehicle 和 UNIF01 工况下等效燃油经济性分别提高了 3.20%、4.51%、6.01%和 12.09%,同时实现了更优的电池充放电平衡,能够满足大范

围工况下混合动力汽车整车能量的高效管理需求。

参考文献:

[1] 刘永刚,李杰,秦大同,等. 基于多工况优化算法的混合动力汽车参数优化 [J]. 机械工程学报, 2017, 53(16): 61-69.
LIU Yonggang, LI Jie, QIN Datong, et al. Parameter optimization of hybrid electric vehicle based on multi-cycle optimization algorithm [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2017, 53(16): 61-69.

[2] SHI Dehua, PISU P, CHEN Long, et al. Control design and fuel economy investigation of power split HEV with energy regeneration of suspension [J]. Applied Energy, 2016, 182: 576-589.

[3] 黄康,王强,邱明明,等. 考虑模式切换频率的多模式混合动力汽车参数优化 [J]. 西安交通大学学报, 2019, 53(7): 99-107.
HUANG Kang, WANG Qiang, QIU Mingming, et al. Parameter optimization of multi-mode hybrid vehicle considering mode-switching frequency [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2019, 53(7): 99-107.

[4] 牛礼民,杨洪源,周亚洲,等. 混合动力汽车动力总成多智能体集成控制策略 [J]. 机械工程学报, 2019, 55(12): 168-177, 188.
NIU Limin, YANG Hongyuan, ZHOU Yazhou, et al. Hybrid electric vehicle integrated control strategy based on multi-agent [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2019, 55(12): 168-177, 188.

[5] ANSELMA P G, HUO Yi, ROELEVELD J, et al. Integration of on-line control in optimal design of multimode power-split hybrid electric vehicle powertrains [J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2019, 68(4): 3436-3445.

[6] 徐兴,徐新铮,王峰,等. 新型双电机行星耦合 PHEV 多目标补偿能量优化策略研究 [J]. 西安交通

- 大学学报, 2019, 53(3): 125-134.
- XU Xing, XU Xinzhen, WANG Feng, et al. Optimal energy management for dual motor planetary coupled PHEV based on multi-objective compensation factor [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2019, 53(3): 125-134.
- [7] ENANG W, BANNISTER C. Robust proportional ECMS control of a parallel hybrid electric vehicle [J]. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers; Part D Journal of Automobile Engineering, 2017, 231(1): 99-119.
- [8] ONORI S, SERRAO L, RIZZONI G. Adaptive equivalent consumption minimization strategy for hybrid electric vehicles [C]// ASME 2010 Dynamic Systems and Control Conference. New York, USA: ASME, 2010: 499-505.
- [9] PISU P, RIZZONI G. A comparative study of supervisory control strategies for hybrid electric vehicles [J]. IEEE Transactions on Control Systems Technology, 2007, 15(3): 506-518.
- [10] SUN Chao, HU Xiaosong, MOURA S J, et al. Velocity predictors for predictive energy management in hybrid electric vehicles [J]. IEEE Transactions on Control Systems Technology, 2015, 23(3): 1197-1204.
- [11] KAZEMI H, FALLAH Y P, NIX A, et al. Predictive AECMS by utilization of intelligent transportation systems for hybrid electric vehicle powertrain control [J]. IEEE Transactions on Intelligent Vehicles, 2017, 2(2): 75-84.
- [12] ZHANG Fengqi, XI Junqiang, LANGARI R. Real-time energy management strategy based on velocity forecasts using V2V and V2I communications [J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2017, 18(2): 416-430.
- [13] ZHANG Yuanjian, CHU Liang, FU Zicheng, et al. Optimal energy management strategy for parallel plug-in hybrid electric vehicle based on driving behavior analysis and real time traffic information prediction [J]. Mechatronics, 2017, 46: 177-192.
- [14] XUE Hongtao, LI Zhongxing, LI Yong, et al. A fuzzy diagnosis of multi-fault state based on information fusion from multiple sensors [J]. Journal of Vibroengineering, 2016, 18(4): 2135-2148.
- [15] 张雷, 刘青松, 王震坡. 四轮轮毂电机驱动电动汽车电液复合制动平顺性控制策略 [J]. 机械工程学报, 2020, 56(24): 125-134.
- ZHANG Lei, LIU Qingsong, WANG Zhenpo. Electro-hydraulic brake control for improved ride comfort in four-wheel-independently-actuated electric vehicles [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2020, 56(24): 125-134.
- [16] ZHAO Dezong, STOBART R, DONG Guangyu, et al. Real-time energy management for diesel heavy duty hybrid electric vehicles [J]. IEEE Transactions on Control Systems Technology, 2015, 23(3): 829-841.
- [17] 付主木, 刘晓真, 周祥. 基于模糊控制的 ISG-FHEV 等效燃油消耗最小策略 [J]. 火力与指挥控制, 2017, 42(10): 103-108.
- FU Zhumu, LIU Xiaozhen, ZHOU Xiang. Equivalent consumption minimization strategy based on fuzzy control for full hybrid electric vehicle assisted by an integrated starter generator [J]. Fire Control & Command Control, 2017, 42(10): 103-108.
- [18] LI Liang, YOU Sixiong, YANG Chao, et al. Driving-behavior-aware stochastic model predictive control for plug-in hybrid electric buses [J]. Applied Energy, 2016, 162: 868-879.
- [19] 施德华, 蔡英凤, 汪少华, 等. 系统效率最优的功率分流式混合动力汽车非线性预测控制 [J]. 浙江大学学报(工学版), 2019, 53(12): 2271-2279.
- SHI Dehua, CAI Yingfeng, WANG Shaohua, et al. Nonlinear predictive control of power split hybrid electric vehicle with optimal system efficiency [J]. Journal of Zhejiang University (Engineering Science), 2019, 53(12): 2271-2279.
- [20] SHI Shuming, ZHANG Man, LIN Nan, et al. Low-cost reconstruction of typical driving cycles based on empirical information and low-frequency speed data [J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2020, 69(8): 8221-8231.
- [21] SHI Dehua, WANG Shaohua, CAI Yingfeng, et al. Model predictive control for nonlinear energy management of a power split hybrid electric vehicle [J]. Intelligent Automation and Soft Computing, 2020, 26(1): 27-39.

(编辑 荆树蓉)