

基于随机模型预测控制的插电式混合动力汽车 多目标能量管理策略

孙 蕾^{1†}, 林歆悠², 莫李平²

(1. 华侨大学 机电与自动化学院, 福建 厦门 361021; 2. 福州大学 机械工程及自动化学院, 福建 福州 350002)

摘要: 为了改善插电式混合动力汽车的燃油消耗和排放, 开展多目标随机模型预测控制策略的研究. 首先, 建立适用于模型预测的多元线性回归的发动机和电池模型, 建立融合燃油消耗和排放的多目标价值函数的模型预测控制, 随后, 基于随机驾驶员模型未来时刻的车速, 结合交通信息并利用动态规划(DP)算法进行参考电荷状态(SOC)优化, 进而建立多目标随机模型预测控制策略. 最后, 通过与DP, MPC等策略进行对比验证, 及给出两组不同权值进行多目标控制效果分析. 结果表明, 该策略的燃油消耗和排放最接近DP的控制效果, 且设置不同权重值可获得相应的控制目标, 说明该策略对提升燃油消耗和排放的多目标性能的有效性.

关键词: 随机模型预测控制; 多目标优化; 插电式混合动力汽车; 能量管理策略

引用格式: 孙蕾, 林歆悠, 莫李平. 基于随机模型预测控制的插电式混合动力汽车多目标能量管理策略. 控制理论与应用, 2022, 39(12): 2274 – 2282

DOI: 10.7641/CTA.2021.10187

Multi-objective energy management strategy based on stochastic model predictive control for a plug-in hybrid electric vehicle

SUN Lei^{1†}, LIN Xin-you², MO Li-ping²

(1. College of Mechatronic and Automation, Huaqiao University, Xiamen Fujian 361021, China;

2. College of Mechanical Engineering and Automation, Fuzhou University, Fuzhou Fujian 350002, China)

Abstract: In order to improve the fuel consumption and emissions of plug-in hybrid electric vehicles, a multi-objective stochastic model predictive control strategy was studied. First of all, the engine and battery models of multiple linear regression suitable for model prediction are established, and the model predictive control of multi-objective value function integrating fuel consumption and emission is also established, then based on the random driver model of future time speed, combined with the traffic information and by using the dynamic programming (DP) algorithm to optimize the reference state of charge (SOC). Then the multi-objective stochastic model predictive control strategy is established. Finally, through the comparison and verification with the DP, MPC and other strategies, two groups of different weights are given to analyze the effect of multi-objective control. The results show that the fuel consumption and the emissions of this strategy are the closest to the control effect of the DP, and the corresponding control objectives can be obtained by setting different weight values, indicating the effectiveness of this strategy in improving the multi-objective performance of the fuel consumption and emissions.

Key words: stochastic model predictive control; multi-objective optimization; plug-in hybrid electric vehicle; energy management strategy

Citation: SUN Lei, LIN Xinyou, MO Liping. Multi-objective energy management strategy based on stochastic model predictive control for a plug-in hybrid electric vehicle. *Control Theory & Applications*, 2022, 39(12): 2274 – 2282

收稿日期: 2021-03-04; 录用日期: 2021-11-05.

[†]通信作者. E-mail: 94072408@qq.com.

本文责任编辑: 陈虹.

福建省自然科学基金项目(2020J01449), 国家自然科学基金项目(51505086), 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项目(2019KLMT06)资助.

Supported by the National Natural Science Foundation of Fujian Province (2020J01449), the National Natural Science Foundation of China (51505086) and the Opening Foundation of Key Laboratory of Advanced Manufacture Technology for Automobile Parts, Ministry of Education (2019KLMT06).

1 引言

能源匮乏和环境污染的加剧促使传统燃油汽车向新能源汽车方向发展^[1]. 插电式混合动力汽车(plug-in hybrid electric vehicle, PHEV)因其具有电池容量大、可外插充电、行驶里程长等优点, 是目前新能源汽车的研究开发热点之一^[2], 其能量管理策略是影响整车燃油经济性和排放性的关键技术^[3]. 传统基于车辆自身内部参数进行优化的控制策略对于发掘PHEV的燃油经济性和排放性的空间很小. 因此, 融合车联网信息, 通过获取车辆外部环境信息并据此优化能量管理策略, 以达到减少油耗和排放的目标, 成为新能源汽车领域的研究热点^[4-5].

传统的PHEV能量管理策略根据其实现方式, 可分为基于规则和基于优化的能量管理策略两大类^[6]. 虽然基于规则的控制策略算法简单、实时性好、控制成本低, 但其难以达到全局最优^[7]. 基于优化的能量管理策略主要有全局优化和瞬时优化两类. 全局优化中, 动态规划、二次规划等都受限于需预知工况, 无法直接用于车辆的实时控制^[8]. 以等效燃油消耗最小策略为代表的瞬时优化策略虽然执行效率高, 但仍然存在等效系数最优取值困难的问题^[9].

为了更好的实现对PHEV的控制, 提升其燃油经济性, 文献[10-12]采用模型预测控制(model predictive control, MPC)的方法, 通过预测汽车在未来时间域内的动力需求, 并进行优化得到最优转矩分配策略, 从而改善汽车的燃油经济性和排放性. 作为处理有约束最优问题最有效的方法之一, MPC已经被广泛运用于混合动力汽车的能量管理^[13]. 但MPC用于能量控制时仍然存在以下两个需要进一步解决的问题: 一是MPC的参考值应如何确定的问题; 二是MPC在处理预测时域内的局部优化问题时在一定程度上追求全局最优. 那么应如何考虑预测时域内求解的子问题和求解全局最优问题的关系. 针对第1个问题, 文献[14-17]将MPC和马尔科夫预测结合, 构建随机模型预测控制(stochastic MPC, SMPC), 通过对未来一段时间内的目标输出(踏板位置、需求车速、需求转矩等)进行预测, 并将预测值作为MPC的参考值以提升控制效果. 针对第2个问题, 工业过程大多使用分层模型预测控制(hierarchical MPC, HMPC)的方法, 在时间尺度进行规划, 使得MPC趋向全局最优^[18].

根据上述分析, 本文针对一款插电式混合动力汽车, 采用基于马尔科夫模型预测的车速和交通信息规划获取的电池参考SOC作为预测时域内的参考值与MPC进行结合, 提出了一种多目标分层随机模型预测控制策略(multi-objective hierarchical stochastic MPC, M-HSMPC), 并在构建的综合工况下进行验证分析, 结果表明该策略能有效地改善整车燃油经济性和排放性.

2 插电混合动力汽车模型

2.1 车辆动力学模型

本文以一款插电式混合动力汽车为研究对象, 其动力系统结构如图1所示. 动力传输过程为发动机和电机动力耦合后直接输入主减速器, 向驱动轮提供动力. 由于发动机和电机处于同轴位置, 发动机的转速和电机的转速总是相等的. 因此, 本文简化发动机和电机动力耦合部分和变速箱部分.

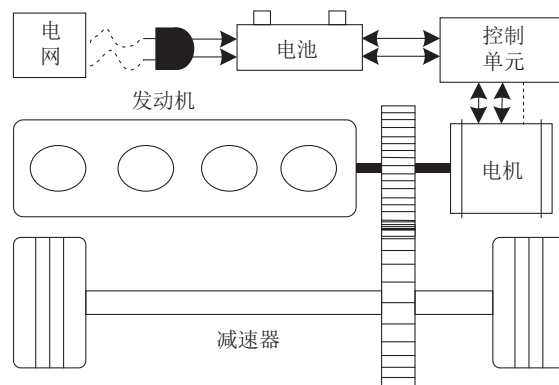


图 1 插电式并联混合动力汽车结构

Fig. 1 Structure of PHEV

以发动机转速 ω_{eng} 为状态变量, 发动机输出转矩 T_{eng} 、电机转矩 T_{mot} 和制动转矩 T_{bra} 为控制变量, 构建系统状态方程如下:

$$\begin{cases} \dot{\omega}_{\text{eng}} = \dot{\omega}_{\text{mot}}, \\ I_{\text{tot}} \cdot \dot{\omega}_{\text{eng}} = (T_{\text{eng}} + T_{\text{mot}} - T_{\text{req}}/i), \\ I_{\text{tot}} = (I_{\text{eng}} + I_{\text{mot}} + I_{\text{wheel}}/i^2 + mr^2/i^2), \end{cases} \quad (1)$$

式中: I_{eng} 为发动机的转动惯量, 其值为 $0.1 \text{ kg} \cdot \text{m}^2$; I_{tot} 为驱动电机的转动惯量, 值为 $0.0203 \text{ kg} \cdot \text{m}^2$; I_{wheel} 为车轮的转动惯量, 值为 $3.1039 \text{ kg} \cdot \text{m}^2$; mr^2 为车辆直线加速的质量转化为车轮的转动惯量, 值为 $211.75 \text{ kg} \cdot \text{m}^2$; i 为传动比, 其值为11; T_{req} 为车轮需求转矩. 车轮需求转矩为

$$T_{\text{req}} = \left(m \frac{dv}{dt} + \frac{1}{2} \rho_{\text{air}} A C_d v^2 + fmg \cos \theta + mg \sin \theta\right), \quad (2)$$

式中: 车辆总质量 m 为 2800 kg , 空气密度 ρ_{air} 为 0.0129 g/cm^3 , 车辆迎风面积 A 为 1.9 m^2 , 风阻系数 C_d 为 0.25 , 滚动阻力系数 f 为 0.0054 , 重力加速度 g 为 9.8 m/s^2 , θ 为道路坡度.

2.2 多元线性回归的发动机和电池模型

2.2.1 发动机模型

发动机数值模型的建立, 主要通过台架实验获得燃油消耗率 $\dot{m}_f$ 、CO排放率 $\dot{m}_{\text{CO}}$ 、HC排放率 $\dot{m}_{\text{HC}}$ 、NO_x排放率 $\dot{m}_{\text{NO}_x}$ 与发动机转速和输出转矩之间关系的数据. 基于这些数据, 采用曲面拟合^[19]的方法得到发动机燃油消耗率和排放率的多元非线性模型为

$$\begin{cases} \dot{m}_f = a_1 \times \omega_{\text{eng}} + b_1 \times T_{\text{eng}} + c_1, \\ \dot{m}_{\text{CO}} = a_2 \times \omega_{\text{eng}} + b_2 \times T_{\text{eng}} + c_2, \\ \dot{m}_{\text{HC}} = a_3 \times \omega_{\text{eng}} + b_3 \times T_{\text{eng}} + c_3, \\ \dot{m}_{\text{NO}_x} = a_4 \times \omega_{\text{eng}} + b_4 \times T_{\text{eng}} + c_4, \\ a_1 = 0.0044, b_1 = 0.0273, c_1 = -1.3818, \\ a_2 = 0.0027, b_2 = 0.0271, c_2 = -1.4864, \\ a_3 = 4.374 \times 10^{-5}, b_3 = 3.228 \times 10^{-4}, \\ a_4 = 1.944 \times 10^{-4}, b_4 = 5.591 \times 10^{-4}, \\ c_3 = -0.0122, c_4 = -0.0383, \end{cases} \quad (3)$$

式中 a_i , b_i 和 c_i 为多元非线性回归方程拟合系数。

表1为显著性概率 $\alpha = 0.05$ 时发动机各指标多元非线性回归结果评价参数。由表1可知, 各指标参数回归 R^2 均大于0.7431, 表明多元非线性回归模型能较好

反映发动机的燃油消耗率和排放率, F检验值均大于阈值 f , 符合要求。图2为发动机燃油消耗率和排放率的原始数据曲面(网格稀疏)以及多元回归曲面(网格较密)。

表1 显著性概率 $\alpha = 0.05$ 时发动机各项参数多元非线性回归结果的评价参数

Table 1 Evaluation parameters of multiple linear regression results of engine under significance probability $\alpha = 0.05$

发动机参数	R^2	F检验值	阈值 f
$\dot{m}_f$	0.8860	345.7	0
$\dot{m}_{\text{CO}}$	0.7678	58.47	0
$\dot{m}_f$	0.8575	267.7	0
$\dot{m}_{\text{NO}_x}$	0.7431	128.7	0

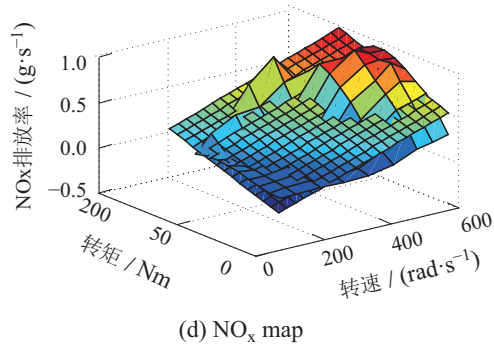
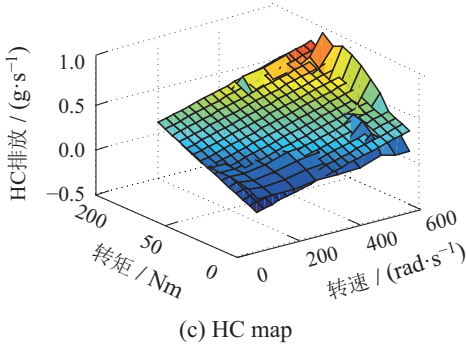
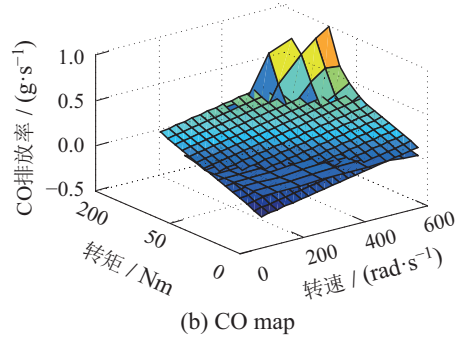
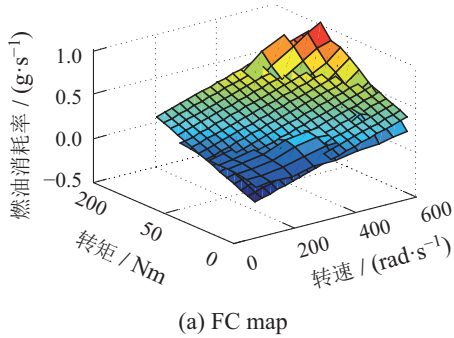


图2 发动机燃油消耗率和排放率非线性回归模型

Fig. 2 Regression model of Engine fuel rate and emission rate

2.2.2 电池模型

本文忽略温度对电池的影响, 采用一阶等效电路方法进行建模。电池的荷电状态(state of charge, SOC)和电池输出功率 P_{batt} 计算如下:

$$\text{SOC} = -\frac{V_{\text{batt}} - \sqrt{V_{\text{batt}}^2 + 4 \times P_{\text{batt}} \times R_{\text{batt}}}}{2Q_{\text{batt}}R_{\text{batt}}}, \quad (4)$$

$$P_{\text{batt}} = \begin{cases} \omega_{\text{mot}} \times T_{\text{mot}} \times \eta_{\text{mot}}, & P_{\text{batt}} > 0, \\ \omega_{\text{mot}} \times T_{\text{mot}} / \eta_{\text{mot}}, & P_{\text{batt}} < 0, \end{cases} \quad (5)$$

式中: V_{batt} , R_{batt} 和 Q_{batt} 分别为电池端电压、内阻和最大容量; ω_{mot} 为电机转速; η_{mot} 为电机效率。

根据式(4)和式(5), 结合SOC与电池内阻、电池与开路电压的关系以及电机效率, 单位时间SOC消耗量 d_{SOC} 如图3所示。由图3可观察可知, 在某一确定电机转速下, d_{SOC} 和电机转矩大致成线性关系, 而且这种线性关系随着SOC变化而变化。这种线性关系的变化主要是因为电池内阻和端电压随着SOC变化而导致。

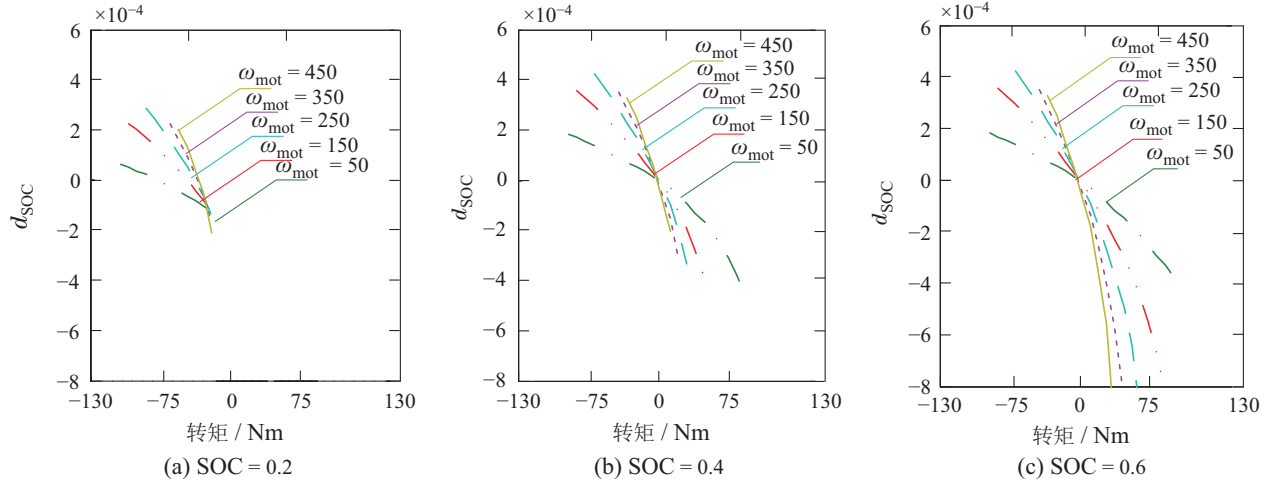
图 3 在不同SOC下 d_{SOC} 与电机输出转矩的关系Fig. 3 Relationship between d_{SOC} and motor output torque under different SOC

图4所示为电池内阻和电池开路电压与SOC之间的关系. 本文设置电池放电范围为[0.3, 0.9], 在此范围内电池内阻和端电压变化较小, 故SOC对于电池模型的影响可以忽略. 根据 d_{SOC} 和电机转速、转矩关系数据, 使用多元线性回归的方法获得线性的电池模型为

$$\begin{cases} \dot{SOC} = a_5 \times \omega_{mot} + b_5 \times T_{mot} + c_5, \\ a_5 = -6.780 \times 10^{-7}, b_5 = -3.826 \times 10^{-6}, \\ c_5 = 4.493 \times 10^{-5}. \end{cases} \quad (6)$$

该回归模型在显著性概率为0.05的情况下获得, 其 R^2 值为0.998, F检验值为200, 大于阈值 $f = 0$, 电池的回归模型结果符合要求.

3 多目标分层随机模型预测控制

3.1 多目标模型预测控制的建立

MPC使用的预测模型强调的是模型的功能而非模

型的形式, 即能够根据系统当前信息和未来控制输入, 预测其未来输出值的模型均可用于MPC^[20]. 本文选取计算速度高效的线性状态空间的模型作为预测模型, 优化PHEV燃油消耗和排放量. 根据式(1)–(2)(5)建立离散的状态方程, 如式(7)所示.

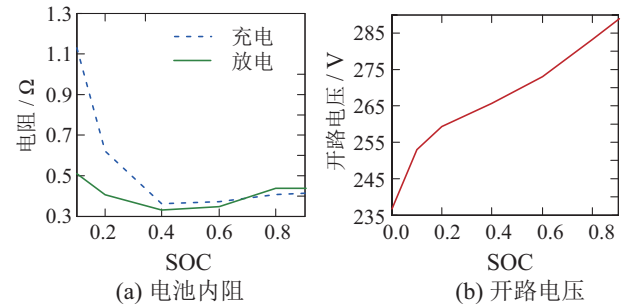


图 4 电池内阻和开路电压与SOC的关系

Fig. 4 Relationship between SOC and battery resistance and open circuit voltage

$$\begin{cases} x(k) = [\omega_{eng}(k) \ m_f(k) \ m_{CO}(k) \ m_{HC}(k) \ m_{NO_x}(k) \ SOC(k)]^T, \\ u(k) = [T_{eng}(k) \ T_{mot}(k) \ T_{bra}(k)/i]^T, \\ x(k+1) = \underbrace{\begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ a_1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ a_2 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ a_3 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ a_4 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ a_5 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}}_A x(k) + \underbrace{\begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ b_1 & 0 & 0 \\ b_2 & 0 & 0 \\ b_3 & 0 & 0 \\ b_4 & 0 & 0 \\ 0 & b_5 & 0 \end{bmatrix}}_{B_u} u(k) + \underbrace{\begin{bmatrix} -1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}}_{B_d} \times \begin{bmatrix} T_{req}(k)/i \\ c_1 \\ c_2 \\ c_3 \\ c_4 \\ c_5 \end{bmatrix}, \\ y(k) = x(k), \end{cases} \quad (7)$$

式中: x 为状态变量; u 为控制变量; A , B_u 和 B_d 为状态矩阵、控制矩阵和输入干扰矩阵; k 为当前时刻。

忽略控制变量 u 对于目标函数的直接影响, 建立多目标模型预测控制的优化过程如下:

$$\begin{cases} J(Z_k) = \sum_{i=0}^{N_p-1} \sum_{j=1}^{N_y} \{ \Omega_{i+1} \times [(y_j(k+i+1|k) - r_j(k+i+1))]^2 + \rho_\varepsilon \varepsilon^2, \\ Z_k = \begin{cases} \underbrace{u(k|k), u(k+1|k) \cdots u(k+N_c-2|k)}_{N_c} \\ \underbrace{u(k+N_c-1|k) \cdots u(k+N_p-1|k)}_{N_p-N_c} \end{cases}, \\ Z_k^* = \arg \min J(Z_k^*), \end{cases} \quad (8)$$

其中: 系统采样周期为1 s; N_p 为预测时域长度, 取为5 s; N_y 为输出的个数, 取为6。由于燃油消耗和排放的拟合面在不同转速转矩下的差异变化, 加入输出部分在价值函数中的权值 Ω , $\Omega = \{\Omega_1, \Omega_2, \Omega_3, \Omega_4, \Omega_5, \Omega_6\}$, 分别代表实际车速和目标车速跟随效果的权值、燃油消耗的权重、CO排放的权重、HC排放的权重、NO_x排放的权重以及实际SOC跟随参考SOC效果的权重。由于权重的取值可有多种组合, 本文将其取值0或1, 即在价值函数中是否考虑某一参数以进行简化。 $y_j(k+i+1|k)$ 为 k 时刻预测 $k+i+1$ 时刻的输出; $r_j(k+i+1|k)$ 为 k 时刻预测的 $k+i+1$ 时刻的参考输出值; ρ_ε 是和松弛项; ε 为控制时域长度, 取为5 s; N_c 是 k 时刻控制视距内的控制序列; Z_k^* 为最优控制序列; $u_j(k+N_c+1|k)$ 是 k 时刻的控制序列中作用于 $k+N_c-1$ 时刻的控制。

预测控制的约束条件为

$$\begin{cases} \omega_{\text{eng}}^{\min}(k) < \omega_{\text{eng}}(k) < \omega_{\text{eng}}^{\max}(k), \\ m_f(k) > 0, m_{\text{CO}}(k) > 0, \\ m_{\text{HC}}(k) > 0, m_{\text{NO}_x}(k) > 0, \\ \text{SOC}_{\min}(k) < \text{SOC}(k) < \text{SOC}_{\max}(k), \\ T_{\text{eng}}^{\min}(k) < T_{\text{eng}}(k) < T_{\text{eng}}^{\max}(k), \\ T_{\text{mot}}^{\min}(k) < T_{\text{mot}}(k) < T_{\text{mot}}^{\max}(k), \\ T_{\text{bra}}^{\min}(k) < T_{\text{bra}}(k) < 0. \end{cases} \quad (9)$$

3.2 马尔可夫车速预测模型建立

把整个行驶工况速度的变化视为一个马尔科夫链^[21-22], 当前车速只与上一时刻的实际车速相关, 则马尔科夫链可建立如下:

$$\begin{cases} v \in \{v^1, v^2, \dots, v^p\}, \\ P_{i,j} = P\{v(t+1) = v^j | v(t) = v^i\}, \\ P_{i,j} = \frac{m_{i,j}}{m_i}, \end{cases} \quad (10)$$

式中: 将速度分为了 p 个状态, $P_{i,j}$ 为 t 时刻车速为 v_i 条

件下, $t+1$ 时刻速度为 v^j 的转移概率; $m_{i,j}$ 为从速度 v^i 转移到 v^j 的次数; m_i 为从速度 v^i 转移的次数。典型城市高速工况和城市低速工况下的概率转移矩阵如图5所示。

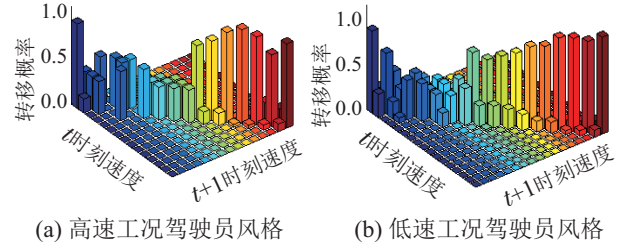


图5 不同工况下的概率转移矩阵

Fig. 5 Probability transfer matrix of different cycle

3.3 基于网联信息的参考SOC计算

对于PHEV的能量管理而言, 控制其SOC的轨迹至关重要。为获取更优的参考SOC, 本文基于网联信息, 采用可用于实时控制的动态规划方法对参考SOC进行求解。

根据GPS, ITS等交通基础设施获取各路段的长度 l 、平均车速 $\bar{v}$ 、车速标准差 S^v 、平均加速度 $\bar{a}$ 以及加速度标准差 S^a 等数据, 假设各段的速度和加速度均服从正态分布且相互独立, 则速度加速度分布, 以及发动机转速转矩的分布如下:

$$\begin{cases} v \sim N(\bar{v}/\sigma, S^v/\sigma^2), a \sim N(\bar{a}/\sigma^2, S^a/\sigma^4), \\ \omega_{\text{eng}} \sim N(C \cdot \bar{v}/\sigma, C^2 \cdot S^v/\sigma^2), C = i \cdot r, \\ N(m\bar{a}/\sigma + D, m^2 \cdot S^a/\sigma^2), \\ D \approx 0.5 \cdot \rho_{\text{air}} A C_d \bar{v}^2 + fmg \cos \alpha + mg \sin \alpha. \end{cases} \quad (11)$$

以电池SOC为状态变量, 单位时间消耗的电池电量 β 为控制变量, 在初始电池荷电状态SOC₀给定的情况下, 动态规划状态转移方程计算如下:

$$\begin{cases} \text{SOC}(N) = \text{SOC}(N-1) - t_N \beta_N, \\ t_N = l_N / (\bar{v}_N). \end{cases} \quad (12)$$

根据式(6)电池的线性回归方程, 在单位时间消耗电量 β 下的电机平均转矩和发动机转矩以及发动机转矩的分布如下:

$$\begin{cases} \bar{T}_{\text{mot}} = (\beta - c_5 - a_5 \bar{\omega}_{\text{mot}}) / b_5, \\ T_{\text{eng}} = T_{\text{req}} - \bar{T}_{\text{mot}}, \\ T_{\text{eng}} \sim N(m\bar{a}/\sigma + D', m^2 \cdot S^a/\sigma^2), \\ D' = D - \bar{T}_{\text{mot}}. \end{cases} \quad (13)$$

车辆的速度和加速度服从正态分布且相互独立, 则可知在某一 β 情况下发动机转速和转矩均服从正态分布且相互独立, 由此估算第 N 个路段在某一 β 下的燃油消耗和排放量如下:

$$\begin{cases} m_{\text{Fuel}}^{N,\beta} = t_N \cdot f_{\omega_{\text{eng}}}^{N,\beta} \cdot f_{T_{\text{eng}}}^{N,\beta} \cdot \text{Fuel}(\omega_{\text{eng}}, T_{\text{eng}}) d\omega dT, \\ m_{\text{CO}}^{N,\beta} = t_N \cdot f_{\omega_{\text{eng}}}^{N,\beta} \cdot f_{T_{\text{eng}}}^{N,\beta} \cdot \text{CO}(\omega_{\text{eng}}, T_{\text{eng}}) d\omega dT, \\ m_{\text{HC}}^{N,\beta} = t_N \cdot f_{\omega_{\text{eng}}}^{N,\beta} \cdot f_{T_{\text{eng}}}^{N,\beta} \cdot \text{HC}(\omega_{\text{eng}}, T_{\text{eng}}) d\omega dT, \\ m_{\text{NO}_x}^{N,\beta} = t_N \cdot f_{\omega_{\text{eng}}}^{N,\beta} \cdot f_{T_{\text{eng}}}^{N,\beta} \cdot \text{NO}_x(\omega_{\text{eng}}, T_{\text{eng}}) d\omega dT, \\ M = \{(\omega_{\text{eng}}, T_{\text{eng}}) | \omega_{\text{eng}}^{\min} \leq \omega_{\text{eng}} \leq \omega_{\text{eng}}^{\max}, \\ T_{\text{eng}}^{\min} \leq T_{\text{eng}} \leq T_{\text{eng}}^{\max}\}, \end{cases} \quad (14)$$

其中: $m_*^{N,\beta}$ 为第 N 段路程在单位消耗电量为 β 时发动机燃油消耗和排放量(g); $*(\omega_{\text{eng}}, T_{\text{eng}})$ 为发动机转速 ω_{eng} 和转矩 T_{eng} 下燃油消耗率和排放率(g/s); $f_{\omega_{\text{eng}}}^{N,\beta}$ 和 $f_{T_{\text{eng}}}^{N,\beta}$ 分别为第 N 段路程单位消耗电量为 β 时发动机转速和转矩的概率密度函数。

基于式(14), 加入发动机燃油消耗和排放的权重 $\omega_{\text{Fuel}}, \omega_{\text{CO}}, \omega_{\text{HC}}$ 和 ω_{NO_x} , 建立用于动态规划的单步价值函数如下:

$$J_{N(N+1)}^\beta = [m_{\text{Fuel}}^{N,\beta} m_{\text{CO}}^{N,\beta} m_{\text{HC}}^{N,\beta} m_{\text{NO}_x}^{N,\beta}] \cdot [\omega_{\text{Fuel}} \omega_{\text{CO}} \omega_{\text{HC}} \omega_{\text{NO}_x}]^T. \quad (15)$$

动态规划过程中总的价值函数为

$$J_{\text{DP}} = \sum_{p=1}^N J_{p(p+1)}. \quad (16)$$

运用动态规划求解使得 J_{DP} 最小的控制序列

$$[\beta_1 \beta_2 \cdots \beta_{N-1} \beta_N] = \arg \min \sum_{i=1}^N J_{i(i+1)}^\beta. \quad (17)$$

根据控制序列 $[\beta_1 \beta_2 \cdots \beta_{N-1} \beta_N]$, 通过状态转移方程获得每个路段需要消耗的SOC, 进而由线性插值的方法获得每个时刻参考SOC。

3.4 多目标分层随机模型预测控制策略构建

将基于马尔科夫模型预测的速度和利用交通信息规划获取的参考SOC作为预测时域内的参考值与MPC进行结合, 构建多目标分层随机模型预测控制策略, 其构架如图6所示。

多目标分层随机模型预测控制策略控制过程可描述为: 获取当前车辆速度后, 选取一组适用于当前车速的MPC控制权重 $\Omega = \{\omega_1, \omega_2, \omega_3, \omega_4, \omega_5, \omega_6\}$ 在获取车辆的初始SOC的前提下, 结合网联信息提供的包括平均速度、加速度和各段里程等交通信息规划得到参考SOC。在给定当前车速情况下, 由网联信息提供的当前的所属的工况结合马尔科夫的概率转移矩阵对未来车速进行预测。将以上3部分信号输入设计的MPC控制器中进行控制。

4 验证及结果分析

本文由高速工况和低速工况数据构建综合工况, 用以验证提出M-HSMPC的有效性, 该综合工况如图7所示。首先通过分析不同控制策略下的发动机输出转矩和发动机工作点验证M-HSMPC在燃油消耗

和排放的有效性, 对M-HSMPC在多目标方面的性能进行对比分析。

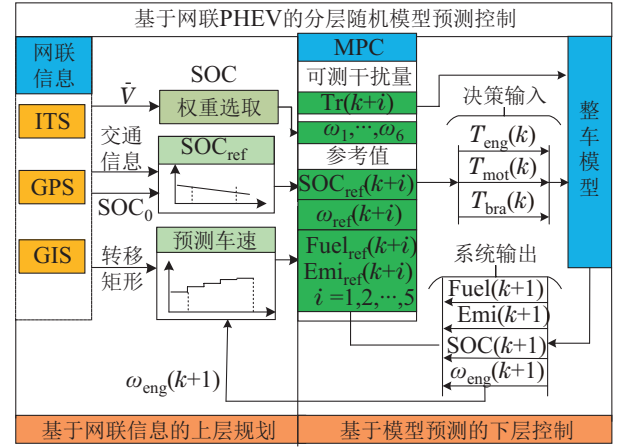


图 6 多目标分层随机模型预测控制策略构架

Fig. 6 Structure of multi-objective hierarchical stochastic model predictive control

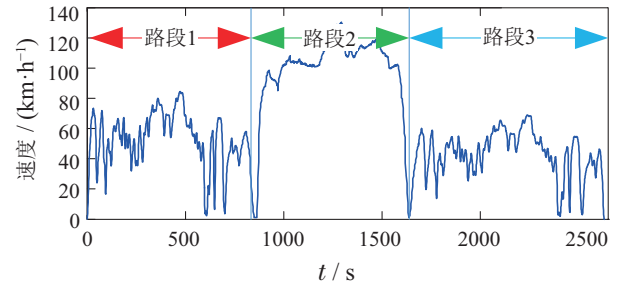


图 7 汽车行驶综合工况图

Fig. 7 Comprehensive working condition map

4.1 M-HSMPC性能验证

在综合工况下使用DP, MPC和HMPC等策略作为参照, 与所制定M-HSMPC策略进行对比, 以验证其在燃油消耗和排放方面的有效性。当电池SOC下降到0.3前, 不同策略控制下的SOC变化曲线对比如图8, PHEV发动机工作点分布情况对比和发动机输出转矩分布对比分别如图9和图10所示。

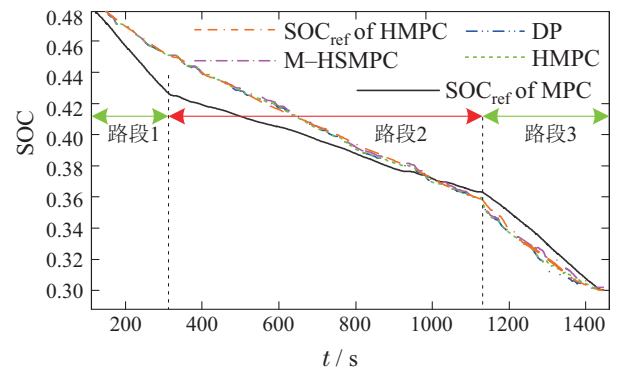


图 8 不同策略的SOC对比图

Fig. 8 SOC trajectory of different strategies

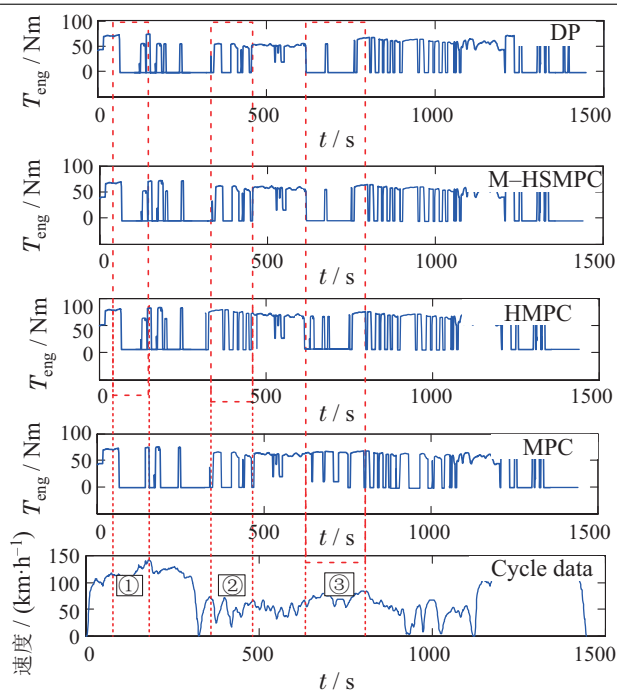


图9 不同控制策略下发动机输出转矩分布图
Fig. 9 Engine output torque in different strategies

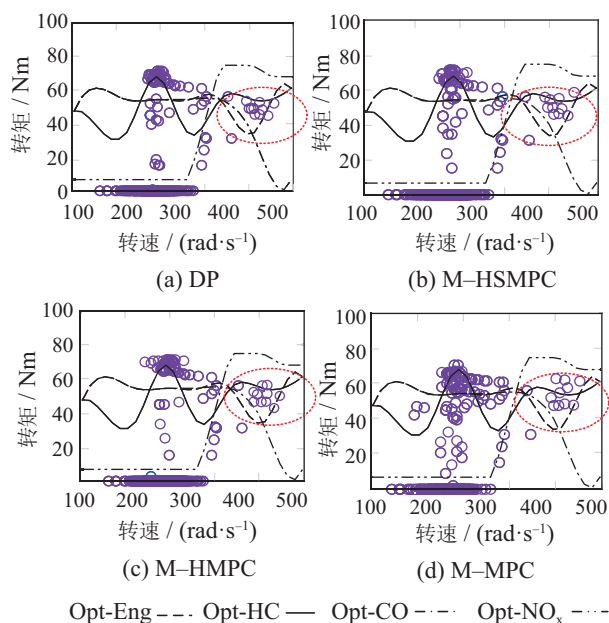


图10 不同控制策略下发动机工作点分布对比图
Fig. 10 Engine working region in different strategies

由图8可以看出, M-HSMPC和HMPC策略下基于V2I参考SOC和DP下的SOC轨迹基本重合, 且均较好地跟随由上层规划给出的参考SOC. 另一方面, MPC参考SOC则与DP参考SOC轨迹偏离较远.

由图9中MPC发动机转矩输出图, 结合图8MPC下SOC轨迹可知, 由于MPC参考轨迹并非最优, 这使得其第1段路程消耗较多电量, 而在第2段路程消耗较少电量, 具体表现为图9中③虚线框中MPC策略下发动机输出转矩要多于其他3种策略. 此外, 从图中①虚线框可得出, M-HSMPC和M-HMPC在速度波动较小的情况下, 二者发动机转矩均与动态规划发动机转矩基本一致. 但在速度波动比较大的情况, 由于M-HMPC缺少车速预测, 因此会有更多发动机转矩输出, 如图9中②虚线框所示. 由此可知, M-HSMPC通过车速预测和基于V2I对SOC规划, 更合理输出发动机转矩以提升燃油经济性.

由图10可知, M-HSMPC和HMPC在发动机转速处于低速时($\omega_{\text{eng}} < 400$), 发动机基本工作于发动机最优曲线附近, 而HMPC的发动机工作点更多的分布在燃油经济较差的低转速区间, 这是因为HMPC没有合理的规划SOC导致其在低速路段电量过低而输出过多的发动机转矩. M-HSMPC在发动机高效区间的工作点要多于其他控制策略, 这是因为M-HSMPC通过合理的规划SOC, 在高速工况下发动机效率较高时, 输出较多的发动机转矩, 提升了整个行程的燃油经济性.

由表2所示, 以低速+高速+低速的结果为例. 相比MPC和HMPC两种策略, M-HSMPC的燃油消耗和污染物排放最接近DP的控制效果, 其燃油消耗、CO排放、HC排放、NO_x排放与DP策略比较相差2.5%, 1.2%, 2.6%, 6.8%; HMPC由于缺少对未来需求车速的预测, 导致其部分的燃油消耗和污染物排放增加, 与DP策略相比较, HMPC的燃油消耗、CO排放量、HC排放量和NO_x排放量分别增加3.6%, 7.1%, 7.8%和9.5%; MPC由于参考SOC是通过由经验给出, 其与DP的结果差距最大, MPC的燃油消耗、CO排放、HC排放、NO_x排放分别增加了21%, 20%, 14%, 11%.

表2 低速+高速+低速, SOC₀ = 0.5, 总里程 = 32.42 km条件下燃油消耗和排放结果对比
Table 2 Low speed + High speed + low speed, SOC₀ = 0.5, comparison of fuel consumption and emissions under total mileage = 32.42 km

策略	FC/(L·(100 km) ⁻¹)	CO/(g·km ⁻¹)	HC/(g·km ⁻¹)	NO _x /(g·km ⁻¹)	SOC _f
MPC	6.10-21%	22.94-20%	1.072-14%	1.623-11%	0.3063
HMPC	5.249-3.6%	20.47-7.1%	0.9524-7.8%	1.597-9.5%	0.3012
M-HSMPC	5.193-2.5%	19.34-1.2%	0.9474-2.6%	1.469-6.8%	0.3003
DP	5.063	19.11	0.9450	1.459	0.3007

4.2 多目标权值的设定分析

为验证M-HSMPC在多目标方面的性能,在综合工况下,使用M-HSMPC方法设置两组权值进行验证.其中一组权值仅考虑燃油消耗,即 $\Omega_2 = 1$,其余权重为0,称为S组.而另一组则是在低速时仅考虑油耗,高速时综合考虑 NO_x 、CO和油耗,即在低速时 $\Omega_2 = 1$,其余权值为0,而高速时的权重 $\Omega_2 = \Omega_3 = \Omega_5 = 1$,

$$\begin{cases} \omega_{m_min} < \omega_m < \omega_{m_max}, \\ T_{m_min} < T_m < T_{m_max}, \\ \omega_{e_min} < \omega_e < \omega_{e_max}, \\ T_{e_min} < T_e < T_{e_max}, \end{cases} \quad (18)$$

其中: $\omega_m, \omega_{m_min}, \omega_{m_max}$ 分别为电机转速与转速上下限; $\omega_e, \omega_{e_min}, \omega_{e_max}$ 分别为发动机转速与其上下限; $T_m, T_{m_min}, T_{m_max}$ 分别为电机转矩与其上下限; $T_e, T_{e_min}, T_{e_max}$ 分别为发动机转矩与其上下限.其中电机与发动机的约束范围受其转速影响,采用插值法计算如下:

$$\begin{cases} T_{m_max} = f_1(\omega_m), \\ T_{m_min} = f_2(\omega_m), \\ T_{e_max} = f_3(\omega_e). \end{cases} \quad (19)$$

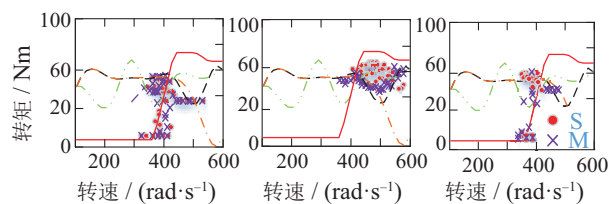
图11为综合工况下每个路段的仿真结果.S组与M组的SOC都是随着里程逐渐减少,而S组则在高速段耗电较少.结合各段的发动机工作点进行分析,在路段1的低速段两组仿真结果的发动机工作点均落于发动机最优工作线附近,而由于M组消耗较多的电量,使得发动机的输出转矩较少,这导致在油耗上M组均要优于S组.在路段2的高速段,S组由于仅考虑燃油消耗,其工作点处于燃油消耗最优曲线上,而M组除了燃油消耗还权衡了排放,因此M组发动机工作点处于最优工作线的下方区域.除此,S组在第2段由于电能使用较少的原因而输出更多的发动机转矩,因此第2段M组在油耗和排放都要优于S组.路段3的过程与路段1类似,这里不再做分析.

最终油耗对比结果如表4所示,由表4的整个工况的结果来看,M组燃油消耗相比S组增加3.5%,CO排放增加2.8%.在HC和 NO_x 排放上M组相比S组分别减少了5.3%和7%.约束取值如表3所示.

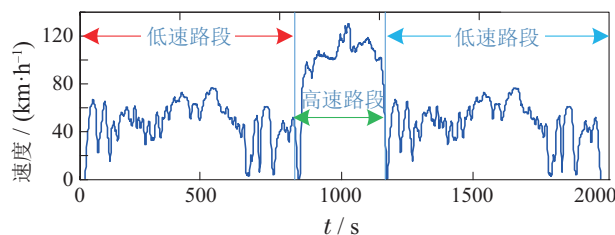
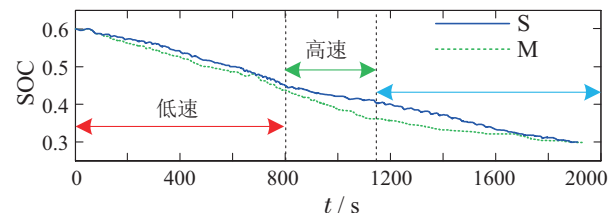
表 3 仿真约束取值

Table 3 The constraint values of simulation model

参数	取值/($\text{r} \cdot \text{min}^{-1}$)	参数	取值
ω_{m_min}	0	T_{m_min}	$f_2 \omega_m$
ω_{m_max}	6000	T_{m_max}	$f_1 \omega_m$
ω_{e_min}	955	T_{e_min}	0 Nm
ω_{e_max}	6000	T_{e_max}	$f_3 \omega_e$



(a) 发动机工作点分布图



(b) 综合工况下各路段仿真结果

Opt-Eng --- Opt-HC --- Opt-CO --- Opt- NO_x ---

图 11 M组和S组的仿真结果图

Fig. 11 Simulation results of M group and S group

表 4 S组和M组仿真结果燃油消耗和排放数据

Table 4 Fuel and emission comparison between Group M and Group S

	组类	路段1	路段2	路段3	总路段
Fuel (L)	S	1.34	3.64	1.65	6.63
	M	2.60 _{+94%}	1.37 _{-63%}	2.89 _{+75%}	6.86 _{+3.5%}
CO (g)	S	262	576	200	1038
	M	391 _{+49%}	180 _{-69%}	398 _{+99%}	1069 _{+2.8%}
HC (g)	S	5.52	14.4	4.08	24.6
	M	8.88 _{+38%}	4.8 _{-67%}	9.12 _{+124%}	22.8 _{-5.3%}
NO_x (g)	S	9.39	23.0	6.03	38.42
	M	13.8 _{+47%}	7.80 _{-66%}	14.1 _{+1.4%}	35.7 _{-7%}

5 结论

1) 以改善插电式混合动力汽车燃油消耗和排放为目标,将基于马尔科夫模型速度预测和基于V2I动态规划优化参考SOC与MPC相结合,构建了多目标分层随机模型预测控制策略;

2) 验证结果表明,相比MPC和HMPC两种策略,M-HSMPC的燃油消耗和排放最接近DP的控制效果,可获得多目标的性能改进;

3) 通过不同行驶工况设置不同权重值进行M-HSMPC的性能验证,结果表明不同行驶工况下的权重值设置可获得不同的控制目标,说明所制定的M-HSMPC能有效的提升PHEV能量管理的性能,且

可为进一步研究多工况适应性和多目标权衡提供研究方向。

参考文献:

- [1] YOU Zhenzhou, ZHANG Peng, NIU Limin. Simulation research on fuzzy control of PHEV powertrain engine. *Computer Integrated Manufacturing Systems*, 2016, 22(11): 2573 – 2579.
(游震洲, 张鹏, 牛礼民. 并联式混合动力汽车动力总成发动机的模糊控制仿真分析. 计算机集成制造系统, 2016, 22(11): 2573 – 2579.)
- [2] QIN Datong, ZHAO Xinqing, SU Ling, et al. Variable parameter energy management strategy for plug in hybrid electric vehicle. *China Journal of Highway and Transport & Applications*, 2015, 28(2): 112 – 118.
(秦大同, 赵新庆, 苏岭, 等. 插电式混合动力汽车变参数能量管理策略. 中国公路学报, 2015, 28(2): 112 – 118.)
- [3] WU T, DING Y, XU Y. Energy optimal control strategy of PHEV based on PMP algorithm. *Journal of Control Science and Engineering*, 2017: 1 – 11.
- [4] MARTNEZ C M, HU X, CAO D, et al. Energy management in plug-in hybrid electric vehicles: Recent progress and a connected vehicles perspective. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2017, 66(6): 4534 – 4549.
- [5] HU X, ZHANG X, TANG X, et al. Model predictive control of hybrid electric vehicles for fuel economy, emission reductions, and inter-vehicle safety in car-following scenarios. *Energy*, 2020, 196: 1 – 13.
- [6] SU Ling, ZENG Yuping, QIN Datong. Current situation and development trend of plug in hybrid electric vehicle's energy management strategies. *Journal of Chongqing University*, 2017, 40(2): 10 – 15.
(苏岭, 曾育平, 秦大同. 插电式混合动力汽车能量管理策略研究现状和发展趋势. 重庆大学学报, 2017, 40(2): 10 – 15.)
- [7] LI H, ALEXANDRE R, ABDOUL N, et al. Online adaptive equivalent consumption minimization strategy for fuel cell hybrid electric vehicle considering power sources degradation. *Energy Conversion and Management*, 2019, 192: 133 – 149.
- [8] QIAN Lijun, QIU Lihong, XIN Fulong, et al. Energy management control strategy and optimization for plug-in 4WD hybrid electric vehicle. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2015, 31(13): 68 – 76.
(钱立军, 邱利宏, 辛付龙, 等. 插电式四驱混合动力汽车能量管理控制策略及其优化. 农业工程学报, 2015, 31(13): 68 – 76.)
- [9] SI Yuan, QIAN Lijun, QIU Lihong, et al. Energy management of a 4WD hybrid electric vehicle based on ECMS. *China Mechanical Engineering*, 2017, 28(9): 1112 – 1117.
(司远, 钱立军, 邱利宏, 等. 基于等效油耗最小的四驱混合动力汽车能量管理. 中国机械工程, 2017, 28(9): 1112 – 1117.)
- [10] GUO J Q, HE H W, PENG J K, et al. A novel MPC-based adaptive energy management strategy in plug-in hybrid electric vehicles. *Energy*, 2019, 175: 378 – 392.
- [11] XIE S B, HU X S, LIU T, et al. Predictive vehicle- following power management for plug-in hybrid electric vehicles. *Applied Energy*, 2019, 253: 113617.
- [12] ZHANG J, SHEN T. Real-time fuel economy optimization with non-linear MPC for PHEVs. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, 2016, 24(6): 2167 – 2175.
- [13] LI J, ZHOU Q, HE Y L, et al. Dual-loop online intelligent programming for driver-oriented predict energy management of plug-in hybrid electric vehicles. *Applied Energy*, 2019, 253: 113617.
- [14] ZENG X, WANG J. A parallel hybrid electric vehicle energy management strategy using stochastic model predictive control with road grade preview. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, 2015, 23(6): 2416 – 2423.
- [15] QIAN Lijun, JING Hongjuan, QIU Lihong. Energy management of a 4WD HEV based on SMPC. *China Mechanical Engineering*, 2018, 29(11): 1342 – 1348.
(钱立军, 荆红娟, 邱利宏. 基于随机模型预测控制的四驱混合动力汽车能量管理. 中国机械工程, 2018, 29(11): 1342 – 1348.)
- [16] LI L, YOU S, YANG C. Multi-objective stochastic MPC-based system control architecture for plug-in hybrid electric bus. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2016, 63(8): 4752 – 4763.
- [17] XIANG C L, FENG D, WANG W D, et al. MPC-based energy management with adaptive Markov-chain prediction for a dual-mode hybrid electric vehicle. *Science China Technological Sciences*, 2017, 60(5): 737 – 748.
- [18] FARINA M, ZHANG X, SCATTOLINI R. A hierarchical MPC scheme for interconnected systems. *IFAC-Papers OnLine*, 2017, 50(1): 12021 – 12026.
- [19] ZHANG Y J, CHU L, FU Z C, et al. Optimal energy management strategy for parallel plug-in hybrid electric vehicle based on driving behavior analysis and real time traffic information prediction. *Mechatronics*, 2017, 46: 177 – 192.
- [20] ZHANG Fengqi, HU Xiaosong, XU Kang, et al. Current status and prospects for model predictive energy management in hybrid electric vehicles. *Journal of Mechanical Engineering*, 2019, 55(10): 86 – 108.
(张凤奇, 胡晓松, 许康, 等. 混合动力汽车模型预测能量管理研究现状与展望. 机械工程学报, 2019, 55(10): 86 – 108.)
- [21] LIU T, WANG B, YANG C L. Online markov chain-based energy management for a hybrid tracked vehicle with speedy Q-learning. *Energy*, 2018, 160: 544 – 555.
- [22] LIN X, ZHANG G, WEI S. Velocity prediction using markov chain combined with driving pattern recognition and applied to dual-motor electric vehicle energy consumption evaluation. *Applied Soft Computing Journal*, 2021, 101(2021): 106998.

作者简介:

孙 蕾 硕士, 讲师, 目前研究方向为工业设计及新能源汽车研究, E-mail: 94072408@qq.com;

林歆悠 博士, 副教授, 目前研究方向为车辆动力传动与控制、混合动力电动汽车控制, E-mail: linxinyou@fzu.edu.cn;

莫李平 硕士研究生, 目前研究方向为混合动力汽车能量管理策略, E-mail: 980900094@qq.com.