



## 融合工况预测的燃料电池汽车里程自适应等效氢耗最小控制策略

林歆悠 叶锦泽 王召瑞

### Trip distance adaptive equivalent hydrogen consumption minimization strategy for fuel-cell electric vehicles integrating driving cycle prediction

LIN Xinyou, YE Jinze, WANG Zhaorui

引用本文:

林歆悠, 叶锦泽, 王召瑞. 融合工况预测的燃料电池汽车里程自适应等效氢耗最小控制策略[J]. *工程科学学报*, 2024, 46(2): 376–384. doi: 10.13374/j.issn2095–9389.2022.11.22.005

LIN Xinyou, YE Jinze, WANG Zhaorui. Trip distance adaptive equivalent hydrogen consumption minimization strategy for fuel-cell electric vehicles integrating driving cycle prediction[J]. *Chinese Journal of Engineering*, 2024, 46(2): 376–384. doi: 10.13374/j.issn2095–9389.2022.11.22.005

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13374/j.issn2095–9389.2022.11.22.005>

---

## 您可能感兴趣的其他文章

### Articles you may be interested in

#### 基于增强学习算法的插电式燃料电池电动汽车能量管理控制策略

Energy management control strategy for plug-in fuel cell electric vehicle based on reinforcement learning algorithm

*工程科学学报*. 2019, 41(10): 1332 <https://doi.org/10.13374/j.issn2095–9389.2018.10.15.001>

#### 等效循环电池组剩余使用寿命预测

Investigation of RUL prediction of lithium-ion battery equivalent cycle battery pack

*工程科学学报*. 2020, 42(6): 796 <https://doi.org/10.13374/j.issn2095–9389.2019.07.03.003>

#### BP神经网络IF钢铝耗的预测模型

Prediction model of aluminum consumption with BP neural networks in IF steel production

*工程科学学报*. 2017, 39(4): 511 <https://doi.org/10.13374/j.issn2095–9389.2017.04.005>

#### 能量均衡的间断连接无线网络数据转发策略

Data forwarding strategy for wireless network with intermittent connectivity based on energy equilibrium

*工程科学学报*. 2017, 39(6): 962 <https://doi.org/10.13374/j.issn2095–9389.2017.06.020>

#### 欧洲固体氧化物燃料电池 (SOFC) 产业化现状

Commercialization and future development of the solid oxide fuel cell (SOFC) in Europe

*工程科学学报*. 2020, 42(3): 278 <https://doi.org/10.13374/j.issn2095–9389.2019.10.10.001>

#### 基于安全传输策略的网络化预测控制系统设计

Design of networked predictive control system based on secure transmission strategy

*工程科学学报*. 2017, 39(9): 1403 <https://doi.org/10.13374/j.issn2095–9389.2017.09.014>

# 融合工况预测的燃料电池汽车里程自适应等效氢耗最小控制策略

林歆悠<sup>✉</sup>, 叶锦泽, 王召瑞

福州大学机械工程及自动化学院, 福州 350002

<sup>✉</sup>通信作者, E-mail: [linxinyou@fzu.edu.cn](mailto:linxinyou@fzu.edu.cn)

**摘要** 为有效地提高插电式燃料电池汽车的经济性, 实现燃料电池和动力电池的功率最优分配, 考虑到行驶工况、电池荷电状态(State of charge, SOC)、等效因子与氢气消耗之间的密切联系, 制定融合工况预测的里程自适应等效氢耗最小策略. 通过基于误差反向传播的神经网络来实现未来短期车速的预测, 分析未来车辆需求功率变化, 同时借助全球定位系统规划一条通往目的地的路径, 智能交通系统便可获取整个行程的交通流量信息, 利用行驶里程和 SOC 实时动态修正等效消耗最小策略中的等效因子, 实现能量管理策略的自适应性. 基于 MATLAB/Simulink 软件, 搭建整车仿真模型与传统的能量管理策略进行仿真对比验证. 仿真结果表明, 采用基于神经网络的工况预测算法能够较好地预测未来短期工况, 其预测精度相较于马尔可夫方法提高 12.5%, 所提出的能量管理策略在城市道路循环工况 (UDDS) 下的氢气消耗比电量消耗维持 (CD/CS) 策略下降 55.6%. 硬件在环试验表明, 在市郊循环工况 (EUDC) 下的氢气消耗比 CD/CS 策略下降 26.8%, 仿真验证结果表明了所提出的策略相比于 CD/CS 策略在氢气消耗方面的优越性能, 并通过硬件在环实验验证了所提策略的有效性.

**关键词** 燃料电池汽车; 能量管理策略; 等效消耗最小策略; 工况预测; 反向传播神经网络

**分类号** U461.8

## Trip distance adaptive equivalent hydrogen consumption minimization strategy for fuel-cell electric vehicles integrating driving cycle prediction

LIN Xinyou<sup>✉</sup>, YE Jinze, WANG Zhaorui

College of Mechanical Engineering and Automation, Fuzhou University, Fuzhou 350002, China

<sup>✉</sup>Corresponding author, E-mail: [linxinyou@fzu.edu.cn](mailto:linxinyou@fzu.edu.cn)

**ABSTRACT** The environment pollution and petroleum problems, which are increasingly becoming serious, have caused the vehicle industry to transition into a low-carbon and energy-saving industry. During processes, plug-in fuel-cell electric vehicles (PFCEVs) play an important role due to their advantages of rapid fueling, high energy density and efficiency, low operating temperature, and zero onboard emissions. PFCEVs use high-capacity rechargeable batteries to avoid working in low-efficiency areas. However, a robust energy management strategy that can achieve reliable energy distribution by regulating the output power of the fuel cell and battery within the hybrid powertrain merits further investigation. Considering the close relationship between the driving cycle, state of charge (SOC), equivalent factor, and hydrogen consumption, a trip distance adaptive equivalent consumption minimum strategy integrating driving cycle prediction is proposed. A backpropagation-based neural network is used to predict short-term vehicle velocity and analyze future changes in vehicle demand power. Planning a path to the destination with the help of the global positioning system, the intelligent transportation system can also obtain traffic flow information for the entire trip. The equivalent factor is dynamically corrected in real

收稿日期: 2022–11–22

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (52272389, 51505086); 载运工具与装备教育部重点实验室开放课题 (KLCE2022-08); 安徽工程大学检测技术与节能装置安徽省重点实验室开放研究基金资助项目 (JCKJ2021A04)

time using the driving distance and SOC to realize the adaptability of the energy management strategy. Finally, the velocity prediction sequence is combined with the objective function. The sequential quadratic programming algorithm is used to optimize the equivalent hydrogen consumption of the objective function and to obtain the distributed power of the fuel cell and battery. The vehicle simulation model is built and compared with a traditional energy management strategy based on MATLAB/Simulink software. The simulation results show that the driving cycle prediction algorithm based on the backpropagation-based neural network predicts future short-term conditions better, with a 12.5% higher accuracy than the Markov method. The proposed energy management strategy allows the fuel cell to operate in high-efficiency areas. The hydrogen consumption is 55.6% less than that of the CD/CS strategy under the UDDS cycle. The hardware in the loop experiment verifies a hydrogen consumption that is 26.8% less than that of the CD/CS strategy under the EUDC cycle. The numerical validation results demonstrate the superior performance of the proposed strategy in terms of hydrogen consumption over the CD/CS strategy. The effectiveness of the proposed strategy is validated by hardware during the loop experiment.

**KEY WORDS** fuel cell electric vehicle; energy management strategy; equivalent consumption minimum strategy; driving cycle prediction; BP neural network

燃料电池汽车以氢气为能源, 不会造成污染, 且具有能量转换率高, 补给燃料时间短等优势<sup>[1]</sup>, 是替代传统汽车的理想新能源车型。燃料电池汽车通常要加储能装置, 如动力电池或超级电容等<sup>[2-3]</sup>, 来弥补燃料电池不能回收制动能量的缺陷并改善其功率密度低和动态响应慢等性能缺陷<sup>[4-6]</sup>。随着储能装置的加入, 需要能量管理策略来合理分配燃料电池和动力电池的能量, 现有的能量管理策略主要集中在规则策略和优化策略两大方向<sup>[7]</sup>。基于规则的能量管理策略易于实现, 但其依赖人工经验进行规则的制定, 导致控制效果不佳<sup>[8]</sup>。基于优化的策略一般通过建立含有约束条件的目标成本函数, 利用算法对其求解完成动力系统的能量分配, 具体又可以分为全局优化策略和瞬时控制策略<sup>[9]</sup>。全局优化策略, 比如动态规划算法<sup>[10-11]</sup>和庞特里亚金最小原理算法<sup>[12]</sup>, 虽然可以获得全局最优解, 但需要驾驶工况完全已知<sup>[13]</sup>, 不能实时进行最佳能量的分配<sup>[14]</sup>。相比于全局优化策略, 瞬时优化策略不需要事先掌握工况, 更适于实时应用<sup>[15]</sup>。其中, 作为瞬时优化策略的代表, 等效消耗最小策略 (Equivalent consumption minimum strategy, ECMS) 应用最为广泛<sup>[16-17]</sup>。在文献 [18] 中发现等效因子会对 ECMS 的优化效果产生重要影响, 利用遗传算法对系统效率进行优化得到最佳等效因子优化图, 实时分配发动机和驱动电机的功率, 能够有效降低耗油量。

在实际的道路条件下, 行驶工况会影响燃料电池混合动力系统动力源的分配, 进而影响整车的经济性<sup>[11]</sup>。对于行驶工况预测的研究主要集中在车速预测方面, 其预测方法包括基于指数变化的方法和基于数据驱动的方法<sup>[19]</sup>。基于指数变化的预测方法借助预先设置的指数模型进行未来车

速的预测, 具有局限性。基于数据驱动的方法在已有行驶工况数据的基础上预测车速, 主要有马尔可夫链预测方法<sup>[20]</sup>和神经网络预测方法<sup>[21]</sup>。文献 [22] 通过建立马尔可夫预测模型构建了随机模型预测控制框架, 相比基于规则的控制策略, 该策略平均燃油经济性的燃油消耗降低了 21.47%, 但是在马尔可夫预测模型训练过程中, 一些突变工况可能会被完全忽略掉<sup>[23]</sup>。文献 [24] 将加速度和速度序列作为反向传播神经网络 (Back-propagation neural network, BPNN) 的输入来预测未来较短时域内的车速序列, 来改善能量管理策略的控制效果。

因此, 本文将瞬时优化 ECMS 和预测工况相结合, 转换成短期预测时域内的局部优化问题, 提出融合工况预测的里程自适应等效氢耗最小策略 (Predictive trip distance adaptive equivalent consumption minimum strategy, PTDA-ECMS)。采用 BPNN 神经网络对未来车速进行预测, 提高预测精度, 利用预测的车速预测未来的功率需求, 再结合行驶里程和电池荷电状态 (SOC) 实时调整等效因子, 合理分配动力电池和燃料电池的功率, 最后进行软件仿真和硬件在环试验分析验证该策略能够有效提高整车经济性。

## 1 燃料电池汽车动力系统建模

本文研究的对象为插电式燃料电池汽车, 主要参数如表 1 所示, 其动力系统主要由燃料电池、动力电池、驱动电机和减速传动机构构成, 如图 1 所示。

插电式燃料电池汽车工作模式分为纯电动模式和混合驱动模式。在纯电动模式下, 电机需求功率  $P_m$  全部由动力电池提供, 在混合驱动模式下, 由动力电池输出功率  $P_B$  和燃料电池输出功率  $P_{FC}$  共

表 1 燃料电池汽车的基本参数

Table 1 Basic parameters of the fuel cell electric vehicle

Parameter	Value
Vehicle mass/kg	1270
Frontal area/ m <sup>2</sup>	2.06
Tire radius/m	0.313
Driving motor	Maximum torque: 271; Power: 75 kW
Fuel cell maximum power/kW	50
Nominal capacity of battery pack/ (A·h)	20.7

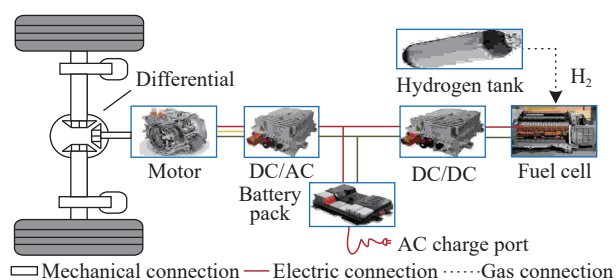


图 1 燃料电池汽车动力系统结构

Fig.1 Dynamic model of the fuel cell electric vehicle

同提供:

$$P_m(t) = P_B(t) + P_{FC}(t) \cdot \eta_{DC/DC} \quad (1)$$

其中,  $\eta_{DC/DC}$  为 DC/DC(直流转直流) 转换器效率,  $t$  为时间, 根据汽车行驶时的功率平衡方程式, 驱动车辆所需的电力功率  $P_m$  为

$$P_m = \frac{(F_f + F_a + F_i + F_j) \cdot v}{3600 \cdot \eta_{DC/AC}} \quad (2)$$

其中,  $v$  为车速,  $F_f$  为滚动阻力,  $F_a$  为空气阻力,  $F_i$  为坡度阻力,  $F_j$  为加速阻力.  $\eta_{DC/AC}$  为 DC/AC(直流转交流) 转换器效率.

### 1.1 燃料电池模型

本文选用型号为 FC\_ANL50H2 的燃料电池, 该燃料电池最大输出功率为 50 kW, 最高效率为 0.6. 燃料电池的氢气消耗率  $\dot{m}_{FC}$  为

$$\dot{m}_{FC} = \frac{P_{FC}}{\eta_{FC} LHV_{H_2}} \quad (3)$$

其中,  $\eta_{FC}$  为燃料电池的效率,  $LHV_{H_2}$  为氢气的低热值, 其值为  $120 \text{ MJ} \cdot \text{kg}^{-1}$  [25].

### 1.2 动力电池模型

燃料电池汽车行驶时的需求功率在混合驱动模式下需要由燃料电池和动力电池共同提供, 故动力电池所能提供的功率  $P_B$  应该满足:

$$P_{B,\max} \geq \frac{P_{m,\max}}{\eta_{DC/AC} \cdot \eta_m} - P_{FC,\max} \cdot \eta_{DC/DC} \quad (4)$$

其中,  $P_{m,\max}$  和  $\eta_m$  为电机的最大功率和效率, 电池组的总容量为 20.7 A·h. 本文采用 Rint 等效电路模型, 只考虑电池的欧姆内阻, 电池的电流  $I_b$  为

$$I_b = \frac{U_{oc} - \sqrt{U_{oc}^2 - 4R_0 P_b}}{2R_0} \quad (5)$$

其中,  $U_{oc}$  为动力电池的开路电压,  $P_b$  表示动力电池单体的功率,  $R_0$  为动力电池等效内阻.  $Q$  为电池容量,  $SOC_0$  为电池初始状态的 SOC, SOC 定义为状态变量, 取值如下:

$$SOC = SOC_0 - \frac{\int_0^t I_b dt}{Q} \quad (6)$$

## 2 基于 BP 神经网络的工况预测

### 2.1 构建训练数据

对典型行驶数据和三种行驶工况聚类中心的欧式距离进行计算, 选取 MANHATTAN、NurembergR36 和 NYCC 三种典型工况为城市工况代表, IM240、SC03 和 INDIA\_HWY 代表郊区工况, US06\_HWY、REPO5 和 HWFET 代表高速路工况. 将上述 9 个典型工况随机排序, 合并成为样本数量为 7031 的训练数据, 如图 2 所示.

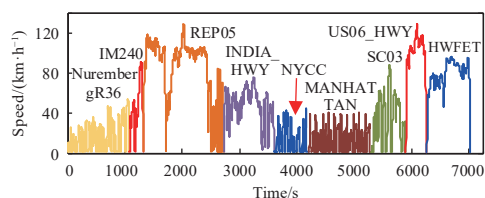


图 2 BNPP 训练数据

Fig.2 BPNN training data

### 2.2 BPNN 网络训练

选取历史车速序列  $v_h = [v_{t-H_h+1}, \dots, v_{t-1}, v_t]$  和历史加速度序列  $a_h = [a_{t-H_h+1}, \dots, a_{t-1}, a_t]$  作为输入向量, 预测车速序列  $\hat{v}_p = [\hat{v}_{t+1}, \hat{v}_{t+2}, \dots, \hat{v}_{t+H_p}]$  为输出向量. 其中,  $t$  为当前时刻,  $H_h$  和  $H_p$  分别为历史时域长度和预测时域长度, 将两个值之间的关系设置为  $H_h - H_p = 1$ . 每一个输入和输出参数各占用一个神经元, 则输入层和输出层神经元的数目分别设置为  $2H_h$  和  $H_p$ . 而隐藏层神经元的数目过少则预测精度不够, 过多则带来较大的复杂程度, 故将其数目设置为 10. 输入向量和输出向量之间的关系为

$$\hat{v}_p = f_{NN}([v_h, a_h]) \quad (7)$$

其中,  $f_{NN}$  表示 BP 网络的非线性映射函数. BP 网络隐藏层和输出层激活函数均采用双曲正切 S 型函数 tansig, 即

$$f(x) = \frac{1 - e^{-x}}{1 + e^{-x}} \quad (8)$$

训练算法采用 Levenberg-Marquardt 算法, 训练次数为 10000, 训练目标设置为  $10^{-5}$ . 为避免无法收敛情况的发生, 将学习率设置为 0.1. 计算出整个工况车速预测的平均均方根误差(RMSE)作为评判标准, 其计算公式为

$$RMSE = \frac{1}{L_{DC}} \sum_t \sqrt{\frac{1}{H_p} \sum_{i=1}^{H_p} (\hat{v}_{t+i}(t) - v_{t+i})^2} \quad (9)$$

其中, RMSE表示平均均方根,  $L_{DC}$ 为整个典型工况的长度. 由图3可知, 当神经网络模型迭代了21次后已基本稳定, 其验证集的均方根误差为  $4.1504 \text{ km} \cdot \text{h}^{-1}$ , 训练集和测试集误差基本相同, 说明该神经网络模型没有发生过拟合, 具有较好的泛化能力, 能实现对车速时间序列较好的预测.

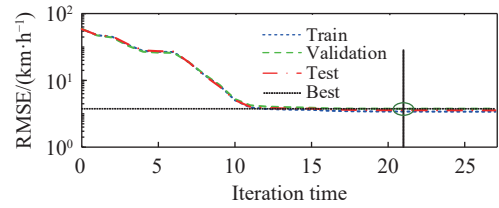


图3 神经网络训练迭代过程

Fig.3 Training iteration process of the neural network

### 3 融合工况预测里程自适应 ECMS

燃料电池汽车的能量管理策略的实质是根据所处的工况合理分配动力电池和燃料电池的功率, 达到氢耗最小的目的, 所制定的 PTDA-ECMS 的实现框架如图4所示. PTDA-ECMS 的核心思想可表述为: 首先, 在车辆行驶过程中的任意时刻, 根据当前时刻的 SOC 与剩余行驶里程获取剩余纯电行驶里程, 求得实时的里程自适应等效因子, 再

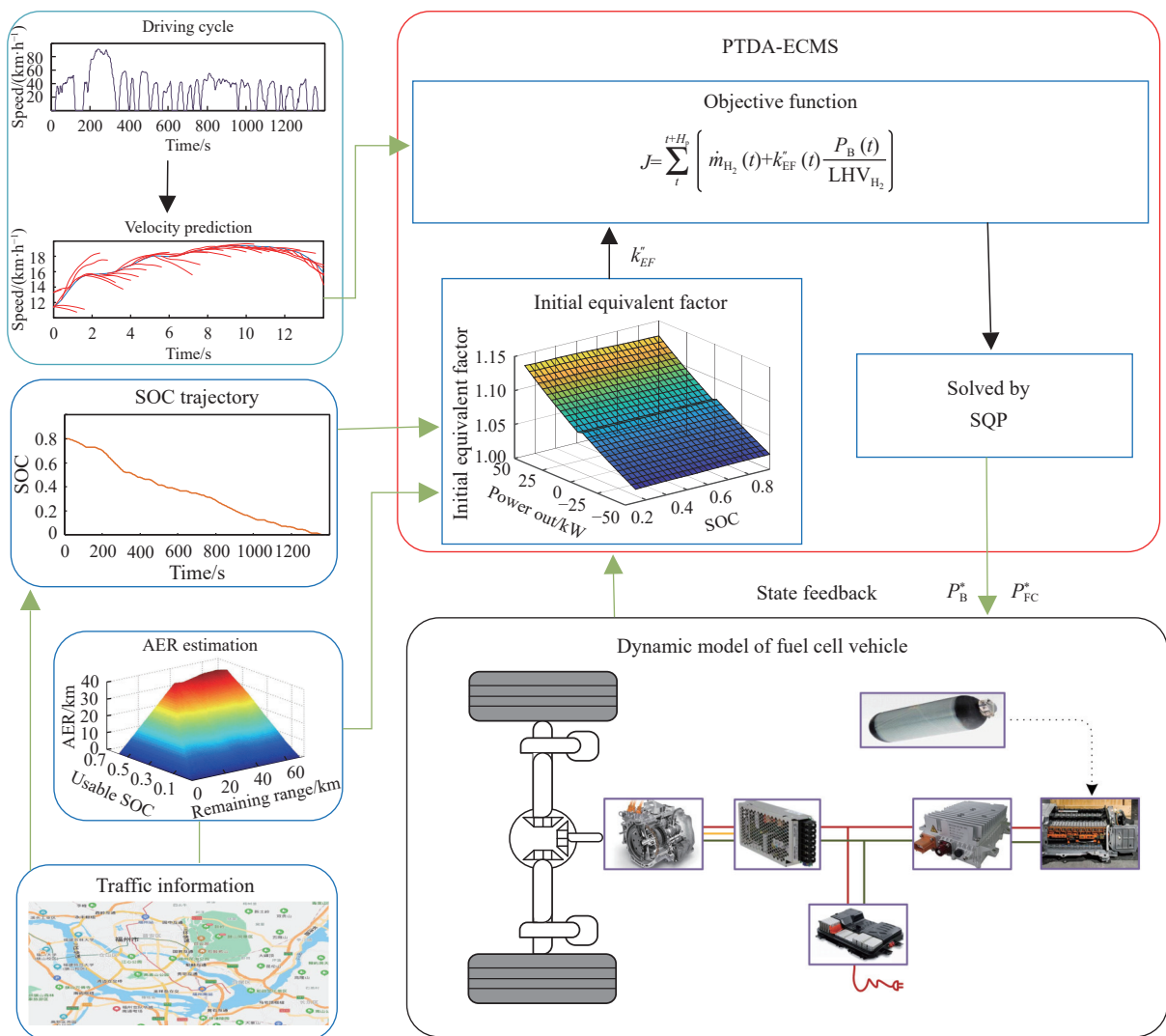


图4 PTDA-ECMS 能量管理策略框架

Fig.4 Framework of the PTDA-ECMS energy control strategy

结合当前 SOC 与参考 SOC 之间的差值, 便可获得经参考 SOC 惩罚后的等效因子. 通过神经网络预测未来短期时域内的车速获得预测需求功率, 然后将预测结果结合到目标函数当中, 利用序列二次规划 (Sequence quadratic programming, SQP) 算法对优化目标函数式进行求解, 最后进行动力电池的功率  $P_B^*$  和燃料电池的功率  $P_{FC}^*$  分配.

### 3.1 里程自适应等效因子动态调整

ECMS 的提出最早是运用于充电维持型混合动力汽车, 在电量维持模式中, 动力电池的能量全部来自于燃料电池, 所以可以将电池消耗的电量看成氢气的消耗, 等效因子代表电量和氢气消耗的转换关系, 其初始等效因子  $k_{EF}$  为

$$k_{EF} = \begin{cases} \frac{\eta_{chg}}{\bar{\eta}_{DC/DC}\bar{\eta}_{dis}}, & \text{充电} \\ \frac{1}{\bar{\eta}_{DC/DC}\bar{\eta}_{chg}\eta_{dis}}, & \text{放电} \end{cases} \quad (10)$$

其中,  $\eta_{chg}$ 、 $\eta_{dis}$  为电池充电效率和放电效率,  $\bar{\eta}_{chg}$ 、 $\bar{\eta}_{dis}$  和  $\bar{\eta}_{DC/DC}$  分别为电池充电平均效率、放电平均效率和 DC/DC 转换器平均效率. 计算得到初始等效因子  $k_{EF}$  与 SOC 和功率之间的关系如图 5 所示.

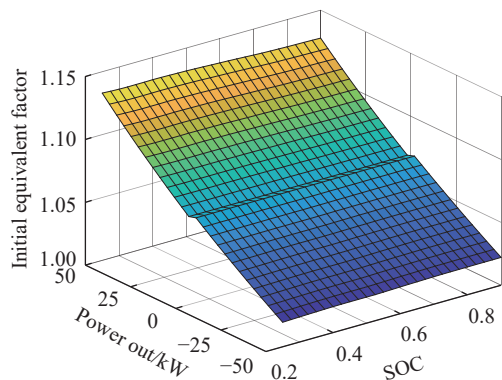


图 5 初始等效因子

Fig.5 Initial equivalent factor

分析发现, 等效因子对 ECMS 的效果影响很大, 所以本文考虑 SOC 和纯电行驶里程对等效因子的影响. 本文研究的插电式燃料电池装配有较大容量的动力电池组, 当动力电池剩余电量较多时, 可以充分利用较为廉价的电能, 降低等效因子的值, 即此时使用电能所带来的成本相对较低, 能量管理策略倾向于增加对动力电池的使用, 而电量较低时则可以通过燃料电池进行充电. 此外, 如果动力电池 SOC 能够供车辆完成剩余行驶里程时, 等效因子也应尽量减小, 其余情况下其值则适当增大以增加燃料电池的使用, 故等效因子的值

应结合电池 SOC 以及剩余纯电行驶里程来确定.

在等效因子  $k_{EF}$  的基础上, 首先定义每一时刻氢气价格与电能价格之间的比值因子  $k_{C1}$  为

$$k_{C1} = \frac{b \cdot k_{EF} \cdot C_{H_2}}{LHV_{H_2} C_E} \quad (11)$$

其中,  $b = 3.6$  为单位转换系数, 电价  $C_E$  为  $0.66 \text{ ¥} \cdot \text{kW} \cdot \text{h}^{-1}$ , 氢气价格  $C_{H_2}$  为  $40 \text{ ¥} \cdot \text{kg}^{-1}$  [26].

在行程开始前, 借助全球定位系统规划好通往目的地的路线, 利用智能交通系统对剩余行驶里程  $D_r$  进行预估, 若小于或者等于此时插电式燃料电池汽车纯电行驶里程 (All electric range, AER)  $D_{AER}$ , 可以靠动力电池单独驱动模式行驶至目的地, 在该模式下的等效因子  $k_{EF,e}$  为

$$k_{EF,e} = \frac{k_{EF}}{k_{C1}} = \frac{\bar{\eta}_{FC} LHV_{H_2} C_E}{b \cdot C_{H_2}} \quad (12)$$

其中,  $\bar{\eta}_{FC} = 0.4746$  为燃料电池效率的平均值. 而当剩余行驶里程不能全部以纯电模式行驶时, 应将等效因子调高, 增加氢气的消耗. 此时的等效因子  $k_{EF,b}$  为

$$k_{EF,b} = k_{EF,e} + (k_{EF} - k_{EF,e}) \sqrt{1 - \kappa^2} \quad (13)$$

$$\kappa = \min\left(\frac{D_{AER}}{D_r}, 1\right) \quad (14)$$

在式 (13) 中, 若剩余纯电行驶里程  $D_{AER}$  为 0 时,  $k_{EF,b} = k_{EF} = 0$ , 反映在电量维持 (Charge sustaining, CS) 阶段下的等效因子. 剩余行驶里程  $D_r$  为总行驶里程  $D_a$  与当前位置已行驶里程  $D_t$  之间的差值. 定义  $\overline{SOC} (\text{km}^{-1})$  为单位里程所消耗的电池 SOC. 由于不同类型行驶工况下, 整车需求功率等情况存在较大差异, 因此该值也应不同. 选取上文所列 9 个典型行驶工况中较能代表三种不同工况类型的行驶工况, 求得所研究车辆构型在城市工况、郊区工况和高速路工况下的  $\overline{SOC}$  分别为  $0.01934 \text{ km}^{-1}$ 、 $0.01394 \text{ km}^{-1}$  和  $0.01575 \text{ km}^{-1}$ . 车辆行驶至某一里程时所对应的 SOC 消耗值便可估算出来, 进而推断出纯电行驶里程. 在工况预测结果的基础上, 车辆行驶至某一里程时所消耗的电量便可估算出来. 根据公式 (14), 当剩余纯电行驶里程  $D_{AER}$  大于剩余行驶里程  $D_r$  时, 可以视为  $D_{AER}$  与  $D_r$  相等, 并不影响最终等效因子的值. 如图 6 所示, 动力电池剩余可用 SOC 和剩余行驶里程与剩余纯电行驶里程之间的关系供插值使用.

行驶里程自适应 (Trip distance adaptive, TDA) 等效因子  $k'_{EF}$  可以归纳为

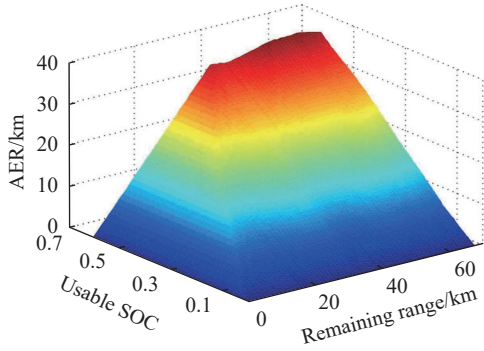


图6 纯电里程插值曲面

Fig.6 Interpolation surface of all electric ranges

$$k'_{EF} = \begin{cases} k_{EF,e}, & D_{AER} \geq D_r \\ k_{EF,b} = k_{EF,e} + (k_{EF} - k_{EF,e}) \sqrt{1 - \kappa^2}, & 0 < D_{AER} < D_r \\ k_{EF}, & D_{AER} = 0 \end{cases} \quad (15)$$

为充分利用动力电池电量, 根据行驶里程规划一条参考 SOC 轨迹使行程结束时的 SOC 尽可能到达允许范围内的最低值, 对里程自适应等效因子进行修正. 具体为

$$SOC_R(t) = SOC_0 - \frac{D_t}{D_a}(SOC_0 - SOC_{\min}) \quad (16)$$

自适应等效因子的修正系数  $k_{SOC}$  定义为

$$k_{SOC}(t) = 1 + m \cdot \left( \frac{SOC_R(t) - SOC(t)}{0.02} \right)^{2n+1} \quad (17)$$

其中,  $m$  和  $n$  ( $n \in \mathbb{N}$ ) 为常数. 本文将  $n$  的值为 1,  $m$  按  $SOC_R(t) \geq SOC(t)$  和  $SOC_R(t) < SOC(t)$  两种情况分别设置为 800 和 1. 最终的等效因子  $k'_{EF}$  确定为  $k'_{EF}$  和  $k_{SOC}$  的乘积为

$$k_{EF}'' = k'_{EF} \cdot k_{SOC} \quad (18)$$

### 3.2 构建 PTDA-ECMS 的目标函数

PTDA-ECMS 将整车的氢耗分成燃料电池的实际氢耗和动力电池的等效氢耗, 结合前面的速度预测, 对于每一时刻  $k$ , 以动力电池功率  $P_B$  为控制变量, SOC 为状态变量, 构造优化目标函数为:

$$\min J = \sum_t^{t+H_p} \left( \dot{m}_{H_2}(P_{FC}(t), t) + \dot{m}_{B\_equ}(P_B(t), SOC, t) \right) = \sum_t^{t+H_p} \left( \dot{m}_{H_2}(t) + k_{EF}''(t) \frac{P_B(t)}{LHV_{H_2}} \right) \quad (19)$$

其中,  $J$  为预测时域内的等效氢耗,  $k_{EF}''$  为电能消耗与氢耗之间的等效因子,  $\dot{m}_{H_2}$  为燃料电池瞬时氢耗,  $\dot{m}_{B\_equ}$  表示动力电池瞬时等效氢耗,  $H_p$  为预测时域长度. 式 (19) 中的控制优化问题需要满足一定的约束条件, 速度预测的输出为预测时域内的

预测车速序列  $\hat{v}_p = [\hat{v}_{t+1}, \hat{v}_{t+2}, \dots, \hat{v}_{t+H_p}]$ , 根据此序列可以求出预测需求功率序列  $\hat{P}_m = [\hat{P}_{m,t}, \hat{P}_{m,t+1}, \dots, \hat{P}_{m,t+H_p}]$  用于约束条件中, 具体为

$$\begin{cases} P_{B\_min} \leq P_B(t) \leq P_{B\_max} \\ P_{FC\_min} \leq P_{FC}(t) \leq P_{FC\_max} \\ SOC_{\min} \leq SOC(t) \leq SOC_{\max} \end{cases} \quad (20)$$

其中, 带下标 min 和 max 的变量分别表示相应变量的最小值和最大值.

## 4 验证及结果分析

### 4.1 车速预测结果分析

为了验证神经网络对工况预测的准确性, 对中国轻型汽车行驶工况 CLTC-P 进行预测, 如图 7 所示, 预测时域为 2、5 和 10 s 的 RMSE 分别为 1.5082、2.5711 和 14.8555. 当预测时域为 2 s 时, 虽然预测误差较小, 但车速预测时间太短对能量管理策略意义不大, 而预测时域为 10 s 时则出现较大误差, 故选取 5 s 作为预测时域长度较为合适. 当预测时域长度为 5 s 时, 采用马尔可夫方法<sup>[27]</sup>的车速预测平均 RMSE 为 2.9392, 本文方法的精度相比其提升 12.5%.

### 4.2 能量管理策略仿真结果对比

为了清晰衡量 PTDA-ECMS 对氢耗经济性的改善程度, 所采用的仿真工况为 UDDS 工况. 若初始 SOC 设置过高, 不容易展示其具体效果, 故将初始 SOC 值设置为 0.40. 选用里程自适应 ECMS (Trip distance adaptive ECMS, TDA-ECMS) 作为对比, 图 8 分别对三种不同策略在 UDDS 工况的 SOC 变化情况进行了对比. CD/CS 策略<sup>[28]</sup>在前期均倾向于消耗尽电池的电量, 在后期进入充电维持阶段, 而 TDA-ECMS 和 PTDA-ECMS 由于通过参考 SOC 对行驶里程自适应等效因子加以惩罚, 其 SOC 变化曲线接近于一条由初始 SOC 逐渐下降至最低 SOC 值的直线, 充分利用了电池的电量. TDA-ECMS 和 PTDA-ECMS 两种策略的 SOC 变化曲线非常接近, 但与 TDA-ECMS 相比, PTDA-ECMS 倾向于减少充电量和增加放电量. 在行程结束时, CD/CS 策略的最终 SOC 与 TDA-ECMS 和 PTDA-ECMS 两种策略的最终 SOC 有较大差距.

SOC 变化情况直接影响到燃料电池相关参数的变化, 图 9 对三种策略在两个工况下的燃料电池功率和氢耗变化情况进行了对比. CD/CS 策略下燃料电池在前期不参与工作, 后期为主要动力源, 氢耗增加明显. TDA-ECMS 和 PTDA-ECMS 在燃料电池功率上有较大差别, 在能量管理策略中融入车速预测可以更合理利用燃料电池功率对动力

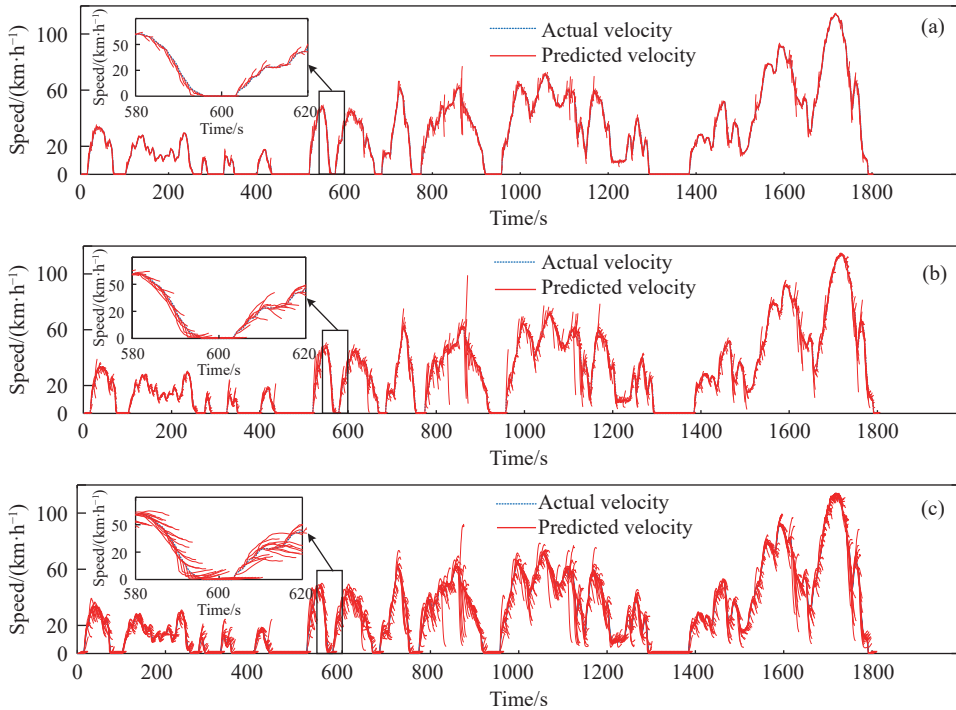


图 7 CLTC-P 工况下不同时段的车速预测结果. (a)2 s; (b)5 s; (c)10 s

Fig.7 Velocity prediction results in different time domains under the CLTC-P cycle: (a) 2 s; (b) 5 s; (c) 10 s

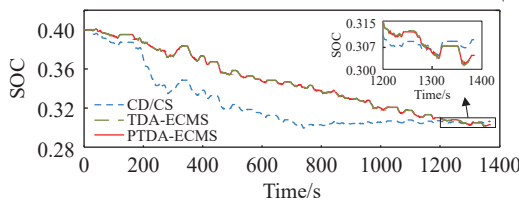


图 8 UDDS 工况的 SOC 变化对比

Fig.8 Comparison of the SOC changes under the UDDS cycle

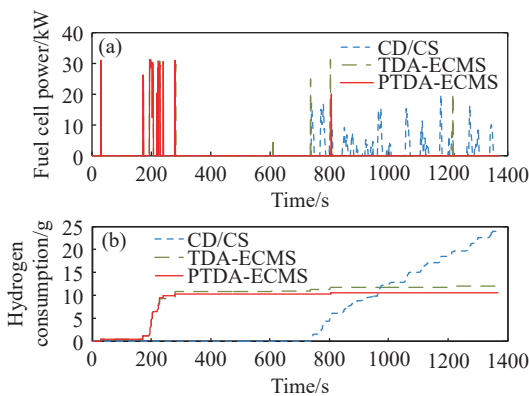


图 9 UDDS 工况下不同策略的仿真结果对比. (a)燃料电池功率; (b)氢气消耗量

Fig.9 Simulation results comparison of different strategies under the UDDS cycle: (a) fuel cell power; (b) hydrogen consumption

电池功率进行补充. CD/CS 策略的氢耗值为 23.9 g, TDA-ECMS 和 PTDA-ECMS 两种策略的氢耗分别为 12 g 和 10.6 g. 相比于 CD/CS 策略和 TDA-ECMS, PTDA-ECMS 在氢耗方面分别下降 55.6% 和 11.7%.

由于等效因子的存在, 可以求出 TDA-ECMS 和 PTDA-ECMS 两种策略的等效氢耗, 其值分别为 80.5 g 和 77.9 g, 相比不含车速预测的 TDA-ECMS, 本文提出的 PTDA-ECMS 在等效氢耗上降低了 3.2%.

### 4.3 硬件在环试验结果与分析

为进一步验证 PTDA-ECMS 的有效性, 搭建了基于 D2P 的硬件在环试验平台如图 10 所示, 试验平台由驱动电机、负载电机、电子控制单元 (Vehicle control unit, VCU) 及其附件、燃料电池系统、动力电池系统、DC/DC 转换器、数据采集控制器局域网总网 (Controller area network, CAN) 及其控制系统组成. 在 Matlab/Simulink 中采用 MotoHawk 搭建 PTDA-ECMS 模型, 通过 D2P 开发软件和编译器转变成 C 代码, 代码生成后使用 USB-CAN 连接器刷写入 VCU 中, 实现本文提出的能量管理策略代码在新能源车辆试验台架下的运行, 最后通过数据采集系统对实验数据实时采集.

在 EUDC 工况对 PTDA-ECMS、TDA-ECMS 和 CD/CS 策略进行硬件在环试验对比. 由图 11 可以看出, CD/CS 策略在前期 SOC 快速下降, 而另外两种策略参考了电池 SOC 轨迹, 更加充分利用电池的电量, 在 EUDC 的最后阶段, CD/CS 策略 SOC 的上升程度相比另外的明显降低, CD/CS、TDA-ECMS 和 PTDA-ECMS 最终的 SOC 值分别为 0.3240、0.3279 和 0.3881.

由图 12 可以看出, CD/CS 策略在前期燃料电



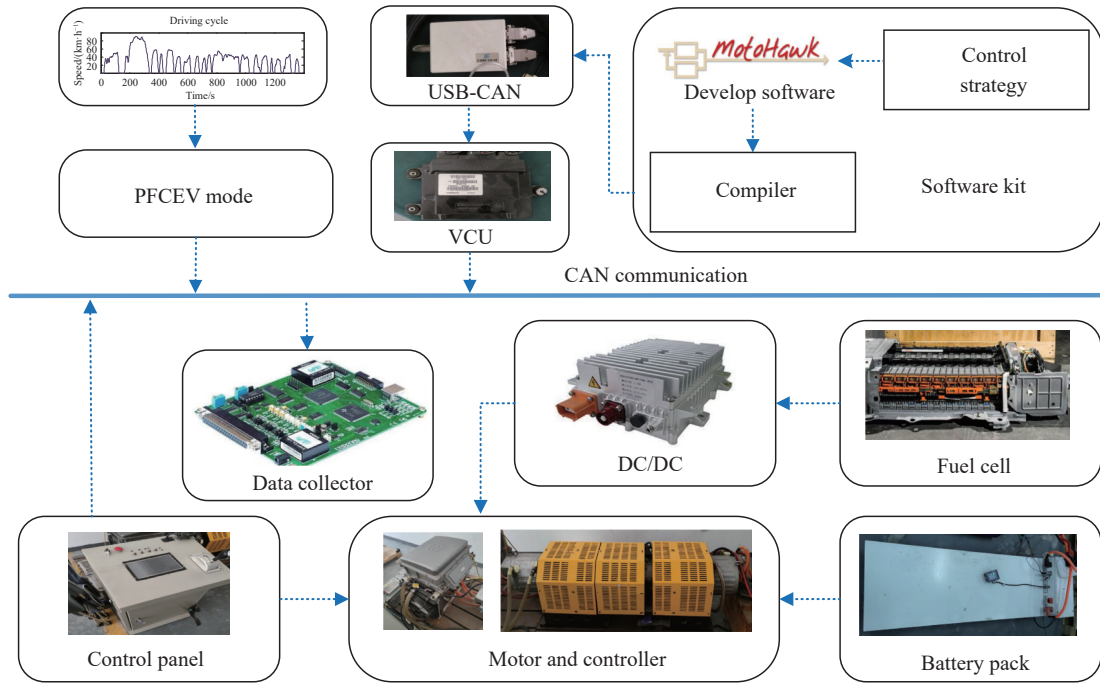


图 10 硬件在环试验原理图

Fig.10 Schematic illustration of the hardware in the loop experiment

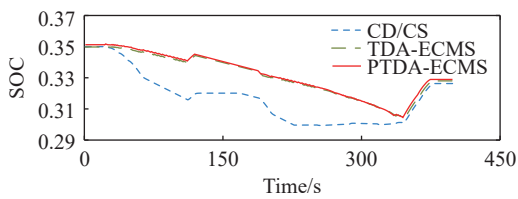


图 11 EUDC 工况下的 SOC 变化对比

Fig.11 Comparison of the SOC changes under the EUDC cycle

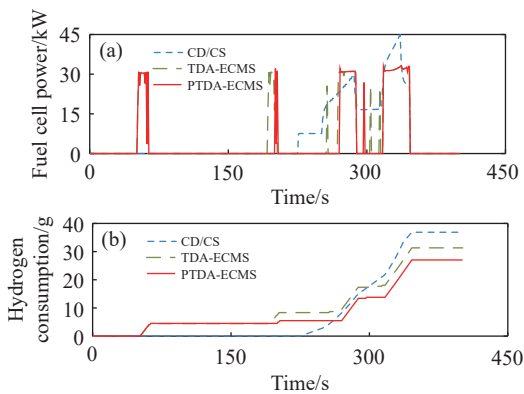


图 12 EUDC 工况下不同策略的硬件在环试验结果对比。(a)燃料电池功率(b)氢气消耗量

Fig.12 Hardware in the loop testing comparison of different strategies under EUDC Conditions of different strategies under the EUDC cycle: (a) fuel cell power; (b) hydrogen consumption

池没有参与工作, 在进入 CS 模式后才开启, 其输出功率比其他两种策略变换范围更大, 导致燃料电池不能在高效率区域工作, 增加了氢耗. CD/CS 策略、TDA-ECMS 和 PTDA-ECMS 的氢耗分别为 36.9、

31.3 和 27 g, 本文策略 PTDA-ECMS 的氢耗相比前两种策略分别下降 26.8% 和 13.7%. 在等效氢耗方面, TDA-ECMS 为 76 g, PTDA-ECMS 为 68 g, 降低了 10.5%. 硬件在环试验结果和仿真结果基本一致, 说明本文所提出的 PTDA-ECMS 在氢耗优化方面存在较大优势.

## 5 结论

本文以插电式燃料电池汽车为研究对象, 提出了融合工况预测的里程自适应等效氢耗最小策略. 通过基于神经网络的工况预测算法预测未来车辆的车速、分析未来车辆需求功率变化, 根据行驶里程和 SOC 对等效因子实时调整, 并规划参考 SOC 轨迹对等效因子进行惩罚, 实现动力电池和燃料电池的功率最优分配, 主要结论如下:

(1) 仿真结果表明, 基于 BPNN 的工况预测算法能够准确预测未来短期的工况, 比马尔可夫方法的精度提升 12.5%.

(2) 本文制定的 PTDA-MECS 能够根据预测的工况合理分配燃料电池和动力电池的功率, 充分利用动力电池的电量, 降低氢气消耗量, 硬件在环试验表明, 在 EUDC 工况下 PTDA-MECS 的氢耗相比 CD/CS 策略下降 26.8%, 验证了其能量管理策略的有效性.

## 参 考 文 献

[1] Chen Y S, Ding Z S, Wang W J, et al. Life-cycle assessment and

- scenario simulation of four hydrogen production schemes for hydrogen fuel cell vehicles. *China J Highw Transp*, 2019, 32(5): 172  
(陈轶嵩, 丁振森, 王文君, 等. 氢燃料电池汽车不同制氢方案的全生命周期评价及情景模拟研究. *中国公路学报*, 2019, 32(5): 172)
- [2] Manoharan Y, Hosseini S E, Butler B, et al. Hydrogen fuel cell vehicles; current status and future prospect. *Appl Sci*, 2019, 9(11): 2296
- [3] İnci M, Büyük M, Demir M H, et al. A review and research on fuel cell electric vehicles: Topologies, power electronic converters, energy management methods, technical challenges, marketing and future aspects. *Renew Sustain Energy Rev*, 2021, 137: 110648
- [4] Hames Y, Kaya K, Baltacioglu E, et al. Analysis of the control strategies for fuel saving in the hydrogen fuel cell vehicles. *Int J Hydrog Energy*, 2018, 43(23): 10810
- [5] Gao H Y, Zhang T, Chen H C, et al. Application of the X-in-the-loop testing method in the FCV hybrid degree test. *Energies*, 2018, 11(2): 433
- [6] Das H S, Tan C W, Yatim A H M. Fuel cell hybrid electric vehicles: A review on power conditioning units and topologies. *Renew Sustain Energy Rev*, 2017, 76: 268
- [7] Zhuang W C, Li E S, Zhang X W, et al. A survey of powertrain configuration studies on hybrid electric vehicles. *Appl Energy*, 2020, 262: 114553
- [8] Deng T, Luo J L, Li J Y, et al. A study on adaptive rule energy management control for HEV based on approximate ECMS. *Automot Eng*, 2017, 39(6): 607  
(邓涛, 罗俊林, 李军营, 等. 基于近似 ECMS 策略的 HEV 自适应规则能量管理控制研究. *汽车工程*, 2017, 39(6): 607)
- [9] Li H, Ravey A, N'Diaye A, et al. A novel equivalent consumption minimization strategy for hybrid electric vehicle powered by fuel cell, battery and supercapacitor. *J Power Sources*, 2018, 395: 262
- [10] Song K, Zhang T, Niu W X, et al. Error accumulation problem and solution of dynamic programming algorithm for energy management of fuel cell electric vehicles. *Automot Eng*, 2017, 39(3): 249  
(宋珂, 张涛, 牛文旭, 等. 燃料电池汽车能量管理动态规划算法的误差累积问题及解决方法. *汽车工程*, 2017, 39(3): 249)
- [11] Wu Y, Ravey A, Chrenko D, et al. Demand side energy management of EV charging stations by approximate dynamic programming. *Energy Convers Manag*, 2019, 196: 878
- [12] Ou K, Yuan W W, Choi M, et al. Optimized power management based on adaptive-PMP algorithm for a stationary PEM fuel cell/battery hybrid system. *Int J Hydrog Energy*, 2018, 43(32): 15433
- [13] Si Y, Qian L J, Qiu L H, et al. Energy management of a 4WD hybrid electric vehicle based on ECMS. *China Mech Eng*, 2017, 28(9): 1112  
(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)
- [14] Liu Y G, Li J, Chen Z, et al. Research on a multi-objective hierarchical prediction energy management strategy for range extended fuel cell vehicles. *J Power Sources*, 2019, 429: 55
- [15] Zhou Y, Li H, Ravey A, et al. An integrated predictive energy management for light-duty range-extended plug-in fuel cell electric vehicle. *J Power Sources*, 2020, 451: 227780
- [16] Fu Z M, Li Z H, Si P J, et al. A hierarchical energy management strategy for fuel cell/battery/supercapacitor hybrid electric vehicles. *Int J Hydrog Energy*, 2019, 44(39): 22146
- [17] Zeng T, Zhang C Z, Zhang Y Y, et al. Optimization-oriented adaptive equivalent consumption minimization strategy based on short-term demand power prediction for fuel cell hybrid vehicle. *Energy*, 2021, 227: 120305
- [18] Lin X Y, Feng Q G, Zhang S B. Global optimal discrete equivalent factor of equivalent fuel consumption minimization strategy based energy management strategy for a series-parallel plug-in hybrid electric vehicle. *J Mech Eng*, 2016, 52(20): 102  
(林歆悠, 冯其高, 张少博. 等效因子离散全局优化的等效燃油瞬时消耗最小策略能量管理策略. *机械工程学报*, 2016, 52(20): 102)
- [19] Zhang F Q, Hu X S, Xu K H, et al. Current status and prospects for model predictive energy management in hybrid electric vehicles. *J Mech Eng*, 2019, 55(10): 86  
(张凤奇, 胡晓松, 许康辉, 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)
- [20] Shin J, Sunwoo M. Vehicle speed prediction using a Markov chain with speed constraints. *IEEE Trans Intell Transp Syst*, 2019, 20(9): 3201
- [21] Sun C, Sun F C, He H W. Investigating adaptive-ECMS with velocity forecast ability for hybrid electric vehicles. *Appl Energy*, 2017, 185: 1644
- [22] Qian L J, Jing H J, Qiu L H, et al. Energy management of a 4WD HEV based on SMPC. *China Mech Eng*, 2018, 29(11): 1342  
(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)
- [23] 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. *Appl Energy*, 2019, 253: 113617
- [24] Xie S B, Hu X S, Liu T, et al. Predictive vehicle-following power management for plug-in hybrid electric vehicles. *Energy*, 2019, 166: 701
- [25] Zhou Y, Ravey A, Péra M. Multi-mode predictive energy management for fuel cell hybrid electric vehicles using Markov driving pattern recognizer. *Appl Energy*, 2020, 258: 114057
- [26] Ni L, Wang Y, Xue H, et al. Hybrid stochastic-robust planning of an electricity-hydrogen integrated energy storage station considering multi-timescale uncertainty. *Energy Storage Sci Technol*, 2023, 12(3): 846  
(倪鸾, 王育飞, 薛花等. 计及多时间尺度不确定性的电-氢一体化储能站随机-鲁棒混合规划. *储能科学与技术*, 2023, 12(3): 846)
- [27] Lin X Y, Zhang G J, Wei S S. Velocity prediction using Markov Chain combined with driving pattern recognition and applied to Dual-Motor Electric Vehicle energy consumption evaluation. *Appl Soft Comput*, 2021, 101: 106998
- [28] Wang Y C, Wen Y, Zhu Q G, et al. Real driving energy consumption and CO<sub>2</sub> & pollutant emission characteristics of a parallel plug-in hybrid electric vehicle under different propulsion modes. *Energy*, 2022, 244: 123076