

基于PMP算法的燃料电池混合动力车辆实时能量管理策略

姚赵祎^{1*}, 武志斐¹, 郝慧敏¹, 裴佳豪¹, 霍肖伟²

¹太原理工大学机械与运载工程学院, 山西 太原

²中车大同电力机车有限公司, 山西 大同

收稿日期: 2023年7月17日; 录用日期: 2023年8月18日; 发布日期: 2023年8月25日

摘要

为了保证动力电池荷电状态(SOC, State of Charge)处于高效工作区间, 针对燃料电池混合动力车辆(FCHEV, Fuel Cell Hybrid Vehicle)设计了一种实时能量管理策略。基于庞特里亚金极小值原理(PMP, Pontryagin's Minimal Principle)对能量管理问题进行离线求解, 得到三种典型工况下协态变量与SOC的关系。根据学习矢量量化(LVQ, Learning Vector Quantization)神经网络, 对行驶工况进行识别, 进而根据协态变量与SOC关系选取最优协态变量。构建测试工况进行仿真, 结果表明, 该策略可以有效控制电池SOC在一定范围内, 维持电池健康状态。

关键词

燃料电池混合动力车辆, 庞特里亚金极小值原理, 能量管理策略

A Real Time Management Strategy for Fuel Cell Hybrid Vehicles Based on Pontryagin's Minimum Principle

Zhaoyi Yao¹, Zhifei Wu¹, Huimin Hao¹, Jiahao Pei¹, Xiaowei Huo²

¹College of Mechanical and Vehicle Engineering, Taiyuan University of Technology, Taiyuan Shanxi

²CRRC Datong Co., Ltd., Datong Shanxi

Received: Jul. 17th, 2023; accepted: Aug. 18th, 2023; published: Aug. 25th, 2023

*通讯作者。

文章引用: 姚赵祎, 武志斐, 郝慧敏, 裴佳豪, 霍肖伟. 基于 PMP 算法的燃料电池混合动力车辆实时能量管理策略[J]. 仪器与设备, 2023, 11(3): 191-199. DOI: 10.12677/iae.2023.113026

Abstract

In order to ensure that the power battery state of charge (SOC) is stable in the efficient operating range, an adaptive energy management strategy is proposed for a fuel cell hybrid electric vehicle (FCHEV). The energy management problem of the FCHEV is solved off-line based on Pontryagin's Minimal Principle (PMP), and the relationship between the co-state variable and the SOC is obtained under three typical drive cycle. According to the learning vector quantization (LVQ) neural network, the driving conditions are identified, and then the optimal co-state variable are selected according to the relationship between co-state variable and SOC. The result under the test driving cycle shows that the strategy can effectively control the battery SOC within a certain range and maintain the battery's health status.

Keywords

Fuel Cell Hybrid Vehicle, Pontryagin's Minimal Principle, Energy Management Strategy

Copyright © 2023 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

近年来, 燃料电池车辆因其具有零污染、低噪声、长续航行驶等优点, 已经成为中国车辆工业领域和新能源领域发展的重要技术之一[1] [2]。而设计更经济、高效的能量管理策略对燃料电池混合动力车辆(FCHEV, Fuel Cell Hybrid Vehicle)来说也尤为重要, 通过优化燃料电池和动力电池输出功率的分配, 保证车辆动力性的同时来满足经济性和动力源的耐久性。目前对燃料电池车辆的能量管理策略主要有基于规则和基于优化的策略[3] [4], 基于规则的策略主要是依靠相关的工程经验, 根据预设逻辑关系以及规则中参数的状态做出相应的控制操作, 计算强度低, 实用性强, 主要包括状态机控制、模糊控制。但简单的规则难以实现同时考虑经济性、能量源耐久性等诸多性能的改善[5]。基于优化的策略可以实现多目标优化, 但是往往需要知道驾驶工况并且计算量较大[6]。庞特里亚金极小值原理(PMP, Pontryagin's Minimal Principle)是属于优化策略的典型算法, 通过建立目标函数, 根据已知条件求解系统目标最小的最优解。徐梁飞通过燃料电池瞬时氢耗和动力电池的等效氢耗, 建立整车氢气消耗模型, 并以此为目标函数, 在已知全局工况的情况下求得功率分配的最优解[7]。高新梅等提出了使用径向基神经网络预测未来行驶车速的分层能量管理策略, 一定程度上解决了优化方法在未知工况下应用较为复杂的难题[8]。

因此, 本文基于 PMP 算法, 考虑燃料电池混合动力车辆的经济性和动力电池的耐久性之间的平衡, 提出一种在未知全局工况下根据动力电池荷电状态(SOC, State of Charge)实时改进的能量管理策略系统。

2. 车辆动力模型

2.1. 整车动力模型

本文中燃料电池混合动力车辆的动力源为燃料电池和动力电池, 动力系统结构如图 1 所示。其中, 燃料电池通过单向 DC/DC 变换器间接连接直流母线、动力电池直接连接直流母线。本文所选车辆参数如表 1 所示。

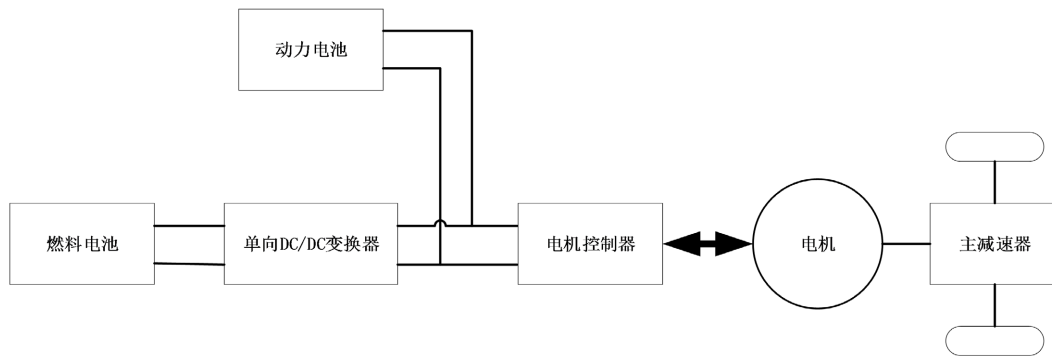


Figure 1. Structure of the vehicle powertrain

图 1. 车辆动力系统结构

Table 1. Selected vehicle parameters

表 1. 所选车辆参数

	参数	数值	单位
整车	总质量(kg)	2244	kg
	迎风面积(m ²)	2.58	m ²
	空气阻力系数	0.34	-
	滚动阻力系数	0.015	-
	车轮半径	0.347	m
	主减速比	8.86	-
燃料电池系统	最大输出功率	60	kW
	最优输出功率	13.085	kW
动力电池系统	容量	30	Ah
	最大输出功率	± 40	kW

根据车辆纵向动力学得出：

$$P_{tra} = \left[mg \sin \alpha + mgf \cos \alpha + \frac{1}{2} C_D A \rho v^2 + m \frac{dv}{dt} \right] \cdot v \quad (1)$$

$$P_{req} = \frac{P_{tra}}{\eta_{mot} \cdot \eta_{mech}} = P_{fc} + P_b \quad (2)$$

其中, P_{tra} 为车辆牵引功率, P_{req} 为车辆需求功率, P_b 为动力电池功率, P_{fc} 为燃料电池系统净输出功率(后文也简称燃料电池输出功率), m 为整车总质量, g 为重力加速度, α 为坡道角, f 为滚动阻力系数, C_D 为空气阻力系数, A 为迎风面积, ρ 为空气密度, v 为车辆速度, η_{mot} 为电机效率, η_{mech} 为机械传动效率。

2.2. 燃料电池模型

燃料电池堆将氢和氧的化学能转化为电能, 不同燃料电池输出功率下氢气消耗的质量流量计算公式由式(3)表示。同时, 燃料电池单位时间内的氢耗量由式(3)表示。

$$\dot{m} = \frac{P_{fc}}{\eta_{fc} \cdot L_H} \quad (3)$$

其中, η_{fc} 为燃料电池系统效率, L_H 为氢气低热值(120 kJ/g), \dot{m} 为氢气消耗率。燃料电池系统在不同功率点下的运行效率由实验室数据进行四阶多项式拟合得到。燃料电池效率、单位时间氢耗量与燃料电池输出功率关系如图 2 所示。

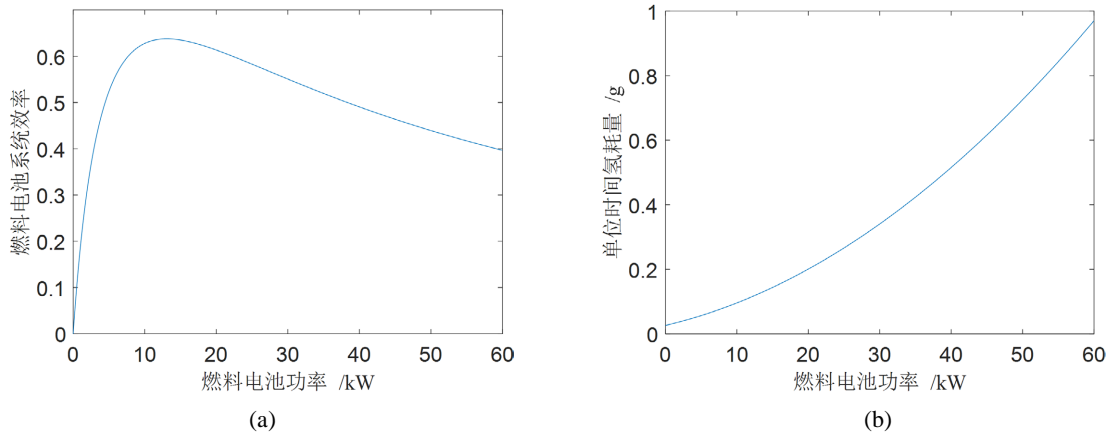


Figure 2. FC static output curve: (a) Hydrogen consumption rate curve; (b) Efficiency curve
图 2. 燃料电池静态输出曲线: (a) 氢耗量曲线; (b) 效率曲线

2.3. 动力电池模型

本文动力电池模型采用一阶 RC 锂离子电池等效电路模型, 开路电压和充放电内阻与 SOC 拟合曲线如图 3 所示。其输出功率可由式(4)表示。

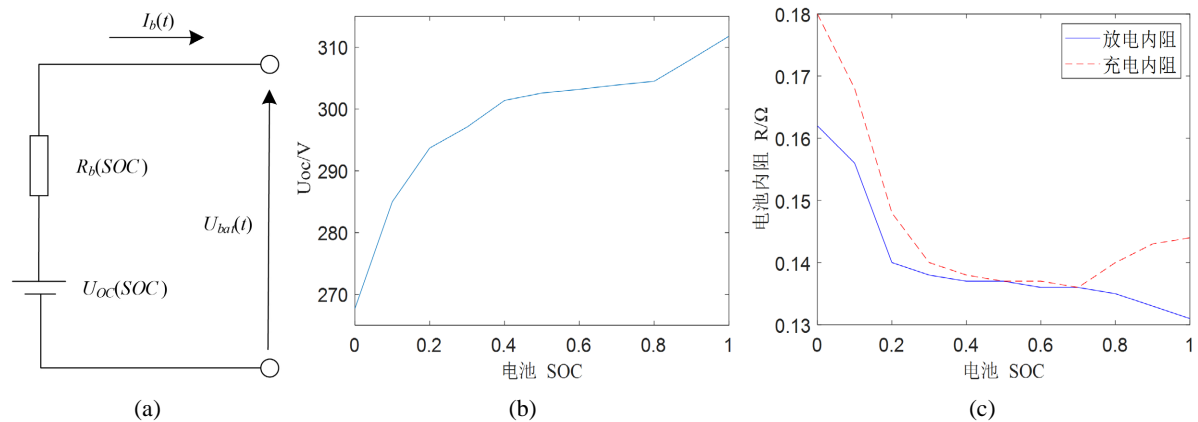


Figure 3. Model parameters of Lithium-ion battery: (a) Rint model; (b) Open circuit voltage curve; (c) Resistance curve
图 3. 锂离子电池模型参数: (a) Rint 模型; (b) 开路电压曲线; (c) 内阻曲线

$$P_b = U_{oc} I_b - I_b^2 R_b \tag{4}$$

其中, U_{oc} 为动力电池开路电压; R_b 为动力电池内阻; P_b 为动力电池输出功率。则电流 I_b 可表述为:

$$I_b = \frac{U_{oc} - \sqrt{U_{oc}^2 - 4R_b P_b}}{2R_b} \tag{5}$$

SOC 变化率为:

$$\dot{\text{SOC}} = -\frac{I_b}{Q_b} = -\frac{U_{oc} - \sqrt{U_{oc}^2 - 4R_b P_b}}{2R_b Q_b} \quad (6)$$

其中, Q_b 为电池电荷容量。

3. 庞特里亚金极小值原理

在本文中, 主要寻求以最小氢耗量为目标的能量管理策略。因此, 利用 PMP 算法求解最优控制问题中, 成本函数定义为:

$$J = \int_0^{t_f} \dot{m}(P_{fc}(t)) dt \quad (7)$$

其中 t_f 为驾驶循环的总时间; \dot{m} 为氢气消耗率; P_{fc} 为燃料电池输出功率。在最优控制问题中, 控制变量为燃料电池输出功率, 状态变量为动力电池 SOC。状态方程为:

$$f(\text{SOC}(t), P_{fc}(t)) = \dot{\text{SOC}}(t) = -\frac{I_b(t)}{Q_b} = -\frac{U_{oc} - \sqrt{U_{oc}^2 - 4R_b P_b(t)}}{2R_b Q_b} \quad (8)$$

同时动力源需满足以下约束:

$$\begin{cases} P_{\text{req}}(t) = P_{fc}(t) + P_b(t) \\ P_{fc,\min} \leq P_{fc} \leq P_{fc,\max} \\ \dot{P}_{fc,\min} \leq \dot{P}_{fc} \leq \dot{P}_{fc,\max} \\ P_{b,\min} \leq P_b \leq P_{b,\max} \\ \text{SOC}_{\min} \leq \text{SOC} \leq \text{SOC}_{\max} \end{cases} \quad (9)$$

PMP 算法中哈密顿函数 H 定义为:

$$H(\text{SOC}(t), P_{fc}(t), \lambda(t)) = \dot{m}(P_{fc}(t)) + \lambda(t) \cdot f(\text{SOC}(t), P_{fc}(t)) \quad (10)$$

其中, λ 定义为哈密顿函数中的协态变量。为获得最优燃料电池输出功率的最优轨迹, 需满足以下条件:

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

$$\dot{\lambda}^*(t) = -\frac{\partial H(\text{SOC}^*(t), P_{fc}^*(t), \lambda^*(t))}{\partial \text{SOC}} = -\lambda^*(t) \frac{\partial f(\text{SOC}^*(t), P_{fc}^*(t))}{\partial \text{SOC}} \quad (12)$$

$$H(\text{SOC}^*(t), P_{fc}^*(t), \lambda^*(t)) = \min H(\text{SOC}^*(t), P_{fc}(t), \lambda^*(t)), \forall P_{fc}(t) \in U(t) \quad (13)$$

$$U(t) = \left[\max(P_{fc,\min}, P_{\text{req}}(t) - P_{b,\max}(t)), \min(P_{fc,\max}, P_{\text{req}}(t) - P_{b,\min}(t)) \right] \quad (14)$$

其中, *表示最优轨迹; λ 表示协态变量。由于 SOC 的限定范围为 0.4~0.8, 动力电池的开路电压和电阻几乎不随 SOC 变化, 因此 $\dot{\lambda}^*(t) \approx 0$, 即 λ 始终为一个常量。

因此, 可以通过仿真分析在不同的协态变量 λ 值下得到的动力电池 SOC 终值, 基于此根据 $\Delta \text{SOC} = \text{SOC}(t_f) - \text{SOC}(t_0)$ 来确定最优协态变量。本文选取三种典型工况 HWFET、UDDS、NEDC, 分别代表车辆行驶中的高速工况、城市拥挤工况、城市流动工况, 如图 4 所示。通过上述方法, 固定初始 SOC 值为 0.6, 在不同周期下改变协态变量 λ 常数值, 进行了一系列仿真, 结果如图 5 所示。

从图 5 中可以看出, ΔSOC 与协态变量之间的关系是单调的, 说明电池的 ΔSOC 可以通过调节协态变量来调节。当电池 SOC 值较低时, 可以使用较小的协态变量, 从而使电池 SOC 不断上升。当电池 SOC

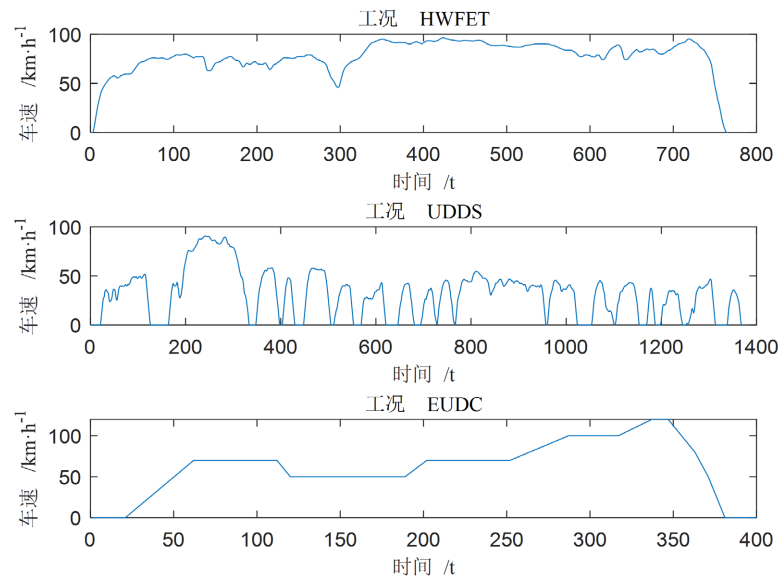


Figure 4. Speed curve under different driving cycle.

图 4. 不同工况下速度曲线

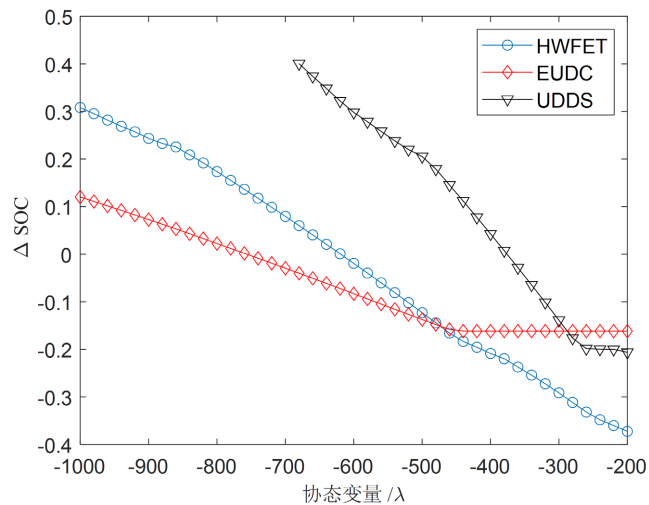


Figure 5. The relationship between ΔSOC and constant co-state in different driving cycles

图 5. ΔSOC 和不同工况下协态变量之间关系曲线

较高时, 可以使用较大的协态变量, 使电池 SOC 持续下降。因此, 根据电池的 SOC, 可以实时更新协态变量的值, 从而实现 PMP 的在线应用。本策略希望动力电池 SOC 维持在 0.6 左右, 0.6 是 SOC 的一个理想值, 其既可以保持动力电池处于高效工作区间, 也不会因为 SOC 过大导致能量回收的浪费。如图 6 所示在 HWFET 工况下, 当初始 SOC 为 0.8 时, 所期望其 ΔSOC 为 -0.2, 因此选择协态变量为 -400。当所期望 SOC 变化量较大的情况下, 比如在 EUDC 工况下, 当所期望 SOC 变化量为 0.2 时, 图 6 中无法找到合适的最优协态变量, 可以选用图中最大的协态变量, 如 -200, 以达到动力电池 SOC 快速降低的效果, 当 SOC 恢复至可通过调整协态变量来控制 SOC 变化量时(EUDC 工况下为 0.4~0.75; UDSS 工况下为 0.2~0.85), 再根据上述图 5 查询最优协态变量。

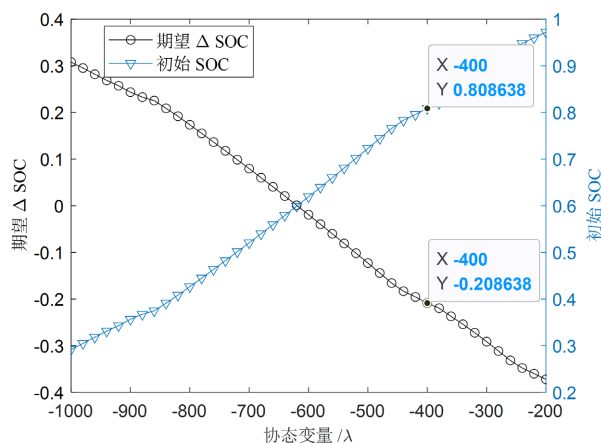


Figure 6. Interpolation curve between the initial SOC and co-state in HWFET cycle.

图 6. HWFET 工况下协态变量和初始 SOC 之间插值曲线

4. 实时能量管理策略策略

首先, 选取 HWFET、UDDS、EUDC 工况分别代表车辆高速行驶工况、城市拥挤道路工况、城市流动工况通过提取行驶过程中的特征参数, 采用学习矢量量化(LVQ, Learning Vector Quantization)神经网络来进行工况匹配。并根据上一章得到的动力电池初始 SOC 值与离线数据得到的协态变量与 SOC 关系曲线, 得到最优协态变量。技术路线如图 7 所示。

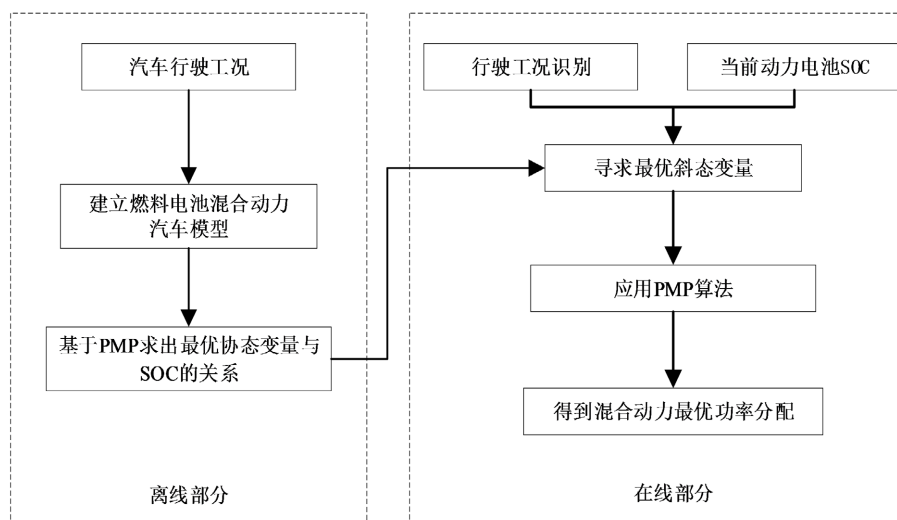


Figure 7. Schematic framework of the real time energy management strategy

图 7. 实时能量管理策略的技术路线示意图

本文对上文提出的三种工况采用 LVQ 神经网络进行训练, LVQ 是一种包含训练输入层、隐层和输出层的输出前向神经网络, 广泛应用于识别、诊断和优化领域。每个隐层节点代表着一个类别判别中心, 如果两个或多个输入向量彼此接近, 则隐层将把它们划分为同一类。与其他模式识别相比, LVQ 网络比较简单, 不需要复杂的神经网络结构, 而只需要它们与隐层神经元之间的距离。本文以每 10 s 为一个片段, 片段的平均速度、平均加速度、平均减速度、高速时间所占比例、低速时间所占比例为特征参数。

输入神经元设置为 5，代表每个片段的 5 个特征参数，设置隐层数为 15 个，并设置学习速率为 0.01，在 1000 次训练迭代中，平方误差减少到 0.1。为验证该算法有效性，本文选取三个典型工况的片段构建出一个长度 1840 s 的测试工况进行测试。构建工况及识别结果如图 8 所示，1 代表 UDDS 工况，2 代表 EUDC 工况，3 代表 HWFET 工况，识别结果准确率达到 90%，该算法可用于工况识别。

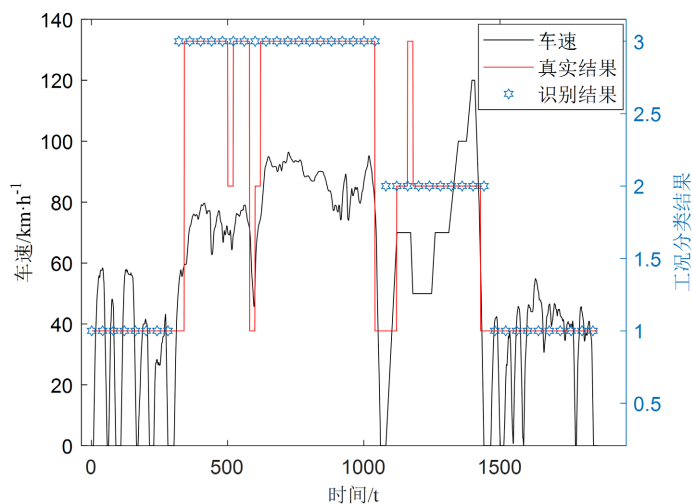


Figure 8. Recognition result of the LVQ network for test cycle
图 8. LVQ 神经网络对测试工况的识别结果

本文中，确定行驶工况后，将插值曲线应用于控制过程，在每个时间步长中，控制器获得电池的当前 SOC，并根据该 SOC 确定协态变量的值。然后，求解最优的功率分配方法。每 60 s 执行一次控制过程，仿真结果见图 9。该策略并不依赖于对驾驶周期的先验知识。此外，哈密顿函数最小值的解不需要大量的计算资源，因此所提出的能量管理策略可以很容易地应用于实际车辆。

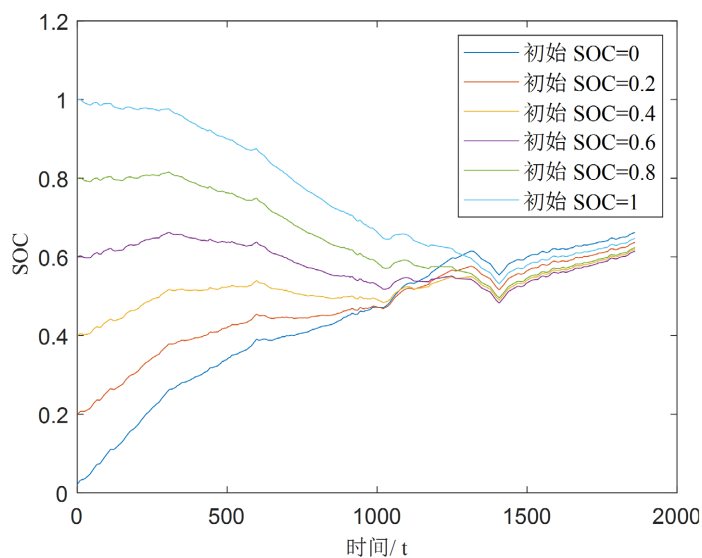


Figure 9. Change curve of SOC under the test cycle
图 9. 测试工况下 SOC 变化曲线

5. 结论

针对燃料电池混合动力车辆,设计了一种基于 PMP 的在线自适应能量管理策略。首先,通过仿真分析得到了在不同工况下,不同协态变量与 SOC 变化量之间的关系曲线,发现其呈单调变化,因此可通过插值来确定在不同 SOC 下协态变量的最优取值。另外针对车辆行驶的三种典型工况(HEFVT、UDDS、EUDC),设计了一种利用 LVQ 神经网络的工况识别方法,并应用于实时能量管理策略中,以在不同行驶环境下,获得更精确的最优协态变量,将动力电池 SOC 控制在一定范围内。仿真结果表明,本文所提策略在任何初始 SOC 条件下,都会将 SOC 稳定在 0.6 左右,可保证动力电池处于最优工作效率区间,验证了该方法的有效性。

基金项目

山西省重点研发计划(202102110401020)。

参考文献

- [1] 张伟, 向洪坤. 燃料电池汽车基本技术及发展综述[J]. 智慧电力, 2020, 48(4): 36-41, 96.
- [2] 高助威, 李小高, 刘钟馨, 等. 氢燃料电池车辆的研究现状及发展趋势[J]. 材料导报, 2022, 36(14): 70-77.
- [3] 路鑫阳. 燃料电池物流车混合能量管理策略研究[D]: [硕士学位论文]. 太原: 太原理工大学, 2021.
- [4] 倪如尧, 刘金玲, 许思传. 燃料电池汽车能量管理控制策略研究[J]. 汽车实用技术, 2019(1): 34-38.
- [5] 张宇. 基于模糊规则学习的燃料电池混合动力车辆能量管理策略[D]: [硕士学位论文]. 长春: 吉林大学, 2021.
- [6] 孟翔, 李奇, 陈维荣, 等. 基于庞特里亚金极小值原理满意优化的燃料电池混合动力系统分层能量管理方法[J]. 中国电机工程学报, 2019, 39(3): 782-792.
- [7] 徐梁飞, 华剑锋, 包磊, 等. 燃料电池混合动力客车等效氢耗优化策略[J]. 中国公路学报, 2009, 22(1): 104-108.
- [8] 高新梅, 徐鑫, 余忠伟, 等. 基于车速预测的燃料电池客车能量管理策略[J]. 科学技术与工程, 2022, 22(15): 6325-6330.