

doi: 10.19562/j.chinasae.qcgc.2024.12.017

融合交通信息的燃料电池汽车能量管理研究进展*

王亚雄¹, 范依莹¹, 欧凯¹, 魏中宝², 张久俊³

(1. 福州大学机械工程及自动化学院, 福州 350108; 2. 北京理工大学机械与车辆学院, 北京 100081;

3. 福州大学材料科学与工程学院, 福州 350108)

[摘要] 能量管理决定燃料电池汽车(fuel cell vehicles, FCV)动力系统的功率分配, 影响FCV的经济性与耐久性等。汽车运行工况复杂多变, 能量管理可通过融合交通信息提升FCV动力系统的输出性能。本文总结了FCV能量管理的优化目标, 分析了传统的规则式与优化式的能量管理策略; 以车速、交通状况等交通信息的分析及预测为重点, 综述马尔可夫、人工智能等预测方法, 总结融合交通信息的FCV能量管理策略的研究进展; 最后, 提出融合交通信息的FCV能量管理发展方向。

关键词: 燃料电池汽车; 能量管理; 交通信息; 预测方法

Research Progress on Traffic Information-Integrated Energy Management for Fuel Cell Vehicles

Wang Yaxiong¹, Fan Yiyang¹, Ou Kai¹, Wei Zhongbao² & Zhang Jiujun³

1. School of Mechanical Engineering and Automation, Fuzhou University, Fuzhou 350108;

2. School of Mechanical Engineering, Beijing Institute of Technology, Beijing 100081;

3. College of Materials Science and Engineering, Fuzhou University, Fuzhou 350108

[Abstract] Energy management determines the power distribution of the power system of fuel cell vehicles (FCVs) and affects the economy and durability of FCVs. As the operating conditions of vehicles are complex and variable, energy management can improve the output performance of FCV power system by integrating traffic information. In this paper, the optimization objectives of FCV energy management are summarized, and the traditional rule-based and optimization-based energy management strategies are analyzed. Then, focusing on the analysis and prediction of traffic information such as vehicle speed and traffic condition, prediction methods such as Markov method and artificial intelligence are reviewed, and the research progress of FCV energy management strategies by integrating traffic information is summarized. Finally, the research direction of development of FCV energy management by integrating traffic information is proposed.

Keywords: fuel cell vehicle; energy management; traffic information; predictive method

前言

燃料电池汽车(fuel cell vehicles, FCVs)凭借能量转化效率高、续航里程长、氢气补给速度快等优势, 成为未来交通运输的理想解决方案之一^[1-2]。FCVs的推广应用对于改善我国能源结构、推动交通

领域低碳转型具有重要的战略意义。

FCV动力系统是由质子交换膜燃料电池(以下简称燃料电池)与蓄电池或超级电容器构成的混合动力系统。其中, 燃料电池能量转换效率高、工作温度低^[3], 是FCV动力系统的主动动力源。但燃料电池存在动态响应慢、启动时间较长, 输出特性偏软等问题, 难以满足汽车急加速、爬坡等牵引工况的需

* 国家自然科学基金面上项目(52375045)和福州市区域科技重大项目(2022-Q-010)资助。

原稿收到日期为2024年04月14日, 修改稿收到日期为2024年06月27日。

通信作者: 王亚雄, 教授, 博士, E-mail: yxwang@fzu.edu.cn; 张久俊, 教授, 博士, E-mail: jiujun.zhang@i.shu.edu.cn。

求。因此,蓄电池或超级电容器常作为FCV动力系统的辅助动力源,以提供快速的功率响应,满足车辆的加速和爬坡等功率和能量需求,且可回收制动能量^[4]。

能量管理策略是混合动力系统能量协调分配与组件高效运行的基础,也是实现较高行驶品质及低能耗、长寿命运行的关键^[2]。传统的能量管理策略可分为规则式与优化式^[5]。规则式能量管理策略根据基本需求和经验,设置预定义的阈值和规则,具有计算强度低、可靠性高、鲁棒性强等优点,实际应用较多。但规则式能量管理策略的设定依赖于工程经验,因此很难找到全面的高质量规则、合适阈值等来适应不同的行驶环境,不能保证最优控制^[6]。相比于规则式能量管理策略,优化式能量管理策略考虑多个因素和约束,采用优化算法求解可行域中的最优或次优解^[7],获取更佳的燃料经济性。但FCV行驶条件复杂多变,上述传统的能量管理策略易受到实际工况的影响,实时性较差。为了提高能量管理策略在实际行驶条件下的优化效果、实时性与自适应性,研究人员将车速、交通状况等交通信息集成到能量管理策略^[8]。Kelouwani等^[9]设计了双层能量管理策略,上层考虑车速限制、交通灯信号等道路出行信息,利用动态规划(dynamic programming, DP)求解全局最优能量消耗曲线,下层以最优能量消耗曲线为参考轨迹,分配燃料电池和蓄电池的功率需求;Zeng等^[10]基于迭代学习框架预测短期整车的需求功率,利用预测功率周期性地更新最佳等效因子,改进等效消耗最小化策略(equivalent consumption minimization strategy, ECMS)的优化效果。此外,该研究还测试了功率预测误差对所提策略的影响,结果表明,功率预测误差较大时,使用预测数据的电池荷电状态(state of charge, SOC)轨迹与使用实际数据的轨迹也会略有偏差。Tao等^[11]利用多个长短期记忆网络(long short-term memory, LSTM)预测未来车速与道路坡度,以此计算未来的功率需求,并将其集成到基于双延迟深度确定性策略梯度(twin delayed deep deterministic policy gradient, TD3)的能量管理策略中。与传统基于TD3的能量管理策略相比,所提策略在测试循环下的动力系统燃料经济性提高27.5%。上述方法通过预测车速、功率、坡度等交通信息,将其作为模型参数,优化能量管理策略。但在某些情况下,还须将未来的交通信息作为扰动项,并在保证系统稳定的情况下求解出能量管理的最佳动作^[12]。Quan等^[13]根据预测的车速信息计算车辆总

需求功率,将其作为混合动力系统的扰动信息,导入能量管理系统响应模型,并引入上一采样时刻的扰动信息来更准确地描述扰动,以提高能量管理策略的抗干扰能力。因此,交通信息的分析与预测对进一步优化FCV能量管理策略提供了重要手段^[8]。

本文中首先介绍了FCV能量管理概述,分析FCV能量管理的优化目标,概述融合交通信息的能量管理策略;然后对比分析传统的规则式与优化式能量管理策略;其次总结现有研究中融合车速、道路坡度等交通信息的FCV能量管理策略研究进展,分析马尔可夫、人工智能方法、远程信息处理技术3类预测方法;最后提出融合交通信息的FCV能量管理策略的发展趋势。

1 FCV能量管理概述

1.1 FCV能量管理的优化目标

FCV能量管理主要用于分配燃料电池和辅助动力源的功率。制定能量管理策略时,常需要综合考虑动力系统的运行特性,在满足动力性的前提下,提高系统运行效率,延缓动力源等关键部件的性能衰退。优化目标的选取及建模影响了能量管理策略的优化效果。因此,本节首先介绍FCV能量管理的优化目标。

1.1.1 燃料经济性

FCV的燃料经济性可通过每百公里氢气消耗量或单位氢气消耗量的行驶里程来评价^[14],也可在仿真环境下比较相同循环工况和动力系统模型下的氢气消耗量。

为改善燃料经济性,能量管理策略可通过控制燃料电池在高效区间内工作,提高燃料电池工作效率^[15],具体原理如下。

FCV中,燃料电池的氢气消耗量计算如下^[16]:

$$m_{H_2} = \int_0^t \frac{P_{FC}(t)}{\eta_{FC} \cdot \rho_{H_2}} dt \quad (1)$$

式中: η_{FC} 表示燃料电池系统效率; P_{FC} 表示燃料电池输出功率; ρ_{H_2} 表示氢化学能密度($MJ \cdot kg^{-1}$)。由式(1)知,燃料电池的氢气消耗量与其效率相关,而效率与输出功率满足凸函数的关系,随着输出功率的增加呈现先增加后下降的趋势。Zhou等^[16]定义燃料电池大约1/3额定功率点到2/3额定功率点之间为典型高效区间,在该区间运行时燃料电池效率最高,燃料经济性最佳。

但FCV的运行工况和使用环境的变化,致使车用燃料电池系统无法始终工作于高效稳定的区间,还须快速而准确地控制其工作参数^[17]。优化式能量管理策略将能量管理问题抽象为状态约束条件下的非线性最优控制问题,通过算法求解获取燃料电池最佳工作序列 $u^{opt} = [P_{FC}^{opt}(1), \dots, P_{FC}^{opt}(n)]$,以减少氢气消耗。最优控制问题由优化的目标函数、系统物理约束条件和状态变量的动态约束方程组成。在FCV动力系统能量管理模型中,辅助动力源的SOC通常作为系统的状态变量,燃料电池的输出功率 P_{FC} 作为系统的控制变量。FCV动力系统能量管理的目标函数可表示为如下关系:

$$J = \sum f(SOC(k), P_{FC}(k), w(k)) \quad (2)$$

式中: J 是能量管理的目标函数,通常根据优化目标来设计; w 是扰动信息; f 是关于状态变量、控制变量和扰动信息的函数,用于计算在给定的时间步长 k 时系统的性能指标。

1.1.2 动力源耐久性

动力源耐久性主要指燃料电池和辅助动力源的使用寿命。由于超级电容器储能不需要化学反应且充放电特性稳定,其寿命一般不予以考虑^[18],因此主要将燃料电池和蓄电池的耐久性作为动力源耐久性的优化目标。

燃料电池性能衰退主要由不利运行条件引起,包括负载变化、启停循环、低功率负载条件和高功率负载条件等^[14],具体如式(3)所示。

$$D_{FC} = \sum_{i=1}^n (d_{start-stop}(i) + d_{low}(i) + d_{load-change}(i) + d_{high}(i)) \quad (3)$$

式中: $D_{FC}(\%)$ 表示燃料电池的总体性能下降程度; $d_{start-stop}(i)$ 、 $d_{low}(i)$ 、 $d_{load-change}(i)$ 和 $d_{high}(i)$ 分别表示第 i 步的启停循环、低功率负载条件、负载变化周期和高功率负载条件导致的燃料电池性能下降; n 代表时间步数。

为了量化上述运行条件对燃料电池耐久性的影响,Pei等^[19]组装并研究了由100个单体组成的燃料电池堆,开展了燃料电池堆的循环实验,探究其性能衰减规律;Song等^[14,20]基于Pei等^[19]的研究,根据燃料电池在以上4种不利条件下运行的持续时间和比例进一步定量评价燃料电池堆的性能退化,根据相关实验数据,确定参数 $d_{start-stop}(i)$ 、 $d_{low}(i)$ 、 $d_{load-change}(i)$ 、 $d_{high}(i)$ 的值分别为 0.00196%/h、0.00126%/h、0.00332%/h、0.00147%/h。

蓄电池的工作性能以及寿命特性对其使用条件以及使用环境较为敏感。纪常伟等^[21]通过对比蓄电池在不同老化过程中容量、欧姆内阻以及极化内阻的变化,分别探究了电池的充放电倍率、充放电截止电压以及环境温度对电池老化速率的影响。结果表明:较大的充放电深度、充放电倍率和过高、过低的温度均会导致蓄电池加速老化。

FCV能量管理策略可通过建立运行约束方程,避免或减少燃料电池和蓄电池工作于不利运行条件,延缓动力源衰退。同时也可建立动力源寿命经济性模型,构建相应的寿命优化目标函数,提高动力源耐久性。具体实现方式如下。

(1)约束方程

建立动力源约束方程,减少影响动力源耐久性的不利条件,使其工作在合理范围内,提升动力源的使用寿命:

$$\begin{cases} SOC_{min} \leq SOC \leq SOC_{max} \\ P_{FCmin} \leq P_{FC} \leq P_{FCmax} \\ \Delta P_{FCmin} \leq \Delta P_{FC} \leq \Delta P_{FCmax} \\ \Delta SOC_{min} \leq \Delta SOC \leq \Delta SOC_{max} \end{cases} \quad (4)$$

(2)动力源寿命经济性模型

根据影响动力源耐久性的不利条件建立性能衰退模型,并将其转化成寿命经济性模型^[22-24],构建出目标函数式(5)^[6],通过求解多目标优化函数,获取兼顾动力源寿命和燃料经济性的最优控制动作。

$$\begin{cases} J = m_{H_2_bat} + \sum (\dot{m}_{H_2} + \dot{m}_{FC_life} + \dot{m}_{bat_life}) \\ \dot{m}_{H_2} = b_1 P_{FC}^4 + b_2 P_{FC}^3 + b_3 P_{FC}^2 + b_4 P_{FC} + b_5 \\ \dot{m}_{FC_life} = \frac{\Delta \varphi_{FC} M_{FC}}{10\% \alpha_{H_2}} \\ \dot{m}_{bat_life} = \frac{\Delta Q_{loss} M_{bat}}{20\% \alpha_{H_2}} \end{cases} \quad (5)$$

式中: J 为目标函数; $m_{H_2_bat}$ 为电池SOC波动引起的等效氢耗量; \dot{m}_{H_2} 为氢气消耗率; P_{FC} 为燃料电池的净功率; $b_1 \sim b_5$ 为拟合系数; \dot{m}_{FC_life} 表示燃料电池性能衰减折合的等效氢耗量; $\Delta \varphi_{FC}$ 为燃料电池电压衰减百分比; M_{FC} 为燃料电池购置成本; α_{H_2} 表示氢气成本; \dot{m}_{bat_life} 表示由电池容量损失引起的等效氢耗量; ΔQ_{loss} 为电池容量衰减百分比; M_{bat} 为蓄电池购置成本。

1.1.3 其他优化目标

能量管理策略可与自适应巡航控制、跟车系统等结合,实现整车驾驶安全性与动力系统燃料经济性、动力源耐久性的协同优化^[25-26]。Zhu等^[26]将能量管理策略与自适应巡航控制结合,建立包含驾驶安

全性、舒适性、燃料经济性及动力源耐久性的多目标优化函数,并采用多目标优化算法进行求解。与加权和法相比,该方法的平均跟踪误差降低了15.14%,车速波动减少了8.61%,等效氢耗成本和动力源性能衰退成本分别下降了7.56%和17.78%。然而,目前FCV能量管理策略主要考虑了燃料经济性与动力源耐久性的优化,其驾驶安全性与舒适性等研究尚待开展。因此,面向FCV驾驶性能的综合能量管理优化,还缺乏系统性的评价指标^[27]。

1.2 融合交通信息的能量管理策略

传统的规则式与优化式能量管理策略通过控制器预先标定,在复杂多变的行驶条件下无法实现在线最优控制。结合先进控制优化方法,能量管理策略可通过融合交通信息提升FCV动力系统的输出性能。以融合车速和道路坡度的FCV能量管理策略为例,在汽车型号已知的情况下,给定未来路段的车速和道路坡度信息后,可以计算出预测时域内的需求功率,如式(6)所示。根据计算出的需求功率可构建预测时域的目标函数,采用优化算法搜索预测时域内局部最优控制动作,进一步优化燃料经济性^[13],如图1所示。但车速、道路坡度等交通信息的预测精度限制了能量管理策略的优化效果^[28]。

$$\begin{cases} F_t(t) = m_v \frac{d}{dt} v(t) + \frac{1}{2} \rho_A A_f c_d v(t)^2 + \\ \quad c_r m_v g \cos \alpha + m_v g \sin \alpha \\ P_t(t) = F_t(t) \cdot v(t) \end{cases} \quad (6)$$

式中: $F_t(t)$ 表示牵引力; ρ_A 表示空气密度; A_f 表示迎风面积; c_d 表示空气阻力系数; c_r 表示滚动摩擦因数; m_v 表示汽车质量; $v(t)$ 表示车速; α 表示坡度角; $P_t(t)$ 表示功率。

马尔可夫链、神经网络等是常用的预测方法,已应用于交通信息预测。以上两类方法的优点是预测模型较为简单,受干扰因素少,操作简便,但依赖于历史数据库,扩展性较差^[29]。不同于上述方法,远程信息处理技术的发展使FCV行驶状态的实时精准预测逐渐成为可能^[8]。全球定位系统(global position system, GPS)、智能交通系统(intelligent transportation system, ITS)、地理信息系统(geographic information system, GIS)和车联网(internet of vehicles, IOV)等为FCV能量管理策略研究提供了新的方向。

因此,本文对融合交通信息的FCV能量管理策略进行阐述,总结现有研究中融合车速、道路坡度、交通灯信息、交通拥挤程度、驾驶模式等的FCV能

量管理策略,对比分析马尔可夫链、人工智能方法和远程信息处理技术3类预测方法在能量管理策略中的应用,为FCV能量管理策略研究提供解决思路。

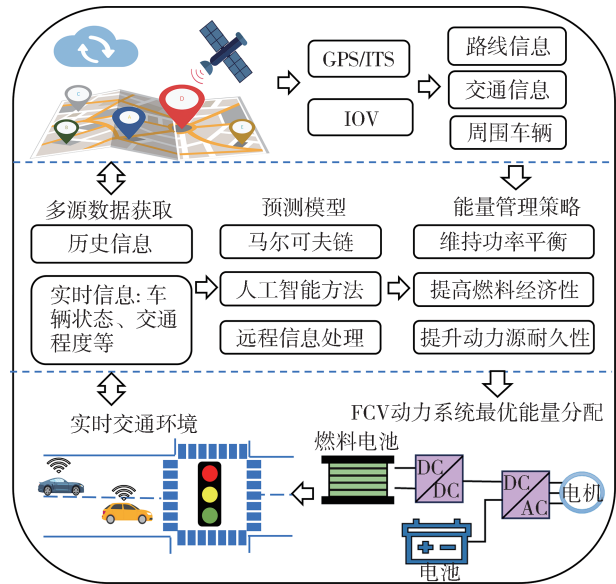


图1 融合交通信息的能量管理策略

2 FCV能量管理策略

目前,FCV动力系统能量管理策略已经发展成为两大类:规则式和优化式^[30]。

2.1 规则式能量管理策略

规则式能量管理策略是根据设计要求、人工经验、实验结论等制定的一系列决定动力系统工作状态的规则,主要包括确定性规则和模糊逻辑规则。

(1)确定性规则的能量管理策略由规则表或流程图确定,以最直接和有效的方式满足动力系统需求,具有较强实用性^[31]。确定性规则控制策略包括恒温器控制策略^[32]、功率跟随控制策略^[33]、操作模式控制策略^[34]、状态机控制策略^[35]、刚度系数控制策略^[36]等。Yuan等^[33]通过设定SOC范围与功率阈值制定燃料电池、超级电容器、锂离子电池充放电的规则,采用加权分配法对需求功率进行动态分配,解决了传统功率跟随控制策略在特定功率范围内产生的输出功率滞后于需求功率的问题;Lachhab等^[34]根据超级电容器的SOC和车速制定了5种工作模式,在不同的汽车运行状态下切换到对应工作模式,减少燃料电池的输出功率波动,改善燃料电池耐久性。

(2)相比于确定规则策略,基于模糊逻辑的策略对于处理多参数、时变性、非线性的能量管理问题更

具优势^[37]。王骞等^[38]制定了以电机需求功率和动力电池SOC为输入变量,燃料电池与电机需求功率的比值系数 K 为输出变量的模糊逻辑能量管理策略,在实际工况下分析了该策略的可行性。制定模糊逻辑规则的关键在于模糊控制器的设计,其过程包括模糊化、模糊推理和解模糊化3个基本步骤。模糊控制的核心步骤为模糊推理,其中所涉及的模糊规则与隶属度函数极大地影响了策略的有效性和迁移性^[2]。因此,也有较多学者结合其他算法来优化模糊控制器。遗传算法(genetic algorithm, GA)凭借较强的搜索能力、自适应性和可拓展性等优点得到了关注和应用^[39-40]。Fu等^[40]将频率解耦技术与GA相结合,利用GA优化模糊控制器的隶属度函数,与单纯基于模糊控制的能量管理策略相比,结果表明燃料电池在3种典型路况下的功率波动均在250 W/s以内,可延长其使用寿命。

以确定性规则为代表的能量管理策略,算法简单、计算效率高、易于实现,能进行实时控制,但因为其规则的设定是根据工程经验,适应性较差,难以保证在真实驾驶条件下的最优性能,且无法获取最佳经济性^[41-42]。

2.2 优化式能量管理策略

优化式能量管理策略通过建立目标函数和约束条件,应用优化算法求解得到最优控制动作,主要分为全局优化能量管理策略和局部优化能量管理策略。

(1)全局优化的能量管理策略基于历史数据或静态数据库,在特定工况下进行能量优化控制。最具代表性的全局优化算法包括DP^[43]、庞特里亚极小值原理(Pontryagin's minimum principle, PMP)^[44-45]、凸优化^[46]等。DP通过离散化处理能量管理问题,将多阶段过程转化成一系列子优化问题,在每个采样时间构建最优值函数,逐段求取最优解,求解结果为全局最优。但DP应用时需要提前了解全局工况,计算量大,难以用于实车在线优化,常作为衡量其他策略的算法基准^[47]。PMP是一种适用于约束系统的最优控制理论。在应用于解决能量管理问题时,PMP引入协态变量约束状态变量SOC,同时可通过协态变量与燃料电池氢气消耗速率函数结合,构建出哈密顿函数。在满足约束条件的情况下,PMP通过最小化每个时刻的哈密顿函数获取最优控制动作,实现与DP接近的性能^[44]。此外,PMP的计算量远小于DP,这为车端嵌入式控制器应用提供了可能性。

凸优化是一种求解凸集合问题的最优化算法,

其核心思想是通过数学操作将实际优化问题凸化^[46]。凸优化问题中,局部最优和全局最优结果一致,大大简化了求解过程^[48-49]。FCV的能量管理优化通常被视为非线性规划问题,可利用凸优化方法将其转换为凸模型进行求解,可简化计算并保证优化效果^[50]。然而,该方法只适用于目标函数及约束条件可严格表示为凸形式的条件,因此,具有一定的应用局限性。

全局优化的能量管理策略须提前已知全局工况,难以用于实际工况未知的实时控制,但可以获取已知工况下的最佳控制动作,常作为基准用于对比优化其他能量管理方法^[51]。

(2)局部优化的能量管理策略是在预测时域内实时进行优化动作搜索,主要包含ECMS^[47,52]、极值搜寻法(extremum seeking method, ESM)、模型预测控制(model predictive control, MPC)等。

ECMS是PMP的一种形式。ECMS利用等效因子将全局优化问题转化为局部优化问题,通过求解每个采样时刻的等效成本函数获取局部最优解^[52]。但ECMS的控制性能依赖于等效因子^[47]。对于等效因子的预估与修正,主要有两类方法:一是基于工况信息,采用全局优化方法求出其最优轨迹^[47],二是基于系统性能指标进行等效因子的反馈修正^[53]。如何建立准确的等效因子预估模型,以获取最接近于全局最优性能,仍是未来的研究重点^[54]。

ESM作为一种在线自适应优化算法,其核心思想是利用周期扰动信号实时寻找静态非线性系统的最优运行点^[55]。ESM应用于FCV在线能量管理策略时,燃料电池可以看作是一个静态的非线性系统,ESM通过识别和实时跟踪燃料电池的高效运行点,使燃料电池在高效区间工作,从而降低氢耗^[56]。此外,ESM无需专家经验,易于实施,但当在线能量管理策略需要同时识别多个工作点时,ESM优化效果有限^[57]。

MPC框架下的FCV能量管理问题以多约束目标函数的形式实现,通过在有限时域内进行局部优化,为下一时域提供运行状态与参数,实现滚动优化^[37],具体如图2所示。He等^[58]构建了包含燃料消耗、蓄电池SOC波动等的多目标函数及约束条件,基于MPC框架实现了燃料经济性与动力源耐久性的协同优化。但基于MPC的能量管理策略的优化效果与预测信息的准确度有较大关系,预测误差越大,能量管理策略的优化效果越差^[22]。

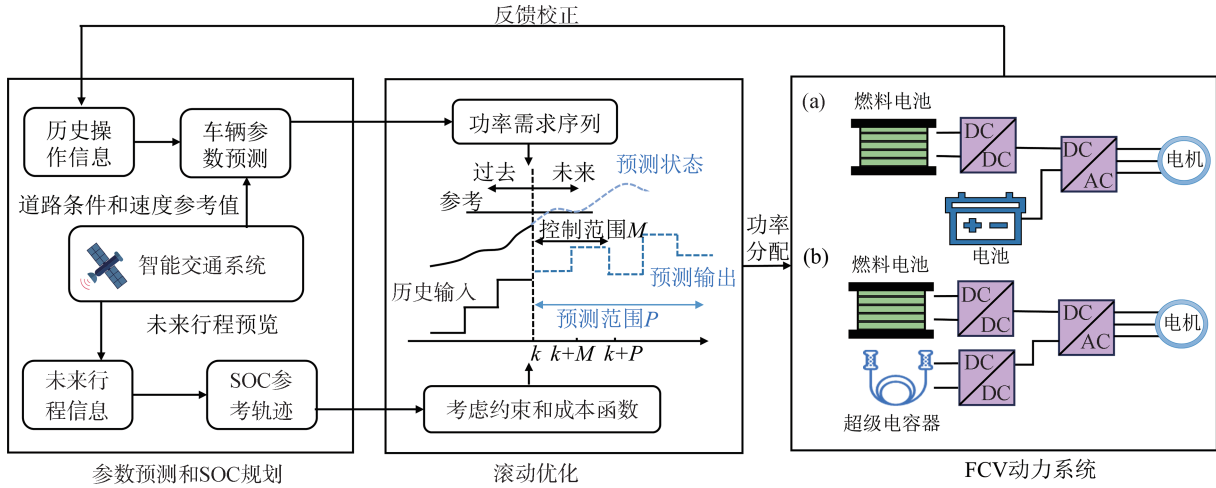


图2 基于MPC的能量管理策略

局部优化的能量管理策略是根据预测时域内整车实时状态的能量流进行优化控制,无须提前了解运行工况,其计算量相比于全局优化算法较小,易于

实现,但是无法保证全局最优。

表1概括了常用优化算法的实现方式及其优缺点。

表1 优化算法对比

算法	实现方式	优缺点	文献
DP	离散化处理问题,将多阶段过程转化成一系列子优化问题,逐段求取最优解	求解结果全局最优,但须提前了解全局工况,计算量大	[59]
PMP	引入协态变量约束系统状态变量SOC的变化,通过最小化每个时刻的哈密顿函数获取最优控制动作	优化性能接近全局最优,且计算量小于DP;但计算精度受初始协态变量影响;须提前了解全局工况	[60]
凸优化	在最小化的要求下,将FCV能量管理问题转换为凸函数形式求解	局部最优解即全局最优解,求解简单,计算效率高;但目标函数必须凸函数,约束条件必须满足凸形式	[61]
ECMS	利用等效因子转化为等效氢消耗模型,构建瞬时等效成本函数,将全局优化问题转化为瞬时优化问题	计算量小,实时性较好,操作简单,可有效控制SOC工作范围;但等效因子的设置决定控制策略的优化效果	[62-63]
ESM	通过搜索燃料电池性能的变化来寻找最大功率和最大效率点	经济性全局最优,更适用于实际汽车;但优化目标单一	[55-56]
MPC	将全局优化问题转化成预测范围内的局部优化问题,在每一个采样时刻搜索有限时域内的最佳控制动作	实时性很强,可实现结果局部最优;但对预测模型的精度要求较高	[64-65]

3 融合交通信息预测的能量管理策略

3.1 融合交通信息预测的能量管理策略概述

FCV动力系统的能量管理策略主要包括了规则式和优化式,均可用于提升燃料经济性和动力源耐久性等。但面对实际行驶环境下的不确定性,传统的能量管理策略可能无法有效输出适应当下工况的最优控制动作,优化效果有限。因此,可采用融合交通信息的能量管理策略,改进传统的规则式和优化式能量管理。研究人员已将人工智能算法^[10]、远程信息处理技术^[66]等应用于能量管理,开发出燃料经济性和动力源耐久性更佳的控制策略。Li等^[67]将车

速预测与PMP相结合,根据预测时域内的车速信息构建出哈密顿函数的最优协态变量,进而获取预测时域的最佳控制动作,其经济性已接近全局最优;Zhang等^[41]将驾驶模式识别应用于自适应模糊能量管理控制器,并采用GA优化自适应系数和系统关键参数,可有效限制燃料电池功率波动,延长燃料电池寿命。

车速预测和驾驶模式识别等也已成功应用于FCV能量管理策略^[42,68-69],是较为有效地融合了交通信息的能量管理方法,改善了动力系统燃料经济性和动力源耐久性等性能指标。

3.2 交通信息预测技术

根据不同的交通信息特征和能量管理优化目

标,选择合适的预测目标及预测方法可提升能量管理目标函数的求解效果^[28]。

3.2.1 预测目标

(1)车速

车速直接关系着整车的需求功率,是车辆行驶状态表征的重要参数。在车速预测方面,主要的预测方法包括了基于指数变化和基于数据驱动等方法^[29]。基于指数变化的预测方法借助预先设置的指数模型预测未来车速,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^[59]和神经网络预测方法^[69]。

Quan等^[13]提出基于改进马尔可夫车速预测的MPC实时能量管理方法,构建包含等效氢耗最小化和燃料电池退化抑制的多目标函数,根据预测的车速信息计算车辆总需求功率,并将其当作扰动信息引入到能量管理系统模型,提升MPC抗干扰能力。与常规MPC策略相比,在曼哈顿工况下,所提策略的系统总运行成本降低了3.74%。Sun等^[68]引入马尔可夫链方法实现了区间车速预测,同时将燃料电池和超级电容的最佳功率分配策略与预测的车速作为最小-最大博弈双方,利用协同进化算法求解约束下的极小极大问题,获得最佳功率分配规律,与其他实时控制策略相比,该方法可使燃料电池的氢耗降低6.82%以上。林歆悠等^[69]提出基于误差反向传播(back-propagation, BP)神经网络车速预测的ECMS,根据预测车速计算未来的功率需求,再结合行驶里程和电池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。Liu等^[70]将车速预测与分层控制算法结合,上层利用BP神经网络对预测区间内的车速信息进行预测;下层根据预测的车速和SOC参考轨迹,采用直接配置法将优化控制问题转化为非线性规划问题,通过顺序二次规划方法求解获取最佳控制动作。与传统ECMS相比,该策略的动力系统运行成本降低了13.5%。

此外,车速信息通常被认为是一种随时间变化的动态物理量,车速预测问题可归类为时间序列分析问题。LSTM通过对比当前与过去输入信息来优化网络参数,适用于时间序列,因而能有效处理车速预测问题^[71]。宋震等^[71]利用LSTM预测车速,预测车速结合强化学习深度确定性策略梯度算法(deep deterministic policy gradient, DDPG)设计了能量管理策略。结果表明,所提出的LSTM车速预测模型误差能够达到 10^{-3} 级,预测车速能够较好地跟随实际

车速;同时,所提策略使燃料电池平均功率波动较DP策略降低了5.01%,有效提升了动力系统的耐久性。

(2)道路坡度

道路坡度影响整车载荷的瞬态波动,是FCV能量管理策略中的重要参数。根据实时的道路坡度信息可以调整燃料电池系统的空气、氢气压力等,缓解动态响应滞后等问题^[72]。

道路坡度预测的方法主要有两种:一种是基于传感器和GPS/GIS估计,通过角位移传感器直接测量汽车倾角,但该方法动态误差较大且实时性较差;另一种方法是基于汽车动力学的坡度模型估计,通过解耦横纵向动力学方程,估计道路坡度,但此类方法计算复杂度较高^[72]。王成等^[72]考虑道路坡度的时变特性,提出了一种基于LSTM的道路坡度估计方法,以油门踏板开度 $\theta_{acc}(t)$ 、制动踏板开度 $\theta_{brc}(t)$ 、车速 $v(t)$ 、加速度 $a(t)$ 和直流母线功率 $P(t)$ 为输入参数,预测道路坡度,相比于多层感知器算法,其预估值的均方根误差更小,具体如图3所示。Li等^[66]利用信息物理系统预览未来道路信息,将当前道路坡度和未来道路坡度作为状态空间参数集成到基于DDPG的能量管理策略,与忽略未来地形信息的能量管理策略相比,该策略可使动力电池的耐久性提高7.39%,总运行成本降低5.76%。

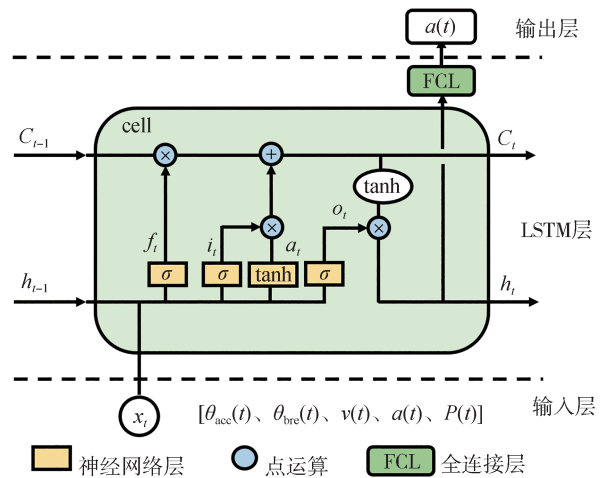


图3 LSTM预测坡度

(3)交通灯分布和交通拥挤程度

交通拥挤限制了车辆需求功率的上限^[64],红灯会造成车辆怠速和急剧加减速,增加动力系统能耗,还可能影响动力源耐久性。因此,考虑交通信号灯分布和交通拥挤程度的能量管理策略,可以通过合

理分配能量来规划车速以减少红灯、交通拥挤等状况,降低启停、怠速等工况对能量管理性能的影响^[73-75]。Shen等^[64]将预测的交通拥挤程度应用于鲁棒模型预测控制,将交通拥挤程度划分为4个等级并与车辆功率需求上限建立映射关系。根据预测的交通拥挤程度更新能量管理策略的控制参数以调整需求功率上限,减少燃料损失;Yan等^[74]根据交通流状态和交通灯状态,选择最优的发车时间,使燃料电池公交车能够高效通过红绿灯路口,减少频繁启停等带来的额外能耗,同时又可缩短出行时间;Guo等^[75]建立智能交通仿真平台,通过获取前车间距和信号灯序列信息,利用DP算法实现车速规划,并将车速规划应用于能量管理策略。与无车速规划的能量管理策略相比,所提策略的燃料经济性提高约3.04%,燃料电池发动机怠速时间减少3.4%,有效工作区域增加3.1%。

(4) 驾驶模式和工况

FCV的驾驶模式和行驶工况对其经济性有着显著的影响,采用支持向量机(support vector machines, SVM)、k-均值聚类(k-means)等方法将驾驶模式和工况识别融入到能量管理策略中成为近年来的研究热点^[76-77]。

驾驶模式和工况的预测识别常用于离线计算,通过预定义的动力系统模型和控制规则,优化控制参数^[41-42,51,76]。Song等^[42]将驾驶模式与恒温器控制策略相结合,采用自适应GA离线优化不同驾驶模式下的恒温器控制参数,包括SOC上、下限和恒定输出功率 P_{req} 等,进一步地,根据实际的驾驶模式更新至对应模式的恒温器控制策略,相比于单模式策略,

燃料经济性提升3.71%;周雅夫等^[76]将工况识别与PMP结合,利用自组织映射k-means 2阶模型聚类识别燃料电池公交车的行驶片段,通过粒子群算法求解离线工况下的最优协态变量,在线优化实时行驶工况的识别协态变量。与规则式能量管理策略相比,该策略的平均等效氢气消耗降低了19.77%;Zhou等^[51]将驾驶模式的预测信息应用于MPC,构建考虑氢耗量、燃料电池和蓄电池耐久性的成本函数:

$$\begin{cases}
 J(k) = \sum_{i=1}^{h_p} [\rho_1(k)C_1(k+i) + \rho_2(k)C_2(k+i-1) + \rho_3(k)C_3(k+i)] \\
 C_1(k+i) = \left(\frac{P_{FC}(k+i) - P_{FC,ref}(k)}{P_{FC,max}} \right)^2 \\
 C_2(k+i-1) = \left(\frac{\Delta P_{FC}(k+i-1)}{\Delta P_{FC,max}} \right)^2 \\
 C_3(k+i) = (SOC(k+i) - SOC_{ref})^2
 \end{cases} \quad (7)$$

式中: $J(k)$ 是目标函数; ρ_1 、 ρ_2 和 ρ_3 表示惩罚因子; C_1 、 C_2 和 C_3 表示3个标准化成本, C_1 用于规划燃料电池按照参考功率运行, C_2 用于限制燃料电池瞬时功率变化, C_3 用于调节SOC追踪参考轨迹。采用DP对3种驾驶模式求解,获取惩罚因子和燃料电池参考功率 $P_{FC,ref}(k)$ 。结果表明,该策略相比于单模式基准策略,氢耗量下降了至少2.07%,燃料电池的平均功率瞬变降低87%以上,其原理如图4所示。

3.2.2 预测方法

(1) 马尔可夫链

马尔可夫过程是一种随机过程,主要用于解决随机环境下建模和多周期动态决策等问题。假设在

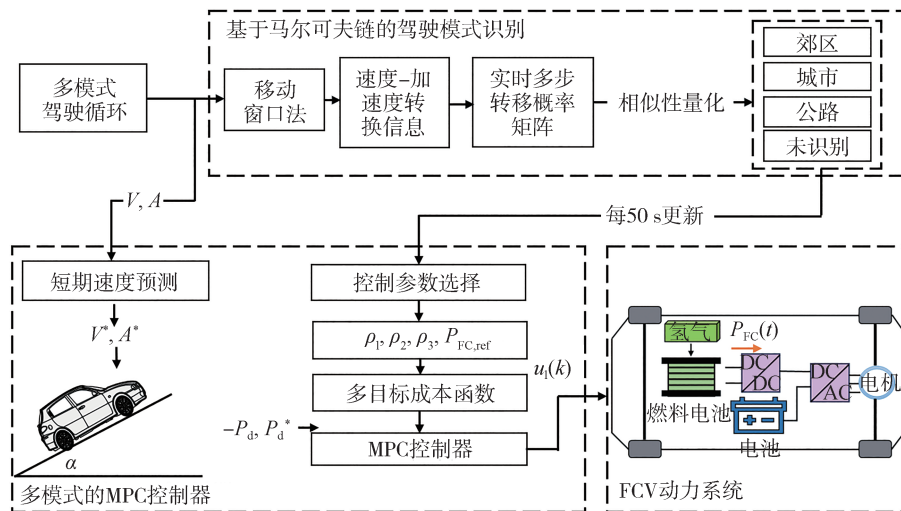


图4 基于驾驶模式识别的能量管理策略

当前条件下,未来下一时刻的状态只与当前时刻的状态有关,与过去时刻的状态无关,可根据上一时刻研究对象的状态预测下一时刻状态,这一性质又称为马尔可夫过程的无后效性^[29]。马尔可夫过程的时间和状态既可以是连续的也可以是离散的,时间和状态均为离散的马尔可夫过程,称为马尔可夫链。

以离散有限状态空间的一阶马尔可夫链为例,存在随机过程 $\{\chi_n, n \in N\}$,其中 χ_i 的所有可能值构成可数集 $S = \{s_0, s_1, \dots, s_m\}, m \in N, S$ 即为马尔可夫链的状态空间。对于1阶马尔可夫链随机过程 $\{\chi_n\}$ 和状态空间 S ,下一个状态只取决于当前的状态^[28],即

$$\Pr(\chi_{n+1} = s_{n+1} | \chi_n = s_n, \chi_{n-1} = s_{n-1}, \dots, \chi_0 = s_0) = \Pr(\chi_{n+1} = s_{n+1} | \chi_n = s_n) \quad (8)$$

从状态 i 转变到状态 j 的概率可以被标记为

$$p_{ij} = \Pr(\chi_{n+1} = s_j | \chi_n = s_i), i, j \in m \quad (9)$$

式中 p_{ij} 是位于转移概率矩阵 P 中第 i 行和第 j 列的元素。

根据历史数据集建立转移概率矩阵后,给定状态 $s_i \in S$,对应的概率向量 $\mathbf{v}(k) = (p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{im})$ 即表示从 $t=k$ 处的状态 s_i 到 $t=k+1$ 处的状态 $s_r (r \in 1, 2, \dots, m)$ 所有可能跃迁的概率分布。因此,对前一步的概率向量 $\mathbf{v}(k+1)$ 可表示为

$$\mathbf{v}(k+1) = \mathbf{v}(k) \cdot P \quad (10)$$

对于向前 H_p 步,概率向量 $\mathbf{v}(k+H_p)$ 表示为

$$\mathbf{v}(k+H_p) = \mathbf{v}(k) \cdot P^{H_p} \quad (11)$$

汽车在实际行驶过程中,行驶工况的各个特征参数均可进行离散化处理,系统内部的转移概率只与当前状态有关,而与过去的状态无关,所以未来行驶状态具有较强的随机性和无后效性,具有马尔可夫特性^[29]。因此,马尔可夫链可以用于预测汽车的行驶工况,如车辆的速度、加速度和功率需求的概率分布等^[59-60, 67, 78-80]。

Hemi等^[60]采用马尔可夫链进行功率需求预测,基于城市道路循环工况的历史数据,构建预测未来功率需求的转移概率矩阵,基于预测功率构建FCV能量管理策略的目标函数,采用PMP进行求解以获得最优控制序列。与未引入功率预测的能量管理策略相比,所提策略有效缓解了燃料电池动态响应慢等问题。此外,马尔可夫链还可应用于驾驶模式识别^[51, 81]。Zhou等^[51]提出基于马尔可夫链的驾驶模式识别器,将实时驾驶段分类为3种预定义模式之一,将每个驾驶段的速度-加速度转换作为驾驶模式的

特征,通过计算实时识别的转移概率矩阵与离线基准转移概率矩阵的相似性,确定当前驾驶段的驾驶模式,所提出的驾驶模式识别器的识别精度可达到94.94%以上。

然而,单一的马尔可夫预测模型适用场景有限且预测精度不高,常采用改进的马尔可夫模型或者与其他算法如深度学习、神经网络等结合以提升对复杂驾驶环境的适应能力。Li等^[67]提出基于改进马尔可夫的车速预测方法,根据不同驾驶模式建立不同的转移概率矩阵,在线识别驾驶模式并选择相应的马尔可夫车速预测器,优化能量管理策略;Zhou等^[80]将多步马尔可夫和模糊C均值聚类结合,将所有马尔可夫链子模型预测的车速和已计算的模糊隶属度进行合成,获取了最终预测结果,减少不同驾驶状态对预测精度的干扰。

(2)人工智能方法

人工智能方法通过分析历史数据集,从大量输入和输出样本数据间自动归纳,迭代调整模型参数以最小化损失函数,构建出合理的模型以描述输入和输出的映射关系,具有解决非线性多变量问题的能力^[65, 70-71, 77]。基于人工智能方法的交通信息预测可以分为如下两类。

第1类是假设未来的交通信息与历史数据相关,需要历史和当前的交通信息来预测未来状态^[82]。以基于神经网络的车速预测为例,利用标准驾驶循环的数据训练神经网络模型,将当前实际车速和历史车速向量作为模型的输入,将未来车速向量作为预测输出,神经网络模型的隐藏层可设置为多层,每层也可采用多个神经元节点。训练好的车速预测模型根据驾驶数据输入 h 步的车速序列,输出未来 p 步的车速序列^[70],具体如图5所示。

Lin等^[83]提出了一种基于BP神经网络的车速预测方法,基于预测车速设计了FCV能量管理策略。结果表明,所提出的策略能有效提升经济性,动力系统氢耗量较规则式策略减少了17.07%。MuñOz等^[84]开发了一种基于非线性自回归模型神经网络的FCV在线能量管理策略,通过不同工况下燃料电池和动力电池间的最优功率分配结果训练神经网络。仿真结果显示,所提出的策略在高速和城际工况下等效氢耗下降2%,在城市道路工况下等效氢耗下降18%。但单一的预测模型精度受限,采用启发式算法优化模型参数的混合预测模型受到关注。Liu等^[70]采用GA对BP神经网络的初始参数进行优化,

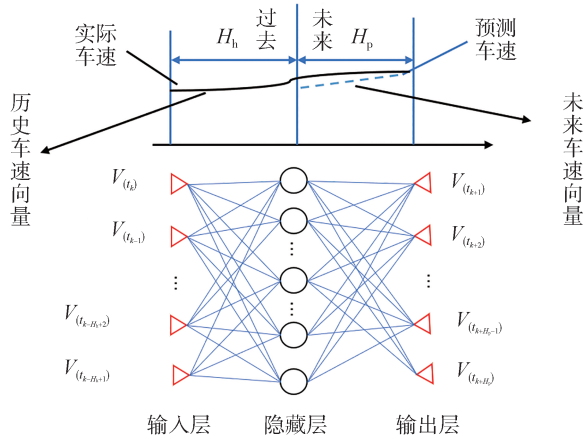


图5 基于神经网络的车速预测原理示意图

提高预测精度;Jondhle等^[85]采用卷积神经网络预测车速,利用基于捕食者概率的松鼠搜索算法优化模型参数。该组合预测模型的均方根误差、平均绝对误差等均小于单一模型,显示出较好的预测性能。

第2类是通过定义整个标准行驶周期的特征参数,将当前行驶周期与预定义的任何标准驾驶周期进行匹配^[82],以完成对未来驾驶信息的预测识别。第2类方法主要通过以下3个步骤实现。

步骤1:确定采样窗口。采样窗口包括采样时间窗口和更新时间窗口。采样时间窗口指初次采集用于识别的汽车历史行驶数据的长度,一般时间较长,确保数据能够准确反映汽车历史行驶状态;更新时间窗口指后续不断更新行驶数据的长度,长度一般较短,以识别数据变化。采用较长的采样窗口可获取更多的驾驶信息,提高识别精度,但过长的样本可能包含多余无用的信息,一定程度上会增加计算负担,进而影响能量管理的实时性。针对提升识别精度带来的计算负担,赵勇等^[77]采用GA-SVM算法识别车辆运行工况,分别以30、60、90、120和150s为识别周期对测试工况进行识别。结果显示,当识别周期为90和120s时,识别准确率高,这表明在实际工况中,识别周期过长或过短,都不利于准确识别;Zhang等^[41]利用多层感知器神经网络对历史车速窗口进行特征提取,其采样时间窗口和更新时间窗口分别设置为150和50s,有效识别更新驾驶特性。

步骤2:选择特征参数。特征参数指描述车辆行驶状态的参数,直接反映了循环工况的特征。然而,工况特征选取过多会造成计算量增大,影响识别速度,而选取过少,会使得工况表述不准确,影响识别精度^[77]。针对上述问题,为有效进行特征筛选,Li

等^[86]首先根据专家经验初步选取了13个特征参数作为初始特征,采用皮尔逊相关系数等特征量化方法对强相关的特征进行筛选,从而消除冗余特征参数,其次采用主成分分析法进行数据降维,进一步整合特征信息,最终得到4个特征向量作为特征输入;为消除由车速计算得到电机输出功率的误差,Sun等^[87]直接采集电机输出功率作为工况特征,采用基于密度的含噪声应用空间聚类算法筛选与当前特征相似的历史片段,进行在线识别。

步骤3:确定识别方法。在以往研究中,驾驶特征识别方法可以分为两大类:一种是基于过去的驾驶信息^[57,87],另一种是基于远程信息处理技术预览未来道路信息^[66]。基于历史信息的识别方法具有一定的代表性、可靠性、准确性,采用历史驾驶模式的特征参数,可周期性地选择相似的驾驶模式进行比对和分析。后一种方法则依赖于远程处理技术的发展与应用^[87]。

(3) 远程信息处理技术

利用远程处理技术,车辆在行驶过程中通过GPS接收卫星信号,获取经纬度信息,并将位置信息通过车载网络发送到GIS云端服务器进行处理分析。GIS整合各种地理数据,通过IOV向车辆提供当前地形和未来地形信息^[66],具体如图6所示。远程信息处理系统也可以收集历史数据,并将其处理并存储在数据库中,实时匹配当前驾驶条件^[82]。

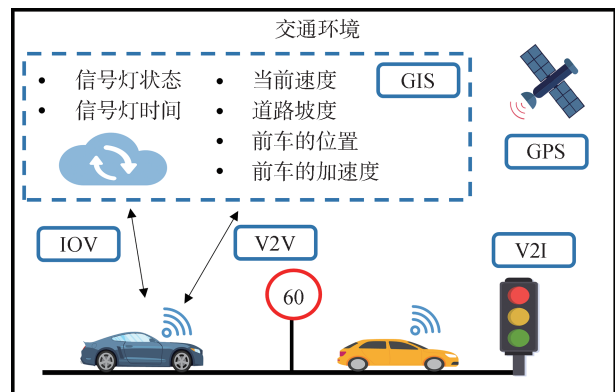


图6 远程信息处理技术应用示意图

通过预测更新交通信息,可实现动力系统能量提前分配以规划车速,减少启停、怠速等不利运行条件的影响^[88-91]。Nie等^[88]考虑了城市道路条件下的多车运行场景,通过车-车通信(vehicle to vehicle, V2V)和车-基础设施通信(vehicle to infrastructure, V2I)获取周围车辆的位置和速度、信号灯状态信息

和未来道路条件,从而对车速进行规划,实时获得安全的最优车速序列,以确保车辆可以在绿灯时平稳通过,避免红灯空转消耗燃料。Jia等^[89]通过GPS和GIS获取环境信息和道路坡度,将前瞻道路信息集成到能量管理策略中,该策略可以将电池寿命提高28.02%,整车经济性提高8.92%。

3.2.3 预测方法比较

基于马尔可夫链的预测方法适用于随机建模过程,具有较高的预测精度。但受到马尔可夫特性限制,对不符合马尔可夫特性的过程预测精度低。同时为了保证预测结果的准确性,用于建立转移概率矩阵的数据库必须足够丰富,以覆盖尽可能多的驾驶工况。大量的数据处理需求,也给能量管理求解带来了计算负担。

基于人工智能的预测方法可处理更多的输入变量。人工智能方法通过学习历史数据集,持续调整

模型权重以最小化损失函数,构建出合理的模型以描述输入和预测输出之间的关系。但历史数据集过多或不足、特征参数选择不当、模型复杂度过高或过低等可能会导致模型出现过拟合、难收敛、训练耗时长等问题。

马尔可夫链预测和人工智能方法依赖于静态历史数据库,原始数据库与真实环境的差异可能造成模型失真,因此,预测方法的鲁棒性和泛化能力成为影响预测精度的关键。

利用远程信息处理技术可预览道路信息,获取道路坡度、车速限制等各种类型的实时路线信息,预测结果更为准确。但交通智能控制系统目前尚处于概念验证阶段,且指数级增长的计算量对车载处理器或云端计算平台也提出了更高的要求。

表2对比分析了马尔可夫链预测、人工智能方法与远程信息处理技术。

表2 预测方法综合分析

方法名称	子分类	优点	缺点	文献
马尔可夫	车速预测	1. 适用于随机建模	1. 对快速变化的行驶条件预测精度较低	[78,80]
	功率预测	2. 在相似的行驶条件下预测精度较高	2. 对不符合马尔可夫特性的过程预测性能差	[60,79]
	驾驶模式和工况识别		3. 依赖于历史数据库	[51,81]
人工智能方法	驾驶模式和工况识别	1. 可解决非线性多变量问题	1. 训练时间长	[86-87]
	坡度预测	2. 学习能力强	2. 构建预测模型困难,模型复杂程度难以掌握,易引起过拟合和难收敛等问题	[72]
	车速预测		3. 依赖于历史数据库	[85]
远程信息处理技术	交通灯信号及交通拥挤程度	1. 可提供更准确的实时驾驶数据	1. 计算量大	[88,90]
	坡度预测	2. 具有在高峰时间和交通拥堵情况下的应用潜力	2. 受到交通智能控制系统发展的限制	[66,89]

4 结论与展望

本文首先介绍了FCV能量管理策略的主要优化目标:燃料经济性及动力源耐久性,分析了优化目标在能量管理策略中的实现形式。其次,本文总结了规则式与优化式能量管理策略的研究进展,并对比分析了优缺点。最后,本文以车速、交通状况等交通信息的分析及预测为重点,综述了马尔可夫、人工智能、远程信息处理技术3类预测方法,对融合交通信息的能量管理策略进行了系统性阐述。

基于上述分析,综合考虑当前融合交通信息的FCV能量管理中所存在的优化目标单一、预测方法实时应用精度无法保证等问题,对未来的研究工作进行了展望,具体包括以下6个方面:

(1)研究融合交通信息的多目标优化能量管理策略。从应用角度出发,FCV能量管理问题需要兼顾经济性、耐久性、驾驶性等,属于多目标优化问题。融合交通信息的控制策略在燃料经济性上有较大潜力,但在耐久性和安全性等其他优化目标上涉及较少,并且考虑多目标优化的控制问题更为复杂,多个目标之间还可能存在矛盾,如何利用交通信息实现目标函数的权衡优化,仍是研究重点。

(2)综合应用多维度的交通信息。考虑单一的动态或静态交通信息的能量管理策略已显示出优势,但综合利用多维度的交通信息具有更大的潜力和价值,如不同的工况和驾驶模式下,最大车速、启停次数、加速度等差异较大,提出基于驾驶模式或工况识别的车速预测,设计多模式车速预测器,根据高精度静态交通信息的识别结果提升车速等交通信息

的预测精度。因此,如何合理的选择和综合利用多维度的交通信息以提升综合性能是未来研究重点。

(3)全局行驶工况与实时预测路段协同优化。将车端实时采集的行驶数据、动力源状态参数等信息和基于远程信息处理技术获取的交通基础设施信息、气象信息、剩余行驶路程信息等数据存储于数据库中,采用智能优化算法搜索性能最优的规划路径,为汽车行驶提供全局最优路线参考,实现全局优化和实时优化的协同配合。由于全局最优路径的搜索需要存储和处理多维度、多尺度的庞大数据,可以考虑结合云端平台和算力来实现。

(4)集成远程信息处理技术。GPS、ITS、GIS等强大的交通工具技术不断趋于成熟,可以为汽车控制器提供准确的地形轮廓、前方道路交通拥挤程度、全局行程等交通信息,规划剩余行驶路程的蓄电池电量消耗速率,以降低不确定因素对车速、信号灯分布等交通信息预测的干扰,提升动力系统的能量利用率和使用寿命。因此,可结合远程信息处理技术,研究多时间、多空间尺度的预测方法,设计出更合理的能量管理策略。

(5)车-路-云协同下实现车速与能量管理的联合优化。智能化与网联化成为汽车技术的发展趋势,网联技术将车-车、车-路、车-云,以及交通管理者有机关联起来,基于云控系统的智能网联汽车充分利用云端强大的地图服务和云计算资源,能够更准确地感知道路交通环境,更有效地处理复杂信息。目前已有FCV的生态驾驶研究目标较为单一,在实际应用时还须进一步研究联合优化方法,以实现网联车速规划与能量管理节能控制。

(6)降低计算量。基于交通信息的能量管理策略,优势在于适应当下的交通环境,有望实现功率优化分配,但融合交通信息会增加计算负担,对硬件要求较高,一定程度上限制了实车应用。如何在确保能量管理策略有效性的前提下,改进优化方法或求解算法以减少系统计算量是研究重点。

参考文献

- [1] 刘青山, 兰凤崇, 陈吉清, 等. 制氢方法的评价及对氢燃料电池汽车推广的影响研究[J]. 中国公路学报, 2022, 35(11): 295-309.
LIU Q S, LAN F C, CHEN J Q, et al. Evaluation of hydrogen production methods and their influence on the promotion of hydrogen fuel cell vehicles [J]. China Journal of Highway and Transport, 2022, 35(11): 295-309.
- [2] 陈家一, 高帷韬, 贾璐, 等. 燃料电池汽车动力系统及能量管理策略研究进展[J]. 中南大学学报(自然科学版), 2024, 55(1): 80-92.
CHEN J Y, GAO W T, JIA L, et al. Research progress on powertrain and energy management strategy of fuel cell vehicle [J]. Journal of Central South University (Science and Technology), 2024, 55(1): 80-92.
- [3] 高帷韬, 雷一杰, 张勋, 等. 质子交换膜燃料电池研究进展[J]. 化工进展, 2022, 41(3): 1539-1555.
GAO W T, LEI Y J, ZHAN X, et al. An overview of proton exchange membrane fuel cell [J]. Chemical Industry and Engineering Progress, 2022, 41(3): 1539-1555.
- [4] 张炳力, 赵韩, 吴迪, 等. 基于小波变换的燃料电池混合动力系统多能源管理策略研究[J]. 汽车工程, 2008, 30(10): 914-917, 926.
ZHAO B L, ZHAO H, WU D, et al. A study on the multi-management strategy for fuel cell hybrid powertrain based on wavelet-transform [J]. Automotive Engineering, 2008, 30(10): 914-917, 926.
- [5] HU Z Y, LI J Q, XU L F, et al. Multi-objective energy management optimization and parameter sizing for proton exchange membrane hybrid fuel cell vehicles [J]. Energy Conversion and Management, 2016, 129: 108-121.
- [6] LIU Y G, LIU J J, ZHANG Y J, et al. Rule learning based energy management strategy of fuel cell hybrid vehicles considering multi-objective optimization [J]. Energy, 2020, 207.
- [7] YUAN H B, ZOU W J, JUNG S, et al. Optimized rule-based energy management for a polymer electrolyte membrane fuel cell/battery hybrid power system using a genetic algorithm [J]. International Journal of Hydrogen Energy, 2022, 47(12): 7932-7948.
- [8] TENG T, ZHANG X, DONG H, et al. A comprehensive review of energy management optimization strategies for fuel cell passenger vehicle [J]. International Journal of Hydrogen Energy, 2020, 45(39): 20293-20303.
- [9] KELOUWANI S, HENAO N, AGBOSSOU K, et al. Two-layer energy-management architecture for a fuel cell HEV using road trip information [J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2012, 61(9): 3851-3864.
- [10] 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 [J]. Energy, 2021, 227.
- [11] TAO F Z, FU Z G, GONG H X, et al. Twin delayed deep deterministic policy gradient based energy management strategy for fuel cell/battery/ultracapacitor hybrid electric vehicles considering predicted terrain information [J]. Energy, 2023, 283.
- [12] SHEN D, LIM C C, SHI P, et al. Energy management of fuel cell hybrid vehicle based on partially observable markov decision process [J]. IEEE Transactions on Control Systems Technology, 2020, 28(2): 318-330.
- [13] QUAN S W, WANG Y X, XIAO X L, et al. Real-time energy

- management for fuel cell electric vehicle using speed prediction-based model predictive control considering performance degradation[J]. *Applied Energy*, 2021, 304.
- [14] SONG K, CHEN H, WEN P M, et al. A comprehensive evaluation framework to evaluate energy management strategies of fuel cell electric vehicles [J]. *Electrochimica Acta*, 2018, 292: 960-973.
- [15] LÜ X Q, QU Y, WANG Y D, et al. A comprehensive review on hybrid power system for PEMFC-HEV: issues and strategies[J]. *Energy Conversion and Management*, 2018, 171: 1273-1291.
- [16] ZHOU D M, AL-DURRA A, GAO F, et al. Online energy management strategy of fuel cell hybrid electric vehicles based on data fusion approach [J]. *Journal of Power Sources*, 2017, 366: 278-291.
- [17] 王亚雄, 王轲轲, 钟顺彬, 等. 面向耐久性提升的车用燃料电池系统电控技术研究进展[J]. *汽车工程*, 2022, 44(4): 545-559.
- WANG Y X, WANG K K, ZHONG S B, et al. Research progress on durability enhancement-oriented electric control technology of automotive fuel cell system [J]. *Automotive Engineering*, 2022, 44(4): 545-559.
- [18] ZHANG L, HU X S, WANG Z P, et al. A review of supercapacitor modeling, estimation, and applications: a control/management perspective[J]. *Renewable & Sustainable Energy Reviews*, 2018, 81: 1868-1878.
- [19] PEI P C, CHANG Q F, TANG T. A quick evaluating method for automotive fuel cell lifetime [J]. *International Journal of Hydrogen Energy*, 2008, 33(14): 3829-3836.
- [20] SONG K, WANG X D, LI F Q, et al. Pontryagin's minimum principle-based real-time energy management strategy for fuel cell hybrid electric vehicle considering both fuel economy and power source durability[J]. *Energy*, 2020, 205.
- [21] 纪常伟, 潘帅, 汪硕峰, 等. 动力锂离子电池老化速率影响因素的实验研究[J]. *北京工业大学学报*, 2020, 46(11): 1272-1282.
- JI C W, PAN S, WANG S F, et al. Experimental study on effect factors of aging rate for power lithium-ion batteries[J]. *Journal of Beijing University of Technology*, 2020, 46(11): 1272-1282.
- [22] HU X S, ZOU C F, TANG X L, et al. Cost-optimal energy management of hybrid electric vehicles using fuel cell/battery health-aware predictive control [J]. *IEEE Transactions on Power Electronics*, 2020, 35(1): 382-392.
- [23] DAVIS K, HAYES J G. Fuel cell vehicle energy management strategy based on the cost of ownership[J]. *Iet Electrical Systems in Transportation*, 2019, 9(4): 226-236.
- [24] 宋大风, 雷宗坤, 曾小华, 等. 燃料电池混合动力系统多目标优化方法[J]. *湖南大学学报(自然科学版)*, 2019, 46(10): 46-53.
- SONG D F, LEI Z K, ZENG X H, et al. Multi-objective optimization method of fuel cell hybrid energy system[J]. *Journal of Hunan University(Natural Sciences)*, 2019, 46(10): 46-53.
- [25] LI G Q, GÖRGEN D. Ecological adaptive cruise control and energy management strategy for hybrid electric vehicles based on heuristic dynamic programming[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2019, 20(9): 3526-3535.
- [26] ZHU L L, TAO F Z, FU Z M, et al. Multiobjective optimization of safety, comfort, fuel economy, and power sources durability for fchev in car-following scenarios [J]. *IEEE Transactions on Transportation Electrification*, 2023, 9(1): 1797-1808.
- [27] 祝怀南. 燃料电池汽车建模与驾驶性仿真方法研究[D]. 长春: 吉林大学, 2021.
- ZHU H N. Research on modeling and driveability simulation methods of fuel cell vehicle [D]. Changchun: Jilin University, 2021.
- [28] ZHOU Y, RAVEY A, PERA M C. A survey on driving prediction techniques for predictive energy management of plug-in hybrid electric vehicles [J]. *Journal of Power Sources*, 2019, 412: 480-495.
- [29] 张风奇, 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[J]. *机械工程学报*, 2019, 55(10): 86-108.
- 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]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2019, 55(10): 86-108.
- [30] LI Z H, KHAJEPOUR A, SONG J C. A comprehensive review of the key technologies for pure electric vehicles[J]. *Energy*, 2019, 182: 824-839.
- [31] LU X Q, WU Y B, LIAN J, et al. Energy management of hybrid electric vehicles: a review of energy optimization of fuel cell hybrid power system based on genetic algorithm[J]. *Energy Conversion and Management*, 2020, 205.
- [32] MEBARKI N, REKIOUA T, MOKRANI Z, et al. PEM fuel cell/battery storage system supplying electric vehicle[J]. *International Journal of Hydrogen Energy*, 2016, 41(45): 20993-21005.
- [33] YUAN X H, YAN G D, LI H T, et al. Research on energy management strategy of fuel cell-battery-supercapacitor passenger vehicle[J]. *Energy Reports*, 2022, 8: 1339-1349.
- [34] LACHHAB I, KRICHEN L. An improved energy management strategy for FC/UC hybrid electric vehicles propelled by motor-wheels[J]. *International Journal of Hydrogen Energy*, 2014, 39(1): 571-581.
- [35] LI Q, YANG H Q, HAN Y, et al. A state machine strategy based on droop control for an energy management system of PEMFC-battery-supercapacitor hybrid tramway [J]. *International Journal of Hydrogen Energy*, 2016, 41(36): 16148-16159.
- [36] WEYERS C, BOCKLISCH T. Simulation-based investigation of energy management concepts for fuel cell - battery - hybrid energy storage systems in mobile applications [J]. *12th International Renewable Energy Storage Conference, Ires 2018*, 2018, 155: 295-308.
- [37] 赵秀春, 郭戈. 混合动力电动汽车能量管理策略研究综述[J].

- 自动化学报, 2016, 42(3): 321-334.
- ZHAO X C, GUO G. Survey on energy management strategies for hybrid electric vehicles [J]. *Acta Automatica Sinica*, 2016, 42(3): 321-334.
- [38] 王骞, 李顶根, 苗华春. 基于模糊逻辑控制的燃料电池汽车能量管理控制策略研究[J]. *汽车工程*, 2019, 41(12): 1347-1355.
- WANG Q, LI D G, MIAO H C. Research on energy management strategy of fuel cell vehicle based on fuzzy logic control [J]. *Automotive Engineering*, 2019, 41(12): 1347-1355.
- [39] RYU J, PARK Y, SUNWOO M. Electric powertrain modeling of a fuel cell hybrid electric vehicle and development of a power distribution algorithm based on driving mode recognition [J]. *Journal of Power Sources*, 2010, 195(17): 5735-5748.
- [40] FU Z M, ZHU L L, TAO F Z, et al. Optimization based energy management strategy for fuel cell/battery/ultracapacitor hybrid vehicle considering fuel economy and fuel cell lifespan [J]. *International Journal of Hydrogen Energy*, 2020, 45(15): 8875-8886.
- [41] ZHANG R, TAO J L, ZHOU H Y. Fuzzy optimal energy management for fuel cell and supercapacitor systems using neural network based driving pattern recognition [J]. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 2019, 27(1): 45-57.
- [42] SONG K, LI F Q, HU X, et al. Multi-mode energy management strategy for fuel cell electric vehicles based on driving pattern identification using learning vector quantization neural network algorithm [J]. *Journal of Power Sources*, 2018, 389: 230-239.
- [43] ZHOU W, YANG L, CAI Y S, et al. Dynamic programming for new energy vehicles based on their work modes part II: fuel cell electric vehicles [J]. *Journal of Power Sources*, 2018, 407: 92-104.
- [44] XU L, OUYANG M, LI J, et al. Application of Pontryagin's Minimal Principle to the energy management strategy of plugin fuel cell electric vehicles [J]. *International Journal of Hydrogen Energy*, 2013, 38(24): 10104-10115.
- [45] 王亚雄, 余庆港, 王薛超, 等. 考虑性能衰退的燃料电池汽车自适应优化能量管理策略[J]. *交通运输工程学报*, 2022, 22(1): 190-204.
- WANG Y X, YU Q G, WANG X C, et al. Adaptive optimal energy management strategy of fuel cell vehicle by considering fuel cell performance degradation [J]. *Journal of Traffic and Transportation Engineering*, 2022, 22(1): 190-204.
- [46] HU X S, MURGOVSKI N, JOHANNESSON L M, et al. Optimal dimensioning and power management of a fuel cell/battery hybrid bus via convex programming [J]. *IEEE-Asme Transactions on Mechatronics*, 2015, 20(1): 457-468.
- [47] HAN J, PARK Y, KUM D. Optimal adaptation of equivalent factor of equivalent consumption minimization strategy for fuel cell hybrid electric vehicles under active state inequality constraints [J]. *Journal of Power Sources*, 2014, 267: 491-502.
- [48] WU X H, HU X S, YIN X F, et al. Convex programming energy management and components sizing of a plug-in fuel cell urban logistics vehicle [J]. *Journal of Power Sources*, 2019, 423: 358-366.
- [49] HOU S Y, GAO J W, ZHANG Y, et al. A comparison study of battery size optimization and an energy management strategy for FCHEVs based on dynamic programming and convex programming [J]. *International Journal of Hydrogen Energy*, 2020, 45(41): 21858-21872.
- [50] WEI X D, SUN C, REN Q, et al. Application of alternating direction method of multipliers algorithm in energy management of fuel cell vehicles [J]. *International Journal of Hydrogen Energy*, 2021, 46(50): 25620-25633.
- [51] ZHOU Y, RAVEY A, PÉRA M C. Multi-mode predictive energy management for fuel cell hybrid electric vehicles using Markov driving pattern recognizer [J]. *Applied Energy*, 2020, 258.
- [52] 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]. *Journal of Power Sources*, 2018, 395: 262-270.
- [53] GAO H Z, WANG Z J, YIN S P, et al. Adaptive real-time optimal energy management strategy based on equivalent factors optimization for hybrid fuel cell system [J]. *International Journal of Hydrogen Energy*, 2021, 46(5): 4329-4338.
- [54] YANG C, DU S Y, LI L, et al. Adaptive real-time optimal energy management strategy based on equivalent factors optimization for plug-in hybrid electric vehicle [J]. *Applied Energy*, 2017, 203: 883-896.
- [55] ZHOU D M, AL-DURRA A, RAVEY A, et al. Online energy management strategy of fuel cell hybrid electric vehicles: a fractional-order extremum seeking method [J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2018, 65(8): 6787-6799.
- [56] ZHOU D M, RAVEY A, AL-DURRA A, et al. A comparative study of extremum seeking methods applied to online energy management strategy of fuel cell hybrid electric vehicles [J]. *Energy Conversion and Management*, 2017, 151: 778-790.
- [57] KANDIDAYENI M, FERNANDEZ A O M, KHALATBARI-SOLTANI A, et al. An online energy management strategy for a fuel cell/battery vehicle considering the driving pattern and performance drift impacts [J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2019, 68(12): 11427-11438.
- [58] HE H W, QUAN S W, SUN F C, et al. Model predictive control with lifetime constraints based energy management strategy for proton exchange membrane fuel cell hybrid power systems [J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2020, 67(10): 9012-9023.
- [59] WANG Y J, LI X Y, WANG L, et al. Multiple-grained velocity prediction and energy management strategy for hybrid propulsion systems [J]. *Journal of Energy Storage*, 2019, 26.
- [60] HEMI H, GHOULI J, CHERITI A. Combination of Markov chain and optimal control solved by Pontryagin's Minimum Principle for a fuel cell/supercapacitor vehicle [J]. *Energy Conversion and Management*, 2015, 91: 387-393.

- [61] 魏小栋, 刘波, 冷江昊, 等. 基于凸优化的燃料电池汽车节能驾驶研究[J]. 汽车工程, 2022, 44(6): 851-858.
WEI X D, LIU B, LENG J H, et al. Research on eco-driving of fuel cell vehicles via convex optimization [J]. *Automotive Engineering*, 2022, 44(6): 851-858.
- [62] ZHANG W B, LI J Q, XU L F, et al. Optimization for a fuel cell/battery/capacity tram with equivalent consumption minimization strategy [J]. *Energy Conversion and Management*, 2017, 134: 59-69.
- [63] LI H, RAVEY A, N'DIAYE A, et al. Online adaptive equivalent consumption minimization strategy for fuel cell hybrid electric vehicle considering power sources degradation [J]. *Energy Conversion and Management*, 2019, 192: 133-149.
- [64] SHEN D, LIM C C, SHI P. Robust fuzzy model predictive control for energy management systems in fuel cell vehicles [J]. *Control Engineering Practice*, 2020, 98.
- [65] LI T Y, LIU H Y, WANG H, et al. Hierarchical predictive control-based economic energy management for fuel cell hybrid construction vehicles [J]. *Energy*, 2020, 198.
- [66] LI K, ZHOU J, JIA C, et al. Energy sources durability energy management for fuel cell hybrid electric bus based on deep reinforcement learning considering future terrain information [J]. *International Journal of Hydrogen Energy*, 2024, 52: 821-833.
- [67] LI X Y, WANG Y J, YANG D, et al. Adaptive energy management strategy for fuel cell/battery hybrid vehicles using Pontryagin's Minimal Principle [J]. *Journal of Power Sources*, 2019, 440.
- [68] SUN Z D, WANG Y J, CHEN Z H, et al. Min-max game based energy management strategy for fuel cell/supercapacitor hybrid electric vehicles [J]. *Applied Energy*, 2020, 267.
- [69] 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.
LIN X Y, YE J Z, WANG Z R. 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.
- [70] 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]. *Journal of Power Sources*, 2019, 429: 55-66.
- [71] 宋震, 闵德豪, 陈会翠, 等. 基于强化学习和路况信息的燃料电池汽车能量管理策略 [J]. *同济大学学报(自然科学版)*, 2021, 49(S1): 211-216.
SONG Z, MIN D H, CHEN H C, et al. Energy management strategy of fuel cell vehicles based on reinforcement learning and traffic information [J]. *Journal of Tongji University (Natural Science)*, 2021, 49(S1): 211-216.
- [72] 王成, 张财志. 基于智能算法的燃料电池汽车道路坡度估计 [J]. *重庆大学学报*, 2021, 44(4): 10-18.
WANG C, ZHANG C Z. Road grade estimation using intelligent algorithms for fuel cell vehicles [J]. *Journal of Chongqing University*, 2021, 44(4): 10-18.
- [73] WEI X D, WANG J Q, SUN C, et al. Guided control for plug-in fuel cell hybrid electric vehicles via vehicle to traffic communication [J]. *Energy*, 2023, 267.
- [74] YAN M, LI G T, LI M L, et al. Hierarchical predictive energy management of fuel cell buses with launch control integrating traffic information [J]. *Energy Conversion and Management*, 2022, 256.
- [75] GUO J Q, HE H W, LI J W, et al. Real-time energy management of fuel cell hybrid electric buses: fuel cell engines friendly intersection speed planning [J]. *Energy*, 2021, 226.
- [76] 周雅夫, 孙雪松, 连静, 等. 基于工况识别的燃料电池公交车能量管理策略 [J]. *哈尔滨工业大学学报*, 2023, 55(8): 97-105.
ZHOU Y F, SUN X S, LIAN J, et al. Energy management strategy of fuel cell bus based on working condition identification [J]. *Journal of Harbin Institute of Technology*, 2023, 55(8): 97-105.
- [77] 赵勇, 谢金法, 时佳威, 等. 基于遗传算法优化支持向量机工况识别的燃料电池混合动力汽车能量管理策略 [J]. *科学技术与工程*, 2020, 20(14): 5820-5827.
ZHAO Y, XIE J F, SHI J W, et al. Management strategy of fuel cell hybrid electric vehicle based on GA-SVM condition recognition [J]. *Science Technology and Engineering*, 2020, 20(14): 5820-5827.
- [78] ZHOU Y, RAVEY A, PeRA M C. Multi-objective energy management for fuel cell electric vehicles using online-learning enhanced Markov speed predictor [J]. *Energy Conversion and Management*, 2020, 213.
- [79] SUN H C, FU Z M, TAO F Z, et al. Data-driven reinforcement-learning-based hierarchical energy management strategy for fuel cell/battery/ultracapacitor hybrid electric vehicles [J]. *Journal of Power Sources*, 2020, 455.
- [80] 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]. *Journal of Power Sources*, 2020, 451.
- [81] LI Y C, PENG J K, HE H W, et al. The study on multi-scale prediction of future driving cycle based on markov chain [J]. *8th International Conference on Applied Energy (ICAE 2016)*, 2017, 105: 3219-3224.
- [82] HUANG Y J, WANG H, KHAJEPOUR A, et al. Model predictive control power management strategies for HEVs: a review [J]. *Journal of Power Sources*, 2017, 341: 91-106.
- [83] LIN X Y, WANG Z R, WU J Y. Energy management strategy based on velocity prediction using back propagation neural network for a plug-in fuel cell electric vehicle [J]. *International Journal of Energy Research*, 2021, 45(2): 2629-2643.
- [84] MUÑOZ P M, CORREA G, GAUDIANO M E, et al. Energy management control design for fuel cell hybrid electric vehicles using neural networks [J]. *International Journal of Hydrogen Energy*, 2017, 42(48): 28932-28944.

- [11] LI S S, WANG X Y, CUI G J, et al. Yaw and lateral stability control based on predicted trend of stable state of the vehicle[J]. Vehicle System Dynamics, 2022, 61(1): 111-127.
- [12] ZHANG Z M, XIE L, LU S, et al. Vehicle yaw stability control with a two-layered learning MPC[J]. Vehicle System Dynamics, 2023, 61(3): 423-444.
- [13] ALAGAPPAN A V, RAO K V N, KUMAR R K. A comparison of various algorithms to extract magic formula tire model coefficients for vehicle dynamics simulations[J]. Vehicle System Dynamics, 2015, 53(2): 154-178.
- [14] 钟龙飞, 彭育辉, 江铭. 基于相平面的分布式驱动电动汽车稳定性控制[J]. 汽车工程, 2021, 43(5): 721-729.
- ZHONG L F, PENG Y H, JIANG M. Stability control of distributed driven electric vehicle based on phase plane[J]. Automotive Engineering, 2021, 43(5): 721-729.
- [15] ZHOU C, LIU X H, XU F X. Intervention criterion and control strategy of active front steering system for emergency rescue vehicle[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2021, 148: 107160.
- [16] LAO D X, WU J, HE R, et al. Research on yaw stability control of unmanned vehicle based on integrated electromechanical brake booster[C]. SAE World Congress Experience, 2020.

(上接第2328页)

- [85] JONDHLE H, NANDGAONKAR A B, NALBALWAR S, et al. An artificial intelligence and improved optimization-based energy management system of battery-fuel cell-ultracapacitor in hybrid electric vehicles[J]. Journal of Energy Storage, 2023, 74.
- [86] LI M C, WANG Y J, YU P L, et al. Online adaptive energy management strategy for fuel cell hybrid vehicles based on improved cluster and regression learner[J]. Energy Conversion and Management, 2023, 292.
- [87] SUN X X, ZHOU Y F, HUANG L J, et al. A real-time PMP energy management strategy for fuel cell hybrid buses based on driving segment feature recognition[J]. International Journal of Hydrogen Energy, 2021, 46(80): 39983-40000.
- [88] NIE Z G, JIA Y, WANG W Q, et al. Eco-Co-Optimization strategy for connected and automated fuel cell hybrid vehicles in dynamic urban traffic settings[J]. Energy Conversion and Management, 2022, 263.
- [89] JIA C, ZHOU J, HE H, et al. Health-conscious deep reinforcement learning energy management for fuel cell buses integrating environmental and look-ahead road information[J]. Energy, 2024, 290: 130146.
- [90] WEI X, LENG J, SUN C, et al. Co-optimization method of speed planning and energy management for fuel cell vehicles through signalized intersections[J]. Journal of Power Sources, 2022, 518: 230598.
- [91] 魏小栋, 孙超, 刘波, 等. 燃料电池汽车车速与能量联合优化[J]. 机械工程学报, 2023, 59(8): 204-212.
- WEI X D, SUN C, LIU B, et al. Co-optimization of vehicle speed and energy for fuel cell vehicles[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2023, 59(8): 204-212.

(上接第2347页)

- [13] 周智, 秦训鹏, 詹军. 重型汽车前轴多工况结构轻量化设计研究[J]. 工程机械, 2020, 51(5): 44-51, 9.
- ZHOU Z, QIN X P, ZHAN J. Research on lightweight design of multi-condition structure for heavy-duty truck front axle[J]. Engineering Machinery, 2020, 51(5): 44-51, 9.
- [14] 吴志强. 整体式前桥结构: CN102092236B[P]. 2013-02-13.
- WU Z Q. Integral front axle structure: CN102092236B[P]. 2013-02-13.
- [15] 王连东, 杨崇伟, 吴越, 等. 大落差空心矩形截面汽车前轴管件的成形方法: CN115194419A[P]. 2022-10-18.
- WANG L D, YANG C W, WU Y, et al. Forming method of large drop hollow rectangular section automobile front axle fitting: CN115194419A[P]. 2022-10-18.