

文章编号:1671-6833(2024)02-0080-09

基于多目标优化的燃料电池汽车实时能量管理策略

于坤杰,王思雨,杨 朵,符汉文,廖粤峰

(郑州大学 电气与信息工程学院,河南 郑州 450001)

摘要: 为了降低混合动力系统的燃料消耗并延缓动力元件的老化,提出了一种基于多目标优化和路况分类的能量管理策略(EMS)。首先,构建了燃料电池与锂电池的电气模型,并引入了等效氢耗模型和燃料电池老化模型。其次,设计了基于规则的多模式 EMS,在此基础上,为了进一步降低系统的等效氢耗,并延长其使用寿命,基于多目标白鲸算法(MOBWO)对 EMS 参数进行优化。再次,为了使所设计的 EMS 适用于不同的路况,提出了基于长短期记忆网络(LSTM)的驾驶路况实时分类方法,旨在根据分类结果切换 EMS 的控制参数以达到最优效果。最后,在仿真平台上对所提算法进行分析。结果表明:与基于规则的方法相比,所提方法氢耗量降低了 2.3%,燃料电池的老化程度降低了 1.02%,验证了所提 EMS 能够有效降低混合系统的燃料消耗,并且能够延缓燃料电池老化,从而提升了系统的经济性和耐久性。

关键词: 燃料电池; 锂电池; 混合动力系统; 能量管理策略; 多目标白鲸优化; LSTM 神经网络; 路况分类

中图分类号: TP391

文献标志码: A

doi:10.13705/j.issn.1671-6833.2024.02.005

为了实现“碳达峰”和“碳中和”战略目标,构建新能源占比逐步提高的能源系统成为未来重大发展方向。在交通领域,燃料电池汽车代替传统内燃机汽车成为实现这一战略目标的有效途径^[1]。

然而,燃料电池在汽车行业的应用也存在一些问题。燃料电池的动态响应比较缓慢,且无法回收车辆制动产生的能量,因此,将燃料电池和其他储能元件混合使用成为更好的选择^[2]。常见的混合能源有“燃料电池+锂电池”、“燃料电池+超级电容+锂电池”以及“锂电池+超级电容”^[3]。混合动力系统的关键问题在于如何分配不同能源之间的能量。目前,国内外诸多科研机构与研究团队对燃料电池的能量管理策略(energy management strategy, EMS)进行了深入的研究,其内容大致分为两类,一类是基于规则的 EMS,另一类是基于优化的 EMS。基于规则的 EMS 能够根据专家经验和操作知识,设计功率分配规则,使得燃料电池尽可能在高效率区间运行,主

要包括模糊逻辑^[4-5]、小波变换^[6]、有限状态机^[7]等,但在未知道路环境缺乏适应性。基于优化的 EMS 将氢耗和电池耐久性等多项指标作为目标函数,通过优化算法对目标进行优化,进而达到较优的功率分配性能,可分为全局优化和瞬时优化。全局优化方法主要包括动态规划法(DP)^[8-9]、遗传算法^[10-11]、粒子群优化^[12]等一些其他的元启发式算法。例如,Hassan 等^[13]提出了改进的白鲸算法,将其应用于大规模电力系统的经济负荷调度问题。Pan 等^[14]提出了基于模糊逻辑和灰狼算法的 EMS,通过分析驾驶行为和环境因素来预测未来的驾驶情况。然而,基于全局优化的 EMS 存在计算量大、难以实际应用等问题。瞬时优化方法能够在采样周期内进行实时寻优,相比于全局优化方法具有计算量较小、实时性更高等优点。Zhang 等^[15]提出了一种基于等效氢耗量最小原则的功率分配策略,能够有效优化驾驶性能,提高经济性。Shen 等^[16]和 Nie

收稿日期:2023-09-20; **修订日期:**2023-11-13

基金项目: 中国博士后科学基金资助项目(227M722871); 国家自然科学基金资助项目(62303424,62176238); 河南省高校科技创新人才资助项目(23HASTIT023); 河南省自然科学优秀青年基金资助项目(222300420088); 河南省重点研发与推广专项(科技攻关)(232102241025)

作者简介: 于坤杰(1990—),男,河南郑州人,郑州大学副教授,博士,主要从事计算智能方面的研究,E-mail:yukunjie@zzu.edu.cn。

通信作者: 杨朵(1994—),女,河南郑州人,郑州大学讲师,博士,主要从事能源系统建模与控制研究,E-mail:yangduo@zzu.edu.cn。

引用本文: 于坤杰,王思雨,杨朵,等. 基于多目标优化的燃料电池汽车实时能量管理策略[J]. 郑州大学学报(工学版), 2024,45(2):80-88. (YU K J, WANG S Y, YANG D, et al. Real-time energy management strategy of fuel cell vehicles based on multi-objective optimization [J]. Journal of Zhengzhou University (Engineering Science), 2024,45(2): 80-88.)

等^[17]采用模型预测控制方法进行混合动力系统的能量调度,验证了算法的经济性能。混合动力系统的性能受制于复杂随机的环境工况,因此,实时功率分配策略的设计难点在于如何针对不同的负载场景,提升算法的自适应能力,并实时、快速地给出最佳分配规则。

为了解决上述问题,本文将规则策略与优化算法相结合,提出了一种混合型的优化策略来解决多目标多约束下的能量管理问题。本文的主要研究贡献如下。

(1)根据燃料电池的效率特性,提出了一种基于规则的多模式能量管理策略,该策略能够使燃料电池长时间运行在高效率区。

(2)为了降低系统的氢耗量并且延长燃料电池使用寿命,基于多目标白鲸优化算法(MOBWO),对规则策略的控制参数进行优化。多目标白鲸优化算法是一种新型的基于群体的元启发式算法,相较于其他常用的多目标优化算法^[18-19],在开发性能、探索能力及避免局部最优方面更加优异^[20]。

(3)提出了一种数据驱动的道路工况分类方法。利用典型路况数据集和长短期记忆网络(LSTM)对驾驶路况进行分类。

(4)对测试路况进行实时分类,根据路况种类进行实时功率分配,并通过实验对比验证了所提方法的优越性。

1 系统结构和建模

1.1 系统拓扑结构

本文采用的是最常见的半主动式的混合能源拓扑结构,如图 1 所示^[21]。锂电池直接与母线相连,减少中间能量的损失。此类结构使锂电池电压与母线电压保持一致,又能通过单向 DC/DC 变换器控制燃料电池的输出电流。

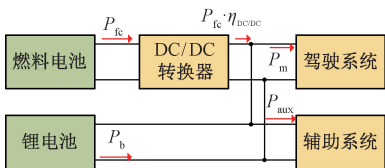


图 1 半主动式拓扑结构

Figure 1 Semi-active topology

1.2 车辆动力学模型

基于车辆的纵向动力学模型,车辆牵引力 F_t 通过式(1)计算:

$$F_t = mgf\cos\theta + mg\sin\theta + ma(t) + \frac{1}{2}C_D A \rho v^2(t)。(1)$$

式中: m 为车辆质量,kg; f 为车辆与地面的滑动摩擦

力系数; $a(t)$ 为行驶时的加速度, m/s^2 ; v 为车辆速度, m/s ; θ 为道路坡度; C_D 为迎风阻力系数; A 为迎风面积, m^2 。模型参数及取值如表 1 所示^[22]。

表 1 车辆模型参数

Table 1 Vehicle model parameters

参数	物理意义	取值
m/kg	满载质量	2 200.0
$g/(\text{m}\cdot\text{s}^{-2})$	重力加速度	9.8
f	滑动摩擦力系数	0.015
C_D	迎风阻力系数	0.3
A/m^2	迎风面积	3.0
$\rho/(\text{kg}\cdot\text{m}^{-3})$	空气密度	1.209

总线上的负载功率与牵引力和车辆速度相关:

$$P_m = \eta F_t \cdot v。 (2)$$

式中: η 为车辆传动系统的效率。总线负载需求、燃料电池功率及锂电池功率关系如下所示:

$$P_m = P_{fc} \cdot \eta_{DC/DC} + P_b。 (3)$$

式中: P_{fc} 为燃料电池输出功率,W; $\eta_{DC/DC}$ 为 DC/DC 转换器效率,取 0.95; P_b 为锂电池输出功率,W。

1.3 燃料电池模型

本文采用的是由 330 个质子交换膜燃料电池单体串联而成的燃料电池系统,最大输出功率为 50 kW。由于燃料电池在整个运行系统中提供稳定的输出功率,进而忽略燃料电池的动态响应,只考虑用静态模型来描述燃料电池特性。其电堆功率与系统的输出功率有如下关系:

$$P_{fc} = P_{st} - P_{aux}。 (4)$$

式中: P_{fc} 为燃料电池系统的净功率,W; P_{st} 为燃料电池电堆产生的功率,W; P_{aux} 为辅助系统消耗的总功率,包括空气压缩机、水泵等,W。

燃料电池的氢气消耗量与电流成正比。如式(5)所示:

$$\dot{m}_{fc} = \frac{N \cdot M_{H_2}}{n \cdot F} i_{fc}。 (5)$$

式中: N 为燃料电池的数量; M_{H_2} 为氢气的摩尔质量,g/mol; n 为反应时转移的电子数量; F 为法拉第常数。

此外,净输出功率与氢气产生的总功率的比值可以用来定义燃料电池系统的输出效率:

$$\eta_{fc} = \frac{P_{fc}}{\dot{m}_{fc} \cdot LHV}。 (6)$$

式中: LHV 表示氢气的低热值。燃料电池的效率和净功率关系如图 2 所示。

燃料电池在使用过程中会逐步老化,根本原因是电池内部的温度、湿度和压力的变化,进而导致催

化剂失活、膜老化、电解质受污染和材料腐蚀等。对于混合动力汽车来说,车辆的启停、负载变化、怠速及加速都会造成燃料电池不同程度的老化。本文采用 Yue 等^[23]提出的燃料电池老化数学模型衡量其老化程度,如式(7)所示:

$$\dot{D}_{fc} = \frac{k_p \cdot (p_1 n_1 + p_2 n_2 + p_3 t_3 + p_4 t_4)}{p} \quad (7)$$

式中: p 为最大允许衰减比例; k_p 为修正系数; p_1 、 p_2 、 p_3 、 p_4 分别为启停、加速、怠速、负载变化的衰退速率; n_1 、 n_2 、 t_3 、 t_4 分别表示启停次数、加速次数、怠速时间、负载变化时间。各个参数的值如表 2 所示。

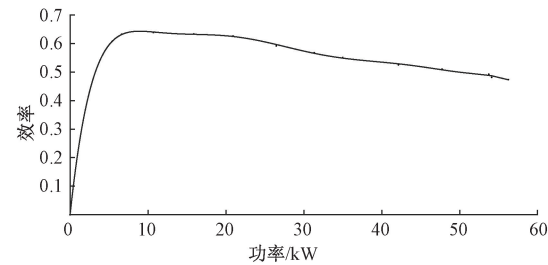


图 2 燃料电池功率-效率图

Figure 2 Fuel cell power-efficiency diagram

表 2 衰退率参数

Table 2 The parameters of the recession rate

参数	物理意义	取值
p_1 /次	启停衰退速率	1.96×10^{-5}
p_2 /次	加速衰退速率	5.93×10^{-7}
p_3 /s	怠速衰退速率	3.50×10^{-9}
p_4 /s	负载变化衰退速率	4.08×10^{-9}
k_p	修正系数	1.47×10
p	最大允许衰减比例	1.00×10^{-1}

1.4 锂电池模型

本文采用的是由 100 节磷酸铁锂动力电池串联而成的电池组,端电压在 330 V 左右。所采用的模型是高精度的 R-int 等效电路模型,如图 3(a) 所示。其中,锂电池电流为

$$I_b = \frac{U_{ocv} - \sqrt{U_{ocv}^2 - 4R_b P_b}}{2R_b} \quad (8)$$

式中: U_{ocv} 为锂电池开路电压,V; R_b 为锂电池内阻, Ω ; P_b 为燃料电池的输出功率,W。锂电池的另一个重要指标为锂电池的荷电状态 SOC,如式(9)所示:

$$SOC_{i+1} = SOC_i - \frac{I_b}{3\ 600Q} \quad (9)$$

式中: Q 为锂电池容量,Ah,本研究中使用的电池容量为 10 Ah。锂电池的 SOC 和 U_{ocv} 的关系如图 3(b) 所示。

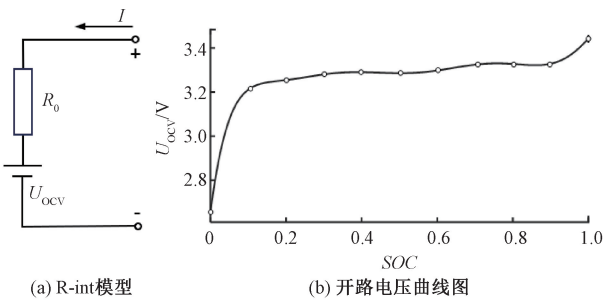


图 3 锂电池模型

Figure 3 Lithium battery model

1.5 等效氢耗模型

本文考虑到燃料电池汽车在行驶途中会向锂电池输送能量,如果仅计算燃料电池的氢耗量而不考虑锂电池在驾驶工况前后 SOC 的差值,整个混合系统的消耗成本会有误差。系统的等效氢耗量模型如式(10)和(11)所示:

$$m_b = \frac{3\ 600 n_b \cdot U_{ocv} \cdot Q \cdot M(SOC_{end} - SOC_1)}{\eta_{DC/DC} \cdot LHV \cdot \eta_{fc,avg}}; \quad (10)$$

$$m_{H_2} = m_{fc} + m_b \quad (11)$$

式中: m_b 为锂电池的等效氢耗; m_{H_2} 为整个系统在运行时间内的等效氢耗量,g; n_b 为锂电池个数; $\eta_{fc,avg}$ 为燃料电池在工作区间内的平均效率。

2 能量管理策略

2.1 基于规则的功率分配

本文根据车辆在驾驶过程中存在的几种工作模式,设计了一种基于规则的功率分配策略。

(1) 启动模式。需求功率未达到燃料电池的最小功率,且锂电池 SOC 未达到设定上限时,燃料电池以最小功率运行,锂电池吸收多余能量;当 SOC 达到设定上限,多余的能量由车辆的制动电阻消耗。

(2) 节能模式。需求功率未达到燃料电池的效率最高点且锂电池 SOC 未达到设定上限时,燃料电池工作在最高效率点,多余的能量由锂电池吸收;当锂电池的 SOC 达到设定上限后,燃料电池以最小功率运行,锂电池补充剩余功率。

(3) 低功率模式。设定燃料电池工作点 1。当车辆需求功率未达到工作点 1,且锂电池 SOC 未达到设定下限时,燃料电池工作在工作点 1,锂电池吸收多余能量;当 SOC 随着充电达到设定下限时,燃料电池以最高效率点时的功率与工作点 1 之和的 k 倍运行;当 SOC 随着充电达到设定值 SOC_1 时,燃料电池工作在最高效率点;当锂电池的 SOC 随着充电达到设定上限时,燃料电池以最小功率运行,不足的能量由锂电池补足。

(4) 中低功率模式。设定燃料电池工作点 2, SOC 设定值 SOC_2 。车辆需求功率未达到工作点 2 且 SOC 未达到设定下限时,燃料电池工作在点 2,工作规则与低功率模式相同。

(5) 中高功率模式。设定燃料电池在此模式下工作点为最大功率点, SOC 设定值 SOC_3 。车辆需求功率未达到燃料电池最大功率且 SOC 未达到设定下限时,燃料电池以最大功率运行,工作规则与低功率模式相同。

(6) 高功率模式。车辆需求功率达到燃料电池的最大功率,锂电池 SOC 达到设定下限时,燃料电池以最大功率运行,锂电池不提供能量,此时提供的能量不足以满足需求功率;当 SOC 未达到设定下限时,燃料电池以功率点 2 与最大功率之和的 k 倍运行,不足的能量由锂电池提供;当 SOC 达到设定上限时,燃料电池以最小功率运行。

工作流程如图 4 所示。根据图 4 计算出燃料电池的输出功率,进而通过式 (3) 推出锂电池所需输出功率。

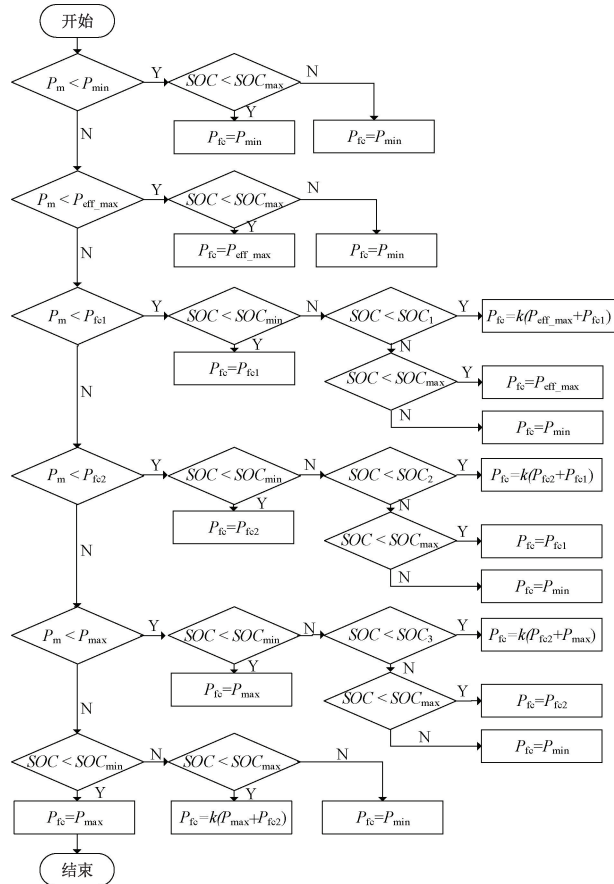


图 4 基于规则的功率分配策略流程图

Figure 4 Flowchart of rule-based power allocation strategy

在该策略下,燃料电池有多个工作点。当 SOC 值处于正常区间且较小时,燃料电池提供尽可能多

的能量,以应对后续可能会出现的大功率阶段。当 SOC 值处于正常区间且较大时,锂电池提供尽可能多的能量,以防止后续可能会出现制动状态,导致锂电池过饱和。此外,燃料电池输出功率的变化率对其寿命有着非常重要的影响,因此,本研究将燃料电池的最大变化率设定为 5 kW/s ,以降低燃料电池的寿命损耗。

2.2 多目标白鲸优化算法

为了降低系统氢耗并延长燃料电池寿命,用 MOBWO 进行 EMS 参数优化。该算法受到白鲸行为启发,建立了探索、开发及鲸鱼坠落 3 个阶段。

探索阶段是通过人类饲养白鲸的行为记录建立的。2 只白鲸可以以同步或者镜像的方式游泳。因此,白鲸的位置更新为

$$X_{i,j}^{T+1} = \begin{cases} X_{i,p_j}^T + (X_{r,p_1}^T - X_{i,p_j}^T)(1 + r_1) \sin 2\pi r_2, & j \text{ 为偶数;} \\ X_{i,p_j}^T + (X_{r,p_1}^T - X_{i,p_j}^T)(1 + r_1) \cos 2\pi r_2, & j \text{ 为奇数。} \end{cases} \quad (12)$$

式中: T 为当前迭代次数; $X_{i,j}^{T+1}$ 为第 i 头白鲸在 j 维度上的位置; r_1, r_2 为 $(0,1)$ 内的随机数,是用来增强探索阶段的随机算子; p_j 为选择的随机数维度。

开发阶段受到白鲸捕食行为的启发,白鲸通过分享彼此的位置信息来捕食,同时考虑捕食的最佳位置信息和其他白鲸位置信息。在开发阶段引入了 Levy 飞行策略,以便于增强收敛性。其数学模型为 $X_i^{T+1} = r_3 X_{\text{best}}^T - r_4 X_i^T + C_1 \cdot L_F \cdot (X_r^T - X_i^T)$ 。 (13) 式中: r_3, r_4 为 $(0,1)$ 内的随机数; C_1 为衡量 Levy 飞行强度的随机跳跃强度; L_F 为 Levy 飞行函数,其数学公式为

$$L_F = 0.05 \times \frac{u\sigma}{|v|^{\frac{1}{\beta}}} \quad (14)$$

式中: u 和 v 为正态分布的随机数; β 取 1.5;参数 σ 为

$$\sigma = \left(\frac{\Gamma(1 + \beta) \cdot \sin(\pi\beta/2)}{\Gamma((1 + \beta)/2) \cdot \beta \cdot 2^{\frac{(\beta-1)}{2}}} \right)^{1/\beta} \quad (15)$$

鲸落阶段是考虑到白鲸在迁徙和觅食的过程中,少数白鲸收到自然界的威胁而死亡。其数学模型为

$$X_i^{T+1} = r_5 X_i^T - r_6 X_r^T + r_7 X_{\text{step}} \quad (16)$$

式中: r_5, r_6, r_7 均为 $(0,1)$ 内的随机数; X_{step} 为鲸鱼坠落的步长,公式为

$$X_{\text{step}} = (u_b - l_b) \exp(C_2 T/T_{\max}) \quad (17)$$

式中: C_2 为步长因子,与鲸鱼坠落概率和种群规模相关; u_b 和 l_b 分别为变量的上边界和下边界。

2.3 基于白鲸优化的能量管理策略

本文使用白鲸优化算法对 2.1 节提到的基于规

则的功率分配策略进行参数优化。其中,决策变量 $X_i=[P_{fc1},P_{fc2},P_{fcmax},SOC_1,SOC_2,SOC_3,k]$,目标函数分别为等效氢气消耗量和燃料电池的老化百分比:

$$\begin{cases} \min f_1 = m_{H_2}; \\ \min f_2 = \int_{t=1}^{t=end} \dot{D}_{fc} dt. \end{cases} \quad (18)$$

算法中的参数设置如表 3 所示。

表 3 白鲸算法参数
Table 3 BWO Parameters

参数	物理意义	取值
pop	种群大小	100
gen	迭代次数	100
pc	交叉概率	1
x_num	决策变量个数	7
f_num	目标函数个数	2
x_min	决策变量下限	[15 000,25 000,35 000,0.35,0.35,0.35,0.40]
x_max	决策变量上限	[25 000,35 000,50 000,0.55,0.55,0.55,0.70]

3 基于 LSTM 网络的实时路况分类

驾驶路况判别是一个典型的分类问题,根据特定时间段的车速情况,可以将驾驶路况分为高速路况、畅通路况和拥堵路况。为了设计高精度的分类器,分别使用标准化城市驾驶工况(UDDS)、洛杉矶路况(LA92)及季节性制冷能效比路况(SC03)作为畅通路况集,曼哈顿城市路况(MANHATTAN)、城市拥堵路况(NYCC)作为拥堵路况集,主干线和高速行驶路况(US06)、未被空调满负荷循环覆盖的车辆工况循环(REP05)及美国乘用车高速公路燃油经济性测试工况(HWFET)作为高速路况集^[24]。

本文使用 LSTM 神经网络来训练驾驶路况分类器的模型^[25]。LSTM 被认为是循环神经网络(RNN)的变体,一般用来解决时间序列问题。其工作原理如图 5 所示,A 表示单个 LSTM 网络,LSTM 将输入序列 x 分成若干个时间步,每个时间步输入一个向量,并根据当前的输入以及前面所有时间步的状态,计算出当前时间步的输出 y 。LSTM 中的 2 个基本单元是记忆单元和门控单元。尽管 LSTM 比 RNN 网络更加复杂,但是其门控单元使该网络处理时间序列的效果更好。

本研究使用窗口大小为 60 s 的滑动窗口对不同驾驶路况的速度曲线取值,取得的一系列数据作为训练集。标签 1 为畅通路况、标签 2 为拥堵路况、标签 3 为高速路况。在对上述 3 种驾驶路况进行

LSTM 网络训练后得到驾驶路况分类器。其训练结果如图 6 所示。由图 6 可知,在训练 1 000 次之后,准确度收敛至 99.5%,满足使用要求。

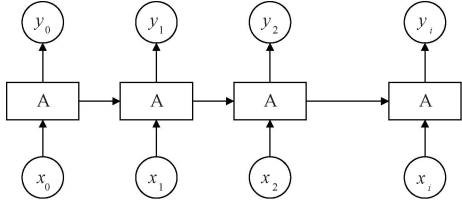


图 5 LSTM 工作原理图

Figure 5 Working principle diagram of LSTM

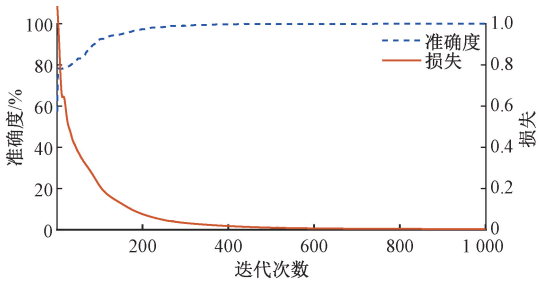


图 6 LSTM 神经网络模型训练图

Figure 6 LSTM neural network training result

4 实验结果与分析

图 7 展示了本文所提的 EMS 算法框架。首先,对燃料电池和锂电池进行离线测试,从而获得关键参数并以此建立数学模型。其次,通过大量离线数据库建立多目标优化策略和路况分类器,所提策略在 MATLAB 2021b 上实现。最后,通过获取实时驾驶数据来进行路况分类,并根据分类标签更新对应的控制参数。本文算法基于 MATLAB/Simulink 平台开发,在优化好控制器参数后,利用硬件在环仿真平台进行算法验证,平台架构和设备参数如图 8 所示。其中,实时仿真设备用于模拟混合动力系统的实际运行情况,并与 EMS 控制器进行实时通信,在上位机界面监控系统运行结果。

4.1 多目标优化结果

为了验证所提策略的有效性,利用 3 种不同路况数据进行仿真。经过白鲸算法优化参数后得到 3 组帕累托前沿,如图 9 所示。在帕累托解中利用权重法和可行性法则共同挑选一组合适的最优解作为基于功率分配的可变参数,如表 4 所示。进而,在该组参数下燃料电池与锂电池的功率分配和 SOC 变化如图 10 所示。由图 10 可知,燃料电池能够较平稳地输出功率。锂电池提供峰值功率并及时吸收制动产生的能量,锂电池的 SOC 在安全范围内波动。

4.2 基于 LSTM 分类器的实时功率分配策略

进一步,为了研究所提方法的路况适应性,利用

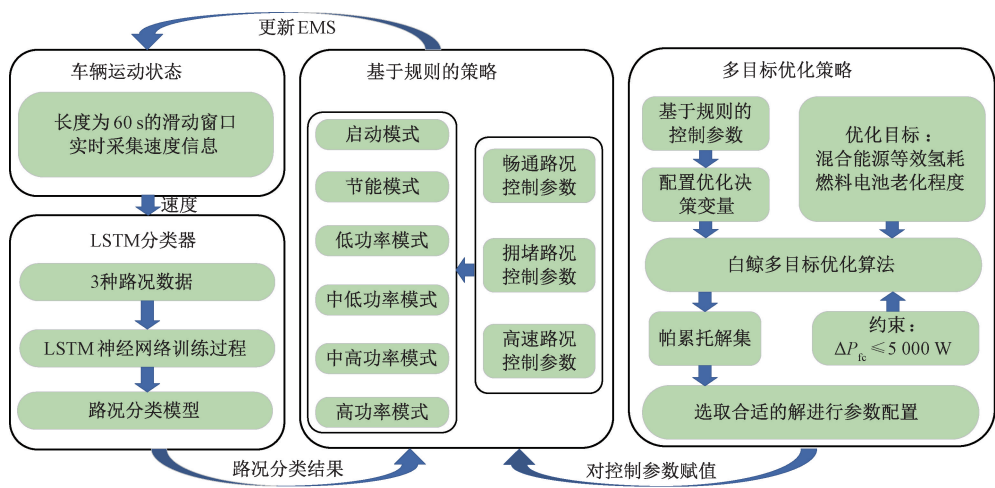


图 7 所提 EMS 算法框架

Figure 7 Proposed EMS algorithm framework

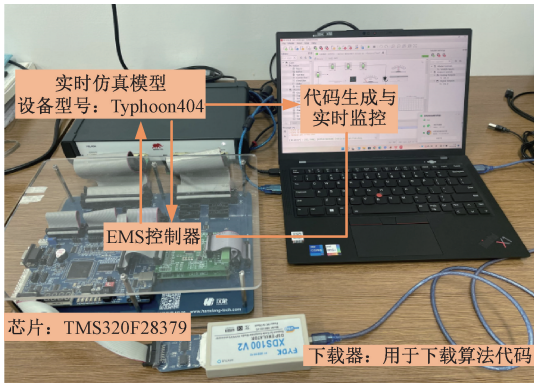


图 8 平台架构和设备参数图

Figure 8 Platform architecture and device parameter diagram

全球轻型汽车排放测试工况 (WLTC) 作为测试工况。在每个行驶时刻采用其前 60 s 的速度值作为 LSTM 分类器的输入,输出则为标签的预测值。分类结果如图 11 中黑色数字标签所示,在 0~77 s 时属于畅通路况,78~244 s 时属于拥堵路况,245~1 627 s 时属于畅通路况,1 628~1 801 s 时属于高速路况。

图 11 和图 12 分别展示了在 WLTC 路况下的基于多目标优化和路况分类的功率分配结果和锂电池的 SOC 变化曲线。从图 12 中可以看出,基于多目标和路况分类的 EMS 能够实时改变控制参数,以应对驾驶路况的改变。

为了展示所提方法的优越性,通过几组与未优

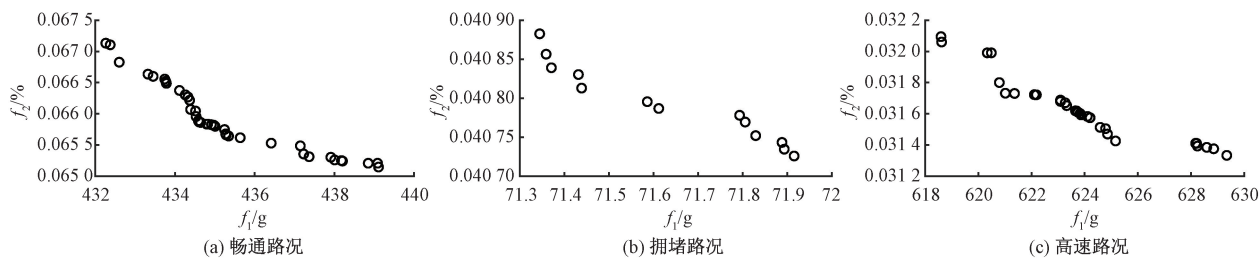


图 9 3 类路况下的帕累托前沿

Figure 9 Pareto frontier for three modes of road conditions

化前的 EMS 结果进行了对比分析,对系统的等效氢耗与燃料电池寿命衰减进行了量化计算。表 5 展示了在 WLTC 工况下几种不同 EMS 的氢气消耗量和老化程度。其中,基于规则 1、2、3 表示根据设计者

经验选取控制参数不同时的多模式功率分配策略。其决策变量分别为 [12 000 35 000 50 000 0.5 0.5 0.5 0.5]、[12 000 35 000 45 000 0.5 0.4 0.4 0.5]、[20 000 40 000 50 000 0.5 0.5 0.5 0.67]。

从表 5 可以看出,基于规则的控制参数取值的不同决定了 EMS 性能差异,需要依靠设计者经验来获得最好的效果。基于多目标优化的 EMS,针对单一路况能够依据对氢气消耗量和老化程度侧重点的不同而选取最佳参数值,进而得到符合自己预期的效果,基于多目标优化与基于规则 1、2、3 的均值相

表 4 多目标白鲸算法优化后的参数值

Table 4 Parameter values optimized by MOBWO							
路况	P_{fc1}/W	P_{fc2}/W	P_{fcmax}/W	SOC_1	SOC_2	SOC_3	k
畅通	19 728	24 900	44 901	0.38	0.52	0.37	0.47
拥堵	19 100	20 650	30 873	0.38	0.35	0.44	0.40
高速	16 742	25 944	35 000	0.37	0.36	0.54	0.42

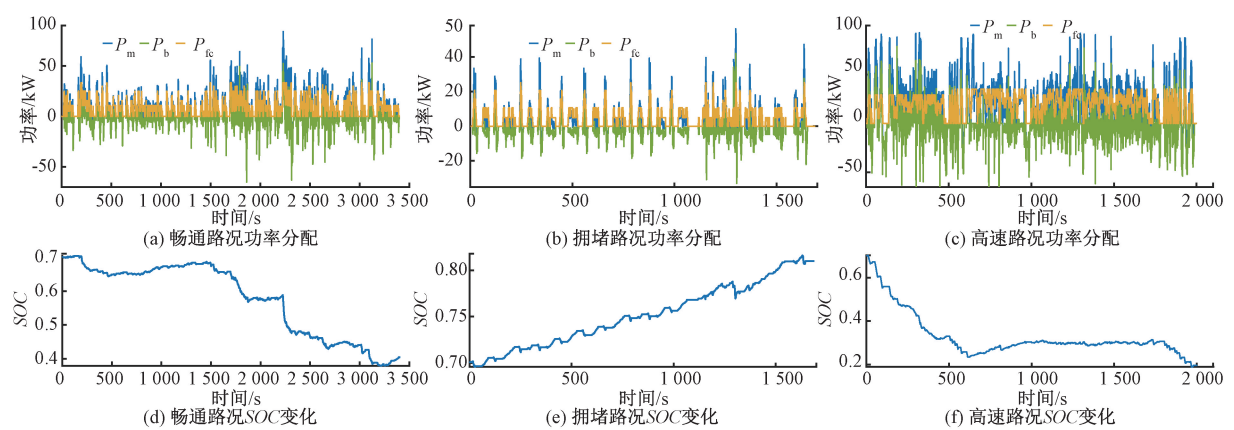


图 10 功率分配图和 SOC 变化图

Figure 10 Power allocation results and SOC curve

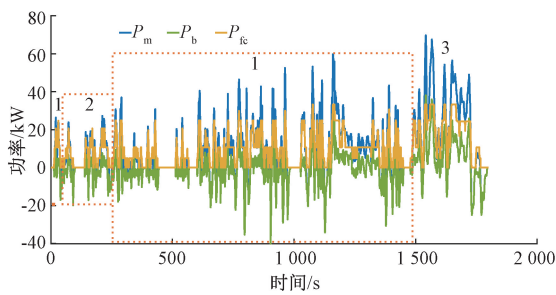


图 11 WLTC 功率分配图

Figure 11 WLTC power allocation diagram

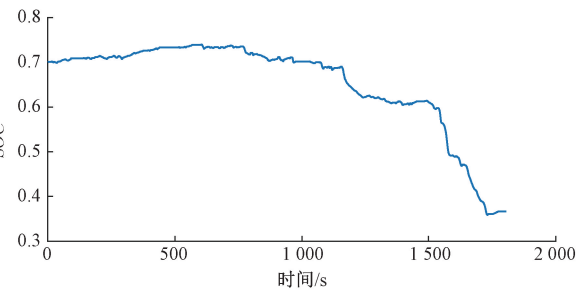


图 12 WLTC 工况下的 SOC

Figure 12 SOC under WLTC condition

比,氢耗量降低了 1.4%,老化程度降低了 0.77%。基于多目标优化和路况分类的 EMS 能够随着路况的改变而改变功率分配的控制参数,从而适应于不断变化的路况,基于多目标优化和路况分类与基于规则 1、2、3 的均值相比,氢耗量降低了 2.3%,老化程度降低了 1.02%。

表 5 不同 EMS 的氢耗量和老化程度

Table 5 Hydrogen consumption and aging degree of different EMS

EMS	氢耗量/g	老化程度/%
基于规则 1	292.44	0.038 8
基于规则 2	296.28	0.039 4
基于规则 3	288.28	0.039 1
基于多目标优化	288.27	0.038 8
基于多目标优化和路况分类	285.51	0.038 7

5 结论

(1)针对混合动力系统能量管理问题,提出了一种基于多目标优化和路况分类的 EMS。该策略引入等效氢耗模型和燃料电池的老化模型,并使用白鲸多目标优化算法对功率分配策略的控制参数进行优化。为了解决该策略不具有普适性的问题,引入了 LSTM 神经网络对驾驶路况进行分类。

(2)通过对 3 类经典路况训练后得到了路况分类模型,用此模型将复杂测试路况分解成经典路况,并在不同路况下实时转换功率分配的控制参数,以达到最优效果。实验结果表明,与未加入多目标优化和路况分类的策略相比,所提出的 EMS 具有较好的经济性和耐久性,并且能够实时改变策略以应对变化的路况。

(3)混合动力系统的能量管理问题目前仍是一个较难的领域。所提出的 EMS 虽然表现出了良好性能,但是基于功率分配的 EMS 的局限性依旧存在。如何平衡车辆的动力性能、燃油经济性和动力元件的耐久性未来是一个重要的研究方向。

参考文献:

[1] 杨孝才,贾秋红,屈翔,等. 操作参数对质子交换膜燃料电池冷却效果分析[J]. 郑州大学学报(工学版), 2022, 43(4): 53-59.
YANG X C, JIA Q H, QU X, et al. Analysis of cooling effect of operating parameters on proton exchange membrane fuel cells [J]. Journal of Zhengzhou University (Engineering Science), 2022, 43(4): 53-59.

[2] 王志福,罗崴,徐崧,等. 燃料电池汽车能量管理策略综述[J]. 电池, 2022, 52(3): 328-332.
WANG Z F, LUO W, XU S, et al. A review of energy management strategy for fuel cell vehicle[J]. Battery Bimonthly, 2022, 52(3): 328-332.

- [3] HUO W W, CHEN D, TIAN S, et al. Lifespan-consciousness and minimum-consumption coupled energy management strategy for fuel cell hybrid vehicles via deep reinforcement learning[J]. *International Journal of Hydrogen Energy*, 2022, 47(57): 24026–24041.
- [4] LI D X, XU B, TIAN J, et al. Energy management strategy for fuel cell and battery hybrid vehicle based on fuzzy logic[J]. *Processes*, 2020, 8(8): 882.
- [5] KANDIDAYENI M, MACIAS FERNANDEZ A O, KHALATBARISOLTANI 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.
- [6] LI Q, CHEN W, LIU Z, et al. Development of energy management system based on a power sharing strategy for a fuel cell-battery-supercapacitor hybrid tramway[J]. *Journal of Power Sources*, 2015, 279: 267–280.
- [7] WANG Y J, SUN Z D, CHEN Z H. Energy management strategy for battery/supercapacitor/fuel cell hybrid source vehicles based on finite state machine[J]. *Applied Energy*, 2019, 254: 113707.
- [8] ANSAREY M, PANAHI M S, ZIARATI H, et al. Optimal energy management in a dual-storage fuel-cell hybrid vehicle using multi-dimensional dynamic programming[J]. *Journal of Power Sources*, 2014, 250: 359–371.
- [9] 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.
- [10] WIECZOREK M, LEWANDOWSKI M. A mathematical representation of an energy management strategy for hybrid energy storage system in electric vehicle and real time optimization using a genetic algorithm[J]. *Applied Energy*, 2017, 192: 222–233.
- [11] 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.
- [12] BIGDELI N. Optimal management of hybrid PV/fuel cell/battery power system: a comparison of optimal hybrid approaches[J]. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 2015, 42: 377–393.
- [13] HASSAN M H, KAMEL S, JURADO F, et al. Economic load dispatch solution of large-scale power systems using an enhanced beluga whale optimizer[J]. *Alexandria Engineering Journal*, 2023, 72: 573–591.
- [14] PAN C F, TAO Y X, LIU Q, et al. Grey wolf fuzzy optimal energy management for electric vehicles based on driving condition prediction[J]. *Journal of Energy Storage*, 2021, 44: 103398.
- [15] 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.
- [16] 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.
- [17] NIE Z G, JIA Y, WANG W Q, et al. Co-optimization of speed planning and energy management for intelligent fuel cell hybrid vehicle considering complex traffic conditions[J]. *Energy*, 2022, 247: 123476.
- [18] 于坤杰, 杨振宇, 乔康加, 等. 自适应两阶段大规模约束多目标进化算法[J]. *郑州大学学报(工学版)*, 2023, 44(5): 1–9.
- YU K J, YANG Z Y, QIAO K J, et al. Adaptive two-stage large-scale constrained multi-objective evolutionary algorithm[J]. *Journal of Zhengzhou University (Engineering Science)*, 2023, 44(5): 1–9.
- [19] 梁静, 刘睿, 瞿博阳, 等. 进化算法在大规模优化问题中的应用综述[J]. *郑州大学学报(工学版)*, 2018, 39(3): 15–21.
- LIANG J, LIU R, QU B Y, et al. A survey of evolutionary algorithms for large scale optimization problem[J]. *Journal of Zhengzhou University (Engineering Science)*, 2018, 39(3): 15–21.
- [20] ZHONG C T, LI G, MENG Z. Beluga whale optimization: a novel nature-inspired metaheuristic algorithm[J]. *Knowledge-Based Systems*, 2022, 251: 109215.
- [21] HOU S Y, YIN H, XU F G, et al. Multihorizon predictive energy optimization and lifetime management for connected fuel cell electric vehicles[J]. *Energy*, 2023, 266: 126466.
- [22] YANG D, WANG L, YU K J, et al. A reinforcement learning-based energy management strategy for fuel cell hybrid vehicle considering real-time velocity prediction[J]. *Energy Conversion and Management*, 2022, 274: 116453.
- [23] YUE M L, JEMEI S, GOURIVEAU R, et al. Review on health-conscious energy management strategies for fuel cell hybrid electric vehicles: degradation models and strategies[J]. *International Journal of Hydrogen Energy*, 2019, 44(13): 6844–6861.
- [24] 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: 227105.

[25] 赵淑芳,董小雨. 基于改进的 LSTM 深度神经网络语音识别研究[J]. 郑州大学学报(工学版), 2018, 39(5): 63-67.

ZHAO S F, DONG X Y. Research on speech recognition based on improved LSTM deep neural network[J]. Journal of Zhengzhou University (Engineering Science), 2018, 39(5): 63-67.

Real-time Energy Management Strategy of Fuel Cell Vehicles Based on Multi-objective Optimization

YU Kunjie, WANG Siyu, YANG Duo, FU Hanwen, LIAO Yuefeng

(School of Electrical and Information Engineering, Zhengzhou University, Zhengzhou 450001, China)

Abstract: In order to reduce the equivalent hydrogen consumption of the hybrid system and delay the aging of the fuel cell, an Energy management strategy (EMS) was proposed based on multi-objective optimization and road condition classification. Firstly, the electrical model of the fuel cell and lithium battery hybrid system power was constructed, and the equivalent hydrogen consumption model and fuel cell aging model were introduced. Then, a rule-based multi-mode EMS was designed; on this basis, in order to further reduce the equivalent hydrogen consumption of the system and prolong its service life, the multi-objective beluga whale optimization algorithm (MOBWO) was proposed to optimize the control parameters. Furthermore, in order to make the designed EMS suitable for different road conditions, a real-time classification method of driving road conditions based on long short-term memory (LSTM) network was proposed, aiming to switch the control parameters of EMS according to the classification results to achieve the optimal effect. Finally, the proposed algorithm was analyzed on the simulation platform. The results showed that the hydrogen consumption of the hybrid system with the proposed method was reduced by 2.3% and the aging degree of the fuel cell was reduced by 1.02% compared with the rule-based method, The proposed EMS could effectively reduce the equivalent hydrogen consumption of the hybrid system and delay the aging of the fuel cell.

Keywords: fuel cell; lithium battery; hybrid power system; energy management strategy; multi-objective beluga optimization; LSTM neural network; road condition classification