

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2105824

基于多目标优化的燃料电池汽车能量管理策略

刘新天 李强 郑昕昕 何耀

(合肥工业大学 智能制造技术研究院 合肥 230009)

摘要: 为了提高燃料电池混合动力汽车(FCHEV)的燃料经济性并优化燃料电池的耐久性,提出了一种燃料电池混合动力汽车能量管理策略(EMS)的多目标优化方法。根据FCHEV混合动力系统的功率流和关键部件的效率特性,提出了驱动系统的等效氢气消耗模型。此外,还考虑了负载变化对燃料电池寿命的影响。提出了一种智能功率分配方法来实现能量管理,即基于模糊逻辑控制(FLC)的控制策略。在进一步的研究中,为了改进提出的能量管理策略,采用遗传算法对模糊控制器的参数进行了优化。提出了以等效氢气消耗量和燃料电池寿命为优化目标的多目标优化问题,并采用改进的快速非支配排序遗传算法(NSGA-II)求解多目标优化问题,优化控制参数。最后,对上述算法的优化结果进行了分析,并利用高级车辆仿真平台ADVISOR对优化策略和其他策略进行了典型工况下的仿真和比较。结果表明,与未优化的FLC策略相比,等效氢耗普遍降低了5.8%左右,燃料电池的寿命衰减普遍降低约59%,验证了优化后的控制策略具有一定的优越性。

关键词: 多目标优化;遗传算法;燃料电池汽车;模糊逻辑控制;能量管理策略

中图分类号: TP273 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.80

Energy management strategy of fuel cell vehicle based on multi-objective optimization

Liu Xintian Li Qiang Zheng Xinxin He Yao

(Intelligent Manufacturing Institute, Hefei University of Technology, Hefei 230009, China)

Abstract: A multi-objective optimization method for energy management strategy (EMS) of the fuel cell hybrid electric vehicle (FCHEV) is proposed to improve the efficiency of the drive system and optimize the durability of fuel cell. The equivalent hydrogen consumption model of the hybrid power system is established according to the power flow and the efficiency characteristics of key components. In addition, the lifetime degradation of fuel cell based on the load variation is considered. The energy management system is achieved by presenting an intelligent power allocation method, that is, the control strategy based on fuzzy logic control (FLC). In further research, in order to ameliorate the energy management strategy, the parameters of the fuzzy controller are optimized with the assistance of genetic algorithm (GA). A multi-objective optimization problem which takes equivalent fuel consumption and fuel cell lifetime as optimization targets is proposed. The improved fast non-dominated sorting genetic algorithm (NSGA-II) is used to solve the multi-objective optimization problem, so as to optimize the control parameters. Finally, the optimization results of the above algorithm are tested, and the optimized strategy and other strategies are simulated by the advanced vehicle simulator (ADVISOR) under typical conditions. The results show that, compared with the non optimized FLC strategy, the equivalent hydrogen consumption is generally reduced by about 5.8%, and the life decay of the fuel cell is generally reduced by about 59%, which verifies the superiority of the optimized control strategy.

Keywords: multi-objective optimization; genetic algorithm; fuel cell vehicle; fuzzy logic control; energy management strategy

0 引言

燃料电池汽车(FCV)一般情况下以氢气为燃料,此类新能源汽车因其零排放、低噪声、续航方便等优点受到了研

究人员和相关企业的广泛关注。质子交换膜燃料电池(PEMFC)是一种较为符合车辆使用条件的燃料电池,但这种电池输出特性偏软,据此有研究者提出了一种增加蓄电池或超级电容作为储能元件的混合驱动方案,采用这种方

收稿日期:2021-02-20

案的车辆称为燃料电池混合动力电动汽车(FCHEV)^[1]。能量管理策略(EMS)是充分发挥混合驱动系统优点的关键,它可以控制能量源之间的功率流,其控制策略很大程度上影响着驱动系统的性能^[2]。

在实际应用中,燃料电池的能量管理面临着诸多问题。一方面,燃料电池的耐久性不足限制了其在汽车上的应用。在 FCV 的实际行驶过程中,复杂的工况对燃料电池的使用寿命有着重要的影响^[3]。对燃料电池耐久性和衰变机理的一些研究证明,车载城市循环工况下的变载操作可能会损坏燃料电池膜电极组^[4-5]。文献[6-10]分析了工作条件对燃料电池寿命的影响,一些研究中建立了燃料电池寿命模型。另一方面,驱动系统的效率直接影响到 FCHEV 的经济性。对各能量源的输出功率进行合理分配以提高驱动系统的效率成为 EMS 研究的重点。

为了解决上述问题,近年来,一些学者对能量管理策略进行了进一步的研究。有研究人员提出了基于规则的控制策略,其基本理论是根据确定的规则识别系统的工作状态^[11]。这些方法操作简单,易于实现,但是不能处理不确定性问题。在一些研究中,为了提高控制系统的鲁棒性,采用了基于模糊逻辑的控制方法,根据所需功率和储能状态来判断燃料电池的输出功率^[12-13]。然而,由于模糊控制器的设计主要依靠专家经验,存在主观倾向,因此也存在控制优化问题,需要进一步的优化方法来提高模糊控制器的性能。遗传算法及其改进的优化算法具有良好的全局搜索性能。一些研究者将待匹配的参数作为遗传算法的变量^[14-16]。有学者利用遗传算法对采用模糊逻辑控制的能量管理策略的参数进行优化,以达到最优的结果。目前的研究多是关注通过遗传算法优化动力系统的燃油经济性^[17],然而,这些控制策略忽略了燃料电池剧烈的功率变化对其寿命的影响。还有一些学者采用引入惩罚因子影响适应值的方法,使得迭代结果优化燃油经济性的同时还具有优化燃料电池耐久性的特点^[18-19]。但是构造单一目标函数的方法求解上述多目标优化问题存在明显的弊端。一般来说,多目标优化问题的解并不是只有唯一的最优解,这类问题的解集由一组不劣于其他个体的解组成,称为 Pareto 最优解或非支配解。非支配排序遗传算法(NSGA)可以在多次迭代中找到多个 Pareto 最优解。但该方法也存在计算量大、收敛速度慢等缺点。另外,目标函数的构造也是遗传算法实现最优结果的重要环节。

虽然用遗传算法对能量管理策略进行优化是一个热门的话题,但很少有研究关注目标函数的改进和多目标优化的问题,而这是本文工作的重点。本文首先建立了基于功率流的 FCHEV 混合动力系统的等效氢气消耗模型,考虑了各能量源的功率特性。此外,还讨论了功率剧烈变化对燃料电池寿命的影响,提出了其寿命衰减模型。然后,以动力系统的燃油经济性和燃料电池的耐久性为优化目标。为了解决多目标优化问题,采用改进的快速非支配排序遗传

算法(NSGA-II)对模糊控制策略的参数进行优化。最后,对一系列 Pareto 最优解进行了仿真分析,解集的个体能够映射到能量管理策略中。基于仿真结果,比较了传统控制策略和改进的模糊控制策略的性能,验证了 NSGA-II 的优化效果。

1 FCHEV 的动力系统及相关数学模型

1.1 混合动力系统的结构

混合动力系统的功率流与系统的拓扑结构密切相关。在图 1 所示这种混合驱动方案中,电池作为储能装置起到削峰填谷的作用。两个能量源可以通过 DC/DC 变换器间连接到总线,箭头方向表示可控制的电能传输方向。这种结构的供电质量较好,对能量源的电压水平要求较低且易于控制。 P_{fc_out} 为燃料电池在功率总线上的功率, P_n 是对动力系统的需求功率, P_{B_out} 是蓄电池在功率总线上的充放电功率, P_{fc} 是燃料电池的实际功率, P_B 是蓄电池的实际充放电功率。

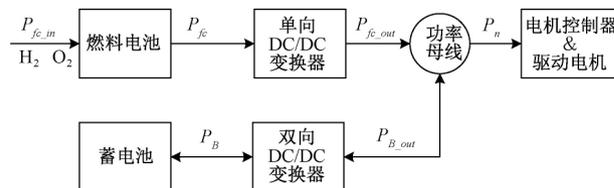


图 1 FCHEV 混合动力系统的功率流

输入燃料电池的氢燃料是混合动力系统的唯一外部能源。因此,系统的所有电能都来自对氢燃料能量的转换。 P_{fc_in} 是基于氢气消耗的输入燃料电池的功率。当燃料电池的功率无法满足需求功率时,即 $P_{fc_out} < P_n$, 蓄电池放电补足欠缺的功率,此时 P_{B_out} 为负;当 $P_{fc_out} > P_n$ 时,多余的电能被充入蓄电池,此时 P_{B_out} 为正。功率流关系如式(1)所示。

$$\begin{cases} P_{fc_out} = P_{fc_in} \eta_{fc} \eta_{D1} \\ P_{fc_out} = P_n - P_{B_out} \end{cases} \quad (1)$$

其中, η_{D1} 和 η_{fc} 分别为单向 DC-DC 变换器和燃料电池的效率。

1.2 燃料电池的效率

燃料电池具有效率高的优点。然而,在实际应用中,PEMFC 系统的效率受到诸多因素的影响。在不同的功率范围内,燃料电池系统的效率有明显的差异。根据某型峰值功率为 50 kW 的常压氢燃料电池系统的极化特性测试数据,得到了图 2 所示的功率-效率 MAP 图。曲线图表明存在明显的高效工作区如虚线框范围所示,在较高的功率范围内效率有下降趋势。需要指出的是,考虑到氢的渗透损失和内部电流损耗,燃料电池在低功率工作时效率较低^[20]。

燃料电池的基于工作功率的效率为:

$$\eta_{fc} = a + bP_{fc} + c(P_{fc})^2 + d(P_{fc})^3 \quad (2)$$

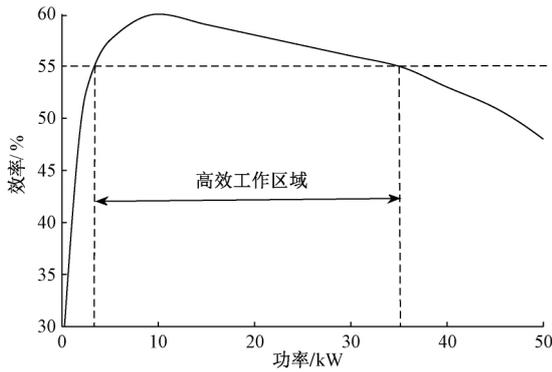


图 2 燃料电池的功率-效率曲线

拟合质子交换膜燃料电池的数据可得:

$$\begin{cases} a = 0.183 \\ b = -0.577(10)^{-4} \\ c = -0.213(10)^{-8} \\ d = 0.22(10)^{-13} \end{cases} \quad (3)$$

1.3 蓄电池的效率

根据 RINT 等效电路模型,蓄电池的电流可表示为:

$$I_B = \frac{U_{ocv} - \sqrt{U_{ocv}^2 - 4R_B P_B}}{2R_B} \quad (4)$$

式中: U_{ocv} 、 R_B 和 P_B 分别为开路电压、内阻和输出功率。充电和放电操作都会产生电能的损失,蓄电池的效率可表示为:

$$\begin{cases} \eta_{chg} = \frac{U_{ocv}}{U_{ocv} - I_B R_{chg}} \\ \eta_{dis} = \frac{U_{ocv} - I_B R_{dis}}{U_{ocv}} \end{cases} \quad (5)$$

式中: η_{chg} 和 η_{dis} 分别为蓄电池充电和放电时的效率。

根据先进汽车仿真平台 ADVISOR 的蓄电池库的公共测试数据,基于蓄电池的 SOC,其放电时的内阻、充电时的内阻、开路电压分别经拟合得到:

$$\begin{cases} R_{dis}(SOC) = 0.04 - 0.017SOC - 0.05(SOC)^2 + 0.042(SOC)^3 \\ R_{chg}(SOC) = 0.03 + 0.03SOC - 0.16(SOC)^2 + 0.14(SOC)^3 \\ U_{ocv}(SOC) = 11.7 + 1.48SOC - 0.3(SOC)^2 \end{cases} \quad (6)$$

基于式(5)、(6)可以得到蓄电池的充放电效率^[21]:

$$\begin{cases} \eta_{chg} = \frac{2}{1 + \sqrt{1 - \frac{4R_{chg}(SOC)P_B}{[U_{ocv}(SOC)]^2}}} \\ \eta_{dis} = \frac{2}{1 + \sqrt{1 - \frac{4R_{dis}(SOC)P_B}{[U_{ocv}(SOC)]^2}}} \end{cases} \quad (7)$$

蓄电池充电和放电的效率曲面如图 3 所示,蓄电池的功率限值为 10 kW,在较大的充放电功率下,蓄电池的效率不同程度地降低;并且在相同的功率下,其充放电效率还受其 SOC 的影响。

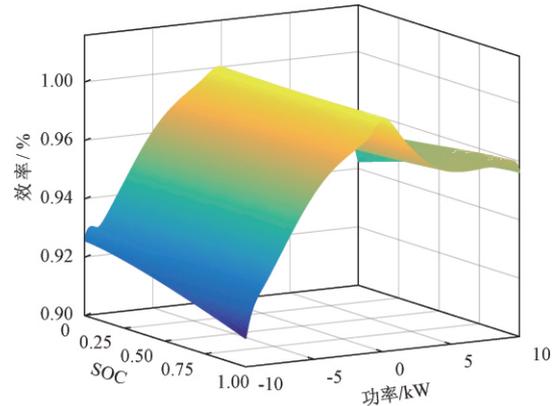


图 3 蓄电池充放电效率曲面

1.4 等效氢气消耗

由 1.1 节可知,氢燃料是动力系统唯一的外部能量源,根据氢能反应的热力学原理,参加反应被消耗的氢气被转化的能量即为燃料电池的输入功率 P_{fc_in} ,设燃料电池的实际输出功率为 P_{fc} ,有如下公式推导^[22]:

$$\begin{cases} \eta_{fc} = P_{fc} / (Q_H \Delta H) \\ P_{fc} = P_{fc_in} \eta_{fc} \\ Q_H = P_{fc_in} / \Delta H \end{cases} \quad (8)$$

式中: Q_H 为参加反应的氢气的摩尔流量,即实际的氢气消耗率; $\Delta H = 240 \text{ kJ/mol}$ 为氢气的低热值。

所以基于氢气消耗的燃料电池输入功率可以被引申为整个动力系统的输入功率:

$$P_{in} = P_{fc_in} \quad (9)$$

因此,动力系统的燃料消耗等同于燃料电池的氢气消耗。

$$Q_H = P_{in} / \Delta H \quad (10)$$

在某些情况下,蓄电池充放电的电能并不直接来自燃料电池的输出,但这些能量可以等效为燃料电池消耗的所转化的氢能。下面将根据蓄电池的不同工作状态,得到驱动系统的等效氢耗。

1) 当蓄电池充电时,燃料电池输出的功率一部分供给需求功率,一部分流入蓄电池。此时 P_{B_out} 为负,有:

$$P_{in} = P_{fc_in} + P_{B_out} \eta_{D2} \eta_{chg} \quad (11)$$

2) 当蓄电池放电时,为正,蓄电池输出功率和燃料电池共同驱动负载,所以此时蓄电池释放的电能也应被等效为动力系统的输入功率并计入等效氢气消耗,所以有:

$$P_{in} = P_{fc_in} + P_B / \eta_B = \frac{P_{fc_out}}{\eta_{D1} \eta_{fc}} + \frac{P_{B_out}}{\eta_{dis} \eta_{D2}} \quad (12)$$

3) 当蓄电池的电流为 0,燃料电池独立地驱动负载。

$$P_{in} = P_{fc_out} / (\eta_{D1} \eta_{fc}) \quad (13)$$

结合上述结果和式(7)可知,动力系统的效率取决于功率的分配和蓄电池的荷电状态。综上,混合动力系统的等效氢气消耗量如式(14)所示,其中单向和双向 DC-DC 变换器的效率较高,取经验值: $\eta_{D1} = \eta_{D2} = 0.95$ 。

$$Q_{H_e} = \begin{cases} \frac{P_{fc_out}/\eta_{D1}\eta_{fc} + P_{B_out}\eta_{D3}\eta_{chg}}{\Delta H}, & P_{B_out} < 0 \\ \frac{1}{\Delta H} \left(\frac{P_{fc_out}}{\eta_{D1}\eta_{fc}} + \frac{P_{B_out}}{\eta_{D2}\eta_{dis}} \right), & P_{B_out} \geq 0 \end{cases} \quad (14)$$

1.5 燃料电池的寿命衰减

在燃料电池汽车的实际使用中,恶劣的工作环境会对燃料电池的核心部件膜电极造成损伤,导致燃料电池性能的下降^[23]。电压下降是性能下降的主要表现。根据相关研究的试验结果,电压随时间的变化是线性的,但当下降到一定程度时,燃料电池组的功率下降加速,这种状态可以设定为失效边界^[6-10]。设 T_{init} 为燃料电池的初始寿命, ΔT 为运转过程中的衰减, T_{avai} 为以百分比表达的剩余可用寿命,可有:

$$\begin{cases} T_{init} = \Delta L / r \\ T_{avai} = \frac{T_{init} - \Delta T}{T_{init}} \end{cases} \quad (15)$$

其中, $\Delta L = 12\%$ 是燃料电池从寿命开始到结束的性能衰减的限值,在本文中,它表示失效边界内的最大压降与额定电压的比值; r 为燃料电池的寿命衰减率。参考有关文献^[7-8],进行如图 4 所示的加卸载典型工况循环,每 200 次循环测量一次电压,寿命衰减率可由式(16)计算:

$$r = \frac{\Delta U / U_r}{N} \quad (16)$$

式中: ΔU 为变载循环的实际压降; U_r 为额定电压;变载循环的次数记为 N 。经过 420 次电压测量,燃料电池的寿命衰减为 5%,衰减率计算得: $r = 0.00006\%$ 。

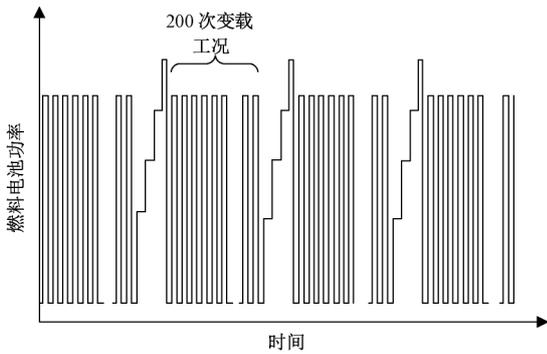


图 4 燃料电池变载典型循环工况示意图

另外,燃料电池的寿命和变载次数有关,由变载造成的寿命衰减可以表征为:

$$\Delta T = N(\Delta P) \quad (17)$$

其中, ΔP 表示达到一定功率变化率的变载工况。

结合式(15)~(17),燃料电池的剩余可用寿命可表示为:

$$T_{avai} = \frac{\Delta L - rN(\Delta P)}{\Delta L} \quad (18)$$

2 模糊逻辑控制策略

2.1 模糊逻辑

与传统控制方法不同的是,模糊逻辑控制(FLC)不依赖于控制系统的精确数学模型,而是依赖由专家经验和已有知识转化而来的模糊规则,具有良好的鲁棒性和适应性。FLC 模拟人类的智力来做出决策,本文的模糊控制流程如图 5 所示。

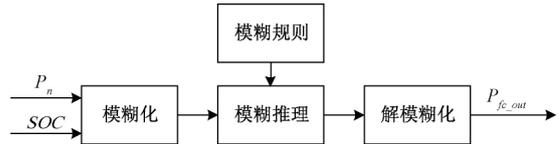


图 5 模糊逻辑控制流程

控制器的输入变量为需求功率 P_n 和蓄电池的 SOC,输出变量为燃料电池的功率 P_{fc_out} 。首先,基于模糊子集,输入变量被模糊化。然后根据规定好的模糊规则,推理得到输出变量的模糊量。最后,经过解模糊化,输出燃料电池功率的精确量。

模糊子集的划分涉及隶属函数的构造。相比于三角形函数和梯形函数,采用式(19)所示的高斯隶属函数的控制器具有更好的稳定性和灵敏度。

$$f(x, \sigma, c) = \exp(-(x - c)^2 / 2\sigma^2) a \quad (19)$$

式中: σ 为函数的标准差; c 为函数峰值的横坐标; $a = 1$ 为函数峰值。

2.2 模糊推理

本文中模糊规则的原则是控制功率分配以达到更好的燃料经济性和燃料电池的耐久性。根据第 1 部分对各能源源特性的分析,EMS 应避免燃料电池在急速或大功率下工作,以提高燃料电池的效率;电池的充放电功率也不宜过大。另外,有必要减少燃料电池功率剧烈变化的次数,以缓解其寿命的衰减。

根据上述原则设计的模糊规则如表 1 所示。输入变量 P_n 和 SOC 的模糊子集按照模糊论域从低到高被设置为 L, LR, M, HR 和 H;而输出变量 P_{fc_out} 的模糊子集按照模糊论域从低到高被设置为 EL, VL, RL, SL, ML, MH, SH, RH, VH, EH。

表 1 模糊规则

P_{fc_out}	P_n				
	L	LR	M	HR	H
L	ML	SH	VH	VH	EH
LR	SL	MH	RH	VH	EH
SOC	M	RL	ML	SH	RH
	HR	VL	SL	SH	RH
	H	EL	RL	SH	RH

基于模糊规则的模糊控制器的输出曲面如图6所示,坐标对应于各变量模糊论域的模糊子集,当需求功率较大且SOC较低时,燃料电池的功率可达到最大,而需求功率较小且SOC较高时,燃料电池的输出功率可达到最低水平,模糊规则较为符合控制策略的设计原则。

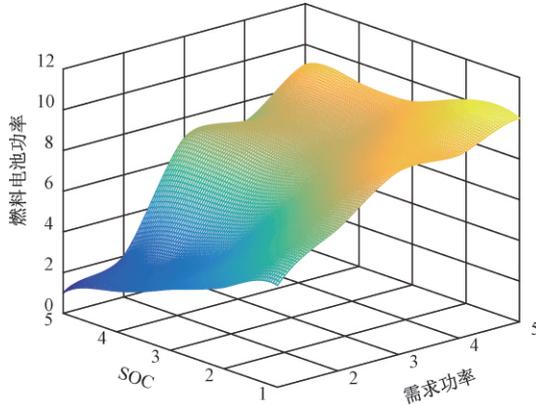


图6 模糊控制器输出曲面

3 多目标遗传算法

模糊逻辑控制具有良好的鲁棒性,但其设计依赖于专家的经验,不可避免地存在优化缺陷,控制效果难以达到最优。遗传算法是一种搜索能力较强的全局优化方法,广泛应用于参数匹配和控制策略优化。由于该算法具有多点生成和多方向搜索的特点,多目标遗传算法作为求解多目标优化问题的一种有效方法受到了广泛的关注,所以,在本文的进一步研究中,采用多目标遗传算法对模糊控制器参数进行优化。

3.1 遗传优化算法

遗传算法模拟自然界优胜劣汰的规律。本部分将构建目标函数,将待优化参数映射到基因上。通过计算目标函数的值,剔除适应度较差的个体,保留优秀个体。

1) 染色体与种群

模糊控制器的性能主要取决于隶属度函数和模糊规则,因此相关参数被编码到基因组中形成染色体。设需求功率 P_n , 蓄电池 SOC 和燃料电池功率 P_{fc_out} 的基因组分别为 $X_1(H, R)$, $X_2(H, R)$, $Y(H, R)$ 。 $H(\sigma, c)$ 为高斯型隶属度函数的参数, R 为模糊推理的参数。设 W 是由一维模糊规则数组编码的基因组。所以染色体可以表达为:

$$v = [X_1 \ X_2 \ Y \ W] \quad (20)$$

随机化处理后,遗传算法的初始种群为:

$$V = \{U(v_k)\} \quad (21)$$

式中: U 是根据约束条件构造的可行域中的染色体集。

2) 目标函数

本文以动力系统的燃料经济性和燃料电池的耐久性为优化目标。根据第1部分得到的数学模型,构造了两个目标函数。

燃油经济性好的驱动系统可以消耗较少的氢气,因此可以将等效氢气消耗量作为目标函数。将 FCHEV 在工况下的行驶时间离散为 $(t_1 \sim t_n)$, 则总的等效氢气消耗等于各个工作点所消耗氢气的和。根据第1部分的等效氢耗模型,经济优化的目标函数可以表示为:

$$fitness_1 = \sum_{k=1}^n Q_{H_2}(t_k) \quad (22)$$

燃料电池的耐久性优化以剩余寿命为表征。根据第1部分的结论,具有一定衰减率的燃料电池运行变载的次数越多,寿命衰减越大。因此,可将目标函数设为:

$$fitness_2 = rN(\Delta P_{fc}) \quad (23)$$

式中: r 的含义与第1部分所述相同。 ΔP_{fc} 是燃料电池的变载工况,其判断依据是当功率变化率超过 5 kW/s 时,认为是一个能引起衰减的功率变化,因此 $N(\Delta P_{fc})$ 代表燃料电池所经历的功率变化次数。

惩罚算子:

在研究过程中,发现在随机产生的初始种群中存在一些劣质个体,它们表现的性状为燃料电池和蓄电池的输出功率不能满足高速或剧烈加速所需的功率,因此需要引入惩罚算子来避免这种情况。

设惩罚算子为:

$$G_p = \sum_{k=1}^n \{(P_n(t_k) - (P_{fc_out}(t_k) + P_{B_out}(t_k))) / 1000\} \quad (24)$$

当个体表现出功率不足的特征时,适应度函数的值会自适应地增加,使得劣质个体在迭代中被淘汰的概率更大。因此,多目标算法中最终的目标函数如下:

$$\begin{cases} fitness_{econ} = fitness_1 + G_p / 2.5 \\ fitness_{dur} = fitness_2 + G_p / 3 \end{cases} \quad (25)$$

3.2 多目标遗传算法

现有的许多多目标优化方法都是对目标函数的值赋予权重。然而,这种加权方法的本质仍然是一种普通的单目标函数遗传算法。当优化目标相互耦合时,很难确定搜索方向以获得最优解^[24]。因此,有必要采用多目标优化方法来获得近似最优解集。非支配排序遗传算法(NSGA)是一种能够求解多目标优化问题的遗传算法。其主要方法是对不同适应度的个体进行排序分级。然而,这种方法也存在一些缺陷:首先,种群个体优势排序的计算复杂度高;然后,缺乏精英策略,使得在迭代过程中不易保存优秀的个体;最后,共享参数的指定问题严重影响了种群的多样性。文献[25-27]使用了基于精英策略的快速非支配排序遗传算法(NSGA-II),算法详情参见参考文献,这里只介绍算法分析所必要的的内容。与NSGA相比,NSGA-II有以下改进:

1) 提出了一种快速的非支配排序方法,大大减少了分级排序的计算次数。

2) 避免了指定共享参数的问题,引入拥挤度的计算方法,提高适应度相近的个体被淘汰的概率,从而保证种群的

多样性。

3)采用精英策略,使子代和父代群体共同参与竞争,有利于优秀个体的保存。

快速非支配序数 i_{rank} 的计算思路为:根据支配个体数和被支配个体数将每个个体分级分配到不同的非支配解集中,支配个体数最少而被支配个体数最多的个体会被优先分配,位于同一个非支配解集中的个体具有相同的非支配序数 i_{rank} ,所以个体的非支配序数越小,性状越优秀。

拥挤度算子:

为了保证算法最终得到的解集是全局最优的,需要在迭代过程中保持种群的多样性。因此,引入了拥挤距离 $i_{distance}$ 的概念,它代表了种群区域中某一位置周围个体的密度。由目标函数组成的坐标系如图 7 所示。

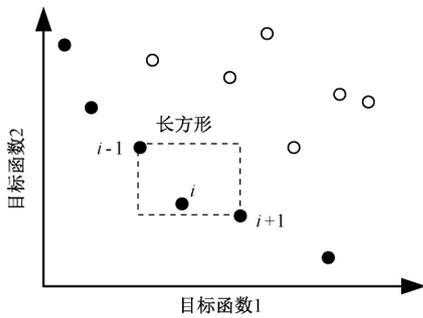


图 7 拥挤度算子示意图

实心圆标记的点是属于同一非支配解集。下面来描述同一集合中个体的拥挤度。首先,对每个个体的目标函数值进行升序排序。 $i_{distance}$ 等于两个最近的个体 $(i-1), (i+1)$ 在个体 i 的两侧形成的矩形的平均边长,所以拥挤度算子越大表示个体的独特性越好。在本文中,密集分布的个体映射相似的控制策略。如果它们在迭代过程中继续存在,算法可能会局部收敛或延缓搜索速度。解决方案是在下一个基于偏序关系的选择阶段首先淘汰拥挤距离较小的个体。现在定义一个偏序关系来选择更好的个体,如式(26)所示。

$$i <_n j, \begin{cases} if(i_{rank} < j_{rank}) \\ or((i_{rank} = j_{rank}) and (i_{distance} > j_{distance})) \end{cases} \quad (26)$$

即当两个个体的非支配序数不同时,优先选择非支配序数较小的个体;当两个个体的非支配序数相等时,优先选择拥挤距离较大的个体。

精英策略:

当一个种群具有父代种群时,快速非支配排序的对象就是它与父代合并的种群。精英策略有利于在迭代过程中保持父代中的优秀个体,从而快速提高种群的性能。

图 8 所示为 NSGA-II 算法如何优化模糊逻辑控制策略。遗传操作包括选择、交叉和变异。每次迭代都需要计算父代和子代种群的适应度函数值。计算步骤如图中右侧

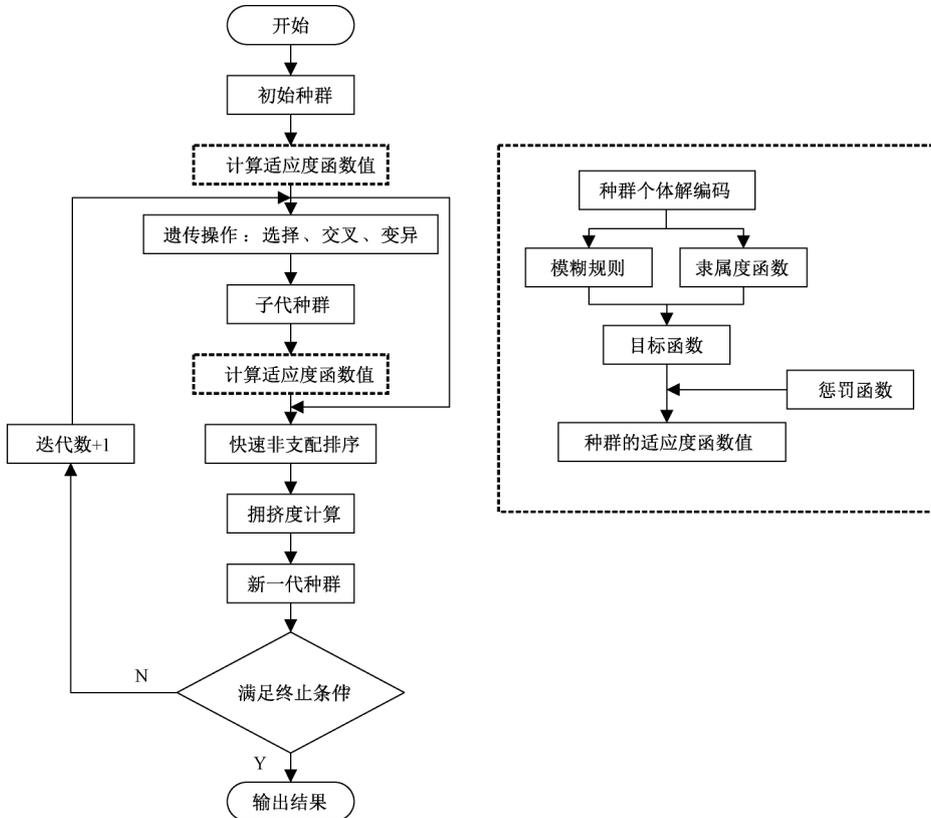


图 8 多目标遗传算法 NSGA-II 优化模糊控制流程

虚线方框所示。染色体的基因被解码并映射到模糊控制,每组基因对应一个独特的控制策略。在第2部分得到的经济性模型和耐久性模型的基础上,根据典型工况仿真数据可以计算出两个目标函数。当算法满足终止条件时,得到的解集可认为是 Pareto 最优解。

4 结果与讨论

图9所示为在迭代过程中种群的演化。坐标轴分别表示燃料经济性目标函数 $fitness_{econ}$ 和燃料电池耐久性目标函数 $fitness_{dur}$ 。因此,接近坐标原点的个体表现出更好的性状。在最优个体的分布区域,存在一条称为 Pareto 最优前沿的曲线。初始群体是根据常识和经验设定的一组个体,它们的基因编码是一组合理的值,但没有经过优化,其中一部分个体作为普通的模糊控制案例和优化后的个体作比较。经过50次迭代,种群的分布区域明显地从初始种群的位置向 Pareto 最优前沿移动,种群分布区域近似呈带状,另外,一些目标函数值较高的劣质个体被剔除,种群的质量迅速提高。经过500次迭代,每个个体与最优前沿曲线之间的距离极小甚至重叠。现在种群演化趋于稳定,可以认为当前的种群是近似全局最优解集。

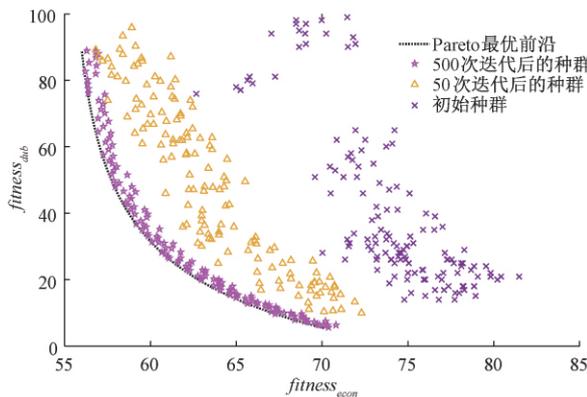


图9 种群分布的演化

值得注意的是,NSGA-II 算法具有保持种群多样性的能力。在图9中,初始种群的大量个体集中在 $fitness_{econ}$ 较大且 $fitness_{dur}$ 较小的区域。当算法迭代50次时,这些情况得到快速改善,种群分布已较为均匀。保持种群多样性的意义不仅有利于搜索模糊控制参数的最优解,而且对实时控制策略的设计具有较高的参考价值。在横坐标附近区域,个体映射的控制策略可以使燃料电池具有更好的耐久性。

图10所示为基于 ADVISOR 平台的燃料电池汽车在典型工况下混合动力系统的需求功率和燃料电池的功率曲线。图10(a)所示的 UDSS 典型工况较好地模拟了车辆行驶的实际情况。在图10(b)中,未经优化的普通模糊控制策略没有显示出令人满意的性能。燃料电池功率随行驶工况频繁且大幅度变化,不利于燃料电池的耐久性。

图10(c)显示了由 NSGA-II 优化的模糊控制策略的性能,可以明显看出燃料电池的输出得到了优化,通过对工况全程1340个工作点数据的统计,燃料电池有害变载次数 $N(\Delta P_{fc})$ 从54次减少到7次,根据第1部分的讨论,当燃料电池功率剧烈变化的次数减少,其寿命衰减将降低,从而优化了燃料电池的耐久性。

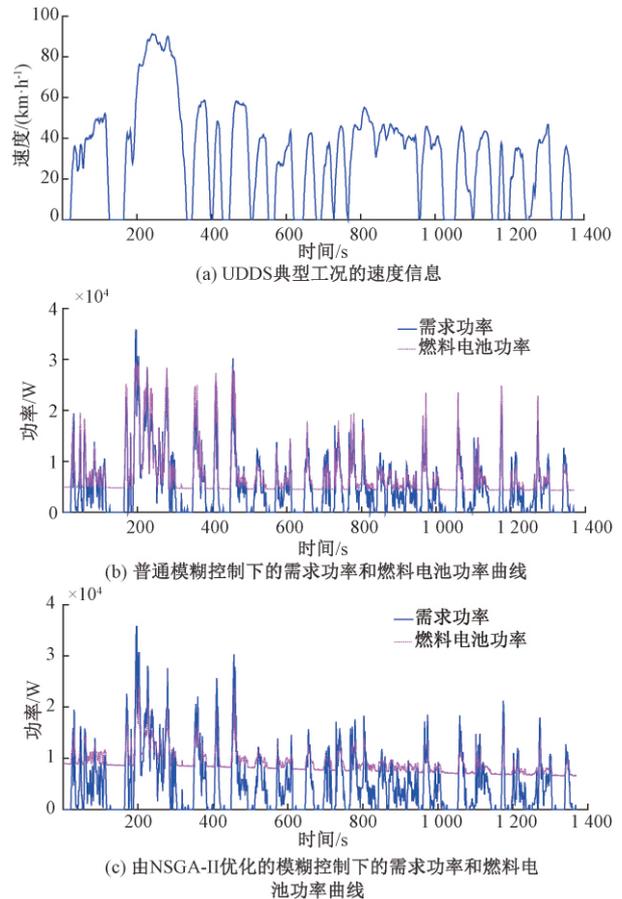


图10 UDSS 典型工况下的需求功率和燃料电池功率曲线对比

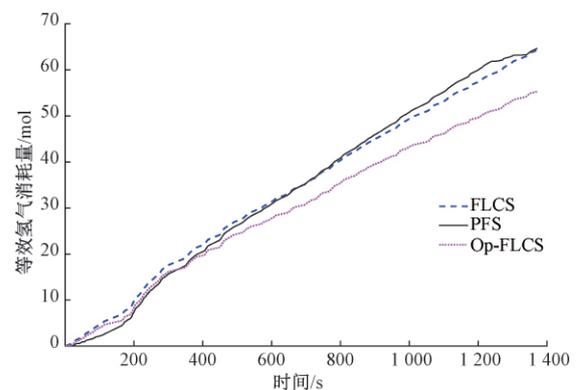


图11 各控制策略下的等效氢气消耗量

另一方面,位于图9纵轴附近区域的个体所映射的控制策略表现出更好的燃料经济性。图11所示为 UDSS 典

型工况下的等效氢气消耗量。选择普通模糊逻辑控制策略(FLCS)、由 NSGA-II 优化的模糊逻辑控制策略(Op-FLCS)和 ADVISOR 平台的功率跟随策略(PFS)进行比较。显然,优化后的控制策略使混合动力系统具有更好的经济性。

表 2 所示为采用 PFS、FLCS 和 Op-FLCS 在 UDDS 工况下运行的结果,并计算了它们的等效氢气消耗量和燃料电池的寿命衰减。极端解的值取 Pareto 最优解集中目标函数的最小值。显然,优化后的模糊控制策略在经济性和耐久性方面优于功率跟随策略和普通模糊控制。与采用初始参数的控制策略的计算结果相比,优化后的混合动力系统等效氢耗普遍降低了 5.8%左右,极端解的最大减少量为 12.5%;燃料电池的寿命衰减普遍降低到初始个体的 59%,最大减少量为 11.2%。因此,无论是多目标优化还是具有一定程度侧重的单目标优化,NSGA-II 的结果都具有一定的参考意义。

表 2 各能量管理策略的仿真结果

	等效氢气消耗/mol	燃料电池寿命衰减/%
PFS	65.02	0.003 0
FLCS	64.24	0.003 2
Op-FLCS	60.51	0.001 9
极端个体	56.19	0.000 4

5 结 论

本文提出了一种有效的多目标优化方法来优化燃料电池汽车的能量管理策略。针对 FCHEV 混合动力系统的结构特点,提出了一种等效氢耗的计算方法。此外,考虑了负载变化对燃料电池寿命的影响,建立了寿命衰减模型。进一步的研究中,基于以上结果设定了遗传算法的两个优化目标,对模糊控制策略进行改进。利用改进的快速非支配排序遗传算法(NSGA-II)求解多目标优化问题,得到了提高 EMS 性能的解集。最靠近坐标原点的个体的基因所映射的控制策略不仅提高了动力系统的经济性,而且提高了燃料电池的耐久性。也有一些个体倾向于在不同程度上优化其中一种性能。希望这些结果能对燃料电池混合动力驱动系统的设计和能量管理提供一些启示。本研究的不足之处是对于控制策略的优化的研究仅限于仿真,往后的工作还需要在实际的实验和使用中验证其效果并使优化的控制策略适用于更广泛的场景。

参考文献

[1] 《中国公路学报》编辑部. 中国汽车工程学术研究综述·2017[J]. 中国公路学报, 2017, 30(6): 1-197.
 [2] SULAIMAN N, HANNAN M A, MOHAMED A, et al. Optimization of energy management system for fuel-cell hybrid electric vehicles: Issues and

recommendations[J]. Applied Energy, 2018, 228: 2061-2079.

- [3] 王志昌, 李赏, 刘畅, 等. 测试方法对 PEMFC 膜电极耐久性的影响[J]. 电源技术, 2018, 42(11): 1685-1689.
 [4] 李沁, 杨代军, 张存满, 等. 高温低湿单片燃料电池城市工况循环测试[J]. 电源技术, 2017, 41(1): 49-51, 74.
 [5] 王克勇, 石伟玉, 王仁芳, 等. 车用燃料电池系统耐久性研究[J]. 电化学, 2018, 24(6): 772-776.
 [6] ZHAO J, LI X. A review of polymer electrolyte membrane fuel cell durability for vehicular applications: Degradation modes and experimental techniques[J]. Energy Conversion and Management, 2019, 199: 112022.
 [7] PEI P, CHEN H. Main factors affecting the lifetime of proton exchange membrane fuel cells in vehicle applications: A review[J]. Applied Energy, 2014, 125(15): 60-75.
 [8] CHEN H, PEI P, SONG M. Lifetime prediction and the economic lifetime of proton exchange membrane fuel cells[J]. Applied Energy, 2015, 142: 154-163.
 [9] OBERMAIER M, RAUBER M, BAUER A, et al. Local fuel starvation degradation of an automotive PEMFC full size stack[J]. Fuel Cells, 2020, 20(4), DOI:10.1002/face.201900180.
 [10] ZHANG H, LI X, LIU X, et al. Enhancing fuel cell durability for fuel cell plug-in hybrid electric vehicles through strategic power management[J]. Applied Energy, 2019, 241(MAY1): 483-490.
 [11] 韩乐. 车载混合储能动力系统功率最优分配策略研究[J]. 国外电子测量技术, 2020, 39(10): 94-98.
 [12] LI D, 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.
 [13] KANDIDAYENI M, FERNANDEZ A O M, 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 Trans. Veh. Technol, 2019, 68: 11427-11438.
 [14] 宋昱, 韩恺, 李小龙, 等. 燃料电池汽车混合度与能量管理策略研究[J]. 交通科技与经济, 2019, 21(2): 40-46, 67.
 [15] ALI S, SHAYAN N, FARSHAD T, et al. Application based multi-objective performance optimization of a proton exchange membrane fuel cell[J]. Journal of Cleaner Production, 2019, 252: 119567.
 [16] LAI L, CHANG T. Parameter optimization of hybrid fuel cell system based on genetic algorithm[C]. IEEE Eurasia Conference on Biomedical Engineering,

- Healthcare and Sustainability, 2019; 102-104.
- [17] ROBERTO A F, SERGIO C C, FERNANDO B C, et al. Fuel optimization strategy for hydrogen fuel cell range extender vehicles applying genetic algorithms [J]. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 2018, 81(1): 655-668.
- [18] SAMAN A, BATHAEE S M T. Multi-objective genetic optimization of the fuel cell hybrid vehicle supervisory system: Fuzzy logic and operating mode control strategies [J]. International Journal of Hydrogen Energy, 2015, 40(36): 12512-12521.
- [19] SAMAN A, BATHAEE S M T, AMIR H H. Improving fuel economy and performance of a fuel-cell hybrid electric vehicle (fuel-cell, battery, and ultracapacitor) using optimized energy management strategy [J]. Energy Conversion and Management, 2018, 160: 74-84.
- [20] FRANO B. PEM fuel cells: Theory and practice, second edition [M]. Elsevier/Academic Press, 2013: 18-45.
- [21] MENG X, LI Q, ZHANG G, et al. A dual-mode energy management strategy considering fuel cell degradation for energy consumption and fuel cell efficiency comprehensive optimization of hybrid vehicle [J]. IEEE Access, 2019, 7: 134475-134487.
- [22] 王金龙, 王登峰, 陈书明. 车用燃料电池效率测试及影响因素 [J]. 广西大学学报(自然科学版), 2010, 35(6): 989-994.
- [23] 刘琦, 詹跃东. 基于 ANFIS 的燃料电池混合汽车能量管理策略研究 [J]. 电子测量技术, 2020, 43(7): 6-11.
- [24] 高少希, 张达敏, 陈伟川, 等. 计及供需两侧的电动汽车有序充放电优化算法研究 [J]. 电子测量与仪器学报, 2020, 34(11): 140-147.
- [25] ZHAO B, XUE Y, XU B, et al. Multi-objective classification based on NSGA-II [J]. International Journal of Computing Science and Mathematics, 2018, 9(6): 539.
- [26] WANG D J, LIU F, JIN Y. A multi-objective evolutionary algorithm guided by directed search for dynamic scheduling [J]. Computers & Operations Research, 2016, 79: 279-290.
- [27] 金亮, 冯时, 杨庆新, 等. 基于改进 NSGA-III 的电磁超声换能器多目标优化 [J]. 仪器仪表学报, 2021, 42(1): 49-59.

作者简介

刘新天, 工学博士, 副研究员, 主要研究方向为新能源汽车动力与储能系统、纯电动汽车与燃料电池汽车能量管理系统等。

E-mail: xintian.liu@hfut.edu.cn

李强, 硕士研究生, 主要研究方向为燃料电池汽车能量管理策略及其优化。

E-mail: 1148453781@qq.com

郑昕昕, 工学博士, 副研究员, 主要研究方向为新能源汽车充换电技术。

E-mail: xinxin.zheng@hfut.edu.cn

何耀(通信作者), 工学博士, 副研究员, 主要研究方向为新能源汽车动力与储能系统。

E-mail: 1043924971@qq.com