

DOI:10.3969/j.issn.1003-5060.2025.01.006

基于改进灰狼算法的 PEMFC 输出功率和系统效率多目标优化

黄 诚¹, 苏建徽¹, 解 宝¹, 黄赵军¹, 瞿晓丽², 王建国²

(1. 合肥工业大学 电气与自动化工程学院, 安徽 合肥 230009; 2. 合肥综合性国家科学中心能源研究院, 安徽 合肥 230051)

摘 要:为了同时优化质子交换膜燃料电池(proton exchange membrane fuel cells, PEMFC)系统的效率和输出功率,文章首先建立 PEMFC 系统的机理模型,并分析系统效率和输出功率特性;其次针对传统灰狼算法(grey wolf optimizer, GWO)的初始化种群不均匀和易出现早熟收敛的问题,引入佳点集种群初始化策略和非线性收敛因子策略,并由此提出一种改进多目标灰狼优化算法(multi-objective grey wolf optimizer, MOGWO),有效改善了灰狼算法的搜索精度和收敛性能;然后针对改进多目标灰狼优化算法求得的 Pareto 最优解集,使用 TOPSIS 评价法得出逼近理想解的最佳解,确定 PEMFC 系统的最佳运行条件;最后对所提出的 MOGWO 算法进行仿真实验,结果表明该算法能够有效提高 PEMFC 系统在实际运行中的输出功率和系统效率。

关键词:质子交换膜燃料电池(PEMFC);输出功率;系统效率;多目标优化;改进灰狼算法

中图分类号:TM911.42 **文献标志码:**A **文章编号:**1003-5060(2025)01-0037-07

Multi-objective optimization of PEMFC output power and system efficiency based on improved grey wolf optimizer

HUANG Cheng¹, SU Jianhui¹, XIE Bao¹, HUANG Zhaojun¹, QU Xiaoli², WANG Jianguo²

(1. School of Electrical Engineering and Automation, Hefei University of Technology, Hefei 230009, China; 2. Institute of Energy, Hefei Comprehensive National Science Center, Hefei 230051, China)

Abstract: In order to simultaneously optimize the efficiency and output power of the proton exchange membrane fuel cells (PEMFC) system, the mechanism model of the PEMFC system is established, and the system efficiency and output power characteristics are analyzed. Then, in view of the problems of traditional grey wolf optimizer (GWO) such as uneven initialization population and premature convergence, the optimal point cluster group initialization strategy and nonlinear convergence factor strategy are introduced, and an improved multi-objective grey wolf optimizer (MOGWO) algorithm is proposed, which effectively improves the search accuracy and convergence performance of the GWO. For the Pareto optimal solution set obtained by the improved MOGWO algorithm, the TOPSIS evaluation method is used to obtain the best solution approaching the ideal solution, and the best operating conditions of the PEMFC system are determined. Finally, the proposed algorithm is verified by simulation, and the results show that the proposed algorithm can effectively improve the output power and system efficiency of the PEMFC in practical operation.

Key words: proton exchange membrane fuel cells (PEMFC); output power; system efficiency; multi-objective optimization; improved grey wolf optimizer

收稿日期:2023-02-14;修回日期:2023-03-02

基金项目:安徽省自然科学基金青年资助项目(2208085QE165);中央高校基本科研业务费专项资金资助项目(PA2021GDGP0060)

作者简介:黄 诚(1998—),男,安徽六安人,合肥工业大学硕士生;

苏建徽(1963—),男,安徽合肥人,博士,合肥工业大学教授,博士生导师,通信作者, E-mail: su-chen@126.com.

质子交换膜燃料电池 (proton exchange membrane fuel cells, PEMFC) 可将氢气的化学能转化为电能, 并具有低排放、高效率、启动快等优势。一个完整的 PEMFC 系统主要由电堆、氢氧供给系统、温湿度管理系统等构成, 其输出性能受到气体流量、压力、温度和湿度等操作参数的影响, 使系统具有非线性、强耦合等复杂的特性。因此, 优化 PEMFC 系统实际运行中的输出性能是国内外学者研究的重点。

在 PEMFC 系统的优化问题中, 最常见的优化目标多为效率和功率。文献[1]通过跟踪最佳工作温度, 提高 PEMFC 系统的效率; 文献[2]通过主动温度控制策略, 对 PEMFC 系统的输出功率进行实时优化。然而, 上述文献均为单目标优化, 仅致力于提高某项性能, 可能导致其他性能的下降。文献[3]对 PEMFC 系统的效率进行单目标优化时, 其功率输出的性能最差。因此多目标优化往往更具备实际意义。

在 PEMFC 的多目标优化问题中, 文献[4]提出基于粒子群优化算法的能量管理策略, 以氢耗量和成本为目标, 得到系统最优功率分配方案, 但未考虑氢氧系统和水热系统对目标函数的影响; 文献[5]提出一种协调算法, 通过控制氢氧流量和电堆温度, 提高 PEMFC 系统的输出功率和效率, 但未考虑湿度和气体压力对性能的影响; 文献[6]采用非支配排序遗传算法同时优化功率密度、效率和氧分布均匀度, 但由于获得的是一组解, 导致该方法不能对实际应用给予指导。因此寻找 PEMFC 系统多个不同性能指标间合适的运行条件是一项亟待解决的关键问题。

本文首先建立 PEMFC 系统模型, 并得出输出功率和系统效率是一对矛盾的优化目标, 对其进行多目标优化, 可以改善系统的输出性能。其次针对灰狼算法 (grey wolf optimizer, GWO) 存在初始化种群不均匀和早熟收敛的问题, 引入佳点集种群初始化策略, 使得初始种群更具备遍历性, 有利于摆脱局部最优值的吸引; 并通过非线性收敛因子策略, 使得算法前期更利于全局寻优, 后期更利于局部寻优。此外, 在多目标优化中往往无法获得唯一解, 通过 TOPSIS 评价法得出逼近理想解的最佳解, 可以对 PEMFC 系统的运行提供指导。最后本文对所提出的改进多目标灰狼优化算法 (multi-objective grey wolf optimizer, MOGWO) 进行了仿真验证。

1 质子交换膜燃料电池系统模型

1.1 电化学模型

PEMFC 系统输出电压 V_{cell} 的计算公式为:

$$V_{\text{cell}} = E_{\text{Nernst}} - V_{\text{act}} - V_{\text{ohm}} - V_{\text{conc}} \quad (1)$$

其中: E_{Nernst} 为热力学电动势; V_{act} 为活化过电压; V_{ohm} 为欧姆过电压; V_{conc} 为浓差过电压。

根据能斯特方程可得热力学电动势, 即

$$E_{\text{Nernst}} = \frac{\Delta G}{2F} + \frac{\Delta S}{2F}(T_{\text{fc}} - T_0) + \frac{RT_{\text{fc}}}{2F} \left[\ln P_{\text{H}_2} + \frac{1}{2} \ln P_{\text{O}_2} \right] \quad (2)$$

其中: ΔG 为吉布斯自由能; F 为法拉第常数; ΔS 为熵变; T_{fc} 为电堆温度; T_0 为参考温度; P_{H_2} 、 P_{O_2} 为氢气、氧气分压。

1.2 膜湿度模型

质子交换膜的水活性 a_i 计算公式为:

$$a_i = P_{\text{v},i} / P_{\text{sat},i} \quad (3)$$

其中: $P_{\text{v},i}$ 为水蒸气分压; $P_{\text{sat},i}$ 为水蒸气饱和压力; i 为 ca 表示阴极, 为 an 表示阳极。

质子交换膜中平均含水量 λ_{m} [7] 的计算公式为:

$$\lambda_{\text{m}} = \begin{cases} 0.043 + 17.81a_{\text{m}} - 39.85a_{\text{m}}^2 + 36a_{\text{m}}^3, & 0 < a_{\text{m}} \leq 1; \\ 14 + 1.4(a_{\text{m}} - 1), & 1 < a_{\text{m}} < 3 \end{cases} \quad (4)$$

其中, a_{m} 为平均水活性, $a_{\text{m}} = (a_{\text{an}} + a_{\text{ca}}) / 2$ 。

1.3 系统效率和输出功率模型

效率和输出功率是评估 PEMFC 系统性能的关键特性, PEMFC 系统的效率定义为:

$$\eta = (W_{\text{stack}} - W_{\text{prs}}) / W_{\text{fuel}} \quad (5)$$

其中: W_{stack} 为电堆的输出功率; W_{prs} 为系统的寄生功率; W_{fuel} 为燃料的理论输出功率。

PEMFC 系统的输出功率、燃料的理论输出功率以及寄生功率分别为:

$$\begin{aligned} W_{\text{stack}} &= n_{\text{cell}} A_{\text{fc}} J V \\ W_{\text{fuel}} &= \lambda_{\text{H}_2} n_{\text{cell}} J A_{\text{fc}} Q_{\text{LHV}} / (2F) \\ W_{\text{prs}} &= W_{\text{comp}} + W_{\text{others}} \end{aligned} \quad (6)$$

其中: n_{cell} 为电池片数; A_{fc} 为质子交换膜活化面积; λ_{H_2} 为氢气过化学计量比; Q_{LHV} 为氢气的低热值; W_{comp} 为空压机消耗的功率; W_{others} 为其他功率损耗, 假设为电堆输出功率的 5%; J 为电流密度。

空压机消耗的功率为:

$$W_{\text{comp}} = \frac{c_p T_e}{\eta_c \eta_{\text{mt}}} \left[\left(\frac{P_{\text{sys}}}{P_{\text{in}}} \right)^{0.286} - 1 \right] m_{\text{air}} \quad (7)$$

其中: c_p 为空气比热常数; T_e 为空压机进口空气温

度; η_c 为空压机效率,取 85%; η_{mt} 为电机效率,取 85%; P_{sys} 为电堆系统内部压力; P_{in} 为空压机进口压力,取 101 325 Pa; m_{air} 为进入空压机的空气流速。

1.4 输出特性分析

设系统操作条件为: $T_{fc} = 353.15$ K、阳极过化学计量比 $\lambda_{H_2} = 1.3$ 、阴极过化学计量比 $\lambda_{air} = 2.0$ 、阴极进气相对湿度 H_{ca} 、阳极进气相对湿度 H_{an} 皆为 100%,改变系统压力 P_{sys} 由 202 650 Pa 逐渐增加到 506 625 Pa,仿真波形如图 1 所示。

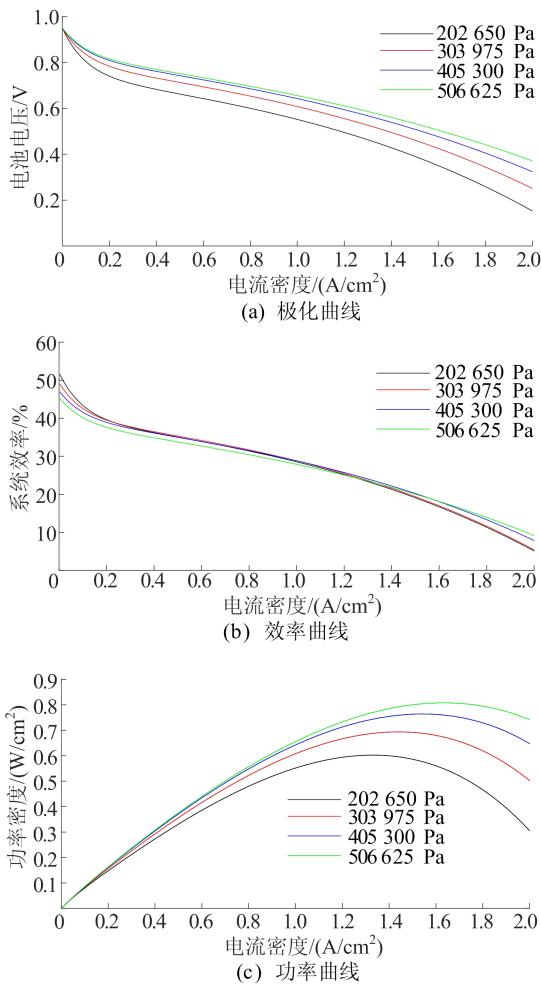


图 1 系统仿真曲线

由图 1 可知,由于活化损耗、欧姆损耗和浓差损耗 3 种极化现象的存在,随着负载电流密度的增大,燃料电池输出电压和系统效率会逐渐降低,而输出功率则在某一特定值下出现极大值,两者是一对矛盾的优化目标。

2 改进多目标灰狼优化算法

2.1 灰狼优化算法原理

为解决多目标优化问题,文献[8]提出灰狼优

化算法,该算法模拟灰狼种群在自然界中森严的金字塔等级制度,狼群中等级最高的个体记为 α 狼,第 2、第 3 高的个体分别记为 β 狼、 δ 狼,等级最低的个体记为 ω 狼。

灰狼包围猎物的数学模型为:

$$D = |CX_p(t) - X(t)|, \\ X(t+1) = X_p(t) - AD \quad (8)$$

其中: t 为当前迭代数; $X_p(t)$ 为猎物的位置; $X(t)$ 为灰狼的位置; A 、 C 为系数向量; D 为灰狼与猎物之间的距离。

向量 A 、 C 的计算公式为:

$$A = 2ar_1 - a, \\ C = 2r_2 \quad (9)$$

其中: a 为收敛因子,由 2 线性递减至 0; r_1 、 r_2 为随机向量,其模的范围为 $[0,1]$ 。

在狩猎过程中, α 、 β 、 δ 狼距离猎物的距离最近,其他 ω 狼个体根据 α 、 β 、 δ 狼的位置更新自己的位置,逐渐逼近猎物。狼群内 ω 狼个体跟踪猎物位置的机制如图 2 所示。

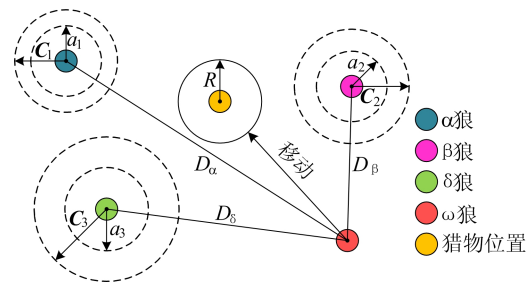


图 2 灰狼位置更新示意图

ω 狼个体与 α 、 β 、 δ 狼的距离定义如下:

$$D_\alpha = |C_1 X_\alpha(t) - X(t)|, \\ D_\beta = |C_2 X_\beta(t) - X(t)|, \\ D_\delta = |C_3 X_\delta(t) - X(t)| \quad (10)$$

ω 狼个体的移动方向定义如下:

$$X_1 = X_\alpha(t) - A_1 D_\alpha, \\ X_2 = X_\beta(t) - A_2 D_\beta, \\ X_3 = X_\delta(t) - A_3 D_\delta \quad (11)$$

ω 狼个体当前迭代下更新的位置如下:

$$X(t+1) = (X_1 + X_2 + X_3) / 3 \quad (12)$$

基于上述分析,灰狼根据 α 、 β 、 δ 狼的位置进行探索和攻击,当 $|A| > 1$ 时,灰狼种群会发散开来寻找更优的猎物;当 $|A| < 1$ 时,灰狼种群会聚集起来攻击猎物。因此向量 A 平衡了该算法的全局与局部搜索能力,由式(9)可知向量 A 是由收敛因子 a 决定的。此外,改进前 MOGWO 算法

随机生成的初始化种群个体无法保证种群的多样性,影响算法的全局优化能力。针对原算法存在的缺陷,本文提出佳点集种群初始化策略和非线性收敛因子策略以提升算法的性能。

2.2 改进 MOGWO 算法

2.2.1 佳点集种群初始化策略

PEMFC 是一个多变量、高维度的复杂系统,面对高维度复杂系统,通过佳点集^[9]获取的初始解集偏差极小且偏差的阶数不受解空间维度的影响,为高维度问题的求解提供了优越的理论支持。因此本文选择佳点集法来生成初始种群,假设狼群规模为 n ,搜索维度为 d ,狼群中灰狼的位置可以表示为 $X_i = (x_i^1, x_i^2, \dots, x_i^d), i=1, 2, \dots, n$,初始化种群方法如下:

$$\begin{aligned} P_i &= \{r_1^i, \dots, r_j^i, \dots, r_d^i\}, \\ r_j &= e^j, \\ x_i^j(0) &= x_{lb}^j + (x_{ub}^j - x_{lb}^j)p_i^j \end{aligned} \quad (13)$$

其中: P_i 为编号 i 的灰狼对应的佳点集集合; r_j^i 为编号 i 的灰狼在第 j 维度上对应的佳点集元素, $j=1, 2, \dots, d$; x_{ub}^j 为灰狼 i 在第 j 维的上限; x_{lb}^j 为灰狼 i 在第 j 维的下限。

假设 $n=260, d=2, x_{ub}^1=[5 \ 5], x_{lb}^1=[-5 \ -5]$, 分别使用佳点集法和随机生成法在二维空间生成初始种群个体分布效果,如图 3 所示。从图 3 可以看出,佳点集法生成的初始化种群更均匀,且不存在重复的个体。

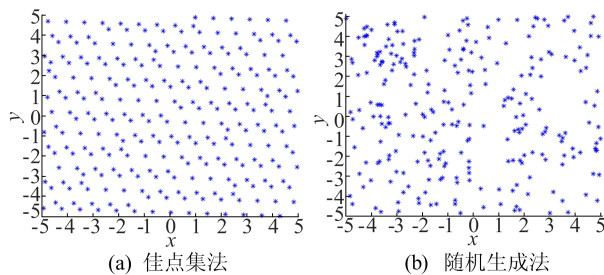


图 3 初始化种群分布

2.2.2 非线性收敛因子策略

基于 2.1 节的分析,收敛因子 a 为平衡算法全局和局部搜索能力的重要参数,为了实现更好的寻优性能,本文提出一种新的非线性收敛因子策略,设定 a 随着迭代次数的增加,非线性地从 2 降低到 0,即

$$a = \frac{a_{\max} - a_{\min}}{\ln(a_{\max} - a_{\min})} \ln \left[2 - \left(\frac{t}{T_{\max}} \right)^2 \right] \quad (14)$$

其中: a_{\max} 、 a_{\min} 为收敛因子的最大值和最小值;

t 为当前迭代次数; T_{\max} 为最大迭代次数。

改进后的非线性收敛因子在迭代前期递减趋势较缓,有利于全局寻优;在迭代后期递减趋势逐渐陡峭,有助于在最佳解附近进行更精确的搜索,如图 4 所示。因此非线性收敛因子更好地协调了该算法的探索和收敛的能力。

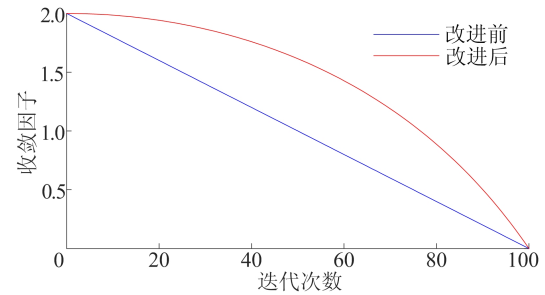


图 4 改进前、后算法的收敛因子

3 PEMFC 多目标优化

3.1 定义优化目标及决策变量

3.1.1 定义优化目标

本文将质子交换膜燃料电池的效率 η 与输出功率 W 作为优化目标进行求解,其函数表达式为:

$$\begin{cases} \max \eta(x), \\ \max W(x) \end{cases} \quad (15)$$

其中, x 为决策变量的集合。

3.1.2 定义决策变量

文献[10-12]中用于 PEMFC 优化的决策变量通常包含一些几何参数,如膜面积、膜厚度和流道宽度等。这些几何参数在燃料电池制作好后已经固定,在燃料电池实际运行中不能更改。

本文仅考虑操作参数作为燃料电池优化的决策变量,选取系统压力 P_{sys} 、电堆温度 T_{fc} 、阴极过化学计量比 λ_{air} 、阳极过化学计量比 λ_{H_2} 、阴极进气相对湿度 H_{ca} 、阳极进气相对湿度 H_{an} 6 个参数。约束条件为: $101 \ 325 \ \text{Pa} < P_{\text{sys}} < 405 \ 300 \ \text{Pa}$, $298. \ 15 \ \text{K} < T_{\text{fc}} < 373. \ 15 \ \text{K}$, $1. \ 3 < \lambda_{\text{air}} < 4. \ 0$, $1. \ 3 < \lambda_{\text{H}_2} < 4. \ 0$, $50\% < H_{\text{ca}} < 100\%$, $50\% < H_{\text{an}} < 100\%$ 。

3.2 最佳解抉择

上文的分析表明,PEMFC 系统的输出功率和效率是一对矛盾的优化目标。但在 PEMFC 系统的多目标优化问题中,必须同时最大化系统效率与输出功率。这意味着必须牺牲某一个优化目标来改进另一个优化目标,也就是说通过权衡 2 个目标函数,可以得到一组非劣解,这些解也被

称为 Pareto 最优解集。

考虑 Pareto 最优解集中的所有解都是非劣解,应选用适当的决策方法找到 Pareto 最优解集中最逼近理想解的最佳解。

本文选取 TOPSIS 评价法作为决策工具,它是一种逼近理想解的排序方法,也是目前多目标优化研究中最常用的决策方法^[13]。设共有 n 个待评价对象,每个对象有 m 个属性,每个属性的权重通过熵权法确定,下面给出具体步骤。

1) 构建归一化初始元素。计算公式为:

$$z_{ij} = x_{ij} / \sqrt{\sum_{i=1}^m x_{ij}^2} \quad (16)$$

2) 确定最劣方案和最优方案。计算公式为:

$$\begin{aligned} Z_{\min} &= (z_1^{\min}, z_2^{\min}, \dots, z_m^{\min}), \\ Z_{\max} &= (z_1^{\max}, z_2^{\max}, \dots, z_m^{\max}) \end{aligned} \quad (17)$$

3) 计算评价对象与最优、劣方案的接近程度。计算公式为:

$$\begin{aligned} D_i^+ &= \sqrt{\sum_{j=1}^m \omega_j (z_j^{\max} - z_{ij})^2}, \\ D_i^- &= \sqrt{\sum_{j=1}^m \omega_j (z_j^{\min} - z_{ij})^2} \end{aligned} \quad (18)$$

其中, ω_j 为第 j 个属性的权重。

4) 计算各评价对象与最优方案的相对贴近度 C_i ,并根据大小进行排序,给出一个最逼近理想解的最佳解。计算公式为:

$$C_i = D_i^- / (D_i^+ + D_i^-) \quad (19)$$

其中, $0 \leq C_i \leq 1$, C_i 越接近 1 表明评价对象越优。

本文的多目标优化工作首先是通过 MOGWO 算法得到 Pareto 最优解集,再采用 TOPSIS 法从最优解集中抉择出最逼近理想解的最佳解。负载电流密度 $J=1 \text{ A/cm}^2$ 时,基于 Pareto 最优解集和 TOPSIS 法的最佳解的决策过程如图 5 所示。

图 5 中:点 A 为系统效率的最大值和输出功率的最小值,点 B 为输出功率的最大值和系统效率的最小值。因此,理想点和非理想点分别表示每个目标能够达到的最大值和最小值点,它们是一个虚点。最佳点 C 表示 TOPSIS 法抉择出的最逼近理想解的最佳解,C 点输出功率和系统效率的值虽然没有理想点大,但接近理想点并保持相对较高的值,代表 2 个目标间权衡的结果。将最佳解对应的决策变量给予 PEMFC 系统,指导其实际运行,就可以改善 PEMFC 系统的输出性能。

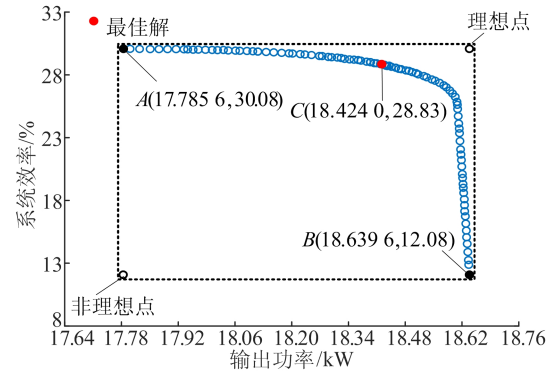


图 5 基于 TOPSIS 法的最佳解抉择

3.3 多目标灰狼算法的优化流程

综上所述,基于改进多目标灰狼算法的 PEMFC 系统性能优化流程如下。

1) 设置算法的相关参数,包括最大迭代次数、种群规模、灰狼维度和变量上、下限。

2) 根据佳点集种群初始化策略初始化灰狼种群,并根据非线性收敛因子策略初始化 a 。

3) 基于优化目标构造适应度函数,将非支配解集中适应度值排列前 3 位的灰狼个体位置分别记为 X_α 、 X_β 、 X_δ 。

4) 根据式(12)更新灰狼位置,并根据式(5)、式(6)计算灰狼的适应度值,确定非劣解并更新保存至非劣解解集中。

5) 判断算法是否达到设定的 T_{\max} ,若满足则执行步骤 6);否则执行步骤 3)。

6) 输出非劣解解集,即 Pareto 最优解集。

7) 通过 TOPSIS 法,得到逼近理想解的最佳解,指导 PEMFC 系统运行。

4 仿真实验

4.1 单、双目标优化性能对比分析

在 MATLAB 环境下,传统 GWO 和改进 MOGWO 算法的参数选取如下:种群数 $N=50$,最大迭代次数 $T=100$,灰狼维度 $d=6$,即决策变量个数,变量上下限 x_{ub} 、 x_{lb} 取决策变量的约束条件,即 3.1.2 节所述。假设 PEMFC 系统的负载电流变化如图 6 所示。

在上述条件下,采用 GWO 对 PEMFC 的系统效率进行单目标优化,实验结果如图 7 所示。从图 7 可以看出,若仅对 PEMFC 的系统效率进行单目标优化,则可以使得系统效率较高,但是输出功率较低。

在相同条件下,采用 GWO 对 PEMFC 的输出功率进行单目标优化,实验结果如图 8 所示。

与图 7 相比,若仅对 PEMFC 系统的输出功率进行单目标优化,则可以使得输出功率得到很大的提升,但会导致系统效率大幅度降低。

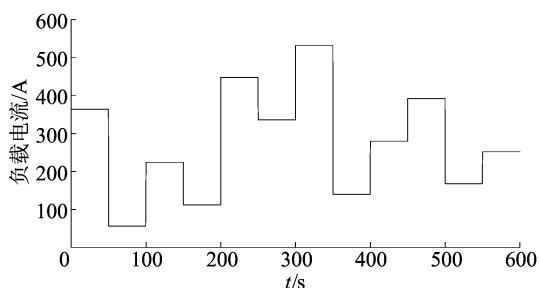


图 6 负载电流

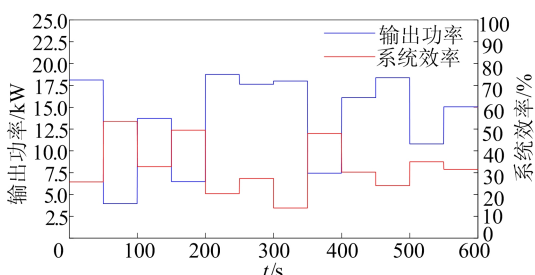


图 7 基于 GWO 对系统效率的单目标优化

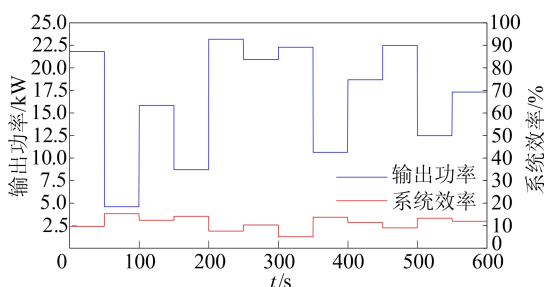


图 8 基于 GWO 对输出功率的单目标优化

对比图 7、图 8 可以看出,对于 PEMFC 系统的输出功率和系统效率,单目标优化会牺牲某一项性能,致力于提升另一项性能,因此单目标优化也被称为单目标最优化,其优化的结果一般被认定为某种指标下的最优解。在 PEMFC 系统的实际运行中,单目标优化的情况通常是不允许发生的。

在相同条件下,采用改进 MOGWO 算法对系统效率和输出功率进行双目标优化,实验结果如图 9 所示。

对比图 7、图 8 与图 9 可以看出,基于改进 MOGWO 算法对系统效率和输出功率进行双目标优化时,系统效率和输出功率的值都比较高,其中系统效率的优化结果相比单目标优化时的最优解,平均约为最优解的 89.13%,输出功率的优化

结果极其接近单目标优化时的最优解,平均约为最优解的 98.59%。说明系统在改进 MOGWO 算法的优化下,不仅可以找到多个不同性能指标间合适的运行条件,还可以使得优化结果接近最优情况,改善性能输出。

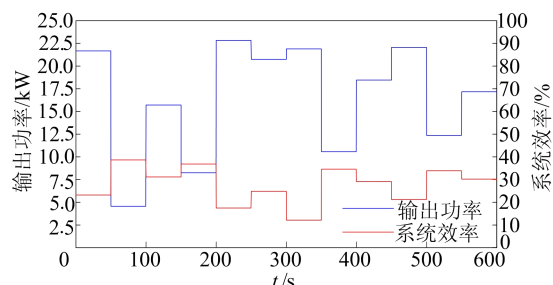


图 9 基于改进 MOGWO 的双目标优化

4.2 2 种改进策略对 MOGWO 算法性能的影响

为分析佳点集种群初始化策略和非线性收敛因子策略对 MOGWO 算法寻优能力的影响,将改进前 MOGWO 算法、仅用佳点集种群初始化策略的 MOGWO 算法、非线性收敛因子策略的 MOGWO 算法和本文所提改进 MOGWO 算法对系统效率和输出功率进行优化,在负载电流密度 $J=1 \text{ A/cm}^2$ 的情况下各运行 10 次,对其结果进行对比分析,对比结果见表 1 所列。算法的参数选取为:种群数 $N=50$,最大迭代次数 $T=100$ 。

表 1 算法性能比较

算法	输出功率/kW		系统效率/%	
	平均	最佳	平均	最佳
改进前 MOGWO	18.236 4	18.519 2	21.70	26.02
佳点集 MOGWO	18.359 6	18.580 8	22.95	28.62
非线性 MOGWO	18.474 4	18.547 2	24.95	28.58
改进 MOGWO	18.485 6	18.589 2	25.42	28.99

由表 1 可知:与改进前 MOGWO 算法优化结果相比,佳点集 MOGWO 算法能够找到更优的解,这是由于佳点集种群初始化策略能够获得均匀分布的初始种群,有利于引导算法向全局最优解所在的区域集中搜索,但线性收敛因子降低了算法收敛性能,导致优化结果的平均值较低;非线性 MOGWO 算法不仅能够找到更优的解,而且优化结果的平均值也较高,搜索性能更为稳定,这是由于非线性收敛因子策略能较好地平衡算法全局与局部搜索性能,提高收敛性能;本文 MOGWO 算法结合了佳点集种群初始化策略和非线性收敛因子策略的优点,不仅提升了算法的寻优精

度,而且强化了收敛性能,优化效果最好。

4.3 改进前、后 MOGWO 算法性能对比分析

在图 6 负载工况下,采用改进前 MOGWO 算法对 PEMFC 的系统效率和输出功率进行双目标优化,与基于改进 MOGWO 算法对 PEMFC 系统双目标优化的结果进行对比,结果如图 10 所示。

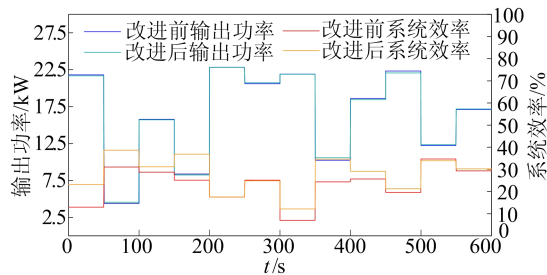


图 10 改进前、后 MOGWO 算法性能对比

从图 10 可以看出,在 PEMFC 系统的输出功率和系统效率的双目标优化问题中,改进 MOGWO 算法在系统效率的优化上明显优于改进前 MOGWO 算法,在输出功率的优化上略优于改进前 MOGWO 算法。基于 4.2 节分析可知,这是由于佳点集种群初始化策略和非线性收敛因子策略使得改进 MOGWO 算法在高维度问题中有着更好的求解能力和全局寻优能力。因此,本文提出的改进 MOGWO 算法可以有效提高 PEMFC 系统在实际运行中的输出功率和系统效率。

5 结 论

针对 PEMFC 系统输出功率和效率的多目标优化问题,本文提出一种改进多目标灰狼优化算法,得出系统效率和输出功率的 Pareto 最优解集,并使用 TOPSIS 评价法,从 Pareto 最优解集中抉择出最逼近理想解的最佳解,确定系统的最佳运行条件。通过对比可以得出改进 MOGWO 算法结合了佳点集种群初始化策略和非线性收敛因子策略的优点,不仅提升了算法本身的寻优精度,而且强化了收敛性能。在变负载工况下,针对 PEMFC 系统的多目标优化问题,改进 MOGWO 算法可以找到不同性能指标间合适的运行条件,使得性能输出接近于最优情况,改善了性能输出。通过对比得出改进 MOGWO 算法在变负载工况下的寻优能力优于改进前 MOGWO 算法。

综上所述,本文提出的改进 MOGWO 算法能够找到 PEMFC 系统的最佳运行条件,有效地

提高 PEMFC 系统的输出功率和系统效率。

[参 考 文 献]

- [1] HU D H, WANG Y T, LI J W, et al. Investigation of optimal operating temperature for the PEMFC and its tracking control for energy saving in vehicle applications [J]. *Energy Conversion and Management*, 2021, 249: 114842.
- [2] WANG Y X, CHEN Q, ZHANG J, et al. Real-time power optimization for an air-cooled proton exchange membrane fuel cell based on active temperature control [J]. *Energy*, 2021, 220: 119497.
- [3] SOHANI A, NADERI S, FARSHAD T. Comprehensive comparative evaluation of different possible optimization scenarios for a polymer electrolyte membrane fuel cell [J]. *Energy Conversion and Management*, 2019, 191: 247-260.
- [4] 刘琦,詹跃东,李瑞棋. 燃料电池汽车能量管理策略多目标优化研究[J]. *电子测量技术*, 2020, 43(20): 36-41.
- [5] LI J W, YANG B, YU T. Distributed deep reinforcement learning-based coordination performance optimization method for proton exchange membrane full cell system [J]. *Technologies and Assessments*, 2022, 50: 101814.
- [6] LI H W, XU B S, LU G L, et al. Multi-objective optimization of PEM fuel cell by coupled significant variables recognition, surrogate models and a multi-objective genetic algorithm [J]. *Energy Conversion and Management*, 2021, 236: 114063.
- [7] 王泽英,陈涛,张继伟,等. 基于仿生结构流场的质子交换膜燃料电池的性能[J]. *清华大学学报(自然科学版)*, 2022, 62(10): 1697-1705.
- [8] MOHAMMAD H, TAGHIAN S, MIRJALILI S. An improved grey wolf optimizer for solving engineering problems [J]. *Expert Systems with Applications*, 2021, 166: 113917.
- [9] 宋跃才,林海涛,卞媛,等. 基于测距修正和蜜獾优化的改进 DV-Hop 定位算法 [J]. *电子测量技术*, 2022, 45(9): 147-153.
- [10] FERESHTEH S N, EBRAHIM N L, ALFREDO I, et al. On neural network modeling to maximize the power output of PEMFCs [J]. *Electrochimica Acta*, 2020, 348: 136345.
- [11] FALAGÜERRA T, MUOZ P, CORREA G. Analysis of the cathode side of a PEMFC varying design parameters to optimize current distribution and power density [J]. *Journal of Electroanalytical Chemistry*, 2021, 880: 114820.
- [12] ZHAO J J, CAI S S, HUANG X M, et al. 4E analysis and multiobjective optimization of a PEMFC-based CCHP system with dehumidification [J]. *Energy Conversion and Management*, 2021, 248: 114789.
- [13] HARSH S D, DIPANKAR D. Fuzzy TOPSIS and fuzzy COPRAS based multi-criteria decision making for hybrid wind farms [J]. *Energy*, 2020, 202: 117755.

(责任编辑 张 镛)