

基于改进 Pelican 优化算法的质子交换膜燃料电池参数识别

沈海林¹ 崔 勇¹ 操良玉² 喻 锐¹ 付 波³
SHEN Hailin CUI Yong CAO Liangyu YU Rui FU Bo

摘 要

针对传统智能算法在求解质子交换膜燃料电池 (PEMFC) 参数识别问题时识别精度低、收敛速度慢、易受局部最优影响等问题,提出一种基于改进 Pelican 优化算法 (IPOA) 的 PEMFC 参数识别方法。在算法的初始化阶段,使用改进的混沌逆学习策略来初始化 POA 算法的搜索代理,确保搜索代理在解空间中的分布更加均匀。在优化阶段,引入自适应调整因子来动态调整算法的步长,平衡算法的开发和探索能力,从而提高优化效率,使其能够更有效地确定最优解。接着,设计了一种多策略变异机制来进一步更新优化结果,增强了算法的全局最优搜索能力。最后,将所提出的算法应用于 250 W PEMFC 模型的参数识别。结果表明,其具有更高的参数识别精度。

关键词

质子交换膜燃料电池; 参数识别; 启发式算法; 最优搜索能力

doi: 10.3969/j.issn.1672-9528.2024.10.026

0 引言

化石燃料的广泛使用造成了许多环境问题。燃料电池由于其高发电效率、环境友好性和低温启动能力,已成为国内外学者的研究热点^[1]。其中,质子交换膜燃料电池 (PEMFC) 应用范围最广。在实际应用中,PEMFC 模型的准确参数识别对于更好地预测 PEMFC 的输出性能和提高可再生能源系统的整体发电效率至关重要。然而,由于 PEMFC 具有高度非线性、强耦合和多模态的特性,传统方法不易获得满意的参数识别结果^[2]。

现有 PEMFC 模型参数识别方法大致分为两类:数值算法和启发式算法。数值方法包括最小二乘法^[3]和广义梯度下降法等。这些方法原理相对简单,适用范围广。然而,它们对初始值很敏感,需要大量的实验数据作为支持。近年来,启发式算法被广泛用于 PEMFC 模型的参数识别,如遗传算法^[4]、差分进化算法^[5]、粒子群优化算法^[6]和模拟退火算法^[7]等。然而,传统的启发式算法仍然存在运算不稳定、收敛速度慢等缺点。近年来,越来越多的方法被用于提高启发式算法的性能。Mohamed 等人^[8]在马群优化算法的基础上开发了一种新的混合变体,以解决 PEMFC 的参数估计问题。Hegazy 等人^[9]介绍了一种基于梯度优化器算

法的参数提取技术,用于准确估计 PEMFC 中相关参数的值。Rizk 等人^[10]利用基于改进的人工生态系统的优化求解 PEMFC 中不确定参数的最优值。Miao 等人^[11]将交叉和突变算子集成到灰太狼优化算法中,提出了一种混合灰太狼算法,并成功地将其应用于 PEMFC 的参数识别。实验结果表明,混合灰狼优化算法进一步提高了质子交换膜燃料电池参数识别的效率。Cao 等人^[12]通过将 Levy 飞行机制合并,提高了 Seagull 优化算法的收敛速度,并将其应用于 PEMFC 的参数识别模型。

针对传统的 PEMFC 参数识别智能算法识别精度低、收敛速度慢、易受局部最优影响等问题,本文使用改进的混沌反向传播学习策略初始化 POA 算法的搜索代理,引入自适应调整因子动态调整算法步长,设计多策略变异机制在搜索阶段完成后更新搜索代理的位置,提出了一种基于改进的 Pelican 优化算法 (IPOA) 的 PEMFC 参数识别方法。实验结果表明,与多种算法相比,该算法具有较高的参数识别精度。

1 问题模型

1.1 PEMFC 的物理模型

图 1 显示,PEMFC 主要由阴极、阳极和质子交换膜组成。阴极和阳极分别催化氢和氧之间的电化学反应。质子交换膜用于分离阴极和阳极,并负责质子在电池中的传输,帮助 PEMFC 形成电路,以保持电荷平衡。PEMFC 在碱性环境中的总体化学反应方程式为:

1. 武汉中极氢能产业创新中心有限公司 湖北武汉 430000

2. 武汉船用电力推进装置研究所 湖北武汉 430000

3. 湖北工业大学 湖北武汉 430068

[基金项目] 150 kW 级燃料电池电堆测试设备研发 (2023BAB209)



式中: H_2 和 O_2 分别代表氢和氧, H_2O 是反应过程中产生的水。在燃料电池的阳极, 氢被催化分解为 H^+ 和 e^- 。阳极反应方程式为:



式中: H^+ 代表带正电荷的质子, e^- 代表带负电荷的电子管。质子通过质子交换膜进入阴极, 而电子通过电池的外部电路到达阴极。氧被阴极催化剂上催化的电子和质子还原以生成水。阴极反应方程式为:



在整个反应过程中, 燃料电池消耗氢气和氧气生成水并释放电能。

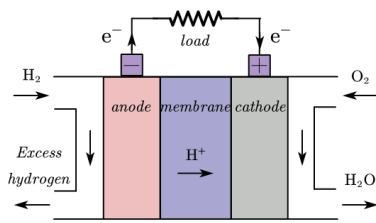


图1 质子交换膜燃料电池的结构与工作原理

1.2 PEMFC 的数学模型

PEMFC 的数学模型基于 Mann 模型, 该模型用以描述燃料电池的极化曲线。PEMFC 的等效电路由几个电压源和电阻器组成, 主要包括电极和模型电阻引起的激活过电压 V_{act} 、集中电压损失 V_{con} 和欧姆压降 V_{ohmic} 。由于 PEMFC 电池组包含多个燃料电池, 其输出电压可表示为:

$$V_{\text{Stack}} = N_{\text{cell}} \cdot (E_{\text{Nernst}} - V_{\text{act}} - V_{\text{ohmic}} - V_{\text{con}}) \quad (4)$$

式中: N_{cell} 是每个燃料电池堆中的电池数量; E_{Nernst} 是燃料电池的可逆电压老化, 其计算公式为:

$$E_{\text{Nernst}} = \frac{\Delta G}{2F} + \frac{\Delta S}{2F}(T - T_{\text{ref}}) + \frac{RT}{2F}[\ln(P_{\text{H}_2}) + \frac{1}{2}\ln(P_{\text{O}_2})] \quad (5)$$

式中: F 和 R 分别是法拉第常数和通用气体常数, ΔS 和 ΔG 分别是熵和自由能的变化, T 和 T_{ref} 分别是以开尔文为单位的燃料电池的操作温度和参考温度, P_{O_2} 和 P_{H_2} 分别是混合物中氧和氢的分压。激活过电压 V_{act} 可以表示为:

$$V_{\text{act}} = -[\xi_1 + \xi_2 \cdot T + \xi_3 \cdot T \cdot \ln(C_{\text{O}_2}) + \xi_4 \cdot T \cdot \ln(I_{\text{fc}})] \quad (6)$$

式中: I_{fc} 表示燃料电池堆的输出电流, ξ_i 是半经验系数, C_{O_2} 是电极表面上的氧浓度。由电极和欧姆电阻引起的欧姆电压降 V_{ohmic} 可以使用公式 (7) 来计算:

$$V_{\text{ohmic}} = I_{\text{fc}}(R_m + R_c) \quad (7)$$

式中: R_c 是交换膜的恒定电阻, R_m 是交换薄膜的等效电阻, 其公式为:

$$R_m = \rho_m \cdot \frac{l}{A} \quad (8)$$

式中: l 是膜的厚度, A 是膜的横截面积, ρ_m 是通过以下公式计算膜的电阻率:

$$\rho_m = \frac{181.6 \times [1 - 0.03 \times (\frac{I_{\text{fc}}}{A}) + 0.062 \times (\frac{T_{\text{fc}}}{303})^2 \cdot (\frac{I_{\text{fc}}}{A})^{2.5}]}{[\lambda - 0.634 - 3 \times (\frac{I_{\text{fc}}}{A})] \cdot \exp[4.18 \times (\frac{T - 303}{T})]} \quad (9)$$

式中: λ 表征了质子交换膜内部的水含量, 并且是未识别的参数。浓度电压损失 V_{con} 可表示为:

$$V_{\text{con}} = -\beta \ln(1 - \frac{J}{J_{\text{max}}}) \quad (10)$$

式中: β 是一个可调参数, J 是电流密度的实际值。

1.3 目标函数

从方程 (4) 至 (10) 可知, PEMFC 的操作特性受到参数 ($\xi_1, \xi_2, \xi_3, \xi_4, \beta, R_c, \lambda$) 的影响。为了获得更准确的电压数据, 有必要准确地识别这些参数。残差平方和是预测值和实际值之间差异的指标, 值越小, 模型与实际值的拟合越好。本文以预测输出电压与测量输出电压在不同时间的平方误差之和 (SSE) 最小化为优化目标。这里, SSE 定义为:

$$\text{SSE} = \sum_{i=1}^{N_{\text{samples}}} [V_{\text{Stack, meas}}(i) - V_{\text{Stack, est}}(i)]^2 \quad (11)$$

式中: N_{samples} 是测量数据的总数, i 是测量的数据的索引, $V_{\text{Stack, meas}}$ 是 PEMFC 的测量输出电压, $V_{\text{Stack, est}}$ 是 PEMFC 模型的预测输出电压。该优化问题的约束包括每个未识别参数 ($\xi_1, \xi_2, \xi_3, \xi_4, \beta, R_c, \lambda$) 的上限和下限。

2 改进的 Pelican 优化算法

2.1 优化的混沌逆向学习策略

Pelican 在解空间的初始位置是随机生成的, 这直接影响 POA 的性能, 因此需要一种有效的初始化策略来优化搜索代理在 POA 中的分布。为了在 POA 中使 Pelican 在解空间中的分布更加均匀, 可以引入一种优化的混沌逆学习策略。该策略将混沌理论与逆学习相结合, 并动态变化实时调整搜索代理的分布状态。该策略可以使用公式来模拟:

$$X'_i = \text{lb} + \text{ub} - \left| \frac{\omega_i \cdot \sin(\frac{\pi}{8} \cdot \frac{t}{T})}{1 - \exp(t/T)} \right| X_i \quad (12)$$

式中: X'_i 和 X_i 是搜索代理的更新位置和先前位置, lb 和 ub 是解空间的下界和上界, t 和 T 是当前迭代次数和最大迭代次数, ω_i 是切比雪夫映射值。切比雪夫多项式的定义公式为:

$$T_n(x) = \cos[n \cdot \arccos(x)] \quad (13)$$

式中: $T_n(x): (Z^+, [-1, 1]) \rightarrow [-1, 1]$, $n \in Z^+$, $|x| \leq 1$ 。如果 $x = \cos(\theta)$,

$\theta \in [0, \pi]$, 则 $T_n(x) = \cos(n\theta)$ 。

2.2 多策略变化框架

在 POA 的第二阶段, 局部搜索的边界随着迭代次数的增加而逐渐减小, 会导致收敛过快而陷入局部最优的问题。为此, 引入跳跃更新策略和自适应高斯行走策略, 以提高每种策略的性能和种群多样性。跳转策略的更新公式为:

$$X_i^{F_1} = X_i + \alpha \cdot \text{Levy}(\gamma) \cdot (X_{\text{best}} - X_i + X_{r_1} - X_{r_2}) \quad (14)$$

$$\alpha = \text{rand} \cdot \left(\frac{t^2}{T} - \frac{2t}{T} + 1 \right) \quad (15)$$

式中: $X_i^{F_1}$ 和 X_i 表示跳跃突变策略前后的搜索代理, X_{best} 是当前迭代过程中的精英个体, X_{r_1} 和 X_{r_2} 是除 $X_i^{F_1}$ 和 X_{best} 之外的任意两个搜索代理, 权重因子 α 为 $0 \sim 1$ 之间的随机数。自适应高斯行走策略的更新公式为:

$$X_i^{F_2} = \text{Gaussian}(X_{\text{best}}, \delta) + (a_1 \cdot X_{\text{best}} - a_2 \cdot X_i) \quad (16)$$

式中: a_1 和 a_2 是均匀分布的随机数 ($a_1, a_2 \in [0, 1]$), $\text{Gaussian}(X_{\text{best}}, \delta)$ 是基于平均值 X_{best} 和标准差 δ 的高斯分布, δ 计算公式为:

$$\delta = c \cdot \exp\left(-\frac{t}{T}\right) \cdot (X_i - X_{\text{worst}}) \quad (17)$$

$$c = \frac{T/t + \sin(2\pi \cdot t)}{T \cdot [1 + \exp(-t)]} \quad (18)$$

式中: X_{worst} 是指最差的个体, 而 c 设计是为了控制突变的步长。这里设计了突变选择机制, 提高 POA 跳出局部最优的能力。这种选择机制可以通过公式来模拟:

$$X_i^* = \begin{cases} X_i^{F_1}, & N' \leq 0.3N \\ X_i^{F_2}, & N' > 0.3N \end{cases} \quad (19)$$

式中: N' 是在第二阶段更新后变得更好的 POA 个体的数量, N 是搜索代理的总数。

2.3 自适应调节因子

原始 POA 中的参数值 I 相对固定, 使得算法对全局最优解的搜索单调且不灵活。因此, 引入了自适应调整因子的概念, 使其值随着迭代次数的变化而变化。优化参数的计算公式为:

$$I = \begin{cases} 2 - \frac{10 \cdot \tanh[t / \exp(-\frac{t^{1.15}}{T})] - 10}{[1 + 20 \exp(-\frac{40t}{T})]^2}, & t \leq \frac{T}{2} \\ \frac{1}{40} \cdot \text{round}[40 \cdot (\frac{t}{T})^2 + \frac{t}{T} + 40] + 1, & t > \frac{T}{2} \end{cases} \quad (20)$$

式中: t 表示当前迭代次数, T 是迭代的总数, round 是舍入函数。

2.4 IPOA 算法

图 2 显示了 IPOA 的流程图。

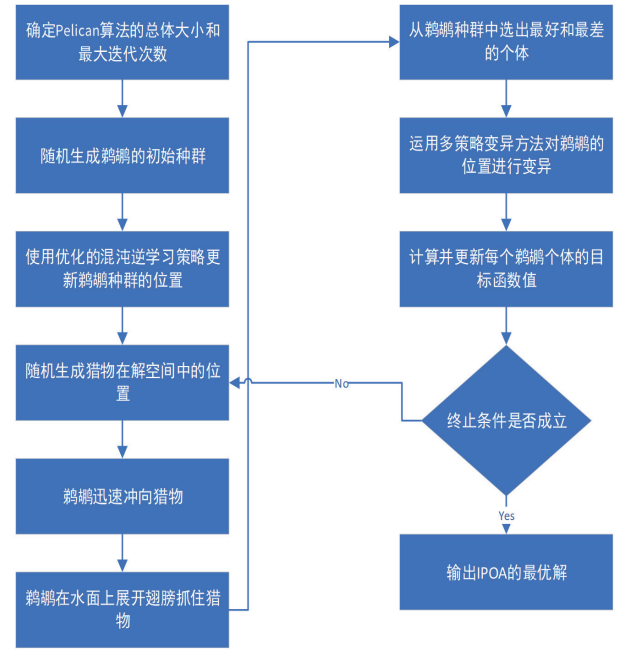


图 2 IPOA 算法的流程图

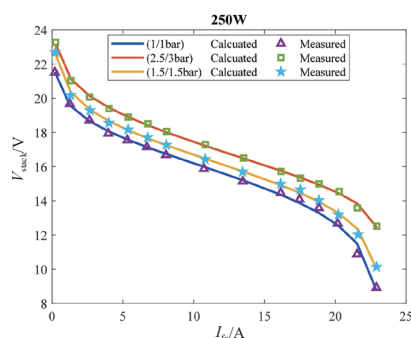
3 实验结果与分析

本研究用 IPOA 和其他常用的启发式算法来识别 250 W 电堆。从表 1 可以看出, 与传统的 POA 和其他常用的启发式算法相比, IPOA 实现了目标函数的最小值。此外, IPOA 产生较小的 RMSE 和 SD, 表明其在处理复杂问题方面具有优异的性能。

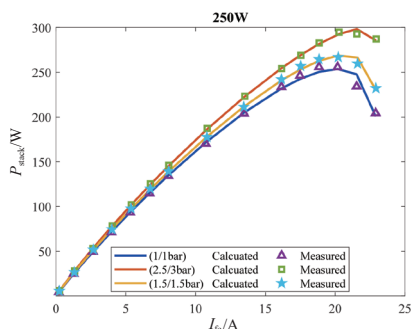
表 1 250 W 电堆不同算法的统计分析

P_{H_2}/P_{O_2}	Statistics	IPOA	POA	GWO	DEGWO
1.0/1.0 bar	Min	1.39E-04	8.15E-04	9.96E-04	3.69E-04
	Mean	1.39E-04	9.30E-04	1.09E-03	4.72E-04
	SD	1.22E-09	5.48E-05	3.45E-05	7.03E-05
	RMSE	1.94E-09	3.64E-04	2.85E-04	3.24E-04
1.5/1.5 bar	Min	5.18E-04	2.04E-03	2.63E-03	1.22E-03
	Mean	5.18E-04	3.12E-03	3.93E-03	1.74E-03
	SD	3.77E-09	1.43E-03	1.09E-03	6.41E-04
	RMSE	5.49E-09	2.63E-03	3.17E-03	1.27E-03
2.5/3.0 bar	Min	8.22E-04	6.55E-03	4.21E-03	3.27E-03
	Mean	8.22E-04	9.59E-03	7.76E-03	4.66E-03
	SD	3.02E-08	3.76E-03	2.69E-03	9.71E-04
	RMSE	3.89E-08	9.62E-03	1.12E-02	4.38E-03

IPOA 获得的 250 W 电堆的电压和功率极化特性如图 3 所示。在图 3 中, 实验数据和模拟数据之间存在高度的拟合, 这在一定程度上反映了 IPOA 在解决参数问题方面的优越性和有效性。



(a) 电压特性曲线



(b) 功率特性曲线

图3 250 W 电堆的极化特性

4 结论

本文提出了一种基于 POA 的 PEMFC 参数识别改进算法 (IPOA)。使用 250 W 电堆的 PEMFC, 进行参数识别。通过与其他常用启发式算法的结果比较, 验证了 IPOA 算法的优越性和稳定性。此外, 将优化的参数用于 250 W 电堆的 PEMFC 的表征分析, 极化曲线与测量值高度拟合。最后, 将 IPOA 的结果与 POA 和其他启发式算法的结果进行了比较和分析。仿真结果表明, IPOA 具有参数识别更准确、收敛速度更快、优化能力更强的特点。这证实了 IPOA 在 PEMFC 参数识别领域具有更高的可靠性和对复杂优化问题的更高适应性。

参考文献:

- [1]AMINUDIN M A, KAMARUDIN S K, LIM B H, et al.An overview: current progress on hydrogen fuel cell vehicles[J]. International journal of hydrogen energy, 2023,48:4371-4388.
- [2]YANA J, CHIRACHANCHAI S, JARUMANEEROJ C, et al. DFT study of proton transfer in methyl urocanate and butyl urocanate[J].Macromolecular symposia,2015,354:99-103.
- [3]ZOU W, FRONING D, SHI Y, et al. Working zone for a least-squares support vector machine for modeling polymer electrolyte fuel cell voltage[J].Applied energy,2020,283:1-11.
- [4]OHENOJA M, LEIVISKÄ K.Validation of genetic algorithm results in a fuel cell model[J].International journal of

hydrogen energy, 2010,35:12618-12625.

- [5]MEIDANSHAH V, KARIMI G.Dynamic modeling, optimization and control of power density in a PEM fuel cell[J]. Applied energy, 2011,93:98-105.
- [6]YE M, WANG X, XU Y.Parameter identification for proton exchange membrane fuel cell model using particle swarm optimization[J].International journal of hydrogen energy, 2009, 34: 981-989.
- [7]OUTEIRO M T, CHIBANTE R, CARVALHO A S, et al.A new parameter extraction method for accurate modeling of PEM fuel cells[J]. International journal of energy research, 2009, 33(11): 978-988.
- [8]MOHAMED A B, REDA M, LAILA A F, et al.Improved metaheuristic algorithms for optimal parameters selection of proton exchange membrane fuel cells: a comparative study[J]. IEEE access, 2023,11:7369 -7397.
- [9]HEGAZY R, SEYDALI F, ALI D, et al. Optimal parameter estimation strategy of PEM fuel cell using gradient-based optimizer[J]. Energy, 2022,239:1-15.
- [10]RIZK-ALLAH R M, EL-FERGANY A A. Artificial ecosystem optimizer for parameters identification of proton exchange membrane fuel cells model[J].International journal of hydrogen energy, 2021,46:37612-37627.
- [11]MIAO D, CHEN W, ZHAO W, et al. Parameter estimation of PEM fuel cells employing the hybrid grey wolf optimization method[J]. Energy, 2020,193(15):116616.1-116616.12.
- [12]CAO Y, LI Y, ZHANG G, et al. Experimental modeling of pem fuel cells using a new improved seagull optimization algorithm[J]. Energy reports, 2019,5:1616-1625.

【作者简介】

沈海林 (1984—), 男, 湖北恩施人, 本科, 高级工程师, 研究方向: 氢能测试设备及电解水制氢设备。

崔勇 (1978—), 男, 江苏盐城人, 本科, 高级工程师, 研究方向: 氢燃料电池测试系统、智能制造系统与技术、电气传动、舰船电力推进。

操良玉 (1985—), 男, 湖北武汉人, 本科, 中级工程师, 研究方向: 氢能安全管理。

喻锐 (1985—), 男, 湖北安陆人, 本科, 中级工程师, 研究方向: 电气自动化。

付波 (1973—), 男, 湖北武汉人, 博士, 教授, 研究方向: 电力系统优化与控制。

(收稿日期: 2024-07-04)