

DOI: 10.19783/j.cnki.pspc.230635

基于混沌博弈优化的固体氧化物燃料电池模型参数优化设计

马遵¹, 和鹏¹, 许珂玮¹, 孟贤¹, 何廷一¹, 杨博²

(1. 云南电网有限责任公司电力科学研究院, 云南 昆明 650000; 2. 昆明理工大学电力工程学院, 云南 昆明 650500)

摘要: 固体氧化物燃料电池(solid oxide fuel cell, SOFC)因具有转换效率高、无污染物排放、运行噪声低等特点被视为前景广阔的绿色发电技术之一, 其被广泛应用于电力系统和交通运输等领域。针对 SOFC 稳态模型的参数优化设计问题, 提出了一种基于混沌博弈优化(chaos game optimization, CGO)方法的 SOFCs 参数提取框架。同时, 利用芬兰燃料电池技术公司 Elcogen 生产的陶瓷阳极支撑型平板式低温单体燃料电池(ASC-400B)工作于两种不同温度(即 600 °C 和 700 °C)下的实验数据以及美国蒙大拿州立大学开发的基于物理模型的 5 kW 级管式 SOFC 电池堆栈模型在两种不同温度(即 850 °C 和 950 °C)下的仿真数据, 分别对所提框架、蒲公英优化器(dandelion optimizer, DO)、平衡优化器(equilibrium optimizer, EO)、粒子群优化(particle swarm optimization, PSO)算法和白鲨优化器(white shark optimizer, WSO)的参数提取的性能进行了深入的研究和分析。测试结果表明: 相比于 DO、EO、PSO 和 WSO, CGO 能够准确、稳定且快速地提取上述各种 SOFCs 的模型未知参数, 为 SOFCs 的系统建模提供了一种高效的方法。

关键词: 参数设计; 固体氧化物燃料电池; 系统建模; 混沌博弈优化; 元启发式算法

Optimal parameter design of models for SOFCs using chaos game optimization

MA Zun¹, HE Peng¹, XU Kewei¹, MENG Xian¹, HE Tingyi¹, YANG Bo²

(1. Yunnan Power Grid Co., Ltd. Research Institute, Kunming 650000, China; 2. School of Electric Power Engineering, Kunming University of Science and Technology, Kunming 650500, China)

Abstract: The solid oxide fuel cell (SOFC) is regarded as one of the most promising green power generation technologies because of its characteristics of high conversion efficiency, no pollutant emission and low operating noise. It is widely used in power systems, transportation and other fields. This paper proposes a parameter extraction framework for SOFCs based on the chaos game optimization (CGO) method, which addresses the parameter optimization design problem of SOFC steady-state models. In-depth research and analysis have been conducted on the performance of parameter extraction using the proposed framework, the dandelion optimizer (DO), the equilibrium optimizer (EO), the particle swarm optimization (PSO) algorithm, and the white shark optimizer (WSO) for experimental data of ceramic anode-supported planar low-temperature single-cell fuel cells (ASC-400B) produced by the Finnish fuel cell technology company Elcogen operating at two different temperatures (i.e., 600 °C and 700 °C), as well as simulation data from a 5 kW-level tubular SOFC stack model developed based on physical models by Montana State University, also at two different temperatures (i.e., 850 °C and 950 °C). The test results indicate that compared to DO, EO, PSO, and WSO, CGO can accurately, stably, and rapidly extract the model unknown parameters of various SOFCs mentioned above, providing an efficient method for system modeling of SOFCs.

This work is supported by the National Natural Science Foundation of China (No. 62263014).

Key words: parameter design; solid oxide fuel cell; system modeling; chaos game optimization; meta-heuristics algorithm

0 引言

近年来, 世界各国均致力于太阳能、风能等新能源的开发利用^[1-5]。但是太阳能、风能的波动性和

不确定性较大, 需要其他形式的能源来平抑供需差异, 从而实现多种新能源的协同发展^[6-7]。其中, 氢能作为一种绿色清洁的二次能源, 已得到世界各国政府和相关学者的广泛研究和应用。氢能产业的发展, 除了需要大规模、低成本的绿色氢源作为基础支撑外, 如何实现氢能的高效利用也是关键议题之

基金项目: 国家自然科学基金项目资助(62263014)

一。其中，燃料电池就是在氢能下游产业实现氢能高效利用的一种关键媒介^[8-9]。

具备转换效率高、污染物排放少、模块化程度高、运行噪声低、燃料来源广泛等优势固体氧化物燃料电池(solid oxide fuel cell, SOFC)在氢能产业的快速发展、国家及政府的政策支持下已经成为前景广阔的绿色发电技术之一，为构建环境友好型社会提供了新方向^[10-12]。

随着系统辨识学科和智能控制学科的不断发展以及学者大量的研究，目前业界已开发出多种 SOFC 模型，主要可以分为稳态模型和动态模型^[13]。其中，稳态模型又可以分为电化学模型(electrochemical model, ECM)和简化电化学模型(simplified electrochemical model, SECM)^[2]。由于 SOFC 模型具有非线性、多变量、各未知参数间强耦合等特点，使得 SOFC 模型的参数辨识成为一项极具挑战性的课题。因此，近年来涌现出各种 SOFC 模型的参数辨识方法。其中，启发式算法作为计算机技术发展的产物，其以强大的寻解能力、对模型的低依赖性、无需问题的梯度信息、高度的应用灵活性等优势受到了相关研究者的青睐，并且大量的实践也表明启发式算法解决实际优化问题是可行、可发展的。

例如，针对 SOFC 的 SECM 参数优化问题，文献[14-16]同样采用西门子生产的燃料电池在 4 种不同运行温度(1073 K、1173 K、1213 K 和 1273 K)下的实验数据分别进行了基于内部搜索优化器(interior search optimizer, ISO)、基于均衡优化器(equilibrium optimizer, EO)和基于政治优化器(political optimizer, PO)的 SOFC 参数辨识研究，研究结果显示，通过上述 3 种参数辨识算法建立地 SECM 和基于该 SECM 的动态模型能够较好地描述 SOFC 堆栈的极化曲线和负载扰动下的动态响应特性。此外，文献[17]和文献[18]均采用秃鹰搜索优化器(bald eagle search optimizer, BESO)分别完成了 SOFC 的 ECM 以及 SECM 的未知参数提取。

然而，由于 SOFC 模型参数辨识问题的复杂性，大部分现有启发式算法并不能稳定、精确、快速地解决此棘手的问题，容易陷入局部最优解，往往需要耗费大量的时间和计算成本才能获得较合适的模型未知参数值^[19]。此外，“免费午餐”理论也指出，没有适用于所有优化问题的特定算法^[20]。因此，本文提出了一种基于混沌博弈优化(chaos game optimization, CGO)方法的 SOFCs 参数提取框架，并将其用于不同运行条件下的单体电池和堆栈电池的模型参数设计。本文的主要贡献和创新性可总结如下：

1) 利用最新报道的 CGO 提出了一种针对 SOFCs 稳态模型(即 SECM)的参数优化设计框架；

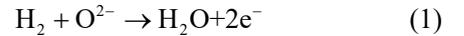
2) 利用芬兰燃料电池技术公司 Elcogen 生产的陶瓷阳极支撑型平板式低温单体燃料电池(ASC-400B)工作于两种不同温度(即 600 °C 和 700 °C)下的实验数据以及美国蒙大拿州立大学(Montana State University, MSU)开发的基于物理模型的 5 kW 级管式 SOFC 电池堆栈模型在两种不同温度(即 850 °C 和 950 °C)下的仿真数据，分别对 CGO、蒲公英优化器(dandelion optimizer, DO)、EO、粒子群优化(particle swarm optimization, PSO)算法和白鲨优化器(white shark optimizer, WSO)的参数提取性能进行了深入的研究和分析。

1 SOFC 的数学模型

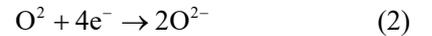
1.1 SOFC 的基本运行原理

SOFC 是一种在较高运行温度下直接将存储在化学燃料和氧化剂(通常利用空气中的氧气)中的化学能转换为电能的发电装置。当以氢气作为燃料、空气中的氧气作为氧化剂时，其基本工作原理如图 1 所示^[20]。

SOFC 阳极侧的主要化学反应机制可写为



阴极侧的反应：



整体反应过程可看成电解水的逆过程(氢气在氧气中燃烧)，如式(3)所示。



1.2 SOFC 稳态模型

由于不可逆过程导致的 3 种电压损耗的存在，燃料电池的实际输出电压 V_{out} 会低于 Nernst 可逆电势 E_{Nernst} ，并且当电流密度 $i_{\text{den}}=0$ 时的输出电压即为开路电压 V_{oc} ，其值等于 Nernst 可逆电势，如式(4)所示。

$$V_{\text{out}} = N_{\text{cell}} \cdot \{E_{\text{Nernst}} - (V_{\text{act}} + V_{\text{ohm}} + V_{\text{con}})\} \quad (4)$$

式中： N_{cell} 表示串联的 SOFC 单体电池个数； V_{act} 表示活化极化电压，V； V_{ohm} 表示欧姆极化电压，V； V_{con} 为浓差极化电压，V。

ECM 和 SECM 最主要的区别在于活化极化电压的计算， V_{act} 可由 Butler-Volmer 方程表示^[21]，对于 ECM 有

$$V_{\text{act}} = A \cdot \operatorname{arcsinh}\left(\frac{i_{\text{den}}}{2i_{0,a}}\right) + A \cdot \operatorname{arcsinh}\left(\frac{i_{\text{den}}}{2i_{0,c}}\right) \quad (5)$$

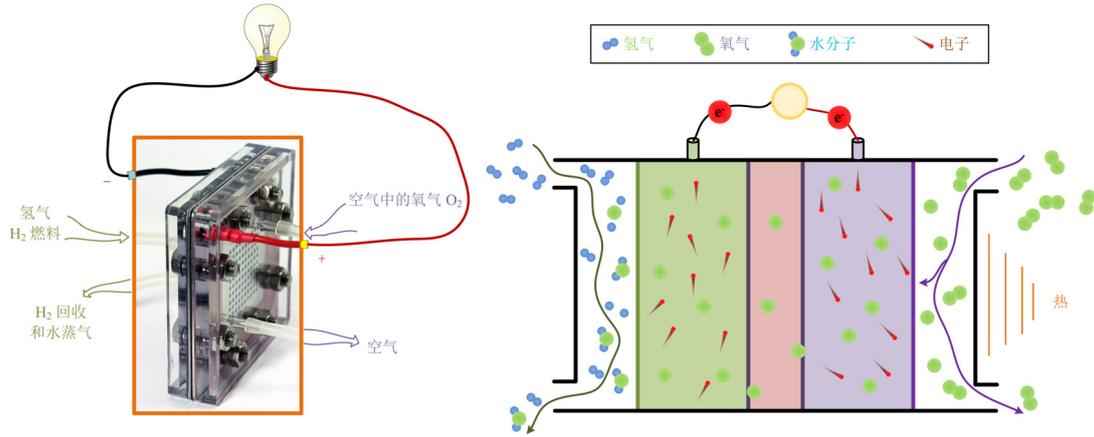


图 1 SOFC 基本工作原理图

Fig. 1 Basic working schematic diagram of SOFC

式中: i_{den} 表示电流密度, mA/cm^2 ; A 表示 Tafel 曲线斜率, V ; $i_{0,a}$ 和 $i_{0,c}$ 分别表示阳极电流交换密度和阴极电流交换密度, mA/cm^2 。

对于 SECM 有

$$V_{\text{act}} = A \cdot \operatorname{arcsinh} \left(\frac{i_{\text{den}}}{2i_0} \right) \quad (6)$$

式中, i_0 表示整体电流交换密度, mA/cm^2 。

此外, 欧姆极化电压 V_{ohm} 可表示^[22]为

$$V_{\text{ohm}} = i_{\text{den}} \cdot R_{\text{in}} \quad (7)$$

式中, R_{in} 为等效内阻, $\text{k}\Omega \cdot \text{cm}^2$ 。

燃料电池的浓差极化电压 V_{con} 与电流密度 i_{den} 和极限电流密度 i_{lim} (mA/cm^2) 的关系为^[23]

$$V_{\text{con}} = -B \cdot \ln \left(1 - \frac{i_{\text{den}}}{i_{\text{lim}}} \right) \quad (8)$$

式中, B 为浓差极化电压系数。

因此, SOFC 的 ECM 可表示为

$$V_{\text{out}} = N_{\text{cell}} \cdot \left[V_{\text{oc}} - A \cdot \operatorname{arcsinh} \left(\frac{i_{\text{den}}}{2i_{0,a}} \right) - A \cdot \operatorname{arcsinh} \left(\frac{i_{\text{den}}}{2i_{0,c}} \right) - i_{\text{den}} \cdot R_{\text{in}} + B \cdot \ln \left(1 - \frac{i_{\text{den}}}{i_{\text{lim}}} \right) \right] \quad (9)$$

SECM 可表示为

$$V_{\text{out}} = N_{\text{cell}} \cdot \left[V_{\text{oc}} - A \cdot \operatorname{arcsinh} \left(\frac{i_{\text{den}}}{2i_0} \right) - i_{\text{den}} \cdot R_{\text{in}} + B \cdot \ln \left(1 - \frac{i_{\text{den}}}{i_{\text{lim}}} \right) \right] \quad (10)$$

从式(9)和式(10)可以看出, ECM 有 7 个未知

参数(即 $V_{\text{oc}}, A, R_{\text{in}}, B, i_{0,a}, i_{0,c}$ 和 i_{lim}), 而 SECM 有 6 个未知参数(即 $V_{\text{oc}}, A, R_{\text{in}}, B, i_0$ 和 i_{lim})。对于上述两种 SOFC 稳态模型的精度问题, 文献[2]利用数值优化技术研究发现, ECM 的精度会略高于 SECM 的精度, 但精度均在相同数量级下。同时, 考虑到两个模型的差异较小, 为降低 SOFC 参数提取优化问题的求解难度, 本文选用未知参数较少的 SECM 为 SOFC 单体电池和堆栈电池进行系统建模。

此外, 值得注意的是, $E_{\text{Nernst}}, V_{\text{act}}$ 及 V_{con} 理论上是与燃料种类、吉布斯自由能变、运行温度、燃料分压、空气分压、水蒸气分压等操作参数相关的^[24]。然而, 为提高模型的灵活性和泛化能力, 在实际中, 通常对更为精细化的稳态模型^[24]的部分参数进行集中建模处理。同时, 不同工作条件会影响 SOFC 的性能表现, 进而导致模型的最优参数发生变化^[25]。因此, 需要性能优良的参数辨识技术以快速、准确地获取不同工况下 SOFC 系统模型的最优参数。

2 SOFC 参数优化设计方法论

2.1 目标函数

在搜寻最具极化特性表征能力的燃料电池模型参数时, 往往以相同输入 (i_{den}) 下的模型输出与电池实测电压 V 间的误差最小作为目标。本文采用实验数据与模型输出间的均方根误差 (root mean square error, RMSE) 作为 SOFC 参数辨识的性能函数, 用于引导启发式算法完成 SOFC 参数辨识的优化任务。

$$e_{\text{RMSE}}(\mathbf{x}) = \sqrt{\frac{1}{K} \sum_{m=1}^M [V_{e,m} - V_{m,m}(\mathbf{x}, i_m)]^2} \quad (11)$$

式中: \mathbf{x} 为优化变量(未知参数), 对 ECM 有 $\mathbf{x} = [V_{\text{oc}}, A, i_{0,a}, i_{0,c}, R_{\text{in}}, B, i_{\text{lim}}]$, 对 SECM 有 $\mathbf{x} = [V_{\text{oc}}, A, i_0, R_{\text{in}},$

$B, i_{lim}]$; M 为实验数据集大小; i_m 为实验数据集中第 m 个电流密度; $V_{e,m}$ 和 $V_{m,m}$ 分别为实验数据集中第 m 个输出电压以及 i_m 对应的模型电压。

2.2 约束条件

因此, SOFC 的参数辨识优化模型可描述如式(12)所示。

$$x^* = \arg \min_{x^* \in X} \{e_{RMSE}(x)\} \quad (12)$$

式中: x^* 为最优解; X 为 SOFC 参数辨识问题的可行域。

对于 SECM 而言, 约束条件如式(13)所示。

$$\text{s.t.} \begin{cases} i_{lim} > i_{den} \\ V_{oc}^{min} \leq V_{oc} \leq V_{oc}^{max} \\ A^{min} \leq A \leq A^{max} \\ i_0^{min} \leq i_0 \leq i_0^{max} \\ R_{in}^{min} \leq R_{in} \leq R_{in}^{max} \\ B^{min} \leq B \leq B^{max} \\ i_{lim}^{min} \leq i_{lim} \leq i_{lim}^{max} \end{cases} \quad (13)$$

最终, 基于文献[17-22]的相关工作, 结合本文所用 ASC-400B 的性能表现, 确定 SOFC 参数提取优化问题中决策变量的搜索范围, 如表 1 所示。

表 1 SECM 未知参数的搜索范围

Table 1 Search ranges for the unknown SECM parameters

参数	V_{oc}/V	A/V	$R_{in}/(k\Omega \cdot cm^2)$	B/V	$i_0/(mA/cm^2)$	$i_{lim}/(mA/cm^2)$
下界 x_l	0	0	0	0	0	0
上界 x_u	1.2	1	1	1	300	2000

3 基于 CGO 的 SOFC 参数辨识框架设计

3.1 混沌博弈优化方法

基于混沌博弈方法的分形配置和分形自相似问题等基本理论, University of Tabriz 的 Siamak Talatahari 和 Near East University 的 Mahdi Azizi 于 2020 年共同提出了一种新型启发式算法, 即 CGO, 主要是为了求解各种带约束的数学及实际工程优化问题^[26]。

类似于大多数启发式算法, CGO 同样是基于多个体(即候选解)实现寻优过程。这些候选解代表 Sierpinski 三角形内的一些合格点, 并将 Sierpinski 三角作为候选解的搜索空间。CGO 算法的主要寻优机制可总结为

$$S_i^1 = X_i + \alpha_i \cdot (\beta_i \cdot G - \gamma_i \cdot M_i) \quad (14)$$

$$S_i^2 = G + \alpha_i \cdot (\beta_i \cdot X_i - \gamma_i \cdot M_i) \quad (15)$$

$$S_i^3 = M_i + \alpha_i \cdot (\beta_i \cdot X_i - \beta_i \cdot G) \quad (16)$$

$$S_i^4 = X_i + \text{rand}(1, D) \cdot (X_u - X_l) \quad (17)$$

式中: $i=1, 2, \dots, N$, N 为种群规模; S_i^1 、 S_i^2 、 S_i^3 和 S_i^4 代表第 i 个体产生的 4 个新种子; G 为目前为止的最优解; M_i 为从当前种群中随机选择部分个体求得平均解; α_i 为以某种方式生成的一个随机数, 用于模拟种子的移动限制; γ_i 则表示 1 或 2 中的一个随机整数; $\text{rand}(1, D)$ 表示与优化问题同维度(即 D)的、服从 $[0, 1]$ 区间内均匀分布的随机向量。

此外, 关于 CGO 的更多信息可参阅文献[26]。

3.2 基于 CGO 的 SOFC 参数辨识框架

为保证起始种群的多样性, 增强其对搜索空间

的覆盖程度, 按式(17)在搜索空间内随机初始化种群中的每个个体。在迭代过程中若个体的某个或某些参数超出边界, 则将该变量确定为其边界值, 而保持剩余参数的值不变, 旨在最大限度地保留先前经验知识的同时保持种群多样性, 以提高算法寻优能力。最终, 基于 CGO 的 SOFC 参数辨识总体框架流程图及伪代码可分别设计为图 2 和表 2 所示。

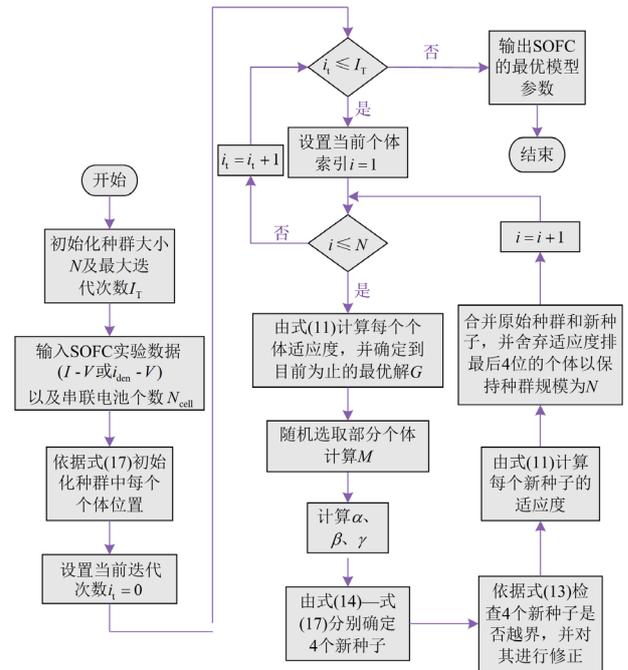


图 2 基于 CGO 的 SOFC 参数辨识总体框架流程图

Fig. 2 Flow chart of the overall framework for SOFC parameter identification based on CGO

表 2 基于 CGO 的 SOFC 参数辨识总体框架伪代码

Table 2 Pseudocode of the general framework of SOFC parameter identification based on CGO

1	初始化种群大小 N 及最大迭代次数 I_T ;
2	输入 SOFC 实验数据($i_{den}-V$ 或 $i_{den}-P$)以及串联电池个数 N_{cell} ;
3	依据式(17)初始化种群中每个个体位置;
4	设置 $i_t = 0$;
5	While $i_t < I_T$
6	For $i = 1, 2, 3, \dots, N$
7	由式(11)计算每个个体适应度;
8	根据适应度确定到目前为止的最优解 G ;
9	随机选取部分个体计算 M ;
10	计算 α 、 β 、 γ ;
11	由式(14)一式(17)分别确定 4 个新种子;
12	依据式(13)检查 4 个新种子是否越界, 并对其进行修正;
13	由式(11)计算每个新种子的适应度;
14	合并原始种群和新种子, 并舍弃适应度排最后 4 位的个体以保持种群规模为 N ;
15	End For
16	End While
17	输出 SOFC 的最优模型参数。

4 算例分析

本节将分别利用 CGO、DO、EO、PSO 和 WSO 对 SOFC 单体电池和堆栈电池进行参数辨识, 以验证所提基于 CGO 的 SOFC 参数辨识框架的有效性, 且各算法的相关参数设置如表 3 所示。此外, 为公正合理地对比不同算法的性能, 将各算法的种群大小 N 和最大迭代次数 I_T 分别统一为 50、300。同时, 本文所有的测试均在配置为 2.90 GHz Intel(R) Core(TM) i5-9400 的 CPU、32.0 GB 的 RAM 以及 64 位 Windows10 的个人电脑上通过 Matlab 2022a 环境运行。对于每个算例, 所有算法分别进行 60 次独立测试, 将各算法在不同次独立测试下 RMSE 的最佳值(Best)、最劣值(Worst)、中位数(Median)、平均值(Ave)、标准差(Std)等统计结果作为评价各算法解决 SOFC 参数辨识任务能力的指标。

4.1 SOFC 单体电池参数辨识

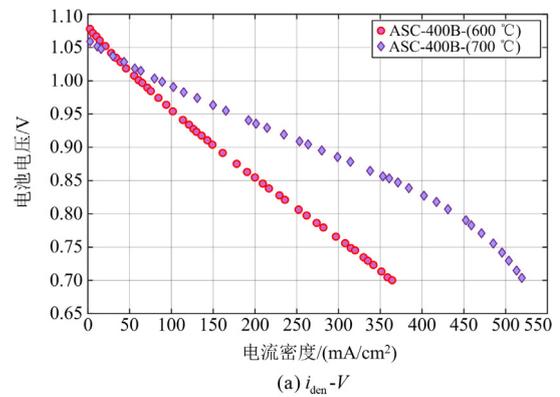
为测试所提的基于 CGO 的 SOFC 参数辨识框架的有效性, 利用前述 5 种启发式算法对 Elcogen 燃料电池技术公司研发的 ASC-400B 在不同的温度 (600 °C 及 700 °C) 条件下的 $i_{den}-V$ 实验数据进行 SECM 的参数提取, 本文将该实验数据集分别简记为 ASC-400B-(600 °C)和 ASC-400B-(700 °C)。其中,

表 3 相关对比算法超参数设置

Table 3 Hyperparameter setting of the correlation comparison algorithm

算法	参数	数值
PSO ^[27]	最大速度 v_{max}	$0.01 \times x_u - x_l $
	最小速度 v_{min}	$-v_{max}$
	速度惯性权重 ω	从 0.9 随迭代过程线性减到 0.4
	权重系数 c_1	2
	权重系数 c_2	2
EO ^[28-29]	控制体积大小 V_c	1
	常数 a_1	2
	常数 a_2	1
	生成概率 P	0.5
DO ^[30]	Levy 飞行函数参数 β	1.5
	Levy 飞行函数参数 s	0.01
	Levy 飞行函数参数 ω 和 t	[0, 1]区间内的均匀随机数
	白鲨实现良好运动的初始速度 p_{min}	0.5
WSO ^[31]	白鲨实现良好运动的从属速度 p_{max}	1.5
	加速系数 τ	4.11
	波动运动的最大频率 f_{max}	0.75
	波动运动的最小频率 f_{min}	0.07
	平衡局部探索和全局搜索的正常数 a_0	6.25
	平衡局部探索和全局搜索的正常数 a_1	100
	平衡局部探索和全局搜索的正常数 a_2	0.0005

阳极供给的燃料组分为 6% H_2O + 94% H_2 , 流速为 0.6 slpm (标准升每分钟); 阴极氧化剂为空气, 流速为 1.2 slpm。ASC-400B 单体电池的实验数据如图 3 所示^[32], 即 $i_{den}-V$ 和 $i_{den}-p$ (功率密度, mW/cm^2)。



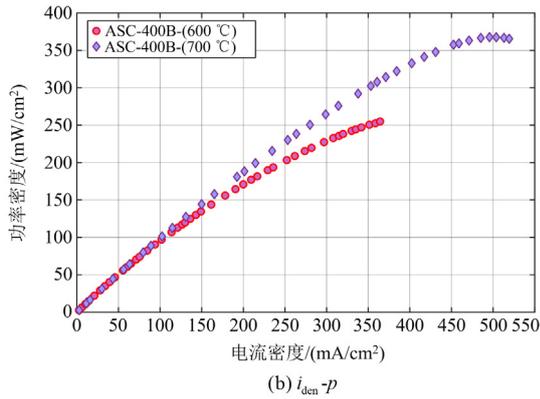


图 3 ASC-400B 单体电池实验数据

Fig. 3 Experimental data of ASC-400B single cell

利用 CGO、DO、EO、PSO 及 WSO 对图 3 所示 ASC-400B 的两组实验数据分别进行参数辨识所

得最优及最差的 SECM 参数整理于表 4。其中，相对最优算法及其结果以加粗字体突出显示。从表 4 中可清楚地观察到，由 CGO 优化得到的最优及最差 SECM 精度均分别优于其他 4 种算法所得。例如，在 ASC-400B-(600 °C)实验数据集下，所提参数辨识框架所得最差 SECM 参数对应的模型预测误差是 6.91×10^{-4} V，仅分别为 DO、EO、PSO 和 WSO 的 8.56%、23.19%、23.27%和 25.04%。而在 ASC-400B-(700 °C)实验数据集下，CGO 的最优 SECM 误差也是远远优于其他 4 种对比算法所得。尤其是 DO 和 EO，其得到的最优 SECM 的误差分别为 1.26×10^{-3} V 和 1.22×10^{-3} V，是 CGO 的 1.88 倍和 1.82 倍。这表明了相比于另外 4 种算法，本文所提的基于 CGO 的 SOFC 参数辨识框架能获得具有较高精度的模型参数。

表 4 各算法分别对 ASC-400B 进行 60 次参数辨识所获 SECM 的最优及最差模型参数

Table 4 Optimal and worst model parameters of SECM obtained by 60 times parameters identification to ASC-400B with different algorithms respectively

数据集	算法	指标	参数						e_{RMSE} / V
			V_{oc} / V	A / V	$R_m / (k\Omega \cdot cm^2)$	B / V	$i_0 / (mA/cm^2)$	$i_{lim} / (mA/cm^2)$	
ASC-400B-(600 °C)	CGO	Worst	1.080	0.121	1.13×10^{-5}	0.161	58.848	594.621	6.91×10^{-4}
		Best	1.080	0.063	6.05×10^{-4}	0.010	44.622	389.500	6.03×10^{-4}
	DO	Worst	1.062	0	5.43×10^{-4}	0.859	267.141	2000.000	8.07×10^{-3}
		Best	1.079	0.097	1.56×10^{-4}	0.181	55.472	693.655	8.57×10^{-4}
	EO	Worst	1.074	0.390	0	0	167.125	1724.481	2.98×10^{-3}
		Best	1.080	0.065	0	0.702	40.937	1281.187	8.72×10^{-4}
	PSO	Worst	1.075	0.384	0	0	163.853	1195.076	2.97×10^{-3}
		Best	1.079	0.074	0	0.625	46.150	1209.525	9.20×10^{-4}
	WSO	Worst	1.074	0.274	1.89×10^{-4}	0.012	140.066	1906.120	2.76×10^{-3}
		Best	1.080	0.102	2.93×10^{-4}	0.056	56.701	477.204	6.52×10^{-4}
ASC-400B-(700 °C)	CGO	Worst	1.060	0.066	0.00×10^0	0.081	57.314	561.273	6.71×10^{-4}
		Best	1.060	0.061	2.58×10^{-5}	0.077	54.519	559.478	6.69×10^{-4}
	DO	Worst	1.059	0	6.13×10^{-4}	0	275.840	1161.592	1.17×10^{-2}
		Best	1.059	0.055	1.18×10^{-9}	0.098	49.818	579.483	1.26×10^{-3}
	EO	Worst	1.045	0	0	0.466	289.780	1041.799	8.30×10^{-3}
		Best	1.057	0.067	0	0.086	64.418	568.249	1.22×10^{-3}
	PSO	Worst	1.044	0	0	0.457	300.000	1028.576	8.30×10^{-3}
		Best	1.060	0.061	0	0.087	52.302	566.780	7.48×10^{-4}
	WSO	Worst	1.047	0.011	5.09×10^{-5}	0.411	277.796	1034.197	8.11×10^{-3}
		Best	1.060	0.056	5.17×10^{-5}	0.074	50.880	557.602	6.74×10^{-4}

此外，图 4 展示了利用各算法对 ASC-400B-(600 °C)和 ASC-400B-(700 °C)进行 SOFC 的 SECM 参数优化设计时所获得的 RMSE 的收敛曲线。从图 4 中可清晰地看出，所提框架表现出了另外 4 个算法所不具备的收敛快速性、稳定性。例如，在两个数据集上，CGO 均能在 100 次迭代次数内快速收敛到一个相对最优解，而其他算法(尤其是 DO 和 EO)则明显陷入了局部最优解且收敛缓慢，寻优效率低下。

图 5 和图 6 则分别绘制了在 ASC-400B-(600 °C)和 ASC-400B-(700 °C)下各算法进行 60 次独立参数提取所获得各个模型参数的盒须图。从图 5 可清晰地观察到，由 CGO 提取得到的开路电压集中分布在 1.08 V 附近，而其他算法(尤其是 DO)优化得到的开路电压波动较大。但是在另外 5 个参数上，各算法均表现出了较大的不稳定性，造成这个现象的主要原因是，ASC-400B-(600 °C)在较高电流密度上

的数据不足(如图 3 所示), 不能为辨识出确定的模型参数提供足够的信息。而从图 6 可以清楚地看出, 由 CGO 优化得到的 SECM 的各个参数分布更加集中且稳定。这是因为 ASC-400B-(700 °C)在 SOFC 三

个极化区域上均有分布(如图 3 所示), 利用性能优越的算法就可提取出唯一确定的最优模型参数。总体而言, 相比于其他 4 种算法, CGO 能更加稳健地提取到 SECM 的参数。

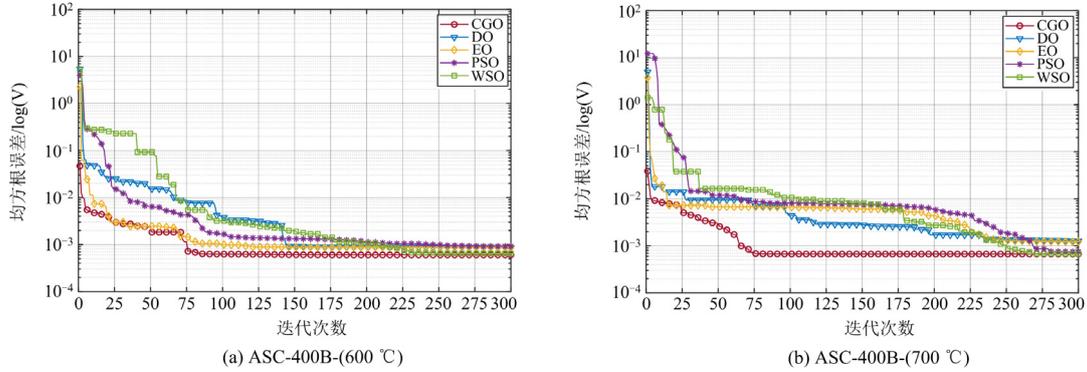


图 4 各算法分别对 ASC-400B 进行 60 次 SECM 参数提取所获最优 RMSE 对应的收敛曲线
Fig. 4 Optimal RMSE convergence curves obtained by 60 times SECM parameters extraction to ASC-400B with different algorithms respectively

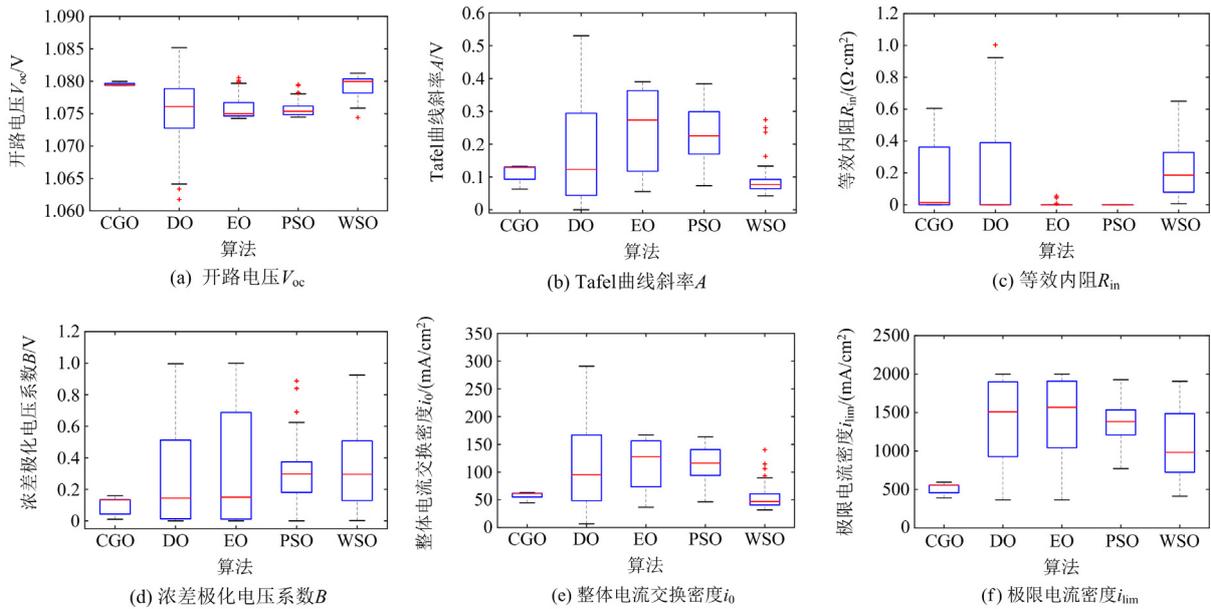
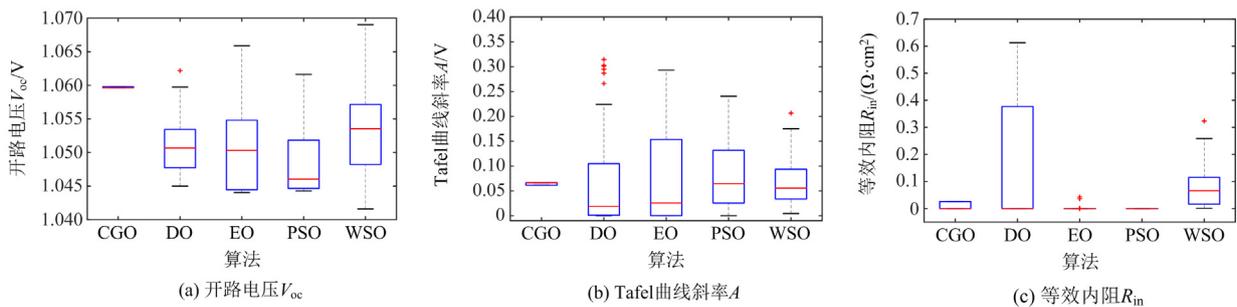


图 5 各算法在 ASC-400B-(600 °C)下分别进行 60 次独立优化所得 SECM 各参数的分布情况
Fig. 5 Distribution of SECM parameters obtained by 60 independent optimization under ASC-400B-(600 °C) with different algorithms respectively



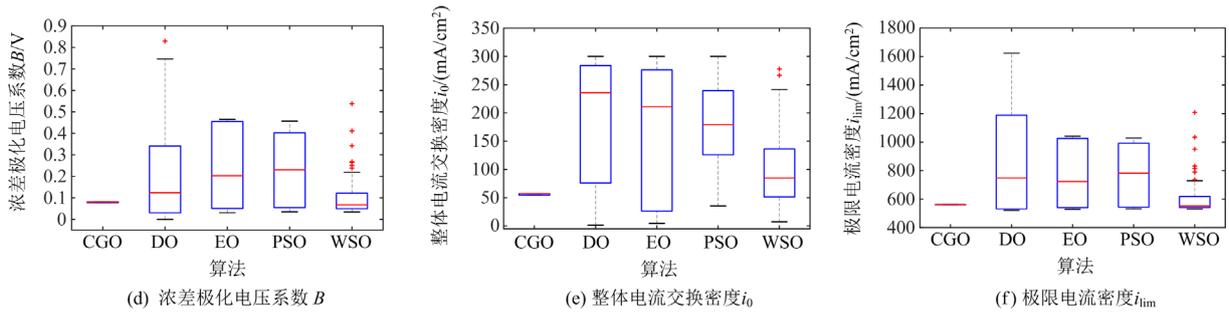
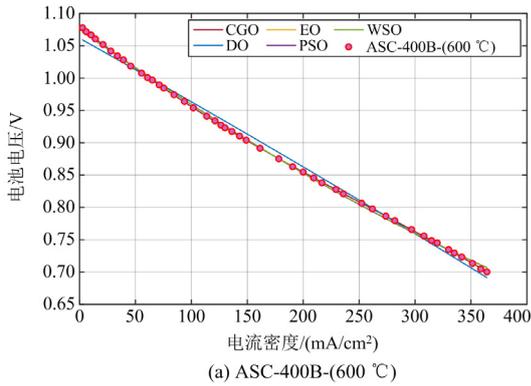


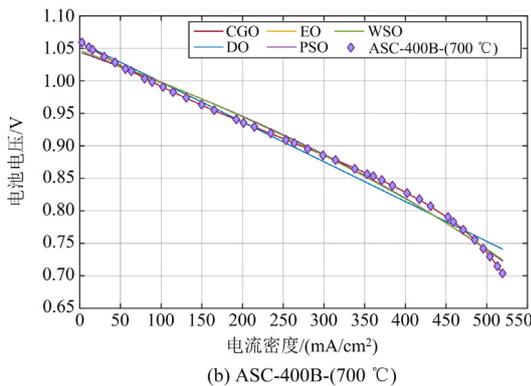
图 6 各算法在 ASC-400B-(700 °C)下分别进行 60 次独立优化所得 SECM 各参数的分布情况

Fig. 6 Distribution of SECM parameters obtained by 60 independent optimization under ASC-400B-(700 °C) with different algorithms respectively

同时，将表 4 所示各算法的最差模型参数代入式(10)所示的 SECM，可分别得到在 ASC-400B-(600 °C)和 ASC-400B-(700 °C)下的极化曲线，如图 7 所示；而其与实验数据的误差曲线则分别绘制于图 8 中。从图 8 可见，由 CGO 所得的模型参数中，即便是最差 SECM 也能良好地拟合实验数据，而另外 4 种算法的最差 SECM 则产生了较大的预测电压误差。从图 8 中可进一步直观地观察到，由 CGO 优化得到的最差 SECM 在整个电流密度范围内的电



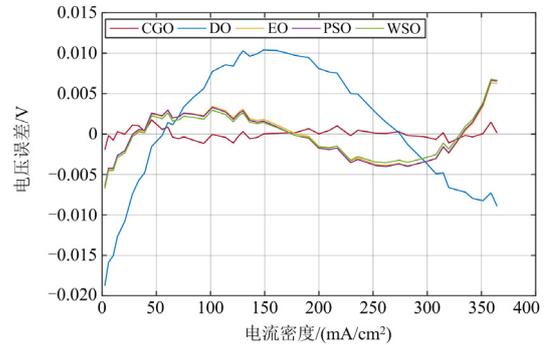
(a) ASC-400B-(600 °C)



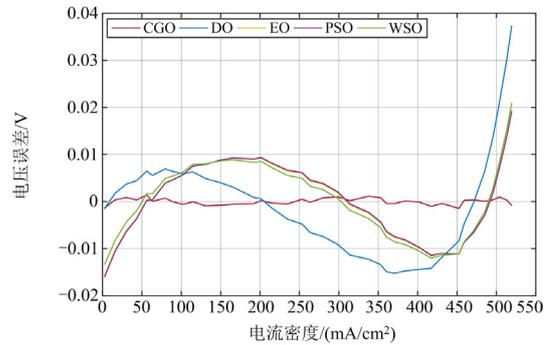
(b) ASC-400B-(700 °C)

图 7 各算法分别对 ASC-400B 进行 60 次参数提取所获最差 SECM 的极化特性

Fig. 7 Polarization characteristics of the worst SECM obtained by 60 times parameters extraction to ASC-400B with different algorithms respectively



(a) ASC-400B-(600 °C)



(b) ASC-400B-(700 °C)

图 8 各算法分别对 ASC-400B 进行 60 次参数提取所获最差 SECM 的误差曲线

Fig. 8 Error curves of the worst SECM obtained by 60 parameters extraction to ASC-400B with different algorithms respectively

压误差结果均明显优于另外 4 种算法所得。

最终，将各算法在 60 次独立测试下 RMSE 的最佳值(Best)、最劣值(Worst)、中位数(Median)、平均值(Ave)、标准差(Std)进行排名(每个指标越小，表明越好，排名也越靠前)，并利用 ChiPlot 绘制成雷达图，如图 9 所示。从图 9 中可知，在两组实验数据上，CGO 所得 RMSE 的最佳值(Best)、最劣值(Worst)、中位数(Median)、平均值(Ave)、标准差(Std)这 5 个指标均优于 DO、EO、PSO 和 WSO 所得。综

合而言, CGO 在 SOFC 单体电池的参数辨识上表现出了其他算法所无法比拟的稳定性和精确性。

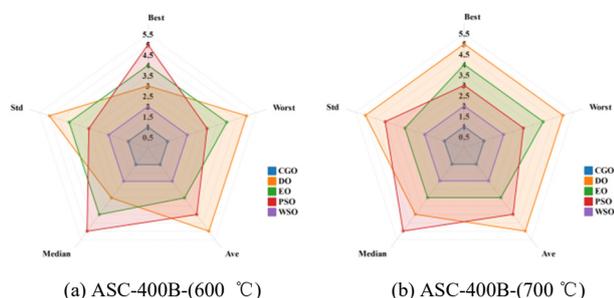


图 9 各算法分别对 ASC-400B 进行 60 次 SECM 参数提取所获 RMSE 五个指标的排名

Fig. 9 Ranking of five RMSE indicators obtained by 60 times SECM parameters extraction to ASC-400B with different algorithms respectively

4.2 SOFC 堆栈电池参数辨识

美国蒙大拿州立大学利用 Matlab/Simulink 开发了一个基于物理模型的 5 kW 级管式 SOFC 电池堆栈动态模型^[33]。该理论模型考虑了 SOFC 工作时的电化学反应、热力学过程以及质能守恒定律, 由 96 个单体电池(有效活化面积 $S_a = 1000 \text{ cm}^2$) 串联而成, 并且以氢气作为供给燃料。值得注意的是, 该模型的输出特性已与美国通用电气公司 (General Electric Company) 报告的 SOFC 性能数据进行了对比, 证实了该模型具有较高的保真度。因此, 本小节在不同的工作温度(即 850 °C 和 950 °C)下, 利用该 5 kW SOFC 电堆模型获取相关的稳态特性数据来验证所提 SOFC 参数辨识技术的性能。两组数据集分别简记为 MSU-stack-(850 °C) 和 MSU-stack-(950 °C), 即负载电流-堆栈电压 ($I-V$) 数据和负载电流-功率 ($I-P$) 数据, 如图 10 所示。

利用 CGO、DO、EO、PSO 及 WSO 对图 10 所示的两组实验数据分别进行参数辨识所得最优及最差的 SECM 参数整理于表 5 中。其中, 5 种算法中相对最优算法及其结果以加粗字体突出显示。从表 5 可清楚地看到, 在堆栈上的模型误差明显高于单体电池上的模型误差。此外, 由 CGO 优化得到的最优及最差 SECM 的误差均远远小于其他 4 种算法所得。例如, 在 MSU-stack-(850 °C) 和 MSU-stack-(950 °C) 下, 由 CGO 提取到的最差 SECM 的误差均小于 0.35 V, 而其他 4 种算法的则高于 1.5 V。在 MSU-stack-(950 °C) 下, EO 所得最差 SECM 的误差更是高达 3.14 V。

图 11 绘制出了利用各算法分别对 MSU-stack-(850 °C) 和 MSU-stack-(950 °C) 进行 SOFC 的 SECM 参数优化设计时所获得的 RMSE 的收敛曲线。从图 11 中可以看出, CGO 同样能在 100 次迭代次数内

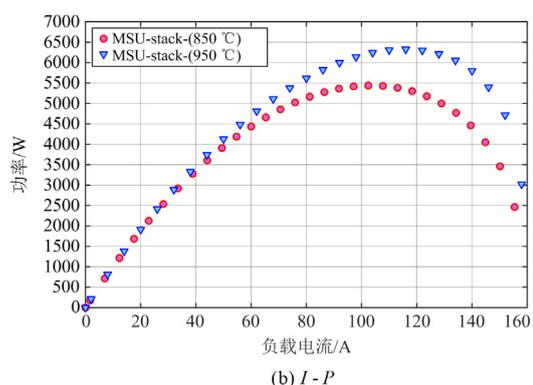
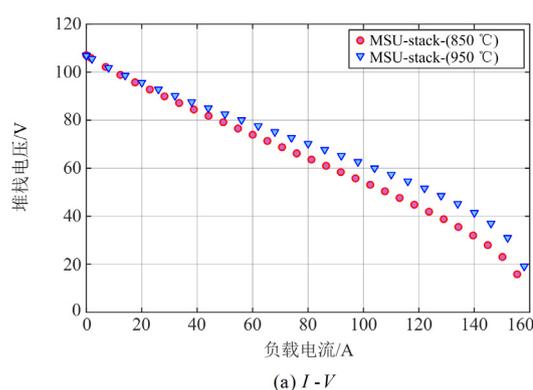


图 10 5 kW 级管式 SOFC 电池堆栈仿真数据

Fig. 10 Simulation data of 5 kW tubular SOFC stack

收敛到相对最优解, 而其他 4 种算法除了前期具有较快的收敛速度外, 在迭代中后期收敛缓慢, 甚至陷入了局部最优解, 全局搜索和局部探索能力远远不如 CGO。

图 12 和图 13 则分别绘制了在 MSU-stack-(850 °C) 和 MSU-stack-(950 °C) 下各算法进行 60 次独立参数提取所获得各个模型参数的分布情况, 从中可以清楚地看出: CGO 对该 5 kW 级管式 SOFC 堆栈电池的两组数据集进行参数提取所获所有参数的波动性最小, 而其他 4 个算法往往不能稳健地提取出模型的真实参数, 随机性过强。同时, 结合图 10 可知, 所用两组数据集在燃料电池 3 个极化区域均有数据分布。因此, 能否稳定地优化得到 SECM 的各个参数, 一方面与算法的性能有关, 另一方面还取决于所采集的数据包含的信息是否足够。

此外, 图 14 和图 15 分别提供了两组数据集下最差 SECM(如表 5 所示)的极化特性及其对应的电压预测误差曲线。从图 14 可知, 对于最差 SECM, 只有 CGO 得到的模型能够良好地拟合实际数据, 而其他算法所得模型仅能反映实际数据的变化趋势, 不能真实描述该堆栈电池的极化特性。同时, 从图 15 可进一步观察到, 由本文所提参数优化框架

表 5 各算法分别对 5 kW 级管式 SOFC 电池堆栈进行 60 次参数辨识所获 SECM 的最优及最差模型参数
Table 5 Optimal and worst model parameters of SECM obtained by 60 times parameters identification to 5 kW tubular SOFC stack with different algorithms respectively

数据集	算法	指标	参数						e_{RMSE} / V	
			V_{oc} / V	A / V	$R_{in} / (k\Omega \cdot cm^2)$	B / V	$i_0 / (mA/cm^2)$	$i_{lim} / (mA/cm^2)$		
MSU-stack-(850 °C)	CGO	Worst	1.111	0.120	2.31×10^{-3}	0.108	17.904	163.646	2.01×10^{-1}	
		Best	1.115	0.039	3.78×10^{-3}	0.065	6.443	159.471	3.67×10^{-2}	
	DO	Worst	1.106	0.751	3.53×10^{-3}	0.000	182.497	899.021	1.65×10^0	
		Best	1.099	0.755	1.41×10^{-7}	0.062	74.495	158.381	5.22×10^{-1}	
	EO	Worst	1.119	1.000	0	0	81.865	1717.907	2.37×10^0	
		Best	1.092	0.878	0	0.074	92.068	161.198	6.79×10^{-1}	
	PSO	Worst	1.103	0.507	3.75×10^{-3}	0.610	238.141	898.924	1.57×10^0	
		Best	1.088	0.742	0	0.191	93.177	189.810	1.08×10^0	
	WSO	Worst	1.105	0.046	4.65×10^{-3}	0.744	282.676	977.612	1.55×10^0	
		Best	1.104	0.147	1.79×10^{-3}	0.135	21.425	166.921	2.91×10^{-1}	
	MSU-stack-(950 °C)	CGO	Worst	1.105	0.272	0	0.127	31.060	162.580	3.48×10^{-1}
			Best	1.113	0.036	2.90×10^{-3}	0.077	5.571	160.018	2.39×10^{-2}
DO		Worst	1.110	0.426	3.99×10^{-3}	0.025	238.646	1716.344	2.57×10^0	
		Best	1.104	0.085	2.33×10^{-3}	0.081	17.882	160.097	2.63×10^{-1}	
EO		Worst	1.119	1.000	0	0	94.909	1958.894	3.14×10^0	
		Best	1.096	0.532	0	0.074	63.518	159.520	5.49×10^{-1}	
PSO		Worst	1.108	0.186	4.23×10^{-3}	0.321	300.000	1033.476	2.54×10^0	
		Best	1.112	0.162	0	0.198	17.566	169.695	5.19×10^{-1}	
WSO		Worst	1.106	0.082	3.47×10^{-3}	0.817	290.711	701.474	2.45×10^0	
		Best	1.109	0.019	3.31×10^{-3}	0.066	2.553	159.497	2.08×10^{-1}	

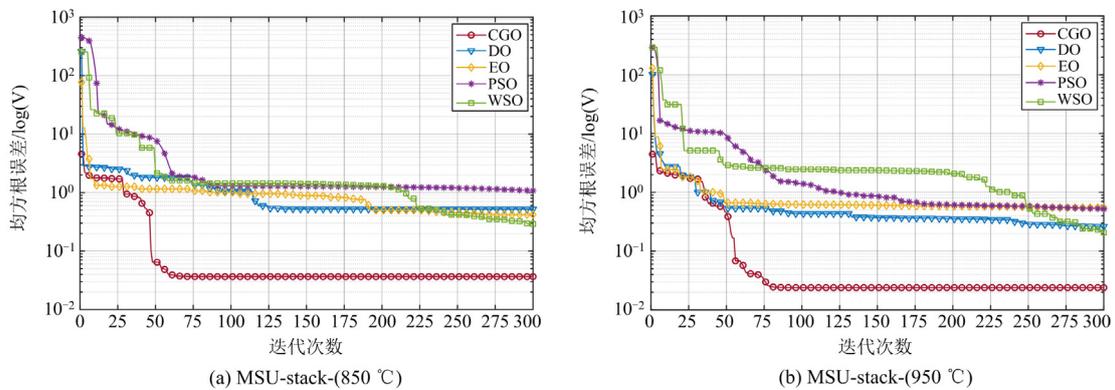
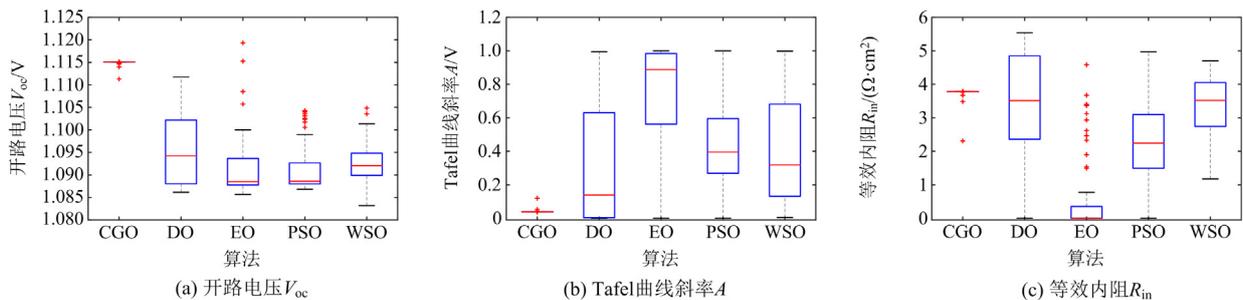


图 11 各算法分别对 5 kW 级管式 SOFC 电池堆栈进行 60 次 SECM 参数提取所获最优 RMSE 对应的收敛曲线
Fig. 11 Optimal RMSE convergence curves obtained by 60 times SECM parameters extraction to 5 kW tubular SOFC stack with different algorithms respectively



(a) 开路电压 V_{oc}

(b) Tafel 曲线斜率 A

(c) 等效内阻 R_{in}

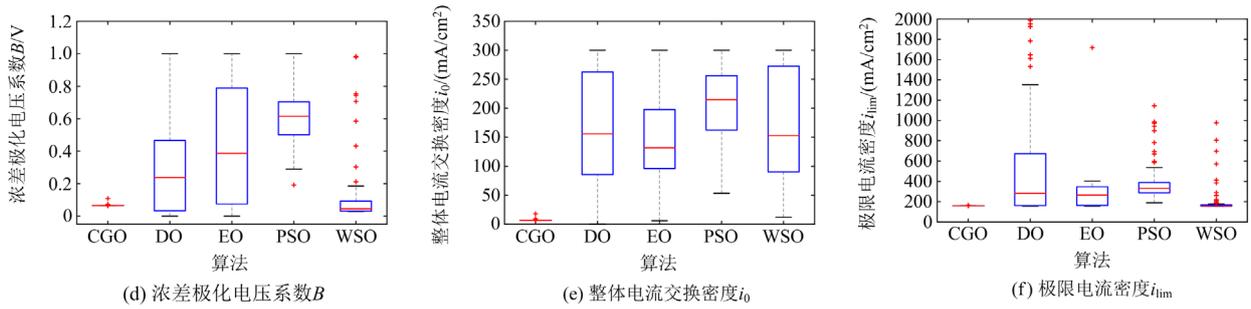


图 12 各算法在 MSU-stack-(850 °C)下分别进行 60 次独立优化所得 SECM 各参数的分布情况

Fig. 12 Distribution of SECM parameters obtained by 60 times independent optimization under MSU-stack-(850 °C) with different algorithms respectively

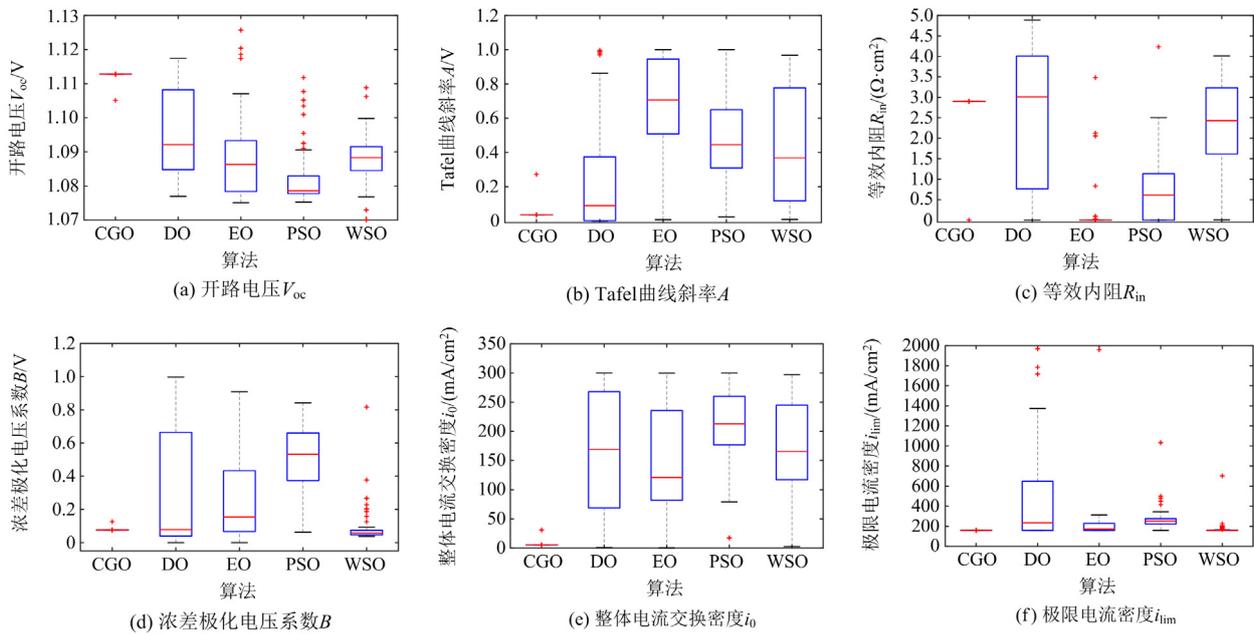


图 13 各算法在 MSU-stack-(950 °C)下分别进行 60 次独立优化所得 SECM 各参数的分布情况

Fig. 13 Distribution of SECM parameters obtained by 60 independent optimization under MSU-stack-(950 °C) with different algorithms respectively

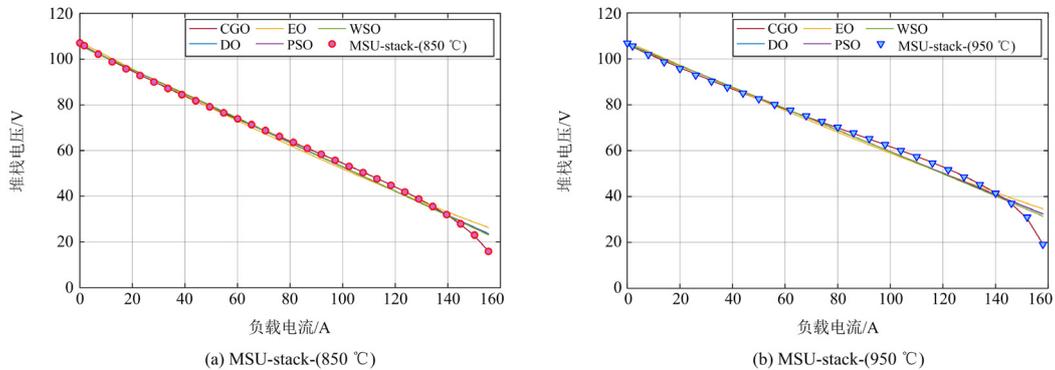


图 14 各算法分别对 5 kW 级管式 SOFC 电池堆栈进行 60 次参数提取所获最差 SECM 的极化特性

Fig. 14 Polarization characteristics of the worst SECM obtained by 60 times parameters extraction to 5 kW tubular SOFC stack with different algorithms respectively

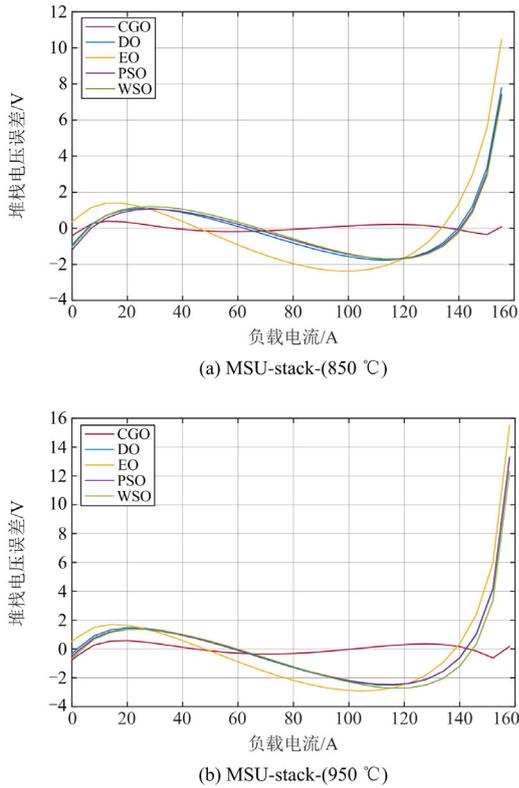


图 15 各算法分别对 5 kW 级管式 SOFC 电池堆栈进行 60 次参数提取所获最差 SECM 的误差曲线
 Fig. 15 Error curves of the worst SECM obtained by 60 times parameters extraction to 5 kW tubular SOFC stack with different algorithms respectively

得到的最差 SECM 在高中低 3 个负载电流区域上的电压预测误差均很小，而另外 4 种算法所得最差 SECM 的电压误差远远大于 CGO 所得。尤其是在高负载电流区域下，EO 所得最差模型的误差竟在 10 V 以上。

最终，将各算法在 60 次独立测试下有关 RMSE 的 5 个指标的排名情况绘制成雷达图，如图 16 所示。

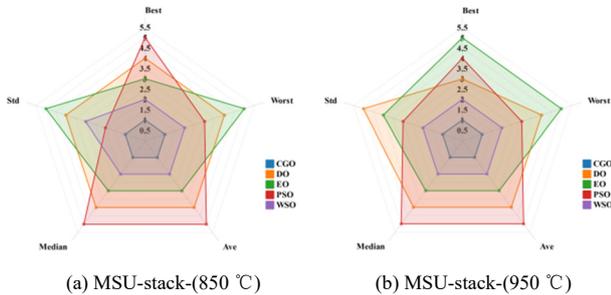


图 16 各算法分别对 5 kW 级管式 SOFC 电池堆栈进行 60 次 SECM 参数提取所获 RMSE 五个指标的排名
 Fig. 16 Ranking of five RMSE indicators obtained by 60 times parameters extraction to 5 kW tubular SOFC stack with different algorithms respectively

从图 16 中可清晰地看出，CGO 的 5 个指标均明显优于其他 4 种算法所得。总体来看，在 SOFC 堆栈电池的参数上，相较于 DO、EO、PSO 和 WSO，本文所提 SOFC 模型参数优化框架具有最优的参数辨识精度、速度和稳定性。

5 结论

针对传统启发式算法往往不能稳定、精确、快速地解决带约束的 SOFC 参数优化设计问题，且容易陷入局部最优解，往往需要耗费大量的时间和计算成本才能获得较合适的模型未知参数值等难题，本文开发了一种基于 CGO 的 SOFC 稳态模型参数优化设计框架。主要结论可总结如下。

1) 利用 CGO、DO、EO、PSO 和 WSO 分别对工作于两种不同温度(即 600 °C 和 700 °C)下的平板式单体燃料电池(ASC-400B)的实验数据以及 5 kW 级管式 SOFC 堆栈电池在两种不同温度(即 850 °C 和 950 °C)下的仿真数据进行了参数提取研究。结果表明，CGO 具有相对最优的 SOFC 参数提取性能，能够快速、稳定、精确地实现 SOFC 的参数优化设计。此外，所提框架均适用于 SOFC 单体电池和堆栈电池的的参数提取问题。

2) 能否稳定提取到 SECM 未知参数数值，不仅取决于所用算法的性能，还与 SOFC 实际数据包含的有效信息有关。因此，为建立可靠的 SECM，所采集的数据需要在燃料电池的 3 个极化区域均有分布。

3) 本文仅进行了 SOFC 稳态模型(即 SECM)的参数优化设计，未来将会测试所提方法用于建立 SOFC 暂态模型的有效性，并利用暂态模型进行燃料电池的控制、故障诊断及其在综合能源系统中的应用研究。

参考文献

- [1] YANG Bo, GUO Zhengxun, CHEN Yijun, et al. Extreme learning machine based meta-heuristic algorithms for parameter extraction of solid oxide fuel cells[J]. Applied Energy, 2021, 303: 117630.
- [2] YANG Bo, CHEN Yijun, GUO Zhengxun, et al. Levenberg-Marquardt backpropagation algorithm for parameter identification of solid oxide fuel cells[J]. International Journal of Energy Research, 2021, 45(12): 17903-17923.
- [3] CAPURSO T, STEFANIZZI M, TORRESI M, et al. Perspective of the role of hydrogen in the 21st century energy transition[J]. Energy Conversion and Management, 2021, 251: 114898.
- [4] 王玉洁, 谭忠富, 鞠立伟, 等. 风-光-储联合参与绿电

- 交易下多主体效益分配模型[J]. 电力建设, 2023, 44(5): 134-140.
- WANG Yujie, TAN Zhongfu, JU Liwei, et al. Multi-subject benefit distribution model under the union participation of wind-solar-storage in green power transactions[J]. Electric Power Construction, 2023, 44(5): 134-140.
- [5] 郑云平, 亚夏尔·吐尔洪. 基于 VSG 技术的风-光-储系统自适应调频控制策略研究[J]. 高压电器, 2023, 59(7): 12-19.
- ZHENG Yunping, YAXAR·Turgun. Research on adaptive frequency modulation control strategy of wind-PV-storage system based on VSG technology[J]. High Voltage Apparatus, 2023, 59(7): 12-19.
- [6] 闫群民, 董新洲, 穆佳豪, 等. 基于改进多目标粒子群算法的有源配电网储能优化配置[J]. 电力系统保护与控制, 2022, 50(10): 11-19.
- YAN Qunmin, DONG Xinzhou, MU Jiahao, et al. Optimal configuration of energy storage in an active distribution network based on improved multi-objective particle swarm optimization[J]. Power System Protection and Control, 2022, 50(10): 11-19.
- [7] 张虹, 孟庆尧, 王明晨, 等. 考虑火电机组参与绿证购买交易的含氢综合能源系统经济低碳调度策略[J]. 电力系统保护与控制, 2023, 51(3): 26-35.
- ZHANG Hong, MENG Qingyao, WANG Mingchen, et al. Economic and low-carbon dispatch strategy of a hydrogen-containing integrated energy system considering thermal power units participating in green certificate purchase trading[J]. Power System Protection and Control, 2023, 51(3): 26-35.
- [8] 许传博, 赵云灏, 王晓晨, 等. 碳中和愿景下考虑电氢耦合的风光场站氢储能优化配置[J]. 电力建设, 2022, 43(1): 10-18.
- XU Chuanbo, ZHAO Yuhao, WANG Xiaochen, et al. Optimal configuration of hydrogen energy storage for wind and solar power stations considering electricity-hydrogen coupling under carbon neutrality vision[J]. Electric Power Construction, 2022, 43(1): 10-18.
- [9] 荆涛, 陈庚, 王子豪, 等. 风光互补发电耦合氢储能系统研究综述[J]. 中国电力, 2022, 55(1): 75-83.
- JING Tao, CHEN Geng, WANG Zihao, et al. Research overview on the integrated system of wind-solar hybrid power generation coupled with hydrogen-based energy storage[J]. Electric Power, 2022, 55(1): 75-83.
- [10] 初壮, 赵蕾, 孙健浩, 等. 考虑热能动态平衡的含氢储能的综合能源系统热电优化[J]. 电力系统保护与控制, 2023, 51(3): 1-12.
- CHU Zhuang, ZHAO Lei, SUN Jianhao, et al. Thermoelectric optimization of an integrated energy system with hydrogen energy storage considering thermal energy dynamic balance[J]. Power System Protection and Control, 2023, 51(3): 1-12.
- [11] 李勇汇, 朱海昱. 固体氧化物燃料电池分布式电源静态运行分析[J]. 中国电机工程学报, 2011, 31(32): 69-75.
- LI Yonghui, ZHU Haiyu. Steady-state analysis of solid oxide fuel cell distributed generator[J]. Proceedings of the CSEE, 2011, 31(32): 69-75.
- [12] 毕锐, 王孝淦, 袁华凯, 等. 考虑供需双侧响应和碳交易的氢能综合能源系统鲁棒调度[J]. 电力系统保护与控制, 2023, 51(12): 122-132.
- BI Rui, WANG Xiaogan, YUAN Huakai, et al. Robust dispatch of a hydrogen integrated energy system considering double side response and carbon trading mechanism[J]. Power System Protection and Control, 2023, 51(12): 122-132.
- [13] 王成山, 黄碧斌, 李鹏, 等. 燃料电池 3 种典型仿真模型的适应性分析[J]. 电力系统自动化, 2010, 34(22): 103-108.
- WANG Chengshan, HUANG Bibin, LI Peng, et al. Adaptive analysis of three typical simulation models of fuel cell[J]. Automation of Electric Power Systems, 2010, 34(22): 103-108.
- [14] YANG Bo, WANG Jingbo, ZHANG Mengting, et al. A state-of-the-art survey of solid oxide fuel cell parameter identification: modelling, methodology, and perspectives[J]. Energy Conversion and Management, 2020, 213: 112856.
- [15] ALHUMADE H, FATHY A, ALZAHIRANI A, et al. Optimal parameter estimation methodology of solid oxide fuel cell using modern optimization[J]. Mathematics, 2021, 9(9): 1066.
- [16] FATHY A, REZK H. Political optimizer based approach for estimating SOFC optimal parameters for static and dynamic models[J]. Energy, 2022, 238: 122031.
- [17] ABAZA A, SEHIEMY R, EL-FERGANY A, et al. Optimal parameter estimation of solid oxide fuel cells model using bald eagle search optimizer[J]. International Journal of Energy Research, 2022, 46(10): 13657-13669.
- [18] 陈义军, 杨博, 郭正勋, 等. 基于 AEO-MRFO 的固体氧化物燃料电池参数辨识[J]. 电网技术, 2022, 46(4): 1382-1391.
- CHEN Yijun, YANG Bo, GUO Zhengxun, et al. Parameter identification of solid oxide fuel cell based on AEO-MRFO[J]. Power System Technology, 2022, 46(4): 1382-1391.
- [19] REZK H, FERAHTIA S, SAYED E T, et al. Robust parameter identification strategy of solid oxide fuel cells

- using bald eagle search optimization algorithm[J]. International Journal of Energy Research, 2022, 46(8): 10535-10552.
- [20] WANG Jingbo, YANG Bo, CHEN Yijun, et al. Novel phasianidae inspired peafowl (pavo muticus/cristatus) optimization algorithm: design, evaluation, and SOFC models parameter estimation[J]. Sustainable Energy Technologies and Assessments, 2022, 50: 101825.
- [21] CHEN Kele, WANG Xinmei, YOUSSEFI N. Model parameter estimation of SOFCs using a modified cat optimization algorithm[J]. Sustainable Energy Technologies and Assessments, 2022, 52: 102176.
- [22] JIANG Bo, WANG Ning, WANG Liping. Parameter identification for solid oxide fuel cells using cooperative barebone particle swarm optimization with hybrid learning[J]. International Journal of Hydrogen Energy, 2014, 39(1): 532-542.
- [23] GUO Haibing, GU Wei, KHAYATNEZHAD M, et al. Parameter extraction of the SOFC mathematical model based on fractional order version of dragonfly algorithm[J]. International Journal of Hydrogen Energy, 2022, 47: 24059-24068.
- [24] BARBIR F. PEM fuel cells: theory and practice[M]. 2nd ed. Elsevier: Academic Press, 2013.
- [25] 吕慧珍. DNA 遗传算法及其在燃料电池中的应用研究[D]. 杭州: 浙江工业大学, 2015.
- [26] SIAMAK T, MAHDI A. Optimization of constrained mathematical and engineering design problems using chaos game optimization[J]. Computers and Industrial Engineering, 2020, 145: 106560.
- [27] 李欣煜, 周建萍, 李泓青, 等. 基于粒子群算法的微电网实时功率均分的改进下垂控制策略[J]. 高电压技术, 2018, 44(10): 3425-3432.
- LI Xinyu, ZHOU Jianping, LI Hongqing, et al. Improved droop control strategy for real-time power equalization of microgrid based on particle swarm algorithm[J]. High Voltage Engineering, 2018, 44(10): 3425-3432.
- [28] FARAMARZIA, HEIDARINEJAD M, STEPHENS B, et al. Equilibrium optimizer: a novel optimization algorithm[J]. Knowledge-Based Systems, 2020, 191: 105190.
- [29] 徐艳春, 张进, 汪平, 等. 考虑配电网静态电压稳定性的微电网优化配置[J]. 电力建设, 2022, 43(8): 87-101.
- XU Yanchun, ZHANG Jin, WANG Ping, et al. Optimal configuration of microgrid considering static voltage stability of distribution network[J]. Electric Power Construction, 2022, 43(8): 87-101.
- [30] ZHAO Shijie, ZHANG Tianran, MA Shilin, et al. Dandelion optimizer: a nature-inspired metaheuristic algorithm for engineering applications[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2022, 114: 105075.
- [31] BRAIK M, HAMMOURI A, ATWAN J, et al. White shark optimizer: a novel bio-inspired meta-heuristic algorithm for global optimization problems[J]. Knowledge-Based Systems, 2022, 243: 108457.
- [32] ALBERTO C, MARIA C, PAOLO C, et al. Numerical and experimental assessment of a novel SOFC-based system for micro-power generation[J]. Journal of Power Sources 2022, 551: 232180.
- [33] WANG Caisheng, NEHRIR M. H. A physically based dynamic model for solid oxide fuel cells[J]. IEEE Transactions on Energy Conversion, 2007, 22(4): 887-897.

收稿日期: 2023-05-29; 修回日期: 2023-08-25

作者简介:

马 遵(1995—), 男, 硕士研究生, 工程师, 研究方向为电网分析与安全稳定控制; E-mail: zunma@vip.qq.com

和 鹏(1988—), 男, 硕士研究生, 高级工程师, 研究方向为电网分析与安全稳定控制; E-mail: hepeng08@yn.csg.cn

杨 博(1988—), 男, 通信作者, 博士, 教授, 博士生导师, 研究方向为基于人工智能的新能源系统优化与控制。E-mail: yangbo_ac@outlook.com

(编辑 魏小丽)