

# 基于改进粒子群算法的质子交换膜燃料电池最优参数估计

王童颖<sup>1</sup>, 蒋文倩<sup>2</sup>, 李 旋<sup>1</sup>

<sup>1</sup>广西大学机械学院, 广西 南宁

<sup>2</sup>广西大学公共管理学院, 广西 南宁

收稿日期: 2021年9月10日; 录用日期: 2021年9月30日; 发布日期: 2021年10月13日

## 摘 要

质子交换膜燃料电池的精确建模有利于对其性能进行更准确地预测。本文首先针对质子交换膜燃料电池进行数学建模, 提出一种改进粒子群算法, 通过对比改进粒子群算法、基本粒子群算法以及遗传算法对其参数估计, 结果表明改进粒子群算法对质子交换膜建模参数估计的结果比其他两种算法更为准确。同时, 运用该改进粒子群算法可以预测不同温度与气压下燃料电池的极化曲线。结果表明改进粒子群算法具有寻优能力强、寻优结果准确等特点。

## 关键词

质子交换膜燃料电池, 改进粒子群算法, 参数估计

# Optimal Parameter Estimation of Proton Exchange Membrane Fuel Cell Based on Improved Particle Swarm Optimization Algorithm

Tongying Wang<sup>1</sup>, Wenqian Jiang<sup>2</sup>, Xuan Li<sup>1</sup>

<sup>1</sup>School of Mechanical Engineering, Guangxi University, Nanning Guangxi

<sup>2</sup>School of Public Administration, Guangxi University, Nanning Guangxi

Received: Sep. 10<sup>th</sup>, 2021; accepted: Sep. 30<sup>th</sup>, 2021; published: Oct. 13<sup>th</sup>, 2021

## Abstract

Precise modeling of proton exchange membrane fuel cell (PEMFC) is helpful to predict its performance more accurately. In this paper, the mathematical modeling of the proton exchange membrane fuel cell is firstly carried out, proposing an Improved Particle Swarm Optimization (IPSO) algorithm, by comparing the improved particle swarm optimization (IPSO) algorithm, the basic particle swarm algorithm (PSO) and genetic algorithm (GA) for the parameter estimation. The results show that the improved particle swarm optimization (IPSO) algorithm to the results of the proton exchange membrane model parameter estimation algorithm is more accurate than the other two. The polarization curves of fuel cells at different temperatures and pressures can be predicted by using the improved particle swarm optimization algorithm (IPSO). The results show that the improved particle swarm optimization algorithm (IPSO) has a strong searching ability and accurate searching results.

## Keywords

Proton Exchange Membrane Fuel Cell, Improved Particle Swarm Optimization Algorithm, Parameter Estimation

Copyright © 2021 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

## 1. 引言

伴随着人类的过度使用燃料以及随意排放,生态平衡逐渐被破坏,能源问题成为全球关注的重点。选用无污染以及可再生能源可有效缓解能源短缺的问题[1][2]。氢能源作为最具有发展潜力的能源之一,有着储量丰富、燃烧性能好、利用率高等优点。近些年来,许多国家大力发展新能源汽车,氢能同时也在工业、军事等方面的运用逐渐广泛[3]。燃料电池的种类有很多,分为固体氧化物燃料电池(SOFC)、直接甲醇燃料电池(DMFC)、质子交换膜燃料电池(PEMFC)等[4]。其中,质子交换膜燃料电池是最具有发展前景的燃料电池。质子交换膜燃料电池将阳极的氢气和阴极的氧气(空气)通过电化学反应,将化学能转化为电能,它是一种高效、无污染的能量转换装置[5]。

在质子交换膜的发展研究中,已经有很多学者对其结构和性能进行研究。质子交换膜燃料电池的性能评估主要是由其极化曲线来表现。近年来,由于算法的高效性和准确性,算法被逐步应用于燃料电池的极化曲线预测中,精确高效的预测有利于对其做出更好的性能评估和利用。文献[6]针对布谷鸟算法进行改进,提出一种自适应布谷鸟算法,通过验证不同的测试函数,得到该改进算法的收敛性优于其他几种算法,并将该算法用于两个不同电池案例中,结果表明该改进算法可以更精确验证两个案例的极化曲线。文献[7]提出几种不同针对遗传算法改进的DNA遗传算法,通过验证不同的测试函数证明所提出的算法的优越性,同时针对质子交换膜燃料电池建模优化未知参数,说明所提出的算法具有更好的收敛性和更强的搜索能力。文献[8]针对恒工况条件下PEMFC的剩余使用寿命问题,运用遗传算法对模型进行优化及预测,结果表明该方法具有较高的效率,文献[9]提出自适应聚焦粒子群算法,通过对模型8个未知数寻优后,验证了该改进算法的优越性。

粒子群算法[10]作为一种收敛速度快,收敛程度高的经典算法,已经被运用到各种方面,但是它也存在着某些缺点,比如容易陷入局部最优解等方面。本文将对质子交换膜燃料电池进行数学建模,分析其中待优化的参数,在对粒子群算法进行优化后,寻求该模型中未知参数的最优解,通过对比改进的粒子群算法、基本粒子群算法以及遗传算法,对比指标为预测的极化曲线中电压数据与实际电压数据的误差平方和。通过经典电堆案例分析研究,验证所提出的改进粒子群算法的有效性。

## 2. PEMFC 的数学模型

PEMFC 是一种高效、清洁的能量转换装置,与其他种类的燃料电池比较,它的内部反应相对简单,它将氢气和氧气的化学能转化为电能。PEMFC 的简化结构如图 1 所示,如图为质子交换膜燃料电池的整体结构,图 2 为质子交换膜燃料电池的膜电极,图 3 为最常用的内部流道,通常为蛇形流道。PEMFC 由阳极和阴极还有膜电极构成,膜电极将 PEMFC 阴极阳极隔开,它允许质子通过,不允许电子通过。在阳极通入氢气,在催化剂的作用下,一个氢分子被转化为两个质子并生成两个电子,如式(1),质子可以穿过中间膜,电子则通过外部电路到达阴极。质子在阴极催化环境下,与通入的氧气形成水和热,如式(2),总反应式(3)。如果将一个个 PEMFC 单体串联起来,那么就可以获得更大的功率。

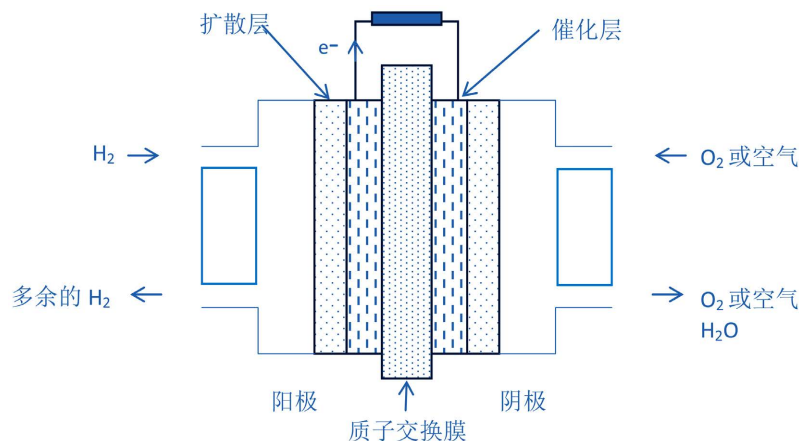


Figure 1. Simplified structure of PEMFC

图 1. PEMFC 的简化结构



Figure 2. Membrane electrode for PEMFC

图 2. PEMFC 膜电极

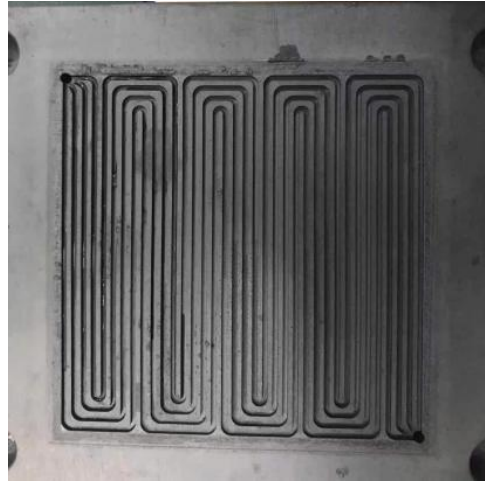
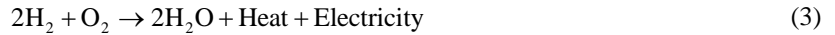


Figure 3. Common flow channel of PEMFC  
图 3. PEMFC 常见流道



建立合理的 PEMFC 模型是生成准确 PEMFC 的极化曲线前提。PEMFC 的极化曲线(V-I)产生过程中,存在着三种压降:极化损失( $V_{act}$ )、欧姆损失( $V_{\Omega}$ )、浓度损失( $V_{con}$ )。PEMFC 的数学模型输出如下[11]:

$$E = n \times (E_N - E_{act} - E_{\Omega} - E_{con}) \quad (4)$$

式(4)中,  $n$  为电堆中串联连接的单体数,式(5)中的  $E_N$  代表能斯特(可逆)电势,  $E_{act}$  表示激活损耗电压,  $E_{\Omega}$  表示欧姆损耗电压,  $E_{con}$  表示浓度损耗电压。其中,能斯特方程又可表示为:

$$E_N = 1.229 - 8.5 \times 10^{-4} (T_{PEM} - 298.15) + 4.31 \times 10^{-5} \times T_{PEM} \times \ln(P_{\text{H}_2} \sqrt{P_{\text{O}_2}}) \quad (5)$$

$$P_{\text{H}_2} = \frac{R_{ha} \times P_{\text{H}_2\text{O}}}{2} \times \left[ \frac{1}{\frac{R_{ha} \times P_{\text{H}_2\text{O}}}{P_a} \times e^{\frac{1.635 I_{PEM} / A}{T_{PEM}^{1.334}}} - 1} \right] \quad (6)$$

$$P_{\text{O}_2} = R_{hc} \times P_{\text{H}_2\text{O}} \times \left[ \frac{1}{\frac{R_{hc} \times P_{\text{H}_2\text{O}}}{P_c} \times e^{\frac{1.635 I_{PEM} / A}{T_{PEM}^{1.334}}} - 1} \right] \quad (7)$$

$$\log_{10}(P_{\text{H}_2\text{O}}) = 2.95 \times 10^{-2} (T_{PEM} - 273.15) - 9.18 \times 10^{-5} (T_{PEM} - 273.15)^2 + 1.44 \times 10^{-7} (T_{PEM} - 273.15)^3 - 2.18 \quad (8)$$

其中,  $T_{PEM}$  表示燃料电池的工作温度,  $P_a$  和  $P_c$  定义阳极和阴极的入口压力(atm),  $R_{ha}$  和  $R_{hc}$  是阳极和阴极中气体的相对湿度,  $P_{\text{H}_2}$  和  $P_{\text{O}_2}$  和  $P_{\text{H}_2\text{O}}$  分别为氢气、氧气和水的分压(atm),  $I_{PEM}$  表示 PEMFC 的电流值。

活化电压损失的数学模型:

$$E_{act} = -\left[\beta_1 + \beta_2 \times T_{PEM} + \beta_3 \times T_{PEM} \times \ln(C_{O_2}) + \beta_4 \times T_{PEM} \times \ln(I_{PEM})\right] \quad (9)$$

$$\beta_2 = 2.86 \times 10^{-3} + 2 \times 10^{-4} \times \ln(A) + 4.3 \times 10^{-5} \times \ln(C_{H_2}) \quad (10)$$

$$C_{O_2} = \frac{P_{O_2}}{5.08 \times 10^6} \times e^{\frac{498}{T_{PEM}}} \quad (11)$$

$$C_{H_2} = \frac{P_{H_2}}{1.09 \times 10^6} \times e^{\frac{77}{T_{PEM}}} \quad (12)$$

$$E_{\Omega} = I_{PEM} \times (R_m + R_c) \quad (13)$$

$$R_m = \frac{\rho_m \times l}{A} \quad (14)$$

$$\rho_m = \frac{181.6 \times \left[1 + 0.03 \left(\frac{I_{PEM}}{A}\right) + 0.062 \times \left(\frac{T_{PEM}}{303}\right)^2 \times \left(\frac{I_{PEM}}{A}\right)^{2.5}\right]}{\left[\lambda - 0.634 - 3 \left(\frac{I_{PEM}}{A}\right)\right] \times e^{4.18 \times \frac{T_{PEM}-303}{T_{PEM}}}} \quad (15)$$

其中,  $\beta_i$  代表经验系数,  $C_{O_2}$  代表阴极氧气浓度(mol/cm<sup>3</sup>)。  $E_{\Omega}$  代表欧姆压降, 其中,  $R_m$  和  $R_c$  分别表示膜电阻和连接电阻,  $l$  表示膜的厚度(cm),  $\rho_m$  表示膜电阻率,  $A$  表示膜的表面积(cm<sup>2</sup>),  $\lambda$  表示膜的含水量。

$$E_{con} = -\beta \times \ln\left(\frac{J_{max} - J}{J_{max}}\right) \quad (16)$$

$E_{con}$  表示浓度压降,  $\beta$  为参数系数,  $J$  为实际电流密度(Acm<sup>-2</sup>),  $J_{max}$  为电流密度的最大值(Acm<sup>-2</sup>)。

根据上面所建立的模型可知, 该模型存在六个未知参数( $\beta_1$ 、 $\beta_3$ 、 $\beta_4$ 、 $\lambda$ 、 $R_c$ 、 $\beta$ ), 通过算法准确识别这六个未知数是至关重要的, 本文将对改进粒子群算法和基本粒子群算法还有遗传算法在六个参数识别问题中的精确性, 验证改进粒子群算法的有效性。

**Table 1.** Upper and lower limits of model parameters

**表 1.** 模型参数的上下限

模型参数	上界	下界
$\beta_1$	-0.85	-1.2
$\beta_3$	9.8E-5	3.6E-5
$\beta_4$	-9.54E-5	-2.6E-4
$\beta$	0.5	0.0136
$R_c$	8E-4	1E-4
$\lambda$	23	13

### 3. 目标函数

PEMFC 的模型参数由以上六个未知数构成, 将由算法分别优化每一个参数, 在解决这个优化问题的时候, 模型的准确性可由下述的公式验证, 如公式(17), 使用 MATLAB 软件建模, 目的是最小化实验电压和估计电压误差平方和  $SSE$ ,  $SSE$  的值越小, 说明模型确精确。

$$\text{Min}(SSE) = \text{Min} \sum_{k=1}^N (V_k^{\text{est}} - V_k^{\text{exp}})^2 \quad (17)$$

其中,  $N$  表示测量点的个数,  $V_k^{\text{est}}$  表示 PEMFC 的估计电压,  $V_k^{\text{exp}}$  表示 PEMFC 的实验电压值。

## 4. 改进的粒子群算法

### 4.1. 基本粒子群算法

基本粒子群算法是在 1995 年由 Kennedy 和 Eberhart 提出的[10]。该算法模拟的是鸟群的觅食行为, 鸟群中的每只鸟都可看作一个无质量的粒子, 每个粒子具有速度和位置两种属性。每个粒子在搜索最优解的过程中, 会标记自身的最优值作为个体极值, 同时在全局搜索下, 找到全局最优解, 每个粒子在互相交流和学习后找到最优解, 停止搜索。与其他的算法相比, 粒子群算法的结构相对简单, 需要调整的参数很少, 寻优能力强, 可以作为一种高效利用的算法, 解决复杂的模型参数问题。在  $D$  维空间中有  $N$  个粒子, 粒子  $i$  的位置:  $x_i = (x_{i1}, x_{i2}, x_{i3}, \dots, x_{iD})$ , 粒子  $i$  速度:  $v_i = (v_{i1}, v_{i2}, v_{i3}, \dots, v_{iD})$ , 粒子  $i$  个体在  $d$  维分量的最好位置为  $pbest_{id}$ , 种群所经历的最好位置为  $gbest_d$ 。  $v_{id}^k$  粒子的代表第  $k$  次迭代粒子  $i$  飞行速度矢量的第  $d$  维分量,  $x_{id}^k$  代表第  $k$  次迭代粒子  $i$  位置矢量的第  $d$  维分量,  $c_1$  和  $c_2$  表示两个加速度常数, 调节最大学习步长,  $r_1$  和  $r_2$  代表两个随机函数, 取值范围[0, 1],  $\omega$  表示惯性权重, 用于调节对解空间的搜索范围。

粒子  $i$  的  $d$  维速度更新公式:

$$v_{id}^k = \omega * v_{id}^{k-1} + c_1 * r_1 * (pbest_{id} - x_{id}^{k-1}) + c_2 * r_2 * (gbest_d - x_{id}^{k-1}) \quad (18)$$

粒子  $i$  的  $d$  维位置更新公式:

$$x_{id}^k = x_{id}^{k-1} + v_{id}^k \quad (19)$$

### 4.2. 改进的粒子群算法

由基本粒子群算法可知, 惯性权重对该算法的影响很大, 一个较大的惯性权重, 粒子的惯性移动范围更大, 则算法的全局搜索能力往往更强, 但是这会导致算法的收敛能力变差, 一个较小的惯性权重, 则会导致局部搜索能力更强, 容易陷入局部最优, 所以正确地选择惯性权重对该算法整体能力的影响很大。本文提出一种新的自适应惯性权重, 针对本模型求最小值而言, 若粒子适应度大于平均适应度, 则  $\omega$  取最大, 粒子适合全局搜索, 若粒子适应度小于平均适应度, 则  $\omega$  随粒子的适应度增大而增大。所以, 改进的粒子惯性权重如下:

$$\omega_{id} = \begin{cases} \omega_{\min} + (\omega_{\max} - \omega_{\text{average}}) * e^{\frac{f(x_{id}) - 1}{f_{\text{average}}^d - f_{\min}^d}}, & f(x_{id}) \leq f_{\text{average}}^d \\ \omega_{\max}, & \text{else} \end{cases} \quad (20)$$

根据公式  $f_{\text{average}}^d$  表示粒子在第  $d$  次迭代的平均适应度,  $f_{\min}^d$  表示粒子第  $d$  代的最小适应度, 是一个固定的值。在该算法运行过程中, 先计算每个粒子的适应度, 随后根据公式更新惯性权重, 粒子随着每一代的惯性权重的变化, 逐渐改变速度和位置, 直到搜索到最优值为止。

## 5. 仿真结果

将三种算法验证于一个经典质子交换膜燃料电池电堆 BCS 500-W 中, 该电堆的额定功率为 500 W, 该电堆的实验数据来源于 [12], 该电堆的具体参数如表 2, 本次仿真运用在配置为 Intel(R)Core(TM)i7-4790CPU@3.60GHz 台式电脑的 matlabR2018b 环境下, 将三种不同算法分别运行 50

次, 在六个未知参数限制的基础上, 分别使用改进的粒子群算法、基本粒子群算法和遗传算法进行优化选择, 比较三种算法的有效性。

**Table 2.** Specific parameters of BCS 500-W fuel cell

**表 2.** BCS 500-W 燃料电池的具体参数

Stack Type	Number of cell	$A$ (cm <sup>2</sup> )	$l$ (μm)	$T$ (K)	$P_{H_2}$ (atm)	$P_{O_2}$ (atm)	$P$ (W)
BCS 500-W PEMFC	32	64	178	333	1	0.2075	500

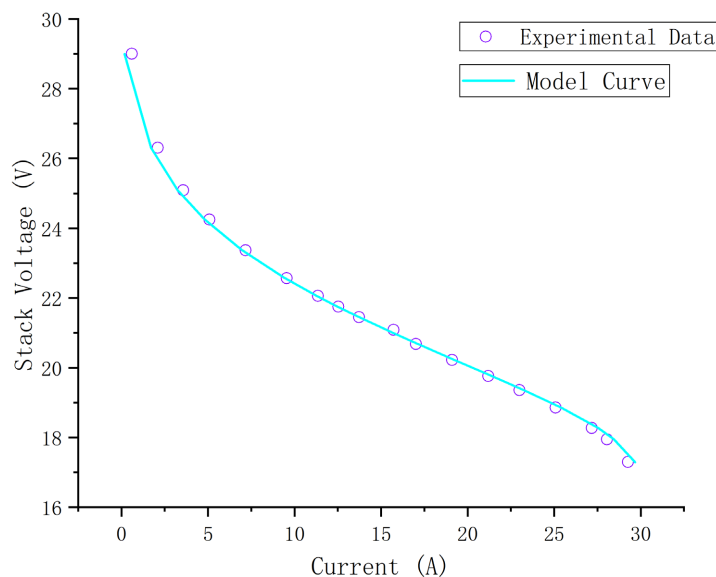
基于这些信息, 对模型进行了仿真, 根据表 3 可得到在 50 次独立运行后, 改进粒子群算法、粒子群算法、遗传算法对六个未知参数的优化选择, 由公式(17)进行验证, 更小的 SSE 值代表更精确的建模, 由结果可知, 改进粒子群算法的误差平方之和 SSE 值为 0.0119, 明显小于其他两种算法, 说明改进粒子群算法的准确性得到了进一步的验证, 同时, 改进粒子群算法、基本粒子群算法、遗传算法的运行时间分别为 2.93 s、4.11 s、5.06 s, 表明该改进粒子群算法的收敛性得到了很大的提高, 缩短了模型仿真时间, 收敛速度变快, 在 PEMFC 模型参数确定上起着重要的作用。

质子交换膜燃料电池的性能优劣本质上由电池的极化曲线(V-I 曲线)决定, 图 4 为针对 BCS 500-W PEMFC 参数识别中改进粒子群算法模拟的极化曲线分布, 由该图可得通过改进粒子群算法模拟的极化曲线接近真实实验曲线, 该模拟与实验数据具有较高的一致性。说明该改进粒子群算法可以有效模拟 PEMFC 的极化曲线。

**Table 3.** SSE validation of BCS 500-W fuel cell

**表 3.** BCS 500-W 燃料电池的 SSE 验证

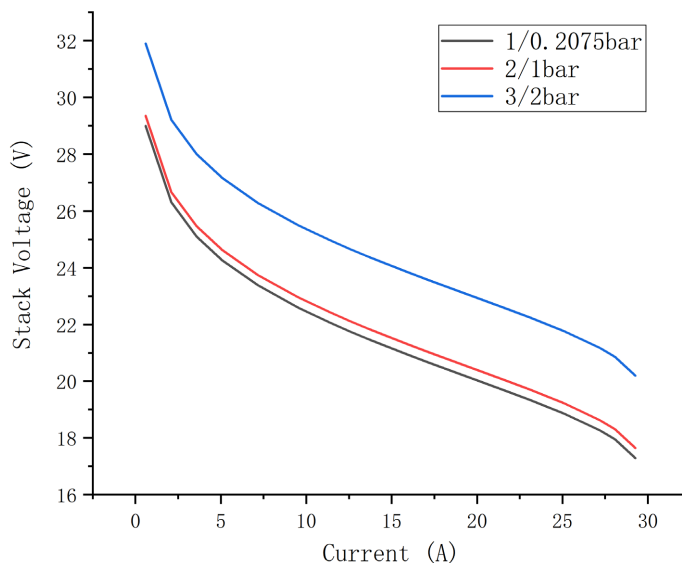
模型参数	$\beta_1$	$\beta_3$	$\beta_4$	$\beta$	$R_c$	$\lambda$	SSE
PSO	-1.0823	5.0964e-05	-0.00019	0.0150	0.0004	21.6612	0.0162
GA	-1.1360	4.0554e-05	-0.00019	0.0144	0.0004	19.8481	0.0244
IPSO	-0.9435	7.7833e-05	-0.00019	0.0160	0.0002	21.7917	0.0119



**Figure 4.** Polarization curves of BCS 500-W fuel cell

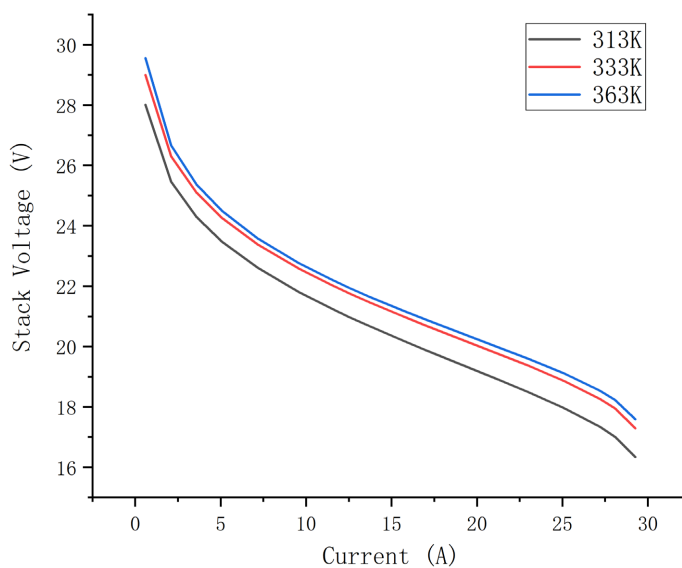
**图 4.** BCS 500-W 燃料电池的极化曲线

为了更好地分析算法的性能, 本文还对该电堆不同的分压和温度条件进行了研究。图 5 和图 6 显示了通过改进粒子群算法模拟的 BCS 500-W PEMFC 在不同的分压和温度下的极化曲线, 通过模拟可知, 在分别通入不同分压(氢气/氧气): (2.0/1.0 bar、3.0/2.0 bar)的情况下, 较高的分压能得到更高的电压, 这与实际情况相符, 说明算法是有效的, 同时模拟了不同温度下(363 K、313 K)的极化曲线, 随着电流值的增加, 电压由于活化损失、欧姆损失、浓度损失, 电压值呈下降趋势。观察可以得到相同电流下, 温度越高, 电压值越高, 这也符合实际情况下 PEMFC 的性能规律。由该结果表明, 通过该改进粒子群算法, 可以有效预测不同分压和温度下电堆的极化曲线。



**Figure 5.** Polarization curves of BCS 500-W PEMFC at different partial pressures

**图 5.** BCS 500-W 燃料电池在不同分压下的极化曲线



**Figure 6.** Polarization curves of BCS 500-W PEMFC at different temperatures

**图 6.** BCS 500-W 燃料电池在不同温度下的极化曲线



## 6. 结论

鉴于基本粒子群算法容易过早收敛而陷入局部最优, 本文根据惯性权重对基本粒子群算法进行改进, 通过将该改进粒子群算法、基本粒子群算法、遗传算法分别对质子交换膜燃料电池的模型中六个未知数进行优化估计, 结果表明该改进粒子群算法对质子交换膜燃料电池模型验证后预测的极化曲线和实验结果最接近, 验证了所提出的改进粒子群算法具有更高的准确性和更强的寻优能力。该改进的粒子群算法对解决质子交换膜燃料电池建模后未知参数选择具有较好的实践意义, 在优化待估计的参数后, 能获得精确的模型, 预测该电池在不同分压和温度下的性能表现。在后续的研究中可以使用其他更准确的优化算法来对质子交换膜燃料电池模型进行参数估计, 进一步提升建模的效率。

## 项目基金

广西研究生教育创新计划资助项目(项目编号 YCSW2021028)。

## 参考文献

- [1] 叶可. 燃料电池供给系统关键参数对其性能影响的研究[D]: [硕士学位论文]. 长春: 吉林大学, 2020.
- [2] 梅明堃, 赵博. 改善大气环境和能源危机的太阳能潜力分析[J]. 技术市场, 2021, 28(2): 128-129.
- [3] 曹继雷. 氢能支撑的风-燃气耦合低碳微网容量优化配置研究[D]: [硕士学位论文]. 大连: 大连理工大学, 2021.
- [4] 赵俊杰, 涂正凯. 高温车用燃料电池的发展及现状综述[J]. 化工进展, 2020, 39(5): 1722-1733.
- [5] Sharaf, O.Z. and Orhan, M.F. (2014) An Overview of Fuel Cell Technology: Fundamentals and Applications. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, **32**, 810-853. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2014.01.012>
- [6] 陈怡萍. 布谷鸟算法及应用研究[D]: [硕士学位论文]. 杭州: 浙江大学, 2019.
- [7] 吕慧珍. DNA 遗传算法及其在燃料电池中的应用研究[D]: [硕士学位论文]. 杭州: 浙江工业大学, 2015.
- [8] 谢宏远, 刘逸, 候权, 徐心海. 基于粒子滤波和遗传算法的氢燃料电池剩余使用寿命预测[J]. 东北电力大学学报, 2021, 41(1): 56-64.
- [9] 李奇, 陈维荣, 刘述奎, 林川, 贾俊波. 基于自适应聚焦粒子群算法的质子交换膜燃料电池机理建模[J]. 中国电机工程学报, 2009, 29(20): 119-124.
- [10] Kennedy, J. and Eberhart, R. (1995) Particle Swarm Optimization. *Proceedings of ICNN'95-International Conference on Neural Networks*, Perth, Australia, 27 November-1 December 1995, 1942-1948.
- [11] Omran, A., Lucchesi, A., Smith, D., et al. (2021) Mathematical Model of a Proton-Exchange Membrane (PEM) Fuel Cell. *International Journal of Thermofluids*, **11**, Article No. 100110. <https://doi.org/10.1016/j.ijft.2021.100110>
- [12] El-Fergany, A.A. (2018) Extracting Optimal Parameters of PEM Fuel Cells Using Salp Swarm Optimizer. *Renewable Energy*, **119**, 641-648. <https://doi.org/10.1016/j.renene.2017.12.051>