

# 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

李奇<sup>1</sup>, 陈维荣<sup>1</sup>, 刘述奎<sup>1</sup>, 林川<sup>1</sup>, 贾俊波<sup>2</sup>

(1. 西南交通大学, 四川省 成都市 610031; 2. 南洋理工大学电力电子工程学院, 南洋区 639798, 新加坡)

## Mechanism Modeling of Proton Exchange Membrane Fuel Cell Based on Adaptive Focusing Particle Swarm Optimization

LI Qi<sup>1</sup>, CHEN Wei-rong<sup>1</sup>, LIU Shu-kui<sup>1</sup>, LIN Chuan<sup>1</sup>, JIA Jun-bo<sup>2</sup>

(1. Southwest Jiaotong University, Chengdu 610031, Sichuan Province, China; 2. School of Electrical & Electronic Engineering, Nanyang Technological University, Nanyang Avenue 639798, Singapore)

**ABSTRACT:** Adaptive focusing particle swarm optimization (AFPSO) based on the balance characteristic between global search and local search of particle swarm optimization (PSO) was an adaptive swarm intelligence optimization algorithm with preferable ability of global search and search rate. According to the modeling principle of proton exchange membrane fuel cell (PEMFC), AFPSO was proposed to research a set of optimized parameters in the mechanism model. The comprehensive comparison between simulation results and experimental results demonstrated that AFPSO could make the simulation results fitted the experiment data with higher precision and have manifest superiority for estimating the model parameters. Therefore, AFPSO makes important effect for improving the output performance of PEMFC mechanism model and becomes a new effective tool in the fields of model parameters optimization.

**KEY WORDS:** adaptive focusing particle swarm optimization; proton exchange membrane fuel cell; mechanism modeling; parameters optimization; adaptive parameters

**摘要:** 自适应聚焦粒子群算法(adaptive focusing particle swarm optimization, AFPSO)是根据粒子群(particle swarm optimization, PSO)算法的全局搜索与局部搜索平衡特性, 改进得到的一种具有较好全局搜索能力和寻优速度的自适应群体智能优化算法。根据质子交换膜燃料电池(proton exchange membrane fuel cell, PEMFC)模型的建模原理, 利用 AFPSO 算法进行参数估计, 得到一组机理模型的最优参数。通过仿真结果与实验结果的对比分析, 证明 AFPSO 算法能够使仿真结果和实验测试数据之间达到很高的拟合精

度, 对于模型参数估计具有明显的优越性。因此, AFPSO 算法对于改善 PEMFC 机理模型的输出性能将起到重要的作用, 并有望成为模型参数优化领域的一种新的有效工具。

**关键词:** 自适应聚焦粒子群算法; 质子交换膜燃料电池; 机理建模; 参数优化; 自适应参数

## 0 引言

燃料电池是高效、环保的发电装置, 它直接将贮存在燃料与氧化剂中的化学能转化为电能。近年来燃料电池技术的发展备受各国政府和企业重视, 无论是学术上的基础研究或是商业上的应用开发均有长足的进步。目前在各个领域燃料电池都有广泛地应用。对于许多应用装置来说, 质子交换膜燃料电池是一种非常有吸引力的能源, 适用于可移动动力源、电动车以及分散电站。PEMFC 具有低运行温度、高功率密度、快速响应、快速启动能力、稳定性好以及当使用纯氢气时不会造成环境污染等特点<sup>[1-5]</sup>。

目前, 在已经建立的多种 PEMFC 模型中, 都存在很多难以确定的参数。多种优化算法如模拟退火算法(simulated annealing algorithm, SAA)、粒子群算法和搜寻者优化算法(seeker optimization algorithm, SOA)已经对这些参数进行了优化<sup>[6-9]</sup>, 起到一定的效果, 但是仍存在一些不足, 如存在易入局部极值点或早熟收敛等问题。

自适应聚焦粒子群算法是在 PSO 算法的全局搜索与局部搜索平衡特性的基础上, 改进得到的一种具有较好全局搜索能力和寻优速度的自适应群

基金项目: 国家重点实验室自主研究课题项目(2008TPL\_Z01)。

体智能优化算法。AFPSO 算法是基于分工合作的思想,对性能较好的粒子赋予较大的惯性权值,让其主要负责更优区域的探测;而对性能较差的粒子赋予较小的惯性权值,让其主要负责较好区域的开发。粒子的加速系数根据惯性权值自适应调整。当搜索结果好于当前粒子个体极值时,保持该个体当前的速度继续向前搜索,使个体始终保持自己搜索过程中的个体极值位置,并以此为起点进行后续搜索,起到“聚焦”作用<sup>[6]</sup>。同时,AFPSO 算法还将 PSO 算法中的全局最优位置与个体最优位置分别用相关个体最优位置的加权平均形式代替。这增加了种群多样性,提高了搜索效率。

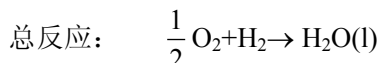
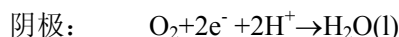
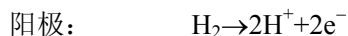
本文利用 AFPSO 算法对所建立的 PEMFC 机理模型进行参数估计,以寻找一组最优解。仿真结果与实验结果吻合较好,证明所建立的模型能够反映实际 PEMFC 的运行状态,并与其它智能优化算法比较,说明 AFPSO 算法对于模型参数估计具有较好的有效性和优越性。

## 1 PEMFC 机理建模

### 1.1 PEMFC 工作原理

PEMFC 是一个非线性、多输入、强耦合的复杂的动态系统,其工作原理涉及到流体力学、热力学以及电化学等众多学科。通常,PEMFC 要求给气体增湿,氢气和氧气分别作为燃料和氧化剂使 PEMFC 正常运行。

2 个电极发生的电化学反应方程如下:



### 1.2 PEMFC 机理模型原理

根据 J. C. Amphlett 和 J. Kim 已经建立起来的 PEMFC 输出特性的经验公式,得出输出电压的表达式<sup>[10-12]</sup>为

$$U_{\text{cell}} = U_{\text{Nernst}} - U_{\text{act}} - U_{\text{ohmic}} - U_{\text{con}} \quad (1)$$

式中:  $U_{\text{Nernst}}$  是热力学电动势;  $U_{\text{act}}$  是活化过电压,  $U_{\text{ohmic}}$  是欧姆过电压;  $U_{\text{con}}$  是浓差过电压。

热力学电动势由 Nernst 方程<sup>[12]</sup>展开如下所示:

$$U_{\text{Nernst}} = 1.229 - (8.5 \times 10^{-4})(T - 298.15) + (4.308 \times 10^{-5})T(\ln p_{\text{H}_2} + \frac{1}{2} \ln p_{\text{O}_2}) \quad (2)$$

式中:  $T$  为 PEMFC 工作温度;  $p_{\text{H}_2}$  是  $\text{H}_2$  有效分压;  $p_{\text{O}_2}$  是  $\text{O}_2$  有效分压。

由于化学反应以及与电极表面上原子或分子产生吸附过程, PEMFC 的活化过电压包括阳极过电压和阴极过电压 2 部分,可由下式<sup>[11-14]</sup>计算得到:

$$U_{\text{act}} = \xi_1 + \xi_2 T + \xi_3 T[\ln(C_{\text{O}_2})] + \xi_4 T[\ln(JA)] \quad (3)$$

式中:  $J$  为 PEMFC 的电流密度;  $A$  是膜的活化面积;  $\xi_i$  是基于流体动力学、热动力学以及电化学的模型相关参数<sup>[11-14]</sup>;  $C_{\text{O}_2}$  为阴极催化剂界面溶解氧气浓度。

根据 Henry 定律的定义可得

$$C_{\text{O}_2} = \frac{P_{\text{O}_2}}{5.08 \times 10^6 \exp(-498/T)} \quad (4)$$

欧姆过电压是由质子膜的等效膜阻抗产生的电势和阻碍质子通过质子膜的阻抗产生的电势 2 部分组成,可由下式<sup>[11-12]</sup>表示:

$$U_{\text{ohmic}} = -JA(R_{\text{M}} + R_{\text{c}}) \quad (5)$$

等效膜阻抗可由欧姆定律<sup>[11,13,16]</sup>得到,即

$$R_{\text{M}} = r_{\text{M}} \cdot l / A \quad (6)$$

式中  $l$  为质子交换膜的厚度。

Nafion 系列质子交换膜的电阻率可由下式<sup>[10,13,15-16]</sup>表示,即

$$r_{\text{M}} = \frac{181.6[1 + 0.03J + 0.062(\frac{T}{303})^2 J^{2.5}]}{[\lambda - 0.634 - 3J] \exp[4.18(\frac{T - 303}{T})]} \quad (7)$$

式中:  $\lambda$  为质子交换膜的含水量,是一个可调参数,反映气体湿度状态,通常取值范围是 10~23<sup>[14-16]</sup>。

浓差过电压是由质量传输产生,而质量传输影响  $\text{H}_2$  和  $\text{O}_2$  的浓度。浓差过电压<sup>[14-16]</sup>可表示为

$$U_{\text{con}} = -b \exp(qJ) \quad (8)$$

式中  $b$  和  $q$  为质量传递控制系数,由 PEMFC 的工作状态决定。

## 2 自适应聚焦粒子群算法

### 2.1 PSO 算法的基本原理

假设在  $M$  维搜索空间(解空间)里,有  $m$  个粒子组成的粒子群,其中第  $i$  个粒子位置可以表示成  $M$  维向量,  $x_i(n) = [x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{ij}, \dots, x_{iM}]$ ,  $j$  表示变量  $x_i$  的第  $j$  维分量;粒子的飞行速度为  $v_i(n) = [v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{ij}, \dots, v_{iM}]$ ;该粒子所经历的个体最佳位置可表示为  $k_i(n) = [k_{i1}, k_{i2}, \dots, k_{ij}, \dots, k_{iM}]$ ;在整个粒子群中,所有粒子经历过的最佳位置为  $g_i(n) = [g_{i1}, g_{i2}, \dots, g_{ij}, \dots, g_{iM}]$ ,当第  $i$  个粒子从  $n-1$  代迭代到  $n$  代时,可采用下式进行其速度和位置的更新<sup>[17]</sup>:

$$v_i(n) = \omega v_i(n-1) + c_1 r[k_i(n-1) - x_i(n-1)] + c_2 r[g_i(n-1) - x_i(n-1)] \quad (9)$$

$$x_i(n) = v_i(n) + x_i(n-1) \quad (10)$$

式中： $\omega$ 为惯性权值； $c_1$ 、 $c_2$ 为加速系数； $r$ 是在 $[0, 1]$ 范围内变化的随机数； $n$ 为迭代次数；粒子数 $i=1, 2, \dots, m$ 。

对 PSO 算法的收敛性分析结果表明，当加速系数在一定范围内变化时， $\omega$ 越大，则算法的全局搜索能力越强； $\omega$ 越小，则算法的局部搜索能力越强。利用这个特点，Y. Shi<sup>[17]</sup>等提出了惯性权值线性递减策略，第  $n$  代的  $\omega$  表示为

$$\omega(n) = (\omega_{\text{start}} - \omega_{\text{end}})(N_{\text{max}} - n) / N_{\text{max}} + \omega_{\text{end}} \quad (11)$$

式中： $N_{\text{max}}$ 为最大迭代次数； $\omega_{\text{start}}$ 为初始惯性权值； $\omega_{\text{end}}$ 为最大代数时惯性权值。

惯性权递减策略存在一些不足：首先，在实际中最大代数  $N_{\text{max}}$  难以预测。其次，在算法后期，所有粒子的惯性权都较小，因此在复杂问题优化中难以跳出局部极值点。

另外，PSO 算法中的平衡点取决于  $k_i$  与  $g_i$ ，平衡点的不断变化维持着 PSO 算法的搜索能力。但如果  $g_i$  本身质量不佳，将会导致其它粒子过快地收敛到  $g_i$ ，从而使平衡点陷入停滞状态，造成早熟收敛。为解决这一问题，应增加平衡点的多样性。

## 2.2 AFPSO 算法的基本原理

由上面的讨论可知，采用自适应的参数策略或者提高平衡点的质量与多样性都能够提高 PSO 算法的性能。同时，当搜索结果好于当前粒子个体极值时，保持该个体当前的速度继续向前搜索，使个体始终保持自己搜索过程中的个体极值位置，并以此为起点进行后续搜索，也可以有效地提高 PSO 算法的性能。

本文提出的 AFPSO 算法就是从以上 3 个方面改进 PSO 算法。基于分工合作的思想，对不同性能的粒子分配不同的任务<sup>[18]</sup>。对性能较好的粒子采用较大的惯性权，让其主要负责更优区域的探测；而对性能较差的粒子则采用较小的惯性权，让其迅速收敛到较好的区域中进行细致的搜索。这种策略的基本依据是：在 PSO 算法中，非最优粒子会逐渐移向全局最优位置  $g_i$ ，并在其附近进行搜索。因此全局最优粒子必须积极地探测新区域，不断更新  $g_i$ ，以此带动其它粒子的搜索。如果最优粒子过早地收敛，其它粒子就会迅速地收敛到它的周围而导致早熟收敛。该策略的具体做法是：将粒子按其个体最优位置从优到劣进行排序，其中排在第  $i$  位粒子的惯性权值及相应加速系数的表达式如下：

$$\omega_i = \omega_{\text{min}} + (\omega_{\text{max}} - \omega_{\text{min}})(m - i) / (m - 1) \quad (12)$$

$$c_{i1} = c_{i2} = (\omega_i + 1 + 2\sqrt{\omega_i}) / 2 \quad (13)$$

式中： $\omega_{\text{max}}$ 、 $\omega_{\text{min}}$  分别为预定义的最大与最小惯性权值； $m$  为种群规模；加速系数根据  $\omega_i$  自适应调整，该策略可在每一步迭代过程中都较好地平衡全局与局部搜索能力，且不需要预先设定出最大代数。

另外，PSO 算法中的平衡点要为粒子提供较好的搜索方向或搜索区域，这就要求平衡点或其所在区域总体上应优于粒子的当前位置。在早期收敛阶段，各个粒子的平衡点应该分布在一个较大的区域内，使粒子具有较好的全局搜索能力；而在后期阶段，应使粒子的平衡点分布在一个较小的区域内，使粒子在该区域内进行细致的搜索。基于上述考虑，并为了进一步增加平衡点的多样性，将 PSO 算法中的  $g_i$  替换为按个体最优位置排序后，最前面的  $s$  个粒子个体最优位置的加权平均  $p_g$  为：

$$k_g = \sum_{j=1}^s \delta_j k_j \quad (14)$$

$$\delta_j = \frac{1}{f_j} / \sum_{u=1}^s \frac{1}{f_u} \quad (15)$$

式中： $\delta_j$  是加权系数； $f_j$  为个体最优位置  $k_j$  对应的适应值(假设为最小化问题且  $f_j > 0$ )。

将  $k_i$  替换为排序后  $k_{i-1}$  与  $k_i$  的加权平均  $k_a$  ( $i \neq 1$ ) 得到：

$$k_a = (f_i k_{i-1} + f_{i-1} k_i) / (f_i + f_{i-1}) \quad (16)$$

由于  $k_a$  与  $k_g$  利用了更多的个体最优位置的信息，其中的任何一个个体最优位置发生更新，都会引起平衡点的更新，从而使平衡点更新地更加频繁，提高了算法的搜索效率。

综上所述，AFPSO 算法的粒子速度和位置更新表达式可表示为：

$$v_i(n) = \begin{cases} \omega_i v_i(n-1) + c_{i1} r_1 [k_a(n-1) - x_i(n-1)] + \\ \quad c_{i2} r_2 [k_g(n-1) - x_i(n-1)], & \text{if } f_i(n-1) \geq f_i(n-2) \\ v_i(n-1), & \text{if } f_i(n-1) < f_i(n-2) \end{cases} \quad (17)$$

$$x_i(n) = \begin{cases} x_i(n-1), & \text{if } f_i(n) \geq f_i(n-1) \\ v_i(n) + x_i(n-1), & \text{if } f_i(n) < f_i(n-1) \end{cases} \quad (18)$$

AFPSO 算法流程如下：

- 1) 令  $t=0$ ，初始化种群中粒子的位置与速度，设定最大速度  $v_{\text{max}}$  与位置边界  $X_{\text{max}}$ 、 $X_{\text{min}}$ ；
- 2) 计算每个粒子的适应值，并据此更新粒子的个体最优位置及它们对应的适应值；

- 3) 将粒子按个体最优位置从优到劣排序;
- 4) 根据式(12)~(13)计算每个粒子的惯性权与相应的加速系数;
- 5) 对每个粒子, 利用式(14)~(16)计算  $k_a$  与  $k_g$ ;
- 6) 根据式(17)~(18)更新粒子的速度与位置;
- 7)  $t=t+1$ , 如果满足结束条件, 则输出结果, 否则, 转 2)。

### 3 基于 AFPSO 算法的机理建模

#### 3.1 参数优化

本文利用 AFPSO 算法对模型中涉及到基于流体动力学、热动力学以及电化学、膜阻抗、膜含水量和质量传递量等 8 个关键参数 [ $\xi_1$ 、 $\xi_2$ 、 $\xi_3$ 、 $\xi_4$ 、 $R_c$ 、 $\lambda$ 、 $b$ 、 $q$ ] 进行寻优, 以确定一组最优参数。定义适应度函数为平均平方误差  $e_{\text{MSE}}$ , 即

$$e_{\text{MSE}} = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N (U_k - U_{\text{cell}})^2 \quad (19)$$

式中:  $N$  为实验数据的总数;  $U_k$  是实验中采集到的电压值;  $U_{\text{cell}}$  是式(1)中 PEMFC 的输出电压。

根据 PEMFC 机理模型中各参数的限制, 如表 1 所示该参数估计问题可以表述为如下带约束的优化问题:

$$\begin{aligned} F_1 &= \min e_{\text{MSE}} \\ \text{s.t.} \quad & \begin{cases} \xi_{1\min} \leq \xi_1 \leq \xi_{1\max} \\ \xi_{2\min} \leq \xi_2 \leq \xi_{2\max} \\ \xi_{3\min} \leq \xi_3 \leq \xi_{3\max} \\ \xi_{4\min} \leq \xi_4 \leq \xi_{4\max} \\ R_{c\min} \leq R_c \leq R_{c\max} \\ \lambda_{\min} \leq \lambda \leq \lambda_{\max} \\ b_{\min} \leq b \leq b_{\max} \\ q_{\min} \leq q \leq q_{\max} \end{cases} \end{aligned} \quad (20)$$

表 1 PEMFC 机理模型参数范围

Tab. 1 Parameter scopes of PEMFC mechanism model

参数	上限	下限	参数	上限	下限
$\xi_1$	-0.944	-0.994	$b/\text{V}$	0.003 50	0.000 17
$\xi_2$	0.005 0	0.000 5	$q/(\text{cm}^2/\text{mA})$	0.010	0.003
$\xi_3$	$2.8 \times 10^{-3}$	$7.4 \times 10^{-5}$	$R_c/\Omega$	0.01	$5.0 \times 10^{-5}$
$\xi_4$	$-1.5 \times 10^{-4}$	$-2.9 \times 10^{-5}$	$\lambda$	23	10

#### 3.2 实验系统

本次实验使用的 PEMFC 由新加坡淡马锡理工学院燃料电池应用研究中心提供。单电池由蛇型流场的石墨极板、三合一膜及一对密封胶圈组成<sup>[5-6,19]</sup>。电极的催化剂铂载量为  $0.4 \text{ mg}/\text{cm}^2$ , 质子交换膜采用美国杜邦公司的 Nafion112 型(厚度  $l$  是  $51 \mu\text{m}$ ),

其有效电极面积为  $20 \text{ cm}^2$ 。

实验中使用 Scribner Associates 公司的质子交换膜燃料电池测试系统(890CL)。该系统提供的软件 Fuel Cell™ 可实现对整个系统的控制, 包括可编程电子负载、反应气体流量和温度控制, 以及数据取样功能, 主要用于测试单电池或者低功率的电池堆。890CL 燃料电池测试系统是一个在成本和体积上优化的系统, 使用 32 位微处理器实现数据处理。图 1 所示为 PEMFC 发电测试系统, 包括 PEMFC、流量控制系统、增湿器和水热管理系统。该发电测试系统能够实时监测 PEMFC 的运行状态, 可以控制气体流量、电池工作温度、尾气排放等。实验中采用增湿器 EFH-100WA 使 PEMFC 工作在  $80^\circ\text{C}$ , 利用 890CL 燃料电池测试系统采集 100 组电池输出电压和电流密度。

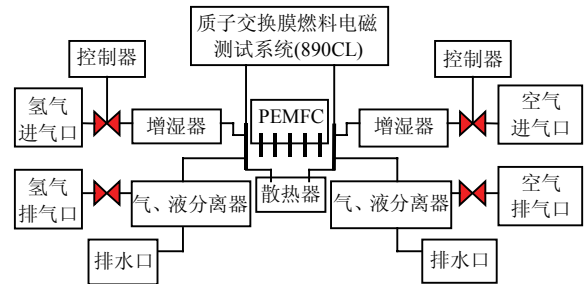


图 1 PEMFC 发电测试系统

Fig. 1 PEMFC test system

#### 3.3 实验结果分析

根据实验数据在 Matlab 环境下编写了 AFPSO 算法, 通过采用种群大小为 80、迭代次数为 200 的 AFPSO 算法对 8 个参数 [ $\xi_1$ 、 $\xi_2$ 、 $\xi_3$ 、 $\xi_4$ 、 $R_c$ 、 $\lambda$ 、 $b$ 、 $q$ ] 进行寻优。同时, 与相同条件下的自适应惯性权值粒子群算法(PSO- $\omega$ )<sup>[17]</sup>、带收敛因子的粒子群算法(PSO-cf)<sup>[20]</sup>及全面学习粒子群算法(CLPSO)<sup>[21]</sup>的参数优化结果进行了比较。表 2 为 4 种优化算法的参数优化结果, 表 3 为算法的结果比较。

由表 3 可以发现, AFPSO 算法的  $e_{\text{MSE}}$  达到  $4.0 \times 10^{-4}$ , 比 CLPSO、PSO-cf、PSO- $\omega$  算法的效果都要好, 而且 AFPSO 算法经过仅 12 次迭代后的  $e_{\text{MSE}}$  就达到  $1.13 \times 10^{-3}$ , 超过了 PSO-cf、PSO- $\omega$  算法的最终最优结果, 能够达到较好的全局极值。此外, 在迭代时间上也远快于其他 4 种算法, 足以说明 AFPSO 算法在 PEMFC 机理模型的参数优化上体现出很高的有效性和优越性。

图 2 是在随机选取初始解的条件下, 随迭代次数增加, 4 种算法搜索到的相对最优参数对应的

表 2 CLPSO、PSO- $\omega$ 、PSO-cf、AFPSO 的参数优化结果  
Tab. 2 Parameter optimization result of CLPSO、PSO- $\omega$ 、PSO-cf、AFPSO

参数	算法			
	CLPSO	PSO-cf	PSO- $\omega$	AFPSO
$\xi_1$	-0.962 8	-0.944 0	-0.977 1	-0.947 7
$\xi_2$	0.004 4	0.003 2	0.003 3	0.003 8
$\xi_3$	0.000 2	0.000 1	0.000 1	0.000 1
$\xi_4$	-0.000 2	-0.000 2	-0.000 2	-0.000 2
$R_c/\Omega$	0.003 1	0.01	0.01	0.005 9
$\lambda$	16.2	23.0	12.5	13.1
$b/V$	0.000 7	0.000 3	0.000 2	0.000 4
$q/(\text{cm}^2/\text{mA})$	0.003 1	0.003 3	0.003 4	0.003 2

表 3 CLPSO、PSO- $\omega$ 、PSO-cf、AFPSO 的算法结果比较  
Tab. 3 Comparison of the result of CLPSO、PSO- $\omega$ 、PSO-cf、AFPSO

算法	种群	迭代次数	$e_{\text{MSE}}/V$	迭代时间/s
CLPSO	80	200	$9.0 \times 10^{-4}$	6.156 2
PSO-cf	80	200	$3.3 \times 10^{-3}$	2.218 8
PSO- $\omega$	80	200	$2.7 \times 10^{-3}$	2.500 0
AFPSO	80	200	$4.0 \times 10^{-4}$	1.718 8

$e_{\text{MSE}}$  变化曲线。由于是随机对初始解进行选取，因此进化起始时的  $e_{\text{MSE}}$  较大。然而随着迭代次数的增加， $e_{\text{MSE}}$  快速地减小，最后逼近到最优解。在图 3 中，将 AFPSO 算法得到的最优参数代入 PEMFC 机理模型绘制出拟合曲线，与实验数据进行比较，

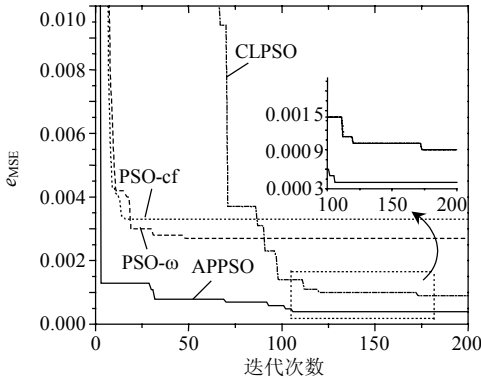


图 2 搜索过程中  $e_{\text{MSE}}$  的变化趋势  
Fig. 2 Trend of  $e_{\text{MSE}}$  during searching

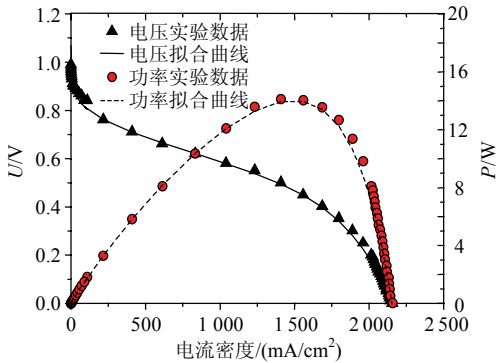


图 3 PEMFC 实验数据与 AFPSO 算法拟合曲线  
Fig. 3 Experimental data and fitted curve by AFPSO of PEMFC

可知绝大部分数据点都在该拟合曲线上。图 4 是由 AFPSO 算法得到的拟合曲线与相对应的实验数据之间的误差分布情况。从图 4 可知，大部分点的误差值都是随机的分布在一倍标准差范围内，因此进一步证明 AFPSO 算法具有很好的有效性。

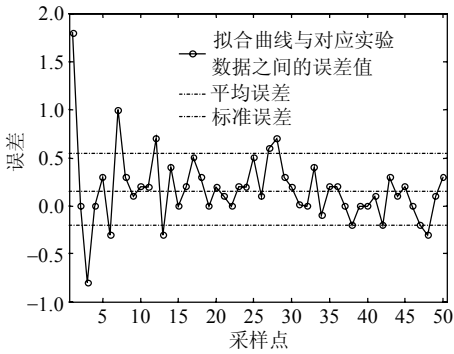


图 4 拟合曲线与实验数据之间的误差分布  
Fig. 4 Error distribution between the fitted curve and the experimental data

4 结论

本文在 Matlab 环境下，根据 PEMFC 机理模型的建模原理，采用 AFPSO 算法对该模型进行参数估计。仿真结果与实验结果吻合较好，验证了 AFPSO 算法的优越性和有效性。因此，AFPSO 算法对于进一步改善 PEMFC 输出性能、优化模型的参数设置将起到重要的作用。

参考文献

[1] James L, Andrew D. Fuel cell systems explained[M]. Chichster: John Wiley & Sons Ltd, 2003: 14-36.

[2] 陈启梅, 翁一武, 朱新坚, 等. 熔融碳酸盐燃料电池-燃气轮机混合动力系统特性分析[J]. 中国电机工程学报, 2007, 27(8): 94-98. Chen Qimei, Weng Yiwu, Zhu Xinjian, et al. Performance analysis of molten carbonate fuel cell-gas turbine hybrid system[J]. Proceedings of the CSEE, 2007, 27(8): 94-98(in Chinese).

[3] 陈启梅, 翁一武, 翁史烈, 等. 燃料电池-燃气轮机混合发电系统性能研究[J]. 中国电机工程学报, 2006, 26(4): 31-35. Chen Qimei, Weng Yiwu, Weng Shilie, et al. Performance analysis of a hybrid system based on a fuel cell and a gas turbine[J]. Proceedings of the CSEE, 2006, 26(4): 31-35(in Chinese).

[4] 翁史烈, 翁一武, 苏明. 熔融碳酸盐燃料电池动态特性的研究[J]. 中国电机工程学报, 2003, 23(7): 168-172. Weng Shilie, Weng Yinwu, Su Ming. Study of molten carbonate fuelcell on thermodynamic properties[J]. Proceedings of the CSEE, 2003, 23(7): 168-172(in Chinese).

[5] Jia J, Cham Y T, Wang Y, et al. The electrical dynamic response study of PEMFC as a backup power supply[C]. 2007 IEEE International Conference on Control and Automation, Guangzhou, 2007.

[6] 李奇, 陈维荣, 戴朝华, 等. 基于搜索者优化算法的质子交换膜燃料电池模型优化[J]. 中国电机工程学报, 2008, 28(17): 119-124.

- Li Qi, Chen Weirong, Dai Chaozhua, et al. Proton exchange membrane fuel cell model optimization based on seeker optimization algorithm[J]. Proceedings of the CSEE, 2008, 28(17): 119-124(in Chinese).
- [7] 李奇, 陈维荣, 贾俊波, 等. 基于改进粒子群算法的燃料电池模型优化[J]. 电池, 2007, 37(6): 418-421.
- Li Qi, Chen Weirong, Jia Junbo, et al. Fuel cell model optimization based on improved particle swarm optimization algorithm[J]. Battery Bimonthly, 2007, 37(6): 418-421(in Chinese).
- [8] Ren Y, Cao G Y, Zhu X J. Particle swarm optimization based predictive control of proton exchange membrane fuel cell[J]. Journal of Zhejiang University, 2006, 7(3): 458-462.
- [9] 仲志丹, 朱新坚, 曹广益. 基于模拟退火算法的燃料电池建模[J]. 电池, 2006, 36(5): 398-400.
- Zhong Zhidan, Zhu Xinjian, Cao Guangyi. Fuel cell modeling research based on simulated annealing algorithm[J]. Battery Bimonthly, 2006, 36(5): 398-400(in Chinese).
- [10] 李奇, 湛耀添, 区永江, 等. 质子交换膜燃料电池的电响应研究[J]. 电池, 2006, 36(5): 359-361.
- Li Qi, Chan Yaotian, Qu Yongjiang, et al. Investigation of electrical response of PEMFC[J]. Battery Bimonthly, 2006, 36(5): 359-361(in Chinese).
- [11] Amphlett J C, Baumertr M, Mannr F. Performance modeling of the ballard mark IV solid polymer electrolyte fuel cell: empirical model development[J]. Journal of the Electrochemical Society, 1995, 142(1): 9-15.
- [12] Kim J, Lees M, Srinivasan S. Modeling of proton exchange membrane fuel cell performance with an empirical equation [J]. Journal of the Electrochemical Society, 1995, 142(8): 2670-2674.
- [13] Mannr F, Amphlett J C, Hooperma I, et al. Development and application of a generalized steady-state electrochemical model for a PEM fuel cell[J]. Power Sources, 2000, 80(1): 173-180.
- [14] Andrew R, Li X G. Mathematical modeling of proton exchange membrane fuel cells[J]. Power Sources, 2001, 102(1): 82-96.
- [15] Pathapati P R, Xue X, Tang J. A new dynamic model for predicting transient phenomena in PEM fuel cell system[J]. Renewable Energy, 2005, 30(1): 1-22.
- [16] Li Qi, Chen Weirong, Jia Junbo, et al. Dynamic modeling and simulation of PEM fuel cell[J]. Journal of System Simulation, 2008, 20(19): 5231-5235.
- [17] Shi Y, Eberhart R. Empirical study of particle swarm optimization [C]. Proceedings the 1999 Congress on Evolutionary Computation, Washington, 1999.
- [18] 林川, 冯全源. 一种新的自适应粒子群优化算法[J]. 计算机工程, 2008, 34(7): 181-183.
- Lin Chuan, Feng Quanyuan. New adaptive particle swarm optimization algorithm[J]. Computer Engineering, 34(7): 181-183(in Chinese).
- [19] Han M, Chan S H, Jiang S P. Development of carbon-filled gas diffusion layer for PEFCs[J]. Power Sources, 2006, 159(2): 1005-1014.
- [20] Eberhart R C, Shi Y. Comparing inertia weights and constriction factors in particle swarm optimization[C]. Proceedings of the 2000 Congress on Evolutionary Computation, Piscataway, NJ, USA, 2000.
- [21] Liang J J, Qin A K, Suganthan P N, et al. Comprehensive learning particle swarm optimizer for global optimization of multimodal functions[J]. IEEE Transaction on Evolutionary Computation, 2006, 10(3): 67-82.



李奇

收稿日期: 2008-11-12。

作者简介:

李奇(1984—), 男, 博士研究生, 研究方向为 PEMFC 系统建模、群体智能算法、鲁棒控制等, liqi0800@gmail.com;

陈维荣(1965—), 男, 博士, 教授, 博士生导师, 研究方向为智能信息处理、智能监测技术等。

(编辑 张媛媛)