

基于ABC-SVM固体氧化物燃料电池电堆建模与仿真

靳方圆^{1,2}, 周海峰^{1,2}, 熊超^{1,2}

(1. 集美大学轮机工程学院, 福建 厦门 361021; 2. 福建省船舶与海洋工程重点实验室, 福建 厦门 361021)

[摘要] 为了更好地满足工程上对 SOFC (solid oxide fuel cell) 性能预测和控制方案设计要求, 提出利用人工蜂群算法 (ABC) 优化支持向量机 (SVM) 来建立 SOFC 电堆模型。通过利用 ABC 算法优化 SVM 参数 (核函数值宽度和惩罚因子), 采用优化后的参数作为 SVM 的初始参数建立模型, 与 SVM、GA-SVM 和 PSO-SVM 模型进行对比。实验结果表明: ABC-SVM 模型平均平方误差小, 说明该算法可以很好的预测在不同氢气流速下 SOFC 的电压/电流特性曲线。该模型对 SOFC 预测和控制方案设计有一定价值。

[关键词] 固体氧化物燃料电池 (SOFCs); 人工蜂群算法 (ABC); 支持向量机 (SVM); 电堆建模

[中图分类号] TP 391

Modeling and Simulation of Solid Oxide Fuel Cell Stack Based on ABC-SVM

JIN Fangyuan^{1,2}, ZHOU Haifeng^{1,2}, XIONG Chao^{1,2}

(1. School Marine Engineering, Jimei University, Xiamen 361021, China;

2. Key Laboratory of Naval Architecture and Ocean Marine Engineering of Fujian Province, Xiamen 361021, China)

Abstract: In order to better meet the engineering requirements for SOFC performance prediction and control scheme design, an artificial bee colony algorithm (ABC) optimization support vector machine (SVM) is proposed to establish the SOFC stack model. By using the ABC algorithm to optimize the SVM parameters (the kernel function with and the penalty coefficient), the optimized parameters are used as the initial parameters of the SVM. The model is compared with the SVM, GA-SVM and PSO-SVM models. The experimental results show that the ABC-SVM model's average squared error is small, which indicates that the algorithm can predict the voltage/current characteristic curve of SOFC under different hydrogen flow rates. The model has certain value for SOFC prediction and control scheme design.

Keywords: solid oxide fuel cells (SOFCs); artificial bee colony algorithm (ABC); support vector machine (SVM); modeling

0 引言

燃料电池以其高效、洁净和安全等诸多优点获得了世界各国的高度重视, 其中固体氧化物燃料电

[收稿日期] 2019-09-08

[基金项目] 国家自然科学基金项目 (51179074); 福建省自然科学基金项目 (2018J01495); 福建省高校重点实验室项目 (B17119); 集美大学科研启动基金项目 (ZQ2013007); 集美大学产学研项目 (S20127); 福建省教育厅项目 (JAT190335、JAT180269)

[作者简介] 靳方圆 (1996—), 男, 硕士生, 研究方向为燃料电池。通信作者: 周海峰 (1970—), 男, 教授, 硕士生导师, 博士, 从事智能信息处理、光机电一体化和仿生机理以及节能等方面的研究。E-mail: zhfeng216@163.com

池 (solid oxide fuel cell, SOFC) 因其工作温度高 (800 ~ 1 000 °C), 不使用贵金属催化剂, 功率密度大, 能量转化效率高和对燃料的种类和质量要求较低等优点, 已然成为燃料电池技术研究热点和发展方向。

燃料电池的性能常用其单电池或电池堆的输出电压/电流密度特性来描述^[1]。SOFC 电堆环境的复杂性、密闭性和高温性, 致使局部实验非常困难, 因此建立 SOFC 数学模型对于燃料电池的发展至关重要^[2-4]。目前研究人员已经从热力学、电化学、流体力学和材料学等方面建立一些详细的模型^[5-7]。这些数学模型对理解 and 设计 SOFC 电堆结构非常有益, 但是对燃料电池控制系统的设计帮助不大。

Arriagada 等^[8]建立了 SOFC 的人工神经网络 (ANN) 模型, 该模型基于人工神经网络理论, 结构简单、精度较高但是需要大量的训练数据。Wu 等^[9]建立 SOFC 的 GA-RBF 神经网络模型, 利用遗传算法优化 RBF 神经网络的参数, 选择优化后的参数使 RBF 神经网络模型的精度明显提高。Huo 等^[10]提出 SOFC 的 SVM 模型, 其与人工神经网络 (ANN) 辨识模型性能对比有明显的改善, 但是仍有较大误差。支持向量机是一种基于结构风险最小化模型的小样本学习方法, 具有更严谨的理论和数学基础, 需要更少的样本数目, 解决了人工神经网络小样本、非线性、过拟合等缺点。人工蜂群算法 (ABC)^[11]是源于蜜蜂采集花蜜行为的智能算法, 和传统算法 (GA、PSO 等) 相比, 具有更好地收敛性, 且算法简单、参数少、编程简单。

将两者结合, 通过 ABC 算法强大的数值优化能力来优化 SVM 参数, 建立更加精确有效的 SOFC 电堆模型。

1 基于人工蜂群算法优化支持向量机

1.1 人工蜂群算法

人工蜂群算法 (artificial bee colony, ABC) 模拟蜂群采蜜行为, 将蜂群分为采蜜蜂、观察蜂和侦察蜂, 采蜜时各个蜂种分工明确并保障信息共享, 是一种仿生物的智能全局优化算法。

假设所求解参数的维数是 D , 采蜜蜂与观察蜂的规模是 SN , 蜜源个数是 $SN/2$ 。则蜂群寻找最大蜜源位置的过程就可以看做在 D 维空间中搜索极值点的问题, 每个蜜源位置就是一个极值点, 蜜源中蜜的量就是极值的大小, 即适应度值。蜜源与采蜜蜂一一对应。采蜜蜂在蜜源 X_i 附近根据公式 (1) 寻找新的蜜源 X'_i :

$$x'_{id} = x_{id} + \varphi_{id}(x_{id} - x_{kd})。 \quad (1)$$

其中: $i, k = 1, 2, \dots, N$; $d = 1, 2, \dots, D$; φ_{id} 是区间 $[-1, 1]$ 上的随机数; $k \neq i$ 。

ABC 算法将新蜜源位置信息 $X'_i = \{x'_{i1}, x'_{i2}, \dots, x'_{iD}\}$ 与旧蜜源位置信息 $X_i = \{x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iD}\}$ 的适应度做比较, 并采用贪婪选择策略选择较好的蜜源位置。

当采蜜蜂完成上述过程后, 返回蜂巢并把好的蜜源位置信息分享给观察蜂, 每个观察蜂根据公式 (2) 选择一个蜜源进行观察。

$$p_i = F_i / \sum_{k=1}^N F_k, (i = 1, 2, \dots, N)。 \quad (2)$$

其中: F_i 是解 X_i 的适应度值; p_i 为蜜源; X_i 为被选中的概率。

如果蜜源 X_i 超过定义的限制参数 ‘limit’ 次数还没有被更新, 即没有找到更好的蜜源, 则放弃该蜜源, 且与之相对应的采蜜蜂变成侦查蜂, 侦查蜂通过公式 (3) 搜索产生新的蜜源来代替蜜源 X_i 。

$$x_{id} = x_d^{\min} + r(x_d^{\max} - x_d^{\min})。 \quad (3)$$

其中: r 区间 $[0, 1]$ 上的随机数; x_d^{\min} 和 x_d^{\max} 是第 d 维的下界和上界。

1.2 人工蜂群优化 SVM 算法设计

本文使用的为 LIBSVM 是台湾大学林智仁 (Lin Chih-Jen) 教授等开发设计的一种简单、易于使用

的和快速有效的 SVM 模式辨别和回归的工具包^[12]。SVM 参数优化问题一直是 SVM 技术发展的核心。

ABC 算法优化 SVM 的参数有核函数宽度 g 、惩罚系数 c (控制模型复杂度与逼近误差折中的量^[12]), 则 ABC 算法是在二维搜索空间中进行搜索。构造适合的种群数目、最大迭代次数和最大 ‘limit’。初始化最优的蜜源位置 $X_{best} = (g_{best}, c_{best})$ 和最优适应度值 F 。

根据 ABC 算法寻优得到的蜜源 X_i 作为 SVM 参数的初始值, 对支持向量机进行训练, 由于 SVM 辨识技术具有良好的泛化性能, 为了提高辨识模型的精度, 用训练集训练 SVM 模型, 再利用测试集测试该模型有效性, 因此本文取 X_i 作为 SVM 参数 (核函数宽度 g 和惩罚系数 c) 的初始值, 根据该模型的预测输出与期望输出的均方误差建立适应度函数, 即

$$F = f_{MSE} = [\sum_1^n (f(x_i) - y_i)^2] / n.$$

(4)

其中: n 为测试集样本数; $y_i (i = 1, 2, \dots, n)$ 为第 i 个样本的期望值; $f(x_i) (i = 1, 2, \dots, n)$ 为第 i 个样本的预测值。

适应度值越接近 0, 则模型的精度就越高, 采用贪婪选择策略来决定是否更新 $X_{best} = (g_{best}, c_{best})$, 然后更新蜜源位置和蜜蜂的种类和数量。达到最大迭代次数时, 算法结束。

ABC-SVM 算法设计流程如下。

- 1) 初始化; 设维度 $D=2$, 迭代次数为 $nmax$, 限制参数 ‘limit’ 数为 limit 以及种群规模 SN 和蜜源数 N , 确定搜索范围, 生成初始种群, 蜜源 $X = [X_1, X_2, \dots, X_N]$, $X_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iD})$ 。
- 2) 根据公式 (4) 建立适应度函数。
- 3) For ($i < nmax$)。
- 4) 采蜜蜂根据公式 (1) 寻找蜜源, 计算 F 并选出最优适应度值。
- 5) 观察蜂根据公式 (2) 更新选择蜜源。
- 6) 蜜源超过最大 ‘limit’ 次数, 放弃该蜜源, 观察蜂根据公式 (3) 产生新的蜜源。
- 7) 保留最好的蜜源。
- 8) End。
- 9) 最优解 c 和 g 。
- 10) 建立 ABC-SVM 模型。

2 基于 ABC-SVM 的 SOFC 辨识模型结构

SOFC 是一种非线性、大时滞、多输入多输出和随机干扰等特点的系统^[14], SOFC 的辨识模型常采用简洁模型结构为非线性自回归滑动平均模型 (NARX)^[13]:

$$U(k+1) = f[U(k), U(k-1), \dots, U(k-n); q_{H_2}(k), \dots, q_{H_2}(k-m); I(k)], k = 1, \dots, N.$$

(5)

其中: $U(k-i) (i = 0, 1, \dots, n)$ 是 SOFC 系统在 $k-i$ 这一时刻的输出; $q_{H_2}(k-i) (i = 0, 1, \dots, m)$ 是 SOFC 系统在 $k-i$ 这一时刻的氢气转化速率; $I(k)$ 电堆电流; $f(\cdot)$ 表征系统待辨识非线性函数。 $q_{H_2}(k)$ 、 $I(k)$ 为输入变量; $U(k)$ 为系统输出变量。

SOFC 系统的 ABC-SVM 辨识模型结构^[13]如图 1 所示。其中: TDL 为延迟环节。

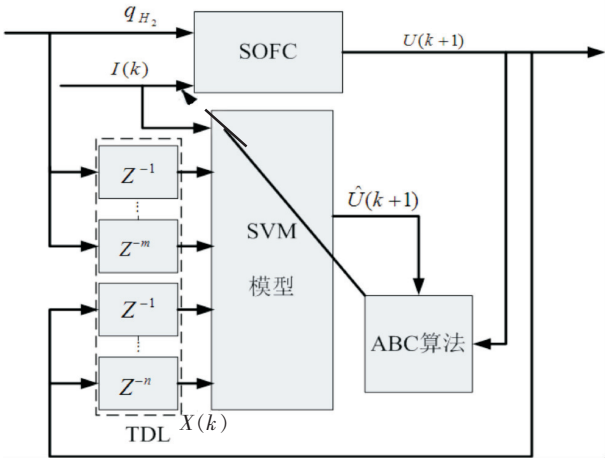


图 1 基于 ABC-SVM 的 SOFC 系统辨识结构

Fig.1 An identification structure of SOFC system based on ABC-SVM

设 $X(k) = (U(k), U(k - 1), \cdots, U(k - n); q_{H_2}(k), \cdots, q_{H_2}(k - m); I(k)), k = 1, \cdots, N$ 。以 $X(k)$ 作为输入，则辨识模型的输出 $\hat{U}(k + 1)$ 为：

$$\hat{U}(k + 1) = \sum_{i=1}^N (a_i - a_i^*) \exp\{-\|X(k) - X(i)\|^2/(2\sigma^2)\} + b。 \tag{6}$$

其中： a_i, a_i^* 为 Lagrange 乘子； $\exp\{-\|X(k) - X(i)\|^2/(2\sigma^2)\}$ 为径向基核函数； σ 核函数宽度。

3 仿真实验与分析

根据 SOFC 电堆的动态模型可知，其电压/电流密度曲线受多种因数影响（阳极氢气流速、阴极氧气流速、电堆温度、电堆各气体压力等）。本文采集数据仅考虑阳极氢气流速对电堆性能的影响。根据文献 [14] 建立 SOFC 的动态模型，并采集数据。本文是在电堆温度 $T = 1\ 273\ K$ 条件下，采集不同氢气流速下的 SOFC 电压和电流数据，将数据分为测试集和训练集。

本文取氢气的流速分别为 1.6, 1.8, 2.4 g/s 的电压/电流数据为训练集，氢气的流速为 2.0 g/s 的电压/电流数据为测试集，如图 2 所示。

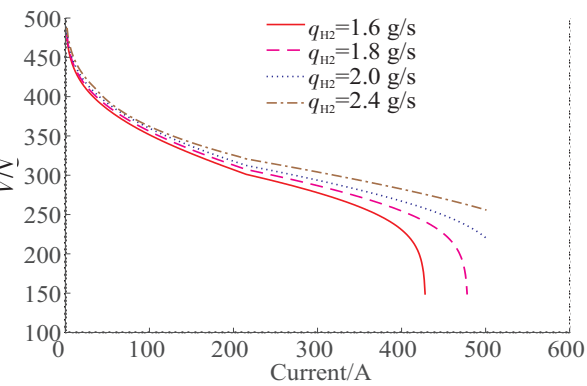


图 2 电流/电压采样数据

Fig.2 Acquisition data of current/voltage

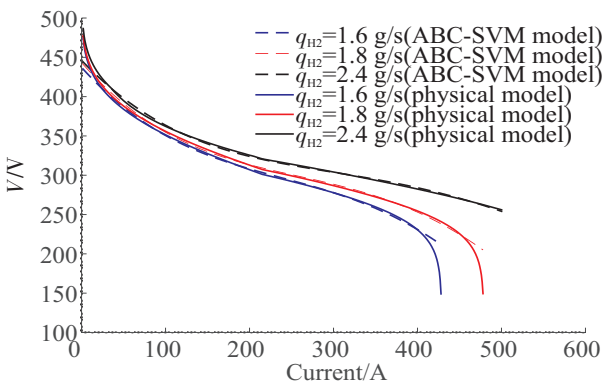


图 3 ABC-SVM 模型

Fig.3 ABC-SVM model

首先利用训练得到的 ABC - SVM 模型验证训练集，结果如图 3 所示。ABC - SVM 模型预测曲线可以很好的拟合训练集曲线；然后用该模型验证测试集，如图 4a 所示。作为对比，使用同样的训练集和初始参数，训练 SVM、PSO - SVM 和 GA - SVM 模型，并用测试集验证 SVM、PSO - SVM 和 GA - SVM 模型的准确性，实验结果如图 4b、4c、4d 所示。表 1 为 ABC - SVM、SVM、PSO - SVM、GA - SVM 模型的最优 c 和 g 值。

表 1 ABC - SVM、SVM、PSO - SVM、GA - SVM 参数

Tab. 1 Parameters for ABC - SVM、SVM、PSO - SVM、GA - SVM models

算法 Algorithm	g	c
ABC - SVM	1000.000 00	0.062 37
SVM	1.000 00	0.100 00
PSO - SVM	4.902 97	0.558 80
GA - SVM	71.521 30	0.323 30

从定性的角度分析实验结果，由图 4 可知。图 4a，当电流在 0 ~ 50 A 和 300 ~ 400 A 范围内 ABC - SVM 模型的预测值与期望值有较小误差，其他范围内还是取得很好地预测结果，比较符合本文设计需求；图 4b，在电流 0 ~ 500 A 之间 SVM 模型的预测值与期望值有较大的误差值，也是最不理想的一种情况，不符合本文设计需求；图 4c 和图 4d 图像相似，在电流 0 ~ 50 A 和 200 ~ 500 A 范围内 PSO - SVM 和 GA - SVM 模型存在较大误差，但是在 50 ~ 200 A 之间，可以很好地拟合期望曲线，适

用于小电流且电流变化范围小的设计需求, 也不符合本文设计需求。

从定量的角度分析实验结果, 由表 2 可知, ABC - SVM 算法的均方误差 $f_{MSE} = [\sum_1^n (f(x_i) - y_i)^2]/n$ (y_i 为期望值, $f(x_i)$ 为 ABC - SVM 的预测值) 最小并且预测曲线和期望曲线拟合度更好。虽然 PSO - SVM 模型和 GA - SVM 模型能较好地拟合期望曲线, 但是其均方误差较大, SVM 模型预测效果较差。通过对比 SVM、PSO - SVM 和 GA - SVM 模型的均方误差可知, ABC - SVM 模型具有更高的精度。这表明本文所建的 ABC - SVM 模型是可行的和有效的。

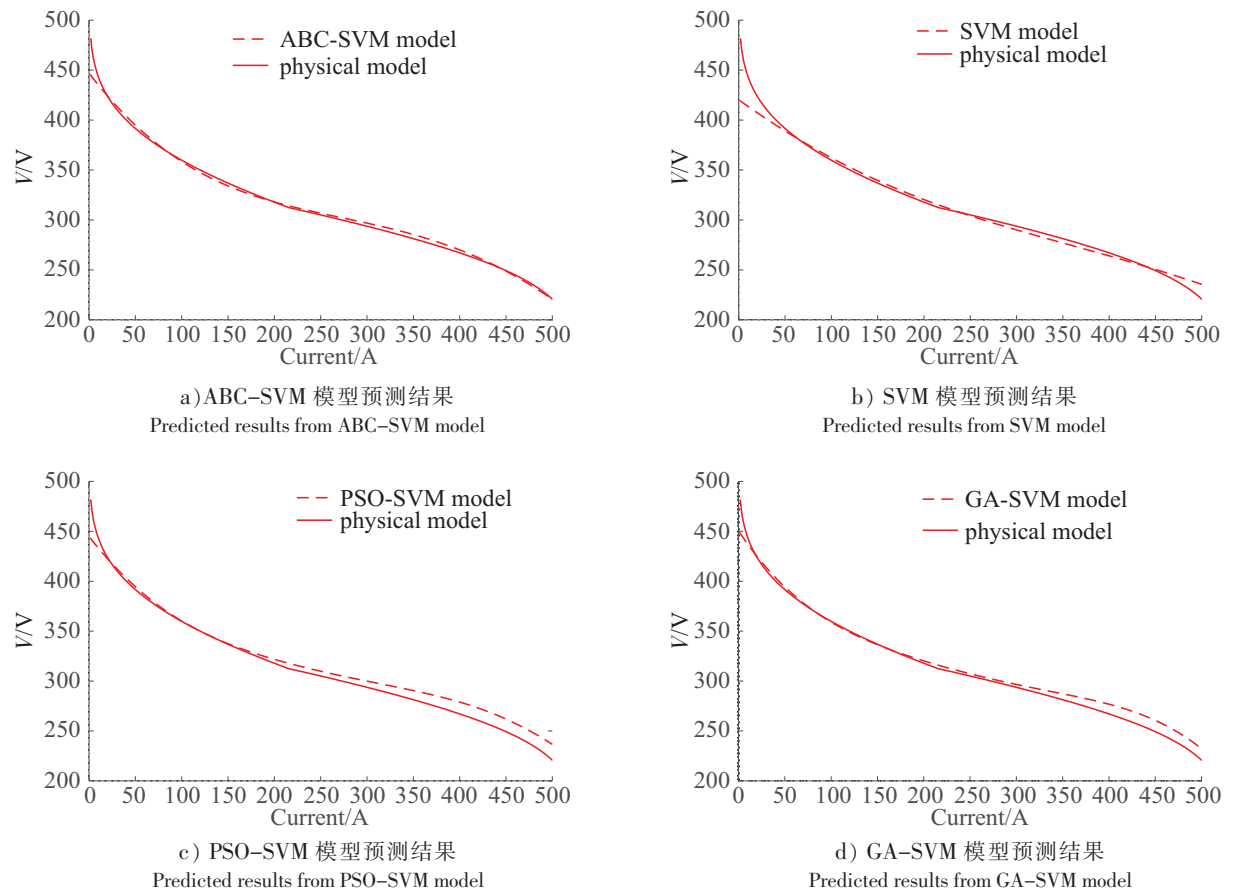


图 4 ABC-SVM、SVM、PSO-SVM、GA-SVM 模型预测结果

Fig.4 Predicted results from ABC-SVM,SVM,PSO-SVM,GA-SVM models

表 2 ABC - SVM、SVM、PSO - SVM、GA - SVM 运行结果

Tab.2 Predicting accuracy of the data from ABC - SVM,SVM,PSO - SVM,GA - SVM modeling

算法 Algorithm	ABC - SVM	SVM	PSO - SVM	GA - SVM
f_{MSE}	0.000 56	0.002 30	0.002 40	0.001 50

4 结束语

本文基于 ABC - SVM 算法对 SOFC 系统进行辨识, 结果表明此算法可以很好地预测在不同氢气流速率下 SOFC 的电压/电流特性曲线, 说明了人工蜂群算法可以应用于 SOFC 系统建模中。ABC - SVM 算法拥有更好的收敛特性和辨识能力, 可以较快地计算出系统的输入输出特性, 从而为实现 SOFC 在线控制提供了可能性。但是 SOFC 的 ABC - SVM 模型还需进一步完善, 比如, 建立更精确的 SOFC 电堆模型, 建立多输入多输出数据集和在线控制等。

[参 考 文 献]

- [1] PADULLÉS J, AULT G W, MCDONALD J R. An integrated SOFC plant dynamic model for power systems simulation [J]. *Journal of Power Sources*, 2000, 86(1/2): 495-500.
- [2] YU R, GUAN W B, ZHOU X D. Probing temperature inside planar SOFC short stack, modules, and stack series [J]. *JOM*, 2017, 69(2): 247-253.
- [3] CHENG H, JING S, XU Y W, et al. Control-oriented modeling analysis and optimization of planar solid oxide fuel cell system [J]. *International Journal of Hydrogen Energy*, 2016, 41(47): 22285-22304.
- [4] WU X L, XU Y W, ZHAO D Q, et al. Fault detection and assessment for solid oxide fuel cell system gas supply unit based on novel principal component analysis [J]. *Journal of Power Sources*, 2019, 436: 226864.
- [5] CHENG H, LI X, JIANG J H, et al. A nonlinear sliding mode observer for the estimation of temperature distribution in a planar solid oxide fuel cell [J]. *International Journal of Hydrogen Energy*, 2015, 40(1): 593-606.
- [6] POLVERINO P, PIANESE C, SORRENTINO M, et al. Model-based development of a fault signature matrix to improve solid oxide fuel cell systems on-site diagnosis [J]. *Journal of Power Sources*, 2015, 280: 320-338.
- [7] ZHANG L, JIANG J H, CHENG H, et al. Control strategy for power management, efficiency-optimization and operating-safety of a 5-kW solid oxide fuel cell system [J]. *Electrochimica Acta*, 2015, 177: 237-249.
- [8] ARRIAGADA J, OLAUSSON P, SELIMOVIC A. Artificial neural network simulator for SOFC performance prediction [J]. *Journal of Power Sources*, 2002, 112(1): 54-60.
- [9] WU X J, ZHU X J, CAO G Y, et al. Modeling a SOFC stack based on GA-RBF neural networks identification [J]. *Journal of Power Sources*, 2007, 167(1): 145-150.
- [10] 霍海娥, 霍海波, 杨长生. SOFC 的支持向量机 (SVM) 辨识建模 [J]. *系统仿真学报*, 2010, 22(6): 1557-1560.
- [11] 高雷阜, 高晶, 赵世杰. 人工蜂群算法优化 SVR 的预测模型 [J]. *计算机工程与应用*, 2016, 52(11): 55-59, 76.
- [12] 史峰, 王小川. MATLAB 神经网络 45 个案例分析 [M]. 北京: 北京航空航天大学出版社, 2013.
- [13] 席裕庚. 预测控制 [M]. 2 版. 北京: 国防工业出版社, 2013.
- [14] HUO H B, YI J, ZHU X J, et al. Control-related dynamic identification modeling of flat solid oxide fuel cell based on genetic algorithm optimized least squares support vector regression machine [J]. *Journal of Zhejiang University-Science A (Applied Physics & Engineering)*, 2014, 15(10): 829-839.

(责任编辑 陈 敏 英文审校 郑青榕)