

引用格式:靳方圆,熊超,周海峰,等. 基于ABC-SVM模型的固体氧化物燃料电池预测控制仿真研究[J]. 北京化工大学学报(自然科学版), 2021, 48(4): 96-104.

JIN FangYuan, XIONG Chao, ZHOU HaiFeng, et al. Predictive control simulation of solid oxide fuel cells based on an artificial bee colony-support vector machine (ABC-SVM) model[J]. Journal of Beijing University of Chemical Technology (Natural Science), 2021, 48(4): 96-104.

基于ABC-SVM模型的固体氧化物燃料电池 预测控制仿真研究

靳方圆^{1,2} 熊超^{1,2} 周海峰^{1,2*} 黄元庆³

(1. 集美大学 轮机工程学院, 厦门 361021; 2. 福建省船舶与海洋工程重点实验室, 厦门 361021;
3. 厦门大学 航空航天学院, 厦门 361102)

摘要: 为了满足直流负载电压的稳定性及固体氧化物燃料电池(SOFC)的耐用性和安全性的要求, 设计了两个控制回路分别对SOFC的输出电压和燃料利用率进行控制。通过设计一个简单的控制回路来使燃料利用率保持在恒定值, 并在此基础上开发了一个非线性模型预测控制器以控制SOFC的输出电压。该非线性模型预测控制器基于改进的支持向量机(SVM)预测模型, 首先利用Lipschitz quotients准则确定SVM预测模型的结构, 然后通过人工蜂群算法(ABC)优化SVM参数。仿真结果表明, 所提的基于ABC-SVM模型的SOFC预测控制算法可以很好地跟踪电压设定值, 证明了ABC-SVM模型在SOFC非线性动态建模中的有效性。

关键词: 固体氧化物燃料电池; 支持向量机; 人工蜂群算法; 模型预测控制

中图分类号: TP391 **DOI:** 10.13543/j.bhxbzr.2021.04.012

引言

固体氧化物燃料电池(solid oxide fuel cell, SOFC)的工作温度在600~1 000℃之间, 是一种很有前途的可持续能源转换装置, 具有广泛的应用前景。该装置的优点是效率高、燃料灵活、污染物排放低, 并且可以与热电联产利用SOFC产生的余热实现能量的充分利用。然而较高的工作温度也给该技术带来严峻的挑战, 如材料的选择、热管理、可靠性和耐久性等等。与温度及其分布相关的热管理因可以对电池完整性、电池电压、电流密度分布和功率输

出等方面产生直接影响, 是决定电池性能和堆栈行为的关键因素^[1-3]。

SOFC是一种大时滞、强耦合和非线性的动态装置, 分析其动态特性行为需要精确的动力学模型。目前学界已在SOFC的非线性动力学建模方面取得许多进展^[4-6]。这些模型适合用于电堆结构的设计和优化, 但对于控制器的设计来说却过于复杂。因此为提高SOFC的寿命和性能, 采取现代控制策略作为SOFC的电控器算法势在必行。燃料利用率、堆栈终端电压和堆栈内温度是SOFC系统控制的3个最重要变量, 其中燃料利用率和堆栈终端电压对负载的阶跃变化的响应速度较快, 且具有较强的非线性, 因此采用模型预测控制(model predictive control, MPC)对其进行控制; 而堆栈内温度对负载阶跃变化的响应速度缓慢, 传统的比例积分微分(proportion integration differentiation, PID)控制即可以满足控制需求。MPC是近年来备受关注的一种先进控制方法^[7-9]。文献[10]针对燃料流量和燃料利用率, 在现有技术的约束条件下提出一种约束计算有效的非线性模型预测控制算法。文献[11]

收稿日期: 2020-11-25

基金项目: 国家自然科学基金(51179074); 福建省自然科学基金(2018J01495); 现代精密测量与激光无损检测福建省高校重点实验室项目(B17119); 集美大学科研启动金(ZQ2013007); 集美大学横向课题项目(S20127); 福建省教育厅项目(JAT190335/JAT180269)

第一作者: 男, 1996年生, 硕士生

*通信联系人

E-mail: zhfeng216@163.com

针对 SOFC 系统实际操作中存在的问题,提出一种带区域跟踪的 SOFC 系统模糊模型预测控制方法,将模糊模型与预测控制相结合以达到控制要求。文献[12]提出了高温管式 SOFC 的动态准二维模型,并结合喷射器和预转化器模型,使用受限的多输入多输出 (multi-input multi-output, MIMO) 模型预测控制算法进行闭环仿真,仿真结果证明该算法可实现有效的负荷跟踪、可操作性的约束控制和抑制干扰。文献[13]基于带约束的收缩视界模型预测控制方法和基于虚拟参考反馈整定的数据驱动方法来识别控制器参数,结果表明两种控制方法均能在无超调或无超调的约束范围内提供鲁棒的功率跟踪性能。

为了满足直流负载电压的稳定性及 SOFC 的耐用性和安全性的要求,本文在保证燃料利用率处于设定值的前提下提出一种基于支持向量机 (support vector machine, SVM) 的非线性模型预测控制算法,用于控制堆栈电压。鉴于预测模型的预测精度和准确度直接影响预测控制的效果,因此采用人工蜂群算法 (artificial bee colony algorithm, ABC) 优化支持向量机,并利用 Lipschitz quotients 准则来确定 ABC-SVM 预测模型的输入阶数以达到提高预测模型精度和减小计算量的目的。仿真实验也验证了本文所提方法的有效性和优越性。

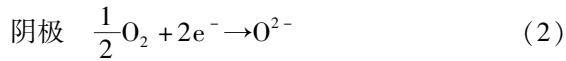
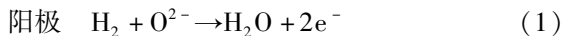
1 SOFC 物理模型

在本文的研究体系中,希望可以相对容易地对模型预测控制器进行设计,因此对其进行一些简化和假设。根据本文设计要求对 SOFC 系统作出如下假设:

- 1) 堆内充入的燃料和空气均为理想气体;
- 2) 由于气体分布的偏差很小,因此假设电池间的气体分布均匀;
- 3) 电池间没有热传递,每个电池都有相同的温度和电流密度;
- 4) 电堆和周围环境之间没有热交换;
- 5) 沿电极传输气体的通道有一个固定的体积和较小的尺寸,因此在电堆中有一个恒定的压力。

1.1 电堆电压

在以氢气为燃料的燃料电池中,氢气在阳极表面释放电子,电子通过外部负载进入电池阴极与氧结合产生氧离子,氧离子通过电解质到达阳极与氢离子结合产生水。该过程如下。



由于电极间存在电位差 E 从而发生氧化还原反应,电路中的离子流由 Nernst 方程表示

$$E = E^0 + \frac{RT}{2F} \ln \frac{p_{\text{H}_2} p_{\text{O}_2}^{1/2}}{p_{\text{H}_2\text{O}}} \quad (3)$$

式中, E^0 为标准电动势; R 和 F 分别为通用气体常数和法拉第常数; T 为堆栈内平均温度; p_{H_2} 、 p_{O_2} 和 $p_{\text{H}_2\text{O}}$ 分别为氢气、氧气和水蒸气的分压。

SOFC 堆栈通常由多个单电池堆叠,则对于 N_0 个串联堆叠的燃料电池,其堆栈终端电压(考虑电阻、活化、浓度损失)为

$$V_s = V_0 - \eta_{\text{Ohm}} - \eta_{\text{con}} - \eta_{\text{act}} \quad (4)$$

式中, V_s 为堆栈的终端电压; V_0 为堆栈的开路电压; η_{Ohm} 、 η_{act} 和 η_{con} 分别为电阻损失电压、活化损失电压和浓度损失电压。

开路电压、电阻损失电压、活化损失电压和浓度损失电压的计算公式分别为

$$V_0 = N_0 E^0 + \frac{NRT}{2F} \ln \frac{p_{\text{H}_2} p_{\text{O}_2}^{1/2}}{p_{\text{H}_2\text{O}}} \quad (5)$$

$$\eta_{\text{Ohm}} = r(T)I \quad (6)$$

$$\eta_{\text{act}} = a + b \lg I \quad (7)$$

$$\eta_{\text{con}} = \frac{RT}{2F} \ln \left(1 - \frac{I}{I_L} \right) \quad (8)$$

式中, I 为堆栈电流; 电池电阻 $r(T)$ 为关于电池温度 T 的函数; I_L 为堆栈的极限电流; a 和 b 分别为 Tafel 常数和斜率^[14]。

各气体分压根据 Padullés 等^[15]提出的方法计算。

$$p_{\text{H}_2}(s) = \frac{1/K_{\text{H}_2}}{1 + \tau_{\text{H}_2}s} (q_{\text{H}_2}^{\text{in}} - 2K_r I) \quad (9)$$

$$p_{\text{O}_2}(s) = \frac{1/K_{\text{O}_2}}{1 + \tau_{\text{O}_2}s} (q_{\text{O}_2}^{\text{in}} - K_r I) \quad (10)$$

$$p_{\text{H}_2\text{O}}(s) = \frac{1/K_{\text{H}_2\text{O}}}{1 + \tau_{\text{H}_2\text{O}}s} 2K_r I \quad (11)$$

式中, $K_r = \frac{N_0}{4F}$; $q_{\text{H}_2}^{\text{in}}$ 、 $q_{\text{O}_2}^{\text{in}}$ 分别为入口氢气和氧气的摩尔流率; K_{H_2} 、 K_{O_2} 和 $K_{\text{H}_2\text{O}}$ 分别为氢气、氧气和水蒸气的阀摩尔常数; 定义 $\tau_{\text{H}_2} = \frac{V_{\text{an}}}{K_{\text{H}_2} RT}$ 是与氢气流速相关的时间常数, 仅为电池温度 T 的函数, 其中 V_{an} 为阳极室的体积, 类似的得到 τ_{O_2} 和 $\tau_{\text{H}_2\text{O}}$ 。

1.2 燃料处理器

富含氢元素的燃料(如天然气等)从燃料存储

器经过燃料阀进入燃料处理器中,燃料处理器将富含氢元素的燃料转换为富含氢气的燃料和副产品。假设副产品与式(1)中的水蒸气完全反应。本文的燃料处理器模型采用一种简单的一阶传递函数,取燃料转换时间常数 $\tau_f = 5 \text{ s}$ ^[1],则氢气入口流速的计算如式(12)所示。

$$q_{\text{H}_2}^{\text{in}} = \frac{q_f}{1 + \tau_f s} \quad (12)$$

其中,根据式(1)、(2)可知氢气和氧气消耗的物质的量比为 2:1,但为保证氢气完全反应和调节温度需要过量的氧气,因此本文取氢气和氧气的流速比为 1.145:1^[1]。

1.3 燃料利用率

燃料利用率是 SOFC 重要的操作变量之一,燃料利用率的大小对电池堆栈有很大的影响。当燃料利用率较高时(高于 0.9),意味着堆栈内的燃料浓度较低,对电堆会遭成不可逆的损害,从而大大削减电堆的使用寿命和性能;而当燃料利用率低于 0.7 时,则会造成燃料的浪费和终端电压的异常升高,当尾气处理不当时又会造成环境污染,严重时甚至可能发生爆炸,威胁到工作人员的生命安全^[2]。

燃料利用率 u_c 的定义为

$$u_c = \frac{q_{\text{H}_2}^{\text{in}} - q_{\text{H}_2}^{\text{out}}}{q_{\text{H}_2}^{\text{r}}} = \frac{q_{\text{H}_2}^{\text{r}}}{q_{\text{H}_2}^{\text{in}}} = \frac{NI}{2Fq_{\text{H}_2}^{\text{in}}} \quad (13)$$

式中, $q_{\text{H}_2}^{\text{out}}$ 、 $q_{\text{H}_2}^{\text{r}}$ 分别为氢气出口和反应摩尔流速。假设在稳态下燃料利用率是恒定的,由式(13)可知电堆的电流与燃料输入量成正比,因此稳态下电堆的电流和燃料输入量关系为

$$q_{\text{H}_2}^{\text{in}} = \frac{NI}{2Fu_c}$$

文献[1]表明堆栈稳态下燃料利用率应在 0.7 ~ 0.9 之间,本文取堆栈电流 $I = 250 \text{ A}$,则稳态时燃料利用率 $u_c = 0.83$ 。

2 SOFC 控制策略

2.1 燃料利用率控制

燃料利用率是 SOFC 的重要参数。考虑电堆的动态变化,当电流发生微小变化时保持燃料利用率恒定,则恒燃料利用率下的进口燃料流速的微小变化可以通过求解式(13)的全微分方程来表示。

$$\Delta u_c = \frac{NI}{2Fq_{\text{H}_2}^{\text{in},0}} - \frac{NI}{2F} \frac{\Delta q_{\text{H}_2}^{\text{in}}}{(q_{\text{H}_2}^{\text{in},0})^2} \quad (14)$$

式中, I^0 和 $q_{\text{H}_2}^{\text{in},0}$ 分别为标称堆栈电流和标称氢气流速。燃料利用率保持恒定,即 $\Delta u_c = 0$,将其带入式(14)可得

$$\Delta q_{\text{H}_2}^{\text{in}} = \frac{q_{\text{H}_2}^{\text{in},0}}{I^0} \Delta I$$

燃料利用率控制策略如图 1 所示。

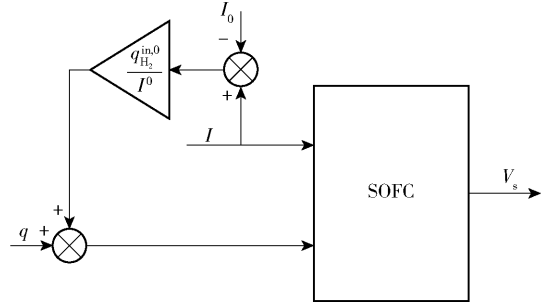


图 1 恒燃料利用率控制策略

Fig. 1 Constant fuel utilization control strategy

2.2 基于 ABC-SVM 的 SOFC 预测控制

2.2.1 SVM 理论

对于给定的训练样本 $D = \{(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_m, y_m)\}$,构造非线性回归函数

$$f(\mathbf{x}_k) = \mathbf{w}^T \mathbf{x}_k + b$$

式中, $\mathbf{x}_k = (x_1, x_2, \dots, x_n)$ 为 k 时刻的样本输入; b 为偏置; \mathbf{w} 为法向量。支持向量机回归问题可转化为^[16]

$$\begin{aligned} \min_{\mathbf{w}, b, \xi, \xi^*} & \frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2 + C \sum_{i=1}^m (\xi_i + \xi_i^*) \\ \text{s. t.} & \begin{cases} y_i - \mathbf{w}^T \mathbf{x}_i - b \leq \varepsilon + \xi_i \\ \mathbf{w}^T \mathbf{x}_i + b - y_i \leq \varepsilon + \xi_i^* \\ \xi_i, \xi_i^* \geq 0 \quad i = 1, 2, \dots, m \end{cases} \end{aligned} \quad (15)$$

式中, C 为正则化常数; ξ, ξ_i^* 为松弛变量。引入拉格朗日乘子构建拉格朗日函数并借助其对偶问题来求解式(15),即

$$\begin{aligned} \max_{\alpha, \alpha^*} & \sum_{i=1}^m [y_i (\alpha_i^* - \alpha_i) - \varepsilon (\alpha_i^* + \alpha_i)] - \\ & \frac{1}{2} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^m (\alpha_i^* - \alpha_i) (\alpha_j^* - \alpha_j) \mathbf{x}_i^T \mathbf{x}_j \\ \text{s. t.} & \begin{cases} \sum_{i=1}^m (\alpha_i^* - \alpha_i) = 0 \\ 0 \leq \alpha_i^*, \alpha_i \leq C \end{cases} \end{aligned}$$

式中, α_i^*, α_i 为拉格朗日乘子。求解该问题得到最优的拉格朗日乘子,即可得到 SVM 的解为

$$f(\mathbf{x}_k) = \sum_{i=1}^m (\alpha_i^* - \alpha_i) \mathbf{x}_i^T \mathbf{x}_k + b$$

设 $\phi(\mathbf{x})$ 为 \mathbf{x} 映射后的特征向量, 则其在特征空间对应的模型为

$$f(\mathbf{x}_k) = \sum_{i=1}^m (\alpha_i - \alpha_i^*) \phi(\mathbf{x}_k)^T \phi(\mathbf{x}_i) + b$$

根据 Mercer 条件, 核函数 $\kappa(\mathbf{x}_k, \mathbf{x}_i) = \phi(\mathbf{x}_k)^T \cdot \phi(\mathbf{x}_i)$, 则 SVM 预测模型输出为

$$f(\mathbf{x}_k) = \sum_{i=1}^m (\alpha_i - \alpha_i^*) \kappa(\mathbf{x}_k, \mathbf{x}_i) + b$$

本文取核函数为高斯核函数(径向基函数)

$$\kappa(\mathbf{x}_k, \mathbf{x}_i) = \exp \left(-\frac{\|\mathbf{x}_k - \mathbf{x}_i\|^2}{2\sigma^2} \right)$$

式中, σ 为高斯核函数的带宽。

2.2.2 SOFC 预测控制

MPC 是一种基于预测模型、滚动优化和误差校正的反馈控制策略。恒燃料利用率控制下 SOFC 电堆的 ABC-SVM 预测模型采用非线性自回归滑动平均模型(NARX)^[17], 表达式为

$$\begin{cases} U(k+d) = f(U(k+d-1), \dots, U(k+d-n), \\ q(k), \dots, q(k-m), I(k), \dots, I(k-m)) \\ \text{s. t. } q_{\min} \leq q(k) \leq q_{\max}, I_{\min} \leq I(k) \leq I_{\max}, \\ k = 1, 2, \dots, N \end{cases} \quad (16)$$

式中, $q(k)$ 和 $I(k)$ 分别为燃料流速和电堆电流在 k 时刻的输入, $U(k+d)$ 为 k 时刻输入对应的输出, n 和 m 分别为输入、输出的阶次, d 为输出延迟。本文采用 ABC-SVM 对非线性 $f(\cdot)$ 进行估计, 通过估计参数 C 和 σ 即可得到恒燃料利用率下电堆的非线性辨识模型为

$$\begin{aligned} \hat{U}(k+d) &= \sum_{i=1}^N (\alpha_i - \alpha_i^*) \exp \\ &\left(-\frac{\|\mathbf{x}_k - \mathbf{x}_i\|^2}{2\sigma^2} \right) + b \end{aligned} \quad (17)$$

式中, $\hat{U}(k+d)$ 为 ABC-SVM 模型预测的输出。人工蜂群算法是一种基于蜂群采蜜行为的仿生物智能全局优化算法^[18], 通过人工蜂群优化算法来估计 SVM 参数(C 和 σ), 则优化问题可转化为

$$\begin{aligned} \min_{C, \sigma} \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N [(\hat{U}(k) - U(k))]^2 \\ \text{s. t. } 0 < C, \sigma \leq 1000 \end{aligned} \quad (18)$$

式中, N 为训练数据的个数。本文选择的预测模型结构如式(16)所示, 模型的结构完全由 m 和 n 决定。在近几十年的发展中, 出现了许多选择非线性模型阶数的方法, 本文采用 He 等^[19]提出的 Lipschitz

quotients 准则, 根据输入输出数据决定非线性系统的结构。将式(16)结构改写为紧凑型

$$U = f(x_1, x_2, \dots, x_k)$$

式中, k 为输入变量数目, $k = n + 2m + 2$ 。设 $\mathbf{x} = [x_1, x_2, \dots, x_k]^T$, 根据输入输出对 $(\mathbf{x}(i), U(i))$ 定义 Lipschitz quotients 为

$$q_{i,j}^{(k)} = \frac{|U(i) - U(j)|}{|\mathbf{x}(i) - \mathbf{x}(j)|}, i \neq j \quad (19)$$

式中, $|\mathbf{x}(i) - \mathbf{x}(j)|$ 为输入数据中两个不同点间的距离; $|U(i) - U(j)|$ 为输出数据中两个不同点间的距离。式(19)可以扩展为

$$q_{i,j}^{(k)} = \frac{|U(i) - U(j)|}{\sqrt{(x_1(i) - x_1(j))^2 + \dots + (x_m(i) - x_m(j))^2}}$$

根据文献[19]可知, $q_{i,j}^{(k)}$ 可用来判断是否缺少一个或者多个必要的输入变量, 或包含一个或多个冗余的输入变量。例如, 当缺少一个必要变量时, $q_{i,j}^{(k-1)}$ 要比 $q_{i,j}^{(k)}$ 大甚至无法计算, 相反当输入变量冗余时, $q_{i,j}^{(k+1)}$ 会比 $q_{i,j}^{(k)}$ 或大或小但不明显。式(20)用来标识输入变量的最佳数目。

$$q^{(k)} = \left(\prod_{i=1}^p \sqrt{k} q^{(k)}(i) \right)^{\frac{1}{p}} \quad (20)$$

式中, $p \in [0.01N, 0.02N]$, $q^{(k)}(i)$ 为第 i 个 $q_{i,j}^{(k)}$ 的最大值。则式(20)的停止标准可定义为

$$\frac{|q^{(k+1)} - q^{(k)}|}{\max(1, |q^{(k)}|)} < \varepsilon \quad (21)$$

其中, $\varepsilon = 0.1$ 即可满足所有的情况。

SOFC 是一种大时滞、多输入且多输出的非线性系统。根据 Lipschitz quotients 准则, 可以得到非线性自回归滑动平均模型最佳输入变量的阶数 m 和 n 。动力学模型的输入变量 $(q(k), I(k))$ 、对应的输出电压 $U(k+d)$ 以及 ABC-SVM 预测模型的输入变量则是根据动力学模型过去的输入输出和当前的输入组成, $\mathbf{x}(k) = [U(k+d-1), \dots, U(k+d-n), q(k), \dots, q(k-m), I(k), \dots, I(k-m)]$, 可由 ABC-SVM 模型得到输出估计量 $\hat{U}(k+d)$ 。在预测控制中, 为了实现对未来输出的多步预测, 本文根据式(16)、(17)建立 p 个串行的 ABC-SVM 模型, 它们的原理相同, 区别只是输入量在时间上的相继移位, 从而达到 p 步预测的目的^[7]。对于 i 步输入变量中过去时刻的电压值由 $i-1$ 步的 ABC-SVM 预测模型的输出电压表示, 因此 p 步预测输出通过第 p 个 ABC-SVM 模型获得, 定义为

$$\hat{U}(k+d+p) = f(\hat{U}(k+d+p-1), \dots, U(k+d-1))$$

$p-n), q(k+p), \dots, q(k+p-m), I(k+p), \dots, I(k-m+p))$

堆栈实际输出电压和 ABC-SVM 预测输出电压的误差为

$$e(k+d) = U(k+d) - \hat{U}(k+d) \quad (22)$$

通过由式(22)得到的误差来修正 ABC-SVM 预测模型的输出电压 $\hat{U}(k+d+p)$, 获得修正后的预测输出电压为

$$U_p(k+d+j) = \hat{U}(k+d+j) + e(k+d), j=1, 2, \dots, p$$

本文设计的模型预测控制算法框图如图 2 所示, 其中 TDL 为延时阵列。MPC 控制器实际上是在一定范围内基于预定的输入值对系统未来动态行为进行预测, 进而求解在该预定输入值下系统输出的最小化成本函数的非线性优化问题, 因此成本函数的选择关系到控制的效果。本文的成本函数包括预测输出电压和期望轨迹的二次函数, 同时包括防止燃料流速变化过大的二次函数。成本函数定义为

$$F = \sum_{i=1}^{n_0} [(y_r(k+d+i) - U_p(k+d+i))]^2 + \sum_{j=1}^{m_0} [(q(k+j) - q(k))]^2$$

s. t. $q \in [0.6, 1.2]$

式中, y_r 为参考轨迹, $q(k+j)$ 为预测输入, n_0 为预测

步长, m_0 为控制步长。

参考轨迹是通过将系统设置值 r 和 SOFC 动力学模型输出 U 进行比较得来, 其定义为

$$y_r(k+d+i) = c^i U(k+d) + (1-c^i)r \quad (i=1, 2, \dots, p; 0 \leq c \leq 1)$$

本文采用单步预测控制方法, 因此为了获得最优的控制器输出 $q(k+1)$, 采用黄金分割算法, 该算法结构简单, 可靠性强, 是在实际中比较常用的一种在线优化算法。具体计算流程如下。

1) 设初始搜索区间为 $[a_1, a_2] = [q_{\min}, q_{\max}]$, 定义搜索停止条件 ξ , 初始化 $k=1$ 。初始搜索点为

$$a_3 = a_1 + 0.382(a_2 - a_1)$$

$$a_4 = a_1 + 0.618(a_2 - a_1)$$

计算成本函数 $f_3 = F(a_3)$ 和 $f_4 = F(a_4)$, 并比较 f_3, f_4 。

2) 若 $f_3 < f_4$, 则舍弃 a_2 点, 设新的搜索区间为 $[a_1, a_4]$ 并作如下替换

$$a_2 \leftarrow a_4, a_4 \leftarrow a_3, f_4 \leftarrow f_3$$

同时取新点 $a_3 = a_1 + 0.382(a_2 - a_1)$, 并计算成本函数 $f_3 = F(a_3)$ 。

3) 若 $f_3 > f_4$, 则舍弃 a_1 点, 设新的搜索区间为 $[a_3, a_2]$ 并作如下替换

$$a_1 \leftarrow a_3, a_3 \leftarrow a_4, f_3 \leftarrow f_4$$

同时取新点 $a_4 = a_1 + 0.618(a_2 - a_1)$, 并计算成本函

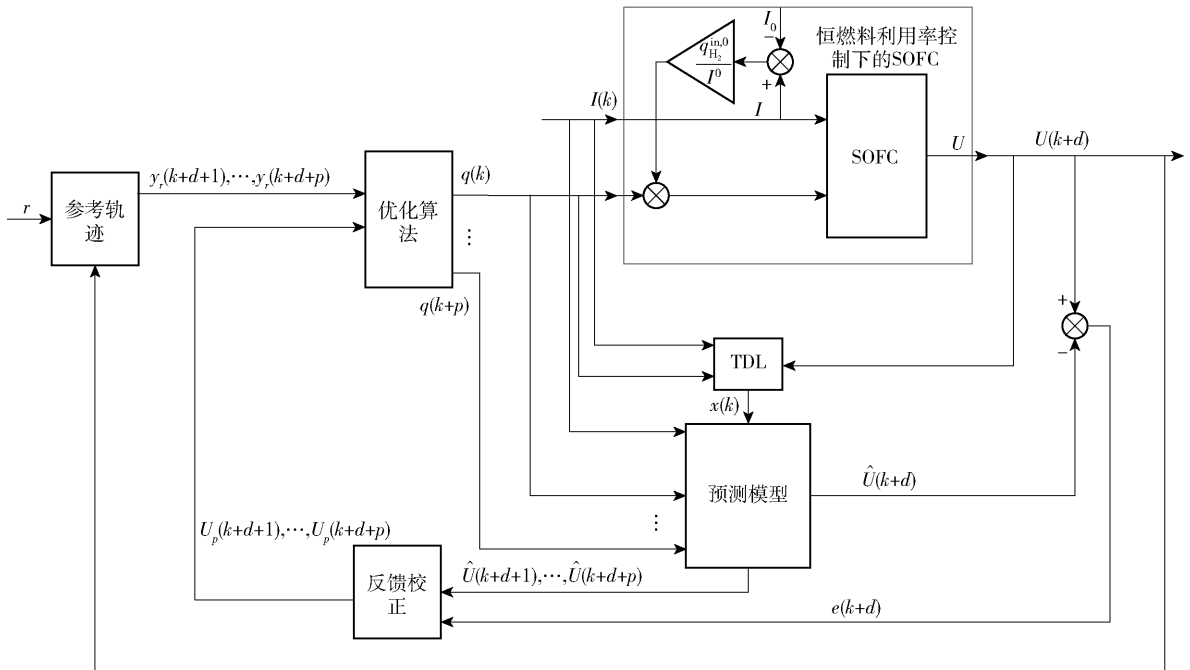


图2 基于 ABC-SVM 模型的 SOFC 预测控制

Fig. 2 SOFC predictive control based on the ABC-SVM model

数 $f_4 = F(a_4)$ 。

4) 每次缩短区间后均进行一次判断,若满足

$$\left| \frac{a_1 - a_2}{a_{\min} - a_{\max}} \right| \leq \xi$$

则停止迭代,返回最优点 $q(k+1) = \frac{a_1 + a_2}{2}, k = k + 1$; 否则返回步骤 2) 继续迭代。

本文设计的模型预测控制器为基于 ABC-SVM 的预测模型,预测模型算法流程如下。

- 1) 根据式 (3) ~ (12) 在 Matlab/Simulink 环境中建立 SOFC 动力学模型。
- 2) 采集数据。设 $q \in [0.6 \quad 1.2] \text{ mol/s}, I \in [200 \quad 300] \text{ A}$, 输入变量为均匀随机信号, 收集输入、输出数据。
- 3) 数据归一化。归一化公式有很多种, 为提高建模的精度和速度, 本文选择归一化公式为 $\frac{x_i - x_{i,\min}}{x_{i,\max} - x_{i,\min}}$ 。
- 4) 选择部分采集的数据计算出 Lipschitz quotients, 并确定 SVM 辨识模型的输入、输出阶数 n 和 m 。
- 5) 将采集的数据分为训练集和测试集, 通过 ABC 算法优化 SVM 参数, 并建立 ABC-SVM 预测模型。

3 仿真分析

基于文献[6]和文献[13]给出的非线性 SOFC 动力学模型进行仿真, 仿真平台为个人计算机, 双核 2.60 GHz 内存, 所有算法均采用 Matlab/Simulink 编程语言实现。

在数据采集阶段, 设 $q \in [0.6 \quad 1.2] \text{ mol/s}, I \in [200 \quad 300] \text{ A}$, 输入变量均由均匀随机序列产生, 共采集 $t = 5\,000 \text{ s}$ 的数据, 将前 3 000 s 数据作为训练集, 后 2 000 s 数据作为测试集, 燃料流速、电堆电流和电堆电压的采集数据分别如图 3~5 所示。

根据采集的输入、输出数据计算出 Lipschitz quotients, 并以此确定 ABC-SVM 辨识模型的结构。图 6 显示了不同阶数的 Lipschitz quotients, 经计算在点 (4,2) 处满足停止条件 (式 (21)), 因此确定非线性自回归滑动平均模型的最佳阶数为 $m = 4$ 和 $n = 2$ 。

通过人工蜂群算法优化 SVM 参数进而得到堆栈的辨识模型, 根据训练集训练 ABC-SVM 模型, 得到 SVM 的最优参数为 $C = 485.207\,9, \sigma = 0.010\,0$ 。利用测试集测试所得到的 ABC-SVM 模型, 测试结

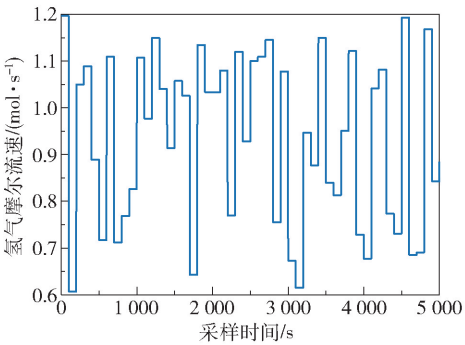


图 3 燃料流速
Fig. 3 Fuel flow rate

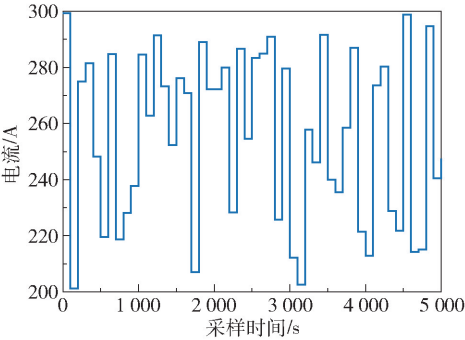


图 4 电堆电流
Fig. 4 State current

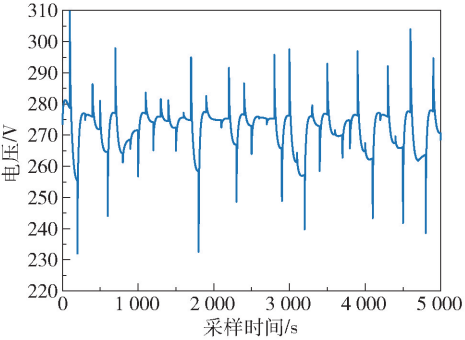


图 5 电堆电压
Fig. 5 State voltage

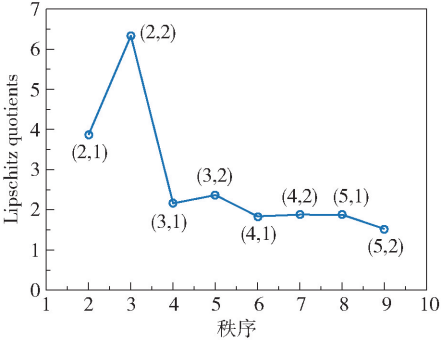


图 6 Lipschitz quotients 曲线
Fig. 6 Lipschitz quotients curve

果如图 7 所示。

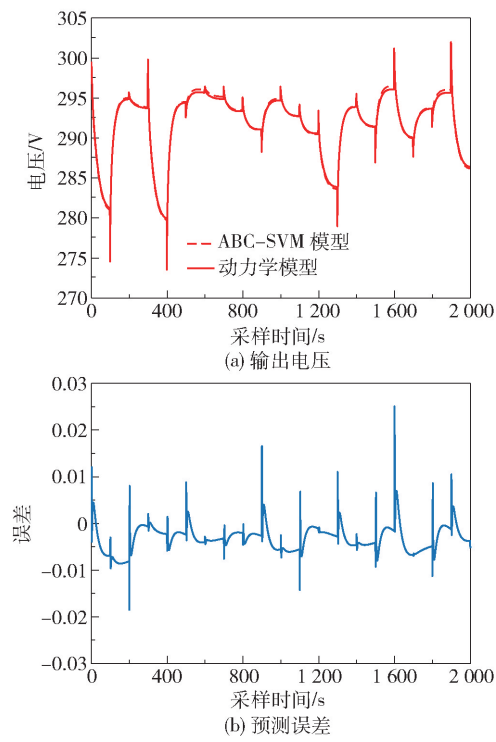


图 7 动力学模型和 ABC-SVM 模型的输出结果
Fig. 7 Output results of the kinetic model and the ABC-SVM model

由图 7 可知,ABC-SVM 模型可以准确地预测堆栈的输出值。为显示所建模型的优越性,在相同的数据、初始条件和约束条件下将本文模型与支持向量机、遗传算法 (genetic algorithm, GA) 优化支持向量机 (GA-SVM)、粒子群算法 (particle swarm optimization, PSO) 优化支持向量机 (PSO-SVM)、误差反向传播 (error back propagation, BP) 神经网络和径向基函数 (radical basis function, RBF) 神经网络这 5 种算法进行了对比。将由式 (18) 计算的均方误差 (MSE) 作为算法的性能指标,仿真结果如表 1 所示。

表 1 预测模型对比		
Table 1 Comparison of prediction model		
算法	MSE/10 ⁻⁴	
	训练集	测试集
ABC-SVM	1.57	0.18
SVM	1.97	0.33
GA-SVM	1.93	0.86
PSO-SVM	9.32	4.23
BP	1.77	0.28
RBF	1.62	0.26

由表 1 可知,ABC-SVM 模型在训练集和测试集上的均方误差相较于 SVM、GA-SVM、PSO-SVM、BP 和 RBF 均要更小,表明本文所建的 ABC-SVM 模型有着更高的精度和准确度,较符合预测控制对模型精度的设计需求。

假设堆栈在稳态工作下的电流为 250 A,堆栈的期望终端电压为 261 V。假设负载电流轨迹如下:在 $t = 400$ s 时,电流发生阶跃变化(由 250 A 阶跃至 280 A);在 $t = 1200$ s 时,电流发生阶跃变化(由 280 A 阶跃至 265 A),电流轨迹如图 8 所示。当电流发生阶跃变化时,相对应的堆栈电压也发生变化,如图 9 所示。从图 9 可以看出在恒燃料利用率控制下电堆电压对电流的阶跃变化有更好的抵抗效果(电压变化量小以及达到稳态的时间短)。如图 10 所示,在恒燃料利用率控制下,当干扰电流突变时可以控制燃料利用率稳定在设定值;相同条件下,当没有恒燃料利用率控制器的控制作用时燃料利用率有较长一段时间超过 0.9,这将会损害堆栈的使用寿命和性能,在实验中是不允许发生的。图 11 给出了 $k + 1$ 步预测模型的预测输出情况。为了进一步达到控制电堆电压的目的,在恒燃料利用率控制器作用下保持燃料利用率恒定,设计了一种基于支持向量机预测模型的预测控制器来控制堆栈电压,如图 12 所示。由图 12 的放大图可知当电堆启动和干扰电流突变时,恒燃料利用率控制下的堆栈预测控制电压超调较小且调节时间更短。在保证燃料利用率恒定的情况下,本文提出的预测控制算法既可以保证燃料利用率处于恒定值,也确保了堆栈电压能够跟踪电压设定值,且具有一定的自适应能力和鲁棒性。

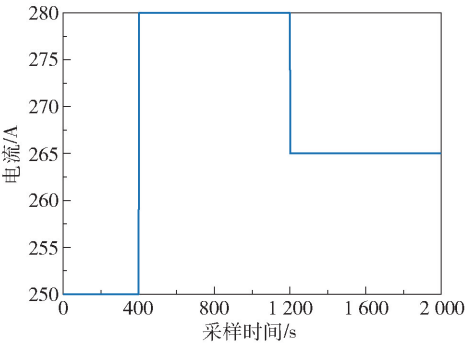


图 8 负载电流阶跃
Fig. 8 Load current step

4 结论

(1)在考虑电堆浓度损耗的前提下提出 ABC-SVM

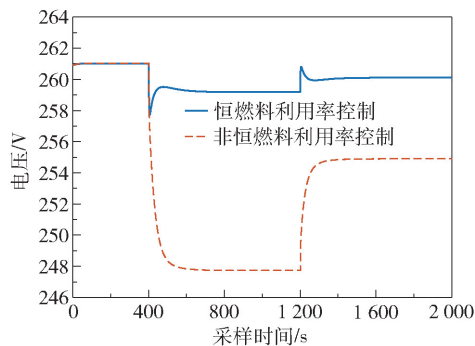


图9 无MPC控制下的堆栈电压

Fig. 9 Stack voltage without MPC control

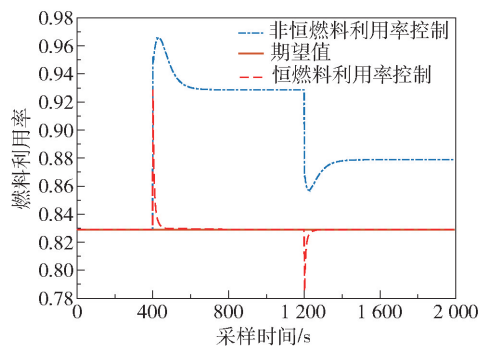


图10 燃料利用率

Fig. 10 Fuel utilization

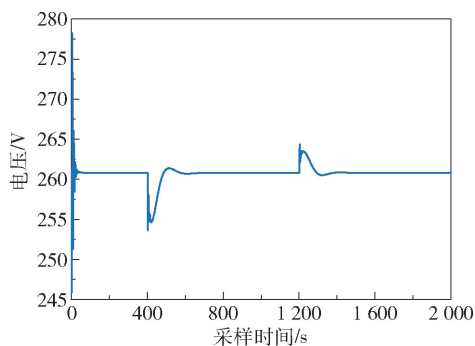
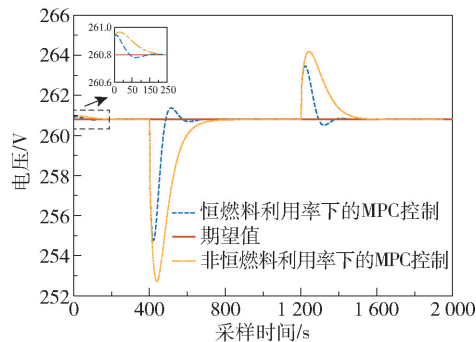
图11 $k+1$ 步预测模型输出Fig. 11 $k+1$ step prediction model output

图12 MPC控制下的堆栈电压

Fig. 12 Stack voltage under MPC control

SVM模型来识别输出电压和燃料流速之间的非线性动态行为,仿真实验结果表明了与传统的优化算法相比,所提ABC-SVM模型在模拟SOFC非线性动态特性方面有较好的精度和准确度。

(2)燃料利用率是重要的控制变量之一,本文通过设计一种简单的控制回路,实现了对燃料利用率的恒定控制,并在此基础上提出一种基于ABC-SVM模型的非线性模型预测控制器,通过对氢气流速的控制实现了将堆栈电压稳定在设定值。仿真实验结果表明本文提出的控制策略既可以保持恒定的燃料利用率,又可以满足堆栈输出电压的控制要求。

参考文献:

- [1] TANG Y G, BU C N, LIU M M, et al. Application of ELM-Hammerstein model to the identification of solid oxide fuel cells [J]. *Neural Computing and Applications*, 2018, 29(2): 401-411.
- [2] AGUIAR P, ADJIMAN C S, BRANDON N P. Anode-supported intermediate-temperature direct internal reforming solid oxide fuel cell II. Model-based dynamic performance and control [J]. *Journal of Power Sources*, 2005, 147(1): 136-147.
- [3] FRENKEL W, RAUH A, KERSTEN J, et al. Experiments-based comparison of different power controllers for a solid oxide fuel cell against model imperfections and delay phenomena [J]. *Algorithms*, 2020, 13: 76.
- [4] 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.
- [5] CHENG H, JING S W, 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.
- [6] 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.
- [7] 席裕庚. 预测控制 [M]. 2版. 北京: 国防工业出版社, 2013: 149-152.
- [8] XI Y G. Predictive control [M]. 2nd ed. Beijing: National Defense Industry Press, 2013: 149-152. (in Chinese)
- [9] ZHENG Q G, XU Z G, ZHANG H B, et al. A turboshaft engine NMPC scheme for helicopter autorotation recovery maneuver [J]. *Aerospace Science and Technology*, 2018, 76: 421-432.
- [9] MORIYASU R, NOJIRI S, MATSUNAGA A, et al.

- Diesel engine air path control based on neural approximation of nonlinear MPC[J]. *Control Engineering Practice*, 2019, 91: 104114.
- [10] ŁAWRYŃCZUK M. Constrained computationally efficient nonlinear predictive control of solid oxide fuel cell: tuning, feasibility and performance[J]. *ISA Transactions*, 2020, 99: 270–289.
- [11] WU L, WU X, PAN L, et al. Fuzzy model predictive control of solid oxide fuel cell with zone tracking[J]. *IFAC PapersOnLine*, 2019, 52(4): 210–215.
- [12] SPIVEY B J, EDGAR T F. Dynamic modeling, simulation, and MIMO predictive control of a tubular solid oxide fuel cell[J]. *Journal of Process Control*, 2012, 22(8): 1502–1520.
- [13] CHEN S, KUMAR A, WONG W C, et al. Hydrogen value chain and fuel cells within hybrid renewable energy systems: advanced operation and control strategies[J]. *Applied Energy*, 2019, 233/234: 321–337.
- [14] SEDGHISIGARCHI K, FELIACHI A. Dynamic and transient analysis of power distribution systems with fuel cells—part I: fuel-cell dynamic model[J]. *IEEE Transactions on Energy Conversion*, 2004, 19(2): 423–428.
- [15] 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.
- [16] 周志华. 机器学习[M]. 北京: 清华大学出版社, 2016: 121–139.
- ZHOU Z H. *Machine learning*[M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2016: 121–139. (in Chinese)
- [17] WU X J, ZHU X J, CAO G Y, et al. Predictive control of SOFC based on a GA-RBF neural network model[J]. *Journal of Power Sources*, 2008, 179(1): 232–239.
- [18] 靳方圆, 周海峰, 熊超. 基于 ABC-SVM 固体氧化物燃料电池电堆建模与仿真[J]. *集美大学学报(自然科学版)*, 2020, 25(4): 293–298.
- JIN F Y, ZHOU H F, XIONG C. Modeling and simulation of solid oxide fuel cell stack based on ABC-SVM[J]. *Journal of Jimei University (Natural Science)*, 2020, 25(4): 293–298. (in Chinese)
- [19] HE X D, ASADA H. A new method for identifying orders of input-output models for nonlinear dynamic systems[C]//1993 American Control Conference. San Francisco, 1993: 2520–2523.

Predictive control simulation of solid oxide fuel cells based on an artificial bee colony-support vector machine (ABC-SVM) model

JIN FangYuan^{1,2} XIONG Chao^{1,2} ZHOU HaiFeng^{1,2*} HUANG YuanQing³

(1. School of Marine Engineering, Jimei University, Xiamen 361021; 2. Fujian Provincial Key Laboratory of Marine and Offshore Engineering, Xiamen 361021; 3. School of Aerospace Engineering, Xiamen University, Xiamen 361102, China)

Abstract: In order to meet the requirements of stable DC load voltage, durability and safety of solid oxide fuel cells (SOFCs), we have designed two control loops to control the output voltage and fuel utilization of SOFCs. A simple control loop is designed to maintain the fuel utilization at a constant value, and based on this, a nonlinear model predictive controller is developed in order to control the output voltage of the SOFC. This nonlinear model predictive controller is based on a modified support vector machine (SVM) predictive model. First, the SVM prediction model structure is determined using the Lipschitz quotients criterion, and then the SVM parameters are optimized by the artificial bee colony (ABC) algorithm. Simulation results show that the SOFC predictive control algorithm based on the ABC-SVM model proposed in this paper can effectively track the voltage setpoint, demonstrating the effectiveness of ABC-SVM in modeling the nonlinear dynamics of SOFCs.

Key words: solid oxide fuel cell; support vector machine; artificial bee colony algorithm; model predictive control

(责任编辑:吴万玲)