

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2417195

# 基于模糊神经网络的 PEMFC 输出 电压自抗扰控制策略<sup>\*</sup>

杨旭红<sup>1</sup> 于嘉伟<sup>1</sup> 张苏捷<sup>2</sup> 钱峰伟<sup>3</sup>(1. 上海电力大学自动化工程学院 上海 200090; 2. 上海电力高压实业有限公司 上海 200333;  
3. 上海太阳能工程技术研究中心 上海 200241)

**摘要:** 质子交换膜燃料电池存在输出电压不稳定,发电效率低下等问题,需要使用 Boost 电路进行升压,以此确保电压质量,满足系统需求。根据 PEMFC 的输出特性,在 Matlab/Simulink 平台搭建 PEMFC 以及 Boost 电路的数学模型,考虑线性自抗扰控制策略对扰动具有优异的动态响应速度,提出一种基于模糊神经网络的线性自抗扰控制策略,用于 Boost 电路的电压环控制,依靠模糊神经网络对线性自抗扰控制器中的关键参数进行整定,以实现控制器的实时优化。通过仿真分析对比不同工况下,FNN-LADRC 控制策略与 LADRC 控制策略下输出电压的性能差异,结果显示,在无扰动情况 FNN-LADRC 控制策略下的调节时间为 5 ms,LADRC 控制策略下的调节时间为 40 ms,在扰动情况时 FNN-LADRC 控制策略调节时间更快,抗干扰能力更强。结合绝对误差积分 IAE 指标和时间乘绝对误差积分指标 ITAE 指标进行系统整体性分析,验证了所提控制策略的有效性与优越性。

**关键词:** 质子交换膜燃料电池;模糊神经网络;线性自抗扰;输出电压

中图分类号: TM46; TN7 文献标识码: A 国家标准学科分类代码: 470.4031

## PEMFC output voltage active disturbance rejection control strategy based on fuzzy neural network

Yang Xuhong<sup>1</sup> Yu Jiawei<sup>1</sup> Zhang Sujie<sup>2</sup> Qian Fengwei<sup>3</sup>(1. School of Automation Engineering, Shanghai Electric Power University, Shanghai 200090, China;  
2. Shanghai Electric High Voltage Industrial Co., Ltd., Shanghai 200333, China;  
3. Shanghai Solar Energy Engineering Technology Research Center, Shanghai 200241, China)

**Abstract:** Proton exchange membrane fuel cell (PEMFC) has problems such as unstable output voltage and low power generation efficiency, so Boost circuit is needed to ensure voltage quality and meet system requirements. According to the output characteristics of PEMFC, the mathematical models of PEMFC and Boost circuit are built on the Matlab/Simulink platform. Considering that linear active disturbance rejection control (LADRC) has excellent dynamic response speed to disturbance, a fuzzy neural network-linear active disturbance rejection control (FNN-LADRC) is proposed for voltage loop control of Boost circuits. The key parameters of the linear active disturbance rejection controller are tuned by FNN-LADRC to realize real-time optimization of the controller. The simulation analysis compares the performance difference of output voltage between the FNN-LADRC control strategy and the LADRC control strategy under different working conditions. The results show that the regulation time under the FNN-LADRC control strategy is 5 ms and the regulation time under the LADRC control strategy is 40 ms without disturbance. The FNN-LADRC control strategy has faster adjustment time and stronger anti-interference ability under disturbed conditions. Combined with IAE index and ITAE index, the effectiveness and superiority of the proposed control strategy are verified.

**Keywords:** proton exchange membrane fuel cell; fuzzy neural network; linear active disturbance rejection; output voltage

## 0 引言

近年来,随着全球能源需求的不断攀升,人们开始积极

研究可再生能源,以期替代日益减少的化石燃料。氢能因其易获取性和清洁性,成为最受欢迎的可再生能源之一<sup>[1-2]</sup>。质子交换膜燃料电池(proton exchange membrane

收稿日期:2024-10-24

\* 基金项目:国家自然科学基金(51777120)、上海市2021年度“科技创新行动计划”科技支撑碳达峰碳中和专项(第一批)(21DZ1207502)项目资助

fuel cell, PEMFC) 以氢气和氧气为原料, 与普通燃料电池相比更加安全、清洁, 因此增强 PEMFC 的动态稳定性对燃料电池领域具有极其重要的意义。由于 PEMFC 的输出电压较低, 为了满足更高的电压要求以及稳定性, 需要通过 Boost 电路将电压提升到所需水平。

如今, 部分学者已经展开了质子交换膜燃料电池的研究。文献[3]采用机理建模和辨识建模相结合的方式建立了氢燃料电池系统模型; 文献[4]建立了质子交换膜燃料电池输出特性的仿真模型并对燃料电池的稳态和动态输出特性进行了研究与分析。电池输出电压被视为燃料电池效率的衡量指标, Boost 电路对改善电压质量有重要作用, 文献[5]提出将神经网络与 MPPT 算法相结合的控制方法, 具有良好的跟踪性能和效率, 但存在功率损失的问题; 文献[6]提出使用回流功率优化控制方法, 具有提高系统动态响应性能的优点, 但对系统参数的变化较为敏感, 参数微小变化可能导致优化结果不准确; 文献[7]提出使用双电流环控制方法, 具有稳定性好、输出电流稳定等优点, 但存在控制精度低和动态质量差的问题; 文献[10]和文献[11]提出使用模型预测控制方法, 能精确跟踪输出电压, 但此方法依赖于精确的数学模型, 当参数不准确时, 控制效果会下降; 文献[12]提出使用滑模控制方法, 具有快速响应以及一定的抗干扰能力, 但此方法在实际仿真实现中会导致抖振现象, 影响系统的稳定性。

自抗扰控制 (active disturbance rejection control, ADRC) 技术是一种基于现代控制理论的先进控制策略, 具有结构简单、基本不依赖对象模型、控制效果明显等特点。其基础机制在于通过引入非线性扩展状态观测器 (extended state observer, ESO), 能够实时在线地评估并且自动补偿模型中遇到的外部扰动以及不确定性因素, 展现出卓越的鲁棒性能。ADRC 的一个核心优势在于其不依赖于系统精确的数学模型, 而是仅要求确定系统的阶数, 这一特性极大地简化了控制设计的过程。为了进一步优化控制策略的流程, 学者们在 ADRC 的基础上提出了线性自抗扰控制 (linear active disturbance rejection control, LADRC) 框架。

模糊神经网络 (fuzzy neural networks, FNN) 将模糊推理与神经网络相结合, 是一种具有强大自学能力的技术, 利用 BP 神经网络构建了一个模糊神经网络模型, 用于预测控制器的参数变化情况。

经过上述分析, 考虑到 PEMFC 输出电压低, 为确保 PEMFC 能提供满足系统需求的输出电压, 针对 Boost 电路提出一种基于模糊神经网络的线性自抗扰控制 (fuzzy neural networks-linear active disturbance rejection control, FNN-LADRC), 在 Matlab/Simulink 中搭建模型并验证。

## 1 数学问题描述

PEMFC 建模:

本文运用 Matlab/Simulink 软件中的数学模块, 根据燃料电池的输出特性, 建立质子交换膜燃料电池的仿真模型, 该模型的方程为:

$$V_{cell} = E_{nernst} - V_{act} - V_{ohm} - V_{con} \quad (1)$$

式中:  $V_{cell}$  表示燃料电池单体输出的电压;  $E_{nernst}$  表示热力学电动势;  $V_{act}$  表示活化极化过电压;  $V_{ohm}$  表示欧姆极化过电压;  $V_{con}$  表示浓差过极化电压。

$$E_{nernst} = \frac{\Delta G}{2F} + \frac{\Delta S}{2F}(T - T_{ref}) + \frac{RT}{2F} \left( \ln P_{H_2} + \frac{1}{2} \ln P_{O_2} \right) \quad (2)$$

式中:  $\Delta G$  为吉布斯自由能;  $\Delta S$  为标准摩尔熵;  $P_{H_2}$  为氢气分压力;  $P_{O_2}$  为氧气分压力;  $F$  为法拉第常数;  $T$  为反应过程中的热力学温度;  $T_{ref}$  为参考温度。

$$V_{act} = \xi_1 + \xi_2 T + \xi_3 T \ln C_{O_2} + \xi_4 T \ln I \quad (3)$$

式中:  $\xi_{1-4}$  为经验参数;  $C_{O_2}$  为阴极界面氧气浓度;  $I$  为电堆输出电流。

$$V_{ohm} = I(R_m + R_e) \approx IR_m \quad (4)$$

式中:  $R_m$  为离子阻抗;  $R_e$  为电子阻抗。

$$V_{con} = m \times \exp\left(\frac{n \times I}{A}\right) \quad (5)$$

式中:  $m$  和  $n$  均为经验参数。

## 2 Boost 电路拓扑及数学模型

### 2.1 Boost 电路原理

Boost 变换器拓扑结构如图 1 所示, 主要由储能电感  $L$ 、电子开关管  $S$ 、二极管  $V_D$  以及滤波电容  $C$  组成, 其中,  $U_i$  和  $U_o$  分别为输入电压和输出电压。电路的工作原理分为充电和放电两个阶段, 当电子开关管导通时, 输入电压流过电感, 开始储存能量, 同时, 电流也经过负载以及电容上; 当电子开关管断开时, 电感中储存的能量开始释放, 通过给电容放电, 使电容两侧的电压升高, 从而实现输出电压大于输入电压的效果。

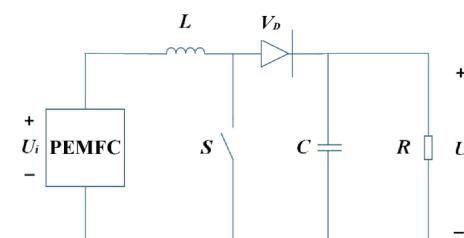


图 1 Boost 电路图

Fig. 1 Boost circuit diagram

### 2.2 Boost 电路数学模型建立

工作状态 1) 开关管导通, 电感电流和输出电压的状态方程为:

$$\begin{bmatrix} \frac{di_L(t)}{dt} \\ \frac{du_o(t)}{dt} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ 0 & -\frac{1}{CR} \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} i_L(t) \\ u_o(t) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \frac{1}{L} \\ 0 \end{bmatrix} \cdot V_i \quad (6)$$

式中:  $R$  为直流母线侧等效电阻。

工作状态 2) 开关管断开, 电感电流和输出电压的状态方程为:

$$\begin{bmatrix} \frac{di_L(t)}{dt} \\ \frac{du_o(t)}{dt} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & -\frac{1}{L} \\ \frac{1}{C} & -\frac{1}{CR} \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} i_L(t) \\ u_o(t) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \frac{1}{L} \\ 0 \end{bmatrix} \cdot V_i \quad (7)$$

联立式(6)和式(7), 采用状态空间平均法可得:

$$\begin{bmatrix} \frac{di_L(t)}{dt} \\ \frac{du_o(t)}{dt} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & -\frac{1-D(t)}{L} \\ \frac{1-D(t)}{C} & -\frac{1}{CR} \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} i_L(t) \\ u_o(t) \end{bmatrix} +$$

$$\begin{bmatrix} \frac{1}{L} \\ 0 \end{bmatrix} \cdot V_i \quad (8)$$

式中:  $D(t)$  为占空比。对式(8)进行拉普拉斯变换与小信号分析法可得 Boost 电路占空比到输出电压的传递函数<sup>[13-14]</sup>:

$$G_v(s) = \frac{V(s)}{D(s)} = \frac{V_o(1-D)\left(1-\frac{sL}{R(1-D)^2}\right)}{LCs^2 + \frac{L}{R}s + (1-D)^2} \quad (9)$$

### 3 二阶线性自抗扰(LADRC)设计

线性自抗扰(LADRC)控制框架主要由两部分构成: 线性扩张状态观测器 LESO(linear extended state observer)与控制律, 其中控制律包括线性状态误差反馈 LSEF(linear state error feedback)以及扰动补偿。LADRC 的优势在于能够估计系统运行时遭遇的扰动并及时进行消除, 以此达到消除扰动的目的, 并且具有参数易于整定等优点。

#### 3.1 二阶线性自抗扰整体结构设计

由式(9)可知, 被控对象的数学模型为二阶, 因此设计二阶线性自抗扰对其进行控制。LADRC 的整体结构图如图 2 所示, 其中  $r$  为期望输入;  $u$  为控制变量;  $y$  为输出;  $b_0$  为已知控制增益;  $z_1, z_2, z_3$  为估计的状态变量。

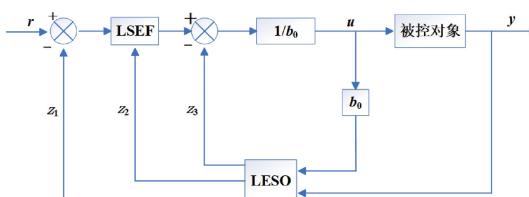


图 2 LADRC 结构图

Fig. 2 LADRC structure diagram

在控制系统中, 将系统面临的总扰动  $f$  视为一个待观测与补偿的扩展状态变量, 并且记作为  $x_3$ , 可以构建如下扩展状态空间方程:

$$\begin{cases} \dot{x}_1 \\ \dot{x}_2 \\ \dot{x}_3 \end{cases} = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ b_0 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u \\ h \end{bmatrix}$$

$$y = x_1$$

式中:  $h = df/dt$ 。

#### 3.2 三阶 LESO 设计

对于二阶系统, 三阶 LESO 可定义为:

$$\begin{bmatrix} \dot{z}_1 \\ \dot{z}_2 \\ \dot{z}_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\beta_1 & 1 & 0 \\ -\beta_2 & 0 & 1 \\ -\beta_3 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} z_1 \\ z_2 \\ z_3 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 & \beta_1 \\ b_0 & \beta_2 \\ 0 & \beta_3 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u \\ y \end{bmatrix}$$

式中:  $\beta_1, \beta_2, \beta_3$  为 LESO 的增益系数。

为了保证系统响应的快速性, 闭环特征根均位于根平面的左半平面, 可对 LESO 的增益进行如下设计:

$$\begin{cases} \beta_1 = 3\omega_0 \\ \beta_2 = 3\omega_0^2 \\ \beta_3 = \omega_0^3 \end{cases} \quad (12)$$

式中:  $\omega_0$  为 LESO 的带宽, 即观测器带宽。

#### 3.3 LSEF 设计

为了达到更好的抗干扰效果, 并且使系统转化为双积分串联回路, 可设计 LSEF 系统为:

$$\begin{cases} u = \frac{u_0 - z_3}{b_0} \\ u_0 = k_p(r - z_1) - k_d z_2 \end{cases} \quad (13)$$

其中, LSEF 的参数可设计为:  $k_p = \omega_c^2, k_d = 2\omega_c, \omega_c$  为控制器带宽。

因此, LADRC 的优势在于仅需要调整 3 个核心参数  $b_0, \omega_c, \omega_0$ , 便能实现对控制器的优化, 并且有效实现对系统的稳定控制。

其中,  $b_0$  表示控制对象的特性, 可以根据受控系统的初始加速度得出。观测器带宽  $\omega_0$  决定了跟踪速度, 是 LESO 中的关键参数,  $\omega_0$  越大, 精度越高, 抗干扰能力也越强, 但其过大会引入噪声从而使系统不稳定, 因此在实际应用中, 观测器带宽  $\omega_0$  作为关键参数, 需要根据具体情况进行调整。在 PD 控制器中, 控制器带宽  $\omega_c$  决定了控制器的响应速度,  $\omega_c$  越大, 系统响应速度越快, 但过大会导致超调上升, 因此在实际应用中, 控制器带宽  $\omega_c$  作为关键参数, 需要根据具体情况进行调整。

### 4 模糊神经网络设计

模糊神经网络(fuzzy neural networks, FNN)是模糊理论同神经网络相结合的产物, 它汇集了神经网络与模糊理论的优点, 集学习、联想、识别、信息处理于一体。这种结合旨在解决传统神经网络难以处理的模糊性或不确定性问

题,从而在处理复杂系统时展现出更高的灵活性和适应性。利用 BP 神经网络对 LADRC 控制器中的参数建立了模糊神经网络来预测参数变化,图 3 给出了其模糊神经网络的结构图,其包括了 5 层前馈神经网络,分别是输入层、前件层、规则层、后件层、输出层<sup>[15]</sup>。

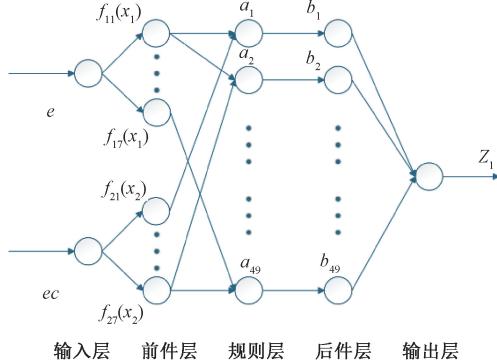


图 3 模糊神经网络结构图

Fig. 3 Fuzzy neural network structure diagram

模糊神经网络 LADRC 控制器将输入误差信号和误差变化率信号经过模糊化以及模糊推理,再解模糊化到输出层,最终得到 LADRC 控制的可调参数。模糊神经网络存在模式正向传播和误差反向传播,在正向传播过程中:

1) 输入层:接收输入信号,并传递到下一层,神经元的个数等于输入量的个数。

2) 前件层:作为隶属函数层,输入为  $e$  和  $ec$ , 分别与其连接的 7 个神经元表示的是 7 种隶属函数{NB, NM, NS, ZE, ZO, PS, PM};代表负大、负中、负小、零、正小、正中、正大<sup>[16]</sup>。前件层的作用是输入信号进行模糊化处理,计算各个语言变量值的隶属度函数:

$$O_k = f_{jk}(x_j) = \exp \left[ -\frac{(O_j - m_{jk})^2}{2\theta_{jk}^2} \right], k = 1, 2, \dots, 7 \quad (14)$$

其中,  $m_{jk}$  和  $\theta_{jk}$  分别为第  $j$  个输入变量  $x_j$  的第  $k$  个语言变量值的隶属度函数的中心和宽度,  $O_k$  为前件层的输出。

3) 规则层:作为模糊规则层,其作用是计算每条规则的适应度。

$$O_l = a_l = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^2 f_{jk}(x_j), l = 1, 2, \dots, 49 \quad (15)$$

其中,  $O_l$  是规则层的输出。

4) 后件层:作为后件隶属函数层,其作用是计算规则有效后件隶属函数。

$$O_m = b_l = a_l g f_l(z_j), m = 1, 2, \dots, 49 \quad (16)$$

$$f_l(z) = \exp \left[ -\frac{(z_j - \mu_l)^2}{2\sigma_l^2} \right] \quad (17)$$

其中,  $\mu_l$  和  $\sigma_l$  分别表示第  $l$  个输出变量的语言变量值的隶属函数的中心和宽度,  $O_m$  为后件层的输出。

5) 输出层:作为解模糊化层,其作用是通过解模糊法得

到 LADRC 控制器的可调参数。

$$O_i = Z_i = \frac{\int_z b_l z dz}{\int_z b_l dz} = \frac{\sum_{l=1}^{49} \sigma_l \mu_l a_l}{\sum_{l=1}^{49} \sigma_l a_l}, i = 1 \quad (18)$$

其中,  $O_i$  为输出层的输出。

当网络得到的输出结果与期望结果存在较大的误差时,就会进入误差反向传播阶段,网络的权值会根据误差的梯度值进行调整,逐步向期望值逼近,在反向传播过程中:

误差信号的能量函数为:

$$E = \frac{1}{2} (R - Z)^2 \quad (19)$$

其中,  $R$  表示的是期望的输出值;  $Z$  表示的是实际输出值。

此网络有 4 个自由参数,分别为  $m_{jk}$ 、 $\theta_{jk}$ 、 $\sigma_l$ 、 $\mu_l$ 。各个参数的迭代修正量为:

$$\Delta \Omega = -\frac{\partial E}{\partial \Omega} \quad (20)$$

其中,  $\Omega$  为自由参数的集合,  $\Omega = \{m, \theta, \sigma, \mu\}$ 。

利用最速下降法<sup>[17]</sup>调整结果为:

$$\frac{\partial E}{\partial \mu_l} = -(R - Z) \cdot \frac{\sigma_l a_l}{\sum_{l=1}^{49} \sigma_l a_l} \quad (21)$$

$$\frac{\partial E}{\partial \sigma_l} = -(R - Z) \cdot \frac{\mu_l a_l \sum_{l=1}^{49} \sigma_l a_l - a_l \sum_{l=1}^{49} \sigma_l \mu_l a_l}{(\sum_{l=1}^{49} \sigma_l a_l)^2} \quad (22)$$

$$\frac{\partial E}{\partial m_{jk}} = \frac{(x_j - m_{jk})}{2\theta_{jk}^2} f_{jk}(x_j) \cdot \sum_{l \in G} \left[ -(R - Z) \cdot \frac{\mu_l \sigma_l \sum_{l=1}^{49} \sigma_l a_l - \sigma_l \sum_{l=1}^{49} \sigma_l \mu_l a_l}{(\sum_{l=1}^{49} \sigma_l a_l)^2} \right] \quad (23)$$

$$\frac{\partial E}{\partial \theta_{jk}} = \frac{(x_j - m_{jk})^2}{2\theta_{jk}^3} f_{jk}(x_j) \cdot \sum_{l \in G} \left[ -(R - Z) \cdot \frac{\mu_l \sigma_l \sum_{l=1}^{49} \sigma_l a_l - \sigma_l \sum_{l=1}^{49} \sigma_l \mu_l a_l}{(\sum_{l=1}^{49} \sigma_l a_l)^2} \right] \quad (24)$$

## 5 FNN-LADRC 控制器设计

根据第 3 节的分析,LADRC 中  $\omega_c$  和  $\omega_0$  是关键参数,对控制性能具有显著影响,因此具有调参需求,引入模糊神经网络技术对这些参数进行整定。为了简化分析,对于大部分被控对象,两者存在  $\omega_0 = (3 \sim 5)\omega_c$  的关系,所以简化后的  $\omega_c$  为关键整定参数,从而实现对控制系统参数的更佳优化<sup>[18-19]</sup>。控制策略框图如图 4 所示,图 4 中,  $v$  为参考电压。系统总体控制框图如图 5 所示,图 5 中,  $U_{ref}$  为参考电

压,  $I_L$  为电感电流, 电流环采用传统 PI 控制, 电压环采用 LADRC 控制并利用 FNN 实现控制器带宽的优化。

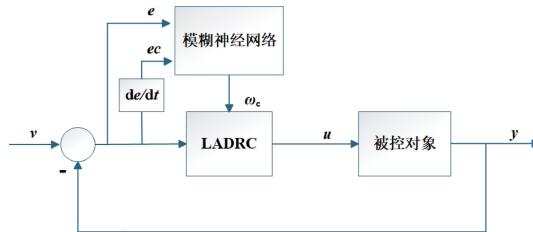


图 4 FNN-LADRC 控制框图

Fig. 4 FNN-LADRC control block diagram

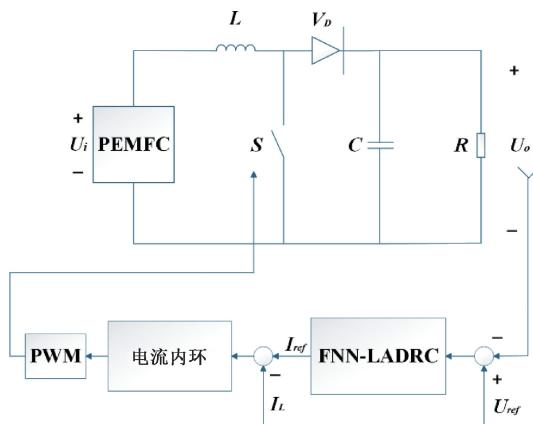


图 5 系统总体控制框图

Fig. 5 System overall control block diagram

此外, 在模糊神经网络中, 神经网络的参数实质上体现了模糊推理中的规则, 这些规则构成了模糊控制的基础。因此, 在运用模糊神经网络对控制器参数进行在线优化的过程中, 参数的初始设定对于控制成效至关重要。为了提升控制效果, 在仿真实验之前, 通常会先对模糊神经网络进行多次的离线优化训练, 以调整和完善其网络参数。随后, 再将经过离线训练、性能优化的神经网络应用于在线控制环节。

## 6 仿真分析

为验证本文提出的基于模糊神经网络的线性自抗扰控制策略(FNN-LADRC)对于 PEMFC 升压的有效性及稳定性, 在 Matlab/Simulink 平台搭建 PEMFC 以及 Boost 电路的仿真模型, 在不同工况下, 使用 FNN-LADRC 的电压环控制策略以及 LADRC 的电压环控制策略, 将这两种不同控制策略下 PEMFC 经 Boost 电路升压后的输出电压进行对比分析。如图 5 所示, Boost 电路的输出电压与参考电压做差, 通过 FNN-LADRC 的电压环控制确定电流的参照值, PI 电流内环控制电感电流, 电压环与电流内环相互协作产生相应的驱动信号, 从而实现控制开关管的占空比实现系统的稳定运行。PEMFC 与 Boost 电路的部分仿真参数如表 1 所示。

表 1 仿真参数

Table 1 Simulation parameters

参数	数值
质子交换膜面积/cm <sup>2</sup>	180
单电池数目/个	700
氢气有效分压/atm	1.2
氧气有效分压/atm	1.2
电感 L/mH	1
电容 C/μF	100
电阻 R/Ω	10

图 6 为 PEMFC 的输出电压, 由图 6 可知 PEMFC 在未经过升压时输出的电压数值较低, 只有 535 V, 因此需要 Boost 电路进行升压, 图 7 为 FNN-LADRC 策略与 LADRC 策略在无扰动情况下的输出电压波形, 表 2 为无扰动时输出电压的性能指标, 由图 7 以及表 2 可知, FNN-LADRC 策略与 LADRC 策略相比, 调节时间更短, 系统稳定性更加优良。

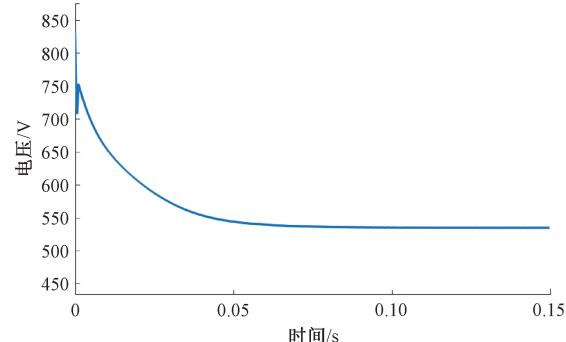


图 6 PEMFC 输出电压

Fig. 6 Output voltage of PEMFC

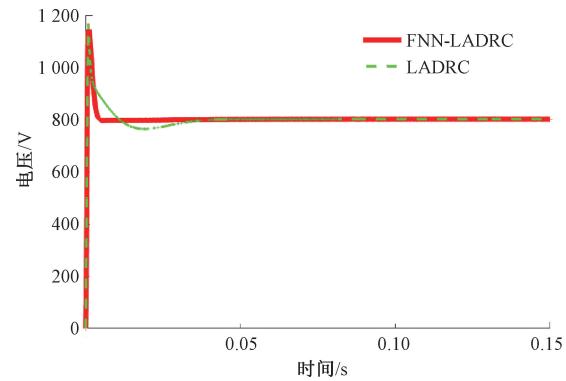


图 7 无扰动时输出电压

Fig. 7 Output voltage without disturbance

表 2 无扰动时的性能指标

Table 2 Performance index in the absence of disturbance

性能指标	LADRC	FNN-LADRC
调节时间/ms	40	5

为了进一步验证本文所提控制策略的瞬态响应特性, 在系统中加入扰动并进行对比分析。

### 工况 1) 改变给定电压

为验证控制策略对给定电压的跟踪能力, 在 0.1 s 时将给定电压由 800 V 增大至 900 V, 仿真结果如图 8 所示, 表 3 为给定电压增加时的性能指标。由图 8 以及表 3 可以看出, FNN-LADRC 控制策略在经过 0.008 s 后, 电压达到 900 V, LADRC 控制策略在经过 0.025 s 后, 电压达到 900 V。

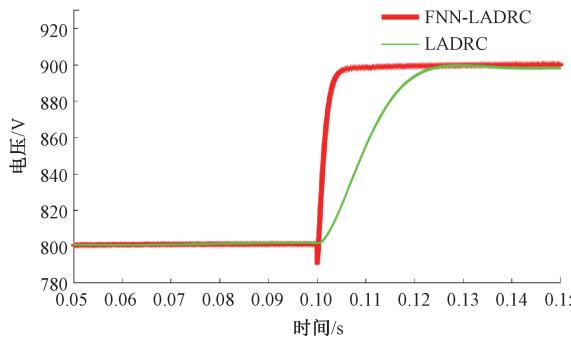


图 8 给定电压增加时的输出电压

Fig. 8 The output voltage at a given voltage increase

表 3 给定电压增加时的性能指标

Table 3 Performance indicators at a given voltage increase

性能指标	LADRC	FNN-LADRC
调节时间/ms	25	8

将初始给定电压设定为 900 V, 在 0.1 s 时将给定电压由 900 V 降至 800 V, 仿真结果如图 9 所示, 表 4 为给定电压减小时的性能指标。由图 9 及表 4 可以看出, FNN-LADRC 控制策略在经过 0.012 s 后, 电压降至 800 V, LADRC 控制策略在经过 0.048 s 后, 电压降至 800 V。并且不难看出当初始给定电压设定为 900 V 时, LADRC 控制策略的电压跟踪性能明显降低。

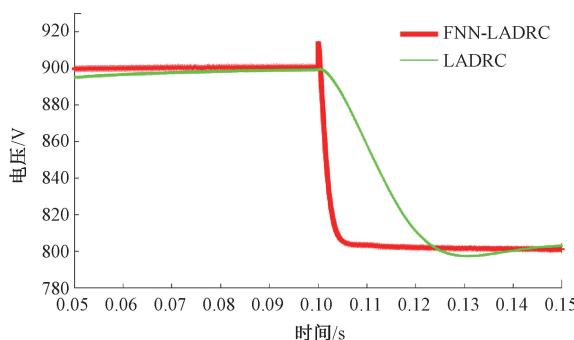


图 9 给定电压减小时的输出电压

Fig. 9 The output voltage at a given voltage decrease

由此表明, 本文所设计的 FNN-LADRC 控制策略与

表 4 给定电压减少时的性能指标

Table 4 Performance indicators at a given voltage decrease

性能指标	LADRC	FNN-LADRC
调节时间/ms	48	12

LADRC 控制策略相比, 展现出了优势, 在应对给定电压增大及减小的工况时, FNN-LADRC 控制策略有更快的响应速度且输出电压更加平稳, 具有更好的电压跟踪能力, 能够更精准地跟随并维持期望电压水平。

### 工况 2) 电感电流突变

为验证控制策略对负载电流的抗干扰能力, 在 0.1 s 时分别增加电流 50 A 的阶跃扰动, 仿真结果如图 10 所示, 表 5 为电感电流增加时的性能指标。由图 10 以及表 5 可以看出, FNN-LADRC 控制策略在经过 0.005 s 后, 电压达到稳定值 800 V, LADRC 控制策略在经过 0.045 s 后, 电压达到稳定值 800 V。

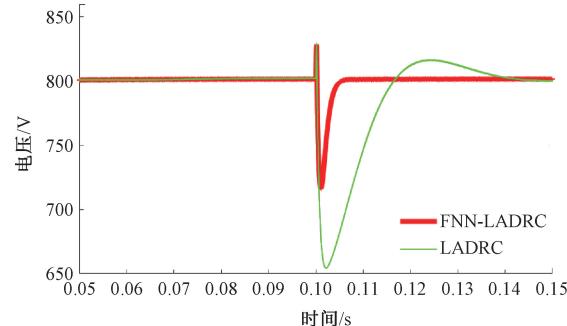


图 10 电感电流增加时的输出电压

Fig. 10 The output voltage when the inductor current is increased

表 5 电感电流增加时的性能指标

Table 5 Performance index when inductor current is increased

性能指标	LADRC	FNN-LADRC
调节时间/ms	45	5

在 0.1 s 时减少电流 50 A 的阶跃扰动, 仿真结果如图 11 所示, 表 6 为电感电流减少时的性能指标。由图 11 及表 6 可以看出, FNN-LADRC 控制策略在经过 0.007 s 后, 电压达到稳定值 800 V, 而 LADRC 控制策略在经过 0.04 s 后, 电压达到稳定值 800 V。由此表明, 本文所设计的控制策略在面对负载电流增加时有更快的响应速度且输出电压更加平稳, 具有更加良好的抗干扰能力。

误差积分型指标是衡量系统动态响应综合性能的一个重要依据。因此, 选取了绝对误差积分(integration of absolute error, IAE) 和 时间乘绝对误差积分指标(integrated time and absolute error, ITAE) 指标对 FNN-LADRC 控制器以及 LADRC 控制器进行对比分析。

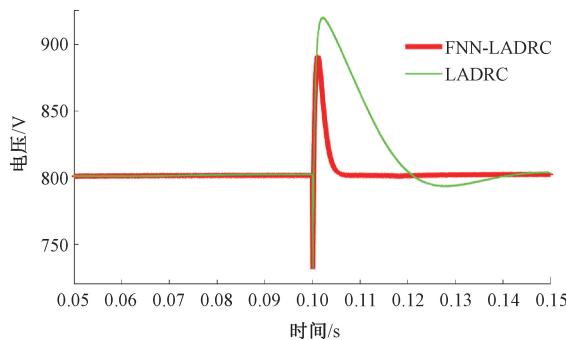


图 11 电感电流减少时的输出电压

Fig. 11 The output voltage when the inductor current is decreased

表 6 电感电流减少时的性能指标

Table 6 Performance index when inductor current is decreased

性能指标	LADRC	FNN-LADRC
调节时间/ms	40	7

绝对误差积分 IAE 为:

$$J_{IAE} = \int_0^{\infty} |e(t)| dt \quad (25)$$

图 12 为 FNN-LADRC 控制器以及 LADRC 控制器在不同工况下的 IAE 值。

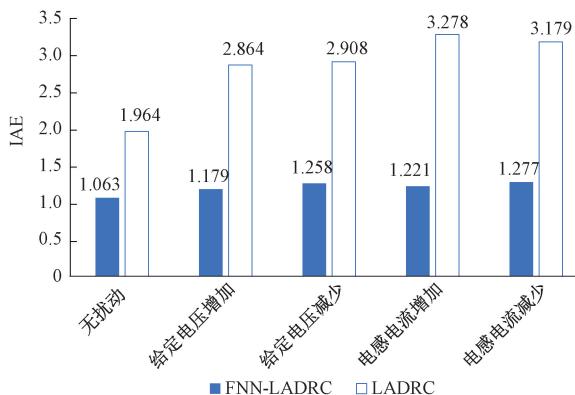


图 12 不同工况下的 IAE 值

Fig. 12 IAE values under different working conditions

由图 12 可知, 在不同工况下, FNN-LADRC 控制器整体性能均优于 LADRC 控制器, 当发生给定电压增加和电感电流变化时, IAE 值均会增大, 而 FNN-LADRC 控制器的 IAE 值均小于 LADRC 控制器, 表明性能更优, 具有更小的误差。其中, 在无扰动下, FNN-LADRC 的 IAE 值与 LADRC 降低 45.9%。

时间乘绝对误差积分 ITAE 为:

$$J_{ITAE} = \int_0^t t |e(t)| dt \quad (26)$$

图 13 为 FNN-LADRC 控制器以及 LADRC 控制器在不同工况下的 ITAE 值。

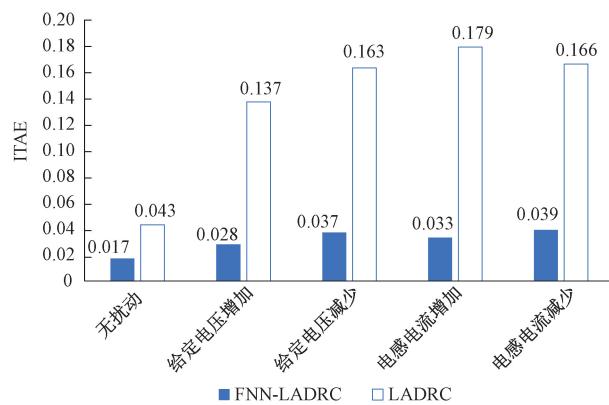


图 13 不同工况下的 ITAE 值

Fig. 13 ITAE values under different working conditions

由图 13 可知, 在不同工况下, FNN-LADRC 控制器整体性能均优于 LADRC 控制器, 当发生给定电压增加和电感电流变化时, 尽管两种控制器的 ITAE 值均会有所增加, 但 FNN-LADRC 控制器的 ITAE 值及其涨幅均保持在 LADRC 控制器之下, 表明性能更优, 具有更小的误差。其中, 在无扰动下, FNN-LADRC 的 IAE 值与 LADRC 降低 60.5%。

综上, 通过对两种控制器在不同工况下的对比仿真分析可知, 本文提出的 FNN-LADRC 控制器在跟踪性能以及抗干扰性能等方面均优于 LADRC 控制器。

## 7 结 论

本文在 Matlab/Simulink 仿真平台下建立 PEMFC 系统模型, 为确保 PEMFC 输出电压的稳定性, 采用 Boost 电路提高燃料电池的输出电压。提出一种基于模糊神经网络的线性自抗扰控制器(FNN-LADRC), 通过模糊神经网络对 LADRC 中的关键参数控制器带宽  $\omega_c$  进行整定, 以此实现控制器的效果优化从而完成 Boost 电路的升压作用。最后通过 IAE 指标对系统的整体性能进行分析比较, 与 LADRC 控制相比, FNN-LADRC 控制策略在无扰动作用以及不同工况下都具有良好的控制性能。此外, 模糊神经网络在初始化时设定的参数, 对于后续控制器参数的在线优化过程具有不可忽视的重要性。探索利用智能寻优算法、强化学习等先进技术来优化网络参数的初始化, 将是未来研究的一个重要方向。

## 参考文献

- [1] 刘应都, 郭红霞, 欧阳晓平. 氢燃料电池技术发展现状及未来展望[J]. 中国工程科学, 2021, 23(4): 162-171.
- LIU Y D, GUO H X, OUYANG X P. Development status and future prospect of hydrogen fuel cell technology[J]. Engineering Science, 2021, 23 (4): 162-171.
- [2] TANC B, ARAT H T, BALATCIOGLU E, et al.

- Overview of the next quarter century vision of hydrogen fuel cell electric vehicles [J]. International Journal of Hydrogen Energy, 2019, 44(20): 10120-10128.
- [3] 张可健,曲大为,兰洪星,等.基于 MATLAB/Simulink 的氢燃料电池系统建模与仿真[J].科学技术与工程, 2021, 21(13):5380-5386.
- ZHANG K J, QU D W, LAN H X, et al. Modeling and simulation of hydrogen fuel cell system based on MATLAB/Simulink [J]. Science Technology and Engineering, 2021, 21(13): 5380-5386.
- [4] 辛英超. PEM 燃料电池热电联供系统设计与分析[D]. 青岛:青岛大学,2020.
- XIN Y CH. Design and analysis of PEM fuel cell cogeneration system [D]. Qingdao: Qingdao University, 2020.
- [5] 张严,王亚君,余佳琪.基于神经网络-自适应模糊的光伏 MPPT 算法[J].国外电子测量技术,2022,41(4): 62-69.
- ZHANG Y, WANG Y J, YU J Q. Photovoltaic MPPT algorithm based on neural network-adaptive fuzzy[J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2022, 41(4): 62-69.
- [6] 马帅旗,赵佳瑶,贺海育,等.三电平混合全桥 DC-DC 变换器回流功率优化控制[J].电子测量技术,2024, 47(17): 71-79.
- MA SH Q, ZHAO J Y, HE H Y, et al. Optimal control of backflow power of three-level hybrid full-bridge DC-DC converter[J]. Electronic Measurement Technology, 2024, 47(17): 71-79.
- [7] 刘鹏,陈启宏,全书海,等.基于电流双环控制的燃料电池 DC/DC 变换器[J].电源技术,2020,44(12):1818-1821, 1830.
- LIU P, CHEN Q H, QUAN SH H, et al. Fuel cell DC/DC converter based on current double loop control [J]. Power Supply Technology, 2020, 44(12): 1818-1821, 1830.
- [8] KART S, DEMIR F, KOCAARSLAN I, et al. Increasing PEM fuel cell performance via fuzzy-logic controlled cascaded DC-DC boost converter [J]. International Journal of Hydrogen Energy, 2024, 54: 84-95.
- [9] 刘述喜,邓瑞祥,郭强,等.一种四开关 Buck-boost 变换器的模糊控制策略[J/OL].电气工程学报,1-9[2024-11-20]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/10.1289.TM.20231115.0953.004.html>.
- LIU SH X, DENG R X, GUO Q, et al. A fuzzy control strategy for a four-switch Buck-Boost converter [J/OL]. Journal of Electrical Engineering, 1-9[2024-11-20]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/10.1289.TM.20231115.0953.004.html>.
- [10] XU L C, MA R, XIE R Y, et al. Offset-free model predictive control of fuel cell DC-DC boost converter with low-complexity and high-robustness [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2023, 70(6): 5784-5796.
- [11] 李周华,陈迟,刘斌.基于模型预测控制的不平衡电网电压下三相燃料电池并网发电系统功率解耦控制策略[J].可再生能源,2023,41(11):1504-1511.
- LI ZH H, CHEN CH, LIU B. Power decoupling control strategy for three-phase fuel cell grid-connected power generation system under unbalanced grid voltage based on model predictive control [J]. Renewable Energy Sources, 2023, 41(11): 1504-1511.
- [12] 莫明贵,吴家荣,吴伟林.基于连续有限时间扰动观测器的带恒功率负载 Boost 变换器滑模控制[J/OL].电源学报, 1-13 [2024-11-20]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/12.1420.TM.20240426.1424.083.html>.
- MO M G, WU J R, WU W L. Sliding mode control of Boost converter with constant power load based on continuous finite time disturbance observer [J/OL]. Journal of Power Sources, 1-13[2024-11-20]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/12.1420.TM.20240426.1424.083.html>.
- [13] 王昭鸿,许可,兰永红,等.基于状态空间平均法的 Boost 变换器显式模型预测控制[J/OL].计算机集成制造系统, 1-12 [2024-11-20]. <https://doi.org/10.13196/j.cims.2023.0098>.
- WANG ZH H, XU K, LAN Y H, et al. Explicit model predictive control of boost converter based on state space average method [J/OL]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 1-12[2024-11-20]. <https://doi.org/10.13196/j.cims.2023.0098>.
- [14] 王瑶.基于状态空间平均模型的电压控制 SIDO Buck 变换器稳定性分析[J].中国电机工程学报, 2018, 38(6): 1810-1817,1918.
- WANG Y. Stability analysis of voltage-controlled SIDO buck converter based on state space average model[J]. Proceedings of the CSEE, 2018, 38 (6): 1810-1817,1918.
- [15] 曹梦龙,马俊林.改进蝗虫优化算法在模糊神经网络 PID 控制中的研究[J].电子测量技术,2022,45(20): 74-80.
- CAO M L, MA J L. Research on improved Locust optimization algorithm in fuzzy neural network PID control [J]. Electronic Measurement Technology, 2022, 45(20): 74-80.
- [16] 马幼捷,杨清,周雪松,等.基于模糊神经网络的储能侧

- 双向 DC-DC 变换器自抗扰控制策略[J]. 太阳能学报, 2023, 44(10): 488-495.
- MA Y J, YANG Q, ZHOU X S, et al. Active disturbance rejection control strategy of energy storage bidirectional DC-DC converter based on fuzzy neural network[J]. Journal of Solar Energy, 2023, 44(10): 488-495.
- [17] 秦贝贝, 陈增强, 孙明玮, 等. 基于自适应神经模糊推理系统的船舶航向自抗扰控制[J]. 智能系统学报, 2020, 15(2): 255-263.
- QIN B B, CHEN Z Q, SUN M W, et al. Ship course active disturbance rejection control based on adaptive neural fuzzy inference system[J]. Journal of Intelligent Systems, 2020, 15(2): 255-263.
- [18] 马冬寅, 王新屏, 李卫东. 基于 BAS-PSO 优化自抗扰的高速列车速度跟踪控制[J]. 电子测量技术, 2024, 47(6): 58-63.
- MA D Y, WANG X P, LI W D. Speed tracking control of high-speed train based on BAS-PSO optimization[J]. Electronic Measurement Technology, 2024, 47(6): 58-63.
- [19] 卢志远, 柏受军, 江明, 等. 改进的线性自抗扰永磁同步电机转速控制器设计[J]. 电子测量与仪器学报, 2022, 36(4): 73-81.
- LU ZH Y, BAI SH J, JIANG M, et al. Improved linear since the immunity of permanent magnet synchronous motor speed controller design[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2022, 36(4): 73-81.

### 作者简介

杨旭红, 博士, 教授, 主要研究方向为智能电网控制技术、新能源发电及储能技术等。

E-mail: yangxuhong.sh@163.com

于嘉炜(通信作者), 硕士研究生, 主要研究方向为新能源并网技术等。

E-mail: 13661875613@163.com