

基于 CMAC 神经网络的 ECRH 负高压脉冲电源 自适应控制策略研究

罗小平¹, 杜鹏英^{1,*}, 杜少武²

(1. 浙江大学城市学院 智能系统重点实验室, 浙江 杭州 310015; 2. 合肥工业大学 能源研究所, 安徽 合肥 230009)

摘要:为解决因四极管造成系统非线性和敏感性而导致 ECRH 系统中负高压脉冲电源控制效果不够理想的问题, 利用 CMAC 神经网络设计了直接逆模型控制系统, 并对 CMAC 跟踪动态给定的情况进行了仿真实验。结果表明, 该学习控制策略改善了 ECRH 负高压脉冲电源的控制效果, 具有较强的自学习和自适应能力且易于实现。

关键词: ECRH 负高压脉冲电源; 神经网络; 逆模型; 自适应; 控制

中图分类号: TL631

文献标志码: A

文章编号: 1000-6931(2011)03-0374-05

Adaptive Control Strategy for ECRH Negative High-Voltage Power Supply Based on CMAC Neural Network

LUO Xiao-ping¹, DU Peng-ying^{1,*}, DU Shao-wu²

(1. Key Lab of Intelligent System, Zhejiang University City College, Hangzhou 310015, China;

2. Energy Research Institute, Hefei University of Technology, Hefei 230009, China)

Abstract: In order to solve the problem that the negative high-voltage power supply in an electron cyclotron resonance heating (ECRH) system can not satisfy the requirements because of the nonlinearity and sensitivity, the direct inverse model control strategy was proposed by using cerebellar model articulation controller (CMAC) for better control, and experiments were carried out to study the system performances with CMAC tracing dynamic signals. The results show that this strategy is strong in self-learning and self-adaptation and easy to be realized.

Key words: ECRH negative high-voltage power supply; neural network; inverse model; self-adaptation; control

在 Tokamak 核聚变研究装置中, 电子回旋
共振加热 (ECRH) 是一有效的二级加热方法。

国外对此的研究起步较早^[1-4], 我国起步晚, 且目
前相关研究鲜见。ECRH 可应用于局域加热及

收稿日期: 2010-02-12; 修回日期: 2010-04-14

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(60702023); 浙江省自然科学基金资助项目(Y1080776, Y11001119)

作者简介: 罗小平(1974—), 男, 四川成都人, 副教授, 博士, 智能控制理论专业

* 通信作者: 杜鹏英, E-mail: dupy@zucc.edu.cn

分布控制、等离子体电流的低环压启动等研究,对于受控核聚变的发展具有重要意义^[5-6]。

ECRH 中回旋管产生微波加热,为其供电的 ECRH 负高压脉冲电源(下简称电源)提供回旋管毫米波发生器阴阳极之间必须的直流脉冲电压。该电源容量大、动态稳定性要求高——不允许出现超调、脉冲前沿小于 200 μs,其可靠运行是 ECRH 系统稳定运行的前提,因而,有效设计和应用控制策略自然成为整个系统正常运行的关键。

由于电源核心部件四极管本身的非线性和敏感性,常规控制效果并不特别理想,如:在较小的给定电压下阶跃响应的前沿时间明显增大,在较大的给定电压下阶跃响应出现明显的超调;电源输出的脉冲前沿大于 200 μs 等^[5-6]。小脑神经网络(CMAC)是一种模拟人脑思维的人工神经网络模型,可有效解决许多非线性复杂系统的控制问题^[7-10]。本文针对 ECRH 负高压脉冲电源的非线性特点,提出一种基于 CMAC 神经网络的电源控制策略。

1 ECRH 负高压电源工作原理及模型

ECRH 负高压电源控制系统结构简图如图 1 所示。T 为大功率四极调整管、C1 为初级电源储能电容器、R1 为基本负载、R2(C2)与

R3(C3)构成分压器、L 为限制电流变化率的缓冲电感、R4 和 D 为 L 的续流回路、R 为回旋管的等效电阻(10 kΩ)。电源的工作原理为先将电容器组冲压至 -100 kV,再通过大功率四极管调节电容器组放电,从而输出稳定的 -80 kV 电压供 ECRH 回旋管使用。

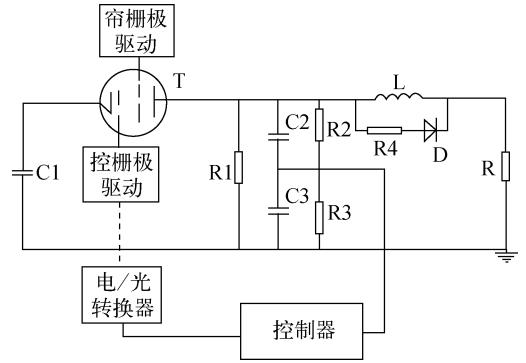


图 1 负高压脉冲电源系统结构简图

Fig.1 Block diagram of power supply system

大功率四极管是 ECRH 负高压电源系统的核心部件,系统能否满足要求的关键在于能否控制好大功率四极管。文献[5]选择美国 ETIMC 公司的水冷高压脉冲调节型四极管 4CPW100KA/Y841,建立了实际控制系统,原理描述如图 2 所示。

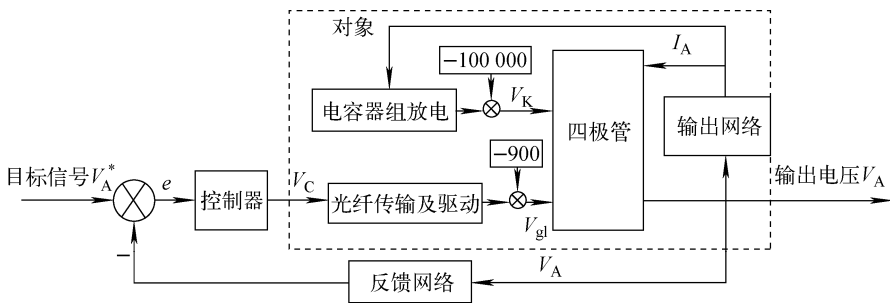


图 2 系统控制原理图

Fig.2 Control diagram of power supply system

文献[5]对经过大量实验获得的数据进行验证后,建立各子系统的动态模型如下。

输出网络传递函数为:

$$G_1(s) = \frac{500}{s + 4\ 000\ 000} \quad (1)$$

电容器组放电网络传递函数为:

$$G_2(s) = \frac{1}{1.26 \times 10^{-4} s} \quad (2)$$

光纤传输及驱动电路传递函数为:

$$G_{g1}(s) = \frac{82}{6.6 \times 10^{-6} s + 1} \quad (3)$$

四极管输出电压 V_A 为:

$$V_A = V_K + 18\ 000 - (1\ 720 - 1\ 400e^{-I_A}) \cdot e^{-0.055I_A} (V_{gl} + 200 + 230e^{-0.22I_A} + 170e^{-10I_A}) \quad (4)$$

其中: V_{g1} 为控栅极电压; V_K 为四极管阴极电压; I_A 为四极管阳极电流。

令 $I_A = x_1$, $-100\ 000 - V_K = x_2$, $V_{g1} - 900 = x_3$, 对式(1)~(4)的模型进行拉普拉斯逆变换并整理, 得到系统的状态空间模型为:

$$\dot{x}_1 = -4\ 000\ 000x_1 + 500y \triangleq f_1(x_1, x_2, x_3) \quad (5)$$

$$\dot{x}_2 = 7\ 936.5x_1 \quad (6)$$

$$\dot{x}_3 = -151\ 515.15x_3 + 12\ 424\ 242.42u \quad (7)$$

$$y = V_K(x_2) + 18\ 000 - (1\ 720 - 1\ 400e^{-I_A(x_1)}) \cdot e^{-0.055I_A(x_1)} (V_{g1}(x_3) + 200 + 230e^{-0.22I_A(x_1)} + 170e^{-10I_A(x_1)}) \quad (8)$$

其中: u 为控制器输出, 即 V_C ; y 为系统输出, 即四极管输出电压 V_A 。

2 基于 CMAC 的 ECRH 负高压电源逆模型学习控制

2.1 CMAC 基本原理

CMAC 源于感知器, 是一种表达复杂非线性函数的表格查询的自适应系统。设 CMAC 要逼近的函数关系为 $Y = f(X)$, 其中 $X = [x_1, x_2, \dots, x_n]^T$, $Y = [y_1, y_2, \dots, y_r]^T$, 其原理可由图 3 说明。

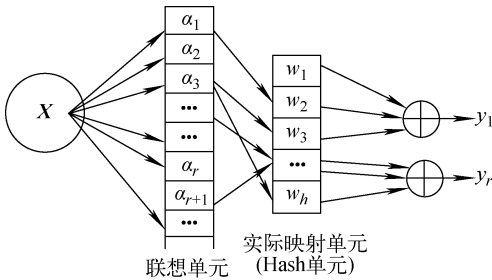


图 3 CMAC 原理图

Fig. 3 Diagram of CMAC

CMAC 由两个基本映射表示输入输出之间的非线性关系。

1) 概念映射

将输入矢量空间量化成许多子空间, 每一子空间与一定数量 C 的联想单元 A 相对应, 实现由输入空间到概念空间 A 的映射, 即 $A(\alpha) = S(X)$ 。

2) 实际映射

将概念空间映射至存放相应网络权值的实

际存储空间, 输入子空间所对应的系统输出, 即与之相连的联想单元内容映射至实际存储单元的权值和, 即 $y_p = W_p \alpha$, 从而实现输入输出之间的映射。其中, $W_p = [\omega_{p1}, \omega_{p2}, \dots, \omega_{pC}]^T$ 。

CMAC 的学习算法如下:

$$w_{ij}(k+1) = w_{ij}(k) + \beta(y_{d_i} - y_i)/C \quad (9)$$

其中: i, j 分别代表输出、输入的维数; y_{d_i} 表示期望输出; β 为网络学习率。

2.2 CMAC 直接逆模型控制

根据前述模型, 将 ECRH 电源抽象为 $\dot{X} = F(X, U)$, 其中, $X = [x_1, x_2, x_3]^T$, 当 U 为 u (V_C) 时, $F(\cdot)$ 是一描述系统状态动态变化规律的非线性函数。建立系统的 CMAC 直接逆模型控制, 如图 4 所示。

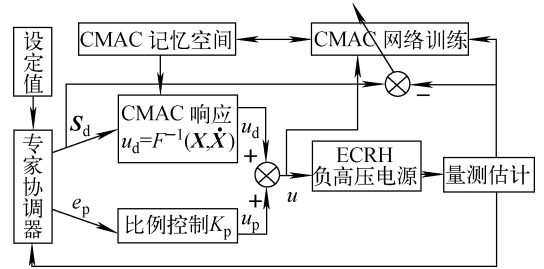


图 4 CMAC 直接逆模型控制原理图

Fig. 4 Diagram of CMAC inverse model control

图 4 中, S_d 为系统下一步的期望输出状态; 量测估计输出为当前系统状态; 控制器输出 $u = u_d + u_p$, 其中 u_d 为 CMAC 逆模型控制器输出, $u_p = k_p e_p$ 为比例控制器输出, e_p 为期望值与输出值的误差。

直接逆模型控制系统的工作过程由 CMAC 响应过程 $u_d = F^{-1}(X, \dot{X})$ 、电源系统运行过程 $\{\dot{X} = F(X, U), y = f(X)\}$ 、CMAC 训练过程(式(9))组成。具体如下。

1) 控制阶段

S_d 输入 CMAC 网络, 输出控制信号 $u_d = F^{-1}(X, \dot{X})$ 。同时 S_d 与当前量测估计的实际输出相减产生误差信号 e_p , 通过比例控制器产生控制信号 $u_p = k_p e_p$ 。由此合成实际的学习控制信号 $u = u_d + u_p$, 控制负高压电源输出实际电压, 并以此作为学习阶段 CMAC 网络的输入。

2) 学习阶段

在控制阶段确定 CMAC 网络输入后, 以 u

为 CMAC 响应(即 $u_d = F^{-1}(\mathbf{X}, \dot{\mathbf{X}})$ 所表示)的期望输出,根据图 4,通过式(9)完成训练。

在实际控制中,CMAC 的学习与系统控制交替进行,记忆空间不断更新,逆模型不断逼近真实的电源系统,从而不断改善控制性能,最终完成控制任务。

3 仿真实验分析

以式(5~8)描述的状态空间表达式为被控对象模型,以 -80 kV 阶跃信号为输入,利用 CMAC 与 PID 控制器对电源进行控制,采用

MATLAB 软件编程仿真分析。实验中参数设定如下:CMAC 联想单元大小 $C = 40$,学习率 $\beta = 0.08$,逆模型中的 $K_p = 0.1$;PID 控制器中 $K_p = 1.2, K_i = 0.24, K_d = 0.01$ 。在实际映射中采用 Hash 编码,Hash 单元大小设为 1 600。为减小计算误差,采用四阶 Runge-Kutta 法求解微分方程。初始值设定为 $y_d(0) = 0, y(0) = 0, x_1(0) = 0, x_2(0) = 0, x_3(0) = 0$, y_d 为期望输出, y 为实际输出值。期望状态向量 $\mathbf{S}_d = [y_e(k+1), x_1(k), x_2(k), x_3(k)]$,当前状态向量为 $[y(k), x_1(k), x_2(k), x_3(k)]$,结果如图 5 所示。

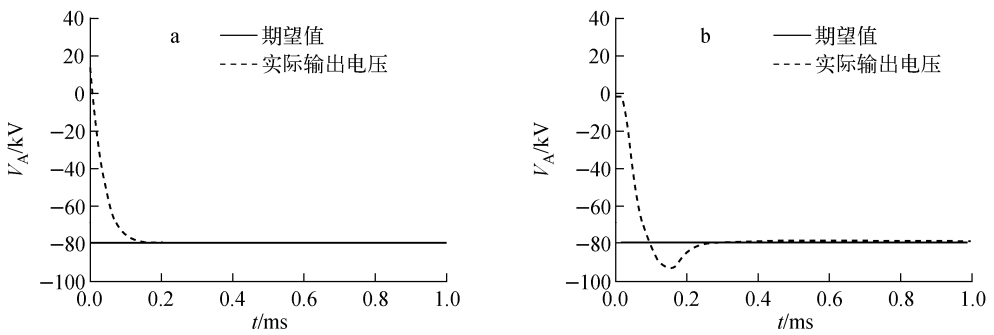


图 5 CMAC 控制(a)和 PID 控制(b)的跟踪响应

Fig. 5 Tracing response on CMAC control (a) and PID control (b)

两种方法的控制性能指标列于表 1。可见,CMAC 直接逆模型学习控制策略能很好满足无超调且调整时间小于 $200 \mu\text{s}$ 等的电源控制指标,而 PID 控制的调整时间远超过 $200 \mu\text{s}$,且动态过程中电压超调大,控制效果不佳。由

于 PID 控制对非线性、时变系统、多变量系统的控制效果均不理想,而电源是一类复杂、敏感、非线性严重、内部状态多的对象,又难以线性化处理,且控制要求高,因此,固定参数的 PID 控制器效果差。

表 1 CMAC 与 PID 两种方法的控制性能比较

Table 1 Control performances on CMAC and PID

方法	最大电压/kV	超调量/%	上升时间/ μs	峰值时间/ μs	调整时间/ μs
CMAC	-80.00	—	—	—	128
PID	-94.87	18.50	84	153	270

同时,PID 参数选取多采用经验法甚至试凑法,对于电源这样一种复杂非线性对象,适宜参数的选取往往困难且费时,而 CMAC 参数(如 C 、 β 等)的选取却有较大随意性^[7],因而给 CMAC 在电源控制中的具体实现带来很大方便。

此外,传统 PID 控制器无法随被控对象结构、输入、初始条件等变化而自适应调整参数,因此,难以适应变化场合。而 CMAC 作为智能

控制器,具有边学习边控制的特点,因而能对各种变化实现自适应调整并顺利完成控制任务。为给予有力的论证,进一步考察了在动态环境中(以电源输入动态变化为例)CMAC 的跟踪控制能力,响应曲线示于图 6。显然,CMAC 内在的智能性保证了即便在动态环境中,仍能很好完成控制任务。这充分说明 CMAC 逆模型控制器具有良好的自适应能力和实用性。

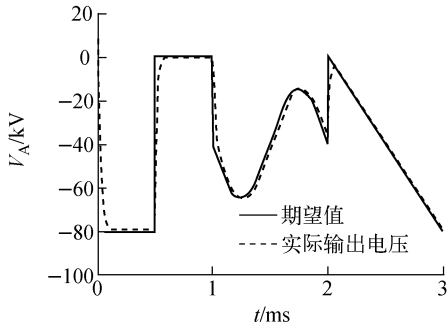


图6 CMAC控制器跟踪动态输入的控制效果

Fig. 6 Tracing control by CMAC with dynamic input

4 结论

CMAC神经网络是一类具代表性的智能控制工具,它能够将复杂的非线性函数用一个由直观函数表形式描述的神经网络来表述,具有强自适应性,同时,其表格查询的映射方式保证了快速性,因而非常适合复杂非线性系统的实时控制和在线辨识。

基于直接逆模型控制思想,针对 ECRH 负高压电源的控制难点,采用 CMAC 实现了控制。基于真实数据的仿真结果表明,CMAC 智能逆模型学习控制策略具有较强的自适应、自学习能力,鲁棒性强,控制效果优于传统的 PID 控制器,且易于实现,有望为 ECRH 负高压电源系统的研发和改进提供一有效方法。

参考文献:

- [1] PRONKO S G E, BAGGEST D S. The 8.4 MW modulator/regulator power systems for the electron cyclotron heating facility upgrade at DIII-D [C]// The 18th IEEE/NPSS Symposium on Fusion Engineering. Albuquerque, New Mexico, USA: [s. n.], 1999: 194-197.
- [2] NEREM A, KELLMAN D H, PRONKO S G E, et al. Circuit modeling and feedback controller development of the 8.4 MW modulator/regulator power system for the electron cyclotron heating facility upgrade at DIII-D [C]// The 14th Topical Meeting on the Technology of Fusion Energy. Park City, Utah, USA: [s. n.], 2000: 1 116-1 120.
- [3] PRONKO S G E, DELAWARE S, HARRIS T

E, et al. The performance of the 8.4 MW modulator/regulator power systems for the electron cyclotron heating facility upgrade at DIII-D [C]. The 14th Topical Meeting on the Technology of Fusion Energy. Park City, Utah, USA: [s. n.], 2000: 1 111-1 115.

- [4] 黄懿赟. HT-7U 超导托卡马克低混杂波系统高压电源的研究[D]. 北京:中国科学院,2001.
- [5] 杜少武. ECRH 负高压脉冲电源的研究[D]. 合肥:合肥工业大学,2004.
- [6] 杜少武,丁同海,徐宁,等. ECRH 负高压脉冲电源系统控制特性研究[J]. 核聚变与等离子体物理,2003,23(3):181-185.
- DU Shaowu, DING Tonghai, XU Ning, et al. Study on control method of high-voltage pulse power supply for ECRH[J]. Nucl Fusion Plasma Phys, 2003, 23(3): 181-185(in Chinese).
- [7] 许力,蒋静坪. CSTR 系统的基于 CMAC 神经网络的学习控制研究[J]. 控制与决策,1992,7(2): 131-136.
- XU Li, JIANG Jingping. CMAC neural network based learning control of the CSTR system[J]. Control and Decision, 1992, 7(2): 131-136(in Chinese).
- [8] 范晓明,张利,蔡晓辉,等. 小脑模型连接控制(CMAC)网络用于热轧钢卷取温度控制[J]. 东北大学学报,2000,20(6):662-664.
- FAN Xiaoming, ZHANG Li, CAI Xiaohui, et al. Hot strip coiling temperature control based on CMAC network[J]. Journal of Northeastern University, 2000, 20(6): 662-664(in Chinese).
- [9] 蒋志民,林廷圻,黄先祥. 一种基于 CMAC 的自学习控制器[J]. 自动化学报,2000,26(4):542-546.
- JIANG Zhimin, LIN Tingqi, HUANG Xianxiang. A new self-learning controller based in CMAC neural network[J]. Acta Automatica Sinica, 2000, 26(4): 542-546(in Chinese).
- [10] 马国进,齐冬莲. 混合系统 CMAC 直接逆模型控制[J]. 电力系统及其自动化学报,2004,16(3):69-71.
- MA Guojin, QI Donglian. Direct inverse model control of hybrid system based on CMAC neural network[J]. Proceedings of Electric Power System and Automation, 2004, 16(3): 69-71(in Chinese).