

监督模糊神经网络控制系统

项湜伍

(上海师范大学数理信息学院, 上海 200234)

摘要: 设计了一个监督模糊神经网络(FNN)控制系统, 它可以跟踪周期输入信号. 控制系统由永磁(PM)同步伺服电机以及监督FNN位置控制系统组成. 监督FNN控制系统由监督控制器和FNN滑式控制器组成. 监督控制器可以在指定区域内稳定系统的状态. FNN滑式控制器由滑式控制和FNN组成. 滑式控制有较好鲁棒性. FNN具有在线学习能力. 作者对监督FNN控制系统进行了详细的理论分析和稳定性研究. 仿真结果证明了此系统对参数变化和外部负荷干扰有很好的鲁棒性.

关键词: 模糊神经网络; 周期输入; 监督控制; 同步伺服电机

中图分类号: TP389.1 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-5137(2002)01-0035-07

0 引言

在许多控制系统应用场合, 如雷达跟踪、机器人的重复轨迹操作, 都需要跟踪周期输入信号. 重复跟踪系统具有跟踪周期输入信号的优良性能. 然而重复控制周期性输入控制系统既需要系统的稳定性, 也需要系统的精确性. 滑式状态的控制方案, 在跟踪周期输入信号时, 有很多优点: 如对参数变化不敏感, 抑制外部干扰及快速的动态响应.

滑动式控制系统的运动可以分为两种状态: 可达状态及滑动状态. 可达状态是一种控制状态, 在系统的状态达到设计的滑动平面以前, 存在指向滑动平面的控制作用. 一旦控制状态的状态进入滑动状态, 通过选择滑动超平面来决定系统的动态特性. 系统的动态特性是不确定的, 而且易受外部干扰.

另一方面, 滑动状态由于开关操作引起震动现象将会影响跟踪的精度.

我们研究一个定向场控制, 用监督FNN控制来驱动同步伺服系统, 使它跟踪周期变化的转子位置输入. 此系统具有优良的鲁棒性及精确的跟踪性能. 监督FNN控制器是由两个部分构成的: 一个监督控制器和一个FNN滑式控制器.

监督控制器实际任务是在一个指定区域内, 使系统能稳定工作. FNN滑式控制器把滑式控制器所具有的良好鲁棒性以及FNN具有的在线学习能力有机而巧妙地结合起来. 根据滑动情况来设计FNN的在线学习算法, 把FNN的参数调节到SS的最小值, 而S是开关参数.

特殊的FNN滑式控制器主要优点如下:

- (1) 根据滑式条件进行在线学习.

收稿日期: 2001-05-22

作者简介: 项湜伍(1944-), 男, 上海师范大学数理信息学院教授.

- (2) 确保滑式状态有良好的跟踪性能,同时它又能减少滑动的干扰.
- (3) 模糊结构十分简单且容易实行.
- (4) 优良的鲁棒性以及较少的故障.

在监督 FNN 控制系统中,要求 FNN 滑式控制器起主要控制作用,设计的关键是监督控制器要保持稳定.

监督控制器的工作方式如下:如果滑动式控制器工作良好,监督控制器则进入空闲状态,如果 FNN 控制系统不稳定,监督控制器开始工作.

本文首先介绍定向磁场控制同步伺服电机驱动系统的情况,对 FNN 位置控制系统进行详细的理论分析及稳定性分析.在计算机控制的同步伺服电机系统中,完成监督 FNN 位置控制器的设计,仿真结果证明控制器具有优良性能.

1 定向磁场的同步伺服电机驱动系统

图 1 是定向磁场的同步伺服电机驱动系统的结构图(1).它由一个同步伺服电机(带有 pmdc 机械负荷),一个扫描比较的电流控制器,由脉冲宽度调制器组成的电压源倒相器,一个磁场定向机构(包括坐标变换器、单位矢量发生器),一个速度控制回路及一个位置回路.在位置控制系统中,采用具有恒定转矩的电流源驱动.在同步伺服电机的转子上,连接惯性变化的机械.

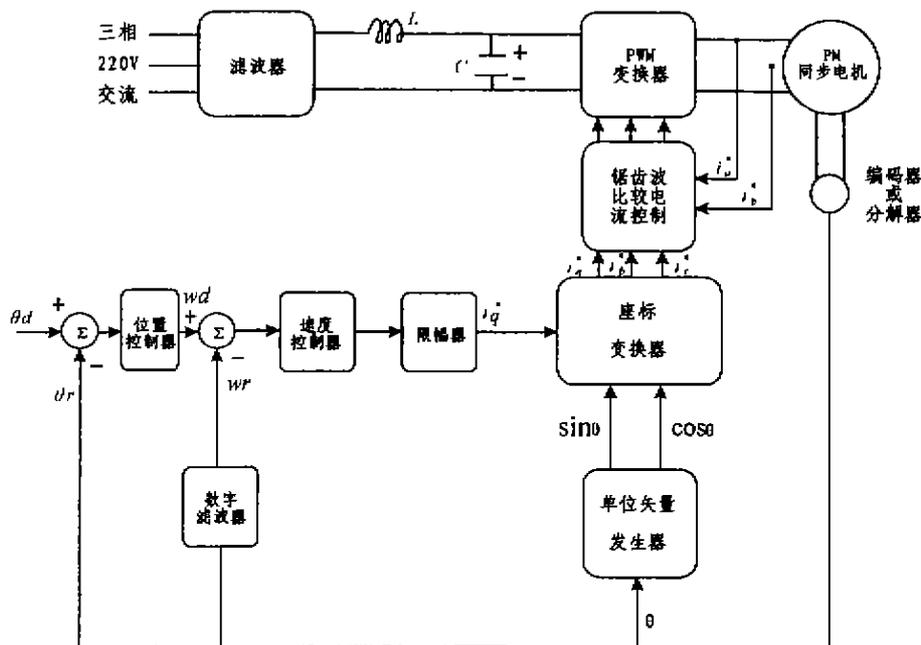


图 1 定向磁场的同步电机驱动的系统结构图

为了进一步研究,可以把图 1 简化成为图 2 所示的控制系统方框图.

T_e 是电能产生的转矩, K_t 是转矩常数, i_q 是转矩电流命令, p 是磁极数, L_{md} 是 d 轴的互感, I_{fd} 是等值 d 轴的磁化电流, J 是惯性, B 是阻尼系数. 在图 2 中, T_L 是外部负荷的干扰, θ 是转子的实际位置, ω_r 是转子实际速度, θ_d 是转子期望的位置, ω_d 是转子期望速度.

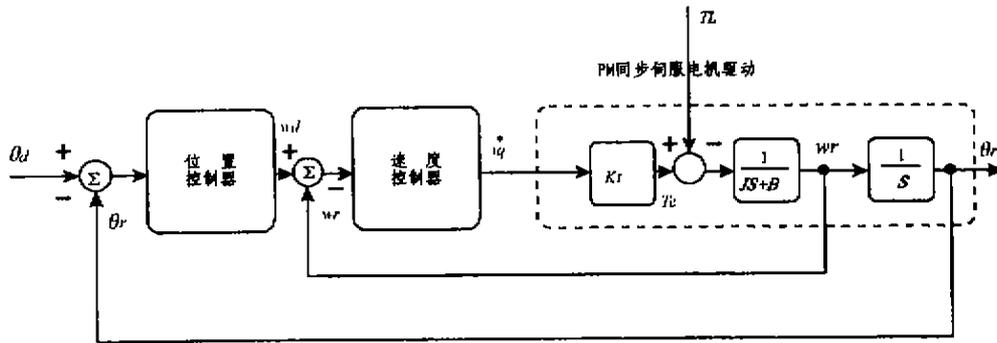


图 2 简化的控制系统方框图

我们可以得到下列公式

$$T_e = K_t I_q \tag{1}$$

$$K_t = 3PI_{md} I_{fd}/2 \tag{2}$$

$$HP(s) = \frac{1}{J_s + B} = \frac{b}{s + a} \tag{3}$$

在额定条件下, 对于电机的转子位置, 我们采用曲线拟合技术, 以进一步研究. 为了方便, 在控制回路中转子位置设定为 $1v=50rad$, 转子的位置信号设为 $1v=50rad/s$

2 监督 FNN 控制器

同步伺服电机系统可用下列状态方程表达.

$$\begin{pmatrix} \dot{x}_1(t) \\ \dot{x}_2(t) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0 & 1 \\ 0 & -B/J \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_1(t) \\ x_2(t) \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} 0 \\ K_t/J \end{pmatrix} i_q^*(t) + \begin{pmatrix} 0 \\ -1/J \end{pmatrix} T_L \tag{4}$$

这里 $(x_1(t), x_2(t))^T = (\theta_r, \omega_r)$. 定义跟踪误差适量如下:

$$E = [\theta_d - \theta_r, \omega_d - \omega_r]^T = [e, \dot{e}]^T \tag{5}$$

下面是设计信号 \hat{w}_r 的公式

$$\hat{w}_r = A_V(\theta_d, E) \tag{6}$$

再推导下去

$$A_V(\theta_d, E) = \theta_d + K_1 \dot{e} + K_2 e \tag{7}$$

这里 K_1, K_2 是正常数, 开关函数定义为

$$S(t) = \omega_r - \hat{w}_r \tag{8}$$

如果出现滑动状态, 即 $S = 0$, 这样 (8) 式变化为下列公式

$$\omega_r = \hat{w}_r \tag{9}$$

把 (9) 式代入 (6) 式, 并结合 (7) 式, 可获得下列公式.

$$\dot{e} + K_1 \dot{e} + K_2 e = 0 \tag{10}$$

上式它意味着 $\lim_{t \rightarrow \infty} e(t) = 0$. 假设控制定律如下形式:

$$i_q^* = U_{FNN} + U_S$$

这里 U_{FNN} 是 FNN 控制, U_S 是监督控制, FNN 是主要的跟踪控制器, 在预定区域内监督控制器保

证系统的稳定.

3 监督 FNN 控制器的分析

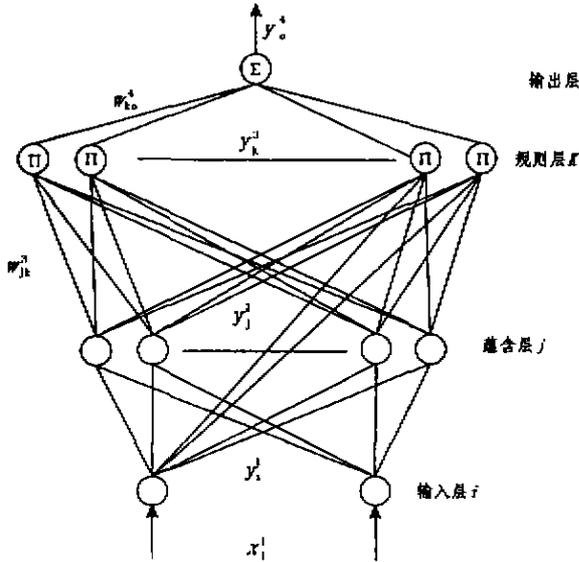


图3 FNN的4层神经网络结构

图3是一个4层的FNN神经网络结构.它包括了输入层*i*.蕴含层*j*.规则层*k*.输出层*o*.它构成了FNN滑式控制器.根据李亚普诺夫稳定理论,李亚普诺夫函数应该为 $V = 0.5S^2$.我们要确保滑式状态命中或存在,滑式条件应该为

$$\dot{V} = S\dot{S} < 0. \quad (11)$$

滑式条件(11)保证当 $t \rightarrow \infty$ 时, $S \rightarrow 0$.对于 $S\dot{S}$ 的最小值,使用梯度搜索算法来训练FNN神经网络. $S(t)$ 和 $\dot{S}(t)$ 分别为FNN神经网络输入信号.

FNN的每层信号传播和基本作用如下.第一层:输入层.在输入层,每个节点*i*是网络输入;第二层:蕴含层.这层每一个节点表示一个蕴含函数.它采用高斯函数;第三层.规则层.在这层中的每个节点*k*用Π来表示.它表示输入信号和输出信号的乘积.如果每个输入节点有

同样的语言变量,它们具有完全的规则连接;第四层:输出层.在这层的单个节点*o*是对所有的输入信号产生的输出信号的总和(Σ).

4 在线学习算法

对神经网络系统,在线学习算法是一种梯度渐减的搜索算法,目标为 SS 最小化,所以,我们 SS 为误差函数.使用第(9)式,可取得 S 组,见下式

$$S = \hat{w}_i - \hat{w}_1 = -\frac{B}{J}w_i + \frac{Kt}{J}x_i^* - \frac{Tt}{J} - A_U(\theta_a, E) \quad (12)$$

把(12)式代入(18),两边乘以 S ,可得到下列公式.

$$SS = -\frac{B}{J}w_i S + \frac{Kt}{J}(U_{FNN} + U_S)S - \frac{Tt}{J}S - A_U(\theta_a, E)S. \quad (13)$$

按照下降梯度算法,输出层权修改如下:

$$\dot{w}_k = -\eta \frac{\partial SS}{\partial i_v^*} \frac{\partial i_v^*}{\partial w_k^l} = -\eta \frac{\partial SS}{\partial U_{FNN}} \frac{\partial U_{FNN}}{\partial w_k^l} = -\eta \left| \frac{Kt}{J} \right| \text{Sgn} \left(\frac{Kt}{J} \right) S x_k^l = -r S x_k^l. \quad (14)$$

这里 η 是正常数, $r = \eta \left| \frac{Kt}{J} \right|$ 是权学习速率,是正的常数. $\text{Sgn}(\cdot)$ 是Sgn函数,而 $\text{Sgn}(\frac{K}{J}) = 1$.

因为规则层中的权为单位值,所以只要计算近似的误差 δ_k^l ,计算如下:

$$\delta_k^l \triangleq -\frac{\partial SS}{\partial U_{FNN}} \frac{\partial U_{FNN}}{\partial net_k^l} \frac{\partial net_k^l}{\partial y_k^l} \frac{\partial y_k^l}{\partial net_k^l} = -\left| \frac{Kt}{J} \right| S w_k^l. \quad (15)$$

在上述方程中,使用 Kt 和 J 值.

因为计算的散度矢量与能量流量方向相反,FNN的收敛特征与梯度搜索算法的自然收敛特性有关.另外,选择速度参数(r, η_a, η_b)的值与网络性能有较大关系.如果学习整速率参数没有选择

好, U_{FNN} 的结果是发散的, 所以设计监督式神经网络控制器, 需要把发散状态的情况返回到预定的稳定状态, 保证系统的稳定.

5 监督控制

对于有关同步伺服电机驱动系统的动态方程式 (5) 加以简化及改写, 可以得到下列公式.

$$\ddot{\theta} = -\frac{B}{J}\dot{\theta}_r + \frac{K_t}{J}i_q^* - \frac{1}{J}T_L = A_p Q_r + B_p i_q^* + C_p T_L \quad (16)$$

这里的一些参数 $A_p = -\frac{B}{J}$, $B_p = \frac{K_t}{J} > 0$, 而 $C_p = -\frac{1}{J}$. 考虑系统参数的变化以及外界负荷干扰.

我们认为 (16) 式中的参数是有界的, 即:

$$|A_p \dot{\theta}_r| \leq F^v(\dot{\theta}_r), \quad |C_p T_L| \leq G^v, \quad B_L \leq B_p \leq B^v.$$

这里 $F^v(\dot{\theta}_r)$ 是已知的连续函数, G^v , B_L , B^v 分别是已知的常数. 假设 PM 同步伺服电机驱动系统的参数和 T_L 为已知的, 那么控制定律可写为:

$$i_q^* = U^* = \frac{1}{B_p}[-A_p \dot{\theta}_r - C_p T_L + \ddot{\theta}_r K E]. \quad (17)$$

这里 $K = [K_2, K_1]$. 从 (2), (16), (17) 式, 得到的误差方程如下:

$$E = \Delta E + B_m[U^* - U_{FNN} - U_s]. \quad (18)$$

这里 $\Delta = \begin{pmatrix} 0 & 1 \\ -K_2 & -K_1 \end{pmatrix}$ 是稳定矩阵, 而 $B_m = (0, B_p)^T$. 李普雅诺夫函数定义为

$$V_s = \frac{1}{2} E^T P E. \quad (19)$$

P 是对称正矩阵, 他满足下列李普雅诺夫方程.

$$\Delta^T P + P \Delta = -Q. \quad (20)$$

我们假设 $Q > 0$. 使用 (18) 和 (20) 式对李亚普诺夫函数进一步推导, 即得

$$\begin{aligned} \dot{V}_s &= -\frac{1}{2} E^T Q E + |E^T P B_m| [U^* - U_{FNN} - U_s] \leq \\ &= -\frac{1}{2} E^T Q E + |E^T P B_m| [|U^*| + |U_{FNN}|] - E^T P B_m U_s. \end{aligned} \quad (21)$$

为了满足 $\dot{V}_s < 0$, 设计监督 U_s 如下

$$U_s = I \text{Sgn}(E^T P B_m) [|U_{FNN}| + \frac{1}{B_L} (F^v \dot{\theta}_r) + G^v + |\dot{\theta}_d| + |K E|]. \quad (22)$$

这里 $I = \begin{cases} 1 & \text{如果 } V_s \geq \bar{V} \\ 0 & \text{如果 } V_s < \bar{V} \end{cases}$. \bar{V} 是正常数. 把 (17) 和 (22) 式代入 (21) 式中, 考虑 $I = 1$, 得到如下公式

$$\begin{aligned} \dot{V}_s &\leq -\frac{1}{2} E^T Q E + |E^T P B_m| [|U^*| + |U_{FNN}|] - E^T P B_m U_s = \\ &= -\frac{1}{2} E^T Q E + |E^T P B_m| [\frac{1}{B_p} (|A_p \dot{\theta}_r| + |C_p T_L| + |\dot{\theta}_d| + |K E|) + \\ &= |U_{FNN}| - |U_{FNN}| - \frac{1}{B_L} (F^v + G^v + |\dot{\theta}_d| + |K E|)] \leq -\frac{1}{2} E^T Q E \leq 0. \end{aligned} \quad (23)$$

如 (22) 式那样使用设计的监督控制 U_s . 当 $V_s > \bar{V}$ 时, 如果跟踪误差矢量 E 为非零值, 可以得到不等式 $\dot{V} < 0$.

6 仿 真

为了研究监督 FNN 控制系统的性能, 考虑包括大参数变化的机械轴上外部负荷变化.

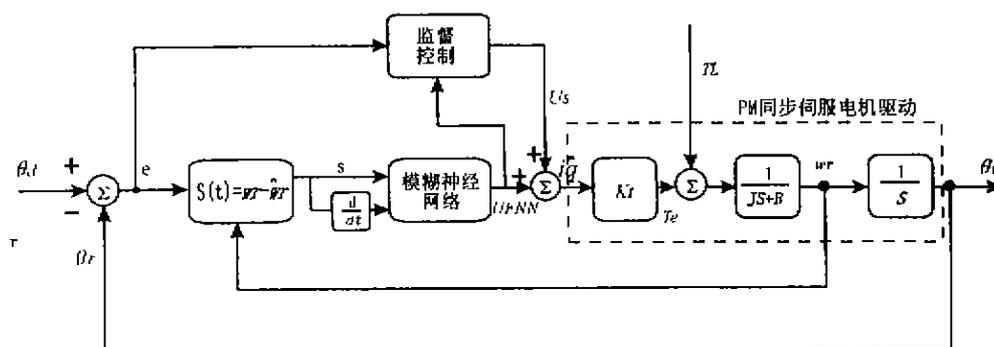


图 4 监督 FNN 控制的系统方框图

图 4 为监督 FNN 控制系统方框图. 模糊神经网络 (FNN) 的输入是 $S(t)$ 和它的导数, FNN 的输出是 U_{FNN} , 监督控制系统的输出是 U_s .

图 3 为 FNN 的系统结构, 它组成网络. 在实际应用中, 可以用试探法来确定初始化规则数. 把 FNN 的输出层和规则层之间的连接权加以初始化. (范围为 (0, 1) 高斯函数的参数初始化范围为 $[-3, 3]$).

FNN 的输入端、蕴含层、规则层和输出层分别是 2、6、9 和 1 个神经元.

表 1 监督 FNN 控制的仿真(正弦波输入)

时间 (s)	转子期望位置 (rad)	转子实际位置 (rad)
1.0	5.980	5.979
2.0	-4.704	-4.703
3.0	-2.204	2.203
4.0	6.103	6.104
5.0	-3.300	3.296
6.0	-3.900	3.898
7.0	6.100	6.099
8.0	-2.00	-1.99
9.0	-4.80	-4.78
10.0	5.86	5.84

对于监督 FNN 分别用锯齿波和正弦波输入, 从表中可以见到它的控制特性. 对 FNN 的权, 用随机值加以初始化. 在线训练 FNN 大约 500 次后, 可得到精确的控制性能. 监督 FNN 控制器的鲁棒性能存在明显的参数变化和外部负荷干扰. 在第一个指令周期, 用程序来取代随机法完成初始化工作. 这样监督 FNN 控制器的性能可以有很大改进. 初始化格式程序使用迭代学习过程, 它可提取连接权和蕴含函数. 一般使用此程序来初始化 FNN 的参数, 它可以加速收敛速度. 然而只有在同样操作条件下(也就是同样的输入信号), 上述方法提取的连接权和蕴含函数才有效.

从本文研究中, 可见到对于不同的输入信号, FNN 具有在线学习能力. 使用随机初始化来对

FNN 参数进行初始化.

在仿真中, 使用了两个惯性的转子. 一个是标准惯性转子, 另一个转子的惯量增加了 3 倍.

7 结 论

监督 FNN 位置控制器在跟踪周期标准输入信号研究方面取得了一定进展. 在很多跟踪控制应用方面, 人们都采用 PM 同步电机, 所以我们在系统中使用它. 滑式控制器能得到优良的跟踪响应. 振动现象结果引起了不精确的跟踪响应而且磨损轴承机械. 它能激励不稳定的系统.

另外一方面, 在用的监督控制系统具有滑式控制的良好鲁棒性以及 FNN 的在线学习能力.

系统在预定的区内具有稳定性, 在跟踪周期性三角和正弦波输入的仿真试验中, 充分证明了监督 FNN 位置控制系统的优越性.

参考文献:

- [1] 项湜伍. 适用于多维动态系统的多层神经网络控制系统[J]. 计算机科学, 1998, 25(4).
- [2] 项湜伍. 驱动特殊电机的模糊神经网络控制系统[J]. 计算机科学, 2000, 27(11).
- [3] 孙增圻. 智能控制理论与技术[M]. 北京: 清华大学出版社.
- [4] WANG L X. Adaptive Fuzzy Systems and Control Design and Stability Analysis[M]. Englewood Cliffs, NJ Prentice-Hall, 1994.
- [5] HORIKAWA S. FURUHASHI T. UCHIKAWA Y. On Fuzzy Modeling Using Fuzzy Neural Networks With the Backpropagation Algorithm[J]. IEEE Trans Neural Networks, 1992, 3: 801-806.
- [6] ZHANG J. MORRIS A J. Fuzzy Neural Networks for Nonlinear Systems Modeling[J]. Inst Elect Eng Proc Contr Theory Applicat, 1995, 6: 551-556.
- [7] LIN F J. WAI R J. CHEN H P. A PM Synchronous Servo Motor Drive with an On-line Trained Fuzzy Neural Network Controller[J]. IEEE Trans Energy Conversion, 1998, 13: 319-325.
- [8] LU Y S. CHEN J S. A Self-organizing Fuzzy Sliding-mode Controller Design for a Class of Nonlinear Servo Systems[J]. IEEE Trans Indust Electron, 1994, 41: 493-502.

Fuzzy Neural Network Control System

XIANG Shi-wu

(Mathematical and Science College, Shanghai Teachers University, Shanghai 200234, China)

Abstract: We designed a supervisory fuzzy neural network (FNN) control system to tracked peridic reference input. The control system consists of a synchronous servomotor drive with a supervisory FNN position controller. The supervisory FNN controller comprises a supervisory controller, which a designed to stabilize the system states around a defined boundary region, and a FNN abiding-mode controller, which combines the advantages of the sliding-mode with robust characteristics and the FNN with online learning ability. The theoretical and stability analyses of the supervisory FNN controller are discussed in detail. Simulation result shows that the control system is robust with regard to plant parameter variations and external load disturance.

Key words: fuzzy neural network; periodic inputs supervisory control; synchronous servomotor