

基于 POPOV 超稳定性定理的神经元智能控制*

姜孝华

(中山大学信息科技学院, 广东 广州 510275)

摘要: 研究一种渐近超稳定的神经元智能控制器结构. 基于 POPOV 超稳定性定理, 提出一种能保证控制系统渐近超稳定的控制器参数学习算法. 针对神经元智能控制的直流全数字调速系统做了仿真实验, 给出了仿真结果.

关键词: 智能控制; 超稳定性; 直流传动

中图分类号: TP13 **文献标识码:** A **文章编号:** 0529-6579 (2001) 01-0035-04

1 神经元智能控制器

基于神经网络的控制称为神经网络控制(NNC), 简称神经控制(NC-neurocontrol), 是指在控制系统中采用神经网络这一工具对难以精确描述的复杂对象进行建模, 或充当控制器, 或优化计算, 或进行推理, 或故障诊断等, 以及兼有上述功能的适当组合.

传统的控制系统的设计和分析总是基于被控对象数学模型, 根据被控对象的数学模型及对控制系统要求的性能指标来设计控制器, 控制方法和规律用解析数学表达式描述; 模糊控制则是基于专家经验和领域知识总结出若干条模糊控制规则, 构成描述具有不确定性复杂对象的模糊关系, 利用控制系统输出误差、误差的变化和模糊关系的推理合成获得控制量. 这两种控制方式都具有显式表达知识的特点, 而神经网络不善于显式表达知识, 但具有很强的逼近非线性的能力, 长于学习通过数据隐含表达知识, 将神经网络用于控制正是利用了它的这一特性.

迄今为止已提出了多种神经元及网络模型, 如 BP 网络, HOPFIELD 网络等, 它们在模式识别, 人工智能等方面取得了不少应用^[1~4]. 人工神经网络用于控制主要体现在以下两方面, 一是利用其学习功能辨识对象参数, 另一种是利用神经元及网络直接构成控制器, 在线修改控制器参数. 文献[5]从控制观点出发, 提出了一种自适应神经元模型, 它有 n 个输入量 $x_i(t)$ ($i = 1, 2, 3, \dots, n$), $w_i(t)$ 是对应于 $x_i(t)$ 的加权值, $K >$

0, 为神经元的比例系数. 自适应神经元的输出 $u(t)$ 可表示为:

$$u(t) = K \sum_{i=1}^n w_i(t) x_i(t)$$

式中, $w_i(t)$ 由某种学习算法确定.

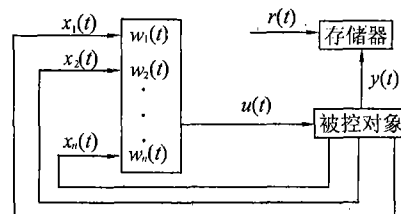


图1 神经元智能控制系统框图

Fig.1 Intelligent neurocontrol system

本文采用的神经元智能控制系统如图1所示, $x, x_2 \dots x_n$ 描述被控对象的状态变量, $r(t)$ 为参考输入, 神经元通过自组织进行关联搜索来产生控制信号 $u(t)$.

2 基于 POPOV 超稳定性定理的神经元智能控制

2.1 基于 POPOV 超稳定性定理的神经元控制算法

一般认为神经元通过改变自身的突触加权值进行自组织, 本文提出一种基于 POPOV 超稳定性定理学习神经元关联加权值 $w_i(t)$ 的算法.

设单输入、单输出离散时间线性定常(或慢时变)系统的状态空间表达式为:

* 基金项目: 中山大学青年基金资助项目 (99-020-429119)

收稿日期: 2000-04-14; 作者简介: 姜孝华 (1963-), 男, 博士(后), 副教授.

$$\begin{aligned} x(t+1) &= AX(t) + Bu(t) \\ y(t) &= CX(t) \end{aligned} \quad (1)$$

式中, $X(t)$ 为 n 维可测状态变量, $X^T(t) = [x_1(t), x_2(t), \dots, x_n(t)]$, $y(t)$ 为系统输出, $u(t)$ 为系统输入. 它们都是在时间 t 所确定的向量, $t = 1, 2, \dots, T$ 为采样周期, A 为 $n \times n$ 维的慢时变参数矩阵, B 为 $n \times 1$ 维慢时变输入矩阵, C 为 $n \times 1$ 维输出矩阵, 并假设它们在自适应调整过程是不变的.

设期望的系统输出为:

$$y_0(t+1) = ay_0(t) + br(t), (0 < a < 1) \quad (2)$$

其中, $r(t)$ 为参考输入值.

定义 $e(t) = y_0(t) - y(t)$ 为监督学习教师信号. 由式 (1) 有:

$$y(t+1) = CAX(t) + CBu(t) \quad (3)$$

令 $G = CA =$

$$\begin{bmatrix} c_1 & c_2 & \dots & c_n \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & \dots & a_{1n} \\ a_{21} & a_{22} & \dots & a_{2n} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ a_{n1} & a_{n2} & \dots & a_{nn} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} g_1 & g_2 & \dots & g_n \end{bmatrix}$$

$$f = CB = [c_1, c_2, \dots, c_n][b_1, \dots, b_n]^T \quad (4)$$

其中, f 为一标量, 设 $f > 0$, 从式 (2) ~ (4) 可得

$$y(t+1) = \sum_{i=1}^n a_i x_i(t) + fu(t) \quad (5)$$

将 (3), (4) 式减去 (5) 式得:

$$\begin{aligned} e(t+1) &= ay_0(t) + br(t) - \sum_{i=1}^n a_i x_i(t) - fu(t), \\ \text{即 } e(t+1) &= ae(t) + \end{aligned}$$

$$\sum_{i=1}^n h_i x_i(t) - fu(t) + br(t) \quad (6)$$

其中, $h_i = ac_i - g_i, i = 1, 2, \dots, n$. 设自适应神经元的输出控制信号为 $u(t)$ 表示如下:

$$u(t) = \sum_{i=1}^n w_i(t+1)x_i(t) + w_{n+1}(t+1)r(t) \quad (7)$$

式 (7) 代入式 (6) 得

$$\begin{aligned} e(t+1) &= ae(t) + f \left[\sum_{i=1}^n \left(\frac{h_i}{f} - w_i(t+1) \right) \cdot \right. \\ &\quad \left. x_i(t) + \left(\frac{b}{f} - w_{n+1}(t) \right) r(t) \right] \end{aligned} \quad (8)$$

定义一线性补偿器

$$v(t) = e(t) \quad (9)$$

建立如下学习算法:

$$w_i(t+1) = w_i(t) + \varphi_i(v(t+1)) =$$

$$\sum_{j=0}^{t+1} \varphi_i(v(j)) + \varphi_i(v(-1)), i = 1, 2, \dots, n \quad (10)$$

$$w_{n+1}(t+1) = w_{n+1}(t) + \psi_i(v(t+1)) =$$

$$\sum_{j=0}^{t+1} \psi_i(v(j)) + \psi(v(-1)) \quad (11)$$

考虑先验变量

$$x^0(t+1) = Ax(t) + Bu^0(t) \quad (12)$$

$$u^0(t) = \sum_{i=1}^n w_i(t)x_i(t) + w_{n+1}(t)r(t) \quad (13)$$

$$\begin{aligned} \text{令 } z_{i+1} &= \sum_{j=1}^n \left(-\frac{h_i}{f} - w_i(t+1) \right) x_i(t) + \\ &\quad \left(-\frac{b}{f} + w_{n+1}(t+1) \right) r(t) \end{aligned} \quad (14)$$

将式 (14) 代入 (8) 式得:

$$e(t+1) = ae(t) - fz_{t+1} \quad (15)$$

式 (9) 和式 (15) 确定了一线性定常正向方框, 式 (14) 确定了一非线性时变反馈方框. 考虑波夫不等式:

$$n(0, t_1) = \sum_{i=0}^{t_1} z_{i+1} v(t+1) \geq \gamma_0^2 \quad (16)$$

由式 (10)、(11)、(14)、(16) 得:

$$\begin{aligned} n(0, t_1) &= \sum_{i=1}^n \left\{ \sum_{t=0}^{t_1} v(t+1) \left[\sum_{j=0}^{k+1} \varphi_j(v(j)) + \right. \right. \\ &\quad \left. \left. \varphi_i(v(-1)) - \frac{h_i}{f} \right] x_i(t) \right\} + \sum_{t=0}^{t_1} v(t+1) \cdot \\ &\quad \left[\sum_{j=0}^{t+1} \psi(v(j)) + \psi(v(-1)) - \frac{b}{f} \right] r(t) \end{aligned} \quad (17)$$

若取 $\varphi_i(v(j)) = \alpha_i v(j) x_i(j-1)$,

$$\alpha_i > 0, i = 1, 2, \dots, n \quad (18)$$

$$\psi(v(j)) = \beta v(j) r(j-1), \beta > 0 \quad (19)$$

由文献 [1] 可知:

$$\sum_{i=1}^{t_1} \left[\sum_{j=0}^{t+1} \varphi(v(j)) + \varphi_i(v(-1)) - \frac{h_i}{f} \right] x_i(t) v(t+1) \geq \gamma_1^2$$

$$\sum_{i=1}^{t_1} \left[\sum_{j=0}^{t+1} \psi(v(j)) + \psi_i(v(-1)) - \frac{b}{f} \right] r_i(t) v(t+1) \geq \gamma_{n+1}^2$$

其中, $i = 1, 2, \dots, n, \gamma_1^2$ 为有限正常数. 因而立即可得:

$$\begin{aligned} n(0, t_1) &\geq (\gamma_1^2 + \gamma_2^2 + \dots + \gamma_{n+1}^2) = -\gamma_0^2, \\ \gamma_0^2 &< \infty, \end{aligned}$$

即波波夫不等式 (16) 成立, 并可得如下学习算

法:

$$w_i(t+1) = w_i(t) + \alpha_i v(t+1) x_i(t),$$

$$\alpha_i > 0, i = 1, 2, \dots, n \quad (20)$$

$$w_{n+1}(t+1) = w_{n+1}(t) + \beta v(t+1) r(t),$$

$$\beta > 0 \quad (21)$$

选 $v^0(t+1) = e^0(t+1) = y_0(t+1) - Cx^0(t+1)$, 但 $v(t+1) = e(t+1) = y_0(t+1) - Cx(t+1)$, 因此有

$$v^0(t+1) - v(t+1) =$$

$$C(x(t+1) - x^0(t+1)) \quad (22)$$

将式(8)、(12)、(14)代入式(22)得:

$$v^0(t+1) - v(t+1) =$$

$$f\left\{\sum_{i=1}^n \alpha_i c(t+1) [x_i(t)]^2 + \beta v(t+1) [r(t)]^1\right\}$$

$$\text{得 } v(t+1) =$$

$$\frac{v^0(t+1)}{(1 + f(\sum_{i=1}^n \alpha_i x_i^2(t) + \beta r^2(t)))} \quad (23)$$

由于采用辅助信号 $r(t)$, 必须在第 t 步预估 $w_i(t+1) (i = 1, 2, \dots, n)$, 因此我们必须用第 t 步的可用信息求取 $v(t+1)$, 而当采样周期较小时, $v(t)$ 对 $v^0(t+1)$ 将是一个很好的预报, 因此式(23)中用 $v(t)$ 代替 $v^0(t+1)$ 计算 $v(t+1)$.

2.2 控制系统的稳定性

由式(9)和(15)确定的等价线性定常正向方框, 其传递函数为 $h(z) = f(z-a)^{-1}$, 因 $0 < a < 1$, $f > 0$ 则 $h(z)$ 在 $|z| \geq 1$ 时是解析的, 又当 $z = e^{j\omega}$ 时:

$$h(z) + h^T(z^*) = h(e^{j\omega}) + h^T(e^{-j\omega}) =$$

$$\frac{fe^{j\omega}}{e^{j\omega} - a} + \frac{fe^{-j\omega}}{e^{-j\omega} - a} = f \cdot \frac{2 - 2a \cos \omega}{1 + a^2 - 2a \cos \omega} =$$

$$f \cdot \frac{2(1 - a \cos \omega)}{(a - 1)^2 - 4a \sin^2(\omega/2)} > 0$$

由严格证实的定义可知 $h(z)$ 是严格证实的, 而式(16)成立, 故控制系统是渐近超稳定的^[1], 即: $\lim_{t \rightarrow \infty} e(t) = 0$.

3 自适应神经元控制的数字调速系统

自适应神经元控制的直流全数字调速系统框图如图2所示, 被控对象的状态方程描述为:

$$\begin{bmatrix} \frac{di(t)}{dt} \\ \frac{dn(t)}{dt} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{1}{T_e} & -\frac{C_e}{RT_e} \\ \frac{R}{T_m T_e} & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i(t) \\ n(t) \end{bmatrix} +$$

$$\begin{bmatrix} \frac{K}{T_e R} \\ 0 \end{bmatrix} u(t) \quad (24)$$

其中, $i(t)$ 表示电枢电流, $n(t)$ 表示电机转速. $u(t)$ 为控制信号, 由自适应神经元控制器给出. T_e 为电磁时间常数, T_m 为机电时间常数, R 为电枢回路的总电阻, K 为功率放大倍数.

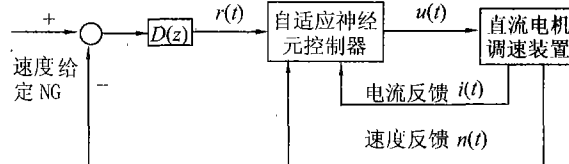


图2 自适应神经元控制的直流全数字调速系统框图

Fig.2 DC motor speed system controlled by the neurocontroller

离散化后得被控对象的状态方程:

$$\begin{bmatrix} i(k+1) \\ n(k+1) \end{bmatrix} = A(T) \begin{bmatrix} i(k) \\ n(k) \end{bmatrix} + B(T) u(k) \quad (25)$$

其中, $A(T)$ 为 2×2 常数矩阵, $B(T)$ 为 1×2 矩阵. $D(z)$ 为速度闭环调节算法, $D(z)$ 的整定针对期望的系统输出方程(2)按最小拍系统设计原则^[3]整定. 期望的闭环传递函数为:

$$\varphi(z) = \frac{G_m(z)}{1 + D(z)G_m(z)}$$

其中, $G_m(z) = b/(z-a)$ 为方程(2)描述的系统传递函数, 考虑输入为单位阶跃信号, 按最小拍原则, 取 $\varphi(z) = z^{-1}$,

$$\text{得 } D(z) = \frac{1 - az^{-1}}{b(1 - z^{-1})}$$

$$\text{据此选 } D(z) = \frac{1 - az^{-1}}{t_i(1 - z^{-1})}.$$

一般来说, 由于系统存在自适应暂态过程及实际被控对象的某些非线性, T_i 的值不宜选得过小, 以免造成系统不稳定.

根据对对象参数的粗略的估计选择期望输出方程(2)中的参数 a 和 b , 设估计值为 T_e, T_m, K, C_e , 选期望的输出方程为:

$$y_0(k+1) = \frac{e^{-T}}{T_m} y_0(k) + \frac{K(1 - e^{-T})}{C_e T_m} r(k)$$

在仿真实验中选 $T_m = 0.9$, $K/C_e = 10$, 采样周期 $T = 0.005$ s. 控制算法如下:

$$\begin{aligned}
 u(t) &= w_1(t+1)i(t) + w_2(t+1)n(t) + w_3(t+1)r(t) \\
 w_1(t+1) &= w_1(t) + \alpha_1 v(t+1)i(t) \\
 w_2(t+1) &= w_2(t) + \alpha_2 v(t+1)n(t) \\
 w_3(t+1) &= w_3(t) + \beta v(t+1)r(t) \\
 v(t+1) &= v(t)/(1 + (\alpha_1 i^2(t) + \alpha_2 n^2(t) + \beta r^2(t))) \\
 v(t) &= y_0(t) - n(t)
 \end{aligned} \quad (26)$$

上文给出的理论分析结果可知,采用式(26)描述的自适应神经元控制算法,可保证 $\lim_{t \rightarrow \infty} n(t) = y_0(t)$,仿真结果证明此结论是正确的.仿真取 $\beta = \alpha_1 = \alpha_2 = 0.5$,当 T_e 等于 0.7 和 1.3 时系统响应曲线分别如图 3 所示, $n(t)$ 为采用自适应神经元控制器的系统响应曲线, $x(t)$ 为期望的输出, $n'(t)$ 为采用单一 PID 控制器时系统响应曲线.结果表明,在参数变化的情况下,自适应神经元控制能保持系统控制特性与期望的系统输出一致.

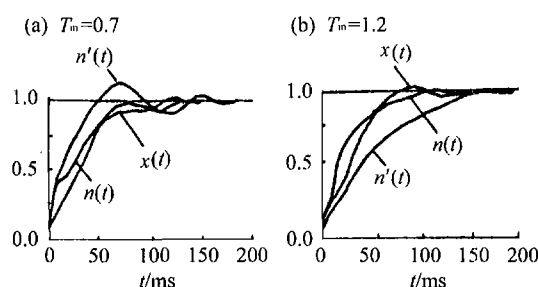


图3 系统的响应曲线

Fig.3 System responses

参考文献:

- [1] 朗道 I D. 自适应控制——模型参考方法[M]. 吴百凡译. 北京:国防工业出版社, 1985.
- [2] LANDAU I D. Adaptive control; the model reference approach[M]. New York: Dekker, 1979.
- [3] 刘植祯, 郭木河. 计算机控制[M]. 北京:清华大学出版社, 1981.
- [4] 李士勇. 模糊控制-神经控制和智能控制论[M]. 哈尔滨:哈尔滨工业大学出版社, 1996. 400-415.
- [5] 陈捷, 王永冀, 涂健. 水轮机的自适应神经元同期控制研究[A]. 见:第六届全国电气控制系统年会论文集[C]. 杭州, 1992. 464-467.

An Adaptive Neural Controller Based on Popov Hyperstability Approach

JIANG Xiao-hua

(School of Institute of Information Science and Technology, Zhongshan University, Guangzhou 510275, China)

Abstract: An adaptive neural controller are used to control a given plant. A learning architecture is proposed for modifying the weights of the neural controller to provide appropriate inputs to the plant so that a desired response is obtained and global asymptotic hyperstability is guaranteed. The properties of the proposed control architecture is studied by simulating a D.C. digital speed-regulating system.

Keywords: intelligent control; neurocontrol; hyperstability; D.C. drive