

基于 DRNN 的三电机变频调速系统参数 PID 控制研究

陈 冲¹, 胡国文¹, 刘星桥², 段小汇¹

(1. 盐城工学院 电气工程学院, 江苏 盐城 224051; 2 江苏大学 电气信息工程学院, 江苏 镇江 212013)

摘要: 三电机变频调速系统是一个多输入多输出、非线性、耦合的系统。针对电流跟踪型感应电机系统, 以解析式的方式建立其数学模型。采用基于对角递归 DRNN 神经网络的自整定 PID 控制器, 结合自适应神经元解耦补偿器的解耦控制技术, 设计三电机变频调速系统神经网络控制器。基于 S7-300 PLC 控制平台进行实际的试验, 结果表明, 该方法能够根据外界环境信息变化获得最佳 PID 调节参数, 较好的实现了速度和张力的解耦控制, 系统具有良好的动静态性能和抗干扰能力。提出的方法满足了许多工业控制场合的需要, 具有良好应用前景。

关键词: 感应电动机; 神经网络; 自整定 PID; 解耦控制; 速度; 张力

中图分类号: TM 302 **文献标识码:** A **文章编号:** 1671-5322(2010)03-0039-05

随着自动化程度的发展和范围的延伸, 当采用单台电机难以满足大功率驱动的需要时, 多电机同步驱动模式就显得尤为必要了。因此, 多变频器驱动多感应电机就构成了多电机变频调速系统。多电机速度与张力解耦控制的方案很多, 如前馈控制^[1]、最优控制^[2]和交叉耦合控制^[3]、 H^∞ 控制^[4]神经网络逆控制^[5-6]等。但是这些方案大多数是针对两电机同步系统的, 较难应用于一般的多电机 ($n \geq 3$) 系统。

利用神经网络的非线性映射、自调节、自学习和容错能力, 本文设计了一个新的控制系统: 3 个基于 DRNN 的自整定 PID 控制器, 分别执行系统中速度和张力调节量的控制; 神经元解耦补偿器串联在自整定 PID 控制器之后, 执行对耦合变量的解耦控制。笔者在由上位机组态软件 WinCC、下位机控制器 S7-300 PLC 和 PROFIBUS-DP 现场总线组成的多电机远程化网络化智能化控制平台上进行了相关试验。

1 三电机变频调速系统数学模型

三电机变频调速系统的速度和张力控制的物理模型如图 1 所示。图中电机 1 为主电机, 电机 2 和电机 3 为从电机; F_1 为连接电机 1 与电机 2

之间的皮带张力, F_2 为连接电机 2 与电机 3 之间的皮带张力。根据虎克定律得系统的动力学方程, 进而得出张力解析式为

$$\dot{F}_1 = \frac{K_1}{T_1} \left(\frac{1}{n_{p1}} r_1 k_1 \omega_{r1} - \frac{1}{n_{p2}} r_2 k_2 \omega_{r2} \right) - \frac{F_1}{T_1} \quad (1)$$

$$\dot{F}_2 = \frac{K_2}{T_2} \left(\frac{1}{n_{p2}} r_2 k_2 \omega_{r2} - \frac{1}{n_{p3}} r_3 k_3 \omega_{r3} \right) - \frac{F_2}{T_2} \quad (2)$$

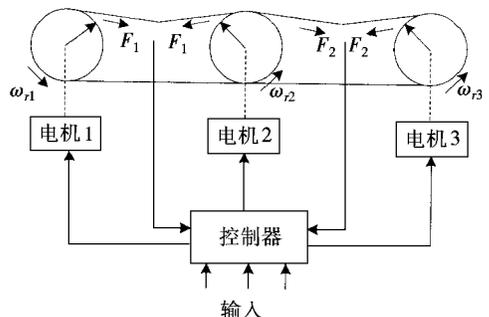


图 1 三电机变频调速系统

Fig 1 Three-motor synchronous system

式中 r , k , ω_r , n_p 分别为皮带轮的半径、速比、电气角速度和电机转子极对数, 其中下标 1 2 3 分别表示第 1 2 3 台皮带轮; T_1 和 T_2 为张力变化时间常数; K_1 和 K_2 为传递系数。

以电机 1 速度, 以及张力 1 和张力 2 作为被

收稿日期: 2010-06-03

基金项目: 盐城工学院校级科研资助项目 (XKR 2010071)

作者简介: 陈冲 (1982-), 男, 江苏盐城市人, 讲师, 主要研究方向为控制理论在运动控制中的应用, 开关电源等。

© 1994-2013 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

控量, 三台变频器的给定作为输入, 则三电机变频调速系统的开环控制框图如图 2 所示。

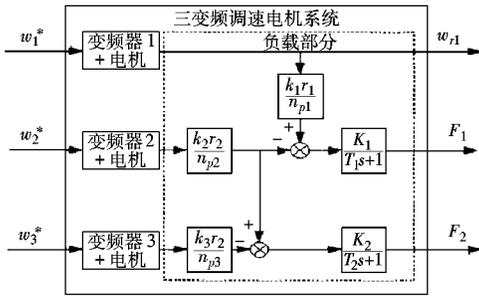


图 2 三电机变频调速系统开环控制框图
Fig 2 Open-loop control diagram of three-motor synchronous system

2 基于 DRNN 的三电机变频调速系统设计

针对一个具有多输入多输出的三电机变频调速系统, 文中提出一种基于 DRNN 的在线解耦控制方法, 控制系统结构如图 3 所示。整个控制系统由两部分组成: 基于 DRNN 的自整定 PD 控制器和神经元解耦补偿器。其中, 神经元解耦补偿器串联在自整定 PD 控制器之后对系统速度和张力控制量进行解耦。

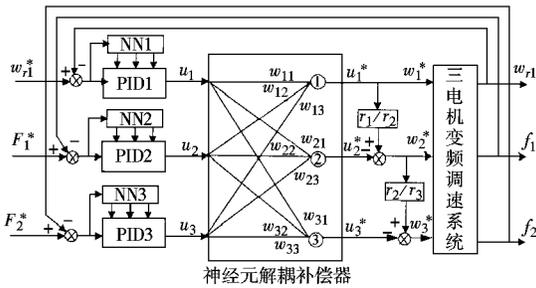


图 3 三电机变频调速系统闭环控制框图
Fig 3 Close-loop control diagram of multi-motor synchronous system

2.1 速度和张力自整定 PD 控制器

速度和张力控制器均采用基于 DRNN 的自整定 PID 控制器。由 DRNN 网络作为在线辨识器, 根据外界环境信息变化, 自动调整网络权值, 跟踪对象输出, 由 DRNN 获得的 Jacobian 信息可以在线调整 PID 控制器的比例积分微分系数, 该控制器具有响应速度快, 自适应能力强, 抗干扰能力强等优点^[7]。

2.1.1 DRNN 神经网络参数自学习 PID 控制原理
采用位置式 PID 控制器, 控制误差为:

$$\text{error}(k) = r(k) - y(k) \quad (3)$$

式中 $r(k)$ 为三电机变频调速系统的速度给定输入 ω_{r1} 或张力给定输入 F_1^1 和 F_2^2 ; $y(k)$ 为系统 K 时刻相应的实际速度输出 ω_{r1} 或系统输出张力 f_1 和 f_2 。

PID 三项输入为:

$$\begin{cases} x_1(k) = \text{error}(k) \\ x_2(k) = \sum_{i=1}^k (\text{error}(k) \times T) \\ x_3(k) = \frac{\text{error}(k) - \text{error}(k-1)}{T} \end{cases} \quad (4)$$

式中, T 为采样时间, 本课题实验系统中 T 为 100 ms PD 三项系数 $k_p(k)$, $k_i(k)$, $k_d(k)$ 采用 DRNN 神经网络进行整定。

控制算法为:

$$u(k) = k_p(k)x_1(k) + k_i(k)x_2(k) + k_d(k)x_3(k) \quad (5)$$

定义如下指标:

$$\begin{cases} E(k) = \frac{1}{2} (r(k) - y(k))^2 \\ \Delta k_p = -\eta_p \frac{\partial E}{\partial k_p} = -\eta_p \frac{\partial E}{\partial y} \frac{\partial y}{\partial u} \frac{\partial u}{\partial k_p} = \eta_p e(k) \frac{\partial y}{\partial u} x_1(k) \\ \Delta k_i = -\eta_i \frac{\partial E}{\partial k_i} = -\eta_i \frac{\partial E}{\partial y} \frac{\partial y}{\partial u} \frac{\partial u}{\partial k_i} = \eta_i e(k) \frac{\partial y}{\partial u} x_2(k) \\ \Delta k_d = -\eta_d \frac{\partial E}{\partial k_d} = -\eta_d \frac{\partial E}{\partial y} \frac{\partial y}{\partial u} \frac{\partial u}{\partial k_d} = \eta_d e(k) \frac{\partial y}{\partial u} x_3(k) \end{cases} \quad (6)$$

式中, $\frac{\partial y}{\partial u}$ 为对象的 Jacobian 信息, 该信息可以由 DRNN 网络进行辨识。

2.1.2 DRNN 神经网络的 Jacobian 信息辨识

DRNN (Diagonal Recurrent Neural Network) 网络是一种回归神经网络, 网络结构共有 3 层, 隐层为回归层。DRNN 网络结构图如图 4 所示。本文取 3-7-1 的网络结构。

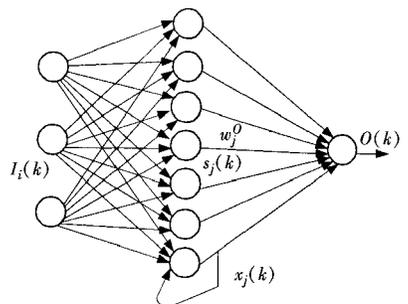


图 4 DRNN 神经网络结构
Fig 4 Neural network structure of DRNN

在 DRNN 神经网络中, 设 $I = [I_1, I_2, \dots, I_n]$ 为网络输入向量, $I_i(k)$ 为输入层第 i 个神经元的输入, 本论文网络输入为 $I = \{u(k-1), y(k), 1, 0\}$ 。回归层第 j 个神经元的输出为 $X_j(k)$, $S_j(k)$ 为第 j 个回归神经元输入总和, $f(g)$ 为 S 函数, $O(k)$ 为 DRNN 网络的输出。

DRNN 神经网络的算法为:

$$\begin{cases} ym(k) = O(k) = \sum_j w_j^o X_j(k) \\ X_j(k) = f(S_j(k)) \\ S_j(k) = W_j^D X_j(k-1) + \sum_i W_{ij}^I I_i(k) \end{cases} \quad (7)$$

式中, W^D 和 W^O 为网络回归层和输出层的权向量, W^I 为网络输入层的权向量。

网络辨识误差、辨识指标分别取为:

$$\begin{cases} en(k) = y(k) - ym(k) \\ Em(k) = \frac{1}{2} en(k)^2 \end{cases} \quad (8)$$

学习算法采用梯度下降法:

$$\begin{cases} \Delta w_j^o(k) = -\frac{\partial Em(k)}{\partial w_j^o} = en(k) \frac{\partial ym}{\partial w_j^o} = en(k) X_j(k) \\ \Delta w_j^D(k) = -\frac{\partial Em(k)}{\partial w_j^D} = en(k) \frac{\partial ym}{\partial w_j^D} = en(k) X_j(k) \end{cases} \quad (9)$$

$$\begin{cases} \Delta w_{ij}^I(k) = \frac{\partial Em(k)}{\partial w_{ij}^I} = en(k) \frac{\partial ym}{\partial w_{ij}^I} = en(k) w_j^O Q_{ij}(k) \\ w_{ij}^I(k) = w_{ij}^I(k-1) + \eta [\Delta w_{ij}^I(k) + \alpha (w_{ij}^I(k-1) - w_{ij}^I(k-2))] \end{cases} \quad (10)$$

$$\begin{cases} \Delta w_j^D(k) = \frac{\partial Em(k)}{\partial w_j^D} = en(k) \frac{\partial ym}{\partial X_j} \frac{\partial X_j}{\partial w_j^D} = en(k) w_j^O P_j(k) \\ w_j^D(k) = w_j^D(k-1) + \eta [\Delta w_j^D(k) + \alpha (w_j^D(k-1) - w_j^D(k-2))] \end{cases} \quad (11)$$

其中, 回归层神经元取双 S 函数为:

$$f(x) = \frac{1 - e^{-x}}{1 + e^{-x}}$$

$$P_j(k) = \frac{\partial X_j}{\partial w_j^D} = f'(S_j) X_j(k-1)$$

$$Q_{ij}(k) = \frac{\partial X_j}{\partial w_{ij}^I} = f'(S_j) I_i(k)$$

式中, η_k 、 η_o 、 η_b 分别为输入层、回归层和输出层的学习速率, α 为惯性系数。对象的 Jacobian 信息 $\frac{\partial y}{\partial u}$ 为:

$$\frac{\partial y}{\partial u} \approx \frac{\partial ym}{\partial u} = \sum_j w_j^o f'(S_j) w_{ij}^I \quad (12)$$

2.2 自适应神经元解耦补偿器^[8]

图 3 中神经元解耦补偿器的算法为:

$$\begin{cases} u_j^*(k) = \sum_{j=1}^3 w_{ij} u_j(k) \\ w_{ij}^*(k+1) = w_{ij}^*(k) + \eta (\bar{u}_i^*(k) - u_i^*(k)) u_j(k) \end{cases} \quad (13)$$

式中, 神经元权值 w_{ij} 的初值选取为 $\begin{cases} w_{ij} = 1 (i=j) \\ w_{ij} = 0 (i \neq j) \end{cases}$ 相当于无解耦状态; η 是学习速率; $u_j^*(k)$ 为神经元的实际输出; $\bar{u}_i^*(k)$ 为神经元的期望输出。

以 $J_i = \frac{1}{2} (r_i(k) - y_i(k))^2$ 为目标函数, 为使 J_i 达到最小, 采用梯度下降法进行搜索, 则加权系数的修正公式为

$$\begin{cases} w_{ij}^*(k+1) = \\ w_{ij}^*(k) + \eta (r_i(k) - y_i(k)) \operatorname{sgn} \frac{y_i(k+1) - y_i(k)}{u_i^*(k) - u_i^*(k-1)} u_j(k) (i \neq j) \\ w_{ij}^* = 1 \quad (i = j) \end{cases} \quad (14)$$

3 三电机变频调速系统实验结果

3.1 实验系统介绍

三电机变频调速系统基于 PROFIBUS-DP 总线控制网络, 采用下位机和上位机两级控制结构, 系统控制结构图 5 所示。下位机 PLC 控制三台变频器执行多电机调速, 上位机监控系统运行。S7-300 PLC 作为主控单元, 其高速计数器模块 FM350-1 结合光电编码器测量电机转速, 模拟量输入模块 SM332 结合张力传感器采集皮带实际张力。上位机通过 CP5611 通讯卡实现与 PLC 之间的 MPI 数据通讯; PLC 与 3 台变频器之间通过 PROFIBUS-DP 现场总线进行通讯。

3.2 实验曲线与分析

电机 1 速度 w_{r1}^* 给定 150 r/min, F_1^* 给定

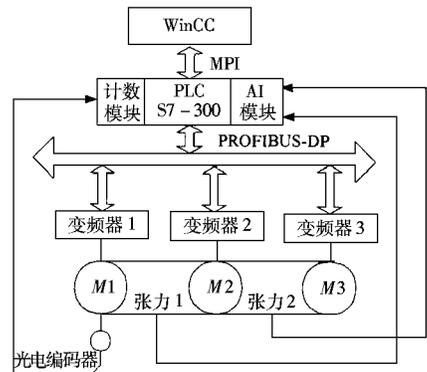


图 5 三电机变频调速系统结构组成图

Fig 5 Block diagram of multi-motor control system

10 kg F_2^* 给定 12 kg 空载启动, 在 80 s 左右时对 3 台电机同时突加负载 (磁粉制动器给定电流 0.3 A), 在 120 s 左右突减负载。试验结果如图 6 示, 表明神经网络控制方法具有较强的抑制负载扰动的能力, 负载的突变对速度和张力的影响都较小。

kg F_2^* 给定 12 kg 速度给定在 100 s 时从 300 r/m in 突加到 500 r/m in。试验结果如图 7 所示, 表明神经网络控制较好的实现系统速度和张力的解耦。

初始电机 1 速度 w_{r1}^* 给定为 300 r/m in, 40 s 后, 速度给定为周期 60 s 转速从 300 r/m in 到 600 r/m in 变化的三角波。由图 8 可见神经网络具有较快的响应速度和较高的稳态精度。

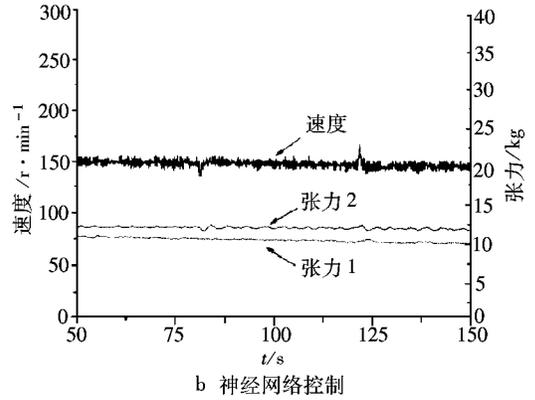
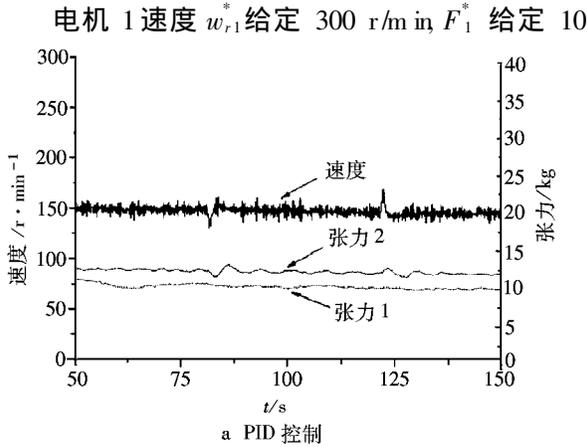


图 6 负载突加 突减系统响应曲线

Fig 6 Response of sudden load change

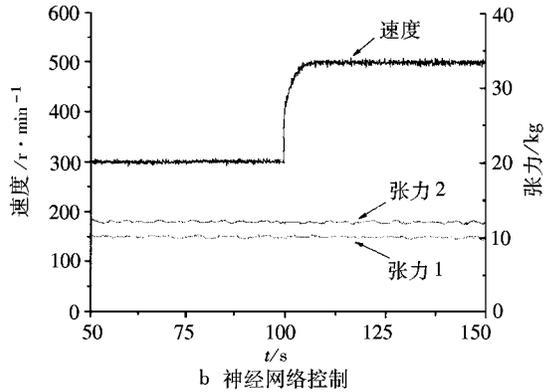
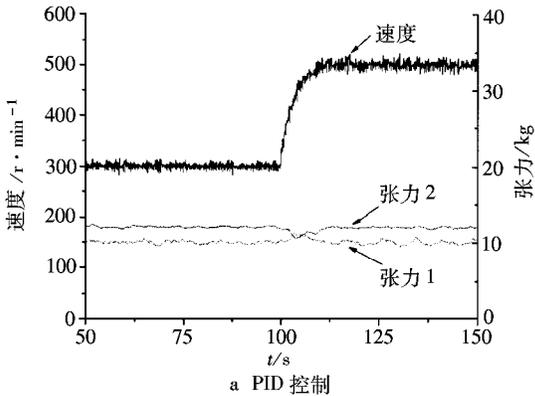


图 7 张力恒定速度突变系统响应曲线

Fig 7 Response of sudden speed change and constant tension

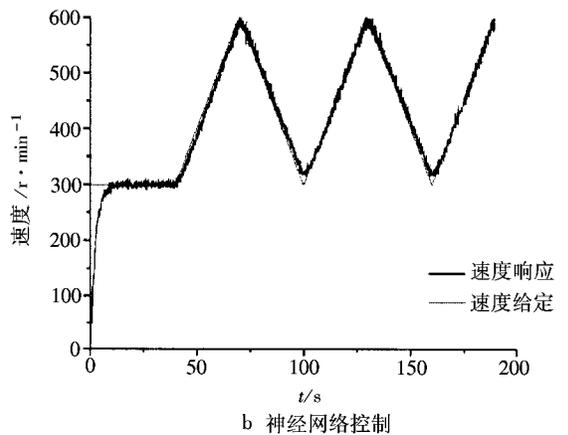
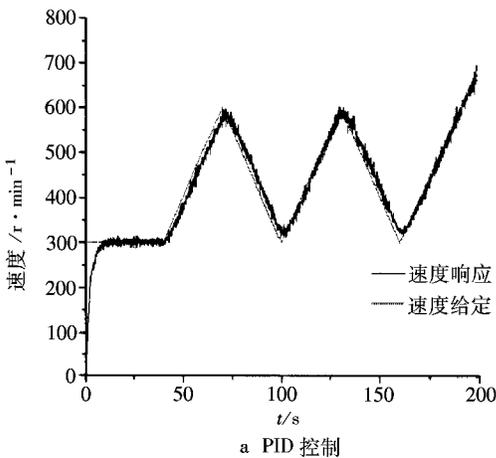


图 8 速度三角波跟踪曲线

Fig 8 Response of speed tracking triangular wave

4 结论

本文针对多变量非线性时变耦合的三电机变频调速系统,利用神经网络的非线性映射、自调节、自学习和容错能力,基于自适应神经元解耦补偿控制技术,提出一种基于 DRNN 神经网络在线

整定 PD 参数的控制方法。基于 S7-300 PLC 控制平台试验表明,神经网络控制性能优于定参数 PID 控制。本文提出的方法满足了许多工业控制场合的需要,为三电机变频调速系统提供了一条新的控制途径。

参考文献:

- [1] Seok H J, Jang- M ok K, Seung- K i S. Decoupling Control of Brille Rols for Steel Mill Drive System [J]. IEEE Trans On Industry Applications, 1999(1): 119- 125.
- [2] H eams G, Reeve P, Smith P, et al. Hot strip mill muliariable Liv mass flow control IEE Pio- control Theory and Application, 2004, 151(4): 386- 394.
- [3] 张殿华,郑芳,王国栋.板带热连轧机活套高度和张力系统的解耦控制 [J]. 控制与决策, 2000(2): 158- 160.
- [4] H iroyuki I, Youchi M, Ku io S. Looper H- Infinity Control for Hot- Strip Mills [J]. IEEE Trans on Industrial Application, 1997(3): 790- 796.
- [5] 戴先中,刘国海.两变频调速电机系统的神经网络逆同步控制 [J]. 自动化学报, 2005, 31(6): 890- 900.
- [6] 刘国海,刘平原,沈跃,等.两电机变频调速系统的神经网络广义逆解耦控制 [J]. 自动化学报, 2005, 32(7): 971- 974.
- [7] 刘金琨.先进 PID 控制及其 MATLAB 仿真 [M]. 北京: 电子工业出版社, 2004.
- [8] 姜萍,李遵基,梁伟平,等.一种基于神经元的解耦控制算法 [J]. 华北电力大学学报, 2004, 27(2): 47- 51.

PID Control of Three- motor Variable Frequency Speed- regulating System Based on DRNN Network

CHEN Chong¹, HU Guo-wen¹, LU Xing-qiao², DUAN Xiao-hui¹

{ 1. School of Electrical Engineering Yangcheng Institute of Technology, Jiangsu Yangcheng 224051, China }
 { 2. School of Electrical and Information Engineering Jiangsu University, Jiangsu Zhenjiang 212013, China }

Abstract Three- motor variable frequency speed- regulation system is a multi- input multi- output(M M O), non linear and high coupling complex control system. Focusing on the system of induction motors powered by current- tract SPWM transducers, the mathematic model of the system of three motors is established. Combining decoupling technoby of adaptive neuron decoupling compensator, self- turning PD controller based on DRNN neural network is adopted to design the neural network controller of three- motor synchronous system. The experiment results show that the control system can get some optimal parameters of the PD controllers according to different running state of system, and realize the better decoupling control of speed and tension with better performances of dynamic and static status. Thus, the method presented in the paper meets the requirements of many industrial control environments, with good application prospects.

Keywords induction motors; neural network; self- tuning PD; decoupling control; speed; tension

(责任编辑:沈建新;校对:张英健)