

基于 Hammerstein 模型的感应电机变频器 调速系统神经网络控制

梅从立, 黄文涛, 殷开婷, 刘国海

(江苏大学 电气信息工程学院, 江苏 镇江 212013)

摘要: 针对感应电机变频器调速系统的非线性特点, 提出一种基于 Hammerstein 模型的神经网络控制方法. Hammerstein 模型由静态非线性模块和动态线性模块组成. 首先, 利用 ARMA 模型实现对感应电机变频器调速系统的线性动态模块辨识; 然后, 基于该辨识模型, 实现调速系统非线性静态模块神经网络逆模型辨识与系统直接逆控制; 最后, 针对控制过程中存在的电机负载扰动问题, 设计了神经网络直接逆控制器在线学习与控制策略. 仿真实验表明, 所提出的控制策略可以获得满意的控制效果.

关键词: 感应电机; 变频器; Hammerstein 模型; 神经网络控制

中图分类号: TP273

文献标志码: A

Speed-regulating system for induction motor and inverter based on Hammerstein model and neural network control

MEI Cong-li, HUANG Wen-tao, YIN Kai-ting, LIU Guo-hai

(School of Electrical and Information Engineering, Jiangsu University, Zhenjiang 212013, China. Correspondent: MEI Cong-li, E-mail: clmei@ujs.edu.cn)

Abstract: For the nonlinear nature of the speed-regulating system of the induction motor and inverter, a control strategy based on the Hammerstein model and the neural network(NN) is proposed. The Hammerstein model is used to model the speed-regulation system of the induction motor and inverter. The model can be divided into two parts: the static nonlinear module and the dynamic linear module. Firstly, the auto-regressive and moving average(ARMA) model is used to identify the dynamic linear module of the speed-regulating system, and it is used as a reference model for identifying the inverse model of static nonlinear module in the framework of the model reference adaptive control method. The inverse model is modeled based on the NN and cascaded with the speed-regulating system to realize the NN direct inverse control strategy. Considering the existing of load disturbance, the on-line learning neural network direct inverse controller is also studied. Simulation results show that the proposed control strategy has high performance.

Keywords: induction motor; inverter; Hammerstein model; neural network control

0 引言

在工业生产领域中广泛应用的感应电机变频器调速系统是一类复杂的非线性系统, 传统的 PID 调节很难达到满意的控制效果^[1]. 长期以来, 国内外已有很多学者对感应电机变频器调速系统进行了研究. 文献 [2] 针对电流滞环控制 PWM 逆变器感应电机系统, 探讨了其时滞等非线性特点. 文献 [1, 3-6] 针对感应电机变频器调速系统非线性问题, 设计了神经网络 α 阶逆系统对感应电机变频器调速系统进行控制. 该方法首先通过训练 α 阶神经网络逆模型与感应电机变

频器调速系统复合成伪线性系统, 再通过线性系统综合的方法进行闭环设计. 然而该方法在建模时忽略了变频器的时滞、负载扰动等对逆模型学习的影响因素, 且由于复合伪线性系统为纯积分系统, 不利于实现开环控制.

Hammerstein 模型是一类具有特定结构的典型非线性系统模型, 由非线性静态环节和线性动态环节串联而成^[7], 可以描述许多非线性特性. Hammerstein 模型已在电机建模与控制相关领域获得了一定的研究成果. 如: 文献 [8] 提出了基于 Hammerstein 模型

收稿日期: 2014-04-18; 修回日期: 2014-06-20.

基金项目: 国家自然科学基金项目(61273154); 江苏省高校优势学科建设工程项目(PAPD).

作者简介: 梅从立(1978—), 男, 副教授, 博士, 从事智能控制与智能计算等研究; 黄文涛(1989—), 男, 硕士生, 从事感应电机智能控制的研究.

的永磁同步电机的参数辨识方法, 利用 Newton 法从 Hammerstein 模型的静态非线性模块中辨识交、直轴电感; 文献 [9] 设计了非线性模块为径向基神经网络的 Hammerstein 模型, 并将其运用到行波超声波电机建模中; 文献 [10] 探讨了 Hammerstein 模型在直流电机建模中的应用, 利用 Hammerstein 模型的非线性模块来描述直流电机中库伦摩擦力和死区的非线性特性。

针对感应电机变频器调速系统的非线性特点, 本文提出一种基于 Hammerstein 模型的感应电机变频器调速系统神经网络控制方法。首先, 采用 ARMA 模型实现对感应电机变频器调速系统的动态线性模块辨识; 然后, 以该线性动态辨识模型为参考模型, 基于模型参考自适应控制框架, 实现感应电机变频器调速系统静态非线性环节神经网络逆辨识与直接逆控制。考虑负载扰动的存在, 设计神经网络直接逆控制器在线学习控制策略。仿真结果验证了本文方法的有效性。

1 感应电机变频器调速系统

三相感应电机数学模型可由 d 、 q 两相坐标系下的五阶状态方程来描述^[3,11], 即

$$\begin{cases} \dot{\omega}_r = \frac{n_p^2 L_m}{J L_r} (\psi_{rd} i_{sq} - \psi_{rq} i_{sd}) - \frac{n_p}{J} T_L, \\ \dot{\psi}_{rd} = -\frac{1}{T_r} \psi_{rd} + (\omega_1 - \omega_r) \psi_{rq} + \frac{L_m}{T_r} i_{sd}, \\ \dot{\psi}_{rq} = -(\omega_1 - \omega_r) \psi_{rd} - \frac{1}{T_r} \psi_{rq} + \frac{L_m}{T_r} i_{sq}, \\ \dot{i}_{sd} = -\frac{1}{T_s} i_{sd} + \omega_1 i_{sq} + \frac{1}{T_s} i_{sd}^*, \\ \dot{i}_{sq} = -\frac{1}{T_s} i_{sq} + \omega_1 i_{sd} + \frac{1}{T_s} i_{sq}^*. \end{cases} \quad (1)$$

式(1)中各符号的意义如下:

ω_1 : 电气同步角速度;

ω_r : 转子电气角速度;

i_{sd} 、 i_{sq} : d 、 q 轴的定子电流;

i_{sd}^* 、 i_{sq}^* : d 、 q 轴的定子给定电流;

ψ_{rd} 、 ψ_{rq} : d 、 q 轴的转子磁链;

n_p : 极对数;

L_m : 互感;

L_r : 转子电感;

J : 转动惯量;

T_L : 负载转矩;

T_r : 电机转子时间常数;

T_s : 变频器电流滞后时间常数。

在实际应用中, 变频器通常采用的工作模式包括恒压频比模式、磁场定向模式和直接转矩模式, 其中

恒压频比模式应用最为广泛。恒压频比调速系统的原理框图如图 1 所示。对于恒压频比变频调速系统而言, 给定变频器一个频率信号, 感应电机就能得到一个对应的转速输出。进一步分析, 如果将变频器的频率输入作为同步角频率, 则该角频率通过恒压频比关系能产生电压幅值设定值。恒压频比控制主要是实现定子磁链的恒定, 同步角频率和电压幅值通过极坐标变换产生所需要的定子两相电压的给定信号, 一方面使感应电机的定子磁链恒定, 另一方面使感应电机产生相应的转速^[1]。

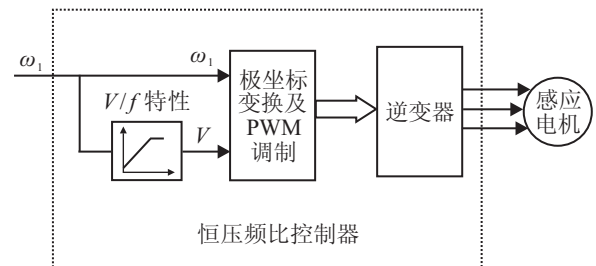


图 1 恒压频比调速系统原理

由图 1 可知, 考虑电机启动特性, 同时为了对电机和系统加以保护, 恒压频比 V/f 特性通常设计为非线性特性。在实际控制过程中, 对 V/f 控制器设置了输入信号限幅、输入信号变化速率限定等环节。另外, 变频器存在电流滞后效应, 这些都使得感应电机变频器调速系统的非线性更加复杂。下面分析负载转矩 T_L 对电气角速度 ω_r 的扰动特性。当电机转速达到稳定值时, 由式(1)可得

$$\dot{\omega}_r = \frac{n_p^2 L_m}{J L_r} (\psi_{rd} i_{sq} - \psi_{rq} i_{sd}) - \frac{n_p}{J} T_L = 0, \quad (2)$$

即

$$\frac{n_p L_m}{L_r} (\psi_{rd} i_{sq} - \psi_{rq} i_{sd}) = T_L. \quad (3)$$

在转子磁场定向条件下, 有 $\psi_r = \psi_{rd}$, $\psi_{rq} = 0$, 且 $\omega_1 = \omega_r + \frac{L_m}{T_r} i_{sq}$, 即 $i_{sq} = (\omega_1 - \omega_r) \frac{T_r}{L_r} \psi_r$, 代入式(3)可得

$$\omega_r = \omega_1 - \frac{T_L L_r^2}{n_p T_r L_m \psi_r^2}. \quad (4)$$

转速达到稳定时, 转子磁场 ψ_r 为定值。式(4)中 L_r 、 n_p 、 T_r 和 L_m 均为常量, 当负载转矩 T_L 不变时, 电机的转速 ω_r 与变频器的设定 ω_1 呈线性关系。但是当负载转矩变化时, 负载转矩 T_L 将对转子电气角速度 ω_r 形成扰动影响。

2 基于 Hammerstein 模型的感应电机变频器调速系统神经网络控制

2.1 基于 Hammerstein 模型的控制策略

Hammerstein 模型结构如图 2 所示, 该模型由一个无记忆静态非线性模块 $N(\cdot)$ 和一个动态线性模块

$G(z)$ 构成^[12].

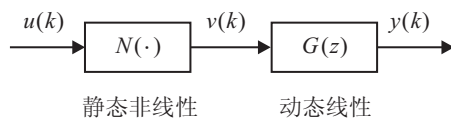


图2 Hammerstein 模型结构

图2中, $u(k)$ 、 $v(k)$ 和 $y(k)$ 分别表示单输入单输出系统在 k 时刻系统的输入、中间变量和输出. 感应电机变频器调速系统也可以用 Hammerstein 模型表示. 考虑到电机低通特性, Hammerstein 模型中线性动态模块采用 ARMA 模型辨识, 而非线性模块可以采用神经网络模型逼近. 本文设计的基于 Hammerstein 模型的感应电机变频器调速系统控制策略结构如图3所示.

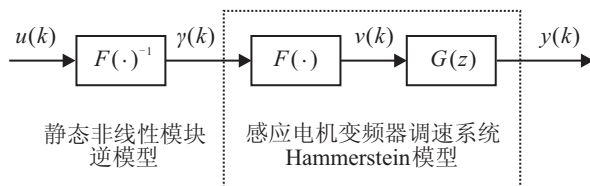


图3 基于 Hammerstein 模型的调速系统直接逆控制

在感应电机变频器调速系统中, 通过设计 Hammerstein 模型中非线性静态模块逆模型并与原系统串接, 就构成了线性复合系统, 便于采用常规线性系统设计方法进行综合.

2.2 线性动态模块辨识

由于感应电机具有低通特性, 图1所示的 SISO 系统线性动态模块可以通过阶跃响应信号辨识得到^[13]. 在图2中, $v(k)$ 和 $u(k)$ 是同步变化的^[14], 若 $u(k)$ 为阶跃信号, 则 $v(k)$ 为同步的阶跃响应. 为方便辨识, 可以假定线性动态模块 $G(z)$ 为一个稳定增益为1的系统. 给定感应电机变频器调速系统一个阶跃输入, 当系统的输出转速达到稳定时, 采用 ARMA 模型对系统进行辨识, 可以得到原系统的线性模块.

2.3 静态非线性模型逆模型辨识

用于补偿感应电机变频器调速系统非线性特性的神经网络逆模型可以采用任一种静态神经网络. 为表明本文所提出方法的适用性, 这里选用3层前馈网络, 其隐层神经元的激励函数为如下的单调光滑双曲正切函数:

$$f(x) = \frac{e^{2x} - e^{-2x}}{e^{2x} + e^{-2x}}, \quad (5)$$

输出层由具有线性阈值激励函数的神经元组成^[15].

静态神经网络的初始连接权值可以先通过对感应电机变频器调速系统施加辨识激励信号获取系统

的输出响应, 再经过离线训练得到. 特别值得注意的是, 施加到感应电机变频器调速系统的信号应在系统的容许范围内, 且要减少对系统的冲击. 考虑到只是辨识系统静态特性, 故设计阶梯信号对系统进行激励. 图4为感应电机变频器调速系统的给定与输出响应曲线. 由于假设线性动态模型稳态增益为1, 通过采集图4中稳态响应输出及其对应的输入信号, 便可训练静态非线性模块逆模型.

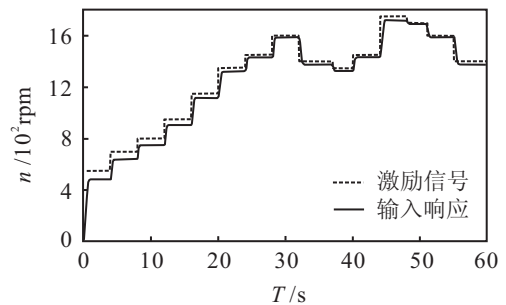


图4 感应电机变频器调速系统激励信号与响应

2.4 基于模型参考的在线学习神经网络逆模型辨识与直接逆控制策略

在实际应用中, 电机负载扰动会不可避免地影响直接逆控制策略的性能, 因此采取神经网络逆模型在线学习策略, 通过连接权值参数的在线调整可使其更好地补偿感应电机变频器调速系统的非线性, 从而提高控制系统的性能. 本文所设计的在线学习神经网络逆模型结构如图5所示. 以复合后的线性模型输出与 ARMA 辨识得到的线性模型输出的误差 e 设计目标函数, 采用梯度下降法在线训练神经网络逆模型.

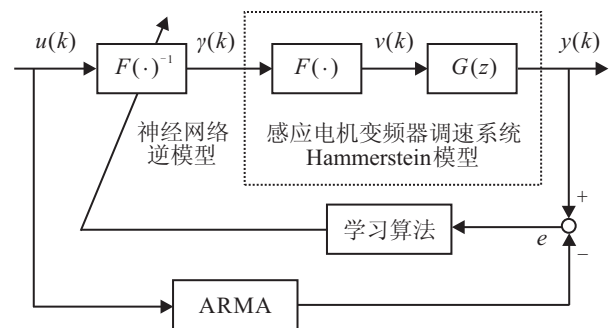


图5 在线神经网络直接逆控制结构

3 仿真实验

3.1 三相感应电机参数

感应电机为鼠笼式, 额定功率 $P_e = 2.2 \text{ kW}$, 额定电压 $U_e = 220/380 \text{ V}$, 极对数 $n_p = 2$, 定子电阻和电感分别为 $R_s = 0.435 \Omega$ 、 $L_s = 0.0022 \text{ H}$, 转子电阻和电感分别为 $R_r = 0.816 \Omega$ 、 $L_r = 0.002 \text{ H}$, 互感为 $L_m = 0.006931 \text{ H}$, 转动惯量为 $J = 0.089 \text{ kg} \cdot \text{m}^2$.

3.2 仿真实现及结果

采用2.2节的方法, 感应电机变频器调速系统的线性模块辨识为

$$G(z) = \frac{-0.0042191z + 0.013158}{z^2 - 1.8981z + 0.90736}$$

仿真研究中, 对V/f输出频率的变化率进行了限制, 见图6~图8初始部分.

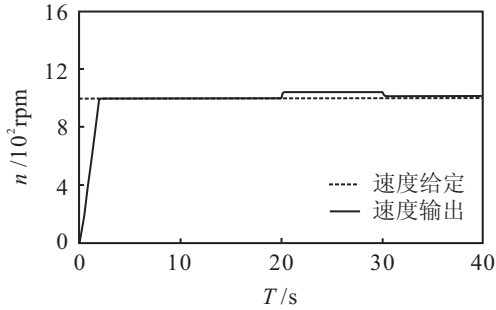


图6 神经网络直接逆控制转速响应特性

图6为神经网络直接逆控制的转速响应特性. 20s时负载从11.9N·m突减到6N·m, 30s时负载从6N·m突加到10N·m. 从图6中可以看出, 神经网络直接逆控制性能受负载变化影响较大. 其原因在于神经网络逆模型是在特定的负载转矩下采集数据并训练得到的, 若负载转矩发生了变化, 则必将对系统输出形成扰动影响.

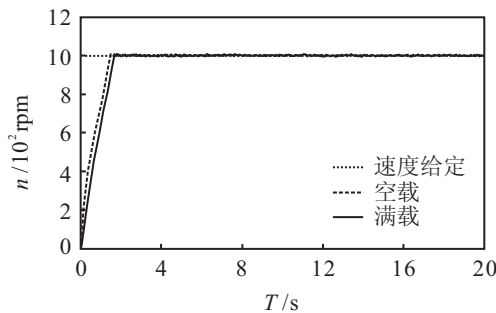


图7 在线神经网络直接逆控制起动特性

图7为在线学习神经网络逆控制系统在满载和空载条件下电机转速特性. 从图7中可以看出, 满载或空载对系统的速度响应特性几乎没有影响.

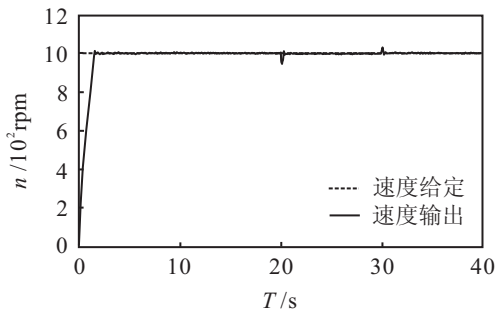


图8 在线神经网络直接逆控制转速响应特性

图8为突加和突减负载情况下的速度响应特性, 20s时负载从0突加到11.9N·m, 30s时负载从

11.9N·m突减到4N·m. 可以看出, 在线学习神经网络逆控制方法对系统的外部负载扰动具有很强的鲁棒能力.

图9为在线学习神经网络直接逆控制时速度给定与响应曲线, 可以看出系统能较好地跟踪给定信号.

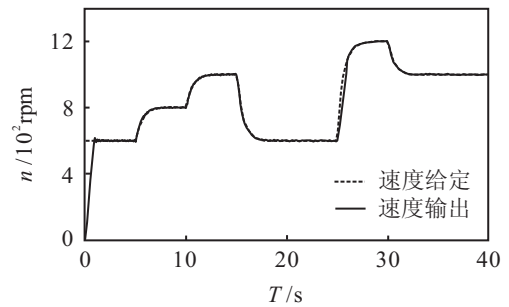


图9 给定输入跟踪特性及误差

上述结果表明, 本文所提出的基于 Hammerstein 模型的感应电机变频器调速系统神经网络控制方法, 可以实现对感应电机变频调速系统这一复杂非线性系统进行有效控制. 该仿真研究利用 Matlab/Simulink 完成.

4 结 论

针对感应电机变频器调速系统这一复杂的非线性系统, 本文提出了基于 Hammerstein 模型的神经网络控制方法. 在该控制方法中, 利用 ARMA 模型对原系统 Hammerstein 模型中的线性动态模块进行辨识, 并利用静态非线性模块神经网络逆模型对其非线性特性进行补偿. 同时针对负载扰动问题, 设计了神经网络逆模型在线学习策略. 本文所训练的逆模型为静态逆模型, 相对于神经网络 α 阶动态逆模型, 更易实现, 且可应用于开环控制. 仿真结果验证了所提出方法的可行性, 并获得了满意的控制效果, 为高性能感应电机变频器调速系统控制提供了一条新途径.

参考文献(References)

[1] 戴先中, 刘国海, 张兴华. 恒压频比变频调速系统的神经网络逆控制[J]. 中国电机工程学报, 2005, 25(7): 109-114.
(Dai X Z, Liu G H, Zhang X H. Neural network inverse control of variable frequency speed-regulating system in V/F mode[J]. Proc of the CSEE, 2005, 25(7): 109-114.)

[2] 陈伯时, 徐荫定. 电流滞环控制 PWM 逆变器异步电动机的非线性解耦控制系统[J]. 自动化学报, 1994, 20(1): 50-56.
(Chen B S, Xu Y D. Nonlinear decoupling control of hysteresis band current-controlled induction motor drive fed by PWM inverter[J]. Acta Automation Sinica, 1994, 20(1): 50-56.)

- [3] 刘国海, 张浩, 戴先中. 神经网络逆系统在电机变频调速系统中的应用[J]. 电工技术学报, 2003, 18(3): 67-71.
(Liu G H, Zhang H, Dai X Z. The application of artificial neural network inverse system in speed control of AC variable frequency induction motor system[J]. Trans of China Electrotechnical Society, 2003, 18(3): 67-71.)
- [4] 王新, 戴先中. 同步旋转坐标系下感应电机神经网络逆控制[J]. 电气传动, 2008, 38(5): 52-57.
(Wang X, Dai X Z. ANN inverse control method of induction motor in synchronous rotating reference frame[J]. Electric Drive, 2008, 38(5): 52-57.)
- [5] 王新, 戴先中. 基于神经网络逆的感应电机矢量控制改进方法[J]. 电力电子技术, 2008, 42(1): 48-50.
(Wang X, Dai X Z. Improved method of induction motor's FOC based on ANN inverse[J]. Power Electronics, 2008, 42(1): 48-50.)
- [6] 张浩, 刘国海. 基于神经网络逆系统的感应电机变频系统解耦控制[J]. 江苏大学学报: 自然科学版, 2002, 23(2): 88-91.
(Zhang H, Liu G H. The decoupling control of AC variable frequency motor system based on artificial neural network inverse system method[J]. J of Jiangsu University: Natural Science, 2002, 23(2): 88-91.)
- [7] Narendra K, Gallman P. An iterative method for the identification of nonlinear systems using a Hammerstein model[J]. IEEE Trans on Automatic Control, 1966, 11(3): 546-550.
- [8] Vesely I, Pohl L. Parameters identification of PMSM through Hammerstein model[C]. Proc of the 39th Conf on IEEE Industrial Electronics Society. Vienna, 2013, 11: 3030-3035.
- [9] Jahani M, Mojallali H. Neural network based modeling of traveling wave ultrasonic motor using genetic algorithm[C]. Proc of the 2nd Int Conf on Computer and Automation Engineering. Singapore, 2010, 2: 486-490.
- [10] Kara T, Eker I. Nonlinear modeling and identification of a DC motor for bidirectional operation with real time experiments[J]. Energy Conversion and Management, 2004, 45(7): 1087-1106.
- [11] 阮毅, 陈伯时. 矢量控制系统是异步电动机非线性解耦控制的一类实现[J]. 电气传动, 1993(6): 2-8.
(Ruan Y, Chen B S. Vector control system — A class of realization fo nonlinear decoupling control of induction motors[J]. Electric Drive, 1993(6): 2-8.)
- [12] Xiang W, Sheng J, Chen Z H. Model predictive control based on neural networks for Hammerstein type nonlinear systems[J]. J of Graduate School of the Chinese Academy of Sciences, 2008, 25(2): 224-232.
- [13] Zhu Y. Multivariable system identification for process control[M]. New York: Elsevier Science Inc, 2001: 187-188.
- [14] Jeng J C, Huang H P. Nonparametric identification for control of MIMO Hammerstein systems[J]. Industrial & Engineering Chemistry Research, 2008, 47(17): 6640-6647.
- [15] 戴先中, 张兴华, 刘国海. 感应电机的神经网络逆系统线性化解耦控制[J]. 中国电机工程学报, 2004, 24(1): 112-117.
(Dai X Z, Zhang X H, Liu G H. Decoupling control of induction motor based on neural networks inverse[J]. Proc of the CSEE, 2004, 24(1): 112-117.)

(责任编辑: 李君玲)