

· 自动化技术 ·

基于ANFIS控制的交流变频调速系统研究

郭兴众, 张 春, 陈其工

(安徽工程科技学院电气工程系 安徽 芜湖 241000)

【摘要】针对交流电动机矢量控制系统因电机参数变化和负载波动等因素而使性能变差的问题,设计了一种基于自适应神经网络的模糊推理系统作为交流电动机矢量控制系统的速度调节器。仿真实验结果表明,具有自适应神经网络的模糊推理系统控制的异步电机矢量控制系统不仅动态和稳态性能都得到提高,而且具有较强的鲁棒性。

关键词 自适应神经模糊推理; 矢量控制; 交流调速
中图分类号 TP273 **文献标识码** A

Research of AC Variable Frequency Speed Regulating Control System

GUO Xing-zhong, ZHANG Chun, CHEN Qi-gong

(Dept. of Electrical Engineering, Anhui University of Technology and Science Wuhu Anhui 241000)

Abstract Due to the variation of motor parameters and load of the AC motor vector control system, the fuzzy inference system based on the adaptive neural networks is designed to use at the speed adjustment of the AC motor vector control system. Simulation results show that the induction motor vector control system with adaptive neuro-fuzzy inference system can improve the static and dynamic performance of the motor and has good robust.

Key words adaptive neuro-fuzzy inference; vector control; AC variable frequency speed regulating

在交流异步电机各种调速方案中,由于三相异步电机是非线性、多变量、强耦合的复杂被控对象,且存在着参数时变和不确定性等因素,很难建立它的精确数学模型,在工程设计中须反复调试才能得到较好的结果。近年来,采用模糊神经网络控制成为解决此类问题的有效方法之一。基于自适应神经模糊推理系统(Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System, ANFIS)将模糊控制和人工神经网络有机地结合起来^[1],使其既具有模糊控制不要求掌握被控对象精确模型及强鲁棒性的优点,又具有神经网络自学习及高控制精度的优点。本文提出了利用ANFIS作为速度调节器的矢量控制方案,并由电压空间矢量脉宽调制(Space Vector Pulse Width Modulation, SVPWM)逆变器作为电动机的供电电源来实现变频调速的自适应控制。

1 系统结构

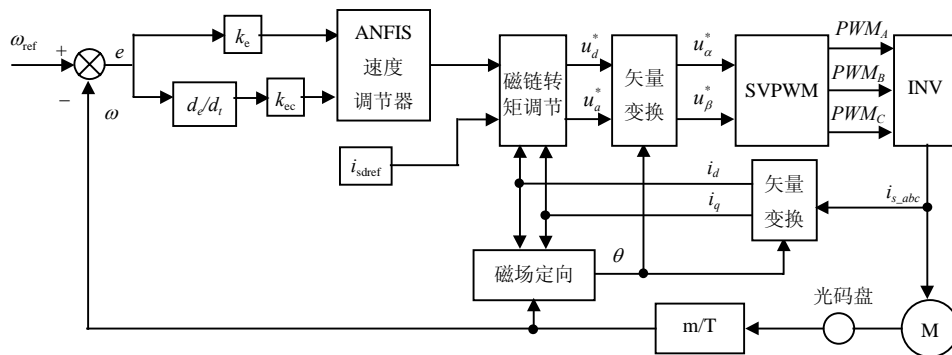


图1 ANFIS矢量控制变频调速系统的原理框图

系统结构如图1所示。本系统采用ANFIS作为速度调节器的矢量控制。其控制思想是利用坐标变换将异

收稿日期: 2005-02-24

基金项目: 安徽省自然科学基金资助项目(01042306)

作者简介: 郭兴众(1962-), 男, 硕士, 副教授, 主要从事电气传动及智能控制技术方面的研究。

步电动机等效于直流电机,即以产生同样的旋转磁动势为准则,将三相坐标系下的定子电流 i_{s_abc} 通过3/2变换等效成二相静止坐标系下的交流电流 $i_{s\alpha}$ 、 $i_{s\beta}$,再通过磁场定向的旋转变换,将其等效成同步旋转坐标系下的直流电流 i_d 、 i_q 。由此,模仿直流电机的控制方法,将角速度指令 ω_{ref} 和 ω 的偏差信号 e 送入ANFIS速度调节器,经过相应的运算和坐标变换后,由SVPWM逆变器来实现变频调速的目的。ANFIS速度调节器的目标是控制异步电动机转子速度快速跟随给定值,且无超调或超调很小,实现交流传动的自适应控制。

2 ANFIS网络结构及算法

一个具有两条规则的一阶Sugeno模糊推理系统的结构如图2所示^[2]。对应的规则形式为:

规则1: 如果 x 是 A_1 与 y 是 B_1 , 则 $f_1 = p_1x + q_1y + r_1$

规则2: 如果 x 是 A_2 与 y 是 B_2 , 则 $f_2 = p_2x + q_2y + r_2$

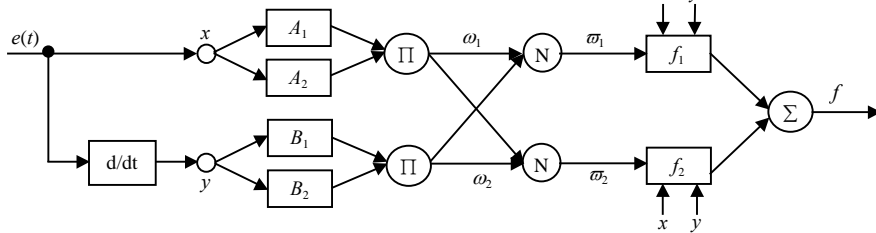


图2 ANFIS网络结构

模糊推理系统是一个多层前馈自适应网络,其参数学习采用梯度下降法与最小二乘法的混合算法。各层的功能如下:

第1层: 将输入变量模糊化,输出对应模糊集的隶属度,节点 i 具有输出函数: $O_i^1 = \mu_{A_i}(x)$ 。通常选取 $\mu_{A_i}(x)$ 为钟形函数且具有最大值1,最小值0,其表达式为:

$$\mu_{A_i}(x) = \exp(-\|x - d_i\|^2 / \sigma_i^2) \quad (1)$$

式中 $\{\sigma_i, d_i\}$ 为前提参数,隶属函数的形状随这些参数的改变而改变。

第2层: 该层的节点是标以 Π 的固定节点,它将输入信号相乘,实现前提部分的模糊集的运算,输出每条规则的可信度为: $O_i^2 = \omega_i = \mu_{A_i}(x) \times \mu_{B_i}(y)$, $i = 1, 2$ 。这里的“ \times ”是任何满足T规范的AND算子。

第3层: 该层的节点是标以 N 的固定节点,第 i 个节点计算第 i 条规则的归一化可信度为:

$$O_i^3 = \bar{\omega}_i = \omega_i / (\omega_1 + \omega_2) \quad i = 1, 2$$

第4层: 该层每个节点 i 均为自适应节点,其输出为: $O_i^4 = \bar{\omega}_i f_i = \bar{\omega}_i (p_i x + q_i y + r_i)$ 。 $\bar{\omega}_i$ 为第3层的输出, $\{p_i, q_i, r_i\}$ 为结论参数。

第5层: 这一层的节点是标以 Σ 的固定节点,该层计算总的输出:

$$O_i^5 = f = \sum_i \bar{\omega}_i f_i = \sum_i \omega_i f_i / \sum_i \omega_i \quad (2)$$

可见,给定前提参数后,ANFIS的输出可以表示成结论参数的线性组合。那么,对于图2所示的ANFIS网络参数的学习,可分为前提参数(非线性参数)的学习和结论参数(线性参数)的学习两部分。假定训练集为 $\{x_{di}, y_{di}, f_{di}\}$, $(i = 1, 2, \dots, p)$, f_{di} 为当输入 $\{x_{di}, y_{di}\}$ 时ANFIS的实际输出。则由式(1)可得:

$$f_{di} = (\bar{\omega}_{1i} x_{di}) p_1 + (\bar{\omega}_{1i} y_{di}) q_1 + (\bar{\omega}_{1i}) r_1 + (\bar{\omega}_{2i} x_{di}) p_2 + (\bar{\omega}_{2i} y_{di}) q_2 + (\bar{\omega}_{2i}) r_2 = \mathbf{A} \cdot \mathbf{X} \quad (3)$$

式中 $\mathbf{A} = \begin{bmatrix} \bar{\omega}_{11} x_{d1} & \bar{\omega}_{11} y_{d1} & \bar{\omega}_{11} & \bar{\omega}_{21} x_{d1} & \bar{\omega}_{21} y_{d1} & \bar{\omega}_{21} \\ \bar{\omega}_{12} x_{d2} & \bar{\omega}_{12} y_{d2} & \bar{\omega}_{12} & \bar{\omega}_{22} x_{d2} & \bar{\omega}_{22} y_{d2} & \bar{\omega}_{22} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \bar{\omega}_{1p} x_{dp} & \bar{\omega}_{1p} y_{dp} & \bar{\omega}_{1p} & \bar{\omega}_{2p} x_{dp} & \bar{\omega}_{2p} y_{dp} & \bar{\omega}_{2p} \end{bmatrix}_{p \times 6}$, $\mathbf{X} = [p_1, q_1, r_1, p_2, q_2, r_2]^T$, $\bar{\omega}_{1i}$ 和 $\bar{\omega}_{2i}$ 是输入

$\{x_{di}, y_{di}\}$ 时 $\bar{\omega}_1$ 、 $\bar{\omega}_2$ 的值。即结论输出是结论参数集 \mathbf{X} 的线性函数,可使用最小二乘法得到均方误差最小($\min \|\mathbf{A}\mathbf{X} - f\|$)意义下的参数最优解:

$$\mathbf{X}^* = (\mathbf{A}^T \mathbf{A})^{-1} \mathbf{A}^T f \quad (4)$$

取ANFIS的输出误差函数:

$$E = (\sum_{i=1}^p (f_{di} - f_i)^2) / 2 \quad (5)$$

则前提隶属度参数更新的梯度下降的误差反传学习算法为:

$$d_i(k+1) = d_i(k) - \eta(\partial E / \partial d_i) \quad (6)$$

$$\sigma_i(k+1) = \sigma_i(k) - \eta(\partial E / \partial \sigma_i) \quad (7)$$

式中 η 为学习速率, $0 < \eta < 1$ 。

3 仿真实验与分析

ANFIS控制的本质是采用神经网络技术设计模糊控制器,在处理非线性对象特性时比线性控制器具有更丰富的表现能力,可有效地应用于非线性系统的控制中^[3-4]。基于ANFIS的速度调节器在进行训练之前,必须获得其输入输出样本数据。本文通过设计一个常规模糊控制器,在输入信号持续10 s下,选择覆盖该控制器整个输入范围的2 001组输入输出(采样周期为5 ms)作为ANFIS的训练样本;随机选择采样周期为1 ms时的输入输出中的401组数据作为校验样本,用于检验推理系统的泛化性能以及是否出现过拟合。

在图2所示的ANFIS速度调节器的网络结构中,输入输出变量的隶属函数均采用gbell函数,每个输入取5个隶属度函数,分别表示“PB”,“PS”,“ZE”,“NS”,“NB”,则第1层的结点数为10个;第2层的结点数为25个,分别表示输入结点的组合;第3层结点也为25个,代表25条规则的真值;第4层结点为25个,分别表示各条规则真值的归一化值;第5层结点为25个,分别代表每条规则对应的输出;第6层结点为1个,即调节器的输出,其函数为一阶线性函数。ANFIS的训练方法采用混合算法,误差指标取样本的均方误差RMSE,初始步长取0.05,递减速率取0.8,递增速率取1.1,训练200次后,训练样本的RMSE=0.087 6,校验样本的RMSE=0.142。

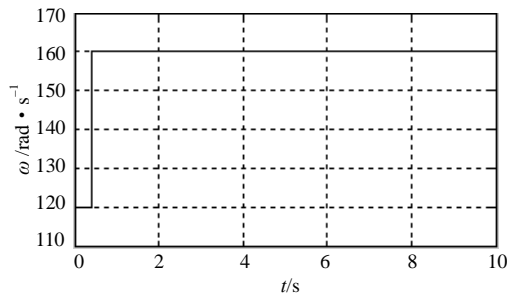


图3 系统给定转速曲线

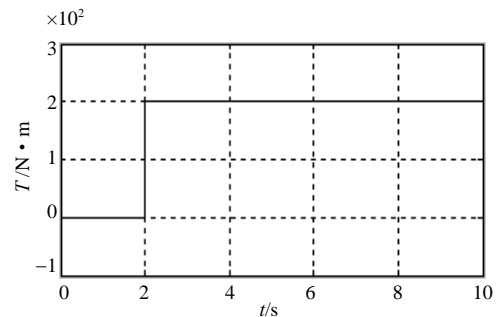


图4 系统在2 s时突加负载曲线

图1中电动机参数: 50 HP, 460 V, 4极, 60 Hz, $R_s=0.087 \Omega$, $L_{ls}=0.8 \text{ mH}$, $L_m=34.6 \text{ mH}$, $R_r=0.228 \Omega$, $L_{lr}=0.8 \text{ mH}$ 。系统给定转速曲线如图3所示,系统在2 s时突加负载曲线如图4所示。系统在给定转速及突加负载时的仿真响应曲线如图5~7所示,图8给出了其与采用常规比例积分微分(Proportion-Integration-Differentiation, PID)控制器和模糊控制器时仿真响应的比较曲线。从图示的仿真输出结果曲线可见,常规PID控制系统的恢复时间较长,并且在恢复期内有较大的超调和振荡现象。模糊速度调节器从系统的动、静态性能和抗负载扰动能力上,均可达到与PID控制同样的性能,小范围内的参数鲁棒性强于PID控制。而基于ANFIS控制的交流变频调速系统的控制过程比较平稳,具有更快的响应速度,无论是转矩还是转速超调量小(接近于0),明显地减小了系统误差,同时系统抗负载扰动能力强,对电机的非线性因素和参数变化具有更大范围的鲁棒性。

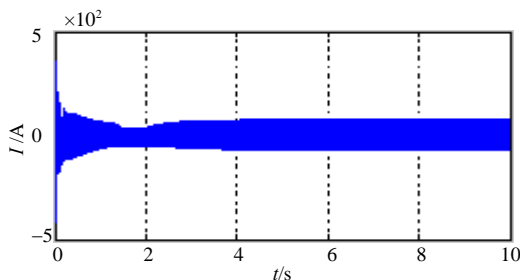


图5 自适应神经模糊控制系统定子电流仿真曲线

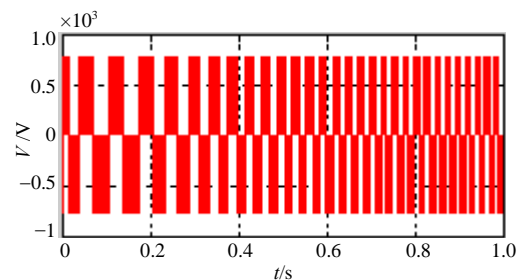


图6 自适应神经模糊控制系统定子电压仿真曲线

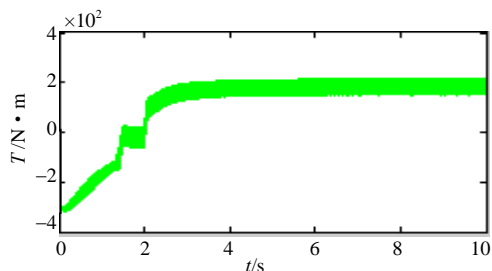


图7 自适应神经模糊控制系统转矩仿真曲线

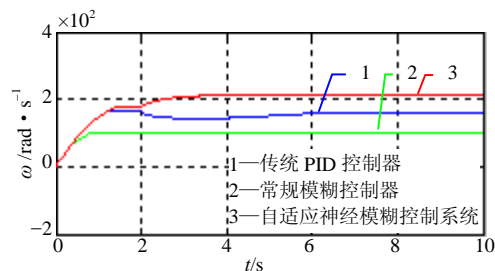


图8 三种控制方式下系统转速响应比较图

4 结论

将ANFIS控制应用于交流变频调速系统,能有效地利用人类知识处理不精确及不确定的情况,加强了对未知或变化的环境进行学习和调节的性能,对交流调速系统而言,在高性能应用场合,如无速度传感器低速下的控制,如果了解和考虑参数的实际变化规律,还可以大大缩小智能控制器的考虑范围,使控制进一步简化。

参 考 文 献

- [1] Jang J-S R. ANFIS: adaptive-network-based fuzzy inference system[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, 1993, 23(3): 665-685.
- [2] Tanaka K, Sugeno M. Stability analysis and design of fuzzy control system[J]. Fuzzy Set and Systems, 1992, 45: 135-156.
- [3] 丛 爽, 高雪鹏. 基于ANFIS的非线性电机系统的建模[J]. 基础自动化, 2002, 9(1): 6-8.
- [4] 柳朝军, 廖晓钟, 张宇河. 动态模糊神经网络控制器在伺服系统中的应用[J]. 控制与决策, 2001, 16(3): 347-350.

编辑 漆 蓉

(上接第210页)

5 结 论

实验证明,对部分残缺的人脸图像的识别,新算法的性能显著高于传统的PCA+Fisher子空间的性能。新算法结合非负矩阵分解和Fisher线性判别式方法,基于人脸的局部特征进行识别,对人脸图像的局部信息损失不太敏感。传统PCA方法基于人脸的全局特征进行识别,部分信息丢失将对其识别性能产生很大影响。该实验结果完全不同于对遮挡人脸进行的实验,作者将进一步研究这二者间存在差异的原因。

参 考 文 献

- [1] Lee D D, Seung H S. Learning the parts of objects by non-negative matrix factorization [J]. Nature, 1999, 401(6 755): 788-791.
- [2] Turk M A, Pentland A. Eigenfaces for recognition[J]. Journal of Cognitive Neuroscience, 1991, 3:71-86.
- [3] Patrik O H. Non-negative matrix factorization with sparseness constraints [J]. Journal of Machine Learning Research, 2004, 5: 1 457-1 469.
- [4] Belhumeur P N, Hespanha J P, Kriegman D J. Eigenfaces versus fisherfaces: recognition using class specific linear projection [J]. IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell., 1997, 19: 711-720.
- [5] Pu Xiaorong, Zhang Yi, Zheng Ziming, etc. Face recognition using fisher non-negative matrix factorization with sparseness constraints [J]. Lecture Notes in Computer Science, 2005, 3 497: 112-117.
- [6] The UMIST 人脸数据库[DB/OL]. <http://images.ee.umist.ac.uk/danny/database.html>, 2003-11-28.

编辑 熊思亮