

文章编号:1000-582X(2004)02-0107-04

基于神经网络的速度估计方法*

雷华,王明渝

(重庆大学电气工程学院,重庆 400030)

摘要:为解决无速度传感器感应电动机矢量控制系统的速度估计问题,以神经网络模式识别的理论为基础,结合神经网络在自动控制领域中的典型应用经验,提出了两种基于神经网络的速度估计方案,分析比较了各自的优点,并通过 Matlab 仿真,证明了所提方案的估计精度高,估计转速能很好地跟踪实际转速(即使负载发生变化或转速发生阶跃变化),而且对电机参数变化具有很强的鲁棒性,对考虑铁耗后所产生的影响也不太敏感,使相应的无速度传感器矢量控制系统具有良好的静、动态性能。

关键词:无速度传感器;矢量控制;神经网络;速度估计

中图分类号:TM921.51

文献标识码:A

在高性能的感应电动机控制系统中,速度闭环必不可少,而速度传感器在安装、维护、易受环境影响等方面严重影响了感应电动机调速系统的简便性、廉价性和可靠性,所以无速度传感器的矢量控制技术应运而生,并且发展迅速。自20世纪70年代起,国内外学者就在这方面做了大量的研究工作,提出了许多速度估计方案,诸如:基于电压解耦控制原则的速度估计^[1](该方案简单可行,但对电机参数的变化很敏感);基于 Kalman 滤波器的速度估计^[2](该方案能抑制随机干扰和量测噪声,但工作量大,同时对参数变化也很敏感);基于观测器的速度估计^[3](该方案解决了磁链计算的积分问题,但需考虑系统稳定性问题);基于 MARS 的速度估计^[4-5](该方案采用 PI 进行自适应控制,效果好,但仍需考虑系统稳定性问题)等。

由于神经网络具有分布存储和容错性、大规模并行处理、自学习、自组织和自适应性等优点,所以将神经网络应用到参数估计和系统辨识已成为目前自动控制界的热门研究课题。笔者以神经网络模式识别理论为基础,提出了两种速度估计方案。

1 基于神经网络的速度估计方法

1.1 神经网络速度估计的基本原理

神经网络是模仿生物脑结构功能的一种信息处理

系统,它之所以能在控制领域得到应用,主要是因为它能以任意精度逼近任意连续非线性函数,从而可以进行参数估计和系统辨识。神经网络在速度估计中的应用以神经网络模式识别理论^[6]为基础,通过在训练阶段调节权值、在工作阶段进行模式识别的方式,进行速度估计,从而实现模式识别理论到速度估计应用的转变。神经网络速度估计原理如图1所示:

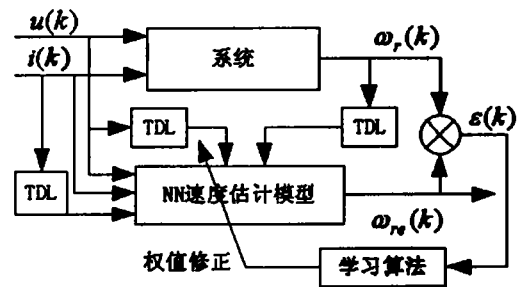


图1 神经网络速度估计原理

图1中的 TDL 表示单位延时环节;图中的系统可以是感应电动机的工作系统,也可以是由某种算法所建立的非线性模型,其输入、输出之间的非线性关系经过离散化后,可以表示为:

$$\omega_r(k) = f(\omega_r(k-1), u_s(k), u_s(k-1), i_s(k), i_s(k-1)) \quad (1)$$

这一非线性关系可以由神经网络来映射:通过训练神经网络,使其任意精度逼近原系统,从而映射原系

* 收稿日期:2003-10-12

基金项目:重庆市应用基础资助项目(6983)

作者简介:雷华(1977-),女,四川蒲江人,重庆大学硕士,主要从事感应电动机矢量控制技术研究。

统的非线性关系,使神经网络模型取代原系统模型进行控制。这一控制理论对于不能建模或难以精确建模的系统而言,具有很大的优越性,因为人们不用去关心系统的内部关系究竟是怎样、神经网络又是以怎样的方式逼近实际系统等诸多问题,只要神经网络的输出在设定精度下能够逼近同样输入激励下的系统输出,则认为神经网络已充分体现出实际系统特性,完成了对原系统的映射。对于可以建模但模型参数存在时变的系统(如感应电动机),神经网络由于具有自适应性和容错性等诸多优点,弥补了传统的、采用PI调节器进行自适应控制的不足,使其对参数的变化和系统的噪声具有很强的鲁棒性。下面将具体讨论两种神经网络速度估计方案。

1.2 神经网络速度估计方案

根据图1所示的速度估计原理,可推导出以下两种速度估计方案:

方案一:根据具体实验检测一组输入、输出数据(即感应电动机的定子电压、电流和相应的转速)来训练神经网络,使其能应用到具体的系统中,进行转速闭环控制。这种方法简单、可靠、精度高,因为训练样本来自实验,所以避免了计算误差。但是,由于训练样本不含转速信息,故仍需采用速度传感器来检测一组数据进行神经网络的训练,这对工作状态相对稳定的系统而言,具有简单、可行的优点,但对工作状态不定的系统而言,则不太实际。

方案二:针对训练样本的采集问题,根据感应电动机在静止坐标系($d-q$ 轴系)下的数学模型和转子磁场定向理论,可推导出:

$$\omega_r = \omega_s - \omega_u \tag{2}$$

其中:同步转速 $\omega_s = (\psi_{d\sigma} \frac{d\psi_{q\sigma}}{dt} - \psi_{q\sigma} \frac{d\psi_{d\sigma}}{dt}) / |\psi_{\sigma}|^2$

$$\text{转差速度 } \omega_u = \frac{L_m}{T_r |\psi_r|^2} (\psi_{d\sigma} i_{q\sigma} - \psi_{q\sigma} i_{d\sigma})$$

代入式(2),得:

$$\omega_r = (\psi_{d\sigma} \frac{d\psi_{q\sigma}}{dt} - \psi_{q\sigma} \frac{d\psi_{d\sigma}}{dt}) / |\psi_{\sigma}|^2 - \frac{L_m}{T_r |\psi_r|^2} (\psi_{d\sigma} i_{q\sigma} - \psi_{q\sigma} i_{d\sigma})$$

$$\text{其中: } \psi_{d\sigma} = \frac{L_r}{L_m} \int [u_{d\sigma} - (R_s + L_s \sigma)(di_{d\sigma}/dt)] dt$$

$$\psi_{q\sigma} = \frac{L_r}{L_m} \int [u_{q\sigma} - (R_s + L_s \sigma)(di_{q\sigma}/dt)] dt$$

$$\sigma = 1 - \frac{L_m^2}{L_s L_r}, T_r = \frac{L_r}{R_r}, |\psi_r|^2 = \psi_{d\sigma}^2 + \psi_{q\sigma}^2,$$

$\psi_{d\sigma}, \psi_{q\sigma}, i_{d\sigma}, i_{q\sigma}, u_{d\sigma}, u_{q\sigma}$ 分别是静止坐标系($d-q$ 轴系)下的转子磁链、定子电流和定子电压, L_m, L_r, L_s 分别为电机的互感、转子自感和定子自感。由式(2)可知,通过计算可获取转速信息,从而省去速度传感器。但是,由于转速的计算依赖于电机的参数,所以参数检测的准确性将影响到转速计算的精度,同时还存在计算误差的问题。

1.3 神经网络速度估计的结构与学习算法

神经网络目前的模型已有40多种,其中BP网络发展最为成熟,笔者采用BP网络来进行速度估计。由于BP网络尚无通用的理论公式来确定其隐层数和节点数,故笔者根据经验初定和仿真改进后,确定神经网络速度估计模型的结构如图2所示,其中输入信号 x_1 到 x_9 为 $u_{d\sigma}(k), u_{q\sigma}(k), u_{d\sigma}(k-1), u_{q\sigma}(k-1), i_{d\sigma}(k), i_{q\sigma}(k), i_{d\sigma}(k-1), i_{q\sigma}(k-1), \omega_{re}(k-1)$, 输出为 $\omega_{re}(k)$ 。

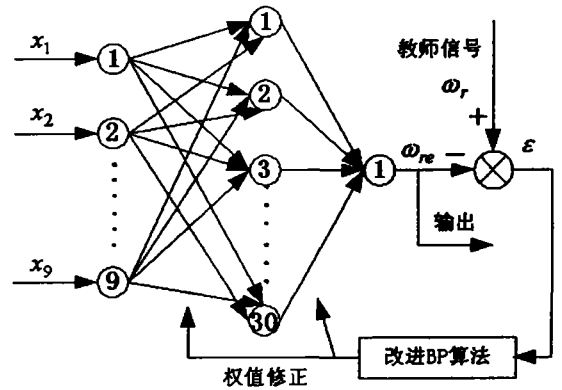


图2 神经网络速度估计模型的结构

针对传统BP算法收敛速度慢,目标函数存在局部极值等问题,笔者采用了动量法和学习率自适应调整的策略。动量法的权值修正算法为:

$$\Delta w(k) = (1 - \alpha)\eta(k)D(k) + \alpha\eta(k)D(k-1) \tag{3}$$

其中, $0 \leq \alpha \leq 1$ 为动量因子, $D(k)$ 和 $D(k-1)$ 分别为 k 时刻和 $k-1$ 时刻的负梯度(梯度算法在此略)。动量法可减小学习过程的振荡,改善收敛性;而学习率 η 的自适应调整算法为:

$$\eta(k) = 2^\lambda \eta(k-1), \lambda = \text{sign}[D(k)D(k-1)] \tag{4}$$

其中, sign 为符号函数。由式(4)可知,当连续两次迭代的负梯度方向相同时,表明下降速度太慢,故可使学习率加倍,加速收敛,反之则表明下降速度太快,应使学习率减倍,以防止振荡甚至发散。仿真结果表明,采用了动量法和学习率自适应调整策略来改进传统的BP算法,可提高学习速度并增加算法的可靠性。

2 神经网络速度估计的仿真分析

根据无速度传感器矢量控制系统的基本原理,可建立图3所示的系统仿真模型。其中,感应电机为鼠笼式电动机,其参数如表1所示。

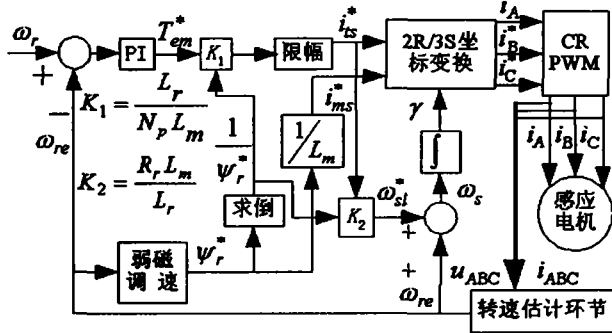


图3 间接型矢量控制系统仿真模型

表1 系统仿真模型中的电机参数

参数	值	参数	值
额定功率 P_n/kW	4	互感 L_m/H	0.141
极对数 N_p	2	转动惯量 $J/kg \cdot m^2$	0.03
定子电阻 R_s/Ω	1.37	额定转子磁链 ψ_m/Wb	0.953
转子电阻 R_r/Ω	1.1	额定转矩 $T_m/N \cdot m$	26.5
定子自感 L_s/H	0.146	额定转速 $\omega_n/r \cdot \text{min}^{-1}$	1448
转子自感 L_r/H	0.149		

图3中,速度估计环节分别采用前述的两种神经网络速度估计方案进行仿真;速度给定信号初值为0,在仿真时间 $t=0.5\text{ s}$ 时阶跃为720 r/min,在 $t=2\text{ s}$ 时阶跃为1440 r/min;负载转矩初值为0,在 $t=1.5\text{ s}$ 时阶跃为15 N·m,在 $t=3\text{ s}$ 时阶跃为25 N·m,相应的仿真波形如图4、图5所示。

为检验神经网络模型对参数变化和铁耗影响的鲁棒性,笔者特别考虑了转子电阻变化和铁耗影响的情况:当电机转子电阻变为原来的2倍(即 $R_r' = 2R_r$)并采用考虑铁耗的感应电动机模型(自建)进行仿真时,相应的波形如图6、图7所示。在图4到图7的仿真波形图中, i_d 为定子电流 d 轴分量; ψ_m 、 ψ_t 分别为转子磁链的 M 、 T 轴分量(同步旋转坐标系下); ω_r 为实际转速,用实线表示, ω_{re} 为估计转速,用虚线表示,由于二者非常接近,故对估计转速 ω_{re} 采样并加圆点标注,以增强视觉效果。

仿真结果分析:由图4、图5可以看出,估计转速和实际转速基本吻合,转子磁链 M 、 T 轴分量在稳态时均为恒值且 T 轴磁链为0(在动态时由于转速存在瞬时超调,所以磁链存在瞬时弱磁调速的情况),表明转子磁场定向基本实现;当电机转子电阻变为原来的2倍并考虑铁耗时,由图6可以看出,估计转速仍然能很

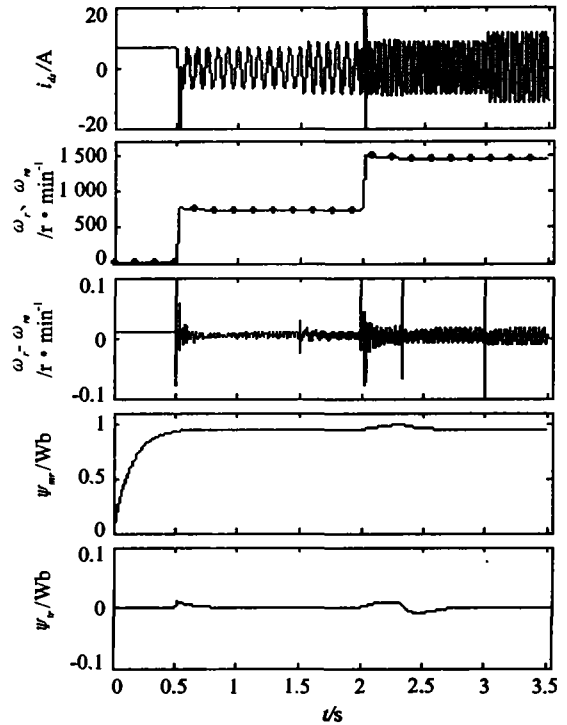


图4 间接型矢量控制系统仿真波形(方案一)

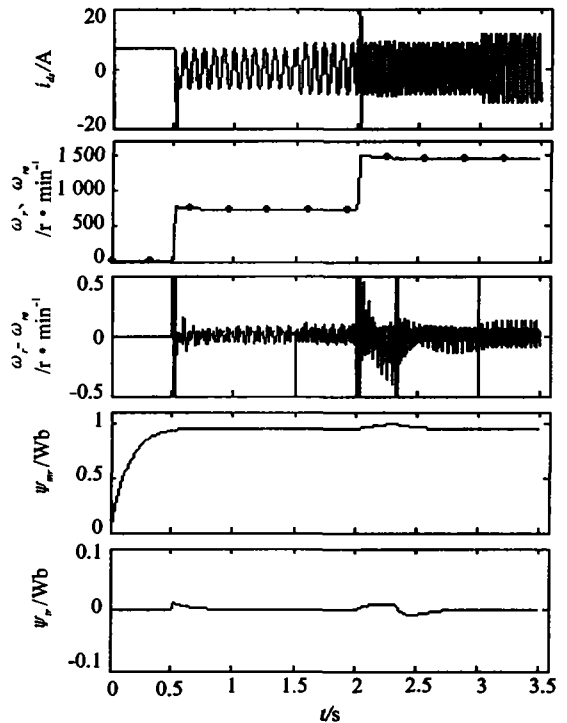


图5 间接型矢量控制系统仿真波形(方案二)

好地跟踪实际转速,且误差较小(图7的误差较图6而言略大,主要是由于式(2)含电机参数,而且存在计算误差所致,即使如此,其最大相对估计误差也仅为0.1%左右)。由此可见,神经网络速度估计方法相对于传统的方法而言,对参数的变化和铁耗的影响具有较强的鲁棒性。

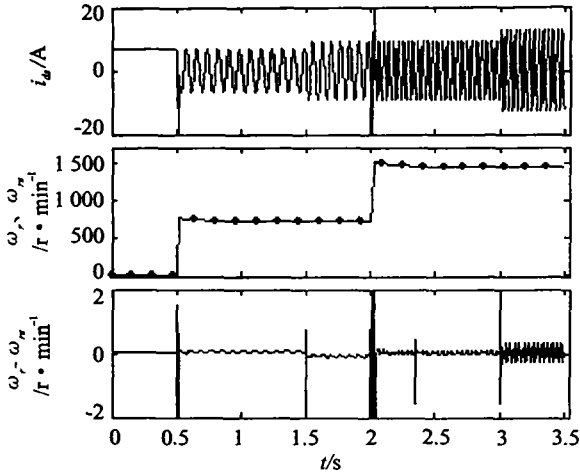


图6 考虑铁耗和 $R_r' = 2R_r$ 时的仿真波形(方案一)

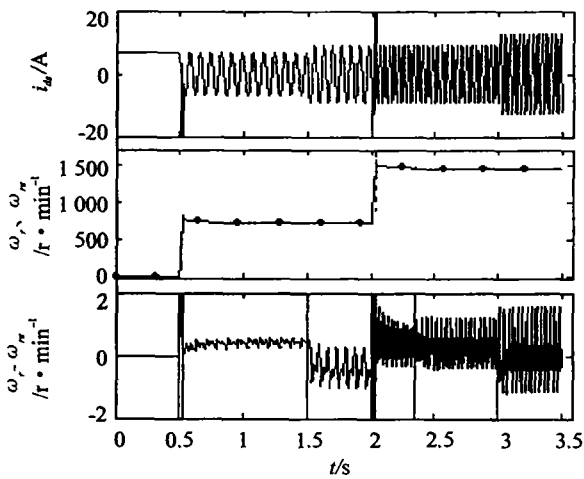


图7 考虑铁耗和 $R_r' = 2R_r$ 时的仿真波形(方案二)

3 结束语

笔者对基于神经网络模式识别理论的速度估计原理进行了简要介绍,并以此为基础提出了两种速度估计方案,分析了各自的特点,同时通过 Matlab 仿真,证明了神经网络速度估计方法相对传统的方法而言,具有很大的优越性,诸如速度估计精度高、对参数变化不敏感和对铁耗影响的强鲁棒性等。此外,仿真的结果也表明,采用神经网络进行速度估计的无速度传感器矢量控制系统具有良好的静、动态性能。

参考文献:

- [1] ZHEN Y N, FENG D S, CHEN B S. A Speed Calculation Method for Induction Motor Based on Voltage Decoupling Control Principle [A]. Power Conversion Conference [C]. Nagaoka: IEEJ/IEEE, 1997. 573 - 578.
- [2] YOO J Y, PARK T S, KIM S H. Speed Estimation of an IM using Kalman Filter Algorithm at Ultra - low Speed Region [A]. Electric Machines and Drives Conference Record [C]. Milwaukee: IEEE, 1997. MC2/4. 1 - MC2/4. 3.
- [3] 陈硕, SHUO M. 基于磁通观测器的感应电机无速度传感器矢量控制系统[J]. 电工技术学报, 2001, 16(4): 30 - 33.
- [4] 郑萍, 王明渝. 感应电机无速度传感器矢量控制的速度估算器研究[J]. 电工技术学报, 2001, 16(5): 24 - 29.
- [5] 竺伟, 陈伯时. 基于串联双模型观测器的感应电动机无速度传感器矢量控制系统[J]. 电气传动, 1997, 3: 9 - 11.
- [6] PANDYA A S, MACY R B. 神经网络模式识别及其实现 [M]. 徐勇, 荆涛译. 北京: 电子工业出版社, 1999.

Speed Estimation Methods Based on Neural Network

LEI Hua, WANG Ming-yu

(College of Electrical Engineering, Chongqing University, Chongqing 400030, China)

Abstract: In order to solve the speed estimation problems of speed sensorless vector - controlled induction motor drives, the paper presents two speed estimation schemes based on neural network mode identification theory. The advantages of each scheme are discussed and the simulation results show that the estimated speed can trace the actual speed better (even under the circumstances of load variation or speed step variation). Also, these schemes are not sensitive to the variations of motor parameters and the effect of iron loss. Therefore, the proposed neural network based on speed sensorless vector - controlled induction motor drives have good performance in steady - state and transient - state operation.

Key words: speed sensorless; vector control; neural network; speed estimation

(编辑 李胜春)