基于神经网络与低频信号注入法的速度辨识仿真研究

在无速度传感器矢量控制系统中，速度辨识是至关重要的环节。利用神经网络的自学习与自适应能力以及低频信号注入法在低速时对电动机参数很好的鲁棒性特点，研究了一种基于神经网络与低频信号注入相结合的速度辨识方法，实现了从低速到高速的宽范围调速。仿真结果表明，该方法可以实现低速到高速的速度辨识，并且具有很好的抗干扰性和鲁棒性。

曾凡飞　王旭阳／中车青岛四方车辆研究所有限公司

曾凡飞／工程师

关键词／Keywords

矢量控制·
神经网络·
低频信号注入法·
速度辨识·

0　引言

异步电动机矢量控制系统中，转速闭环是必不可少的。高准确度、高分辨率的速度和位置传感器价格昂贵，安装不便，限制了其在恶劣环境下的应用。因而无速度传感器矢量控制技术一直是近年来研究的热点。国内外专家学者对无速度传感器的异步电动机的转速辨识方法进行了广泛的研究，并提出了多种典型的转速辨识方案[1]。

人工神经网络具有超强的自学习和自适应能力，可以逼近任意非线性函数，非常适合异步电动机这种强耦合、非线性系统[2]。利用转子磁链电压模型作为参考模型，神经网络作为可调模型，通过BP反向传播算法对网络权值进行实时调节，可以实现速度的辨识。这种方法估计的转速收敛速度快，抗干扰能力强，但依然受到电动机参数变化的影响，尤其低速时受定子和转子电阻影响严重。低频信号注入法是通过注入低频定子电流信号获得转子位置，不依赖电动机的非理性特性，只需要电动机的基波模型就可以实现低速时的速度估计，因此对电动机参数具有较强的鲁棒性[3-5]。通过将神经网络与低频信号注入相结合，可以实现低速到高速的宽范围调速，并且降低了电动机参数对系统的影响，具有很好的抗干扰性和鲁棒性。

1　基于神经网络的转速辨识算法

利用人工神经网络自身所具有的自学习和自适应能力，构建一个基于BP算法的三层神经网络实现转速估计。将转子磁链电压模型作为参考模型，神经网络模型作为可调模型，按误差反向传播BP算法对网络的权值进行实时的在线修正，构建基于BP神经网络的速度自适应辨识系统，如图1所示。

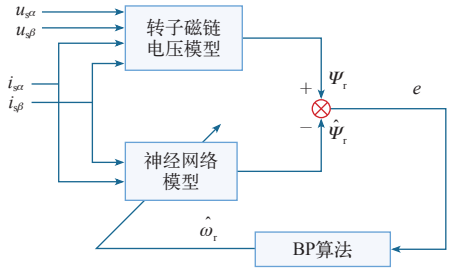

图1　神经网络转速辨识框图

由两相静止α，β坐标系上的异步电动机数学模型可以得到转子磁链的两种不同模型。

（1）转子磁链电压模型

$$\begin{pmatrix} \frac{d\Psi_{r\alpha}}{dt} \\ \frac{d\Psi_{r\beta}}{dt} \end{pmatrix} = -\frac{L_r}{L_m}\begin{pmatrix} R_s + L_s' P & 0 \\ 0 & R_s + L_s' P \end{pmatrix}\begin{pmatrix} i_{s\alpha} \\ i_{s\beta} \end{pmatrix} + \frac{L_r}{L_m}\begin{pmatrix} u_{s\alpha} \\ u_{s\beta} \end{pmatrix} \quad (1)$$

（2）转子磁链电流模型

$$\begin{pmatrix} \frac{\mathrm{d}\Psi_{r\alpha}}{\mathrm{d}t} \\ \frac{\mathrm{d}\Psi_{r\beta}}{\mathrm{d}t} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} -1/T_r & -\omega_r \\ \omega_r & -1/T_r \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \Psi_{r\alpha} \\ \Psi_{r\beta} \end{pmatrix} + \frac{L_m}{L_r} \begin{pmatrix} i_{s\alpha} \\ i_{s\beta} \end{pmatrix} \quad (2)$$

对式（2）进行差分离散化处理，一般是通过一阶离散化，获得转子磁链的离散电流模型。为了提高辨识准确度，获得到更准确的离散模型，这里采用了二阶离散化处理，得到电流模型的离散化方程为

$$\begin{pmatrix} \hat{\Psi}_{r\alpha}(k) \\ \hat{\Psi}_{r\beta}(k) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \hat{\Psi}_{r\alpha}(k-2) \\ \hat{\Psi}_{r\beta}(k-2) \end{pmatrix} - \frac{2T}{T_r} \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \hat{\Psi}_{r\alpha}(k-1) \\ \hat{\Psi}_{r\beta}(k-1) \end{pmatrix} + 2\omega_r T \begin{pmatrix} 0 & -1 \\ 1 & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \hat{\Psi}_{r\alpha}(k-1) \\ \hat{\Psi}_{r\beta}(k-1) \end{pmatrix} + \frac{2TL_m}{T_r} \begin{pmatrix} i_{s\alpha}(k-1) \\ i_{s\beta}(k-1) \end{pmatrix} \quad (3)$$

式中，T为采样周期。

上式可以简化为

$$\hat{\Psi}_r(k) = W_1X_1 + W_2X_2 + W_3X_3 + W_4X_4 \quad (4)$$

式中，$\hat{\Psi}_r(k) = \begin{pmatrix} \hat{\Psi}_{r\alpha}(k) \\ \hat{\Psi}_{r\beta}(k) \end{pmatrix}$；$W_1 = 1$；$X_1 = \begin{pmatrix} \hat{\Psi}_{r\alpha}(k-2) \\ \hat{\Psi}_{r\beta}(k-2) \end{pmatrix}$；

$W_2 = -\frac{2T}{T_r}$；$X_2 = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \hat{\Psi}_{r\alpha}(k-1) \\ \hat{\Psi}_{r\beta}(k-1) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \hat{\Psi}_{r\alpha}(k-1) \\ \hat{\Psi}_{r\beta}(k-1) \end{pmatrix}$；

$W_3 = 2\omega_r T$；$X_3 = \begin{pmatrix} 0 & -1 \\ 1 & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \hat{\Psi}_{r\alpha}(k-1) \\ \hat{\Psi}_{r\beta}(k-1) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} -\hat{\Psi}_{r\alpha}(k-1) \\ \hat{\Psi}_{r\beta}(k-1) \end{pmatrix}$；

$W_4 = \frac{2TL_m}{T_r}$；$X_4 = \begin{pmatrix} i_{s\alpha}(k-1) \\ i_{s\beta}(k-1) \end{pmatrix}$。

由式（4）构建一个三层神经网络模型实现转子磁链的观测，如图2所示。输入为X_1，X_2，X_3，X_4，网络的权值为W_1，W_2，W_3，W_4，输出为转子磁链$\hat{\Psi}_r(k)$。其中只有权值W_3含有转速信息，并且

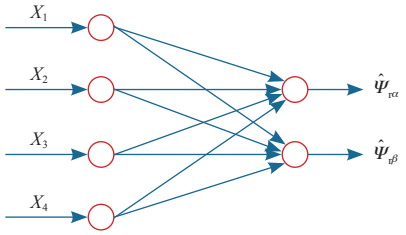

图2 神经网络模型磁链辨识单元

正比于转子速度，可以把W_3作为一个可调整的自适应权重，实现对转速的在线修正。

在图2中构建的神经网络模型中，当估计转速与实际转速不相等时，两个转子磁链模型就会产生误差信号$\varepsilon(k)$，此误差信号经过BP反向传播算法实时修正网络权值W_3，实现对估计转速ω_r的在线辨识与调整。

选择目标函数为

$$E = \frac{1}{2}\varepsilon^2(k) \quad (5)$$

式中，$\varepsilon(k) = \Psi_r(k) - \hat{\Psi}_r(k)$。

根据最速下降法按最小化误差函数 $E = \frac{1}{2}\varepsilon^2(k)$ 的原则可得权值W_3的变化量为

$$\Delta W_3(k) = -\eta\frac{\partial E}{\partial W_3} = -\eta\frac{\partial E}{\partial \hat{\Psi}_r(k)} \cdot \frac{\hat{\Psi}_r(k)}{\partial W_3} = \eta\varepsilon(k)X_3 \quad (6)$$

式中，η为学习速率。

由式（6）可得权值W_3的调整表达式为

$$W_3(k) = W_3(k-1) + \Delta W_3(k) \quad (7)$$

为了提高学习速率，减少神经网络输出的振荡，对以上学习算法进行改进，引入表示过去权值变化情况对当前影响的惯性因子α，得改进后的权值变化量和权值调整函数为

$$W_3(k) = W_3(k-1) + \Delta W_3(k) + \alpha\Delta W_3(k-1) \quad (8)$$

由权值W_3即可得到估算转速为

$$\omega_r = \frac{W_3(k)}{2T} \quad (9)$$

基于BP神经网络的转速估算方法结构简单，不需要离线训练，在电动机运行时就可以在线学习，通过简单快速运算就能得到正确的辨识结果。

2 低频信号注入原理

由按转子磁场定向的三相异步电动机的数学模型可以得到转矩方程为

$$T_{em}(t) = \frac{3pL_m}{2L_r}\Psi_r i_{sT}(t) \quad (10)$$

如图3所示，在实际的控制中，估计的转子位置与实际的转子位置会存在误差ε。通过控制转子位置误差角ε为零，就可以获得准确的转子位置。

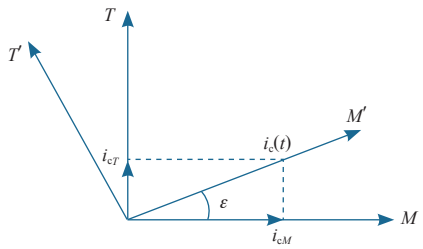

图3 *MT*轴系及注入信号

利用信号注入法，向估计的T'轴注入低频定子电流信号$i_c(t)=I_c\sin(\omega_c t)$，该低频信号将会在实际的$M$轴和$T$轴上产生谐波分量$i_{cT}$和$i_{cM}$。由式（10）可得，$i_{cT}$引起的谐波电磁转矩为

$$T_{ec}(t)=\frac{3pL_m}{2L_r}\Psi_r i_c(t)\sin\varepsilon \tag{11}$$

为了计算转误差角ε，将式（11）两边同乘上注入的电流信号i_c(t)得

$$T_{ec}(t)i_c(t)=\frac{3pL_m}{2L_r}\Psi_r i_c^2(t)\sin\varepsilon$$
$$=\frac{3pL_m}{2L_r}\Psi_r I_c^2\sin\varepsilon\frac{1-2\cos(2\omega_c t)}{2} \tag{12}$$

式（12）中$\cos(2\omega_c t)$为高频项，通过低通滤波器对式（12）进行低通滤波，将高频项滤除，可得

$$Lp(T_{ec}i_c)=\frac{3pL_m}{4L_r}\Psi_r I_c^2\sin\varepsilon \tag{13}$$

式中，$Lp(T_{ec}i_c)$是对$T_{ec}i_c$进行低通滤波后的输出值。

如果转子位置误差角ε足够小，由式（13）可得

$$\varepsilon=\sin\varepsilon=\frac{4L_r Lp(T_{ec}i_c)}{3pL_m\Psi_r I_c^2} \tag{14}$$

由式（14）获得的转子位置误差角仍具有较大误差，不能直接用于角度的误差补偿。采用PI调节器实现对转子误差角度的控制，如图4所示。

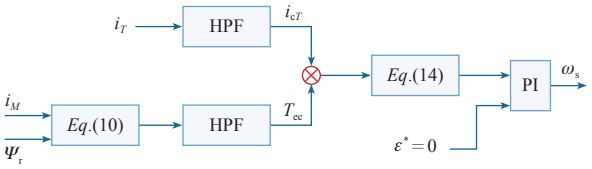

图4 误差角度控制框图

转差角频率为

$$\Delta\omega=\frac{L_m i_{sT}}{T_r\Psi_r} \tag{15}$$

则转子角速度为

$$\omega_r=\omega_s-\Delta\omega \tag{16}$$

通过以上分析可知，基于低频信号注入法的速度辨识只与注入的低频信号以及由其引起的谐波转矩有关，而与电动机的定子和转子电阻无关，因此对电动机的定转子电阻有很好的鲁棒性。

3 仿真研究与结果分析

对上述的基于神经网络以及低频信号注入的无速度传感器矢量控制系统进行仿真实验。实验的电动机参数为：额定功率$P=7.5$ kW；额定电压$=380$ V；极对数$=2$；定子电阻$R_s=0.443$ Ω；转子电阻$R_r=0.807$ Ω；定子电感$L_s=0.071$ mH；转子电感$L_r=0.071$ mH；互感$L_m=0.069$ mH；额定转速$n=1\,440$ r/min。

3.1 基于神经网络速度辨识仿真

基于神经网络的速度辨识环节如图5所示，其

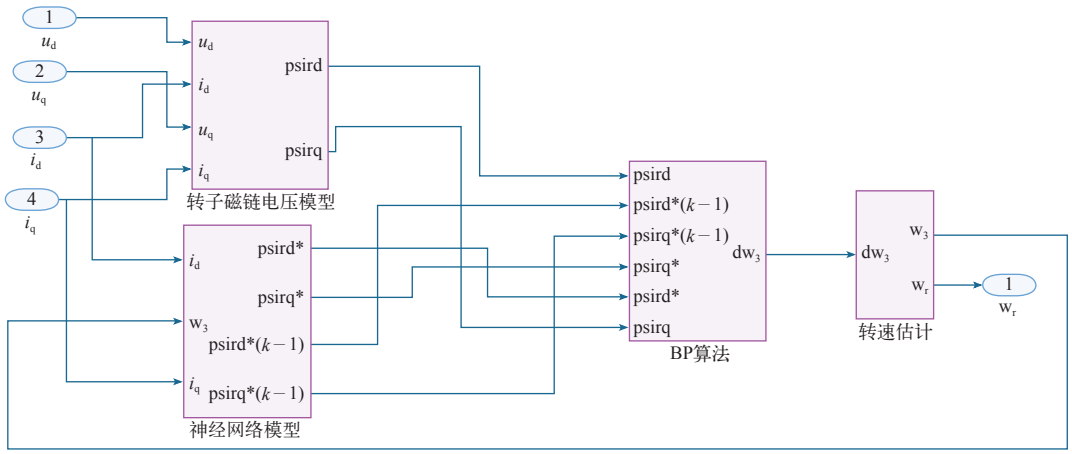

图5 基于神经网络的速度辨识仿真图

由转子磁链电压模型、神经网络模型以及BP算法构成。

图6为基于神经网络的速度辨识，电动机空载起动，稳定转速为400 r/min，0.35 s降低转速为100 r/min。由估计转速与实际转速对比可以看出，速度辨识收敛速度快，稳定性比较好，但在低速时辨识误差较大。速度辨识误差如图7所示。

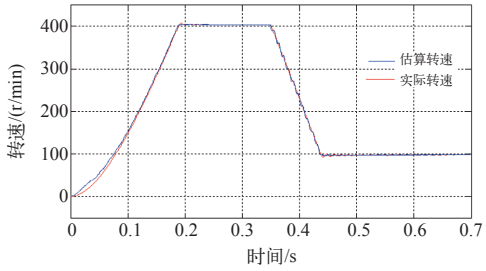

图6　基于神经网络的速度辨识

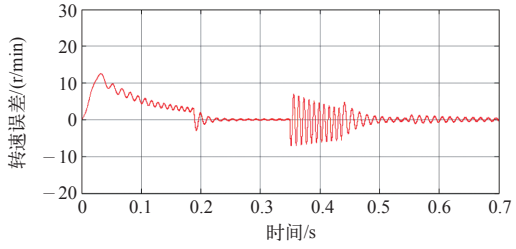

图7　基于神经网络速度的速度辨识误差

3.2　基于低频信号注入的速度辨识仿真

图8为在低速时的基于低频信号注入法的转速辨识，向*T*轴注入的低频电流信号的频率为25 Hz，幅值为0.1倍的定子额定电流值。电动机在0.3 Hz起动运行，1 s突然由正转变为反转的仿真波形。可以看出，即使反转，估计转速也能很好地跟踪实际速度，并且辨识误差较小，实现了低速时的速度辨识，使系统在低速时能够具有很好的抗干扰性和鲁棒性。速度辨识误差如图9所示。

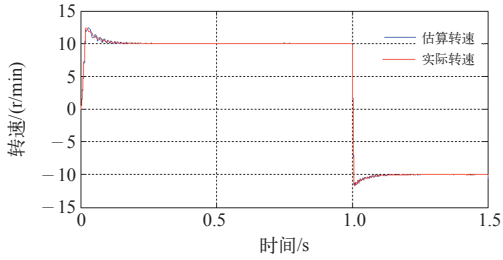

图8　基于低频信号注入的速度辨识

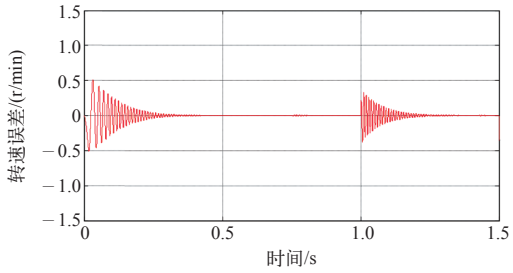

图9　基于低频信号注入的速度辨识误差

3.3　基于神经网络与低频信号结合的速度辨识仿真

图10为基于神经网络与低频信号结合的速度辨识，低速时（＜1 Hz）通过低频信号注入法估计转速，高速时转换为神经网络辨识转速。电动机在0.3 Hz起动运行，0.8 s后变为3 Hz，1.5 s又反转为低速0.6 Hz。由图9可知整个速度辨识过程中，估计速度都能够很好地跟踪实际转速，实现了宽范围的调速。速度辨识误差如图11所示。

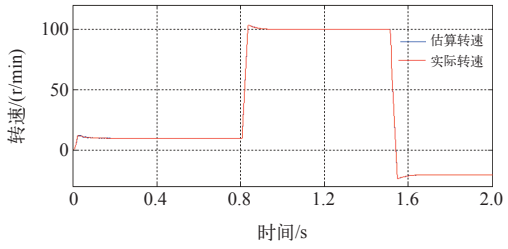

图10　基于神经网络与低频信号注入的速度辨识

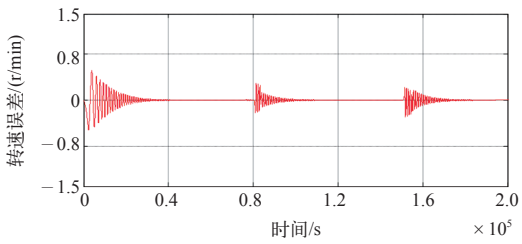

图11　基于神经网络与低频信号的速度辨识误差

4　结束语

本文对基于神经网络以及低频信号注入法相结合的速度辨识进行了仿真研究，仿真结果表明，这两种方法的结合可以很好地实现从低速到高速的宽范围调速，有效地降低了电动机参数变化对系统的影响，并且转速估计跟踪收敛速度快，具有很好的抗干扰性和鲁棒性。

参考文献

[1] 王成元，夏加宽．电机现代控制技术 [M]．北京：机械工业出版社，2006．

[2] 王涛，年晓红，杨胜跃．基于神经网络的无速度传感器感应电机转子电阻辨识方案 [J]．交流技术与电力牵引，2007，7 (2)：6-10．

[3] 吴姗姗，李永东．一种新型极低速异步电机无速度传感器控制方法 [J]．电气传动，2008，38 (9)：39-42．

[4] 刘斌．基于神经网络的交流电机矢量控制技术研究与仿真 [D]．桂林：桂林理工大学，2010．

[5] Brandstetter P，Bilek P，Szotkowski J，et al．Sensorless control of asynchronous motor using voltage signal injection [J]．Piers Online，2011，7 (2)：176-180．

[6] Veli Matti Leppanen．Low-frequency signal injection method for speed sensorless vector control of induction motors [M]．Helsinki：Helsinki University of Technology Institute of Intelligent Power Electronics Publications，2003．

（收稿日期：2017－02－10）EA

☞信息动态

培养创新型人才 2018“台达电力电子新技术研讨会”圆满举行
清华大学肖曦教授荣获“中达学者”称号

2018年6月1日～2日，由台达集团主办、清华大学协办的2018台达电力电子新技术研讨会在江苏吴江同里湖大饭店召开。来自清华大学、浙江大学和南京航空航天大学等国内十余所电力电子与电力传动专业的一流高校约350位师生、专家和产业界人士，围绕国际学科前沿，聚焦重大技术创新，针对电力电子化电力系统、新能源可靠并网、先进电力传动系统、新型电工材料和能源互联网等关键技术及热点话题开展了深入的探讨和交流，共同为夯实电力电子基础研究、加强产学研合作、培养创新型人才和建设创新型国家做出了积极的努力。

出席研讨会的美国弗吉尼亚理工大学李泽元院士及台达集团创办人暨荣誉董事长郑崇华在开幕式上，共同授予清华大学电机系肖曦教授2018“中达学者”荣誉称号；南京航空航天大学金科教授及北京交通大学李虹教授则获颁2018“中达青年学者奖”。会中公布的2018年度由台达科教发展计划资助立项11个科研项目，大多属于学科前沿，研究热点问题。例如，获得重大项目资助课题有超高速永磁同步电动机关键技术。热设计和热管理、耐高温绝缘材料和永磁材料以及支承技术是制约高速永磁同步电动机可靠运行的瓶颈问题，属于多学科交叉技术研究，具有一定的创新性，项目研究预期成果具有重要理论意义与实用价值。

中国工程院海外院士、美国工程院院士李泽元教授在开幕致辞时表示，过去18年，“台达电力电子科教发展计划”和“中达学者计划”资助了249个创新研究项目；评选奖励28位“中达学者”及14位“中达青年学者”；资助20位“台达访问学者”出国从事学术交流；提供优秀研究生奖学金1 110人次；并举办了17届电力电子新技术研讨会。荣获“中达学者”称号的，几乎都是当前业界的领军人物，成果非常大。

台达集团创办人郑崇华致辞时说，每一次来参加年会，看见在座的年轻学者及硕士、博士研究生，跟随资深教授的脚步，在科研领域一代一代地追梦、圆梦。正是这种使命感，为建设国家科技强国和教育强国奠定了基础。未来台达会持续支持高校人才培养，并在与能源及节能相关领域持续推动产学合作。

“台达电力电子科教发展计划”及“中达学者计划”主要面向清华大学、浙江大学、南京航空航天大学、西安交通大学、华中科技大学、上海大学、哈尔滨工业大学、北京交通大学、上海交通大学及合肥工业大学10所重点大学的师生，由台达提供科研项目资助及研究津贴，并藉由每年举办的研讨会搭建学术交流平台，以促进电力电子新技术的发展及应用。

本届研讨会共发表了近30篇与电力电子化电力系统、新能源可靠并网、先进电力传动系统、新型电工材料和能源互联网等关键技术及热点话题的学术论文；并邀请近年中达学者及青年学者获得者，科研项目资助的团队带头人以及专家学者进行了25场次学术成果报告，成功搭建了高校学术交流及产学合作的交流平台。