第 27 卷 第 24 期　　中 国 电 机 工 程 学 报　　Vol.27 No.24 Aug. 2007
2007 年 8 月　　Proceedings of the CSEE　　©2007 Chin.Soc.for Elec.Eng.

文章编号：0258-8013 (2007) 24-0102-05　　中图分类号：TM351;TP273　　文献标识码：A　　学科分类号：470·40

基于 Elman 神经网络的潜油电机速度辨识研究

邓　辉，薛　冰，徐殿国，王立国，杨　静

(哈尔滨工业大学电气工程系，黑龙江省 哈尔滨市 150001)

Speed Estimation for Submersible Motor Based on Elman Neural Network

DENG Hui, XUE Bing, XU Dian-guo, WANG Li-guo, YANG Jing

(Dept. of Electrical Engineering, Harbin Institute of Technology, Harbin 150001,Heilongjiang Province, China)

ABSTRACT: In consideration of the difficulty to install speed sensor result form special high temperature working environment of submersible motor, in this paper, a method of Elman neural network is used to estimate the speed of sensorless submersible motor. In the experiment, the stator current measured by data collector was analyzed by wavelet, thus the influence of high frequency noisy caused by high temperature is filtered off, and the useful signal is extracted as sample input, the speed signal collected by speed sensor as sample output, a neural network is trained on the principle “training off-line, estimating on-line ”, so that the network can estimate the speed only using stator current. It is proved to have very high precision and good dynamic quality. Furthermore, the estimation result can provide powerful security for closed-loop control and fault diagnosis.

KEY WORDS: submersible motor; speed sensorless; speed estimation; Elman neural network; wavelet analysis

摘要： 鉴于潜油电机独特的高温工作环境所导致传感器安装困难的不足，该文利用 Elman 神经网络对无速度传感器潜油电机进行了速度辨识。实验方案中把数据采集卡采集到定子电流用小波分析，滤除高温所产生的高频噪声的影响，提取有用的信号作为样本输入，把测速发电机采集到的速度信号作为样本输出，按照“离线训练，在线辨识”的思想训练神经网络，使之仅通过定子电流就能对潜油电机速度进行辨识，实验证明本系统具有很高的稳态精度和良好的动态性能，其辨识结果可为进一步实现潜油电机的闭环控制和故障诊断提供有力保障。

关键词： 潜油电机；无速度传感器；速度辨识；Elman 神经网络；小波分析

0　引言

潜油电机通常为两极三相鼠笼式异步电机，是石油工业的重要设备，安装时连同潜油电泵潜入地下几千米的油井中，仅通过一根长电缆与地面连接。为了提高整个系统的控制性能和对电机故障及时诊断，需要对其速度实时监测。由于潜油电机本身的结构和其恶劣的工作环境，很难用传统的测速发电机和光电数字脉冲编码器实现速度监测。为此，无速度传感器辨识的研究有重要的意义。

目前，异步电机无速度传感器的研究受到了国内外很多学者的重视，并且提出了很多电机速度在线估计的方法[1-4]。如采用模型参考自适应系统(MRAS)估计方法，扩展卡尔曼滤波方法以及转子槽谐波(RSH)方法等。前两种方法都在不同程度上依赖电机的参数；后一种方法与电机参数无关，其鲁棒性很强，辨识精度很高，但其数据处理计算量太大，不利于电机速度的实时辨识。

人工神经网络作为一种解决复杂的非线性、不确定、不确知系统的工具[5]，可以引入异步电机无速度传感器的辨识。本课题以大庆油田的无速度传感器潜油电机为背景，利用一种具有优秀动力学性能的Elman神经网络[6]，按照“离线训练，在线辨识”的思想对潜油电机的速度进行辨识，实验证明具有良好的动态响应能力。

1　异步电机的动态方程

在静止的α、β坐标系统中异步电机磁链与电压、电流的关系可以表示如下[7-8]：

$$\mathrm{D}\begin{bmatrix}\psi_{\alpha r}\\ \psi_{\beta r}\end{bmatrix}=\frac{L_r}{L_m}\times\left\{\begin{bmatrix}\mu_\alpha\\ \mu_\beta\end{bmatrix}-\begin{bmatrix}r_s+\sigma L_s P & 0\\ 0 & r_s+\sigma L_s P\end{bmatrix}\begin{bmatrix}i_\alpha\\ i_\beta\end{bmatrix}\right\} \quad (1)$$

$$\mathrm{D}\begin{bmatrix}\psi_{\alpha r}\\ \psi_{\beta r}\end{bmatrix}=\begin{bmatrix}-1/T_2 & -\omega_r\\ \omega_r & -1/T_2\end{bmatrix}\begin{bmatrix}\psi_{\alpha r}\\ \psi_{\beta r}\end{bmatrix}+\frac{L_m}{T_2}\begin{bmatrix}i_\alpha\\ i_\beta\end{bmatrix} \quad (2)$$

式中：T_2、R分别为电机转子时间常数和漏磁系数；L_s、L_r为定转子自电感；L_m为互电感；r_s、r_r为电机定转子绕组电阻；ω_r为转子电气角速度。

假设θ 为电机转子旋转磁链矢量ψ_r与α轴之间的瞬时电角度，那么：

$$\theta = \mathrm{arctg}[\psi_{\beta r} / \psi_{\alpha r}] \tag{3}$$

$$\mathrm{D}\theta = \frac{\psi_{\alpha r}[\mathrm{D}\psi_{\beta r}] - \psi_{\beta r}[\mathrm{D}\psi_{\alpha r}]}{\psi_{\alpha r}^2 + \psi_{\beta r}^2} = \omega + \frac{L_m}{T_2}\frac{i_\beta \psi_{\alpha r} - i_\alpha \psi_{\beta r}}{\psi_{\alpha r}^2 + \psi_{\beta r}^2} \tag{4}$$

上式表明转子瞬时角速度可以从以式(1)为基础的转子观测器中获得，即：

$$\omega = f[\mathrm{D}\psi_{\alpha r}, \mathrm{D}\psi_{\beta r}, \psi_{\alpha r}, \psi_{\beta r}, i_\alpha, i_\beta] = f[\mu_\alpha, \mu_\beta, i_\alpha, i_\beta] \tag{5}$$

这样就存在一种映射关系：

$$\{\mu_\alpha, \mu_\beta, i_\alpha, i_\beta\} \to \omega \tag{6}$$

上式表明电机转速ω与静止两相的电压和电流存在某种非线性的函数关系，同时静止两相电压和电流可由对称三相轴系通过坐标变换得来。

$$\{u_a, u_b, u_c, i_a, i_b, i_c\} \to \{\mu_\alpha, \mu_\beta, i_\alpha, i_\beta\} \tag{7}$$

$$\{u_a, u_b, u_c, i_a, i_b, i_c\} \to \omega \tag{8}$$

即对称三相轴系的定子电压和电流和电机转速ω也存在某种非线性关系，而且这种关系具有动态性能。这样，我们可以用 Elman 神经网络建立动态神经网络，网络的样本输入可以是定子电压和电流，样本输出为速度，按照“离线训练，在线辨识”的思想训练神经网络，最终达到精确辨识的目的。

2　Elman 神经网络

Elman神经网络是典型的局部递归内时延反馈型神经网络，其网络结构如图 1 所示[9]。除了输入层、输出层和隐层节点外，还有与隐层节点数相同的反馈层节点，其输入是隐层节点输出的一步延迟。设网络外部输入时间序列$u(t)$，反馈层输出$y_c(t)$，网络的输出$y(t)$，则网络描述为：

$$\begin{cases} x_o(t+1) = {}^H\boldsymbol{W} y_c(t+1) + {}^1\boldsymbol{W} u(t) + {}^1\theta \\ y_c(t) = o(t-1) = f_1(x_o(t-1)) \\ y(t) = f_2({}^2\boldsymbol{W} o(t) + {}^2\theta) \end{cases} \tag{9}$$

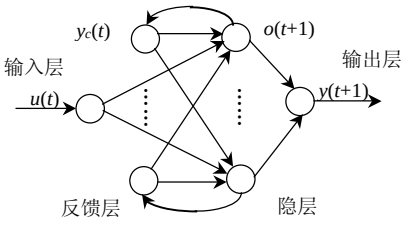

图 1　elman 神经网络结构图

Fig. 1　The architecture of Elman neural network

式中：f_1和f_2是非线性作用函数；${}^1\boldsymbol{W}$，${}^H\boldsymbol{W}$和${}^2\boldsymbol{W}$分别为输入层至隐层、反馈层至隐层以及隐层至输出层的连接权矩阵。

设网络为单输入单输出结构，则目标函数为

$$J(t) = \sum_{\tau=t_0+1}^{t} E(\tau) = \frac{1}{2}\sum (y_d(\tau) - y(\tau))^2 = \frac{1}{2}\sum e^2(\tau) \tag{10}$$

式中y_d和y分别为样本输出和网络输出。

网络采用动态反向传播学习算法训练，目标是通过对网络各层权值调节，使样本输出和辨识输出的均方误差达到最小。这种神经网络通过调节网络层数和各层神经元个数，能以任意精度逼近任意非线性动态过程。

3　动态辨识模型的建立

通过式(8)可知，电机转速ω与对称三相电压和电流存在某种拟合关系。考虑到电机在三相动力电源下运行，即 f 和 u 为恒定。可将式(8)改成如下形式：

$$n(t) = F(I(t)) \tag{11}$$

式中：$n(t)$为 t 时刻辨识的电机转速；$I(t)$为 t 时刻得到任意相定子电流的有效值。

由于Elman神经网络具有动态性能，所以它的输出不仅和当前输入有关，而且和过去的输入有关。应用辨识模型时，需要把每次采样的输入数据作为一定长度的序列，按先后顺序进行神经网络计算，取最后的输出值做为辨识结果[10]。这种对串行序列的计算也可称为一次批处理，序列越长，动态辨识的精度就越高。由上述原则确立的潜油电机转速动态辨识模型如图 2。

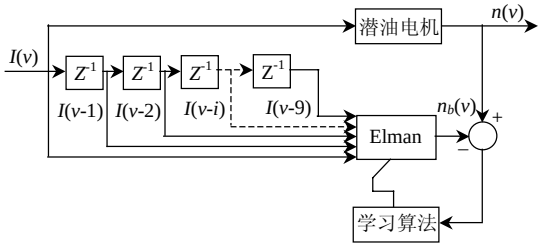

图 2　潜油电机转速动态辨识模型

Fig. 2　The dynamic speed estimation model of submersible motor

神经网络的辨识性能除了取决于其本身的神经元特性、网络的拓扑结构和学习规则之外，最重要的就在于其训练集的选取。这里提出“全过程辨识”的概念。所谓电机的“全过程辨识”，指的是对于电机在任何原状态(稳态)向任何新状态(稳态)过度的过程进行辨识。显然，这样的过程是无穷多

的，而训练神经网络的训练集样本数量毕竟是有限的。综合考虑 Elman 的结构特点和异步电机在三相动力电源供电下动态运行的行为特征，提出两条基本原则：

（1）为使网络辨识具有较高的稳态精度，应该使样本尽量较高密度地包含更多的稳态运行数据(在不同负载下)，并保证稳定运行时间足够长。

（2）为保证网络对不同强度的负载变化具有较高的动态跟随性能，应该在辨识的样本中尽量包含更多的可能出现的负载变化强度。

按照以上两条基本原则选择训练集样本，并合理选择 Elman 结构(层数和每层结点数)，用合适并且准确的训练集样本对神经网络进行“离线训练”，在达到足够的精度后，即可实施对异步电机的动态速度的“全过程辨识”。

4 小波分析数据处理及试验结果分析

实验时用数据采集卡采样的定子电流做为离线训练神经网络的输入。考虑到电机运行的实际环境非常恶劣，定子电流有很大的噪声干扰，并且电机本身存在的高次谐波，为了提高神经网络算法的精度，必须对做为输入的电流滤波，滤除其高次谐波和高频噪声，只留下频率为 50Hz 的工频分量。

小波分析是一种全新的信号处理方法[11]，其多分辨率分析能将不同频率成分分解到互不重叠的频带上。由Mallat提出塔式算法进行离散二进制小波变换可将信号在不同的分辨率下分解为低频部分和高频部分，其特点是只对低频部分进一步分解，高频部分不予考虑，从而使低频部分有很高的频率分辨率[12-15]。假设j为分解层数，如果信号的分析频率为f，则对应各层低频部分的频率范围为$0\sim f/2^j$，高频部分的频率范围为$f/2^j\sim f/2^{j-1}$。图 3 为 3 层多分辨率分解框图。其中ss为原始信号，A表示低频部分，D表示高频部分。

Mallat 算法的小波分解与重构的算法如下[16-17]，假设h_0为由小波函数和尺度函数确定的分解低通滤波器系数，h_1为分解高通滤波器系数，a^j为第j层分解的低频信号，d^j为第j层分解的高频信号，则分解变换式为

$$\begin{cases} a_k^{j+1}=\sum_n h_{0(n-2k)}a_n^j \\ d_k^{j+1}=\sum_n h_{1(n-2k)}d_n^j \end{cases} \tag{12}$$

经过上式分解后，a^{j+1}和d^{j+1}的信号长度分别为上层信号长度的一半。

重构算法为分解算法的反演，假设g_0为由小波函数和尺度函数确定的重构低通滤波器系数，g_1为重构高通滤波器系数，则重构关系式为

$$a_n^{j-1}=\sum_k g_{0(n-2k)}a_k^j+\sum_k g_{1(n-2k)}d_k^j \tag{13}$$

值得注意的是，这里的求和哑元是“k”，而不是“n”。经过上式重构后，信号的长度增加 1 倍，过 j 次重构，就可恢复原始信号。对信号进行 N 层小波分解后，只对感兴趣的频段重构，就可提取出原始信号在这个频段内的分量。

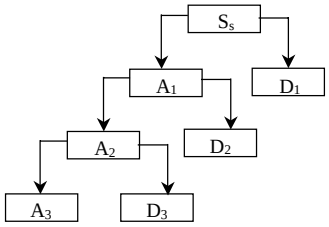

图 3 小波三层多分辨率分解框图

Fig. 3 The structure of three layer decomposition by wavelet multi-resolution

利用 MATLAB6.5 神经网络工具箱，并经过反复试验，建立了稳态精度和动态响应都较好的 3 层 Elman 神经网络(10, 10, 1)，即输入层 1 个节点，2 个隐层各 10 个节点，输出层 1 个节点。为了用小波滤波，采样数据要多。数据采集卡的采样频率为 2 000Hz，一次采样时间为 0.5s，即每次采样 1 000 个数据。对采样电流用多分辨率按上述原则进行 3 层分解，并对第 3 层低频部分进行小波重构，滤波前后的电流频谱如图 4 和图 5。

可见，小波分析能很有效的滤除高频分量，只留下所需要的 50Hz工频分量。取滤波后电流有效值作为神经网络的样本输入，测速发电机测得的速度取平均值作为神经网络的样本输出，按照前面提出的原则离线训练 8 000 次，均方误差可达 10^{-6}。用得到的神经网络在线辨识电机动态速度，辨识结果如图 6~8。

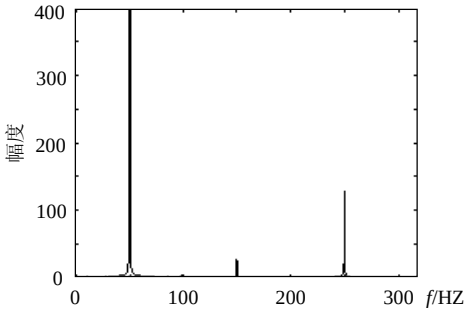

图 4 采样电流频谱

Fig. 4 The spectrum of sampling current

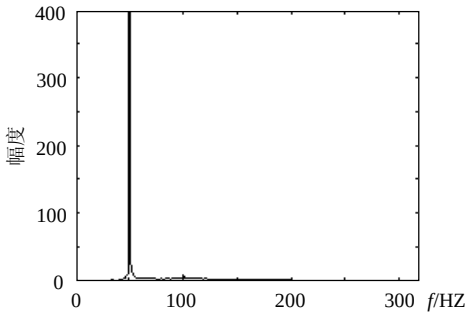

图 5　小波滤波后电流频谱

Fig. 5　The spectrum of current filtered by wavelet

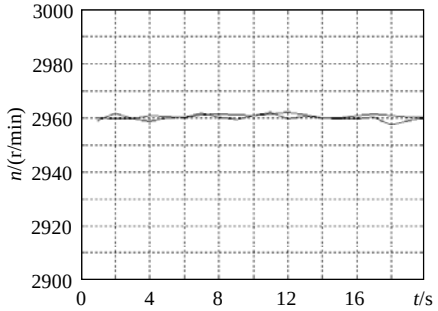

图 6　稳态速度辨识

Fig. 6　The stable state speed estimation

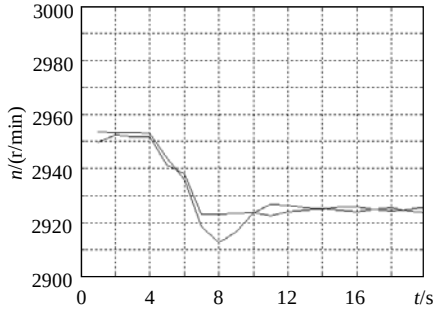

图 7　降速辨识

Fig. 7　The dropping speed estimation

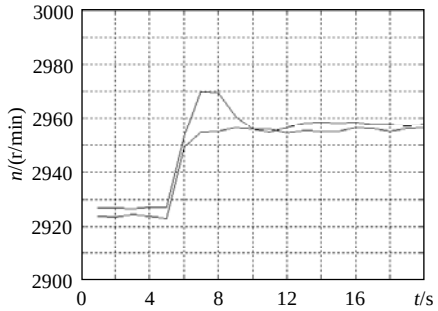

图 8　升速辨识

Fig. 8　The rising speed estimation

由上图可知,用小波分析的神经网络对电机速度的动态跟踪效果很好，并且对速度的稳态辨识精度也很高，只是在速度改变时有少许超调。对误差统计得，其平均误差在 ±5 r/min 之内，误差精度可达 0.2%。表 1 中给出了速度辨识中常用的方法的误差精度，相比较可知，本文提出的方法辨识精度还是很高的。

表 1　常用速度辨识方法的误差精度

Tab. 2　The precision of common speed estimation method

使用的方法	误差精度/%
模型参考自适应	0.2~0.5
卡尔曼滤波	0.2~0.3
转子槽谐波	0.02~0.2

5　结论

本文利用 Elman 神经网络，按照“离线训练，在线辨识”的思想对潜油电机动态运行的速度进行在线辨识。通过对神经网络输入的定子电流做小波滤波，滤除高频噪声和电流谐波，降低了输入干扰，提高了系统整体的精度，辨识效果理想。其辨识结果可为进一步实现潜油电机的闭环控制和故障诊断提供有力保障。

参考文献

[1]　南余荣，吴志刚，马德中，等．基于自适应算法的无速度传感器技术的研究[J]．浙江工业大学学报，2003，31(6)：591-595．
Nan Yurong，Wu Zhigang，Ma Dezhong，et al．The study of the method of speed sensorless based on adaptive algorithm[J]．Journal of Zhejiang University of Technology，2003，31(6)：591-595(in Chinese)．

[2]　苏位峰，刘丛伟，孙旭东，等．一种基于 kalman 滤波的异步电机转速控制器[J]．清华大学学报(自然科学版)，2003，43(9)：1202-1205．
Su Weifeng，Liu Congwei，Sun Xudong，et al．Speed controller for induction motors based on kalman filtering[J]．Journal of Tsinghua University(Science and Technoloty)，2003，43(9)：1202-1205(in Chinese)．

[3]　孟庆风，何正嘉．感应电机无传感器检测的一种新方法[J]．西安交通大学学报，2000，34(11)：70-73．
Meng Qingfeng，He Zhengjia．Sensorless speed detection of induction motors using harmonic admittance[J]．Journal of Xi’An Jiaotong University，2000，34(11)：70-73(in Chinese)．

[4]　李天钢，卞正中，史高飞．潜入式异步电机智能转速测量仪的研制[J]．工业仪表与自动化装置，1995，(6)：14-16．
Li Tiangang，Bian Zhengzhong，Shi Gaofei．Design for intelligent rpm measuring gauge of submerged-type asynchronic motor[J]．Industrial Instumentation & Automation，1995，(6)：14-16(in Chinese)．

[5]　徐丽娜．神经网络控制[M]．哈尔滨：哈尔滨工业大学出版社，1999．

[6]　张栾英，李瑞新，秦志明，等．采用模拟退火算法的 Elman 网络及在热工过程建模中的应用[J]．中国电机工程学报，2005，25(11)：90-94．
Zhang Luanying，Li Ruixin，Qin Zhiming，et al．Elman network using simulated annealing algorithm and its application in thermal processes modelling[J]．Proceedings of the CSEE，2005，25(11)：90-94(in Chineae)．

[7]　王耀南，王辉，邱四海，等．基于递归模糊神经网络的感应电机无速度传感器矢量控制[J]．中国电机工程学报，2004，24(5)：84-89．
Wang Yaonan，Wang Hui，Qiu Sihai，et al．The field-oriented control for speed-sensorless induction motor drive based on recurrent fuzzy

neural network[J]. Proceedings of the CSEE，2004，24(5)：84-89(in Chinese).

[8] 许东，吴铮．基于 MATLAB 6.x 的系统分析与设计—神经网络[M]．西安：西安电子科技大学出版社，2002．

[9] 夏长亮，王明超，史婷娜，等．基于神经网络的开关磁阻电机无位置传感器控制[J]．中国电机工程学报，2005，25(13)：123-128．
Xia Changliang，Wang Mingchao，Shi Tingna，et al．Position sensorless control for switched reluctance motors using neural network[J]．Proceedings of the CSEE．2005，25(13)：123-128(in Chinese).

[10] Bharadwaj R M，Parlos A G，Toliyat H A．Nueral speed filtering for sensorless induction motor drives[J]．Control Engineering Practice，2004，(12)：687-706．

[11] 任震，何建军．基于小波包算法的电机故障信号的压缩和重构[J]．中国电机工程学报，2001，21(1)：25-29．
Ren Zhen，He Jianjun．Compression and reconstruction for faults signals of electric machines based on wavelet packets[J]．Proceedings of the CSEE，2001，21(1)：25-29(in Chinese).

[12] 许伯强，李和明，孙丽玲．小波分析应用于笼型异步电动机转子断条在线检测初探[J]．中国电机工程学报，2001，21(11)：24-33．
Xu Boqiang，Li Heming，Sun Liling．The application of wavelet analysis to detect rotor bar breaking fault of squirrel cage asynchronous motor on-line[J]．Proceedings of the CSEE，2001，21(11)：24-33(in Chinese).

[13] 张含蕾，周洁敏，李刚．基于小波分析的感应电动机复合故障诊断[J]．中国电机工程学报，2006，26(8)：159-162．
Zhang Hanlei，Zhou Jiemin，Li Gang．Mixed fault diagnosis based on wavelet analysis in induction motors[J]．Proceedings of the CSEE，2006，26(8)：159-162(in Chinese).

[14] 胡昌华，张军波，夏军，等．基于 Matlab 的系统分析与设计—小波分析[M]．西安：西安电子科技大学出版社，1999．

[15] 王钢，李海峰，赵建仓，等．基于小波多尺度分析的输电线路直击雷暂态识别[J]．中国电机工程学报，2004，24(4)：139-144．
Wang Gang，Li Haifeng，Zhao Jiancang，et al．Identification of transients on transmission lines caused by direct lightning strokes based on multiresolution signal decomposition[J]．Proceedings of the CSEE，2004，24(4)：139-144(in Chinese).

[16] 张晓峰，李功燕．应用小波分析提取故障诊断信号的特定频段[J]．振动与冲击，2004，23(4)：47-50．
Zhang Xiaofeng，Li Gongyan．Extraction of fault diagnosis signal's frequency band with wavelet analysis[J]．Journal of Vibration and Shock，2004，23(4)：47-50(in Chinexe).

[17] 周小勇，叶银忠．基于小波多分辨率分析的故障检测方法[J]．控制工程，2005，(12)：157-159．
Zhou Xiaoyong，Ye Yinzhong．Fault detection method based on wavelet multiresolution analysis[J]．Control Engineering of China，2005，(12)：157-159(in Chinese).

收稿日期：2007-02-15。

作者简介：

邓 辉(1966—)，男，博士研究生，电机高级工程师，研究方向为电力电子及电力传动，denghui@powerlift.dq.cnpc.com.cn；

薛 冰(1984—)，男，硕士研究生，研究方向为电力电子及电力传动，xuebing-1984@sohu.com；

徐殿国(1960—)，男，教授，博士生导师，主要研究方向为电力电子技术及应用，照明电子技术，机器人控制，无损探伤与检测技术。

(责任编辑 丁玉瑜)