

一种自组织小波神经网络定子电阻估计器

孙 炜, 翟晓华, 张路金, 王耀南

(湖南大学 电气与信息工程学院, 湖南 长沙 410082)

摘要: 定子电阻的准确估计是改善直接转矩控制低速性能的关键技术. 为了提高定子电阻的在线估计精度和速度, 本文将小波分析、自组织算法和神经网络技术相结合, 提出了一种自组织小波神经网络定子电阻估计器. 该网络继承了小波分析优异的局部特性和神经网络的自学习能力, 具有较高的估计精度. 并采用自组织算法对小波元的数量进行了离线优化, 大大简化了网络结构, 提高了在线估计的实时性.

关键词: 直接转矩控制; 小波; 神经网络; 自组织

中图分类号: TP183 **文献标识码:** A

Stator resistance estimator based on self-organization wavelet neural network

SUN Wei, ZHAI Xiao-hua, ZHANG Lu-jin, WANG Yao-nan

(College of Electrical and Information Engineering, Hunan University, Changsha Hunan 410082, China)

Abstract: Exact estimation of stator resistance is the key technology to improve the low speed performance of direct torque control. To improve the accuracy and speed of on-line stator resistance estimation, a self-organization wavelet neural network estimator is proposed in this paper by combining wavelet analysis, self-organization algorithm and neural network technology together. The proposed network inherits the excellent local performance of wavelet analysis and the self-learning ability of neural network to get high estimation accuracy, and its wavelet number is optimized off-line by using self-organization algorithm to simplify the network structure and improve the on-line estimation speed.

Key words: direct torque control; wavelet; neural network; self-organization

1 引言(Introduction)

交流电机直接转矩控制技术通过快速改变电机磁场对转子的瞬时转差速度, 来直接控制异步电动机的转矩, 控制手段直接, 控制结构简单, 转矩响应迅速, 是一种高性能的交流电机力矩控制方案, 近年来发展十分迅速^[1].

直接转矩控制通过改变定子磁链的转速来控制电机转矩, 所以定子磁链观测的准确性会直接影响直接转矩控制的精度. 在实际应用中常根据U-I模型对定子磁链进行观测. 在U-I模型中, 当电机高速运转时, 由于电压与电流不在同一数量级, 定子电阻变化对磁链的影响可忽略. 但在低速运转时, 电压与电流在同一数量级, 定子电阻变化对磁链的影响则不可忽略, 否则会使系统性能变差. 因此, 当采用U-I模型进行直接转矩控制器的设计时, 必须在低速域内

对电机定子电阻值的变化进行实时检测. 而定子电阻往往会随着电机电流、运行频率、运行时间等因素的变化而变化, 它们之间的关系非常复杂, 采用传统的方法往往难以准确地进行在线估计.

神经网络技术具有以任意精度逼近任意非线性函数的优点, 因此可以广泛应用于复杂函数关系的建模. 近年来, 许多研究人员利用神经网络来进行直接转矩控制中定子电阻的在线估计, 取得了较好的效果^[2~5]. 为了进一步提高定子电阻的估计精度, 提高在线估计的速度, 本文将小波分析、自组织算法和神经网络技术相结合^[6~9], 提出了一种自组织小波神经网络用于定子电阻的在线估计. 该网络继承了小波分析优异的局部特性, 具有较高的估计精度. 并在离线学习阶段采用自组织算法对小波元的数量进行了优化, 大大简化了网络结构, 提高了在线估计

的实时性.

2 小波神经网络定子电阻估计器的结构(Structure of wavelet neural network stator resistance estimator)

通常认为影响定子电阻 r_1 变化的因素主要有定子电流 i_1 、定子频率 f_1 和运行时间 t . 将它们之间的关系定义为一个未知函数

$$\Delta r_1 = h(i_1, f_1, t). \quad (1)$$

小波神经网络定子电阻估计器的任务就是辨识(1)所示的三输入单输出的未知非线性函数关系. 所以小波神经网络定子电阻估计器也具有3个输入和1个输出, 本文设计的网络结构如图1所示.

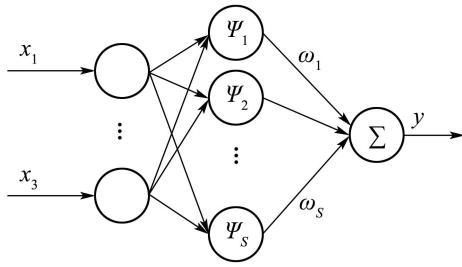


图1 小波神经网络的结构

Fig. 1 Structure of wavelet neural network

网络的第1层将输入引入网络. 网络的第2层由小波元构成, 执行小波变换, 所有小波元组成一个非正交小波基. 假设小波元的数量为 s , 所采用的小波母函数为 $\psi(x)$, 则第2层的输入输出关系可表示为:

$$\begin{cases} I_i^{(2)} = [x_1, x_2, x_3]^T, \\ O_i^{(2)} = \psi_i(I_i^{(2)}) = a_{mi}^{-d/2} \psi_i\left(\frac{I_i^{(2)} - b_{ni}}{a_{mi}}\right). \end{cases} \quad (2)$$

其中: $I_i^{(2)}$, $O_i^{(2)}$ 分别为第2层第 i 个神经元的输入和输出, $i = 1, 2, \dots, s$, 参数 a_{mi} 和 b_{ni} 为伸缩和平移系数.

网络的第3层通过小波逆变换对网络描述的函数关系进行重构, 得到网络的输出

$$y = \sum_{i=1}^s w_i O_i^{(2)}, \quad (3)$$

其中权值 w_i 为重构系数.

如何选择小波元的数量及其初始参数对于小波神经网络的性能影响很大. 如果选择不恰当的话, 会使网络训练陷入局部最优. 另外, 小波基中的小波元的数量会随着输入维数的增加而剧增, 这样就要耗费巨大的资源来构造和存储这些小波元, 会使网络的计算和学习速度下降. 针对这个问题, 将设计一种自组织算法, 通过分析训练样本数据的稀疏性来优化小波元的数量和初始参数.

3 小波神经网络结构的自组织优化(Self-organized optimization of the structure of wavelet neural network)

在大多数实际问题中, 可获得的样本数据是有界和稀疏的. 在小波基中, 也许一些小波元根本就没有覆盖到任何的样本数据. 这些小波元对于重构函数是没有任何帮助的, 它们可以被删节掉.

用 $(\hat{X}, \hat{Y})$ 表示样本数据集, 其中包含 N 对样本数据. 首先考虑输入样本数据 $\hat{X}$ 的稀疏性, 对于每个 $x_k \in \hat{X}$, 在支集至少覆盖一个 x_k 的小波元组成的并集为

$$W = \{\psi_1, \dots, \psi_L\}. \quad (4)$$

其次, 考虑样本输出 $\hat{Y}$ 的稀疏性, 在 W 中选择一个子集, 使得它跨越的空间离输出向量 Y 最近. 这个问题可以被分为两个子问题, 一个是怎样确定子集的大小, 另一个是怎样选择子集中的项. 先来解答第2个子问题, 先假设子集的大小已知是 s , 下面将给出一种算法从 W 中选择 s 个项.

这种算法首先在 W 中选择一个最适合样本数据的项, 然后重复地在剩余的项中再选择最适合的项. 为了计算的方便, 后选出的项与先选出的项正交, 这个过程具体描述如下:

首先令

$$Y = [y_1 \cdots y_N]^T, y_k \in \hat{Y}, k = 1, \dots, N, \quad (5)$$

$$\Psi_j = \xi_j [\psi_j(x_1) \cdots \psi_j(x_N)]^T, \quad (6)$$

其中: $\psi_i \in W, j = 1, 2, \dots, L; x_k \in \hat{X}; \xi_j$ 是一个标量, 其作用是使 $\Psi_j^T \Psi_j = 1$.

在第 i 次迭代中, 用 ψ_{l_i} 来表示要从 W 中选出的项, 用 $\psi_{l_1}, \psi_{l_2}, \dots, \psi_{l_{i-1}}$ 表示在前面的迭代中已经选出的项, 定义:

$$\begin{cases} Q_{l_1} = \Psi_{l_1}, \\ P_{l_j} = \Psi_{l_j} - [(\Psi_{l_j}^T Q_{l_1}) Q_{l_1} + \cdots + (\Psi_{l_j}^T Q_{l_{j-1}}) Q_{l_{j-1}}], \\ Q_{l_j} = (P_{l_j}^T P_{l_j})^{-1/2} P_{l_j}, j = 2, 3, \dots, i-1, \end{cases} \quad (7)$$

则 Q_{l_1} 是 Ψ_{l_1} 的正交形式. 下面再用 $Q_{l_1}, \dots, Q_{l_{j-1}}$ 正交化剩余的向量 Ψ_j ,

$$P_j = \Psi_j - [(\Psi_j^T Q_{l_1}) Q_{l_1} + \cdots + (\Psi_j^T Q_{l_{i-1}}) Q_{l_{i-1}}], \quad (8)$$

则只要选择出与 Y 最近的 P_j , 就可以选出与 Y 最近的 Ψ_j . 用 l_i 表示与 Y 最近 P_j 的下标, 则

$$l_i = \arg \max_j \frac{P_j^T Y}{(P_j^T P_j)^{1/2}}. \quad (9)$$

经过 s 次迭代, $\psi_{l_1}, \psi_{l_2}, \dots, \psi_{l_s}$ 被选了出来, 这样小波神经网络中的小波神经元也就确定了。

到此为止, 已经解决了在假设子集的大小为 s 的情况下, 如何从 W 中选择 s 个项的问题。下面将解决如何确定 s 的问题。

W 的大小为 L , 所以 s 的值可能是1到 L 。对每一个可能的值都进行测试。对每一个可能的 s , 都选择出 s 个小波元来构成小波神经网络, 然后用最小均方差法(MSE)来评估网络的性能, 网络输出和样本输出之间的均方差最小的那个网络对应的 s , 就是要得到的。网络的均方差定义为

$$MSE_s = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N (\hat{y}_k - y_k)^2, \quad (10)$$

其中 $\hat{y}_k$ 为小波元数量为 s 时, 对应输入样本 x_k 的小波网络输出; y_k 为第 k 个样本输出。

期望的小波元的数量为

$$\hat{s} = \arg \min_{s=1, \dots, L} MSE_s. \quad (11)$$

在利用自组织算法构造完小波神经网络之后, 还必须对它进行训练以使它逼近函数 f 。本文采用了BP算法^[10]来训练小波神经网络, 通过调整权值 w_i 来最小化网络输出和样本输出之间的平方差。

4 实验验证(Experiments)

实验采用的交流异步电机参数为:

$$P_n=2.2 \text{ kW}, U_n=220 \text{ V}, I_n=5 \text{ A}, n_n=1440 \text{ r/min},$$

$$r_1=2.91 \Omega, r_2=3.04 \Omega, l_1=0.45694 \text{ H},$$

$$l_2=0.45694 \text{ H}, l_m=0.44427 \text{ H}, T_{en}=14 \text{ Nm},$$

$$n_p=2, J=0.002276 \text{ kg} \cdot \text{m}^2, \psi_n=0.96 \text{ wb}.$$

在定子频率 f_1 为10 Hz, 25 Hz, 50 Hz及电流 i_1 为2 A, 3 A, 4 A的情况下分别进行了120 min定子电阻测试, 每隔5 min读数1次, 所测得的值作为网络的训练样本。这里, 采用的小波母函数为

$$\Psi(x) = 0.1 \cdot (1 - \|x\|^2) e^{-\frac{\|x\|^2}{2}}, \quad (12)$$

其中 $\|x\|^2 = x^T x$ 。

则可以根据这些样本数据的稀疏性, 利用所设计的自组织算法来确定小波神经网络定子电阻估计器(图1)的小波元数量 s , 以及网络参数 m_i, n_i, w_i 的初值。在确定了图1中小波神经网络的结构和权值初值后, 将网络代入直接转矩控制系统进行在线定子电阻估计, 用BP算法对网络进行在线训练。图2给出了网络对定子电阻的辨识结果。

由实验结果可以看出, 所提出的基于自组织学习算法的小波神经网络定子电阻估计器具有结构简单、辨识准确的优点。

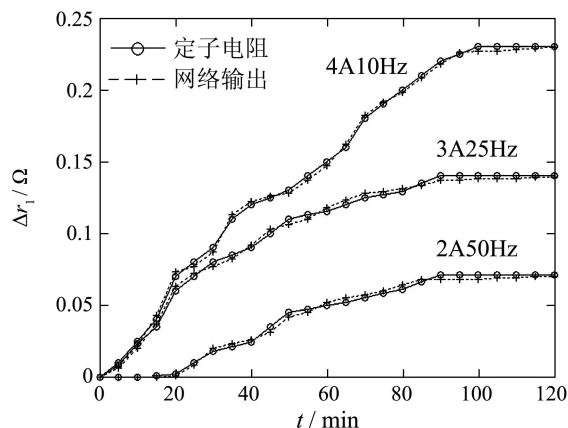


图2 定子电阻辨识结果

Fig. 2 Identification results of stator resistance

5 结论(Conclusions)

为了实现对交流电机定子电阻的准确、快速估计, 改善直接转矩控制的低速性能, 本文将小波分析、自组织算法和神经网络技术相结合, 提出了一种自组织小波神经网络定子电阻估计器。该网络继承了小波分析优异的局部特性和神经网络的自学习能力, 具有较高的估计精度。并采用自组织算法对小波元的数量进行了离线优化, 大大简化了网络结构, 提高了在线估计的速度。实验结果证明了所提出的自组织小波神经网络定子电阻估计器具有结构简单、辨识准确的优点, 是行之有效的。

参考文献(References):

- [1] 许大中. 交流电机调速理论[M]. 杭州: 浙江大学出版社, 1994.
(XU Dazhong. *Speed Control Theory of AC Motor*[M]. Hangzhou: Zhejiang University press, 1994.)
- [2] 李艳, 邵曰祥, 邵世煌, 等. 带有神经网络估计器的模糊直接转矩控制[J]. 电气传动, 1997, 17(1): 11–16.
(LI Yan, SHAO Rixiang, SHAO Shihuang, et al. Fuzzy stator direct torque control with neural network estimator [J]. *Electric Drive*, 1997, 17(1): 11–16.)
- [3] 戴永彬, 王艳秋. 基于直接转矩控制的模糊神经网络定子电阻观测器的实现[J]. 电气自动化, 2003, 25(2): 5–8.
(DAI Yongbin, WANG Yanqiu. Realization of DTC frequency converter based on fuzzy neural net[J]. *Electric Automation*, 2003, 25(2): 5–8.)
- [4] CABRERA L A, ELBULUK M E, HUSAIN I. Tuning the stator resistance of induction motors using artificial neural network [J]. *IEEE Trans on Power Electronics*, 1997, 12(5): 779–787.
- [5] CAO C Z, LU M P, ZHANG Q D, et al. Research on online identification of the stator resistance using wavelet neural network[C] // *Proc of the 3rd Int Conf on Machine Learning and Cybernetics*. Shanghai: Shanghai Jiao Tong University Press, 2004: 3073–3077.
- [6] ZHANG Q, BENVENISTE A. Wavelet networks [J]. *IEEE Trans on Neural Networks*, 1992, 3(5): 889–898.
- [7] PATI Y C, KRISHNAPRASAD P S. Analysis and synthesis of feed-forward neural networks using discrete affine wavelet transformations[J]. *IEEE Trans on Neural Networks*, 1993, 4(1): 73–85.

- [2] OUELHADJ D. A multi-agent system for the integrated dynamic scheduling of steel production[D]. Nottingham: University of Nottingham, 2003.
- [3] CHANG S Y, CHANG M R, HONG Y. A lot grouping algorithm for a continuous slab caster in an integrated steel mill[J]. *Production Planning & Control*, 2000, 11(4): 363 – 368.
- [4] TANG L X, LIU J Y, RONG A Y, et al. A mathematical programming model for scheduling steelmaking-continuous casting production[J]. *European J of Operational Research*, 2000, 120(2): 423 – 435.
- [5] 唐立新, 杨自厚, 王梦光. 炼钢-连铸最优炉次计划模型与算法[J]. 东北大学学报(自然科学版), 1996, 17(4): 440 – 445.
(TANG Lixin, YANG Zihou, WANG Mengguang. Model and algorithm of furnace charge plan for steelmaking-continuous casting production scheduling[J]. *J of Northeastern University(Natural Science)*, 1996, 17(4): 440 – 445.)
- [6] 唐立新. CIMS 下生产批量计划理论及其应用[M]. 北京: 科学出版社, 1999.
(TANG Lixin. *Theory and Application of Lot-Sizing Problem in CIMS*[M]. Beijing: Science Press, 1999.)
- [7] 玄光男, 程润伟. 遗传算法与工程优化[M]. 北京: 清华大学出版社, 2004.
(XUAN Guangnan, CHENG Runwei. *Genetic Algorithms and Engineering Optimization*[M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2004)
- [8] PIOTRCZYK A K, JASZKIEWICZ A. Pareto simulated annealing: a metaheuristic technique for multiple objective combinatorial problem[J]. *J of Multi-Criteria Decisions Analysis*, 1998, 7(1): 34 – 47.
- [9] ULUNGU P L, TEGHEM J, FORTEMPS P H, et al. MOSA method: a tool for solving multiobjective combinatorial problems[J]. *J of Multi-Criteria Decisions Analysis*, 1999, 8(4): 221 – 236.
- [10] HANSEN P. Variable Neighborhood Search[M]// *Handbook of Meta-heuristics*. New York, American: Prentice Hall, 1996.

作者简介:

宁树实 (1973—), 男, 博士研究生, 目前研究方向为流程工业生产计划及优化调度、智能算法, E-mail: ningshushi@163.com;

王伟 (1955—), 男, 教授, 博士生导师, 目前研究方向为自适应控制、模糊预测控制、流程工业生产过程建模与控制、CIMS, E-mail: wangwei@dlut.edu.cn;

潘学军 (1966—), 男, 副教授, 目前研究方向为工业生产过程建模与控制、智能控制, E-mail: panxj@dlut.edu.cn.

(上接第370页)

- [4] KOLMANOVSKY I V, MAIZENBERG T L. Optimal control of continuous-time linear systems with a time-varying, random delay[J]. *Systems & Control Letters*, 2001, 44(1): 119 – 126.
- [5] 谢林柏, 方华京, 纪志成, 等. 时延网络化控制系统的 H_2/H_∞ 混合控制[J]. 控制理论与应用, 2004, 21(6): 1020 – 1024.
(XIE Linbo, FANG Huajing, JI Zhicheng, et al. Mixed H_2/H_∞ control for networked control systems with delay[J]. *Control Theory & Applications*, 2004, 21(6): 1020 – 1024.)
- [6] WANG Z, HO D W C, LIU X. Robust Filtering under randomly varying sensor delay with variance constraints[J]. *IEEE Trans on Circuits and Systems II: Express Briefs*, 2004, 51(6): 320 – 326.
- [7] YANG F, WANG Z, HUNG Y S, et al. H_∞ control for networked systems with random communication delays[J]. *IEEE Trans on Automatic Control*, 2006, 51(3): 511 – 518.

作者简介:

王武 (1973—), 男, 讲师, 博士, 目前研究方向为网络化系统的控制与滤波、非脆弱控制, E-mail: wangwu@fzu.edu.cn;

林琼斌 (1976—), 男, 讲师, 在职博士研究生, 目前研究方向为网络化系统的控制与滤波, E-mail: qiongbnlin@fzu.edu.cn;

杨富文 (1963—), 男, 教授, 博士生导师, 目前研究方向为鲁棒控制、鲁棒滤波、迭代学习控制等, E-mail: ofwyang@fzu.edu.cn.

(上接第373页)

- [8] TSATSANIS M K, GIANNAKIS G B. Time-varying system identification and model validation using wavelets[J]. *IEEE Trans on Signal Processing*, 1993, 41(12): 3512 – 3523.
- [9] DELYON B, JUDISKY A, BENVENSITE A. Accuracy analysis for wavelet approximations[J]. *IEEE Trans on Neural Networks*, 1995, 6(2): 332 – 348.
- [10] 王耀南. 智能信息处理技术[M]. 北京: 高等教育出版社, 2003.
(WANG Yaonan. *Intelligent Information Processing Technologies* [M]. Beijing: High Education Press, 2003.)

作者简介:

孙炜 (1975—), 男, 博士, 湖南大学电气与信息工程学院副

教授, 目前研究方向为智能控制理论及应用、电力电子技术、智能机器人控制等, E-mail: david-sun@tom.com;

翟晓华 (1982—), 男, 湖南大学电气与信息工程学院硕士研究生, 目前研究方向为智能控制, E-mail: zhaixiaohua@163.com;

张路金 (1983—), 男, 湖南大学电气与信息工程学院硕士研究生, 目前研究方向为智能控制, E-mail: zhanglujin@163.com;

王耀南 (1957—), 男, 博士, 湖南大学电气与信息工程学院教授, 目前研究方向为智能控制理论及应用、智能信息处理、智能机器人控制、电力电子、电动汽车控制等, E-mail: yaonan@mail.hunnu.edu.cn.