

# 基于遗传小波神经网络的机器人 腕力传感器动态建模研究<sup>\*</sup>

俞阿龙<sup>†</sup>

(淮阴师范学院电子与电气工程系, 淮安 223300)  
(2007 年 9 月 29 日收到, 2007 年 11 月 18 日收到修改稿)

提出一种基于改进遗传算法进化小波神经网络用于机器人腕力传感器动态建模的新方法, 介绍了该算法原理. 该方法利用腕力传感器的动态标定数据, 用改进的遗传算法来优化小波神经网络结构和参数, 建立腕力传感器的动态模型. 结果表明, 采用遗传小波神经网络进行腕力传感器动态建模, 能克服误差反向传播算法存在易陷入局部极小点的缺点, 网络的复杂度、收敛性和泛化能力得到了好的综合, 建模的速度和精度得到提高.

关键词: 腕力传感器, 动态建模, 小波神经网络, 遗传算法

PACC: 0620D, 0620H, 0630M

## 1. 引 言

在腕力传感器动态特性研究中, 根据动态标定实验结果建立腕力传感器的动态数学模型, 以研究传感器的动态性能, 是动态测试的一个重要内容. 动态数学模型是研究其机理、评价其性能、设计校正环节和改善动态特性的重要依据<sup>[1,2]</sup>. 建立腕力传感器动态数学模型的传统方法是基于最小二乘的系统辨识法. 神经网络的出现为建模技术带来了新的思想, 近几年神经网络(neural network, NN)被用于建模中并取得了一定的研究成果<sup>[3-5]</sup>. 但神经网络全局搜索能力差、收敛速度慢, 结果易陷入局部极值, 单独使用神经网络效果不是很理想<sup>[6]</sup>. 小波变换<sup>[7-13]</sup>作为一种新的数学工具, 被誉为“数学显微镜”, 将小波分析应用于神经网络——小波神经网络(wavelet neural network, WNN)近年来颇受重视, 并已在许多方面得到了成功的应用<sup>[11-17]</sup>. 一个 WNN 模型可以由有限个参数如小波神经元、网络层数、各层小波神经元数、小波神经元的互联方式、各连接权重以及传递函数等描述. 为了克服传统 WNN 以误差反向传播(BP)算法选择参数依据的不足, 改变长期以来依靠“运气”选取网络权重等参数的弊端, 并选

择最优网络拓扑结构, 可以利用遗传算法(genetic algorithm, GA)优化 WNN<sup>[17]</sup>. 因此, 本文将 GA 与 WNN 相结合, 应用 GA 同时优化 WNN 拓扑结构和参数, 并将遗传算法进化小波神经网络应用于对腕力传感器进行动态建模, 取得了很好的效果.

## 2. 新型腕力传感器

机器人腕力传感器是一个两端分别与机器人腕部和手爪相联接的力觉传感器, 当机械手夹住工件进行操作时, 它可以测出机械手与外部环境的接触力, 反馈给机器人控制系统, 以控制或调节机械手的运动, 完成所要求的作业. 因此, 腕力传感器是重要的机器人传感器之一. 一种用于远程操作机器人的新型腕力传感器, 其弹性体结构如图 1 所示. 图 1 中,  $F_x$  为通过坐标原点, 沿  $x$  方向作用于十字弹性梁的力;  $F_y$  为通过坐标原点, 沿  $y$  方向作用于十字弹性梁的力;  $F_z$  为通过坐标原点, 沿  $z$  方向作用于十字弹性梁的力;  $M_x$  为通过坐标原点, 绕  $x$  方向作用于十字弹性梁的力矩;  $M_y$  为通过坐标原点, 绕  $y$  方向作用于十字弹性梁的力矩;  $M_z$  为通过坐标原点, 绕  $z$  方向作用于十字弹性梁的力矩. 十字弹性梁和 4 根垂直浮动梁组成力敏元件, 浮动梁与圆环

<sup>\*</sup> 江苏省高等学校自然科学基金(批准号: 07KJD510027)资助的课题.

<sup>†</sup> E-mail: yal@hytc.edu.cn

形底座刚性连接实现一体化,它可以测量三维作用力和三维轴向力矩,力和力矩通过固定在中心台上的法兰盘传递给弹性梁.整个弹性体是作为整体用硬铝合金一次加工成型的,刚度好,灵敏度高.该传感器外形如图 2 所示.传感器外壳直径 68 mm,高度 36 mm,整个传感器净重 500 g.

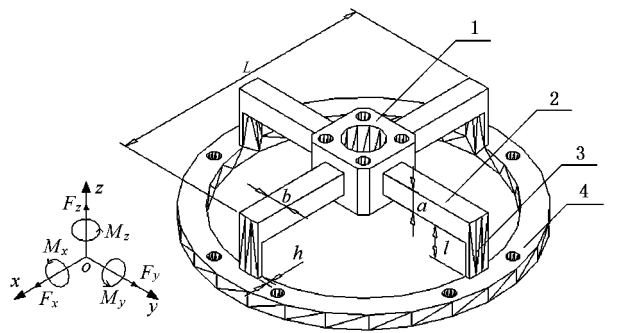


图 1 腕力传感器弹性体结构简图 1 为中心台;2 为十字弹性梁;3 为浮动梁;4 为底座

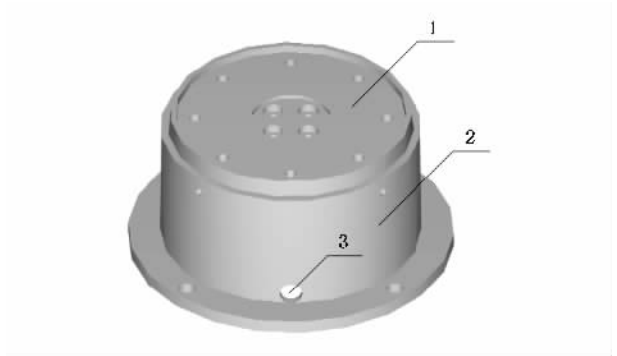


图 2 新型机器人腕力传感器外形 1 为手爪法兰盘 2 为外壳;3 为引线孔

3. 遗传小波神经网络

3.1. 小波神经网络

小波神经网络<sup>[10-16]</sup>,简称小波网络,是由 Zhang 和 Benveniste<sup>[10]</sup>于 1992 年在小波分析研究取得重大突破的基础上提出的.它是在三层前向神经网络的基础上采用具有良好时频局域化特性和多分辨率功能的小波函数作为其隐层结点激励函数.小波神经网络的结构是以小波分析作为理论依据的.设  $\Psi(t)$  为一平方可积函数,  $\Psi(t) \in L^2(R)$ , 若其傅里叶变换  $\hat{\Psi}(\omega)$  满足“容许性条件”,即

$$\int_R \frac{|\hat{\Psi}(\omega)|^2}{\omega} d\omega < \infty, \tag{1}$$

则称  $\Psi(t)$  为一基本小波或母小波,其特点是:它们都是在时域具有紧支撑,在频域具有正则性的实数或复数函数,即它们在时域和频域都有较好的局部特性.将母小波进行尺度为  $a$  的伸缩和因子为  $b$  的平移,可得小波基函数

$$\Psi_{a,b}(t) = |a|^{-\frac{1}{2}} \Psi\left(\frac{t-b}{a}\right), \tag{2}$$

式中,  $a, b \in R, a \neq 0$ , 分别为尺度因子和平移因子.

小波神经网络的结果与 RBF 网络类似均为单隐层前向神经网络,它的隐层激励函数为小波函数,其结构示意图如图 3 所示,  $x_i (i = 0, 1, 2, \dots, m)$  为输入层第  $i$  个结点的输入,  $y$  为输出层结点的输出,  $v_j$  为第  $j$  个隐层结点的输入,  $o_j$  为第  $j$  个隐层结点的输出,  $w_{1j}$  为连接输入层结点 1 和隐层结点  $j (j = 0, 1, \dots, n)$  的权值,  $w_{2j}$  为连接隐层结点  $j$  和输出层结点的权值,其中  $w_{1j_0}$  是第  $j$  个隐层结点的阈值(相应的  $x_0 = -1$ ),  $w_{2_0}$  是输出层结点阈值相应的  $o_0 = -1$ ,  $a_j$  和  $b_j$  分别为第  $j$  个隐层结点的尺度因子和平移因子,  $\Sigma$  表示求和,  $\sigma$  表示输出层激励函数.则小波神经网络的数学模型为

$$y(t) = \sigma \sum_{j=0}^n w_{2j} \Psi\left(\sum_{i=0}^m w_{1ji} x_i - b_j\right) a_j. \tag{3}$$

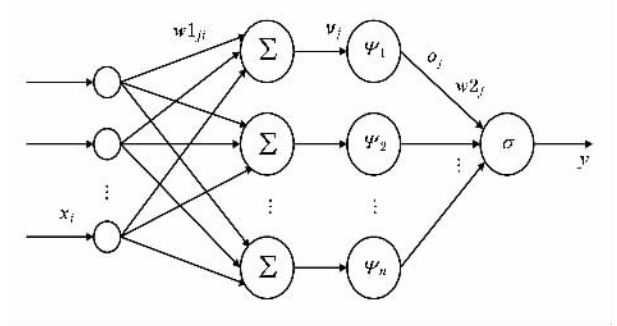


图 3 小波神经网络的结构示意图

3.2. 遗传算法优化 WNN 原理

遗传算法是全局优化算法,目标函数既不要求连续,也不要求可微,仅要求问题可计算<sup>[6]</sup>.本文提出的遗传小波神经网络在 WNN 的学习过程中将网络结构、权重因子、尺度因子和平移因子描述为染色体,并选取适当的适应函数,然后进行 GA 迭代,直到网络收敛得到最优值.遗传小波神经网络的几个关键问题分别是编码方案的选取、适应度函数的确定和参数的选择、求取<sup>[17,18]</sup>.

3.2.1. 网络结构和参数的编码

传统的 GA 采用二进制编码 ,其在求解连续参数优化问题时 ,首先需要将连续的空间离散化 ,但是这个离散过程存在一定的映射误差 ,不能直接反映所求问题本身的结构特性 .实数编码是连续参数优化问题的自然描述 ,不存在编码和解码过程 .本文采用实数编码同时编码 WNN 参数和结构构成染色体参数 .

3.2.2. 适应度函数

适应度函数是遗传算法指导寻优搜索的关键 ,这里定义适应度函数为

$$F = E^{-1} = \left[ \frac{1}{2} \sum_{i=1}^{m_1} (y'(i) - y(i))^2 \right]^{-1}, \quad (4)$$

式中  $y'(i)$  为网络对应第  $i$  个输入样本点输出 ,  $y(i)$  为希望输出 ,  $E$  为网络误差(能量函数) ,  $m_1$  为总的学习样本数 .这样 ,可以保证通过该适应度函数所选择出的优质个体的网络误差较小 .

3.2.3. 交叉率和变异率

交叉率  $P_c$  和变异率  $P_m$  对 GA 的运行性能有较大影响 ,为了避免发散和陷入局部极小以及 GA 早熟于局部最优点 ,  $P_c$  和  $P_m$  的取值应在运算过程中随着适应度函数值的变化而自适应变化 .这种自适应的方法就是  $P_c$  和  $P_m$  的值相对于最大和最小适应值  $F_{\max}$  ,  $F_{\min}$  和  $F_{\text{avg}}$  及种群平均适应值  $F_{\text{avg}}$  的改变而自适应改变 :

$$P_c = \begin{cases} \frac{P_c - P_{\min}}{1 + \exp \left[ A \left( \frac{F_c - F_{\text{avg}}}{F_{\max} - F_{\text{avg}}} - 1 \right) \right]} + P_{\min} & F_c \geq F_{\text{avg}} \\ P_{\max} & F_c < F_{\text{avg}} \end{cases}, \quad (5)$$

$$P_m = \begin{cases} \frac{P_m - P_{\min}}{1 + \exp \left[ A \left( \frac{F_m - F_{\text{avg}}}{F_{\max} - F_{\text{avg}}} - 1 \right) \right]} + P_{\min} & F_m \geq F_{\text{avg}} \\ P_{\max} & F_m < F_{\text{avg}} \end{cases}, \quad (6)$$

式中  $F_c$  为交叉染色体的适应值 ,  $F_m$  为变异染色体的适应值 ,  $A$  为调整因子 ,对算法的收敛有影响 ,经过多次试验 ,  $A$  的值取为 9.903 .

3.2.4. 选 择

采用一种自适应的确定采样选择策略 ,这样既可以抑制常见的比例选择算法的过早收敛和停滞 ,又可以克服交叉、变异算法带来的随机漫游现象 ,加快收敛速度 .确定采样选择还可以保证适应度较大

的一些个体一定能够被保留在下一代群体中 .

1) 计算群体中各个体在下一代群体中的期望生存数目

$$N_i = \frac{KF_i}{\sum_{i=1}^K F_i}, \quad (7)$$

式中  $K$  为进行染色体选择的个体总数 .

2) 用  $N_i$  的整数部分  $\text{int} N_i$  确定各个对应个体在下一代群体中的生存数目 .由该步可以确定下一代群体中的  $\sum_{i=1}^K \text{int} N_i$  个个体 .

3) 按照  $N_i$  的小数部分对个体进行降序排列 ,再顺序取各  $K - \sum_{i=1}^K \text{int} N_i$  个个体 ,加入下一代群体中 ,至此可完全确定出下一代群体中的  $K$  个个体 .

3.2.5. 交 叉

因为本文 GA 中交叉基因采用实值编码 ,交叉编码采用以下线性组合方式进行<sup>[14]</sup> :设  $t$  为进化代数 ,  $x_i^t$  和  $x_j^t$  是按照上述选择法选取的 2 个进行交叉的父代个体 ,则交叉产生的子代个体  $x_i^{t+1}$  和  $x_j^{t+1}$  为

$$x_i^{t+1} = P_c x_i^t + (1 - P_c) x_j^t, \quad (8)$$

$$x_j^{t+1} = P_c x_j^t + (1 - P_c) x_i^t. \quad (9)$$

3.2.6. 变 异

GA 进行变异操作主要用于防止群体收敛到局部最优解 ,区别于二进制编码变异操作的求反运算 ,本文按下式进行变异操作

$$x_i^{t+1} = x_i^t [1 + P_m(2\delta - 1)], \quad (10)$$

式中  $\delta \in [0, 1]$  为均匀分布的随机数 .

3.2.7. 最优保存策略

为了加快算法收敛并保存最优个体 ,本文引入最优保存策略 :将每一代遗传操作后产生的新一代群体的最高适应值与上一代群体的最高适应值进行比较 ,若小于上一代的最高适应值 ,就随机淘汰新一代中的一个个体 ,把上一代中具有最高适应值的个体加入新一代中 .

4. 基于遗传小波神经网络腕力传感器动态建模方法

4.1. 基于遗传小波神经网络的动态建模机理

上面介绍的遗传小波神经网络可用来建立传感器的动态模型 ,具体作法如图 4 所示 .设传感器的输入为  $u(k)$  ,输出为  $y(k)$  ,将传感器输入信号  $u(k)$  及经延时得到的  $u(k-1)$  ,  $\dots$  ,  $u(k-m)$  ,输出信

号  $y(k)$  经延时得到的  $y(k-1), \dots, y(k-n)$  作为输入训练样本, 输出  $y(k)$  作为输出训练样本, 通过 GA 同时优化 WNN 拓扑结构和参数, 就可以得到传感器的动态模型。

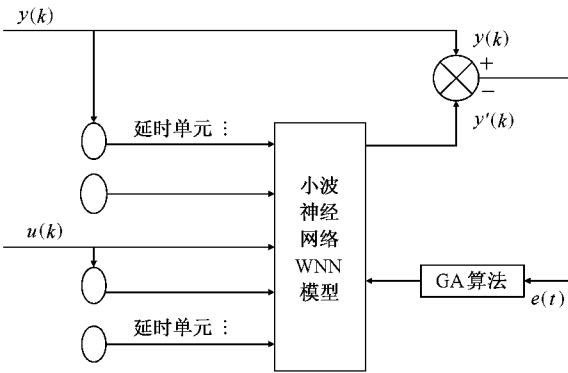


图 4 小波神经网络建模机理

4.2. 腕力传感器动态建模

将本文所介绍的腕力传感器安装在标定台上, 做动态标定试验, 用计算机数据采集系统采集负阶跃输入及其响应的试验数据, 经预处理后, 得到样本值. 基于遗传小波神经网络的腕力传感器动态建模步骤如下:

步骤 1 设定群体规模和参数. GA 中群体规模的选择非常重要, 规模太小会使 GA 的搜索空间有限而引起过早收敛, 规模太大将使计算复杂. 本文选择种群规模为 60, GA 最大遗传代数设为 120. 另外, 当输入、输出模式确定后, 遗传小波神经网络相应的输入层和输出层节点数也就确定了, 为简单和实用, 取  $m = 2, n = 2$ , 则输入层节点数 5 个, 即  $y(k-1), y(k-2), u(k), u(k-1), u(k-2)$ , 选取 Mexican hat 小波函数  $\Psi(t) = (1 - t^2)e^{-t^2/2}$  作为隐层神经元的变换函数, 最大隐含层节点数确定为 20. 输出层神经元的变换函数采用线性函数, 输出节点 1 个, 这样就搭建了遗传小波神经网络的初始框架。

步骤 2 产生启动遗传小波神经网络的初始群体. 方法为: 产生均匀分配的隐含层的输入连接权值  $w_1$  的随机数, 产生均匀分配的隐含层的输出连接权值  $w_2$  的随机数, 产生均匀分配的尺度因子  $a$  的随机数, 产生均匀分配的平移因子  $b$  的随机数。

步骤 3 进行 WNN 第 1 次前向运算, 计算误差值  $E$ . 设定 WNN 停止迭代条件, 即当  $E < E_{\text{goal-error}}$  时迭代停止,  $E_{\text{goal-error}}$  为遗传小波神经网络优化目标误差. 若不满足条件则向下运用 GA 优化 WNN。

步骤 4 进行遗传小波神经网络结构和参数结合的染色体实数编码, 计算各个染色体的适应度值  $F$ 。

步骤 5 按 (5) 和 (6) 式分别计算相应染色体自适应交叉率和变异率。

步骤 6 对染色体群体按照交叉、变异、选择及最优保存策略进行计算, 生成新一代群体。

步骤 7 判断新一代群体的适应度值是否满足最优值  $F > 1/E_{\text{goal-error}}$ . 若满足, 则停止, 保存最优解. 否则跳转至步骤 5。

在 P4 (1.5 GHz) 微机上, 采用 MATLAB 语言编程, 当误差函数满足设定值  $E < 10^{-3}$  时, 对腕力传感器  $x$  方向力转换通道建模, 在进化到 45 代时, 得到了最优结果. 图 5 给出了腕力传感器  $x$  方向力转换通道利用遗传小波神经网络建模结果. 用同样的方法, 可得到  $y$  及  $z$  方向力转换通道的遗传小波神经网络模型, 如图 6, 7 所示. 由图 5—7 中曲线可以看出,  $x, y$  及  $z$  方向力转换通道的遗传小波神经网络模型获得的腕力传感器动态特性与实际的动态特性很相近, 能很好地反映腕力传感器的动态特性。

图 8 给出了采用 BP 算法的 WNN 网络对腕力传感器  $x$  方向力转换通道建模的误差训练曲线. 由图 8 可知, 经过 1000 次学习训练, 误差平方和才达到与 GA 相同的数量级, 对  $y$  及  $z$  方向力转换通道建模情况与  $x$  方向力转换通道类似. 由此可知, 用遗传小波神经网络建立腕力传感器的动态模型, 与同等规模的 BP 小波神经网络相比, 网络的学习训练速度快得多。

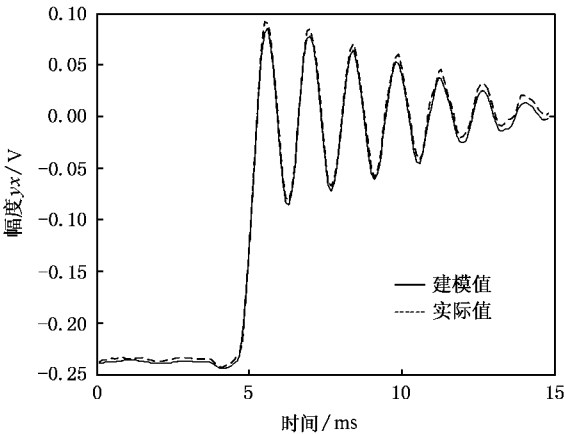


图 5  $x$  方向力转换通道模型的负阶跃响应与实际负阶跃响应图

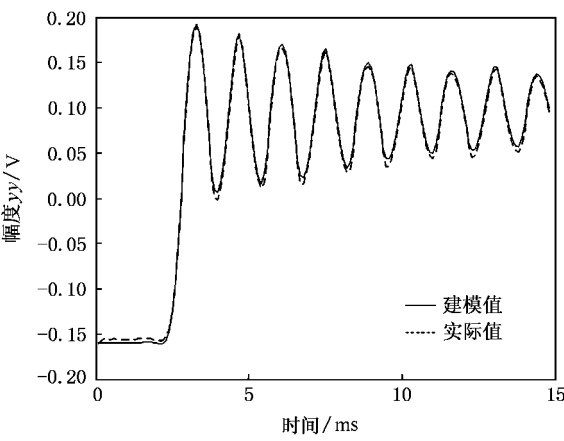


图 6  $y$  方向力转换通道模型的负阶跃响应与实际负阶跃响应图

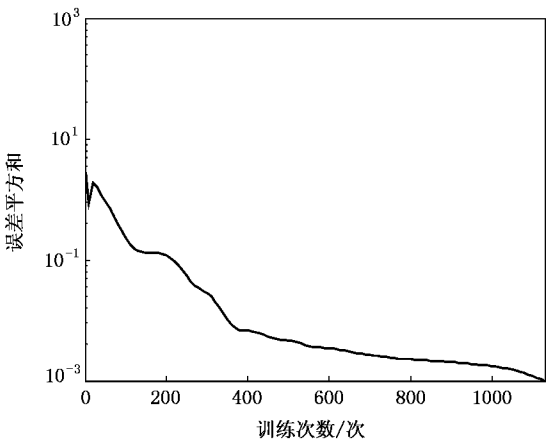


图 8 BP 小波神经网络训练误差变化曲线

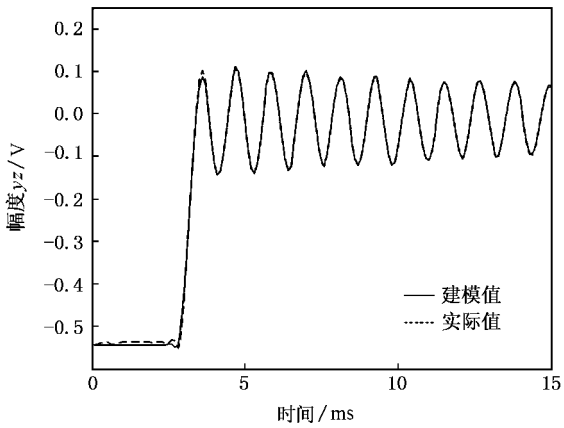


图 7  $z$  方向力转换通道模型的负阶跃响应与实际负阶跃响应图

5. 结 论

提出了将 GA 和 WNN 相结合用于一种新型机器人腕力传感器的动态建模的新方法,在网络优化中,引入实数向量形式的编码,以相应的遗传操作优化网络结构和参数;在具体实现对 WNN 训练时,提出了运用确定自适应的采样选择、交叉、变异和最优保存策略相结合的方法,从而有助于加快算法收敛及提高算法的泛化能力,与同等规模的 BP 小波神经网络相比较,网络训练所用时间短,精度高,能更好满足实时性要求,在测试领域中更具有实用价值.所采用的方法可还应用于类似传感器动态建模问题.

[ 1 ] Yin M , Xu K J , Dai X Z 1999 *Journal of Southeast University* **29** 103 ( in Chinese ) [ 殷 铭、徐科军、戴先中 1999 东南大学学报 **29** 103 ]

[ 2 ] Xu K J , Yin M 1999 *Chinese Journal of Scientific Instrument* **20** 541 ( in Chinese ) [ 徐科军、殷 铭 1999 仪器仪表学报 **20** 541 ]

[ 3 ] Liu H C , Liu D , Deng L F 2005 *Chin . Phys .* **14** 1196

[ 4 ] Liu H C , Zhang J S , Xiao X C 2005 *Chin . Phys .* **14** 2181

[ 5 ] Cui W Z , Zhu C C , Bao W X , Liu J H 2005 *Chin . Phys .* **14** 922

[ 6 ] Chen J J , Lu J , Huang W Y 2003 *Chinese Journal of Scientific Instrument* **24** 541 ( in Chinese ) [ 陈俊杰、卢 俊、黄惟一 2003 仪器仪表学报 **24** 541 ]

[ 7 ] Vittorio B , Franco C , Rinaldo C M , Giovanni B R 2006 *Mechanical Systems and Signal Processing* **20** 1953

[ 8 ] You R Y , Chen Z 2005 *Chin . Phys .* **14** 2176

[ 9 ] Daubechies I 1990 *IEEE Trans . on Inf . Theory* **5** 961

[ 10 ] Zhang Q , Benveniste A 1992 *IEEE Trans . on Neural Networks* **3** 889

[ 11 ] Hu Q C , He Y G , Guo D X , Li H M 2006 *Acta Phys . Sin .* **55** 957 ( in Chinese ) [ 胡沁春、何怡刚、郭迪新、李宏民 2006 物理学报 **55** 957 ]

[ 12 ] Zhao L , Feng S , Zhai G J , Zhang L H 2005 *Acta Phys . Sin .* **54** 1943 ( in Chinese ) [ 赵 莉、冯 、翟光杰、张利华 2005 物理学报 **54** 1943 ]

[ 13 ] Cui W Z , Zhu C C , Liu J H 2004 *Acta Phys . Sin .* **53** 1583 ( in Chinese ) [ 崔万照、朱长纯、刘君华 2004 物理学报 **53** 1583 ]

[ 14 ] Wang Z Y , Cai Y L , Jia D 1999 *Acta Phys . Sin .* **48** 207 ( in Chinese ) [ 王忠勇、蔡远利、贾 冬 1999 物理学报 **48** 207 ]

[ 15 ] Chen D , Wang W J 2002 *Mechanical Systems and Signal Processing* **16** 695

[ 16 ] Pradhan A K , Meher S K , Routray A 2006 *Digital Signal Processing* **16** 445

- [ 17 ] Pan C ,Chen W G ,Yun Y X ,Du L ,Sun C X 2007 *Automation of Electric Power Systems* **31** 88 ( in Chinese )[ 潘 新、陈伟根、云玉新、杜 林、孙才新 2007 电力系统自动化 **31** 88 ]
- [ 18 ] Jin J ,Su Y 2005 *Computer Engineering and Applications* **18** 64 ( in Chinese )[ 金 晶、苏 勇 2005 计算机工程与应用 **18** 64 ]

## Research on the dynamic modeling based on genetic wavelet neural network for the robot wrist force sensor<sup>\*</sup>

Yu A-Long<sup>†</sup>

( *Department of Electronic and Electrical Engineering , Huaiyin Teachers College , Huaian 223300 , China* )

( Received 29 September 2007 ; revised manuscript received 18 November 2007 )

### Abstract

A kind of new dynamic modeling method is presented based on improved genetic algorithm ( IGA ) and wavelet neural networks ( WNN ) and the algorithm is applied to a new type of robot wrist force sensor. The dynamic model of the wrist force sensor is set up according to data of the dynamic calibration , where the structure and parameters of wavelet neural networks of the dynamic model are optimized by genetic algorithm. The results show that the proposed method can overcome the shortcoming of easy convergence to the local minimum points of BP algorithm , and the network complexity , the convergence and the generalization ability are well compromised and the speed and precision of modeling are increased.

**Keywords :** wrist force sensor , dynamic modeling , wavelet neural networks , genetic algorithm

**PACC :** 0620D , 0620H , 0630M

<sup>\*</sup> Project supported by the National Natural Science Foundation of the Higher Education Institutions of Jiangsu Province , China ( Grant No. 07KJD510027 ).

<sup>†</sup> E-mail : yal@hytc.edu.cn