

基于小波神经网络的振动速度传感器 幅频特性补偿研究*

俞阿龙†

(淮阴师范学院物理与电子学系, 淮安 223001)
(2006 年 8 月 22 日收到, 2006 年 9 月 18 日收到修改稿)

为了实现超低频振动速度测量, 提出补偿其幅频特性的小波神经网络方法. 该方法以振动速度传感器动态实验数据为基础, 通过小波神经网络训练来确定传感器幅频特性补偿网络. 介绍振动速度传感器幅频特性补偿原理, 分析网络的拓扑结构, 给出网络参数训练和初始化方法. 采用引入动量项的最速下降法训练网络权值、尺度因子和平移因子, 将小波网络参数的初始化与小波类型、小波时频参数和学习样本等联系起来. 结果表明, 采用小波神经网络进行振动速度传感器幅频特性补偿具有良好的鲁棒性, 并能实现在线补偿, 网络训练的速度和精度优于同等规模的 BP 网络, 在测试领域有重要的实用价值.

关键词: 振动速度传感器, 小波神经网络, 幅频特性, 补偿

PACC: 0630G, 8730

1. 引 言

磁电式振动速度传感器由于具有输出信号大、后续电路简单、抗干扰能力强的优点, 在低频测量中得到广泛应用. 该传感器属惯性式传感器, 它是一种把振动物体的振动参数转换成电量的换能装置, 它是利用电磁感应原理, 在被测物体振动时, 传感器内固定在惯性质量上的线圈切割磁力线, 得到正比于振动速度的电势, 该电势通过放大器放大, 可测量被测物体的速度. 如果再经过微分或积分环节, 还可测量加速度或位移. 在一些实际场合, 经常需要对超低频振动(1 Hz 以下)的测量, 但由于磁电式振动速度传感器受本身机械结构和材料的限制, 其下限测量频率不能满足超低频振动的测量的要求^[1-3]. 因此, 有必要对现有的磁电式振动速度传感器进行幅频特性补偿. 小波变换^[4-9]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——小波神经网络近年来颇受重视, 并已在许多方面得到了成功的应用^[7-13]. 本文尝试将小波分析应用于磁电式振动速度传感器幅频特性补偿的研究中, 并与人工神经网络相结合, 根

据磁电式振动速度传感器的特点, 提出了集两者优点于一体的幅频特性补偿的小波神经网络方法.

2. 磁电式振动速度传感器的模型

磁电式振动速度传感器力学模型可简化为一个弹性系数为 k 的弹簧, 惯性质量块 m 和阻尼 c 三部分组成, 如图 1 所示^[1-3]. 该速度传感器为单自由度系统, 设 y_0 建立在传感器的壳体上, 它为牵连运动坐标, y_1 为惯性质量块与壳体作相对运动的坐标, y_2 为质量块的绝对运动坐标. 其力学方程为

$$-c \frac{dy_1(t)}{dt} - ky_1 = m \frac{d^2 y_2(t)}{dt^2}, \quad (1)$$

电磁感应方程为

$$E(t) = BNl \frac{dy_1(t)}{dt} = \alpha \frac{dy_1(t)}{dt}, \quad (2)$$

(2) 式中的 B 为磁感应强度, N 为线圈的匝数, l 为每匝线圈的平均长度, α 为灵敏度.

由运动学知识可知, 牵连运动、相对运动和绝对运动三者的速度关系为

$$\frac{dy_2(t)}{dt} = \frac{dy_0(t)}{dt} + \frac{dy_1(t)}{dt}. \quad (3)$$

* 江苏省高等学校自然科学基金(批准号 D4KJD140033)资助的课题.

† E-mail: yuelong3@sina.com

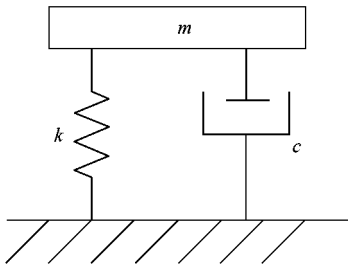


图1 磁电式振动速度传感器等效机械模型

综合(1)(2)和(3)式, $dy_0(t)/dt$ 为传感器的输入, $E(t)$ 为传感器的输出. 分别对(1)~(3)式作拉氏变换, 并联立求解可得传感器的归一化传递函数为

$$G(s) = \frac{s^2}{s^2 + 2\zeta_0\omega_0 s + \omega_0^2}, \quad (4)$$

(4)式中

$$\zeta_0 = \frac{c}{2\sqrt{mk}}$$

为阻尼比;

$$\omega_0 = \sqrt{\frac{k}{m}}$$

为固有频率.

由此可知, 磁电式振动速度传感器频域具有二阶高通特性. 目前, 工程测量中磁电式振动速度传感器其固有频率最低一般只能做到 5 Hz 左右, 为了保证测量精度, 在使用时的下限频率还应取固有频率的 2 倍以上. 所以, 它不能满足超低频振动的测量的需要, 限制了其使用范围. 为了实现超低频测量, 提出改进其幅频特性的 WNN 方法(小波神经网络的简称). 不改变传感器结构参数, 利用 WNN 对上述速度传感器的幅频特性补偿, 以达到降低下限测量频率的目的.

3. 速度传感器幅频特性补偿原理

磁电式振动速度传感器幅频特性补偿原理主要基于图 2 所示的基本环节, 即在传感器后加补偿环节, 使之和原传感器一起构成的动态测试系统的频带得到扩展, 那么就实现了传感器的幅频特性的补偿, 以达到降低下限测量频率的目的. 设传感器的输入为 $u(k)$, 输出为 $y(k)$, 输出与输入之间的关系可用下列差分方程表示

$$y(k) = -a_1 y(k-1) - \dots - a_n y(k-n)$$

$$+ b_0 u(k) + b_1 u(k-1) + b_2 u(k-2) + \dots + b_n u(k-n) + e(k), \quad (5)$$

(5)式中 $e(k)$ 为零均值同分布不相关的随机变量序列, n 为阶数^[14].

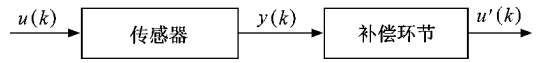


图2 传感器与补偿环节

为了求得磁电式振动速度传感器补偿环节的模型, 可由最小二乘辨识法、零极点配置等方法. 近几年, 小波分析与神经网络研究取得了很大的进展, 所以, 利用小波神经网络建立磁电式振动速度传感器的幅频特性补偿模型. 设 $y(k)$ 为补偿模型的输入, $u'(k)$ 为补偿模型的输出, 所以, 求补偿模型的实质就是通过神经网络的学习, 训练出符合要求的小波神经网络.

4. 小波神经网络幅频特性补偿模型的建立与学习

4.1. 小波神经网络

小波神经网络^[7-13], 简称小波网络, 是由 Zhang 和 Benveniste 于 1992 年在小波分析研究取得重大突破的基础上首次提出的. 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

$$\int_R \frac{|\hat{\Psi}(\omega)|^2}{\omega} d\omega < \infty, \quad (6)$$

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

$$\Psi_{a,b}(t) = |a|^{-\frac{1}{2}} \Psi\left(\frac{t-b}{a}\right), \quad (7)$$

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

小波神经网络的结构与 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, $w_{1_{ji}}$ 为连接输入层结点 i 和隐层结点 j ($j = 0, 1, \dots, n$) 的权值, w_{2_j} 为连接隐层结点 j 和输出层结点的权值, 其中 $w_{1_{j0}}$ 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, Σ 表示求和, σ 表示输出层激励函数, 则小波神经网络的数学模型为

$$y(t) = \sigma \sum_{j=0}^n w_{2_j} \Psi \left(\sum_{i=0}^m w_{1_{ji}} x_i - b_j \right) a_j. \quad (8)$$

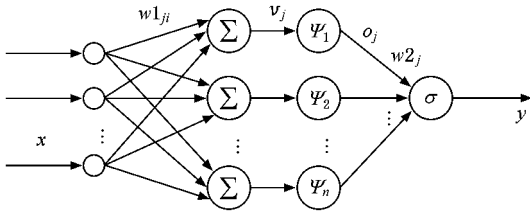


图 3 小波神经网络的结构示意图

4.2. 小波神经网络参数的训练

设 P 为输入样本的模式个数, x_i^p 为第 p 个输入模式 ($p = 1, 2, \dots, P$), y^p 为第 p 个模式的网络实际输出, d^p 为第 p 个模式的期望输出. 那么误差函数为

$$E = \frac{1}{2} \sum_{p=1}^P (d^p - y^p)^2. \quad (9)$$

小波神经网络的参数训练方法采用引入动量因子 μ 的最速下降算法, 则参数的训练公式如下:

$$w_{1_{ji}}(t+1) = w_{1_{ji}}(t) - \eta \frac{\partial E}{\partial w_{1_{ji}}} + \mu \Delta w_{1_{ji}}(t), \quad (10)$$

$$w_{2_j}(t+1) = w_{2_j}(t) - \eta \frac{\partial E}{\partial w_{2_j}} + \mu \Delta w_{2_j}(t), \quad (11)$$

$$a_j(t+1) = a_j(t) - \eta \frac{\partial E}{\partial a_j} + \mu \Delta a_j(t), \quad (12)$$

$$b_j(t+1) = b_j(t) - \eta \frac{\partial E}{\partial b_j} + \mu \Delta b_j(t), \quad (13)$$

(10)–(13) 式中, η 为学习率, Δ 为变化量.

4.3. 网络参数的初始化

小波神经网络参数的初始化是一个重要问题.

它对于网络的后续学习是否收敛以及收敛的快慢都非常重要. 初始权值一般的方法是用随机数产生的, 用这种办法要来获得优良的初始权值是没有保障的. 要想改变这种状况, 得到高概率的优良的初始权值, 可将初始化权值和学习样本、神经元传递函数等发生联系^[15]. 下面以 Mexican hat 小波神经网络为例, 来说明小波网络的参数初始化过程. Mexican hat 小波基函数的表达式为

$$\Psi(t) = (1 - t^2) e^{-t^2/2}. \quad (14)$$

网络初始参数的具体步骤如下:

设三层小波神经网络的隐层节点(神经元)数为 n , 输入层节点数为 m , $w_{1_{ji}}$ 为连接输入层结点 i 和隐层结点 j ($j = 1, \dots, n$) 的权值, $w_{1_{j0}}$ 是隐层第 j 个神经元的阈值. 首先进行 $w_{1_{ji}}$ 的初始设置, 步骤如下:

1) 首先随机产生 $[-1, 1]$ 区间上均匀分布的随机数作为 $w_{1_{ji}}$ 初始值, 用 $w_{1_{j0}}$ 表示;

2) 然后对 $w_{1_{j0}}$ 按行进行归一化

$$w_{1_{j1}} = \frac{w_{1_{j0}}}{\sqrt{\sum_{i=1}^m w_{1_{ji}}^2}} \quad j = 1, 2, \dots, n, \quad (15)$$

3) 接着再乘以一个与输入层数节点 m , 隐层节点数 n 以及传递函数相关的因子

$$w_{1_{j2}} = C \cdot n^{1/m} \cdot w_{1_{j1}} \quad j = 1, 2, \dots, n. \quad (16)$$

(16) 式中, C 是和隐层传递函数相关的常数, 对于 Mexican hat 小波神经网络 C 可取 2.

4) 最后再与学习样本发生联系. 设输入层第 i 个神经元的输入样本中最大值为 $x_{i\max}$, 最小值为 $x_{i\min}$, 则

$$w_{1_{ji}} = \frac{2w_{1_{j2}}}{x_{i\max} - x_{i\min}} \quad j = 1, 2, \dots, n. \quad (17)$$

按照以上步骤得到的 $w_{1_{ji}}$ 为输入层和隐层连接的初始权值. 得到 $w_{1_{ji}}$ 之后, 再进行隐层神经元阈值 $w_{1_{j0}}$ 的初始设置, 其过程如下:

1) 首先随机产生 $[-1, 1]$ 区间上均匀分布的随机数作为 $w_{1_{j0}}$ 的初始值, 用 $w_{1_{j00}}$ 表示.

2) 然后再乘以一个与输入层数节点 m 、隐层节点数 n 以及传递函数相关的因子

$$w_{1_{j01}} = C \cdot n^{1/m} \cdot w_{1_{j00}}, \quad (18)$$

(18) 式中, C 和 (16) 式中的 C 值是一样的.

3) 最后再与学习样本以及 $w_{1_{ji}}$ 相联系

$$w1_{j0} = w1_{j01} - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^m w1_{ji} (x_{imax} + x_{imin}). \quad (19)$$

在设置了初始权值之后, 对小波的伸缩平移参数进行初始设置也是非常重要的. 由小波理论知道, 若母小波的时域中心为 θ , 半径为 β , 则小波伸缩系在时域的集中区域为

$$[b + a\theta - a\beta, b + a\theta + a\beta].$$

为了使小波伸缩系覆盖输入向量的整个范围, 则伸缩平移参数的初始设置必须满足下式:

$$\begin{cases} b_j + a_j\theta - a_j\beta = \sum_{i=1}^m w1_{ji}x_{imin}, \\ b_j + a_j\theta + a_j\beta = \sum_{i=1}^m w1_{ji}x_{imax}, \end{cases} \quad (20)$$

由上式可以得到:

$$\begin{cases} a_j = \frac{\sum_{i=1}^m w1_{ji}x_{imax} - \sum_{i=1}^m w1_{ji}x_{imin}}{2\beta}, \\ b_j = \frac{\sum_{i=1}^m w1_{ji}x_{imax}(\beta - \theta) + \sum_{i=1}^m w1_{ji}x_{imin}(\beta + \theta)}{2\beta}, \end{cases} \quad (21)$$

(21) 式中, 母小波的时域中心和半径, 可以根据小波时频参数的定义, 计算得到 Mexican hat 小波的时域中心和半径分别为 0 和 1.0801^[15].

对于隐层到输出层的初始参数设置, 一般输出层采用线性神经元, 则用 $[-1, 1]$ 区间上均匀分布的随机数作为初始权值和阈值即可.

5. 实验及结果

上面介绍的小波神经网络可用来建立磁电式振动速度传感器的幅频特性补偿模型, 建模机理如图 4 所示. 设阻尼比和固有谐振频率都符合要求的等效系统的输出(即期望输出)为 $u(k)$, $u'(k)$ 表示传感器的小波神经网络补偿模型输出, $y(k)$ 表示传感器的输出(即 WNN 补偿网络的输入), W 表示神经网络的连接权值和阈值向量(阈值归入权系数). 则希望 $u'(k)$ 能尽量逼近 $u(k)$. 将 $y(k)$ 和 $u(k)$ 经延时得到 $y(k-1), \dots, y(k-n)$, $u(k-1), \dots, u(k-m)$ 作为输入训练样本, $u(k)$ 作为输出训练样本, 通过网络训练, 不断调整权值 W , 经过多次训练就可以得到满足补偿条件的小波神经网络.

现有一种磁电式振动速度传感器, 固有频率

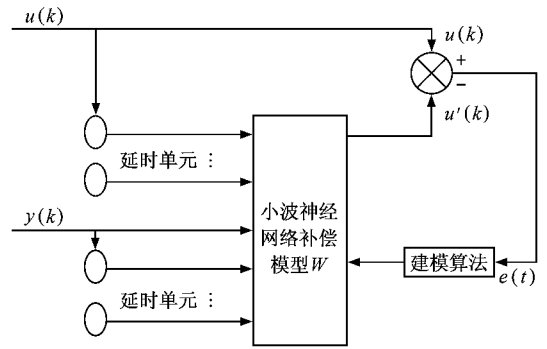


图 4 小波神经网络建立补偿模型机理

$\omega_0 = 11.45 \times 2\pi$ [rad/s], 阻尼比 $\zeta_0 = 0.612$, 希望经过补偿后的传感器系统的固有频率 $\omega_1 = 0.5 \times 2\pi$ [rad/s], 阻尼比 $\zeta_1 = 0.707$, 将传感器做动态实验的输出数据和期望输出的数据, 经预处理作为小波神经网络训练的输入与输出样本值. 为简单和实用, 取 $m = 2, n = 2$, 则输入结点 5 个, 即 $y(k), y(k-1), y(k-2), u(k-1), u(k-2)$, 选取 Mexican hat 小波函数作为隐层神经元的变换函数, 隐层神经元取 12 个, 输出层神经元的变换函数采用线性函数, 输出节点 1 个, 输出为 $u'(k)$. 图 5 为补偿网络误差训练曲线. 由图 5 可知, 经过 800 次训练, 误差平方和可达 10^{-5} 数量级. 图 6 为补偿前后的幅频响应曲线, 由图 6 中曲线可以看出, 补偿后速度传感器下限频率很低, 传感器的通频带展宽, 能满足超低频测量.

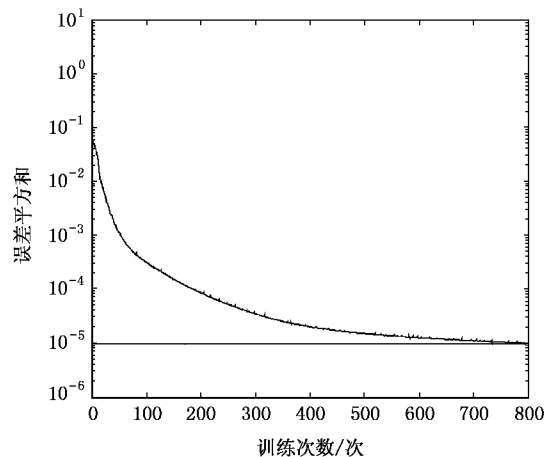


图 5 小波神经网络训练误差变化曲线

图 7 给出了采用 BP 神经网络, 隐层神经元取 12 个, BP 神经网络模型中隐层神经元的变换函数

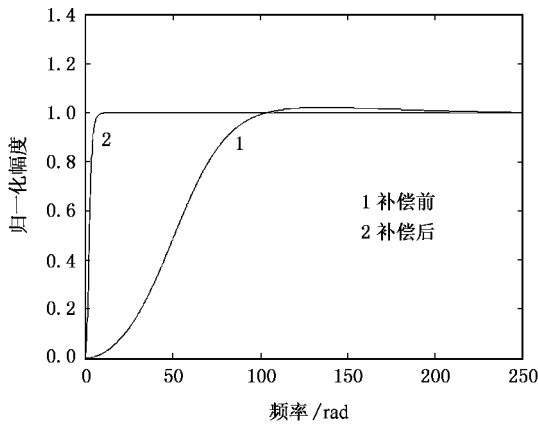


图 6 补偿前后速度传感器幅频特性

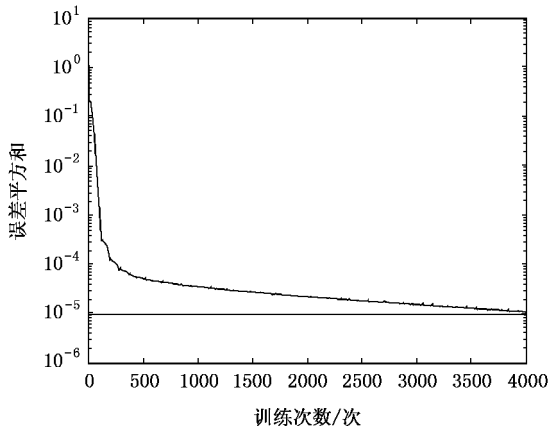


图 7 BP 神经网络训练误差变化曲线

采用 Sigmoid 函数,输出层神经元的变换函数采用 Purelin 型线性函数,权值训练方法亦采用引入动量项的最速下降学习算法的补偿网络误差训练曲线.由图 7 可知,经过 4000 次学习训练,误差平方和才达到 10^{-5} 数量级.不难看出,用小波神经网络建立的速度传感器幅频特性补偿模型,与同等规模的 BP 神经网络相比,网络的学习训练速度快得多.

6. 结 论

磁电式振动速度传感器的频域具有二阶高通特性.目前,测量中所用磁电式振动速度传感器不能满足超低频振动的测量的需要,极大地限制了它的使用范围.神经网络具有良好的学习特性,而小波变换具有良好的时频局部化特性,将二者结合在一起构成小波神经网络,可使该网络兼具神经网络和小波变换的优点.将小波神经网络及本文介绍的小波神经网络参数训练和初始化方法对磁电式振动速度传感器的幅频特性进行补偿,证明是有效的,它的鲁棒性好,并可实现在线补偿,与同等规模的 BP 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.

[1] Yu S B , Li M H , Lu Z H 1999 *J. Zhejiang Norm. Univ.* **22** 22 (in Chinese) [余水宝、李鸣华、吕振洪 1999 浙江师范大学学报 **22** 22]

[2] Fan Y X , Liu H , Wang N , Zhou G X 2001 *J. Shandong Univ. Scien. and Tech.* **20** 41 (in Chinese) [范云霄、刘 桦、王 农、周广信 2001 山东科技大学学报 **20** 41]

[3] Cheng H , Liu Y 1994 *J. Taiyuan Heavy Mach. Instit.* **15** 246 (in Chinese) [程 珩、刘 岩 1994 太原重型机械学院学报 **15** 246]

[4] Vittorio B , Franceco C , Rinaldo C M , Giovanni B R 2006 *Mecha. Syst. Sig. Proc.* **20** 1953

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

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

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

[8] 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]

[9] Zhao L , Fang 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]

[10] Cui W Z , Zhu C C , Liu J H 2001 *Acta Phys. Sin.* **53** 1583 (in Chinese) [崔万照、朱长纯、刘君华 2001 物理学报 **53** 1583]

[11] 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]

[12] Chen D , Wang W J 2002 *Mecha. Syst. Sig. Proc.* **16** 695

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

[14] Xu K J , Yin M 1999 *Chin. J. Sci. Instr.* **20** 511 (in Chinese) [徐科军、殷 铭 1999 仪器仪表学报 **20** 511]

[15] Zhao X Z , Zou C H , Chen T J , Ye B Y , Peng Y H 2003 *J. South Chin. Univ. Tech.* **31** 77 (in Chinese) [赵学智、邹春华、陈统坚、叶邦彦、彭永红 2003 华南理工大学学报 **31** 77]



Research on the amplitude frequency characteristics compensation based on wavelet neural network for vibration velocity transducer^{*}

Yu A-Long[†]

(*Department of Physics and Electron , Huaiyin Normal College , Huaian 223001 ,China*)

(Received 22 August 2006 ; revised manuscript received 18 September 2006)

Abstract

A method of amplitude frequency characteristics compensation is presented to realize ultra-low frequency vibration measurement based on wavelet neural network(WNN) for vibration velocity transducer. In this method , a dynamic compensation network can be set up according to measurement data of dynamic response of vibration velocity transducer. The compensation principle is introduced and the geometrical structure of the network is analyzed and the algorithms for the training and initialization of network parameters are given. The weights of network , scale factor and displacement factor are trained by the steepest descent method and the network parameters initialization is integrated with the wavelet type , time-frequency parameters of wavelet and the training samples. The results show that the proposed wavelet neural network has good robustness , on-line correction ability , and higher precision and faster training speed than the BP neural network when used in the amplitude frequency characteristics compensation of vibration velocity transducer , and has practical value in measurement field.

Keywords : vibration velocity transducer , wavelet neural network , characteristics , compensation

PACC : 0630G , 8730

^{*} Project supported by the Natural Science Foundation of the Higher Education Institutions of Jiangsu Province , China (Grant No. 04KJD140033).

[†] E-mail : yuelong3@sina.com