

小波分析用于机械系统突发信号在线检测*

韩 雷 许 静

(厦门大学机电工程系 厦门 361005)

摘要 近年来引起各领域广泛关注的小波分析理论,以其良好的时频局部化功能提供了一种瞬态信号的分析方法,但单纯基于此算法的软件往往缺少对于突发性信号的自适应能力。神经网络则具有良好的自适应性、自组织性及很强的学习功能。本文将此二者结合,以神经网络原理和现代数学小波分析为依据,提出了基于神经网络思想的小波分析;改进原有算法,以自编 C 程序识别工程技术测量中遇到的突发故障与噪声;并在强噪声环境中机械系统的突发信号实测中获得成功。

关键词 小波分析 信号处理 神经网络 振动

Wavelet Analysis for Online Detection of Out-bursting Signals in Mechanical System

Han Lei Xu Jing

(Department of Mechanical & Electrical Engineering, Xiamen Univ., Xiamen 361005, China)

Abstract Wavelet transformation provides a way to detect out-bursting signals but the software simply based on this algorithm is usually lack of self-adaptability when meeting out-bursting noise. Neural network has good ability of self-adapting, self-organizing and learning. On the basis of modern wavelet analysis and the principles of neural network, this paper proposes a method to recognize the type and specification of random signal automatically, so that the original algorithm can be improved to identify the out-bursting noise detected in engineering measurement. The sensor output from the dual cantilever beam apparatus under an out-bursting excitation was analyzed successfully by the Turbo C programs.

Key words Wavelet analysis Signal processing Neural network Vibration

1 引言

近年来,包括时频分析方法等新的故障检测方法不断出现,为伴随着噪声的实际工程和技术测量提供了极佳手段。时频分析方法可以有效应用于非平稳信号的分析,弥补了传统的、基于傅里叶变换的频谱分析方法的缺陷。尤其是小波分析以其良好的时频局部性功能,引起了工程技术各领域专家学者的关注。神经网络因其自适应性、自组织性,以及很强的学习功能使其在诸多领域得到广泛的应用。以 BP 神经网络原理与应用数学工具小波分析为依据,将此二者有机地结合在一起,把神经网络的思想引入小波分析,可建立起针对不同类型故障的、更具有通用性和自适应能力的算

法,用于信号的分离与处理,以及判断、识别强噪声环境中机电系统的突发性故障。

2 BP神经网络与小波分析理论

2.1 BP网络模型

BP神经网络算法,即反向传播(Backpropagation)学习算法是一种有教师的学习算法,适用于多层网络,其学习过程由正向传播和反向传播组成;其训练方法是将某一样本加到输入层,它逐个影响下一层的状态,最终得到一个输出的 V_j^n ,如此输出与期望值不符,就产生误差信号,然后通过式(1)~(3)改变权值。其中误差函数的求取是一个始于输出层

* 本文于 1999 年 10 月收到。

的反向传播的递归过程。通过多样本的反复训练并朝减小偏差的方向修改权值,最后达到满意结果。BP算法的实质是求误差函数的极小值。其误差准则为通过学习调整权值 W_{ij} 利用非线性规划中的最速下降法,使权值沿误差函数的负梯度方向改变。其权值更新量由以下学习公式确定:

$$\Delta W_{ij} = -\epsilon \cdot d_j^k V_j^{k-1} \quad (1)$$

式中 ϵ ——学习步长,取正参数

V_j^{k-1} ——第 $k-1$ 层第 j 个单元的实际输出

d_j^k 的值则由如下方法确定:

(1)如 j 是输出层(第 m 层)的单元, $k=m$, 则

$$d_j^m = V_j^m (1 - V_j^m) (V_j^m - y_j) \quad (2)$$

(2)如 j 不是在输出层,而是在中间的隐单元层 k ,

则有

$$d_j^k = V_j^k (1 - V_j^k) \sum_l W_{jl} d_l^{k+1} \quad (3)$$

2.2 用于小波分解的 Mallat 算法

以往常用的 Fourier 频谱分解一般适用于处理平稳信号,对频谱随时间变化的非平稳连续或离散检测信号 $f(t)$ 而言,其分析则要求能同时将信号进行时域和频域的局部化,离散正交小波分析,又称为多尺度分析正能满足此要求。其实质是将函数 $f(t)$ 表示为满足一定条件的基本二进小波经平移和伸缩所得的 $\Psi_{jk}(t)$ 的线性组合。其中, $\Psi(t)$ 称为基本小波函数; j 称为尺度因子,当 j 增大时 $\Psi_{jk}(t)$ 的时域窗变宽,而频域窗变窄;这意味着时域分辨率降低,而频域分辨率则以二进尺度提高。

其基本小波 $\Psi(t)$ 为一振荡函数,且一般具有紧支集或衰减极快;其本质在广义下可视为一带通滤波器。 $\Psi(t)$ 是正交小波基的生成元,由不同的 $\Psi(t)$ 可生成不同的正交小波基。

由数值方法给出的 $f(t)$, 其离散正交小波分解可通过 Mallat 算法(其地位类似傅里叶频谱分解中的 FFT 算法)实现。它可表示为:

$$\left. \begin{aligned} d_0^0 &= f \\ d^k &= \sum_n d_n^{k-1} \bar{h}_{n-2k} \\ d_l^k &= \sum_n d_n^{k-1} \bar{g}_{n-2k} \end{aligned} \right\} \quad (k=0, 1, 2, \dots, M-1) \quad (4)$$

式中 f_k ——信号的离散时域波形

M ——采样点数

j ——分解的层数

$h(n)$, $g(n)$ ——共轭镜像滤波器(QMF) H 和 G 的脉冲响应

运用 Mallat 金字塔型算法,可将信号层层分解。

每层分解的结果将上次分解得到的低频信号分解为低频和高频两部分,即最终将 C^0 分解为 d^1 , d^2 , ..., d^N 和 C^N (N 为最大分解层数)。每次分解后数据量减半,时域分辨率降低一半。经过 Mallat 算法分解后,信号还可用重构算法进行重构,其实质是分解算法的逆过程。重构算法表述如下:

$$d^k = \sum_n d_n^{k-1} h_{n-2^{k-1}} + \sum_n d_n^{k-1} g_{n-2^{k-1}} \quad (k=0, 1, 2, \dots, M-1) \quad (5)$$

经每层重构之后,信号数据量增加一倍。实践证明,小波分析具有很强的信号重构能力。

小波包分解对上次分解后的低频和高频信号同时进行再分解;它也采用金字塔型算法,可同时提高低频与高频部分的频域分辨率,但随分解层数的增大显然计算量也显著增加。

将 Mallat 算法以分层示意图的形式表示,则可得如图 1 所示的多尺度小波变换的网络结构图。由此可以联想到一个简单的多层神经网络,将 $C^0 - C^N$, $d^1 - d^N$ 视为各神经元,而由 C^{k-1} 分解为 C^k 与 d^k 的过程则可视作 C^k 与 d^k 分别通过各自的结合权值,与 C^{k-1} 相连接。Mallat 算法中,可将各个 d^k ($k=1, 2, \dots, N$) 简单地视为始终以 +1 的权值(即原状态保持不变)向下层传播,最终分解为 $(N+1)$ 个频段;小波包算法中,则各个 C^k , d^k 都将分解为高、低频两部分,最终得到 2^N 个频段。

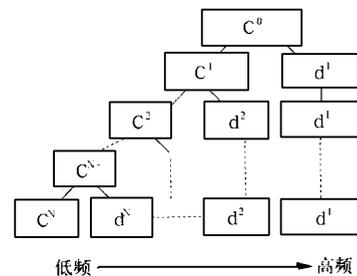


图 1 多尺度小波分析网络

Mallat 算法对信号进行多频带分解时,并不能提高高频部分的频域分辨率;而小波包分解算法的计算量通常又很大,运行时间较长;因此单纯依据小波理论编制的软件往往通用性较差,或对突发性噪声不具有自适应能力。

3 小波分析中 BP 网络规则的实现

大多数机械系统的振动信号通常携带了系统本身的信息,此信息可看作定义在时间、频率、强度、部位高

维空间中的函数。对于给定的时刻, 信号包含了系统的各类频率信息; 对于某一特定频率, 信号中则携带有一些冲击力产生时刻的信息。因此, 如能将实测信号在时、频域上展开, 并考虑强度因素, 则可确定机械系统的状态, 如故障的性质和发生部位等。

现在, 在多尺度分析网络中运用 BP 算法 (图 1), 紧支集正交小波基为数字信号的小波分解提供了有限的, 从而更加具体的数字滤波器。文献 [2] 中讨论并构造出若干具有不同大小紧支撑集 $[-(N-1), N]$ 的基本小波 $\Psi_N(t)$ 及相应的紧支集正交小波基; 且给出与之对应的系数 $h_N(n)$ 的值。当 N 增大时, 支集的长度增加, 将 $\hat{\Psi}(\omega)$ 看成带通滤波器时的通频带宽减小, 分频能力提高。由此, 可通过改变支撑集的大小, 即改变系数 $h_N(n)$ 调整 $\hat{\Psi}(\omega)$ 的通频带宽, 亦即调整各 C^k 、 d^k 部分与 C^{k-1} 间的结合权系数 (图 2)。对某一 d^k 部分, 也可运用 Mallat 算法将其再分解为高、低频各段, 然后分别沿原分解路线重构回来。这样, 该 d^k 部分就不再是简单以 $+1$ 的系数向下传播了, 亦即调整了它与下层间的结合权系数。

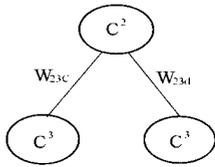


图 2 C^k 、 d^k 与 C^{k-1}

BP 算法中教师信号的选定可通过自学习方法实现。可将机械系统投入运转后的一段时间 $t_0 - t_1$ 内实测所得稳态信号视为正常信号及“正常”噪声。通过小波分解, 对样本信号同时进行时域和频域分析, 运用 Mallat 算法将其分解到各频段上; 再分别重构, 把其时域分辨率提高到原信号大小。所得重构信号即可反映出随时间推移, 各频段上幅值 (强度) 的变化情况。由此, 可建立以时间—频率—强度为坐标的三维样本空间的分析模型, 将样本信号映射到此空间中。在时—频平面上, 对各个频段找出其中分布集中的同强度点, 取这些点在时间轴上的首、尾点间距离为“长”, 与该频段在频率轴上的“宽度”相乘求得“面积”; 或对分布较为集中的、强度大小相同的采样点拟合出其分布曲线 (“等高线”), 进行“面积”积分; 然后再考虑强度值算出“体积”。这样所得到的分布特征量, 包括在时—频面上的位置、“体积”大小、或“体积”的最大“横截面”等, 往往对应着系统中的某一类信息。从信号的时—频—强度

域分布特征上将样本加以分类 (如: 时域上, 保持连续的信号和断续的信号可归为不同类的样本), 并对每类的分布特征加以分析、记录, 作为教师信号。

对于时间 $t_0 - t_1$ 后的实测信号, 也用类似方法映射到时间—频率—强度空间, 将其分类与教师信号 (期望信号) 的各类特征量作比较, 计算出误差值。如某频段上的变化量超过一定阈值 (或原有的某特征量突然消失), 此情况即为非正常, 往往对应着某类故障。

接下来, 在非正常特征量产生的频段附近, 通过改变系数 $h_N(n)$, 或继续分解某段 d^k 信号来调整网络参数, 提高该区域的频域分辨率, 再分别与教师信号 (期望信号) 对应区域上的特征量比较, 计算变化量。如此反复调整, 计算多次, 直至找到各个变化量最大的频段, 确定为非正常量的发生区域。根据某区域在时—频面上的位置、“体积”大小等特征, 并考虑它与其它非正常量在时域、频域上的相关性 (例如在某一时刻, 可能同时出现几个分布在不同频段上的非正常量, 那么这些量就具有很强的时域相关性, 它们可能出自同一类故障), 可识别与判断有关突发噪声或故障的发生部位、性质等信息。

4 实验和讨论

实验装置如图 3 梁端部下方的激振线圈通过电流频率接近悬臂梁系统的固有频率, 用以考察悬臂梁系统在受迫振动时的响应。敲击形式施加突发激励于

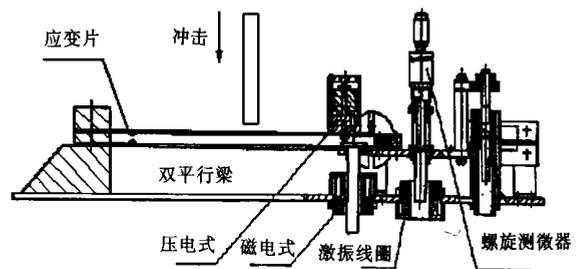


图 3 实验装置

梁的中部。传感器输出经电压放大、低通滤波送 Tektronics TDS 220 存储示波器, 然后由 RS-232 接口采集至 PC 机内存。测量结果示于图 4 其中, $x_1(t)$ 为正常振动时传感器输出的时变信号; $x_2(t)$ 则是在后来的振动过程中, 敲击悬臂梁时获得的实测信号。以 $x_1(t)$ 为教师信号分析 $x_2(t)$, 图 5 是计算机数值初步分析的结果, 即以 $x_1(t)$ 的特征量分布为期望, 求出二者特征量分布的差值; 在时—频面上, 用不同的颜色深度表示

不同的强度。不难看出,在 $t = 300$ 以后 $x_2(t)$ 信号出现了异常。异常信号的强度在此后基本上随时间的推移而递减,且主要分布在 $0 \sim 30\text{Hz}$ 这一频段上。图5则是对 $x_1(t)$ 与 $x_2(t)$ 在该频段上逐步细分以提高频域分辨率,经二步细分后再作比较的结果。可见,突发信号的频率分布范围逐步明确:经过二步细分后已能确定在 $15 \sim 22.5\text{Hz}$ 频段上。

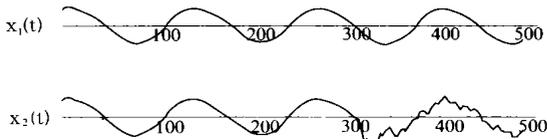


图4 实测信号 $x_1(t)$ 、 $x_2(t)$ 的时域波形

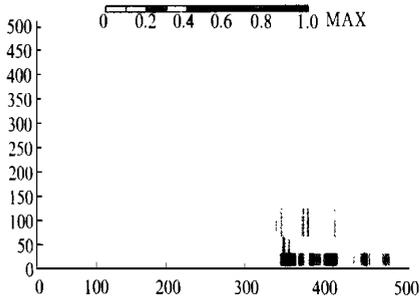


图5 实测信号时-频面上的初步分析结果

图4中的悬臂梁实测振动信号是在比较理想的条件下取得的,其“正常”波形 $x_1(t)$ 接近于标准的正弦曲线,而“故障”信号也十分明显。为了进一步检验算法的可靠性,另采用如下公式模拟机械系统的振动信号及突发噪声:

$$x_1(t) = 15 \sum_{i=1}^2 u(t-t_i) e^{-\zeta \frac{t-t_i}{N}} \sin(2\pi \cdot f_i \frac{t-t_i}{N}) + 15 \sin(2\pi \cdot f_0 \frac{t}{N} + 0.02t) + \text{random}_1(t)$$

$$x_2(t) = 15 \sum_{i=1}^3 u(t-t_i) e^{-\zeta \frac{t-t_i}{N}} \sin(2\pi \cdot f_i \frac{t-t_i}{N}) + 15 \sin(2\pi \cdot f_0 \frac{t}{N} + 0.02t) + \text{random}_2(t)$$

式中 $t = 0, 1, \dots, N-1$

$\text{random}_1(t)$ 、 $\text{random}_2(t)$ ——随机信号

$u(t-t_i)$ ——阶跃函数

$0.02t$ ——用来模拟相位漂移

$N = 500$ $f_0 = 64$ $f_1 = 192$ $f_2 = 448$ $f_3 = 230$

$t_1 = 128$ $t_2 = 128$ $t_3 = 178$

将 $x_1(t)$ 视为正常信号及“正常”噪声:这其中已包含了随机噪声和相位漂移的影响;注意到 $x_2(t)$ 较 $x_1(t)$ 在 $t = 178$ 处增加一按负指数规律衰减的突发噪声。而在如图7所示 $x_1(t)$ 与 $x_2(t)$ 的时间历程中,却很难直接检测出 $x_2(t)$ 在 $t = 178$ 处出现的突发信号。

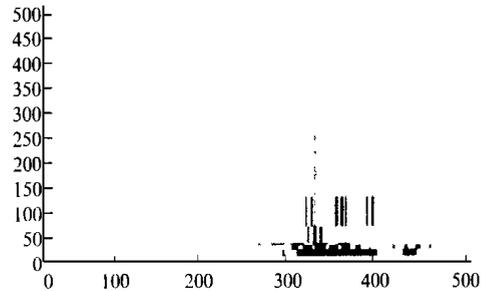


图6 实测信号时-频面上的二步细分结果

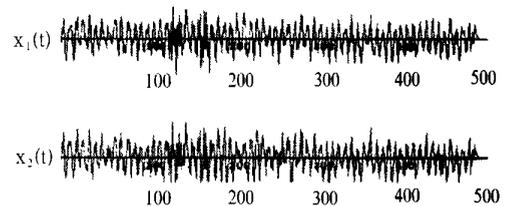


图7 模拟信号 $x_1(t)$ 、 $x_2(t)$ 的时域波形

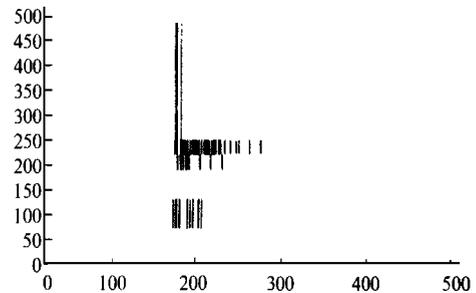


图8 模拟信号时-频面上的二步细分结果

现在,仍以 $x_1(t)$ 为教师信号,对 $x_2(t)$ 加以分析。图8是对 $x_1(t)$ 与 $x_2(t)$ 经过两步细分后的比较结果。很明显,在 $t = 178$ 处附近有一突然产生的信号,其强度在此后随时间推移而递减,主要频率范围分布可确定在 $219 \sim 250\text{Hz}$ 之间。图9则是图8在时-频-强度三维样本空间中的映射图,从中可以更直观、清晰地看出特征量的分布。

最后,由大幅激振、外加阻尼、直接耦合、去除屏蔽

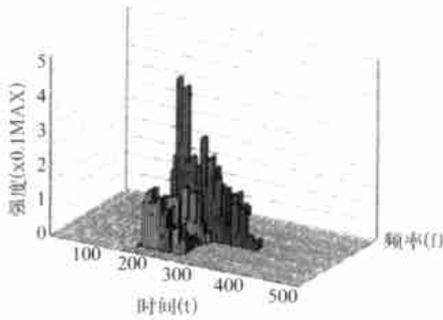


图 9 模拟信号三维样本空间中的二步细分结果

及探针反接手段模拟机械振动系统的强噪声环境,硬塑料锤施加冲击于梁的中部,磁电式传感器差动放大端输出如图 10 所示。认为敲击前的信号对应于系统的“正常”状态,并作为教师信号对图 10 波形进行分析,

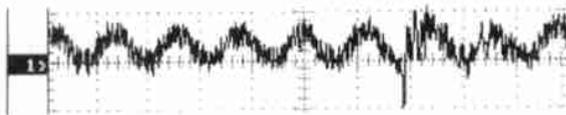


图 10 强噪声背景中的突发信号实测波形

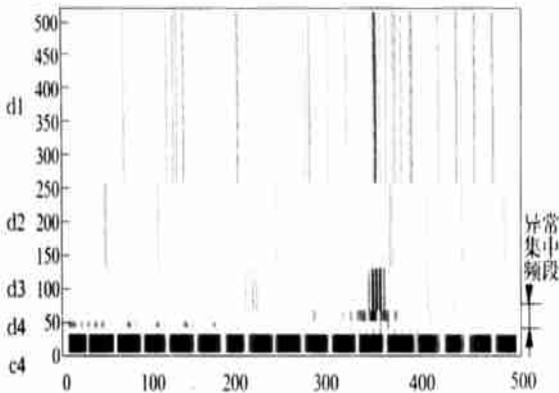


图 11 强背景噪声下实测数据的时频面上二步细分结果

最后得到时频面上的特征量变化分布(图 11)。对比实验充分说明, $\epsilon = 340$ 前后出现在 d_3 和 d_4 频段上的特征量差值,与突发激励的性质有极强的相关性。周期状分布在整个时域的低幅差值,则与教师信号的位相有关。

5 结束语

本文提出了基于神经网络思想的小波分解,用于机械系统运行时突发噪声的检测与识别,并在实测中成功实现。根据机械振动信号中突发噪声的特点,由 Turbo C 语言开发了针对不同类型的故障,用于判断、识别突发性的故障与噪声的程序。建立在小波分析原理上的算法能够对故障信号同时进行时、频域上的局部特性分析;同时较普通小波分解更有效地在频域上发挥其“聚焦”功能,较小波包分解算法则计算量大为减少,因而更具有通用性和自适应能力,在故障诊断、智能结构、半主动控制等方面有着良好的应用前景。

对工程系统的分析和研究,是由简单到复杂、一维到高维、稳态到瞬态、事后到实时、线性到非线性、单纯到多相耦合规律进行。近来飞速发展的小波分析方法,将沿着上述规律得到更广泛的实际应用。

参考文献

- 1 庄镇泉. 神经网络与神经计算机. 北京: 科学出版社, 1994
- 2 Mallat S. Zero-crossings of a Wavelet Transform. IEEE Trans on Information Theory, 1991, 37(4): 1019~ 1033
- 3 陈涛, 屈梁生, 耿中行. 小波分析及其在机械诊断中的应用. 机械工程学报, 1997, 33(3): 76~ 79
- 4 李世雄. 小波变换及其应用. 北京: 高等教育出版社, 1997
- 5 胡子谷, 宓为建, 石来德. 故障振动信号的小波包分解与诊断. 振动与冲击, 1998, 17(2): 54~ 59
- 6 Cohen L. Time-frequency Analysis: Theory and Applications. Prentice Hall, 1995
- 7 郑钢铁, P. D. McFadden. 机械振动信号的指数时-频域分布. 中国科学(E), 1997, 27(5): 411~ 417