

基于小波与 ART2 网络的实时状态识别

朱云芳¹, 戴朝华², 陈维荣²

(1. 西南交通大学峨眉校区计算机系, 峨眉 614202; 2. 西南交通大学电气工程学院, 成都 610031)

摘要: 构造出一类用递推公式进行小波变换的小波基, 提出此类小波的优化方法, 对其时频特性进行了分析。针对传统 ART2 网络只利用了模式的相位信息而丢失了幅度信息和网络的性能依赖于样本的学习顺序等不足, 提出了改进型 ART2 网络。对刀具 AE 信号进行递归小波分解, 提取特征并应用于改进的 ART2 网络识别刀具状态。实验结果表明, 递归小波能反映刀具状态信号的特征, 且实时性好。改进的 ART2 网络更具鲁棒性, 识别率为 100%, 训练耗时仅占传统 ART2 网络的 3.79%。

关键词: 优化递归小波; 改进型 ART2 网络; 刀具状态; 在线监测

Real-time Condition Recognition Based on Wavelets and Art2 Networks

ZHU Yunfang¹, DAI Chaohua², CHEN Weirong²

(1. Department of Computer & Communication Eng., E'mei Branch, South-west Jiaotong University, E'mei 614202;
2. School of Electric Eng., South-west Jiaotong University, Chengdu 610031)

【Abstract】 A general method of recursive mother wavelet is introduced, and an optimal method of wavelet construction is proposed too. Moreover, the time-frequency characteristics of recursive wavelet are analyzed. In view of the fact that traditional ART2 loses the amplitude information of input patterns and is sensitive to pattern sequence, an improved ART2 are presented. The AE signals of tool conditions are decomposed using a recursive wavelet from which the features are extracted and delivered to an improved ART2 network for fault recognition. The results show that recursive wavelet is convenient to analyze tool condition signals with real-time characteristics. The modified ART2 becomes more robust, and its consumed time accounts for only 3.79% that of traditional ART2, and the recognition rate is up to 100%.

【Key words】 Optimal recursive wavelet; Modified ART2 network; Tool condition; On-line monitor

传统的Fourier变换无法满足充分提取非平稳信号信息特征的要求, 而近年来发展起来的小波变换为之提供了有力工具^[1], 并已成功应用于刀具状态监测领域^[2]。传统的小波变换方法具有迅速捕获故障突变的能力, 基于塔式分解的离散小波变换得到诸多应用, 但与所有加窗的信号处理方法一样, 仍然存在数据窗长、实时性差的局限性, 不能进行实时分解^[3,4]。本文构造文献[4]系列的递归小波(可由递归算法实现变换的小波, 简称RW), 并提出优化此类小波的方法。同时针对传统ART2网络存在的不足^[5]提出改进型ART2网络。最后应用于刀具状态AE信号的分析, 旨在探讨具有实时性和鲁棒性的刀具状态识别的小波神经网络新方法。

1 递归小波的构造及其优化

只要所选小波满足 $\psi_1(t) = A_N(t)e^{-bt}$ ($A_N(t)$ 为 t 的 $N-1$ 次多项式, b 为常数)的形式, 其 z 变换便能化为 z^{-1} 的有理函数, 信号的小波变换就可通过递归算法实现^[3,4]。何正友^[4]以超高斯函数与多项式的乘积为基础, 辅以频移因子, 推导出该系列RW的通用构造方法, 他同时认为, 随着阶次 $N-1$ 的增加, 小波的频域局部化能力增强, 且窗面积减小。但因为涉及了更高次方系数的计算, 会影响计算速度, 所以一味地提高阶次以获得较优时频特性会付出相应的计算代价^[3]。那么, 在阶次一定的条件下, 能否构造出局部化能力最佳的递归小波呢? 本文以 $N-1=4$ 的小波为例, 进行讨论。

不失一般性, 设

$$\psi_1(t) = [\alpha_3(\sigma)^2 - \frac{\alpha_4(\sigma)^3}{2} + \frac{\alpha_5(\sigma)^4}{6}]e^{-\sigma t} e^{j\omega_0 t} u(t) \quad (1)$$

$$\alpha_i, \sigma, \omega_0 > 0, i = 2, 3, 4$$

令 $\alpha_5 = q\alpha_3, q > 0$ 。为了 $\psi(t) = \bar{\psi}_1(-t)$ 满足小波的容许条件^[1,3], 有

$$\alpha_4 = \frac{4}{3}\alpha_3, \sigma = \omega_0 / \sqrt{2q-1}, q > \frac{1}{2} \quad (2)$$

按小波变换的定义, 信号 $s(t)$ 的离散小波变换为

$$WT_\psi(k) = \sqrt{fT} \sum_{n=1}^{\infty} s(nT)\psi[f(nT - kT)] \\ = \sqrt{fT} [s(nT) * \psi_1(fnT)] \quad (3)$$

两边取 z 变换, 并整理得

$$WT_\psi(z)(1 + \sum_{i=1}^5 \lambda_i z^{-i}) = \sqrt{fT} S(z) (\sum_{i=1}^4 \delta_i z^{-i}) \quad (4)$$

再取 z 反变换, 并整理得小波变换系数的离散递归公式:

$$WT_\psi(f, k) = \sqrt{fT} \sum_{i=1}^4 \delta_i s(k-i) - \sum_{i=1}^5 \lambda_i WT_\psi(k-i) \quad (5)$$

作者简介: 朱云芳(1973-), 女, 硕士、讲师, 主研方向: 测控系统, 信号处理; 戴朝华, 博士生; 陈维荣, 博士、教授、博导

收稿日期: 2006-01-23 **E-mail:** zyfdch@126.com

其中： T 为采样周期， $f = 1/a$ 为小波变换尺度， $B = \sigma T / a$ ， $A = -(\sigma T - j\omega_0 T) / a$ ， $\lambda_1 = -5e^A$ ， $\lambda_2 = 10e^{2A}$ ， $\lambda_3 = -10e^{3A}$ ， $\lambda_4 = 5e^{4A}$ ， $\delta_1 = \alpha_3(1 - \frac{2}{3}B + \frac{q}{6}B^2)B^2e^A$ ， $\lambda_5 = -e^{5A}$ ； $\delta_2 = \alpha_3(-1 - 2B + \frac{11q}{6}B^2)B^2e^{2A}$ ， $\delta_3 = \alpha_3(-1 + \frac{2}{3}B + \frac{11q}{6}B^2)B^2e^{3A}$ ， $\delta_4 = \alpha_3(1 + \frac{2}{3}B + \frac{q}{6}B^2)B^2e^{4A}$ 。

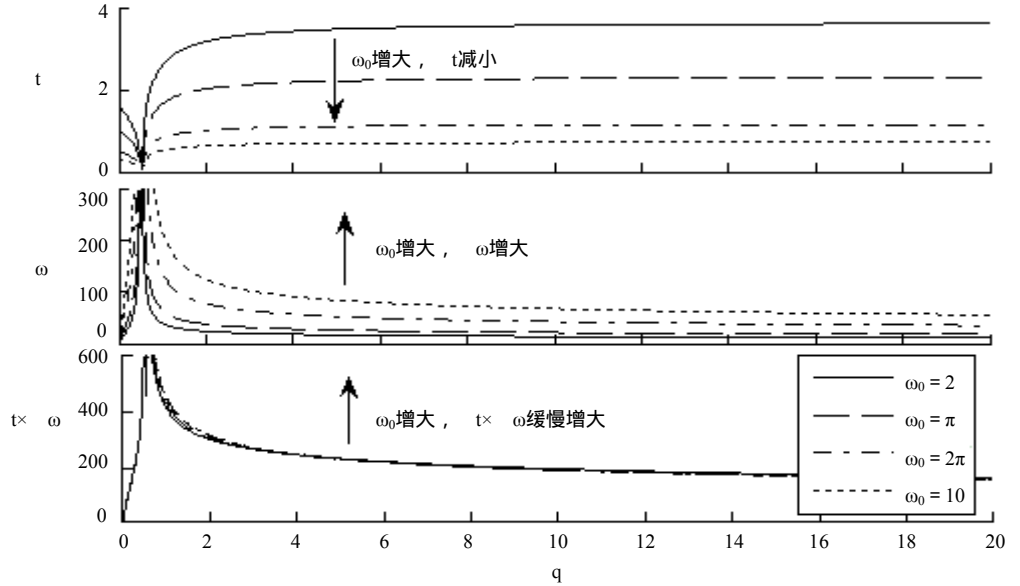


图1 t 、 ω 和 $t \times \omega$ 曲线(ω_0 取常数、 q 为自变量)

只要按式(3)计算前 $N=5$ 个小波变换系数的初值，便可利用式(5)向后递推运算，实现实时分解。取 $\alpha_3 = 1$ 、 $q = 2$ 、 $\omega_0 = 2\pi$ 就得到文献[3]的小波。

一般认为^[6]，小波分析结果在小波变换域的能量越集中，小波分析的效果就越好。在小波理论中，常用时窗宽度 Δt 与频窗宽度 $\Delta \omega$ 来分别评价信号的能量在时域和频域的集中程度：

$$\Delta t^2 = \frac{1}{E} \int_{-\infty}^{+\infty} t^2 |\psi(t)|^2 dt \quad (6)$$

$$\Delta \omega^2 = \frac{1}{2\pi E} \int_{-\infty}^{+\infty} \omega^2 |\hat{\psi}(\omega)|^2 d\omega \quad (7)$$

$$E = \int_{-\infty}^{+\infty} |\psi(t)|^2 dt = \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{+\infty} |\hat{\psi}(\omega)|^2 d\omega \quad (8)$$

本文的目的是根据具体的要求，寻找 $q = q^*$ 、 $\omega_0 = \omega_0^*$ ，使 $\Delta t = \min(\Delta t)$ 或 $\Delta \omega = \min(\Delta \omega)$ 或 $\Delta t \times \Delta \omega = \min(\Delta t \times \Delta \omega)$ 。这实际上是一个多约束、多目标的最优化问题，考虑到数学意义下的解析求解的复杂性，本文采用图示法确定较优解。图1是以 ω_0 取常数、以 q 为自变量时绘制的 Δt 、 $\Delta \omega$ 和 $\Delta t \times \Delta \omega$ 曲线。

从图1可知，随着 ω_0 的增加， Δt 呈下降趋势，而且在 $\omega_0 < 2$ 左右时下降明显，之后趋于平缓； $\Delta \omega$ 则呈线性递增； $\Delta t \times \Delta \omega$ 同样在 $\omega_0 < 2$ 时下降明显，并且在 $\omega_0 = 2$ 附近存在一个细微的极小值点(当 q 较小时比较明显)，之后一直较为平缓。作者同时以 q 取常数、 ω_0 为自变量绘制的曲线得出，随着 q 从 0.5 开始增加， Δt 呈上升趋势，而且在 $\omega_0 < 2$ 左右时上升明显，之后趋于平缓； $\Delta \omega$ 则在 $0.5 < q < 2$ 的范围内随着 q 的增加从无穷大急剧下降，之后趋于平缓； $\Delta t \times \Delta \omega$ 同样在 $q < 2$ 时下降明显，之后一直较为缓慢地下降，到 $q = 10$ 、尤其是 $q = 18$ 以后，下降已不很明显。综上所述，建议 $\omega_0 \in [2, 2\pi]$ 取值， $q \in [2, 10]$ 取值，具体根据实际问题对时频窗的要求选择。本文取 $\omega_0 = \pi$ ， $q = 2$ ，此时小波的时域和频域波形分别如图2所示。

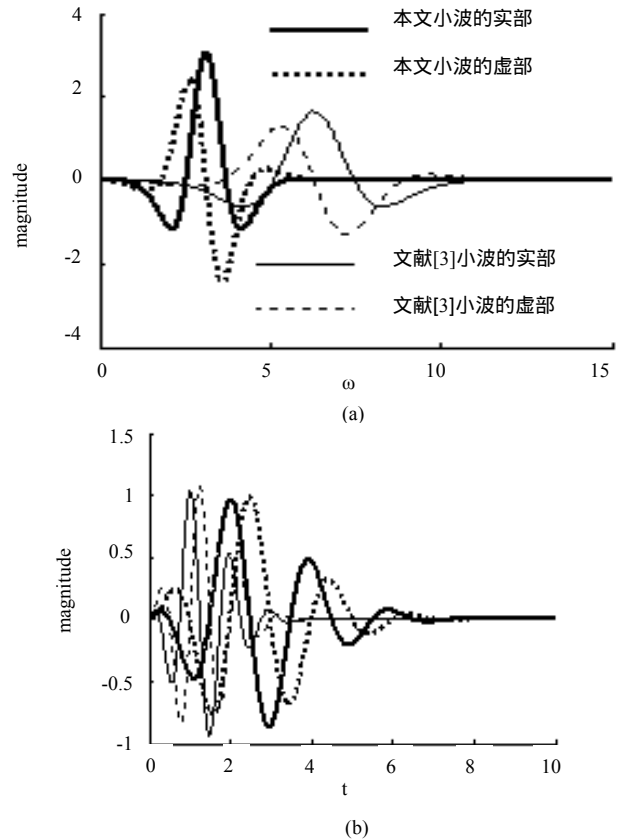


图2 递归小波的频域波形和时域波形

2 ART2 网络及其改进

ART2 网络^[5]可以实时学习，所以得到了广泛应用^[2]。ART-2 神经网络由注意子系统和调整子系统组成，其中注意子系统包括 F1 场、F2 场两个短期记忆层(STM)和处于 F1 场、F2 场之间的长期记忆层(LTM)。

F1 场为特征表达场，由包括求和、正规化和非线性处理 3 种运算的上、中、下 3 层组成。F2 场为类别表达场，分为上行滤波和下行反馈过程，它对由 F1 场送上来的模式 p 进行竞争选择。只有当匹配参数 ρ 大于预设警戒门限 ρ_c ，即发生所谓“谐振”时，才进行权值更新；否则，发生“复位”，进

入“搜索”阶段。

从ART-2神经网络的算法结构中不难看出,该网络存在不足^[5]:网络只利用了模式的相位信息,而丢失了幅度信息;同时,网络的性能依赖于样本的学习顺序。基于此,本文主要将原权值更新的学习策略式(9)改进为式(10)。

$$\Delta\omega_{ij}(k) = \alpha d(d-1) \left[\frac{z_j(k)}{d-1} - \omega_{ij}(k) \right] \quad (9)$$

$$\Delta\omega_{ij}(k) = \alpha d(d-1) F(\xi_{ij}) \left[\frac{\bar{z}_j(k)}{d-1} - \bar{\omega}_{ij}(k) \right] \quad (10)$$

其中, \bar{z}_j 为已经学习过的第 J 类(第 J 个输出神经元“胜出”且 $\rho \geq \rho_c$) 样本中所有 z_j 的均值;同时,对更新后的权值作同样的均值操作。经过此改进后,使同一类样本的网络更新趋于一致,不仅能降低网络性能对训练样本顺序的依赖,而且增强对噪声不敏感性,使网络性能更稳定; $F(\bullet) \in [0, 1]$ 为单调递增函数^[7],称为 z 与 $\omega(\omega')$ 的关联函数, $\xi \in [0, 1]$ 为关联度指标。

关联度指标有:灰色关联度及其改进型^[7]、匹配参数(式 11)、欧式距离法、夹角余弦法等。

$$\xi = \frac{z_j + \omega_{ij}}{e + |Z| + |\omega_i|} \quad (11)$$

关联函数 $F(\bullet)$ 有:多项式^[7]、指数^[7]、正切^[7]、高斯(式 12))等。

$$F(\xi) = e^{-\frac{(\xi-1)^2}{\delta}} \quad \delta > 0 \quad (12)$$

关联度指标反映 z 与 $\omega(\omega')$ 的相似度,根据空间向量运算,当二者相似度不高时,将使权值更新过于“激烈”,致使学习过程不“稳健”。此时,为了使网络更稳定,采用关联函数 $F(\bullet)$ 来进行弱化, $F(\bullet)$ 中的参数 α 、 b 、 r 、 δ 为弱化强度因子。

3 刀具故障识别

据统计,加工过程中 75% 以上的设备故障由刀具失效引起,在柔性制造系统(FMS)技术不断普及、生产高度自动化的今天,刀具状态的在线监测显得尤为重要。AE信号含有丰富的加工信息,它避开了切削过程中振动和音频噪声污染严重的低频区,在所感兴趣的频率范围内灵敏度较高;能抵御一定范围内切削用量的变化;同时,由于监测信号反映的是金属材料内部晶格变化情况,是刀具磨损状态监测最有效的信号之一^[2]。因此,本文采用AE信号进行分析。

AE信号本质上是非平稳信号,而FFT得到的只是信号采样时间内的平均频率,无法得到信号的细节成分,从而无法描述信号的瞬态特性,小波变换在时域和频域都有良好的局部化性质,特别适合于对非平稳信号的分析^[2]。递归小波变换基于一种满足实时要求的快速算法,不受分析窗的制约,能够灵活、实时地提取暂态特征,并保留原有的计算精度^[3,4]。采用上述优化时频特性的递归小波进行信号分析(5层分解示例如图 3),并提取方差、峭度系数、波形因素、均方根和小波特征熵构成特征向量。

采用上述改进型 ART2 网络,关联度指标采用匹配参数,关联函数采用高斯函数($\delta = 0.1$)。

在 CPU 为 P4 3.0GHz、内存为 512MB、系统为 Windows XP Professional 的 PC 机上实验编写的 MATLAB 7.0 程序,分

别用本文改进型 ART2 网络 and 传统 ART2 网络对 24 个样本进行识别(各参数如下: $N=25$ 对应特征向量维数, $M=4$ 对应刀具的 4 种状态; $a=10$; $b=10$; $c=0.1$; $d=0.7$; $=0.9$; $=0.6$ 128)。对应于正常切削(后刀面磨损带宽度 $VB=0\sim 0.05\text{mm}$)、初期磨损($VB=0.05\text{mm}\sim 0.1\text{mm}$)、中期磨损($VB=0.1\sim 0.5\text{mm}$)和严重磨损($VB=0.5\text{mm}\sim 0.7\text{mm}$)4 种状态,传统 ART2 获胜节点为[1 3 2 4],但对初期磨损的两个样本发生误判,误判率为 8.33%,而耗时高达 217.195s;改进型 ART2 获胜节点为[1 2 4 3],识别率 100%,耗时 8.241s,仅为传统 ART2 的 3.79%。

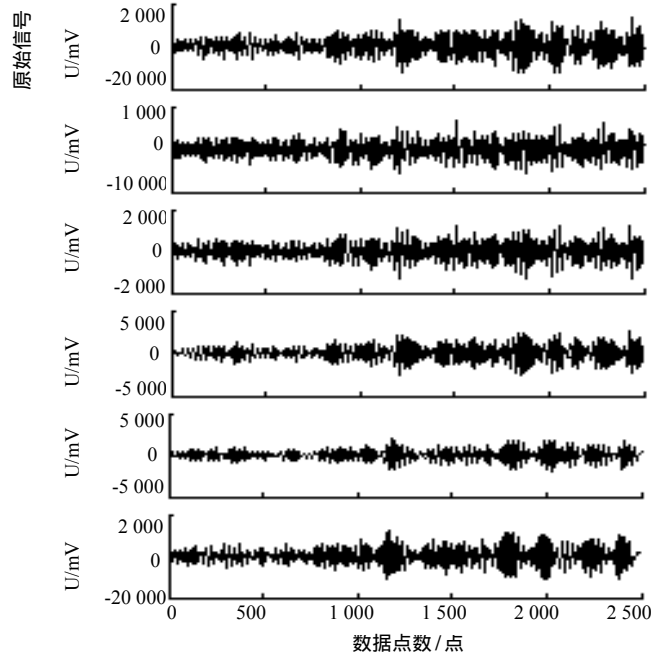


图 3 RW 小波 5 层分解示例

4 结论

递归小波变换基于一种满足实时要求的快速算法,不受分析窗的制约,能够灵活、实时地提取暂态特征,并保留原有的计算精度,本文的递归网络构造较好地具备了调节时频局部化的能力,对于迅速捕获设备非正常信息,在设备故障早期阶段就能发出预报,提高设备运行可靠性、最大限度地减少损失方面有着极其重要的意义。

本文改进的 ART2 网络性能更稳定,降低了其对样本输入顺序的敏感性,同时训练速度大大提高,更能满足实时性要求。

通过对刀具状态的 AE 信号的递归小波分析和 ART2 刀具状态识别仿真,结果表明,递归小波变换能够有效地实时提取刀具状态 AE 信号的频率和频段特征,ART2 能够适应刀具故障诊断的实时性和准确性的要求。

参考文献

- 1 Daubechies I. The Wavelet Transform Time-frequency Location and Signal Analysis[J]. IEEE Trans. on IT, 1990, 36(5): 961-1005.
- 2 Li Xiaoli. A Brief Review: Acoustic Emission Method for Tool Wear Monitoring During Turning[J]. International Journal of Machine Tools & Manufacture, 2002, 42 (1): 157-165.
- 3 任震,黄雯莹,黄群古,等.小波分析及其在电力系统中的应用[M].北京:中国电力出版社,2003:150-155.
- 4 何正友,王晓茹,钱清泉.一类递归小波的构造及其应用[J].电力系统自动化,2000,24(5):9-13.

(下转第 213 页)