

# 基于小波神经网络的切削刀具磨损识别<sup>\*</sup>

黄 华 李爱平

**【摘要】** 提出了一种基于小波神经网络的切削刀具状态监测方法,在采集切削加工功率信号的基础上,利用小波分解方法提取反映刀具磨损状态的信号特征量,利用小波神经网络的非线性模型和学习机制,实现刀具磨损状态的在线监测;针对多输入输出问题带来的网络规模大、收敛速度慢等问题,提出应用粒子群算法优化小波神经网络的方法,从而简化小波神经网络结构并加快收敛速度。仿真和应用实例证明,该方法比传统的基于BP的小波神经网络、GA优化的小波神经网络估计准确率高,消耗时间短。

**关键词:** 切削刀具 磨损 粒子群算法 小波神经网络

**中图分类号:** TH117.1; TG71 **文献标识码:** A

## Wear Detection on Cutting Tools Based on Wavelet Neural Network

Huang Hua Li Aiping

(Tongji University, Shanghai 200092, China)

### Abstract

Wavelet neural network (WNN) is used widely in tool wear detection, but the curse of dimensionality and shortage in the responding speed and learning ability is brought about by the traditional models. An improved WNN algorithm which combined with modified particle swarm optimization (PSO) was presented to overcome the problems. Based on the cutting power signal, the method has been used to estimate the tool wear. The Daubechies-wavelet was used to decompose the signals into approximation and details. The energy and square-error of the signals in the detail levels was utilized as characters which indicated tool wear, the characters were input to the trained WNN to estimate the tool wear. Compared with BP neural network, conventional WNN and genetic algorithm-based WNN, a simpler structure and faster converge WNN was obtained by the new algorithm, and the accuracy for estimate tool wear has been tested by simulation and experiments.

**Key words** Cutting tool, Wear, Particle swarm optimization, Wavelet neural network

## 引言

用于自动化切削过程中刀具状态实时监测的方法,目前主要有声发射法<sup>[1]</sup>、切削力法<sup>[2]</sup>、电流/功率法<sup>[3]</sup>、振动加速度法<sup>[4]</sup>和多种信息融合法<sup>[5]</sup>等。小波神经网络是基于小波分析理论而构成的人工神经网络模型<sup>[6]</sup>,它同时具备了小波变换良好的时频局部化和神经网络的学习能力,其预测精度和计算速度比神经网络有很大提高,非常适合解决函数逼

近、系统辨识及模式识别问题。小波神经网络有松散型和紧致型两种组织形式,前者是对信号进行小波分析,提取时频特征,然后利用神经网络进行刀具状态识别;后者是利用小波基取代 Sigmoid 函数作为神经元的激活函数,通过引入平移和伸缩因子,使网络具有更灵活有效的函数逼近能力和较强的容错能力。本文综合这两种形式的优点,利用小波变换分解加工中的功率信号,将不同尺度上信号的能量和方差作为网络的输入,刀具的磨损值作为输出。

收稿日期: 2007-06-29

<sup>\*</sup> 国家“863”高技术研究发展计划资助项目(项目编号:2007AA042002)和上海市“十五”重点科技攻关项目(项目编号:041111001)

黄 华 同济大学现代制造技术研究所 博士生, 200092 上海市

李爱平 同济大学现代制造技术研究所 教授 博士生导师

同时针对故障诊断作为多输入输出系统带来的网络规模增大、收敛速度慢等问题,提出粒子群算法(PSO)结合BP算法优化小波神经网络方法。

## 1 监控系统设计

### 1.1 工作原理

机床消耗功率的变化直接反映了刀具的磨损程度,利用电动机输入功率信号进行切削过程监控,具有测量设备不干扰切削过程、无需改造机床等优点,因此功率监控法具有广泛的应用前景。然而,由于切削点与测量点之间的中间环节多,带来的干扰也多,因此选用合适的信号处理方法是设计监控系统的关键。小波分析是广泛使用的信号时频分析工具,在机械故障分析与特征提取中有着重要的作用。由文献[7]可知:切削力信号的二阶矩对刀具磨损状态的变化反应最为敏感,因此可以利用小波分解后各尺度上信号的能量与方差作为指示刀具磨损的特征信号。这样得到的向量反映了刀具的磨损状态,通过某种映射关系得到刀具后刀面的平均磨损量  $V$ ,即

$$V = f(E_1, E_2, \dots, E_j, \sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_j) \quad (1)$$

式中  $j$ ——小波分解的尺度

由于神经网络可以表达任意复杂的非线性映射关系,因此可以通过它来实现式(1)描述的这一复杂映射。具体步骤是:获得刀具不同磨损时期的特征向量和相应的磨损量表;利用神经网络对此表进行学习,小于一定的误差后就可实现这种映射关系;利用学习好的神经网络进行磨损判断。

综上所述,构建刀具监测实验系统如图1所示。主轴电流信号由霍尔电流传感器获得,智能控制器自主开发,包括信号滤波、功率计算、信号处理、实时控制模块。当系统发现刀具已经磨损到临界值时,便启动紧急停机指令,同时提示用户更换刀具。

### 1.2 信号获取及其小波分解

采用上述方法构建小波神经网络,并用 PSO 方

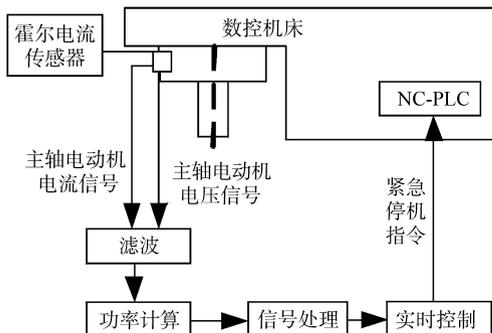


图1 刀具监测系统原理图

Fig.1 Principle of tool monitoring

法对小波网络进行优化,在配备 FANUC 系统的 XKB15 型数控铣床上进行实验。加工材料为 45 号钢,刀具类型为  $\phi 45$  硬质合金立铣刀,主轴转速 600 r/min,进给速度 72 mm/min,铣削深度为 10 mm。得到刀具在不同磨损状态下的几组典型信号,使用 Db4 小波对其进行 4 层小波分解后如图 2 所示。

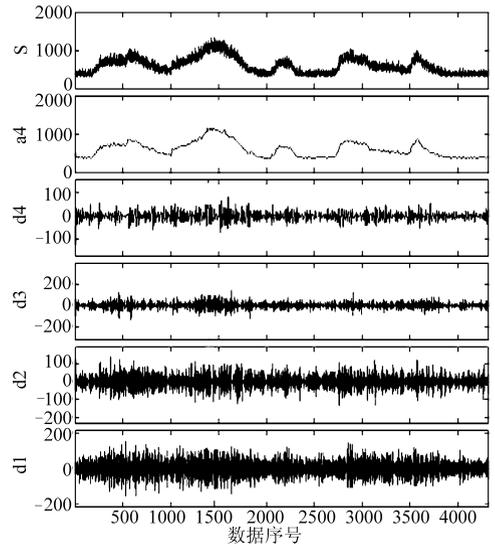


图2  $V=0.03$  mm时功率信号的小波分析

Fig.2 Wavelet decomposition ( $V=0.03$  mm)

图2中,S为原始信号,a4为近似信号,反映了信号的骨架,铣削用量的变化都在该层显示出来。d1~d4为细节信号,反映了不同频率信号的波形。定义各尺度上细节信号的能量为

$$E_j = \sum_{i=1}^N b_{j,i}^2 \quad (j=1,2,\dots,J) \quad (2)$$

式中  $b_{j,i}$ ——第  $j$  个尺度细节信号中第  $i$  个元素

$N$ ——采样点数  $J$ ——最大分解尺度

同时计算各尺度细节信号上的方差  $\sigma_j$  作为特征参数,将它与各尺度上细节信号的能量一起构成一个反映刀具磨损的特征向量。

采集一把新铣刀从开始切削到剧烈磨损的各个时期功率信号,并对它们进行小波分解,然后计算各尺度细节信号上的能量和方差,找出所有能量信号和方差信号中的最大值,进行归一化处理,作为输入小波网络的特征向量,同时测量后刀面的磨损量,得到 60 组训练样本,将其中 40 组作为训练样本,20 组作为验证样本。表 1 为 6 组样本实例。

### 1.3 小波网络设计

在构造小波神经网络时通过小波分解进行平移和伸缩变换,得到一簇小波函数系,可以用来表示和逼近任意函数。采用小波函数构成的单隐层小波神经网络,只要有足够多的隐层节点,就可以对任意非线性映射进行逼近。

设函数  $\phi(t)$  满足容许性条件

表 1 训练样本实例

Tab.1 Example of experimental data

序号	$E_1$	$E_2$	$E_3$	$E_4$	$\sigma_1$	$\sigma_2$	$\sigma_3$	$\sigma_4$	V/mm
1	0.031 0	0.065 2	0.210 1	0.199 3	0.005 2	0.008 1	0.010 1	0.014 2	0.033 1
2	0.018 5	0.054 0	0.152 3	0.210 1	0.004 8	0.007 0	0.012 0	0.018 3	0.081 0
3	0.022 1	0.052 3	0.145 0	0.234 8	0.003 8	0.008 5	0.011 5	0.014 9	0.110 1
4	0.019 2	0.061 0	0.162 5	0.330 1	0.004 3	0.007 8	0.012 4	0.017 4	0.128 7
5	0.024 2	0.055 3	0.142 2	0.250 6	0.005 0	0.007 5	0.011 8	0.016 7	0.134 0
6	0.021 1	0.062 2	0.182 0	0.328 9	0.004 1	0.008 5	0.014 4	0.018 7	0.142 4

$$C_\psi = \int_{\mathbf{R}} \frac{|\hat{\psi}(\omega)|^2}{|\omega|} d\omega < \infty \quad (3)$$

式中  $\hat{\psi}(\omega)$ ——函数  $\psi(t)$  的傅氏变换

以函数  $\psi(\omega) \in L^2(\mathbf{R})$  为母小波, 采用不同的平移和伸缩因子, 可生成一维小波函数系

$$\psi_{a,b}(t) = a^{-1/2} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) \quad (a, b \in \mathbf{R}^2) \quad (4)$$

式中  $\psi_{a,b}(t)$ ——伸缩因子  $b$ ——平移因子  
 $a^{-1/2}$ ——归一化系数

取上述一维小波函数系作为神经网络传递函数代替 Sigmoid 函数, 就构成了小波神经网络, 可以实现对任意函数的最佳逼近。

由于  $\psi_{a,b}(t)$  满足框架性质, 即存在两个常数  $0 < A \leq B < \infty$ , 使得对任意  $f \in L^2(\mathbf{R})$ , 有

$$A \|f\|^2 \leq \sum_{\rho \in \varphi} |\rho, f|^2 \leq B \|f\|^2 \quad (5)$$

这表明使框架  $\psi_{a,b}(t)$  中元素的所有线性组合的集合属于  $g(t) \in \psi_{a,b}(t)$ , 于是就有

$$g(t) = \sum_{k=1}^n \omega_k \psi\left(\frac{t-b_k}{a_k}\right) \quad (6)$$

式中  $n$ ——小波基的个数

对于具有  $m$  个输入的多输入网络, 式(6)变为

$$g(t) = \sum_{k=1}^n \omega_k \psi\left\{ \frac{\sum_{j=1}^m \omega_{jk} x_j - b_k}{a_k} \right\} \quad (7)$$

式(7)可用 3 层神经网络来表示, 如图 3。

设输入层神经元个数为  $j$ , 隐层神经元个数为  $k$ , 有  $N$  个学习样本  $(\mathbf{X}, \mathbf{Y})$ ,  $\mathbf{X}$  是输入向量  $(x_1, x_2, \dots, x_j)$ ,  $\mathbf{Y}$  是期望, 根据刀具及其磨损信号的特点, 选择检测信号奇异性的 Mexican hat 小波, 即

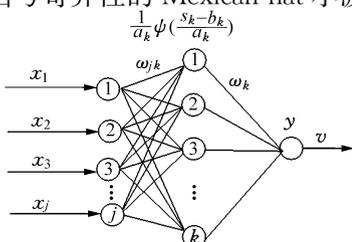


图 3 小波网络结构图

Fig.3 Graph of wavelet neural network

$$\psi(t) = (1-t^2)e^{-\frac{t^2}{2}} \quad (8)$$

隐层第  $i$  个神经元的输入为

$$s(k) = \sum_{j=1}^J \omega_{jk} x_j \quad (9)$$

则隐层第  $k$  个神经元的输出为

$$h_k = \psi_{a_k, b_k}(s_k) = \frac{1}{a_k} \left[ 1 - \left( \frac{s_k - b_k}{a_k} \right)^2 \right] e^{-\frac{(s_k - b_k)^2}{2a_k^2}} \quad (10)$$

则 WNN 的输出为

$$y = \sum_{k=1}^K \omega_k h_k \quad (11)$$

一批样本训练完毕后, WNN 输出的误差定义为

$$E = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N (\hat{y}_n - y_n)^2 \quad (12)$$

式中  $\hat{y}_n$ ——对应于第  $n$  个样本的理想输出

$y_n$ ——对应于第  $n$  个样本的实际输出

应用梯度下降法调整  $\omega_{jk}$ 、 $\omega_k$ 、 $a_k$  和  $b_k$ , 引入动量因子  $\alpha$  ( $0 < \alpha < 1$ ) 来加速收敛过程, 即

$$v(t+1) = v(t) - \xi \delta v + \alpha (v(t) - v(t-1)) \quad (13)$$

式中  $\xi$ ——学习率

$v$ ——参数  $\omega_{jk}$ 、 $\omega_k$ 、 $a_k$  和  $b_k$

## 2 决策算法优化

仿真发现, 采用上述小波神经网络可以解决切削刀具的故障检测问题, 但是由于该系统属于多输入输出的高维映射, 从而使网络规模增大, 进而导致计算复杂性激增及收敛速度减慢。因此有必要对小波网络的结构进行优化。粒子群优化算法<sup>[8]</sup>(PSO)是一类有着潜在竞争力的神经网络学习算法, BP 算法是一种应用最广泛的神经网络学习算法, 两者各有优缺点, 为了得到全局最优、速度较快的网络, 可采用 PSO 算法和 BP 算法结合的方法训练网络: 首先利用 PSO 算法的全局寻优和收敛速度快的特点, 训练网络的权值, 但 PSO 算法的收敛精度低, 微调差, 在最优解附近, 很难得到最优解, 再利用 BP 算

法具有无穷逼近能力,且局部寻优能力强等特点,在由 PSO 算法得到的一个接近最优解的空间中,使用 BP 算法进一步寻优,得到最优的网络权值。本文使用这种方法来优化小波网络。

2.1 PSO 算法

粒子群优化算法把每个优化问题的解当作搜索空间中的一个粒子,每个粒子在搜索空间中以一定的速度飞行,每个粒子的速度根据它本身的飞行经验和同伴的飞行经验来动态调整,然后定义一个适应度函数来衡量每个粒子解的优越程度。这样,每个粒子就可以根据自己和其他粒子的“飞行经验”群游,来达到从全空间搜索最优解的目的。每个粒子表示  $n$  维空间中的一个点,第  $i$  个粒子位置用  $x_i = [x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{in}]$  表示,其移动的速度用  $v_i = [v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{in}]$  表示,它在解空间中同时向 2 个点接近,一个点是整个粒子群中所有粒子在历代搜索过程中所达到的最优解,被称为全局最优解  $g$ ;另一个点则是每个粒子在历代搜索过程中自身所达到的最优解,这个解被称为个体最优解  $p$ 。如果第  $i$  个粒子的个体最优解表示为  $p_i = [p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{in}]$ ;全局最优解表示为  $g_i = [g_{i1}, g_{i2}, \dots, g_{in}]$ ,第  $k$  次迭代的粒子移动速度表示为  $v_i^k = [v_{i1}^k, v_{i2}^k, \dots, v_{in}^k]$ ,那么粒子的进化规则可表示为式<sup>[14~15]</sup>

$$v_{id}^k = \omega_1 v_{id}^{k-1} + c_1 r_1 (p_i - x_{id}^{k-1}) + c_2 r_2 (g_i - x_{id}^{k-1}) \quad (14)$$

$$x_{id}^k = x_{id}^{k-1} + v_{id}^k \quad (d \in [1, n]) \quad (15)$$

式中  $\omega_1$ ——惯性权重系数  $r_1, r_2$ ——随机数  $c_1, c_2$ ——速度进化调整系数  $d$ ——迭代次数

为了简化神经网络的结构,引入网络剪枝阈值变量  $\theta_{ij}$ ,用来增强进化方向的敏感性,弱化冗余连接,实现网络结构的自适应调整,本文把这种方法称为变结构 PSO 优化神经网络法。

2.2 基于 PSO-BP 优化小波网络的算法

在上述小波网络的设计中,参数  $\omega_{jk}, \omega_k, a_k$  和  $b_k$  可以看作一维输入向量,因此粒子  $i$  的位置可以表达为  $s(i) = [\omega_{jk}, \omega_k, a_k, b_k]$  ( $k = 1, 2, \dots, 8; j = 1, 2, \dots, 16$ ),粒子的适应度被定义为一次迭代所有样本误差的平方和,即

$$J(d) = \sum_{n=1}^N e_n^d = \sum_{n=1}^N (y_n - \hat{y}_n^d)^2 \quad (16)$$

式中  $J(d)$ ——适应值函数

在计算每个粒子的适应度过程中,将粒子的各个部分设为神经网络的初始权值和阈值,对每一个样本而言,都可以按 BP 网络的前向计算方法计算

出一个网络的输出值,然后计算误差。再按(16)式计算出所有样本误差的平方和,即该粒子的适应度。重复该过程,直至计算出所有粒子的适应度并更新粒子,如果达到最大迭代次数或满足预设精度,存储最后一次迭代的全局最优值中每一维的权值和阈值,再用 BP 算法对网络训练,找到网络的最优权值和阈值。

PSO-BP 算法的流程图如图 4 所示。

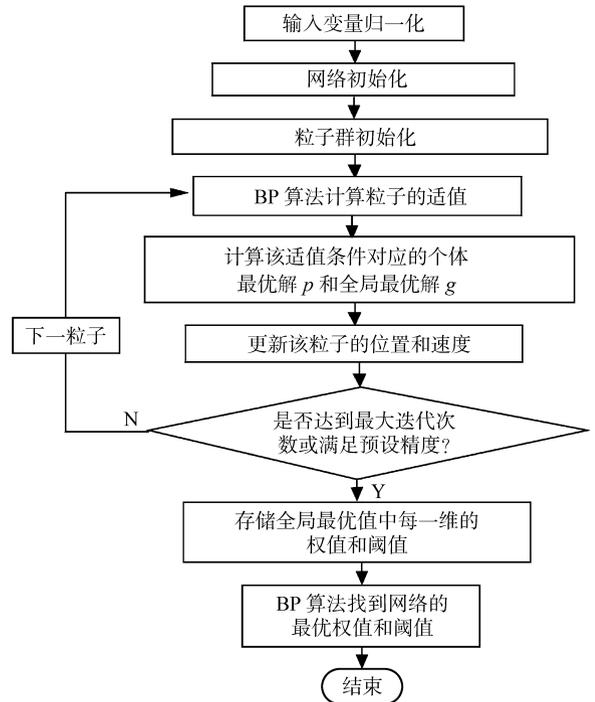


图 4 MPSO-WNN 算法流程图

Fig. 4 Process of MPSO-WNN algorithm

2.3 仿真和实验结果

依据经验设定隐层神经元的初始数目为 16 个, WNN 的结构为 8-16-1,把该方法与传统的基于 BP 算法的小波网络,基于 GA 方法优化的小波网络和基于 PSO 方法优化的小波网络<sup>[6]</sup>进行比较,图 5 列出了 4 种方法在  $10^3$  代内训练误差变化情况,从图中可以看出 PSO-BP 方法收敛的速度和精度明显优于其余两种方法。

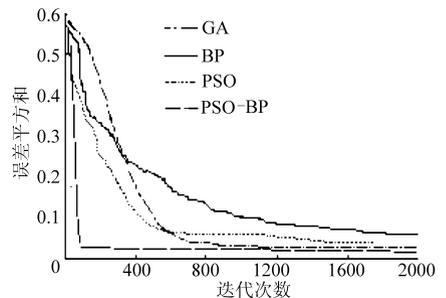


图 5 训练误差比较曲线

Fig. 5 Evolving process with different methods

为了证明本方法的优越性,运用传统的基于 BP

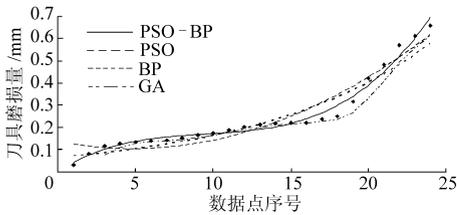


图 6 不同方法的预测结果

Fig. 6 Comparison of accuracy with different methods

的 WNN、GA 优化的 WNN 和基于 PSO 优化的 WNN 以及该算法来估计刀具的磨损。图 6 中的数据点是实验获得数据样本。可以看到, PSO-BP 方法优化的 WNN 能获得较高的估计精度。将估计误差在  $\pm 10\%$  内认为估计正确, 基于 BP、GA、PSO、PSO-BP 算法优化的 WNN 的估计准确率为 76%、84%、92%、97%; 耗时为 70、57、48、20 s。(计算机

配置为: CPU Pentium 3.0 GHz, 内存 512 MB)。

### 3 结束语

为了简化小波神经网络的结构, 缩短网络训练时间并提高估计精度, 提出了一种基于 PSO-BP 算法的优化方法, 将小波神经网络的联接权值、时频参数作为粒子的位置, 通过进化计算实现了参数的最优组合。仿真结果表明, 相比于传统的基于 BP 算法的小波网络和基于 GA 算法的小波网络, 以及单纯使用 PSO 方法的小波网络, 该方法具有网络结构简单、学习速度快的优点。将本方法应用到刀具磨损监控的实例中, 将小波分解后获得的信号能量和方差作为网络输入, 刀具磨损量作为输出, 结果表明该方法优化的小波神经网络获得了较高的估计精度, 同时耗费的时间大大减少。

### 参 考 文 献

- 1 陈超, 黄建龙. 神经元技术在刀具磨损状态分析中的应用[J]. 农业机械学报, 2006, 37(10): 207~210.
- 2 Huang S N, Tan K K, Wong Y S. Tool wear detection and fault diagnosis based on cutting force monitoring[J]. International Journal of Machine Tools and Manufacture, 2007, 47(3): 444~451.
- 3 Li Xiaoli. On-line detection of the breakage of small diameter drills using current signature wavelet transforms [J]. International Journal of Machine Tools and Manufacture, 1999, 39(1): 157~164.
- 4 李锡文, 杨明金, 谢守勇, 等. 铣削加工刀具磨损过程双谱分析[J]. 农业机械学报, 2007, 38(9): 143~146.  
Li Xiwen, Yang Mingjin, Xie Shouyong, et al. Bispectral analysis of cutter wear process in milling operation [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2007, 38(9): 143~146. (in Chinese)
- 5 李锡文, 杨明金, 谢守勇, 等. 基于神经网络信息融合的铣刀磨损状态监测[J]. 农业机械学报, 2007, 38(7): 160~163.  
Li Xiwen, Yang Mingjin, Xie Shouyong, et al. Wear condition monitoring of helical cutters based on neural network information infusion method [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2007, 38(7): 160~163. (in Chinese)
- 6 雷萍. 基于 PSO 优化的小波神经网络在刀具磨损识别中的应用[J]. 工具技术, 2007, 41(6): 91~94.  
Lei Ping. Application of PSO-based wavelet neural network in tool wear monitoring [J]. Tool Engineering, 2007, 41(6): 91~94. (in Chinese)
- 7 黄仁, 钟秉林. 机械制造过程中的工况监视与故障诊断[M]. 西安: 西安交通大学出版社, 1991.
- 8 李爱国, 覃征, 鲍复民, 等. 粒子群优化算法[J]. 计算机工程与应用, 2002, 38(21): 1~3.  
Li Aiguo, Qin Zheng, Bao Fumin, et al. Particle swarm optimization algorithms [J]. Computer Engineering and Applications, 2002, 38(21): 1~3. (in Chinese)