

doi:10.3969/j.issn.1673-9833.2013.03.014

遗传神经网络在数控机床刀具监测与控制系统中的应用

李大胜¹, 缪鹏程²

(1. 蚌埠学院 机械与电子工程系, 安徽 蚌埠 233030; 2. 西华师范大学 物理与电子信息学院, 四川 南充 637007)

摘要: 数控机床刀具磨损监测与磨损量估算对于提高机床加工的利用率, 减小由此带来的经济损失和安全隐患具有重要意义。提出了一种基于无线传输技术的数控机床刀具监测与控制系统, 利用遗传算法优化BP神经网络的算法诊断刀具磨损状态。通过采集刀具加工过程中的振动信号, 利用时频分析法提取反映刀具磨损状态的信号特征量作为神经网络的输入样本, 完成加工过程中刀具磨损状态的识别。试验结果表明: 该系统工作稳定, 识别结果较准确, 且具有较强的实用性。

关键词: 无线传输; 遗传神经网络; 刀具磨损; 数控机床

中图分类号: TP391

文献标志码: A

文章编号: 1673-9833(2013)03-0065-05

Application of GA-BP Neural Network in CNC Machine Monitoring and Control System

Li Dasheng¹, Miao Pengcheng²

(1. Department of Mechanical and Electronic Engineering, Bengbu College, Bengbu Anhui 233030, China;

2. College of Physics and Electronic Information, China West Normal University, Nanchong Sichuan 637007, China)

Abstract: Designed a CNC machine tools monitoring and control system based on wireless transmission technology and applied AG-based BP neural network optimization algorithm to the tool wear diagnosis. Collected the vibration signals in the process of tool machining, by means of time-frequency analysis method extracted the signal characteristic quantity which reflecting the tool wear condition as the neural network input sample, and completed the tool's wear condition recognition. The experiment result shows that the whole system works smoothly, its recognition result is accurate, and it is more practical.

Keywords: wireless transmission; GA-BP neural network; tool wear; CNC machine

0 引言

众所周知, 加工过程中最基本的加工要素为机床、工件、夹具和刀具, 而刀具是几个要素中最容易被损坏的, 也是造成机床设备损坏和切削加工安

全事故的主要原因^[1]。据统计, 因刀具破损和失效所引起的机床停机时间约占总故障停机时间的1/5~1/3, 尤其是铣削难加工材料时, 铣刀的磨损和破损不仅会严重影响生产效率, 而且增加了生产成本。因此, 对加工过程中的刀具进行监测是加工系统监测的重

收稿日期: 2013-01-27

基金项目: 安徽高等学校省级自然科学基金资助项目(KJ2013B134), 蚌埠学院自然科学基金资助重点项目(2011ZR01zd)

作者简介: 李大胜(1978-), 男, 安徽固镇人, 蚌埠学院副教授, 主要从事数控机床加工技术, CAD技术, 数控设备工况检测与故障诊断研究, E-mail: bbxyjdx@126.com

中之重^[2-3]。随着机械振动理论的发展和测量方法的成熟,利用机械振动信号对机械故障进行诊断和模式识别在国内外被广泛采用。研究表明,加工过程中的振动信号包含丰富的与刀具状态相关的信息,利用振动信号对刀具磨损状态进行识别已经成为研究的热点^[4-7]。

神经网络与经典的计算方法相比并非优越,但对那些不能用准确的数学模型表示的系统,如故障检测和诊断、数据特征值提取和信息的预测等,神经网络能够表现出极大地灵活性和自适应性,是一种十分有用的工具。刀具的磨损状态受多种因素影响,而这种影响是非线性的、模糊的,适合用人工神经网络方法去解决。

因此,本文提出了通过传感器检测刀具的振动信号,以凌阳 SPCE061A 单片机为主控芯片,利用 LabVIEW 软件、Matlab 软件、无线数据传输技术和虚拟仪器技术构建遗传神经网络的数控机床刀具监

测与控制系统。

1 刀具监测与控制系统设计

数控机床刀具监测与控制系统是由信号采集单片机子站、无线数据传输模块、监测主站和控制中心上位机 4 部分组成,系统结构如图 1 所示。采用加速度传感器检测刀具的振动信号,利用无线数据传输 PTR8000 模块将单片机监测子站采集的数据发送到监测主站,主站和控制中心 PC 机之间通过 RS232 通信。利用 LabVIEW 和 Matlab 软件一起编程的刀具磨损监测与分析软件完成对输入数据处理与模式识别,控制中心上位机系统可管理数控车间多个远程监测子站,当其中一个子站的刀具磨损识别为严重磨损时,中心计算机报警并控制数控机床紧急停机,同时提示用户更换刀具。系统设计模块化,采用总线结构,留有多个上位机与中央控制系统的通道便于扩展。

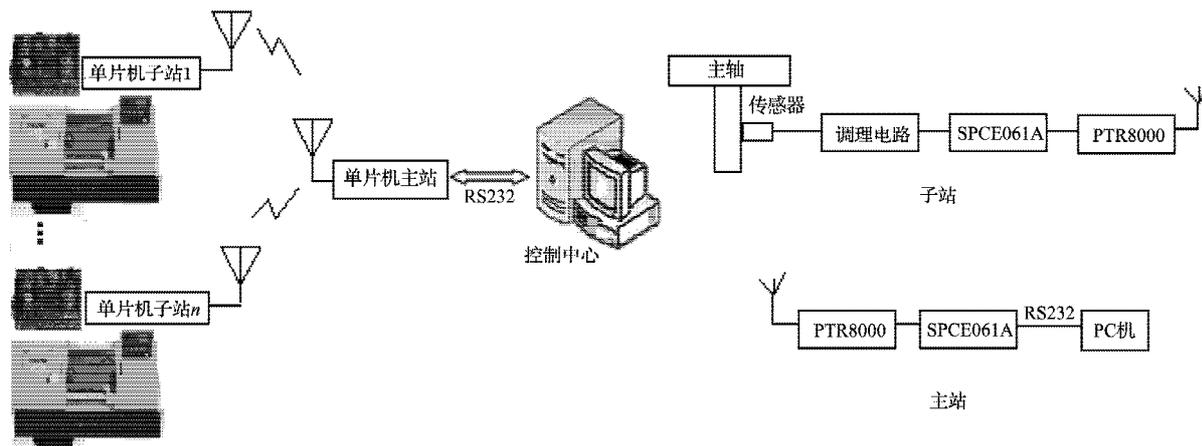


图1 系统组成结构图

Fig. 1 System composition structure

2 刀具磨损识别建模

人工神经网络因具有极强的学习能力、非线性映射和容错能力以及通过新的学习获得自适应性的能力,适合处理模糊的、非线性、含有噪音及模式特征不明确的问题,在模式识别与故障诊断等领域中应用日趋广泛^[8]。

刀具磨损是机械加工过程中的一个必然现象。随着切削时间的延长,刀具磨损增加,其过程可分为 3 个阶段:初期磨损阶段、正常磨损阶段、急剧磨损阶段。刀具磨损主要取决于工件材料、刀具材料的机械物理性能和切削条件等因素^[9],磨损是非线性的、模糊的。与传统的数据处理方法相比,刀具磨损识别更适合用人工神经网络方法解决。

2.1 GA-BP 神经网络原理

遗传算法 (genetic algorithm, GA) 是一种对自然界中生物的遗传和进化机理进行模拟而得到的一种高效、并行、随机全局搜索的优化算法。由于 BP (back propagation) 算法的实质是非线性优化问题的梯度下降搜索法,其对网络的初始权值异常敏感,不同的初始权值会导致完全不同的结果,不可避免地出现局部极小、收敛速度慢和引起网络振荡效应等问题^[10]。将 GA 和 BP 算法结合起来,利用遗传 GA 算法进化网络的连接权值和阈值,能较好地克服 BP 网络易陷入局部极小问题,达到优化网络的目的。本文在 BP 神经网络算法的基础上,利用实际训练样本通过 GA 的全局寻优能力优化神经网络的初始输入、隐含层、输出层的权值以及阈值,并以优化的神经网络进行训练

学习,从而建立基于GA优化的BP神经网络刀具磨损识别模型。

2.2 样本数据归一化处理

在信号采集的过程中不可避免地存在干扰和噪声,因此,利用LabVIEW软件中的Matlab Script节点调用Matlab函数对采集到的振动信号进行时域、频域和小波包分析,提取与刀具磨损敏感的信号特征量。由于输入样本属于不同量纲,故将所有的输入样本(训练样本和测试样本)特征参量进行归一化处理,其数值范围为[0, 1],

$$x' = (x - x_{\min}) / (x_{\max} - x_{\min}),$$

式中: x' 为归一化的特征数据;

x 为输入特征数据;

x_{\max} 为输入特征的最大值;

x_{\min} 为输入特征的最小值。

2.3 样本数据采集

本试验在蚌埠学院机械与电子工程系数控技术实验室的长征牌数控铣床上完成,该铣床的数控系统为FANUC 0i-M。使用3种不同磨损阶段的刀具分别切削45#钢试件,即未磨损阶段($VB=0$ mm)、正常磨损阶段($VB=0.2-0.5$ mm)、急剧磨损阶段($VB>0.5$ mm),检测刀具的振动信号,提取其特征参数。在不同的工况条件下,采用正交实验法进行大量试验,获得不同的样本数据,将这些样本数据训练BP神经网络。图2是在主轴转速为500 r/min,进给速度为50 mm/min,背吃刀量为0.5 mm,2种磨损量下刀具的振动信号波形和功率谱图。由图可知,随着切削时间的延长,刀具磨损的增加,振动信号的幅值也会随之增加,同时在几个频段内信号能量随着磨损的加剧出现了明显的变化。

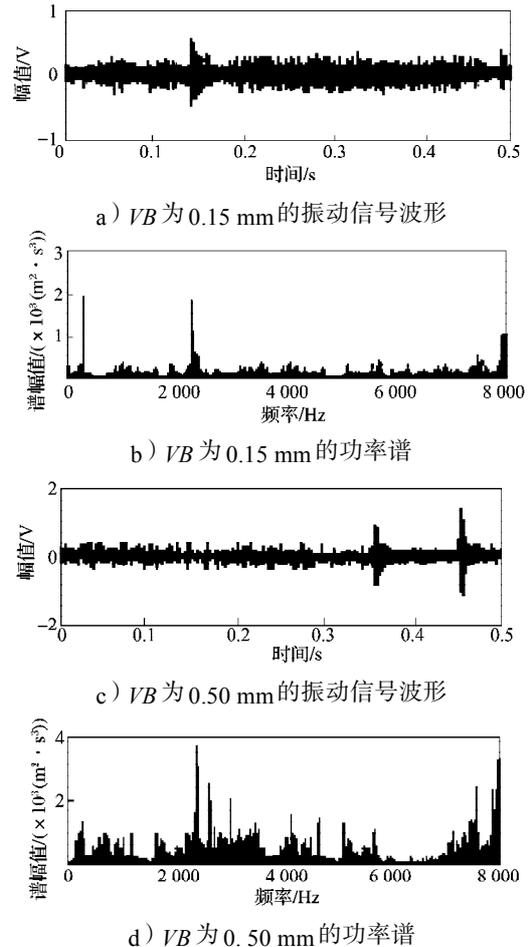


图2 不同磨损量下刀具的振动信号波形及功率谱图

Fig. 2 Vibration signal waveforms and power spectra under different tool wear

选取刀具振动信号的4个特征频段的能量和均值作为样本数据,归一化后的训练样本数据见表1,测试样本见表2。

表1 刀具磨损状态训练样本数据

Table 1 Tool wear training sample data

序号	样本特征值									刀具状态
1	0.030 223	0.050 979	0.017 371	0.013 230	0.274 52	0.296 460	0.284 60	0.283 02		初期磨损
2	0.012 320	0	0.063 883	0.027 062	0.262 85	0.253 230	0.361 92	0.296 12		
3	0.023866	0.057 818	0.045 361	0.071 838	0.284 81	0.343 260	0.353 33	0.357 34		
4	0.085 550	0.067 010	0.053 522	0.033 625	0.387 89	0.371 790	0.370 52	0.290 86		
5	0.051 203	0.061 392	0.033 625	0.067 715	0.359 59	0.351 000	0.291 70	0.357 34		
6	0.033 849	0.068 162	0.014 777	0.045 326	0.326 03	0.363 010	0.326 01	0.313 87		
7	0.162 710	0.187 060	0.167 710	0.149 480	0.432 20	0.451 100	0.433 30	0.451 10		正常磨损
8	0.172 940	0.164 090	0.223 040	0.170 14	0.484 71	0.459 880	0.449 26	0.439 28		
9	0.168 870	0.197 340	0.207 940	0.169 95	0.482 25	0.437 730	0.474 54	0.473 64		
10	0.226 080	0.214 520	0.188 490	0.200 500	0.451 27	0.448 870	0.465 03	0.432 59		
11	0.203 200	0.214 470	0.186 410	0.223 020	0.450 43	0.477 660	0.451 00	0.432 04		
12	0.191 910	0.203 230	0.176 650	0.211 530	0.467 78	0.485 640	0.490 96	0.459 90		
13	0.273 870	0.291 530	0.318 320	0.276 100	0.691 94	0.684 710	0.763 81	0.699 88		急剧磨损
14	0.276 100	0.257 030	0.253 760	0.361 290	0.749 97	0.875 890	0.692 34	0.701 51		
15	0.310 400	0.287 960	0.420 340	0.311 440	0.692 58	0.709 570	0.903 16	0.798 25		
16	0.358 210	0.329 190	0.350 960	0.359 930	0.748 52	0.864 210	0.706 65	0.697 54		
17	0.312 320	0.431 310	0.368 630	0.339 710	0.695 15	0.692 390	0.725 03	0.761 12		
18	0.339 300	0.413 880	0.368 990	0.339 830	0.726 94	0.694 420	0.686 86	0.915 76		

表2 刀具磨损状态测试样本数据
Table 2 Tool wear test sample data

序号	样本特征值								刀具状态
1	0	0.036 828	0.047 421	0.092 603	0.259 62	0.294 750	0.298 33	0.375 87	初期磨损
2	0.134 540	0.178 190	0.131 340	0.211 640	0.443 08	0.505 040	0.351 70	0.717 36	正常磨损
3	0.273 610	0.320 180	0.348 180	0.436 490	0.712 59	0.817 180	0.788 34	1.000 00	急剧磨损

2.4 BP神经网络模型设计

2.4.1 BP神经网络结构确定

将BP神经网络算法作为遗传算法的一个目标函数,函数的输出是预测样本的预测误差的范数,误差越小也就是网络预测的精度越高,在遗传算法中得到的该个体的适应度也就越大。BP神经网络的拓扑结构是根据样本的输入/输出参数个数确定的,这样就可以确定遗传算法的优化参数的个数,从而确定种群个体的编码长度。8个输入特征参量,3种输出磨损状态,因此,BP神经网络的输入层节点数为 $m=8$,输出层节点数为 $n=3$,隐含层节点数为 $s=2 \times m+1=17$ 。BP神经网络结构为8-17-1,共有 $8 \times 17+17 \times 3=187$ 个权值,17+3=20个阈值。

神经网络的隐含层神经元的传递函数采用S型正切函数 $\text{tansig}()$,输出层神经元的传递函数采用S型对数函数 $\text{logsig}()$,其输出模式为0或1,对应的刀具磨损的3种状态为:初期磨损(1,0,0)、正常磨损(0,1,0)、急剧磨损(0,0,1)。设输入样本矩阵为 P ,创建BP神经网络代码如下

```
net=newff(minmax(P),[hiddenum, outputnum],
{'tansig', 'logsig'},'trainlm');
```

网络训练是一个不断修正权值和阈值的过程,通过训练使网络输出的误差越来越小。网络训练利用Levenberg-Marquardt算法所对应的 $\text{trainlm}()$ 函数,以加快寻优收敛过程。网络训练参数设置为:训练次数为1000次,训练目标为0.01,学习速率为0.1。代码如下:

```
net.trainParam.epochs=1000;
net.trainParam.goal=0.01;
LP.lr=0.1。
```

2.4.2 遗传算法优化BP神经网络实现

遗传算法优化BP神经网络是用遗传算法优化BP网络的初始权值和阈值,使优化后的BP网络能够更好地进行样本预测。遗传算法优化BP神经网络主要包括:种群初始化,适应度函数计算,选择算子,交叉算子和变异算子。基本遗传算法可定义为一个7元组,即

$$GA=(M, F, s, c, m, p_c, p_m)$$

式中: M 为群体大小;

F 为个体适应度评价函数;

s 为选择操作算子;

c 为交叉操作算子;

m 为变异操作算子;

p_c 为交叉概率;

p_m 为变异概率。

遗传算法运行参数见表3。

表3 遗传算法参数表

Table 3 Genetic algorithm parameter table

种群大小	最大遗传代数	变量的二进制位数	交叉概率	变异概率	代沟
50	100	10	0.7	0.01	0.95

2.5 算法流程

基于遗传算法优化的BP神经网络刀具磨损状态识别系统的算法流程主要分为:BP神经网络的结构确定、遗传算法优化的权值和阈值、BP神经网络的训练和预测。在Matlab环境下,运用遗传算法工具箱(Sheffield遗传算法工具箱)和Matlab编程语言实现本算法。算法流程如图3所示。

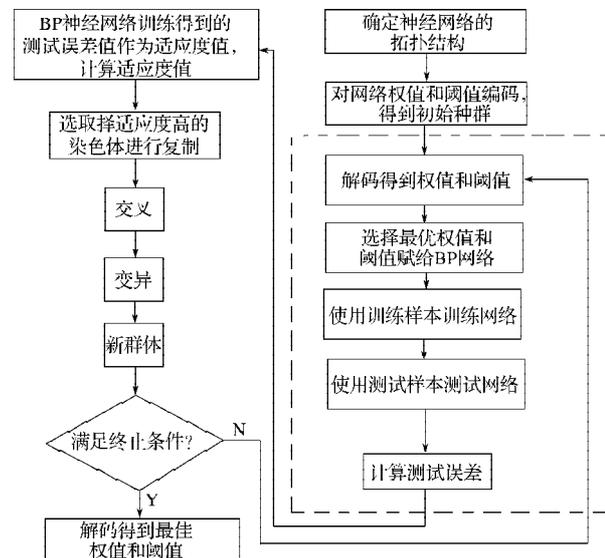


图3 遗传算法优化BP神经网络算法流程

Fig. 3 The process for genetic algorithm to optimizing BP neural network algorithm

3 试验结果与分析

根据实际的刀具材料和工件将刀具的状态分为初期磨损、正常磨损、严重磨损3种等级,使用表1中18个样本作为训练数据训练网络,每一个磨损状态等级抽取6组样本。

根据学习样本和网络参数进行训练,图4为优化权值和阈值的训练误差曲线。

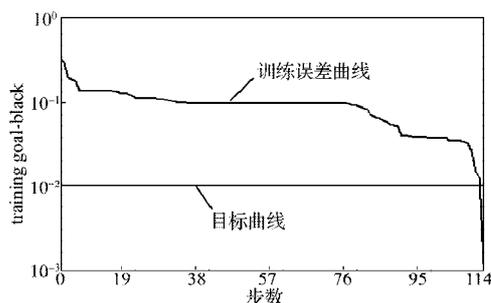


图4 优化权值和阈值的训练误差曲线

Fig. 4 The training error curve for optimizing the weights and thresholds

由图4可知,使用遗传算法优化权值和阈值的训练误差为0.001 180 06,训练步数为114步,可见其训练结果较好。

对训练好的网络进行测试,将表2中的测试样本输入网络中,测试结果见表4。

表4 测试样本预测结果

Table 4 The prediction results of test samples

刀具状态	目标输出	实际输出		结果
初期磨损	1, 0, 0	1.000 0	0	0.001 8 正确
正常磨损	0, 1, 0	0.000 1	1.000 0	0.001 3 正确
急剧磨损	0, 0, 1	0	0	0.999 9 正确

测试样本的仿真误差为0.002 253 6,训练样本的仿真误差为0.1307 840 0,可见测试样本的识别结果是正确的。

4 结语

随着生产自动化程度的不断提高和许多先进制造设备的广泛使用,制造业正在发生着一场深刻的变革,正朝着高度自动化、集成化、无人化方向发展。本文提出了利用遗传算法优化BP神经网络的方法来构建刀具磨损状态识别系统。以刀具振动信号特征参量作为神经网络的输入样本,判断刀具磨损状态,并通过试验验证了该系统的可靠性和实时性。试验结构表明,本系统能准确地识别和预测刀具磨损状态,具有较强实用性,对降低废品率,保证刀具切削性能,增加刀具使用寿命,提高生产自动化程度与生产安全均具有重要的意义。

参考文献:

[1] 陈勇,周志平,洪小丽.数控切削过程中的刀具破损在线监控[J].组合机床与自动化加工技术,2008(6): 52-54.
Chen Yong, Zhou Zhiping, Hong Xiaoli. The On-Line

Monitoring System of Tool Breakage in Numerical Control Cutting[J]. Modular Machine Tool & Automatic Manufacturing Technique, 2008(6): 52-54.

[2] 邱炎儿.浅谈数控机床刀具磨损的监测方法[J].长春理工大学学报:高教版,2010,5(4):180-181.
Qiu Yaner. The Method for Tool Wear Monitoring of CNC Machine Tools[J]. Journal of Changchun University of Science and Technology: Higher Education Edition, 2010, 5(4): 180-181.

[3] Pedersen K B. Wear Measurement of Cutting Tools by Computer Vision[J]. International Journal Machine Tools and Manufacture, 1990, 30(1): 131-139.

[4] 关山,康晓峰.在线金属切削刀具磨损状态监测研究的回顾与展望 I:检测信号的选择[J].机床与液压,2010,38(11):127-131.
Guan Shan, Kang Xiaofeng. Review and Perspective of the Research of On-Line and Indirect Metal Cutting Tool Condition Monitoring I: The Selection of Monitoring Signals[J]. Machine Tool & Hydraulics, 2010, 38(11): 127-131.

[5] Alonso F J, Salgado D R. Analysis of the Structure of Vibration Signals for Tool Wear Detection[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2008, 22(3): 735-748.

[6] 杨永.基于切削力的小波神经网络刀具磨损状态监测[J].机床与液压,2009,37(7):250-252.
Yang Yong. Monitoring of Cutting Tool Wear Based on Cutting Force by Using Wavelet Neural Network[J]. Machine Tool & Hydraulics, 2009, 37(7): 250-252.

[7] 李敏.基于粒子群优化神经网络的刀具磨损状态监测技术研究[D].成都:西南交通大学,2012.
Li Min. Study on Cutting Tool Wear Condition Monitoring Based on Particle Swarm Optimized Neural Network[D]. Chengdu: Southwest Jiaotong University, 2012.

[8] 高隽.神经网络原理及仿真实例[M].机械工业出版社,2003:58-78.
Gao Juan. Artificial Neural Network Principle and Simulation Instances[M]. China Machine Press, 2003: 58-78.

[9] 陆剑中,孙家宁.金属切削原理与刀具[M].5版.机械工业出版社,2011:115-139.
Lu Jianzhong, Sun Jianing. Metal Cutting Principle and Tool [M]. 5th ed. China Machine Press, 2011: 115-139.

[10] 王计生,喻俊馨,黄惟公.小波包分析和支持向量机在刀具故障诊断中的应用[J].振动、测试与诊断,2008,28(3):273-276.
Wang Jisheng, Yu Junxin, Huang Weigong. Application of Wavelet Package Analysis and Support Vector Machine to Fault Diagnosis of Cutting Tool[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2008, 28(3): 273-276.