

文章编号: 1002-0411(2002)06-534-04

基于随机模糊神经网络的刀具磨损量软测量技术

王军平¹ 敬忠良² 王 安¹

(1. 西北工业大学自动控制系 西安 710072; 2. 上海交通大学航空航天信息与控制研究所 上海 200030)

摘要: 刀具磨损检测对于提高加工过程的自动化、高精度化、智能化具有重要意义. 本文通过检测电流信号基于随机模糊神经网络建立了刀具磨损量的软测量模型. 该模型的创新之处在于利用切削参数实时地调整网络的部分参数, 从而可以减小切削参数与电流信号之间关系对于刀具磨损估计的影响并且使得模型具有动态性、实时性. 实验验证表明该方法是正确而有效的.

关键词: 数控系统; 刀具磨损估计; 软测量技术; 随机模糊神经网络

中图分类号: TP13

文献标识码: B

TOOL WEAR ESTIMATION BY SOFT-SENSING TECHNOLOGY BASED ON STOCHASTIC FUZZY NEURAL NETWORK

WANG Jun-ping¹ JING Zhong-liang² WANG An¹

(1. Department of Automatic Control, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072

2. Institute of Aerospace Information and Control, Shanghai Jiaotong University, Shanghai 200030)

Abstract: Tool wear measurement would be a great significance for improving the automation, accuracy and intelligence of the manufacturing process. Through measuring the electric current signal, the soft-sensing model used for tool wear estimation based on stochastic fuzzy neural network(SFNN) is presented in this paper. In the model, the cutting parameters are used to adjust several parameters of SFNN on line, so the influence on the tool wear estimation by the relation of the electric current signal and the cutting parameters is eliminated and the model is dynamic. The experimental results have shown the effectiveness of this method.

Keywords: CNC, tool wear estimation, soft-sensing technology, stochastic fuzzy neural network

1 引言(Introduction)

刀具磨损检测是自适应加工过程中的重要课题,也是保证自动化加工顺利进行的前提之一.对于刀具磨损的检测需求来源于两个方面:一方面是由于状态识别,从而完成自动化加工中的刀具监控;另一方面是进行加工误差补偿.对于刀具状态的测量,目前还缺乏有效的手段.目前还主要处于研究阶段,虽然不断有新方法、新技术涌现,但总体来说,实现技术比较复杂、实现代价比较昂贵,一时还难以实用化.一般来讲,刀具磨损检测多采用间接方法,最为常见也最为有效的便是利用切削力、电机电流、声发射信号进行估计.由于切削力信号检测法需要专门的测力装置,一种加工方式对应一种测力系统,尤其对于单件或小批量加工方式不适用;另外一个原因就是测力装置的安装需要对机床作一些改动,改变

机床结构.通过检测电流信号来检测刀具磨损是最受欢迎的方法.因为其安装方便,对机床不用作改动,成本较低.目前,对于刀具磨损检测大多数研究者的工作集中在定性分类上,采用方法多为计算智能技术,包括模糊逻辑、神经网络、小波技术、遗传算法以及它们的综合与集成^[1-3].定性分类的结果仅能满足刀具监控的需要,若能结合定量估计则不但能提高刀具监控的能力,又能满足误差补偿方面对于刀具磨损量估计的需要,从而提高加工中心的自动化、高精度化、智能化.

文献[4,5]对考虑输入输出数据含噪声污染的一类随机模糊神经网络(SFNN)进行了研究并通过仿真表明该系统由于引入了随机的概念,使网络能更有效地防止噪声的干扰.可以说基于SFNN的建模与预测是一种更有效更有发展前景的方法.因此,

本文利用主轴电流和进给电流信号基于随机模糊神经网络提出了一种刀具磨损量软测量技术,即通过电机电流信号并考虑切削参数对电流信号的影响利用 SFNN 作为估计磨损量的软测量模型来估计刀具的磨损量. 实验验证表明该方法是正确而有效的.

2 随机模糊神经网络(Stochastic fuzzy neural network)

SFNN 的结构如图 1 所示,一共有五层. 第 1 层的节点是输入节点,它代表输入语言变量. 第 2 层的

$$y = f(x) = \frac{\sum_{l=1}^L \frac{\bar{y}_s^l}{\delta_s^l} \exp\left[-\left[\frac{\bar{y}_s^l - m_s^l}{\delta_s^l}\right]^2\right] \prod_{i=1}^n \exp\left[-\frac{(x_i - m_{F_i}^l)^2}{\sigma_{F_i}^l + \sigma_{x_i}^l}\right]}{\sum_{l=1}^L \frac{1}{\delta_s^l} \exp\left[-\left[\frac{\bar{y}_s^l - m_s^l}{\delta_s^l}\right]^2\right] \prod_{i=1}^n \exp\left[-\frac{(x_i - m_{F_i}^l)^2}{\sigma_{F_i}^l + \sigma_{x_i}^l}\right]} \quad (1)$$

式中, $\bar{y}_s^l, m_s^l, \delta_s^l, m_{F_i}^l, \sigma_{x_i}^l$ 和 $\sigma_{F_i}^l$ 是可调参数,可通过参数学习算法确定. 隐层最优节点数即最优模糊规则数可通过结构学习算法确定. 对于详细的 SFNN 的参数学习算法和结构学习算法参考文献 [4, 5]. 在非随机情况下, 即当 $\sigma_{x_i}^l = 0$ 及 $\bar{y}_s^l = m_s^l$ 时, SFNN 又退化为单值模糊神经网络(FNN). 因此, SFNN 更具有一般性.

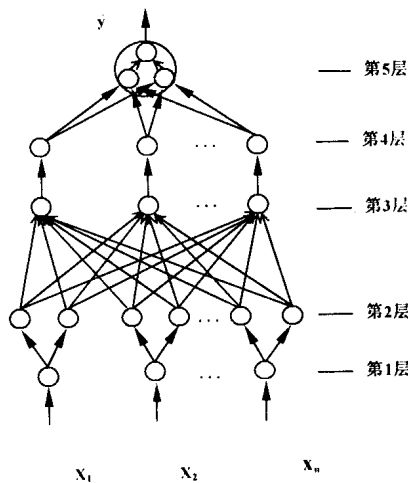


图 1 多层前向 SFNN 的结构图

Fig. 1 Fig. 1 A multiple layer feed-forward SFNN

3 刀具磨损量软测量模型(Tool wear estimation by Soft-sensing technology)

3.1 切削参数对电流信号的影响

以钻削过程为例: 电流信号不但与刀具磨损量 $w(\text{mm})$ 有关, 与切削参数即切削速度 $v(\text{m}/\text{min})$ 、进给速度 $v(\text{mm}/\text{rev})$ 、刀具参数如钻头直径等也有很大的关系. 此外, 加工材料、刀具材料也会影响电流

节点是模糊产生器节点, 它把输入变量模糊化. 第 3 层的每个节点是一规则节点, 它代表模糊规则, 第 3 层的所有节点形成模糊规则库, 模糊规则数将通过结构学习来确定最优值. 第 4 层是模糊推理机节点. 第 3 层和第 4 层的连接作为神经模糊推理机, 它能避免规则匹配过程. 第 5 层的节点是输出或模糊消除器节点, 它把模糊集映射成一确定点. SFNN 中的模糊逻辑采用非单值模糊产生器, 乘积推理规则, 改进型中心平均模糊消除器和高斯隶属函数. 对于多入单出的随机模糊神经网络, 其输入输出关系为:

信号的大小. 因此要通过检测电流信号来估计刀具磨损量, 首先得分析刀具磨损状态与电流信号的关系. 研究表明^[3]: 随着刀具磨损加剧, 电流信号幅值增加, 这是因为刀具与工件之间的摩擦增加所致的. 同时, 主轴电流信号和进给电流信号随着刀具磨损几乎成线性关系, 发现刀具磨损对进给电流信号的影响较主轴电流大; 电流信号随着钻头直径的增加而增加. 进给电流几乎与刀具直径成线性关系, 主轴电流信号与刀具直径成平方关系; 随着切削速度的增加电流信号的幅值增大; 进给速度增加时电流信号的幅值增大.

由上述结论可知, 在钻削过程中刀具磨损、主轴速度、进给速度和刀具直径都会对电流信号产生影响. 因而, 建立切削过程中的电流信号模型时都得考虑上述因素, 显然用简单的数学模型很难描述上述因素间的关系.

3.2 软测量技术

近年来, 软测量技术的研究受到国内外学者的广泛重视. 国际著名控制专家 McAcoy 指出软测量技术是未来过程控制重点研究发展方向的首位. 所谓软测量是指利用软件手段, 对因技术经济原因不能很快或容易地进行在线检测的主导变量的值进行估计. 其基本原理是: 根据一定的优化准则, 选择一组与主导变量有密切关系的、较易在线精确测量的过程量(或称辅助变量), 根据它们的值以及事先构造好的辅助变量与主导变量之间的关系模型, 用软件手段实现对主导变量的实时在线估计.

建立刀具磨损量软测量模型的主要目的为: 当检测到电流信号的幅值以及当时的切削条件时, 根据模型就可以直接估算出刀具的磨损量. 这个软测

量模型实际上就是要建立电流信号与刀具磨损量之间的关系式. 由以上分析, 选择刀具磨损量为主导变量, 切削速度 v (m/m in)、进给速度 f (mm/rev)、刀具参数如钻头直径以及主轴电流的幅值 I_s 和进给电流的幅值 I_f 为辅助变量来建立软测量模型. 由于因素间的复杂性, 可用随机模糊神经网络来建立该模型. 由于主轴电流信号和进给电流信号随着刀具磨损几乎成线性关系但又受到切削参数的影响, 因此, 本文利用实时的切削参数根据电流信号与切削参数之间的回归模型所确定的模型计算值作为随机模糊神经网络中规则前件的模糊集合隶属函数 $\mu_{F_i^l}(y)$ 的中心值 $m_{F_i^l}$, 随机模糊神经网络中的其他参数仍然通过参数学习算法以及结构学习算法来获得. 则该随机模糊神经网络同文献[4, 5]介绍的模型的不同之处在于该模型为动态模型, 即考虑了切削条件的变化, 从而该模型具有实时性. 软测量模型的原理框图如图 2 所示.

3.3 电流信号与切削参数之间的回归模型

钻削过程中电流信号 I 与切削速度 v 、进给速度 f 、刀具直径 d 、刀具磨损量 w 相关. 假设主轴电流的幅值 I_s 和进给电流的幅值 I_f 满足下式:

$$I_s \propto a_0 v^{a_1} f^{a_2} d^{a_3} \quad (2)$$

$$I_f \propto b_0 v^{b_1} f^{b_2} d^{b_3} \quad (3)$$

式中, a_0, b_0 为刀具和工件材料以及其他因素的影响指数; a_i, b_i ($i=1, 2, 3$) 为切削参数的影响指数.

由上式知, 在一定的切削条件下, 刀具磨损状态一定时, 输出一个对应的电流值, 为方便计算对上式取对数可得:

$$\lg I_s \propto a_0 + a_1 \lg v + a_2 \lg f + a_3 \lg d \quad (4)$$

$$\lg I_f \propto b_0 + b_1 \lg v + b_2 \lg f + b_3 \lg d \quad (5)$$

假设模糊规则有 l 条即由回归模型输出 l 个值作为 $m_{F_i^l}$, 从而相应地有如下 l 组不同的表示式:

$$\lg I_{s_i} \propto a_{i0} + a_{i1} \lg v + a_{i2} \lg f + a_{i3} \lg d, \quad (i=1, \dots, l) \quad (6)$$

$$\lg I_{f_i} \propto b_{i0} + b_{i1} \lg v + b_{i2} \lg f + b_{i3} \lg d, \quad (i=1, \dots, l) \quad (7)$$

设样本数为 n , 以主轴电流为例建立回归模型, 即确定式(6), (7)中的系数. 根据刀具磨损量将样本数分为 l 类, 记第 i 类的样本数为 n_i , ($i \leq l$) 将(6)式写成矩阵形式有:

$$Y = AX \quad (8)$$

$$Y = \begin{pmatrix} Y_1 \\ Y_2 \\ \vdots \\ Y_l \end{pmatrix}_{l \times 1} = \begin{pmatrix} \lg I_{s_1} \\ \lg I_{s_2} \\ \vdots \\ \lg I_{s_l} \end{pmatrix}_{l \times 1},$$

$$A = \begin{pmatrix} A_1 \\ A_2 \\ \vdots \\ A_l \end{pmatrix}_{l \times 1} = \begin{pmatrix} a_{10} & a_{11} & a_{12} & a_{13} \\ a_{20} & a_{21} & a_{22} & a_{23} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ a_{l0} & a_{l1} & a_{l2} & a_{l3} \end{pmatrix}_{l \times 4},$$

$$X = \begin{pmatrix} 1 \\ \lg v \\ \lg f \\ \lg d \end{pmatrix}_{4 \times 1} \quad Y_i = A_i X \quad (i \leq l) \quad (9)$$

则(9)式中的系数阵可由最小二乘法确定, 如下式:

$$A_i^T = (X_i^T X_i)^{-1} X_i^T Y_i \quad (10)$$

式中:

$$Y_i = \begin{pmatrix} \lg I_{s_{i1}} \\ \lg I_{s_{i2}} \\ \vdots \\ \lg I_{s_{in_i}} \end{pmatrix}_{n_i \times 1}, \quad A_i^T = \begin{pmatrix} a_{i0} \\ a_{i1} \\ \vdots \\ a_{i3} \end{pmatrix}_{4 \times 1},$$

$$X_i = \begin{pmatrix} 1 & \lg v_{i1} & \lg f_{i1} & \lg d_{i1} \\ 1 & \lg v_{i2} & \lg f_{i2} & \lg d_{i2} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 1 & \lg v_{in_i} & \lg f_{in_i} & \lg d_{in_i} \end{pmatrix}_{n_i \times 4}$$

3.4 软测量模型建模流程

给定样本集后, 建立软测量模型的步骤为:

(1) 利用样本集中的切削参数集根据式(6)~(10)建立电流信号与切削参数之间的回归模型, 然后据此求得 SFNN 的参数 $m_{F_i^l}$;

(2) 利用样本集中的电流信号与实测磨损数据集进行 SFNN 中其他参数和结构学习;

软测量模型实际就是回归模型和 SFNN 的集成. 在使用时, 模型的输入参数包括实时的电流信号和切削参数. 首先根据切削参数求出 SFNN 的参数 $m_{F_i^l}$, SFNN 的其他参数为训练所得参数; 然后由电流信号利用 SFNN 即可求得刀具磨损量.

4 仿真实验(Simulation experiment)

为验证理论的正确性, 本文将前面所提出的软测量模型用于钻削过程中刀具磨损检测. 刀具磨损

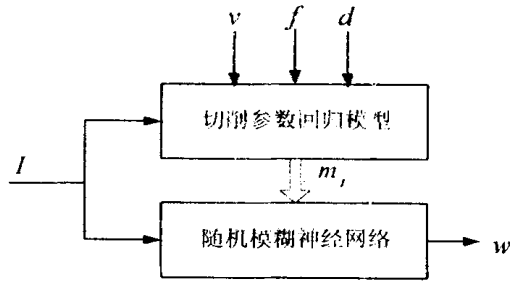


图 2 软测量模型的原理框图

Fig. 2 Principle diagram of soft-sensing model

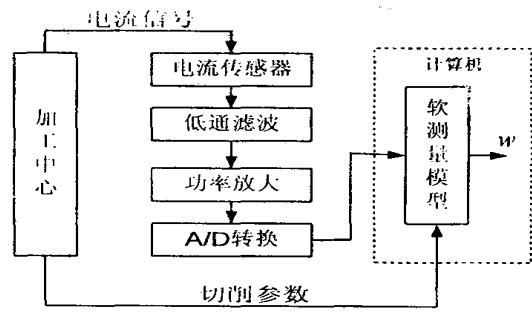


图 3 刀具磨损检测原理框图

Fig. 3 Schematic diagram of the experimental setup

检测原理框图如图 3 所示. 利用文献[3]所提供的实验数据进行验证. 所得结果如表 1 所示. 从实验结果可以看出, 利用主轴电流值或进给电流值估计刀具

磨损量是可行的, 而且两者具有较好的一致性. 估计结果的精度较好, 将所建立的软测量模型用于测试也取得较好的效果, 但精度仍需进一步提高.

表 1 测试结果

Tab. 1 Test results

序号	磨损量(mm)	估计磨损量 1(mm)	估计磨损量 2(mm)	相对误差 1 (%)	相对误差 2 (%)
1	0.199	0.1937	0.1956	- 2.6633	- 1.7085
2	0.182	0.187	0.1848	2.7473	1.5385
3	0.161	0.1592	0.1594	- 1.1180	- 0.9938
4	0.500	0.4964	0.4959	- 0.7200	- 0.8200
5	0.464	0.4662	0.4677	0.4741	0.7974
6	0.511	0.5078	0.5077	- 0.6262	- 0.6458
7	0.798	0.7856	0.7913	- 1.5539	- 0.8396
8	0.800	0.7956	0.7948	- 0.5500	- 0.6500
9	0.766	0.7693	0.7694	0.4308	0.4439
10	0.810	0.8015	0.7974	- 1.0494	- 1.5556

5 结束语(Conclusion)

本文利用电流信号基于随机模糊神经网络建立了刀具磨损量的软测量模型. 该模型利用切削参数实时地调整网络的部分参数, 从而可以减小切削参数与电流信号之间关系对于刀具磨损估计的影响并且使得模型具有动态性、实时性. 通过实验验证表明该方法是正确的且分别利用主轴电流值和进给电流值估计刀具磨损量具有较好的一致性.

参 考 文 献 (References)

- 1 Xiaoli Li, Yingxue Yao, Zhejun Yuan. On-line Tool Condition Monitoring using Wavelet Fuzzy Neural Network. Journal of Intelligent Manufacturing 1997, 8(4): 271~ 278
- 2 Wang Zhongmin, Wang Xinyi et al. Monitoring Tool Wear States in Turing Based on Wavelet Analysis. J. Beijing Institute

of Technology, 2001, 10(1): 101~ 107

- 3 李小隼. 基于小波和模糊神经网络的刀具状态智能监测技术研究. 哈尔滨工业大学博士论文, 1997
- 4 Z L Jing, A C J Luo, M Tom izuka. A stochastic, fuzzy, neural network for nonlinear dynamic systems. International Journal of Intelligent Control and Systems, 1998, 3(2): 193~ 203
- 5 张 骏. 随机模糊神经网络理论及应用. 西北工业大学博士论文. 1999

作者简介

王军平(1974-), 男, 博士生. 研究领域为高性能运动控制及应用, 模式识别与智能控制等.

敬忠良(1960-), 男, 教授, 博士生导师, 国家教育部“长江学者奖励计划”特聘教授. 研究领域为高性能运动控制及应用, 信息融合理论, 模式识别与智能控制等.

王 安(1960-), 男, 副教授. 研究领域为过程控制及自动化仪表, 数字信号处理.