

文章编号:1671-6833(2009)03-0065-03

基于人工神经网络的螺旋锥齿轮磨削 加工表面粗糙度预测

郭克希¹, 谭佩莲¹, 唐进元²

(1. 长沙理工大学 汽车与机械工程学院, 湖南 长沙 410004; 2. 中南大学 机电工程学院, 湖南 长沙 410083)

摘要: 影响螺旋锥齿轮磨削加工表面粗糙度 R_a 的因素众多且很不明确, R_a 值的预测属于典型的模糊非线性问题. 根据神经网络原理, 建立了预测 R_a 的 BP 模型, 此模型可精确地描述砂轮进给速度、齿深进给量对螺旋锥齿轮磨削加工表面粗糙度的影响. 实验证明, 用 BP 模型预测螺旋锥齿轮磨削加工表面粗糙度可获得平均相对误差为 3.78% 的高精度预测结果.

关键词: 神经网络; BP 模型; 螺旋锥齿轮; 表面粗糙度

中图分类号: TP 183 **文献标识码:** A

0 引言

美国 GLEASON 公司推出的螺旋锥齿轮由于传递扭矩大、传动平稳、噪音低等特性, 广泛应用于汽车、机床、航空等行业. 由于 GLEASON 公司技术保密, 世人对螺旋锥齿轮的设计、制造、测试了解不多. 同时, 螺旋锥齿轮形状极其复杂, 导致加工时变数甚多, 目前尚无公开发表的螺旋锥齿轮磨削加工表面粗糙度 R_a 值的计算公式, 也很难对 R_a 值进行实时测量和控制, 制约了生产的自动化程度.

人工神经网络理论的提出与发展为研究非线性系统提供了一种强有力的工具, 它已成功地应用于许多研究领域, 在机械加工中的应用越来越受到重视^[1-3]. 根据试验条件和神经网络预测的特点, 笔者提出了一种基于 BP 型人工神经网络理论的螺旋锥齿轮磨削加工表面粗糙度的预测模型.

1 基于人工神经网络的表面粗糙度预测模型

人工神经网络 (Artificial Neural Network, ANN) 是对人类智能的一种生物模拟, 是人类及其活动的一种理想化的数学模型, 它由大量的处

理单元通过适当的方式互连构成, 是一种大规模的非线性自适应系统^[4]. 它具有自组织、自学习和联想记忆等功能, 并具有分布性、并行性和高度鲁棒性等特性, 可用于复杂系统的建模.

在近 30 种神经网络的模型中, 最有代表性、应用最普遍的是误差反向传播多层前馈式网络, 即 BP (Back - Propagation) 型神经网络. BP 网络是单向传播的多层前向网络, 可看成是一种从输入到输出的高度非线性映射. BP 算法实质上是把一组样本输入输出问题转化为非线性优化问题, 并通过梯度算法利用迭代运算求解权值问题的一种学习算法. 具有 Sigmoid 非线性函数的三层神经网络可以以任意精度逼近任何连续函数, 因此可用来模拟螺旋锥齿轮磨削加工用量参数与加工表面粗糙度之间的复杂函数关系.

1.1 网络结构

BP 网络是一种具有 3 层或 3 层以上多层型神经网络, 图 1 为一个 3 层前馈神经网络: 它包括输入层、隐含层、输出层; 输入层有 i 个节点, 隐含层有 j 个节点, 输出层有 t 个节点. 上、下层之间各神经元实现全连接, 即下层的每一单元与上层的每一单元都实现权连接, 而每层各神经元之间无连接. BP 网络按有教师示教的方式进行学习, 当

收稿日期: 2009-01-20; 修订日期: 2009-03-07

基金项目: 国家重点基础研究发展计划 (973 计划) 资助项目 (2005CB724100)

作者简介: 郭克希 (1956-), 女, 湖南长沙人, 长沙理工大学教授, 主要从事计算机辅助分析与设计、产品建模及仿真技术研究.

一对学习模式提供给网络后,神经元激活值从输入层经各隐层向输出层传播,在输出层的各神经元获得网络的输入响应。这以后,按减小希望输出与实际输出之间误差的方向,从输出层经各中间层逐层修正各连接权值,最后回到输入层。

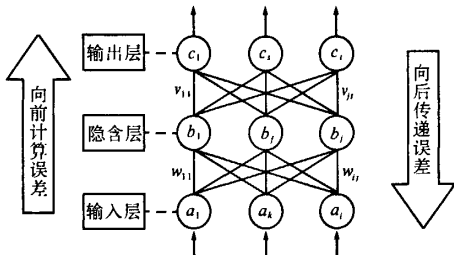


图1 典型BP神经网络结构图

Fig. 1 Typical BP neural network structure

人工神经网络最具有吸引力的特点是它的学习能力,其学习过程就是对它的训练过程。对于结构是 $i \times j \times t$ 的单隐含层 BP 网络,学习算法具体实现过程如下:

(1) 设置初始权系 $w(0)$ 为较小的随机非零值。

(2) 给定输入/输出样本对,计算网络的输出:设第 m 组样本的输入、输出分别为:

$$A_m = (a_{1m}, a_{2m}, \dots, a_{nm})$$

$$C_m = (c_{1m}, c_{2m}, \dots, c_{qm}, (m=1, 2, \dots, L))$$

节点 i 在第 m 组样本输入时,输出为

$$y_{im} = f[x_{im}(t)] = f\left[\sum_j w_{ij}(t)I_{jm}\right] \quad (1)$$

式中: I_{jm} 为在第 m 组样本输入时,节点 i 的第 j 个输入; f 为激励函数,采用 Sigmoid 型,即

$$f(x) = (1 + e^{-x})^{-1} \quad (2)$$

可由输入层经隐含层至输出层,求得网络输出层节点的输出。

(3) 计算网络的目标函数 J 。设 E_p 为在第 m 组样本输入时网络的目标函数,取 L_2 范数,则

$$E_m(t) = \frac{1}{2} \|c_m - y_m(t)\|_2^2 = \frac{1}{2} \sum_k [c_{km} -$$

$$y_{km}(t)]^2 = \frac{1}{2} \sum_k e_{km}^2(t) \quad (3)$$

式中: $y_{km}(t)$ 为在第 m 组样本输入时,经 t 次权值调整网络的输出, k 是输出层第 k 个节点。

网络的总目标函数为

$$J(t) = \sum_m E_m(t) \quad (4)$$

作为对网络学习状况的评价。

判别:若 $J \leq \varepsilon$, 则算法结束,否则,至步骤 (4)。

式中: ε 为预先确定的, $\varepsilon \geq 0$

(4) 反向传播计算。由输出层依据 J 按“梯度下降法”反向计算,逐层调整权值。

$$w_{ij}(t+1) = w_{ij}(t) - \eta \frac{\partial J(t)}{\partial w_{ij}(t)} = w_{ij}(t) -$$

$$\eta \sum_m \frac{\partial E_m(t)}{\partial w_{ij}(t)} = w_{ij}(t) + \Delta w_{ij}(t) \quad (6)$$

式中: η 为步长或称为学习率,迭代次数 n 取 2 000。

1.2 预测模型

磨削加工螺旋锥齿轮时,其表面粗糙度 R_a 除了与实验条件中确定的因素有关以外,还与许多未知的不确定因素有关,至今对于其机理研究尚不够充分。该 R_a 值的预测属于典型的“模糊、非线性”问题。结合试验条件与 BP 神经网络原理,选取影响表面粗糙度的因素为砂轮进给速度,齿深进给量,输入单元数取为 2。输出层为表面粗糙度,输出单元数取 1。隐层为 1,其作用是调节网络处理信息的能力。隐层节点数根据样本数确定, Arai 提出,隐层节点数要求大于 $P-1$, P 为输入样本对数^[5]。本研究共有 9 组学习样本,经试算,隐层节点数取 10。所以确定网络的拓扑结构是 $2 \times 10 \times 1$ 。图 2 为砂轮进给速度,齿深进给量预测磨削表面粗糙度的简化模型。

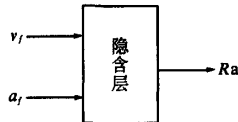


图2 磨削表面粗糙度预测模型

Fig. 2 Grinding surface roughness prediction mode

通过对模型的网络学习与训练,可以确定各单元权值和阈值,网络训练结束后可得预测值。

2 螺旋锥齿轮表面粗糙度的预测结果及验证

根据磨削加工的螺旋锥齿轮表面粗糙度试验结果,验证预测模型。

2.1 试验条件

本试验的思路是实际加工生产中,机床、砂轮、冷却润滑油、工件材料等相对固定,根据具体情况变更可控制的磨削用量要素,从而改变工件的表面粗糙度 R_a 值。具体试验条件见表 1。

2.2 试验结果

粗糙度测量,其中 3° 齿轮凸面改变砂轮进给速度,齿深进给量得到一组试验结果。此时对应砂

表 1 试验条件

Tab. 1 Experimental conditions

磨床型号	YK2050
砂轮型号	5SG60-JVS
齿轮材料	22CrMoH
齿轮热处理	渗碳 + 淬火 + 低回
冷却润滑液	巴索瑞士润滑液有限公司生产

轮速度为 20.5 m/s,试验结果与预测结果如表 2. 其中表中 R_a 为表面粗糙度的试验值, R_a' 为表面粗糙度的预测值, δ_k 为预测绝对误差, Δ_k 为预测相对误差.

由表中结果可见,神经网络的拟合结果是相当精确的,最大相对误差为 2.8%.

表 2 表面粗糙度试验结果与预测结果对比

Table 2 Surface roughness results contrast with the prediction results

序号	$V_f/(mm \cdot s^{-1})$	a_f/mm	$R_a/\mu m$	$R_a'/\mu m$	δ_k/mm	$\Delta_k/\%$
1	11.50	0.20	0.53	0.529 6	-0.000 4	-0.07
2	11.50	0.15	0.51	0.506 9	-0.003 1	-0.60
3	11.50	0.10	0.48	0.480 1	0.000 1	0.02
4	10.17	0.20	0.49	0.483 9	-0.006 1	-1.20
5	10.17	0.15	0.43	0.432 4	0.002 4	0.55
6	10.17	0.10	0.38	0.390 8	0.010 8	2.80
7	9.04	0.20	0.41	0.418 7	0.008 7	2.10
8	9.04	0.15	0.37	0.366 2	-0.003 8	-1.00
9	9.04	0.10	0.33	0.322 9	-0.007 1	-2.10

2.3 理论分析及验证试验结果

在网络模型用于实际预测与分析前,必须验证其正确性.为了在理论上验证方法的合理性,首先用神经网络模型计算各因素对磨削表面粗糙度的影响.图 3、图 4 分别是表面粗糙度随砂轮进给速度、齿深进给量变化的预测曲线.图 3 中齿轮进给量为常量, $a_f=0.20\text{ mm}$;图 4 砂轮进给速度为常量, $v_f=11.50\text{ mm/s}$.

由此可知,此模型得到的 2 个因素对表面粗糙度的影响预测与磨削机理^[6-7]是吻合的.采用已训练好的网络可预测工件的表面粗糙度,对比用试验方法测量同样条件下的表面粗糙度,但磨削用量改成如下: $v_s=20.5\text{ m/s}$, $v_f=11.5\text{ mm/s}$, $a_f=0.275、0.225、0.175\text{ mm}$.预测结果与试验结果如表 3 所示.

由验证试验可知,预测平均相对误差为 3.78%.可见模型具有良好的预测精度.

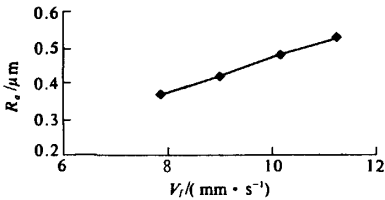


图 3 R_a 随砂轮进给速度变化的预测曲线

Fig. 3 Prediction curve of R_a with wheel's feed velocity changes

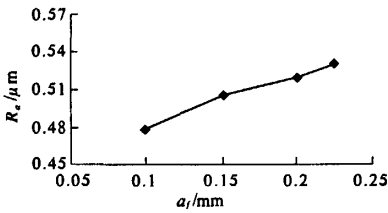


图 4 R_a 随齿深进给量变化的预测曲线

Fig. 4 Prediction curve of R_a with deep tooth feed changes

表 3 验证试验的对比结果

Tab. 3 Compare the results of verification tests

序号	$V_f/(mm \cdot s^{-1})$	a_f/mm	$R_a/\mu m$	$R_a'/\mu m$	δ_k/mm	$\Delta_k/\%$
1	11.50	0.275	0.57	0.543 7	0.026 3	4.60
2	11.50	0.225	0.55	0.539 6	0.010 4	1.89
3	11.50	0.175	0.52	0.481 4	0.038 6	7.42

3 结论

笔者应用 BP 型人工神经网络理论建立了预测螺旋锥齿轮磨削表面粗糙度的理论模型,并在理论和试验两方面进行了验证.其结果表明:

(1)建立的预测模型可很好地描述砂轮进给速率、齿深进给量对螺旋锥齿轮磨削加工表面粗糙度的影响,具有良好的精度.

(2)通过模型,利用有限的试验数据就可得到各个磨削状态下的表面粗糙度预测值.

影响螺旋锥齿轮磨削加工表面粗糙度的因素很多,在今后的工作中,可以增加相关的磨削参数,从而实现对表面粗糙度更精确的预测.

参考文献:

[1] 谢红梅,黄伟.人工神经网络及其在机械加工中的应用实例[J].装备制造技术,2006(4):117-118.

[2] 李国发,王龙山,丁宁.基于进化神经网络外圆

(下转第 74 页)

Finite Element Analysis of Earth – pressure Balance Shield Cutter – head

XIA Yi – min^{1,2}, ZHOU Xi – wen², LIU Yu – jiang³, WU Dun³

(1. School of Materials Science and Engineering, Central South University, Changsha 410083, China; 2. Key Laboratory of Complexity of Modern Equipment Design and Extreme Manufacture, Central South University, Changsha 410083, China; 3. Branch of Tunnel of Chinas, Railway 14 Group Corporation, Jinan 250002, China)

Abstract: Based on the structural characteristics of some earth – pressure balance shield cutter – head, a 3D model was established in Solidworks. The finite element computation model was established with the software ANSYS, and also the structural stress analyses of cutter – head in normal and limit conditions were carried out. The stress and strain distributions of cutter – head in both conditions were obtained. The result of analysis indicated that the dangerous section appeared in the intersection of auxiliary beam and spoke strip between 180 to 210 degree as well as the joint between corbel and flange, with the maximum stress 204 Mpa and maximum deformation 1.568 mm. And also, it could provide basic data for structural design of cutter – head and maintenance of it in the project.

Key words: shield machine; cutter – head; finite element analysis; structure analysis

(上接第 67 页)

纵向磨削表面粗糙度的在线预测[J]. 中国机械工程, 2005, 16(3): 223 – 226.

[3] 王 珉, 郭培琪, 张 磊. 人工神经网络技术在磨削加工中的应用[J]. 工具技术, 2004, (9): 60 – 63.

[4] 徐秉铮, 张百灵, 韦 岗. 神经网络理论与应用[M]. 广州: 华南理工大学出版社, 1994. 12 – 16.

[5] MASAHIKO A. Bounds on the number of hidden units

in binary – valued three – layer neural networks[J]. Neural Networks, 1993: 6(2): 115 – 117.

[6] 蔡光起, 巩亚东, 宋贵亮译. 磨削技术与理论[M]. 沈阳: 东北大学出版社, 2002. 138 – 154.

[7] 李伯民编. 现代磨削技术[M]. 北京: 机械工业出版社, 2003. 174 – 178.

[8] 冯冬青, 张希平. 基于神经网络的自学习模糊控制[J]. 郑州大学学报: 工学版, 2002, 24(4): 6 – 10.

Surface Roughness Forecasting of Spiral Bevel Gear Based on Artificial Neural Network

GUO Ke – xi¹, TAN Pei – lian¹, TANG Jin – yuan²

(1. Auto and Mechanical Engineer College, Changsha University of Science and Technology, Changsha 410004, China; 2. School of Mechanical & Electrical Engineering, Central South University, Changsha 410083, China)

Abstract: Because the value of Ra is affected by a lot of factors and some of them are undefined, the surface roughness forecasting of spiral bevel gears is a typical fuzzy, non – linear system. In this paper, based on the priority principle of BP artificial neural network, surface roughness forecasting is set up. This model BP can accurately describe the effect of wheel's feed velocity and deep tooth feed on surface roughness of spiral bevel gears. The experiment data proves that the model BP used in forecasting the surface roughness of spiral bevel gears can get a more precise result.

Key words: artificial neural network; model BP; spiral bevel gear; surface roughness