

文章编号:1673-5005(2008)04-0087-04

# 基于小波神经网络的双电极同步伺服放电 加工工艺效果预测

于丽丽<sup>1</sup>, 刘永红<sup>1</sup>, 蔡宝平<sup>1</sup>, 朱连章<sup>2</sup>, 纪仁杰<sup>1</sup>, 董欣<sup>1</sup>

(1. 中国石油大学机电工程学院, 山东东营 257061; 2. 中国石油大学计算机与通信工程学院, 山东东营 257061)

**摘要:**针对非导电工程陶瓷双电极同步伺服放电加工工艺参数与加工效果间的高度非线性,提出了一种既能充分利用神经网络的自学习能力,又能利用小波良好的时频局部化特性的非导电工程陶瓷双电极同步伺服放电加工效果预测的小波神经网络方法,并建立了预测模型,同时将预测结果与传统神经网络模型的预测结果进行了比较。结果表明,小波网络模型的收敛速度和预测精度均优于传统神经网络模型。

**关键词:**小波网络; 人工神经网络; 非导电工程陶瓷; 放电加工; 双电极同步伺服

**中图分类号:** TG 661      **文献标识码:** A

## Prediction for electrical discharge machining process with synchronous servo double electrodes based on wavelet neural network

YU Li-li<sup>1</sup>, LIU Yong-hong<sup>1</sup>, CAI Bao-ping<sup>1</sup>, ZHU Lian-zhang<sup>2</sup>, JI Ren-jie<sup>1</sup>, DONG Xin<sup>1</sup>

(1. College of Mechanical and Electronic Engineering in China University of Petroleum, Dongying 257061, Shandong Province, China;

2. College of Computer and Communication Engineering in China University of Petroleum, Dongying 257061, Shandong Province, China)

**Abstract:** According to the high nonlinear feature and complex nature of electrical discharge machining process with synchronous servo double electrodes for non-conductive engineering ceramics, a forecast method based on wavelet neural network which can make full use of part characteristics of wavelet time-frequent and self-study ability of neural network was presented and the forecast model was set up. The forecast results by wavelet neural network model were compared with those of traditional neural network model. The results show that the model based on wavelet neural network is better than that based on traditional neural network in both convergence rate and prediction accuracy.

**Key words:** wavelet neural network; artificial neural network; non-conductive engineering ceramics; electrical discharge machining; synchronous servo double electrodes

非导电工程陶瓷双电极同步伺服放电加工技术是本课题组新近开发的一种新的加工方法,该方法主要是利用两极间火花放电通道的能量进行蚀除加工,具有生产率高、成本低、对环境无污染等优点<sup>[1,2]</sup>。由于该加工技术的加工效果与工艺参数的关系异常复杂,具有高度的非线性,很难建立精确的预测工艺效果的数学模型。传统的因子分析和回归分析理论建立的模型往往因为过于简单而不能真正

反映机床的加工特性,预测精度不高。人工神经网络具有良好的非线性逼近特性和灵活而有效的自组织学习方法,在电火花加工过程预测领域取得了较好的效果<sup>[3,4]</sup>,但其收敛速度慢、容易陷于局部极小值等缺点影响了预测的可靠性和准确性。为了提高非导电工程陶瓷双电极同步伺服放电加工工艺效果的预测精度,节约实验成本,最大限度地发挥机床的加工潜力,笔者提出一种基于小波神经网络的加工

收稿日期:2008-02-06

基金项目:国家自然科学基金项目(50675225);山东省科技攻关项目(2006GG2204001)

作者简介:于丽丽(1976-),女(汉族),山东沂南人,博士研究生,主要从事特种加工的智能决策与控制研究。

效果预测方法。

### 1 工艺效果建模

#### 1.1 影响工艺效果的因素

表征非导电工程陶瓷双电极同步伺服放电加工工艺效果的参数主要有材料去除率和表面粗糙度。影响工艺效果的因素主要有:(1)电参数的影响<sup>[5]</sup>,如脉冲宽度、脉冲间隔、工作电压和工作电流等决定了火花放电的单脉冲能量;(2)非电参数的影响<sup>[6]</sup>,如磨轮转速、工件进给速度、片电极厚度、电极材料以及工作液等。如果把这些参数均作为自变量来处理,模型将极为复杂,而且无法同时获得所有这些参数的实验数据。因此,选定最重要且又能够获得的参数:脉冲宽度、脉冲间隔、工作电压、工作电流、磨轮转速和工件进给速度作为影响工艺效果的主要因素。

#### 1.2 工艺效果的小波网络建模

小波神经网络(wavelet neural network,简称小波网络)是为了改善人工神经网络的性能,把小波网络良好的时频局域化性质与传统神经网络的自学习功能相结合,用小波基函数取代传统的 Sigmoid 函数而形成的<sup>[7-8]</sup>,具有最佳的函数逼近能力和容错能力,并在农业、医学、交通等领域得到了广泛应用<sup>[9-10]</sup>。

非导电工程陶瓷双电极同步伺服放电加工中,确定其小波网络的输入为6个节点,分别为脉冲宽度、脉冲间隔、工作电压、工作电流、磨轮转速和工件进给速度;隐层小波基函数为10个节点;输出层节点为2个,分别为材料去除率和表面粗糙度。小波网络的结构见图1。

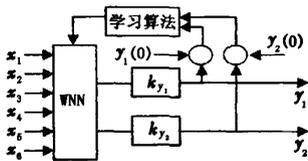


图1 小波网络结构图

小波网络对小波基函数的要求是计算稳定、误差小、鲁棒性好, Morlet 小波基符合这些要求,因此选用 Morlet 母小波,即

$$\psi(t) = \cos(1.75t) \exp(-t^2/2).$$

设输入训练样本的总数为P,则第p个样本的输出为

$$f^p(x_i) = \sigma \left[ \sum_{j=0}^{10} w_{ij} \psi_{a_j, b_j} \left[ \sum_{k=0}^6 w_{ik} x_k^p \right] \right], i = 1, 2.$$

式中,  $w_{ij}$  为连接输出层节点与隐层节点间的权值;  $w_{jk}$  为连接隐层结点和输入层节点的权值;  $a_j, b_j$  分别为第j个隐层节点的尺度因子和平移因子;  $\sigma$  为 Sigmoid 激活函数;  $\psi$  为小波基函数;  $f_i^p$  为网络期望输出。

小波网络的参数  $w_{ij}, w_{jk}, a_j$  和  $b_j$  可通过最小均方误差函数 E 进行优化取得<sup>[11-12]</sup>,即

$$E(y, \hat{y}) = \min \left( \frac{1}{2} \sum_{p=1}^P \sum_{i=1}^2 (y_i^p - \hat{y}_i^p)^2 \right).$$

式中,  $\hat{y}_i^p$  为网络实际输出。

均方误差函数 E 通过基于 LMS(least mean square) 的共轭梯度算法实现极小化,进行网络的训练以求取  $w_{jk}, w_{ij}, a_j$  和  $b_j$  的修正量。E 对各参量的梯度为

$$\frac{\partial E}{\partial w_{ij}} = - \sum_{p=1}^P \sum_{i=1}^2 (f_i^p - \hat{f}_i^p) \sigma'(u_i^p) \psi_{a,b}(net_j^p),$$

$$\frac{\partial E}{\partial w_{jk}} = - \sum_{p=1}^P \sum_{i=1}^2 \sum_{j=0}^{10} (f_i^p - \hat{f}_i^p) \sigma'(u_i^p) w_{ij} \psi'_{a,b}(net_j^p) x_k^p / a_j,$$

$$\frac{\partial E}{\partial b_j} = - \sum_{p=1}^P \sum_{i=1}^2 \sum_{j=0}^{10} (f_i^p - \hat{f}_i^p) \sigma'(u_i^p) w_{ij} \psi'_{a,b}(net_j^p) / a_j,$$

$$\frac{\partial E}{\partial a_j} = - \sum_{p=1}^P \sum_{i=1}^2 \sum_{j=0}^{10} (f_i^p - \hat{f}_i^p) \sigma'(u_i^p) w_{ij} \psi'_{a,b} \times$$

$$(net_j^p) \left( \frac{net_j^p - b_j}{a_j} \right) / a_j.$$

其中

$$u_i^p = \left[ \sum_{j=0}^{10} w_{ij} \psi_{a,b}(net_j^p) \right], net_j = \sum_{k=0}^6 w_{jk} x_k^p.$$

E 在最小化过程中,为使迭代过程加快收敛并防止振荡,一般要保证权值的变化比较平稳,根据 BP 网络的训练经验,在此引入适当的变步长因子  $\alpha$  和动量因子  $m_c$ ,设  $n_1$  为迭代次数,则小波网络的参数在迭代过程中的修正公式为

$$w_{jk}(n_1 + 1) = w_{jk}(n_1) - \alpha_{w_{jk}}(n_1) \frac{\partial E}{\partial w_{jk}} + m_c \Delta w_{jk}(n_1),$$

$$w_{ij}(n_1 + 1) = w_{ij}(n_1) - \alpha_{w_{ij}}(n_1) \frac{\partial E}{\partial w_{ij}} + m_c \Delta w_{ij}(n_1),$$

$$a_j(n_1 + 1) = a_j(n_1) - \alpha_a(n_1) \frac{\partial E}{\partial a_j} + m_c \Delta a_j(n_1),$$

$$b_j(n_1 + 1) = b_j(n_1) - \alpha_b(n_1) \frac{\partial E}{\partial b_j} + m_c \Delta b_j(n_1).$$

式中,  $w_{jk}(n_1 + 1), w_{ij}, a_j(n_1 + 1)$  和  $b_j(n_1 + 1)$  分别为  $n_1 + 1$  次迭代后连接输出层节点与隐层节点间、连接隐层结点和输入层节点间、尺度因子和平移因子的权值;  $w_{jk}(n_1), w_{ij}(n_1), a_j(n_1)$  和  $b_j(n_1)$  分别为与  $n_1$  次迭代时连接输出层节点与隐层节点间、连接

隐层结点和输入层节点间、尺度因子和平移因子的权值; $\Delta w_{jk}(n_1)$ ,  $\Delta w_{ij}(n)$ ,  $\Delta a_j(n_1)$  和  $\Delta b_j(n_1)$  分别为各变量  $n_1$  次与  $n_1 - 1$  次迭代权值变化量。

如果误差函数小于设定值,则停止网络的学习,否则继续下一轮的迭代。

## 2 预测结果

以在自行研制的非导电工程陶瓷双电极同步伺服放电加工机床上实验取得的数据作为小波网络的

训练样本,如表1所示。其加工条件为:辅助电极为铜片,负极性加工,工作液为乳化液。

为避免参数的基准不同导致的学习中出现不收敛现象,对样本数据进行归一化处理。设网络的学习率为0.1,动量因子为0.05,变步长因子为0.02,误差函数的设定值为0.00001。利用学习样本进行训练,得到模型优化后的隐层单元数为9,所以最佳网络模型结构为6-9-2。

表1 部分训练样本

样本编号	脉冲宽度 $t_i/\mu s$	脉冲间隔 $t_o/\mu s$	工作电压 $u_i/V$	工作电流 $i_e/A$	磨轮转速 $v_1/(r \cdot \min^{-1})$	进给速度 $v_w/(mm \cdot s^{-1})$	去除率 $R_M/(g \cdot \min^{-1})$	粗糙度 $R_a/\mu m$
1	40	370	150	25	1090	2	0.043	5.5
2	50	370	150	25	1090	2	0.077	7.3
4	200	370	150	25	1090	2	0.152	11.1
5	500	370	150	25	1090	2	0.248	11.2
6	500	700	150	25	1090	2	0.219	10.3
7	500	1300	150	25	1090	2	0.072	5.5
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
23	500	370	150	25	1090	1	0.22	9.58
24	500	370	150	25	1090	1.5	0.272	8.96
25	500	370	150	25	1090	2.5	0.311	9.22

### 2.1 网络的训练

为了比较小波网络模型与神经网络模型在精度及泛化能力等方面的性能,对2个模型采用相同的训练样本,相同的误差精度,各自经过一定的周期训练,均达到精度要求。训练结果见图2。两者对比说明,小波网络比神经网络的训练步数少,即小波网络模型的收敛速度明显比神经网络的收敛速度快。因此,采用小波网络模型更适合于提高非导电工程陶瓷双电极同步伺服放电加工预测模型的训练速度。

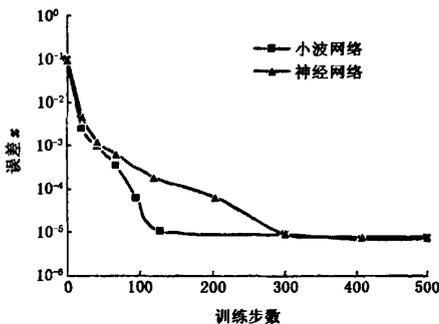


图2 训练误差随训练步数的变化关系

### 2.2 网络的预测

网络训练完毕后建立了一个非导电工程陶瓷双电极同步伺服放电加工的加工参数和加工效果之间的非线性映射关系。为验证网络的预测能力,利用

表2所示的数据对所建模型进行验证。

表2 验证样本数据

样本编号	$t_i/\mu s$	$t_o/\mu s$	$u_i/V$	$i_e/A$	$v_1/(r \cdot \min^{-1})$	$v_w/(mm \cdot s^{-1})$	$R_M/(g \cdot \min^{-1})$	$R_a/\mu m$
1	500	370	150	25	1350	2	0.266	11.6
2	100	370	150	25	1090	2	0.107	8.3
3	500	1300	150	25	1090	2	0.072	5.5
4	500	370	150	20	1090	2	0.196	12.5
5	500	370	150	25	460	2	0.146	9.4

将表2数据归一化后输入网络,得到归一化的输出值与实测值的比较,如图3,4所示。

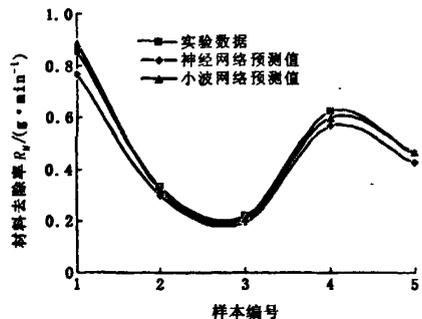


图3 材料去除率的实验值与预测值

由图3,4可以看出,材料去除率和表面粗糙度预测结果与测试样本基本吻合。小波网络模型中材料去除率的误差为1.5%~4.1%,表面粗糙度的误差为1.7%~6.0%;神经网络模型中材料去除率的

误差为 6.8% ~ 13.8%, 表面粗糙度的误差为 2.6% ~ 12.94%。由此可以看出,小波网络模型的预测精度比神经网络模型预测精度高。

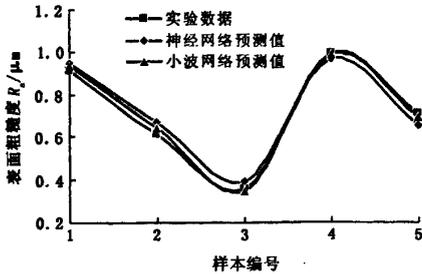


图4 表面粗糙度的实验值与预测值

### 3 结束语

小波神经网络模型是一种很好的非导电工程陶瓷双电极同步伺服放电加工预测模型,其预测精度高于目前常用的神经网络的预测精度,可以满足预测的精度要求。该研究为更精确地预测工艺效果提供了一种新方法。

#### 参考文献:

[1] 刘永红. 双极性电加工工具: 中国, 01261619. 2 [P]. 2002-07-17.

[2] 李小朋. 非导电工程陶瓷高效电火花磨削技术及机理研究[D]. 东营: 中国石油大学机电工程学院, 2006.

[3] MANDAL D, PAL S K, SAHA P. Modeling of electrical discharge machining process using back propagation neural network and multi-objective optimization using non-dominating sorting genetic algorithm-II [J]. Journal of Materials Processing Technology, 2007, 186(1-3): 154-162.

[4] PANDA D K, BHOI R K. Artificial neural network prediction of material removal rate in electro discharge machining [J]. Materials and Manufacturing Processes, 2005, 20(4): 645-672.

[5] LI Xiao-peng, LIU Yong-hong, YU Li-li, et al. Effects of electrical parameters on electrical discharge grinding of

non-conductive engineering ceramics [C]//International Technology and Innovation Conference 2006, Hangzhou, 2006: 1306-1309.

[6] 李小朋, 刘永红, 纪仁杰, 等. 非电参数对非导电工程陶瓷电火花磨削效果的影响[J]. 机械设计与制造, 2007(3): 100-102.

LI Xiao-peng, LIU Yong-hong, JI Ren-jie, et al. Effects of non-electrical parameters on electrical discharge grinding of non-conductive engineering ceramics [J]. Machinery Design & Manufacture, 2007(3): 100-102.

[7] ZHANG Q H, BENVENISTE. A wavelet network [J]. IEEE Trans on Neural Networks, 1992, 3(6): 889-898.

[8] 赵松年, 熊小芸. 子波变换与子波分析[M]. 北京: 电子工业出版社, 1992.

[9] TABARAKI R, KHAYAMIAN T, ENSAFI A A. Solubility prediction of 21 azo dyes in supercritical carbon dioxide using wavelet neural network [J]. Dyes and Pigments, 2007, 73(2): 230-238.

[10] 杨立才, 贾磊, 孔庆杰, 等. 粗正交小波网络及其在交通流预测中的应用[J]. 系统工程理论与实践, 2005, 25(8): 124-129.

YANG Li-cai, JIA Lei, KONG Qing-jie, et al. Rough orthogonal wavelet network and its applications to the traffic flow forecast [J]. Systems Engineering-Theory & Practice, 2005, 25(8): 124-129.

[11] 张登峰, 廉士国, 王执铨. 一种小波神经网络的优化构造及其应用[J]. 兵工学报(北京), 2004, 25(4): 436-440.

ZHANG Deng-feng, LIAN Shi-guo, WANG Zhi-quan. An optical construction of wave-net and its applications [J]. Acta Armamentaria, 2004, 25(4): 436-440.

[12] 陈哲, 冯天瑾, 陈刚. 一种基于BP算法学习的小波神经网络[J]. 青岛海洋大学学报, 2001, 31(1): 122-128.

CHEN Zhe, FENG Tian-jin, CHEN Gang. A kind of BP algorithm-learning wavelet neural network [J]. Journal of Ocean University of Qingdao, 2001, 31(1): 122-128.

(编辑 沈玉英)