

DOI:10.3969/j.issn.1001-4551.2019.07.013

# 粒子群优化神经网络的工程陶瓷 电火花加工效果预测模型\*

王 鹤<sup>1</sup>, 杨 勇<sup>2</sup>

(1. 河南工程学院 机械工程学院, 河南 郑州 451191;  
2. 沈阳机床(东莞)智能装备有限公司, 广东 东莞 523808)

**摘要:**针对工程陶瓷电火花加工的工艺电参数与工件的加工效果之间具有高度的非线性关系,难以建立精确数学模型的问题,建立了BP神经网络模型,以预测工程陶瓷电火花加工工艺效果。采用自适应位置变异粒子群算法,优化了网络模型的阈值和连接权值,解决了BP神经网络算法迭代速度慢、易于陷入局部最优解的问题;以碳化硼为例完成了算法的实现,对该材料工件的加工效果进行了预测。研究表明:自适应位置变异粒子群神经网络算法可以较好地反映电参数与表面粗糙度之间的非线性关系,算法的迭代次数显著减少,并具有较高的预测精度,模型的可靠性和有效性得以证实。

**关键词:**工程陶瓷;电火花加工;神经网络;粒子群优化;自适应位置变异

中图分类号:TH161<sup>+</sup>.1;TG484

文献标志码:A

文章编号:1001-4551(2019)07-0727-05

## Process effect prediction model for EDM of engineering ceramics with neural network based on particle swarm optimization

WANG He<sup>1</sup>, YANG Yong<sup>2</sup>

(1. Mechanical Engineering Department, Henan University of Engineering, Zhengzhou 451191, China;  
2. Shenyang Machine Tool (Dongwan) Intelligent Equipment Co., Ltd., Dongwan 523808, China)

**Abstract:** Aiming at the problem that there is a highly non-linear relationship between the process electrical parameters and processing effect of the workpiece in electrical discharge machining (EDM) of engineering ceramics, and it is difficult to establish an accurate mathematical model, BP neural network model was established to predict the process effect of EDM of engineering ceramics, and particle swarm optimization algorithm with adaptive position variation was used to optimize the threshold and connection weights of the network model, which solved the problem that the BP neural network algorithm has a slow iteration speed and is easy to fall into the local optimal solution. Boron carbide was taken as an example, the algorithm was realized and the processing effect of the workpiece was predicted. The results indicate that the neural network algorithm based on the optimization of particle swarm optimization with adaptive position mutation can better reflect the non-linear relationship between electrical parameters and surface roughness. The iteration times of the algorithm are significantly reduced, and the prediction accuracy is high. The reliability and validity of the model are confirmed.

**Key words:** engineering ceramic; electrical discharge machining (EDM); neural network; particle swarm optimization; adaptive position mutation

收稿日期:2019-01-31

基金项目:河南省高等学校重点科研资助项目(15B460001)

作者简介:王鹤(1981-),女,河南通许人,硕士,讲师,主要从事精密加工制造过程的计算机测控技术及超硬材料的特种加工技术等方面的研究。E-mail:wanghejxr@126.com

## 0 引 言

工程陶瓷具有很多优异性能,如高硬度、高强度、高耐磨损性、高抗腐蚀性、耐高温等,因此其应用前景广阔<sup>[1-2]</sup>。但工程陶瓷材料也有其缺点,如硬脆性和低断裂韧性大,弹性极限和强度极其接近,其加工难度很大,想要实现高效可靠且高精度的加工困难,也抑制了工程陶瓷的进一步发展<sup>[3-4]</sup>。

采用电火花的方法来加工工程陶瓷,可在一定程度上解决以上问题。但其加工过程复杂,要建立一个高精度的数学模型非常困难<sup>[5-7]</sup>。神经网络自学习、自适应和非线性处理功能强大,可映射复杂的非线性关系,尤其适用于解决那些模糊的、非线性的和模式特征模糊的问题,为解决不确定非线性系统的建模开辟了新途径<sup>[8-9]</sup>。因此,不少学者用其对工程陶瓷电火花加工进行了建模,并取得了一定的预测效果<sup>[10-11]</sup>。但是由于该算法是按照误差下降的最大梯度方向进行搜索训练的,则易于陷入局部最小值,最终无法全局搜索;另外,搜索训练速度较慢,影响预测模型的精确性以及可靠性。

因此,本研究以 BP 神经网络预测工程陶瓷电火花加工效果的模型为基础,利用粒子群算法来优化传统 BP 神经网络的阈值和权值。

## 1 BP 神经网络预测模型的建立

在工程陶瓷电火花加工中,加工速度、表面粗糙度、电极丝损耗量和加工精度等工艺指标能够直接反映加工效果的好坏。影响这些工艺指标的因素有工件厚度、电源放电参数、电极丝的材质、直径及其张力、走丝速度等,其中最关键的影响因素便是电源放电参数<sup>[12-13]</sup>。因此,研究主要电源放电参数对工件表面粗糙度的影响是关键。而对工件表面粗糙度有最直接影响的电源放电参数通常有峰值电流  $I_p$ 、脉冲宽度  $t_{on}$  和脉冲间隔  $t_{off}$ ,这 3 个参数对粗糙度的具体影响已在先前发表的文献<sup>[14]</sup>中详细分析,在此总结如下:

- (1) 当其他工艺条件不变的情况下,工件表面粗糙度值随峰值电流的增加而增大;
- (2) 当其他加工工艺条件不变的情况下,起初,工件表面粗糙度随脉冲宽度的增加而增大,但当增大到一定程度时,其数值又将逐渐减小;
- (3) 当其他加工工艺条件不变的情况下,随着脉冲间隔的增加,放电频率降低,放电产物排除充分,工件表面粗糙度减小。

在此基础上,本研究选择 BP 神经网络的输出变量为表面粗糙度  $R_a$ ,选取峰值电流  $I_p$ 、脉冲宽度  $t_{on}$  和脉冲间隔  $t_{off}$  这 3 个电源放电参数作为网络输入变量。具体模型建立参照 BP 神经网络模型如图 1 所示<sup>[15]</sup>。

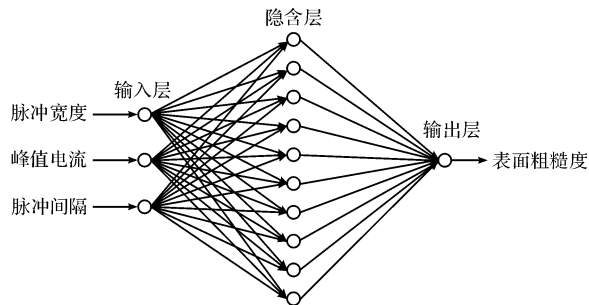


图 1 BP 神经网络模型

## 2 带有自适应位置变异算子的粒子群算法优化网络模型

由于 BP 神经网络易于陷入局部最小值,无法进行全局搜索<sup>[16-17]</sup>,为了避免出现以上现象,增加 BP 神经网络的泛化能力,提高模型预测精度,需要优化其阈值和连接权值。

粒子群算法属于进化算法,在其实现过程中,所有粒子都在一个 D 维空间范围内进行搜索,并且通过适应度值来评价其优劣,而后在解空间内,各个粒子都追随当前最佳粒子来进行搜索<sup>[18-19]</sup>。粒子群优化算法在面对高维复杂问题时,会早熟收敛,陷入局部极小值。在遗传算法中,变异算子除了能够提高算法的局部搜索能力,还能在进化过程中恢复丢失的等位基因信息,用以维持群体中个体间差异,提高粒子种群的多样性,有效防止早熟收敛。所以本研究利用自适应位置变异算子来调整粒子群中粒子的位置向量,扩展对解空间的搜索范围,促使算法有效完成全局搜索,以致粒子收敛到全局最优解的概率得到提高。

带有自适应位置变异算子的粒子群算法对 BP 神经网络进行优化的基本流程图如图 2 所示。

根据图 2 可知,粒子群优化神经网络的具体步骤如下:

- (1) 以碳化硼为例,采集电火花加工样本数据;
- (2) 确定 BP 神经网络结构。根据图 1 建立的 BP 神经网络模型可知,各层神经元数量分别为输入层  $n_i = 3$ ,隐含层  $n_k = 10$ ,输出层  $n_j = 1$ ;
- (3) 初始化粒子群参数。主要包含以下参数设置:
  - ① 粒子种群大小  $M$ 。粒子数目过小,系统陷入局部最优解的概率就会变大;粒子数目过多,则扩大了搜

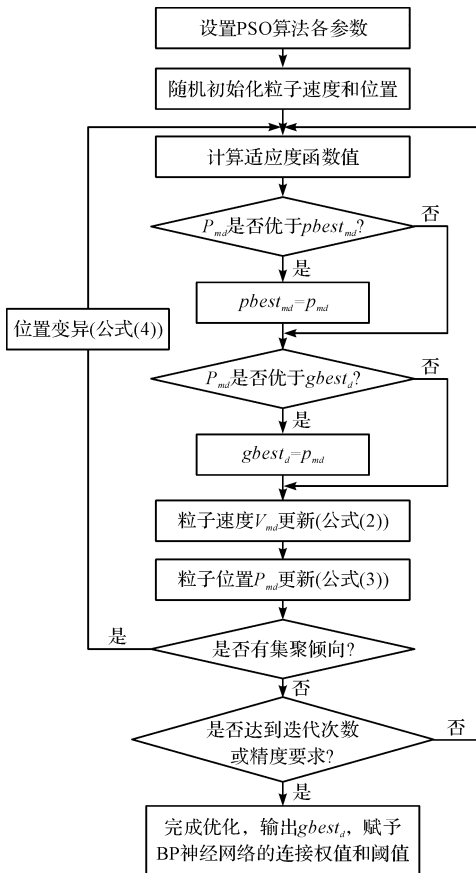


图2 粒子群算法优化神经网络的基本流程图

索空间的范围,易于获得全局最优解,系统的优化性能很好,但是同时也增加了计算量和搜索时间,因此,将粒子种群大小设置为30。

② 粒子维数  $D$ 。即BP神经网络中所有阈值和连接权值的总数  $D = n_i \times n_k + n_k + n_k \times n_j + n_j = 51$ 。

③ 惯性权重  $\omega$ 。最大值  $\omega_{\max} = 0.9$ ,最小值  $\omega_{\min} = 0.2$ 。

④ 最大速度  $V_{\max}$ 。这个参数决定了粒子在单次飞行中的最大移动距离,  $V_{\max}$  间接影响了算法的全局搜索能力,  $V_{\max}$  较大时,探索能力得以增强,但粒子易于错过最优解;  $V_{\max}$  较小时,开发能力得以提高,但容易陷入局部最优解,因此将粒子最大速度设置为  $V_{\max} = 1$ 。

⑤ 学习因子  $c_1, c_2$ 。这两个因子代表自我认知部分和社会认知部分分别对粒子的影响程度,可将这两个因子设定为相同的数值,赋予两者相同的权重,即  $c_1 = c_2 = 2$ 。

⑥ 位置和速度初始化。随机产生  $M$  个粒子个体,每个个体均由群体的位置矩阵和对应粒子的速度矩阵两部分组成。

⑦ 适应度函数。粒子群算法的寻优目标设定为最小化BP神经网络的均方误差,因此适应度函数为:

$$E = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N (y - y_d)^2 \quad (1)$$

式中:  $y$ —样本期望输出值;  $y_d$ —实际输出值;  $N$ —样本总数。

⑧ 位置变异概率因子。设置该因子  $c = 0.8$ ,而且设定  $Q = 10$ 。

⑨ 算法终止条件。当算法达到最大迭代次数或者满足给定的目标误差准则时,算法停止。设定最大迭代次数为600,目标误差为0.001;

(4) 计算种群中每个粒子的适应度值,并对每个粒子进行适应度评价。首先,将粒子当前适应度值与该粒子的历史最佳位置 ( $pbest_{md}$ ) 所对应的适应度值作比较,如果粒子当前适应度值更高,那么用当前位置替代历史最佳位置  $pbest_{md}$ 。然后,将粒子当前适应度值与全局最佳位置 ( $gbest_d$ ) 所对应的适应度值作比较,如果当前适应度值更高,那么用其替代全局最佳位置  $gbest_d$ ;

(5) 按照公式(2,3)更新粒子的速度和位置,产生新种群,即:

$$v_{md}^t = \omega v_{md}^{t-1} + c_1 r_1 (pbest_{md} - x_{md}^{t-1}) + c_2 r_2 (gbest_d - x_{md}^{t-1}) \quad (2)$$

$$p_{md}^t = p_{md}^{t-1} + v_{md}^t \quad (3)$$

式中:  $v_{md}^t, p_{md}^t$ —第  $t$  次迭代时粒子  $m$  的速度矢量和位置矢量的第  $d$  维分量;  $r_1, r_2$ —两个随机函数(均在  $[0, 1]$  范围取值,用以增加算法的搜索随机性)。

(6) 判断是否有集聚倾向。将种群中最优粒子位置连续不变时所允许的最大迭代次数设置为阈值  $Q$ 。如果最优粒子位置出现连续不变或者变化极其小的现象时,对应的迭代次数大于  $Q$ ,那么就认为粒子群有集聚倾向,则通过随机变异概率因子来对整个粒子群的位置向量实施变异,即:

$$P_i(t+1) = c \times rand() \times p_c \times P_i(t) \quad (4)$$

式中:  $c$ —变异概率因子;  $p_c$ —变异算子;  $rand()$ —  $(0, 1)$  之间的随机数;  $P_i(t), P_i(t+1)$ —第  $m$  个粒子在第  $t$  次和第  $t+1$  次迭代进化时所对应的位置向量 ( $m = 1, 2, \dots, M$ )。

并返回步骤(4),否则继续进行步骤(7);

(7) 判断算法是否符合终止条件,如果达到最大迭代次数或者适应度达到预设精度,则停止迭代寻优;否则返回第(4)步,直到达到要求为止,此时粒子所处的位置便是最优解;

(8) 迭代停止后,全局最优解就是种群所经历的最佳位置  $gbest_d$  对应的值,将其赋给神经网络的阈值和连接权值。

### 3 碳化硼电火花加工效果的预测

实验中,机床选用数控电火花线切割机 DK7725,电极丝选择  $\Phi 0.18$  mm 的钨钼丝,对  $\Phi 9$  mm 的碳化硼陶瓷棒低速走丝加工。

网络训练的部分样本数据如表 1 所示。

表 1 样本数据

峰值电流	脉冲宽度	脉冲间隔	表面粗糙度
$I_p/\text{A}$	$t_{on}/\mu\text{s}$	$t_{off}/\mu\text{s}$	$R_a/\mu\text{m}$
4	2	10	1.56
4	4	12	1.73
4	6	12	1.77
8	4	12	1.84
8	6	20	1.91
8	8	24	2.24
12	4	20	1.86
12	6	20	2.02
12	8	24	2.27
12	10	28	2.48
12	12	40	2.63
16	16	48	2.79
16	18	56	3.01
32	20	64	3.12
32	24	80	3.25

本研究将所有样本数据输入经粒子群算法优化的 BP 神经网络模型中进行训练学习。

迭代 18 次之后网络收敛,粒子群算法优化 BP 神经网络对应的训练误差曲线如图 3 所示。

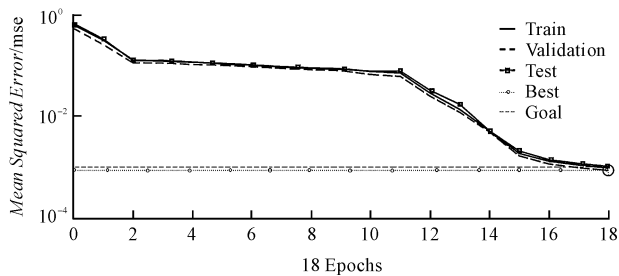


图 3 粒子群算法优化 BP 神经网络对应的训练误差曲线

为便于对比,未经优化的传统 BP 神经网络模型训练 10 000 次的结果如图 4 所示。

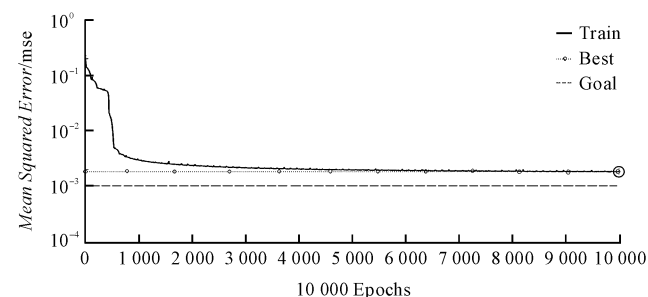


图 4 传统 BP 神经网络对应的训练误差曲线

对比图(3,4)可以看出:传统 BP 神经网络模型收敛速度极慢,陷入了局部极值,在完成 10 000 次迭代后仍然没有达到设定的误差值;而经粒子群优化的网络模型收敛速度非常快,只需要经过 18 次迭代就达到了设定的训练精度,而且均方差为  $0.84834 \times 10^{-3}$ 。因此,从收敛速度和训练精度两方面来看,粒子群优化 BP 神经网络算法都优于传统的 BP 神经网络。

为进一步验证优化模型的正确性,本研究将测试样本输入到网络模型中进行测试,如表 2 所示。

表 2 自适应位置变异粒子群神经网络对加工效果的预测

峰值电流	脉冲宽度	脉冲间隔	表面粗糙度实际值	表面粗糙度预测值	误差 / (%)
/A	$\mu\text{s}$	$\mu\text{s}$	$\mu\text{m}$	$\mu\text{m}$	
4	2	10	1.54	1.56	-1.3
8	6	16	1.98	1.94	2.02
8	10	24	2.31	2.27	1.73
12	14	30	2.59	2.66	2.7
16	20	52	2.93	2.98	1.71
32	24	80	3.22	3.15	2.17

由表 2 可以看出:工件表面粗糙度的预测值和实验测量值接近,相对误差最小值 1.3%,最大值仅有 2.7%。这表明了粒子群优化 BP 神经网络算法能够较好地映射出碳化硼这种工程陶瓷材料在采用电火花加工时,其工艺电参数与加工指标即表面粗糙度之间的非线性关系。该方法预测精度高,证实了所建模型的有效性和可靠性。另外,文献[20]采用模糊神经网络建立类似的预测模型,其对工件表面粗糙度的预测值与实验值的相对误差最小为 1.9%,最大 5.2%。经过对比说明,粒子群优化 BP 神经网络算法建立的工程陶瓷电火花加工工艺效果预测模型精度高,预测效果可靠。

### 4 结束语

在基于 BP 神经网络建立的工程陶瓷电火花加工工艺效果预测模型的基础上,本研究利用粒子群优化算法的全局随机搜索能力,优化了 BP 神经网络的阈值和连接权值。试验和仿真结果表明:粒子群神经网络算法能够有效避免 BP 神经网络算法陷入局部最小值,增加了网络泛化能力,提高了模型预测精度;该模型可用于优化工艺参数,提高工件的表面质量。

## 参考文献 (References):

- [1] 张凤莲,陈吉荣. 工程陶瓷的新加工方法[J]. 机械制造, 2003,41(12):42-44.
- [2] 贾志新,艾冬梅,张勤河,等. 工程陶瓷材料加工技术现状[J]. 机械工程材料,2000,24(1):2-4.
- [3] 陈益飞,张 有,戎活跃. 绝缘工程陶瓷电火花加工技术研究进展[J]. 浙江海洋学院学报:自然科学版,2012,32(2):172-177.
- [4] 李洪峰,李 嘉. 陶瓷材料电火花加工技术及研究进展[J]. 济南大学学报:自然科学版,2008,22(2):178-182.
- [5] 赵万生. 特种加工技术[M]. 北京:高等教育出版社,2001.
- [6] 徐小兵,莫易敏,陈蔚鸿,等. 基于神经网络和遗传算法的绝缘陶瓷电火花加工电参数优化[J]. 机械设计与制造,2008,46(4):125-127.
- [7] 徐小兵. 绝缘陶瓷材料电火花加工技术及仿真研究[D]. 武汉:武汉理工大学机电工程学院,2009.
- [8] 张立明. 人工神经网络的模型及其应用[M]. 上海:复旦大学出版社,1992.
- [9] 阎平凡,张长水. 人工神经网络与模拟进化计算[M]. 北京:清华大学出版社,2000.
- [10] GAO Qing, ZHANG Qin-he, SU Shu-peng. Parameter optimization model in electrical discharge machining process [J]. **Journal of Zhejiang University Science**, 2008, 9(1):104-108.
- [11] 楼乐明,李明辉,彭颖红. 利用神经网络建立电火花加工工艺模型[J]. 中国机械工程,2001,12(4):408-411.
- [12] 杨浩泉,周 平. 基于人工神经网络的电火花加工工艺建模方法研究[J]. 机械设计与制造,2010,48(1):128-129.
- [13] 骆志高. 陶瓷材料电加工表面质量的研究[J]. 机械工程学报,2000,36(11):75-79.
- [14] 李 雪,王 鹤,熊建桥,等. 工程陶瓷材料电火花线切割加工的机理研究[J]. 制造技术与机床,2012,62(5):117-118,121.
- [15] 李 雪,王 鹤,范久臣,等. 神经网络在工程陶瓷电火花加工中的应用研究[J]. 制造技术与机床,2010,60(10):25-27.
- [16] 苏一新,马彦会,石 倩,等. 基于 BP 神经网络模型的磁悬浮水泵 PID 参数优化[J]. 流体机械,2018,46(1):20-24,33.
- [17] 张 宏,马 岩,李 勇,等. 基于遗传 BP 神经网络的核桃破裂功预测模型[J]. 农业工程学报,2014,30(18):78-84.
- [18] KENNEDY J, EBERHART R. Particle swarm optimization [C]. Proceedings of the 4th IEEE International Conference on Neural Networks, Piscataway: IEEE Service Center, 1995.
- [19] 王 新,孙河南. 基于粒子群神经网络的级联式变频器故障诊断[J]. 计算机仿真,2015,32(7):421-425.
- [20] 王 鹤,李 辉,王 鑫,等. 模糊神经网络在工程陶瓷电火花加工中的应用[J]. 机械设计与制造,2016,54(1):148-150.

[编辑:李 辉]

## 本文引用格式:

王 鹤,杨 勇. 粒子群优化神经网络的工程陶瓷电火花加工效果预测模型[J]. 机电工程,2019,36(7):727-731.

WANG He, YANG Yong. Process effect prediction model for EDM of engineering ceramics with neural network based on particle swarm optimization[J]. Journal of Mechanical &amp; Electrical Engineering, 2019,36(7):727-731.

《机电工程》杂志: <http://www.meem.com.cn>