

DOI:10.3969/j.issn.1001-4551.2019.06.005

# 基于遗传模糊神经网络的工程陶瓷 线电极磨削加工参数优化研究\*

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:**针对在工程陶瓷线电极放电磨削加工的实际操作中加工者难以选取适当的工艺参数的问题,对影响加工效果的工艺参数进行了归纳。采用 BP 模糊神经网络建立了工程陶瓷线电极磨削加工效果随工艺电参数变化的预测模型,利用粗糙集理论来剔除冗余,对网络模型进行了属性约简和规则约简,并结合遗传算法来优化加工电参数,以获得更好的加工效果;同时根据数值仿真和实验分析,验证了采用优化后的加工电参数对工程陶瓷碳化硼棒料进行加工可获取最佳的加工效果,而且仿真结果与实验结果非常接近。研究表明:遗传模糊神经网络模型能够实现对工程陶瓷线电极磨削加工工艺参数的优化,这对实际生产具有一定的参考意义。

**关键词:**工程陶瓷;线电极磨削加工;遗传算法;模糊神经网络;参数优化

中图分类号:TH161+.1

文献标志码:A

文章编号:1001-4551(2019)06-0579-05

## Parameter optimization in WEDG of engineering ceramics based on the integration of genetic algorithm and fuzzy neural network

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 it was difficult for the processors to select proper process parameters in the practical operation of wire electrode discharge grinding (WEDG) of engineering ceramics, the process parameters affecting the processing effect were summarized. A prediction model was established to predict the change of the processing effect of WEDG of engineering ceramics with process parameters by BP fuzzy neural network (BPFNN). The redundancy was eliminated by rough sets theory, that is, to reduce the attributes and rules of the network model. Genetic algorithm(GA) was integrated to optimizes the electrical parameters to obtain the best processing effect. According to numerical simulation and experimental analysis, it was verified that the best processing effect could be obtained by using optimized processing electrical parameters to machine boron carbide, and the simulation results were very close to the experiment results. The results indicate that the GA-FNN model can realize the optimization of electrical parameters of WEDG of engineering ceramics, which has a certain reference value for practical production.

**Key words:** engineering ceramic; wire electrical discharge grinding(WEDG); genetic algorithm(GA); fuzzy neural network; parameter optimization

收稿日期:2019-01-09

基金项目:河南省高等学校重点科研项目(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

工程陶瓷具有许多优异性能,如高硬度、高强度、高耐磨损性、高抗腐蚀性、耐高温等,因此其在很多生产领域中的应用前景也越来越广阔<sup>[1-2]</sup>。然而,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比较困难,限制了工程陶瓷的进一步发展<sup>[3-4]</sup>。

采用线电极磨削加工的方法来加工工程陶瓷,可以在一定程度上解决上述问题。但在实际应用中,加工效果的好坏通常主要取决于操作者的经验与技能水平。因此,优化工艺参数是获得更好的加工效果的关键。由于工艺参数和加工效果之间通常存在高度的非线性关系,并且不能用数学表达式表达,很难建立工艺参数的优化模型。

本研究以模糊神经网络预测加工工艺效果的模型为基础,利用粗糙集理论对网络模型进行属性和规则约简,并结合遗传算法来优化工艺参数,以获得更好的加工效果。

## 1 模糊神经网络模型

在工程陶瓷线电极磨削过程中,能够反映加工效果的主要工艺指标有:加工速度、表面粗糙度、线电极损耗量以及加工精度。影响工程陶瓷线电极磨削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。

基于粗糙集理论<sup>[5-6]</sup>,约简工程陶瓷线电极放电磨削加工参数(工件厚度、电极丝直径、脉冲电源峰值电流、脉冲宽度和脉冲间隔)。每个加工工艺参数就是粗糙集决策表中的一个条件属性。主要从两方面进行约简:(1)属性约简。即剔除决策表中的冗余条件属性;(2)规则约简。即剔除每条规则中的冗余条件属性,以获取最小决策表。

经过约简后,条件属性集为峰值电流  $I_p$ 、脉冲宽度  $t_{on}$  和脉冲间隔  $t_{off}$ ,作为 BP 模糊神经网络的输入量,加工速度  $V_w$  和表面粗糙度  $R_a$  是网络的输出量。根据输入输出变量语言值设定、实验数据以及实际操作中的经验知识,初步建立了 53 条模糊控制规则,经粗糙集约简之后,模糊控制规则减少到 36 条。

经粗糙集约简后的模糊神经网络结构如图 1 所示<sup>[7-9]</sup>。

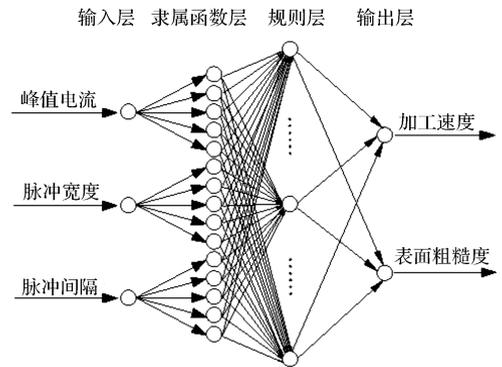


图 1 模糊神经网络结构图

图 1 中,第 1 层是输入单元层,该层将输入变量直接传递到下一层。该层共有 3 个节点,其输入输出关系为:

$$\begin{cases} z_i^{(1)} = x_i \\ y_i^{(1)} = z_i^{(1)} \end{cases} \quad (1)$$

式中: $z_i^{(1)}$ 、 $y_i^{(1)}$ —节点的输入和输出(上标“1”表示层数,下标“ $i$ ”表示第  $i$  个单元,该层  $i = 1, 2, 3$ 。以下各式也用这种表示方法)。

第 2 层是隶属函数单元层。该层共有 15 个节点,其作用是将输入信号进行模糊化处理。使用高斯函数,将 3 个输入变量进行模糊化处理,具体分为:很小(VS),小(S),中(M),大(B),很大(VB) 5 个模糊集合。其输入输出关系为:

$$\begin{cases} z_{ij}^{(2)} = -\frac{(x_i - m_{ij})^2}{\sigma_{ij}^2} \\ y_{ij}^{(2)} = \exp(z_{ij}^{(2)}) \end{cases} \quad (2)$$

式中: $z_{ij}^{(2)}$ 、 $y_{ij}^{(2)}$ —网络第 2 层的第  $i$  个输入变量对应的第  $j$  个节点的输入和输出, $j = 1, 2, 3, 4, 5$ ;  $m_{ij}$ 、 $\sigma_{ij}$ —第  $i$  个输入变量的第  $j$  个模糊集合的高斯隶属函数的均值和标准方差(都是可调参数)。

第 3 层是规则层,共有 36 个节点,其输入输出关系为:

$$\begin{cases} z_k^{(3)} = y_{1j}^{(2)} \times y_{2j}^{(2)} \times y_{3j}^{(2)} \\ y_k^{(3)} = z_k^{(3)} \end{cases} \quad (3)$$

式中: $z_k^{(3)}$ 、 $y_k^{(3)}$ —网络第 3 层中第  $k$  个节点的输入和输出, $k = 1, 2, 3, \dots, 36$ 。

第 4 层是输出层,节点的作用就是解模糊,节点的输出是对第 3 层所获控制规则的线性组合。该层有 2 个节点,其输入输出关系为:

$$\begin{cases} z_m^{(4)} = \sum_{j=1}^{36} \omega_{mk} y_k^{(3)} \\ y_m^{(4)} = z_m^{(4)} \end{cases} \quad (4)$$

式中: $z_m^{(4)}$ —第 4 层的输入, $y_m^{(4)}$ —网络的输出, $m = 1, 2$ ;  $\omega_{mk}$ —第 3 层和第 4 层之间的连接权值。

除此以外,还需要对网络结构中的3个参数进行调整,即第2层的隶属函数的均值和标准方差( $m_{ij}$ 和 $\sigma_{ij}$ )以及第4层的连接权值 $\omega_{mk}$ 。仿照BP算法采用误差反传方法来设计和修正 $\omega_{mk}$ 、 $m_{ij}$ 和 $\sigma_{ij}$ 。定义指标函数为:

$$E = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \sum_{r=1}^n (d_r - y_r)^2 \quad (5)$$

式中: $d_r$ —样本期望输出值; $y_r$ —实际输出值; $N$ —训练样本总数。

误差信号 $e$ 将由第4层向第1层依次反传。

解模糊层为:

$$\delta_m^{(4)} = \frac{-\partial E}{\partial z_m^{(4)}} = \frac{-\partial E}{\partial y_m^{(4)}} = d - y_m^{(4)} = e \quad (6)$$

由上式可求得连接权值的修正值 $\Delta\omega_{mk}$ 为:

$$\Delta\omega_{mk} = \frac{-\partial E}{\partial \omega_{mk}} = \frac{-\partial E}{\partial z_m^{(4)}} \frac{\partial z_m^{(4)}}{\partial \omega_{mk}} = \delta_m^{(4)} y_k^{(3)} \quad (7)$$

规则层为:

$$\delta_k^{(3)} = \frac{-\partial E}{\partial z_k^{(3)}} = \frac{-\partial E}{\partial z_m^{(4)}} \frac{\partial z_m^{(4)}}{\partial z_k^{(3)}} = \left( \sum_m \delta_m^{(4)} \omega_{mk} \right) y_k^{(3)} \quad (8)$$

隶属函数层为:

$$\delta_j^{(2)} = \frac{-\partial E}{\partial z_j^{(2)}} = \frac{-\partial E}{\partial y_j^{(2)}} \frac{\partial y_j^{(2)}}{\partial z_j^{(2)}} = \left( \sum_k \frac{-\partial E}{\partial z_k^{(3)}} \frac{\partial z_k^{(3)}}{\partial y_j^{(2)}} \right) \frac{\partial y_j^{(2)}}{\partial z_j^{(2)}} = (\delta_k^{(3)} y_i^{(2)}) y_j^{(2)} \quad (9)$$

式中: $k$ —与第2层中第 $j$ 个节点相连的位于第3层中的节点; $i$ —与第3层中第 $k$ 个节点相连的位于第2层中的另一节点 $i \neq j, j = 1, 2, \dots, 15$ 。

输入隶属函数的各个参数的修正值分别为:

$$\Delta m_{ij} = \frac{-\partial E}{\partial m_{ij}} = \frac{-\partial E}{\partial z_j^{(2)}} \frac{\partial z_j^{(2)}}{\partial m_{ij}} = \delta_j^{(2)} \frac{2(y_i^{(1)} - m_{ij})}{\delta_{ij}^2} \quad (10)$$

$$\Delta \sigma_{ij} = \frac{-\partial E}{\partial \sigma_{ij}} = \frac{-\partial E}{\partial z_j^{(2)}} \frac{\partial z_j^{(2)}}{\partial \sigma_{ij}} = \delta_j^{(2)} \frac{2(y_i^{(1)} - \sigma_{ij})}{\delta_{ij}^2} \quad (11)$$

将以上求出的 $\Delta\omega_{mk}$ 、 $\Delta m_{ij}$ 和 $\Delta\sigma_{ij}$ 与对应的参数的初始数值相加,以此作为下一次训练的初始数值,直到误差 $e^2$ 小于期望误差0.001为止。

该实验采用DK7725线电极磨削机,使用 $\Phi 0.15$  mm的钨丝作为电极丝,选择乳化液作为工作液,工件材料为 $\Phi 12$  mm碳化硼棒。

在相关软件中建立模糊神经网络,并经过多次迭代学习训练,可获得较为精确可靠的工程陶瓷线电极磨削加工工艺效果预测模型。

训练的误差曲线如图2所示。

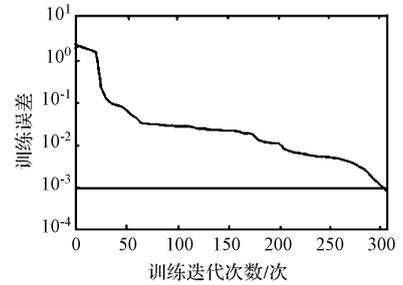


图2 BP模糊神经网络训练误差曲线

## 2 线电极磨削加工参数的优化

模糊神经网络模型的建立,实现了对工程陶瓷线电极磨削加工的工艺效果的预测,并能从中获取工艺电参数对多个主要工艺指标的综合影响,同时在指定的加工要求下,合理地选取工艺电参数。

但是在加工过程中,操作者往往希望获得最佳的加工效果,即在指定的加工条件下,选取何种工艺参数,才能实现更高的加工速度,同时满足所需的表面粗糙度。因此,优化工程陶瓷线电极磨削加工工艺电参数的目标就是既能保证工件达到要求的表面粗糙度,又能获得最大的加工速度。为了实现这一加工目标,本研究根据建立的模糊神经网络结构<sup>[10-11]</sup>,利用遗传算法优化工艺电参数(峰值电流 $I_p$ 、脉冲宽度 $t_{on}$ 和脉冲间隔 $t_{off}$ ),以获得最佳值。

### 2.1 工艺电参数优化模型的建立

根据工程陶瓷线电极磨削加工的工艺特点,以及所使用的线电极磨削加工机床的特性,本研究选择峰值电流 $I_p$ 、脉冲宽度 $t_{on}$ 和脉冲间隔 $t_{off}$ 为模型输入变量,加工速度 $V_w$ 和表面粗糙度 $R_a$ 为输出变量,分别记作:

$$\begin{aligned} X &= (I_p, t_{on}, t_{off})^T \\ Y &= (V_w, R_a)^T \end{aligned} \quad (12)$$

每个输入变量参数的数值不能超过线电极磨削加工机床的允许范围,即峰值电流 $I_p$ 、脉冲宽度 $t_{on}$ 和脉冲间隔 $t_{off}$ 应在它们各自的极限范围内。同时,根据陶瓷工件线电极磨削加工的工艺指标要求,限制工件表面粗糙度不超过所允许的最大表面粗糙度。因此,优化工艺参数的目标就是在满足加工要求的前提下,尽可能地减小工件的表面粗糙度,提高线电极磨削的加工速度。

基于以上分析,工程陶瓷线电极磨削过程的目标函数<sup>[12]</sup>可记作:

$$\begin{cases} \min E(f(x_i)) = \sum_{i=1}^P \omega_i |u_i(f(x_i)) - u_i(f(x_i^*))| \\ \sum_{i=1}^P \omega_i = 1 \\ R_{\text{obj}} - R_a \rightarrow \min \\ 4A \leq I_p \leq 60 \text{ A} \\ 2 \mu\text{s} \leq t_{\text{on}} \leq 128 \mu\text{s} \\ 6 \mu\text{s} \leq t_{\text{off}} \leq 1\ 152 \mu\text{s} \end{cases} \quad (13)$$

式中： $\omega_i$ —加权因子（可以根据加工要求调整加权因子的大小）； $x_i^*$ —各单目标最优点， $u_i(f_i(x))$ —工艺指标的隶属函数； $i$ —优化目标序号， $i = 1, 2$ ； $P$ —优化目标总数， $P = 2$ ； $R_{\text{obj}}$ —所允许的最大表面粗糙度。

## 2.2 基于遗传算法的工艺电参数优化

遗传算法可有效避免搜索过程中收敛于局部最优解的可能性<sup>[13]</sup>，因此其非常适合解决工程陶瓷线电极磨削加工的电参数优化这一问题<sup>[14]</sup>。具体优化步骤如下所示：

(1) 编码。对3个输入变量（峰值电流  $I_p$ 、脉冲宽度  $t_{\text{on}}$  和脉冲间隔  $t_{\text{off}}$ ）进行二进制编码。每个电参数采用10位无符号的二进制码子串进行表示，因此，每个个体的编码串长度为30，从左至右依次为  $I_p$ 、 $t_{\text{on}}$  和  $t_{\text{off}}$ 。

(2) 初始群体的生成。选择适当的种群大小  $M$ ，随机产生初始种群中的所有个体。 $M$  较小时，算法运算速度提高，但种群的多样化降低，且易于收敛到局部最优解；反之，当  $M$  较大时，算法效率降低。除此以外，由于后期种群中存在较多相同的个体，个体间差异小，这些造成了交叉算子不能产生新个体，而变异概率又往往很小，由变异产生新个体的概率也很小，这样就会造成后期没有进化。因此，传统遗传算法在后期搜索阶段的效率较低，而且即使传统的遗传算法找到了含有全局最优解的区域，也无法在全局最优解附近作出精细的搜索以得到全局最优解。

受自然界生物种群分布的启发，本文利用遗传算法，对每个子群体寻优，并根据它们的进化性能对其进行评估，然后对优秀子群体划分寻优，实现小范围内的精细搜索；同时，为避免某些子群体向局部最优方向收敛，需要在各子群体之间对那些优良个体按照某种比率进行定期迁移，使各子群体之间可以共享优良基因模式。

随机生成的初始群体被划分为5个子群体，每个子群体的个体数量均设为20，因此，种群大小  $M = 100$ 。

(3) 确定适应度函数。将线电极磨削加工的目标

函数定义为个体的适应度函数。根据适应性函数值对每个个体进行评估检测，并对其进行解码，即：

$$f(x) = \sum_{i=1}^P \omega_i |u_i(f(x_i)) - u_i(f(x_i^*))| \quad (14)$$

(4) 选择。采用比例选择算子进行选择操作，即从当前代群体中选择出一些比较优良的个体，将其复制到下一代群体中，个体被选择的概率正比于其适应度大小。当种群大小为  $M$  时，个体  $i$  的适应度为  $f_i$ ，则该个体被选择的概率  $P_{si}$  为：

$$P_{si} = \frac{f_i}{\sum_{i=1}^M f_i}, (i = 1, 2, \dots, M) \quad (15)$$

(5) 交叉。按照某种方式对两个相互匹配的染色体的部分基因进行相互交换，以此产生两个新个体。为增加交叉信息量，选择多点交叉算子，即对每个个体中的  $I_p$ 、 $t_{\text{on}}$  和  $t_{\text{off}}$  3 个子串分别进行单点交叉，并以交叉概率 0.9 进行交叉操作，获得新一代个体。这样不仅可以提高收敛速度，而且能够有效防止各子串之间的互相干扰。

(6) 变异。将个体染色体编码串中某些基因座处的基因值替换为该基因座的其他等位基因，由此产生一个新个体。由于文中使用二进制编码，笔者选择基本位变异算子，即按照变异概率 0.08，随机指定个体编码串中的某一位或某几位基因座上的基因值，使其取反。也就是说，若其值为 0，则变为 1；其值为 1，则变为 0，以实现个体变异，产生新个体。确定新个体适应度值是否符合终止条件。若符合，则算法的迭代过程收敛，算法结束；否则，转入执行步骤(3)继续循环执行直至结束。

因此，由遗传算法求解出来的具有最大适应度的个体便是最佳个体，即需要获取的最佳加工电参数。

## 3 工艺电参数优化仿真及实验结果分析

本文利用 Matlab 中的遗传算法工具箱来优化加工电参数。优化目标为假设工件加工后所允许的最大表面粗糙度值  $R_{\text{obj}} = 3.2 \mu\text{m}$ ，求出在此情况下，可达到的工件表面最小的粗糙度及最大加工速度，以及相对应的加工工艺电参数数值。

遗传算法进化过程如图 3 所示。

由图 3 可知：算法只需经过 45 次左右的迭代进化，适应度值便可基本不变，即得到了最优解。

在遗传算法的优化下，个体不断进化，平均加工速度逐步增大，最终趋于收敛，稳定在  $2.7 \text{ mm}^3/\text{min}$ ，这就是最大加工速度。这样就得到优化之后的加工电参数，分别为：峰值电流  $I_p = 8 \text{ A}$ 、脉冲宽度  $t_{\text{on}} = 28 \mu\text{s}$

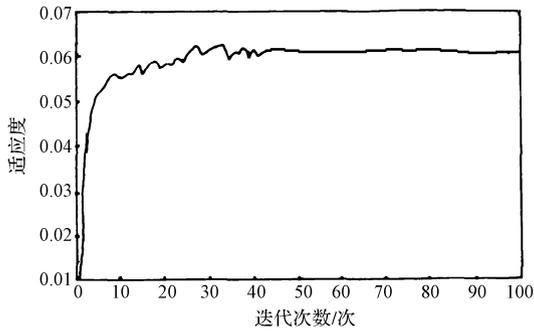


图3 遗传算法进化过程图

和脉冲间隔  $t_{off} = 65 \mu s$ 。

在前面所述实验条件下,采用优化之后的电参数数值对同一工件加工 10 次,实际加工速度和工件表面粗糙度测量值如表 1 所示。

表 1 实际加工数据表

序号	加工速度 $V_w /$ ( $mm^3 \cdot min^{-1}$ )	平均值 $V_w /$ ( $mm^3 \cdot min^{-1}$ )	粗糙度 $R_a /$ ( $\mu m$ )	平均值 $R_a /$ ( $\mu m$ )
1	2.68		3.15	
2	2.67		3.14	
3	2.67		3.17	
4	2.69		3.16	
5	2.66		3.18	
6	2.68	2.67	3.16	3.16
7	2.67		3.17	
8	2.69		3.15	
9	2.66		3.14	
10	2.65		3.17	

根据表 1 结果可知:工件表面粗糙度平均值为  $R_a = 3.16 \mu m < 3.2 \mu m$ ,同时实际加工速度平均值为  $V_w = 2.67 mm^3/min$ ,与理论值  $2.7 mm^3/min$  非常接近,相对误差仅为 1.11%。

## 4 结束语

本研究以模糊神经网络预测加工工艺效果的模型为基础,利用粗糙集理论对网络模型进行属性和规则约简,结合遗传算法来优化工艺参数,通过实例证实了基于遗传算法的模糊神经网络模型能够实现对工程陶瓷线电极磨削加工电参数的优化。研究结果表明:

(1)应用模糊神经网络,建立工程陶瓷线电极磨削加工工艺效果预测模型,可利用遗传算法来优化加工工艺电参数。由于遗传算法具有全局寻优的能力,

参数优化方法可有效避免传统优化方法的诸多缺陷,而且算法相对较为简单;

(2)利用遗传算法可以生成工程陶瓷线电极磨削加工的工艺数据库;

(3)根据不同的应用环境,可以通过调整模糊神经网络结构和/或遗传算法中的一些参数,将这种工艺电参数的优化方法应用其他类似的机床上,但是一旦加工环境发生变化,需重新训练模糊神经网络。

## 参考文献 (References):

- [1] 张凤莲. 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. 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. 绝缘工程陶瓷线电极磨削加工技术研究进展[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. 陶瓷材料线电极磨削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] 张文修, 吴伟志, 梁吉业, 等. 粗糙集理论与方法[M]. 北京: 科学出版社, 2001.
- [6] 曾黄麟. 粗糙集理论及其应用[M]. 重庆: 重庆大学出版社, 1996.
- [7] 王 鹤, 邵凤翔, 李 辉, 等. 基于模糊神经网络的工程陶瓷线电极磨削加工工艺模型研究[J]. 现代制造工程, 2016, 38(8): 130-133.
- [8] 徐小兵, 莫易敏, 陈蔚鸿. 基于神经网络和遗传算法的绝缘陶瓷线电极磨削加工电参数优化[J]. 机械设计与制造, 2008, 46(4): 125-127.
- [9] 刘国荣. 多变量系统模糊/神经网络自适应控制[M]. 北京: 科学出版社, 2012.
- [10] 霍文军, 刘淑梅, 何文涛, 等. 基于神经网络的阻力墙参数对转向节锻件充填影响研究[J]. 轻工机械, 2017, 35(1): 43-47.
- [11] 文 周, 林伟健. 基于 BP 神经网络的水果气调包装机械故障诊断方法[J]. 包装与食品机械, 2018(5): 74-77.
- [12] 徐 峰. 基于遗传神经网络的电火花线切割加工仿真研究[D]. 成都: 西华大学机械工程学院, 2010.
- [13] 陈国良, 王熙法, 庄镇泉, 等. 遗传算法及其应用[M]. 北京: 人民邮电出版社, 1999.
- [14] 徐小兵. 绝缘性陶瓷材料  $Si_3N_4$  的线电极磨削加工特性研究[J]. 汉江石油学院学报, 2003, 25(1): 117-118.

[编辑: 程 浩]

## 本文引用格式:

王 鹤, 杨 勇. 基于遗传模糊神经网络的工程陶瓷线电极磨削加工参数优化研究[J]. 机电工程, 2019, 36(6): 579-583.

WANG He, YANG Yong. Parameter optimization in WEDG of engineering ceramics based on the integration of genetic algorithm and fuzzy neural network[J]. Journal of Mechanical & Electrical Engineering, 2019, 36(6): 579-583.

《机电工程》杂志: <http://www.meem.com.cn>