

# 混合变异神经网络与模糊自适应粒子群优化算法 在微钻头检测中的应用

葛动元<sup>1</sup> 姚锡凡<sup>1</sup> 向文江<sup>2</sup>

(<sup>1</sup> 华南理工大学机械与汽车工程学院, 广东 广州 510640)

(<sup>2</sup> 湖南大学机械与载运工程学院, 湖南 长沙 410082)

**摘要** 根据微钻头检测的要求,提出了基于混合变异神经网络-模糊自适应粒子群优化拟合微钻头特征曲线的新方法。实验中所设计的神经网络与需要拟合的方程相一致,在神经网络训练以及粒子个体的每一次迭代之后,对所得到的神经网络的权值进行归一化处理,该处理相当于权值一种特定的变异操作。同时为了获得全局最优解,在求解中引入模糊自适应粒子群优化被,并根据粒子个体纵向与横向运动轨迹的特性,采用模糊逻辑推理,自适应地调整惯性因子。在求解系统达到全局平衡点时,根据最优粒子的位置矢量获得微钻头的特征曲线的拟合方程,并据此求得微钻头的结构参数与刃面缺陷。所提出的方法为微钻头以及其他工件特征曲线的拟合提供了一个新的解决方案。实验结果表明,与传统的检测方法相比较,该方法具有较高检测精度。

**关键词** 测量;变异神经网络;粒子群优化;模糊逻辑;纵向;横向;微钻头

**中图分类号** TP391 **文献标识码** A **doi**: 10.3788/AOS201333.0312002

## Application of Hybrid Mutation Neural Network and Fuzzy Adaptive Particle-Swarm Optimization Algorithm in Testing of Micro-Drill

Ge Dongyuan<sup>1</sup> Yao Xifan<sup>1</sup> Xiang Wenjiang<sup>2</sup>

<sup>1</sup> School of Mechanical and Automotive Engineering, South China University of Technology,  
Guangzhou, Guangdong, 510640, China

<sup>2</sup> College of Mechanical and Vehicle Engineering, Hunan University, Changsha, Hunan, 410082, China

**Abstract** According to the measurement requirements of micro-drill, a new approach based on hybrid mutation neural network integrated with fuzzy adaptive particle-swarm optimization (PSO) for fitting of micro-drill's feature curves is presented. The network is designed to coincide with the fitted equation in experiment. After the training of network and every iteration of particle individual, the obtained neural weights are normalized to form a unit weight vector, which is equivalent to a special mutation operation for individuals. At the same time, the fuzzy adaptive PSO is integrated into the solving algorithm to get the global optimization solution. And the inertia factor of PSO is tuned self-adaptively by adopting fuzzy logic reasoning according to the characteristic of particle's motion trajectory in longitudinal direction and lateral direction. When the solving system comes to the global equilibrium point, the position vector of the best particle is used to obtain the expression coefficients of the fitted equation. Then in the light of the fitting equations, the structural parameters and flank faults such as core width, rounded corners, chips of the micro-drill and so on can be obtained easily. Compared with the traditional test approaches such as least square method, experimental results show that the proposed approach provides a new scheme for the curves fitting of micro-drill and other work-pieces with high measurement precision.

**收稿日期**: 2012-09-20; **收到修改稿日期**: 2012-11-16

**基金项目**: 国家自然科学基金(51175187)、国家 863 计划(2007AA04Z111)、湖南省自然科学基金(09JJ6092)和湖南省教育厅资助科研项目(09B092)资助课题。

**作者简介**: 葛动元(1970—),男,博士研究生,副教授,主要从事机器视觉、精密制造与检测以及智能控制等方面的研究。

E-mail: gordon399@163.com

**导师简介**: 姚锡凡(1963—),男,教授,博士生导师,主要从事数字制造、智能控制和机器视觉等方面的研究。

E-mail: mexfyao@scut.edu.cn(通信联系人)

**Key words** measurement; mutation neural network; particle-swarm optimization; fuzzy logic; longitudinal direction; lateral direction; micro-drill

**OCIS codes** 120.3930; 120.3940; 120.6650; 150.3040

## 1 引 言

微钻头广泛应用于印刷电路板(PCB)制造业中,其工作时处于超高速的运行状态,从外缘转点到横刃转点,刀刃各点的切削速度由高到零,刃口由锐刃快切到像楔子硬挤,工作状态变化剧烈,因此微钻头的缺陷如圆角、崩刃等常常发生于刃面<sup>[1]</sup>。在PCB板加工时,如果微钻头相关的圆角、崩刃、长短边、重叠或者分离以及非同心度等刃面缺陷指标超差,在微钻头以高达 $(1\sim 12)\times 10^4$  r/min的转速工作时,引起的引偏、振颤,使得微钻头容易折断,导致PCB板被加工孔的圆度降低、孔壁的粗糙度增大等。倪志福群钻指出,微钻头的结构参数,如钻芯厚度,其与外径的比值大于麻花钻的芯厚与外径的比值。这使得横刃的切削功能增强,但也会导致排泄困难<sup>[1]</sup>。对于制造结构参数横刃斜角,当微钻头的锋角、结构后角给定,刃磨时改变横刃斜角,将影响到沿主切削刃各点的后角分布以及横刃本身的前、后角<sup>[1]</sup>。

目前,对微钻头的检测研究主要集中在机器视觉的自动化检测方面<sup>[2]</sup>。Chen等<sup>[3]</sup>采用机器视觉系统,实现了微钻头外径、尾隙角、结构后角和螺旋角等技术参数的检测,其主要针对钻针的侧面检测。微钻头的刃面缺陷一般发生在切削面的边缘,其检测项目占总检测项目的75%左右;胡松立等<sup>[4,5]</sup>通过边缘追踪算子获得微钻头刃面单像素宽封闭边缘,提出了基于协方差矩阵的自适应边缘角点提取方法;张舞杰等<sup>[6,7]</sup>研究了微钻头测量中典型图元的识别和测量算法等,通过对微钻头特征曲线的拟合,实现微钻头刃面的尺寸测量和缺陷检测;罗颖<sup>[8]</sup>将拉普拉斯-高斯滤波结合图像分割提取微钻头的刃面边缘,实现对现微钻头刃面缺陷的检测。在对工件的特征曲线如椭圆、直线等进行拟合时,常规的方法大都采用最小二乘法(LSM)来进行<sup>[9]</sup>。最近有采用计算智能对微钻头棱边投影、主切削刃进行拟合的报道,如Ge等<sup>[10]</sup>采用逆传播神经网络(BPNN)与遗传算法实现了对微钻头刃面缺陷的检测。同时以采样点到拟合超平面的距离的平方和最小为算法的目标函数,通过自相关矩阵的最小特征值所对应的特征向量来拟合微钻头棱边投影的椭圆方程等<sup>[11]</sup>。

在前期研究<sup>[10,11]</sup>的基础之上,根据需要拟合的微钻头特征曲线的数学表达式,如棱边投影的椭圆方程,设计了一个与其相一致的线性BPNN。然后引入改进的粒子群优化算法,并根据粒子个体的运动轨迹的特性,对权重因子进行动态地调整,同时对神经网络的权值以及粒子的位置矢量进行归一化处理,可称为约束性变异。通过神经网络稳态平衡点的权值,即可获得微钻头特征曲线的拟合方程,据此完成对微钻头钻芯厚度、圆角、主切削刃崩刃等的检测。

## 2 训练样本的采集

### 2.1 微钻头的结构参数与刃面缺陷

微钻头刃面的棱边、主切削刃和横刃等的投影示意图如图1所示。微钻头的技术指标参数如钻芯厚度,按照倪志福钻头的定义<sup>[1]</sup>,为钻头钻尖处测得的钻芯最小尺寸,即芯厚,如图2所示,即 $K = 2r$ ,其中 $r$ 为钻芯半厚。在实验测量时,取主切削刃 $AE$ 以及与其相对的另一条主切削刃 $FC$ 之间的距离作为芯厚。对于横刃斜角,按照倪志福钻头的定义,在

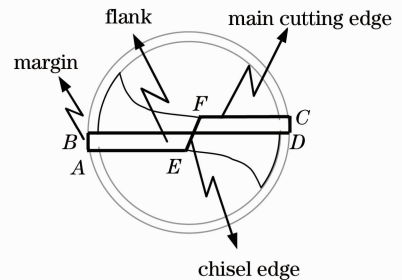


图1 微钻头刃面

Fig. 1 Flank of micro-drill

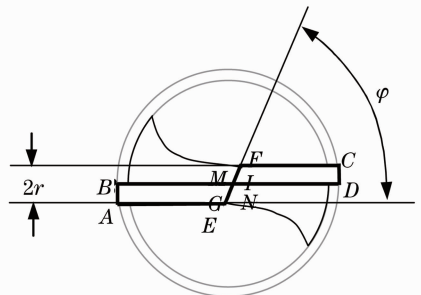


图2 芯厚与横刃斜角

Fig. 2 Core width and chisel edge angle

钻尖的端视图上,为主切削刃的外缘转点  $A$  和横刃转点  $E$  的连线与横刃的锐夹角,如图 2 所示,即  $AE$  延长线与  $EF$  延长线的锐夹角作为横刃斜角。在进行微钻头横刃斜角的检测时,对直线方程  $AE$  与  $EF$  的系数进行归一化处理,得到对应的单位矢量  $\mathbf{v}_{AE}$  与  $\mathbf{v}_{EF}$ ,则微钻头的横刃斜角

$$\varphi = \arccos[1 - 0.5 \times$$

$$\min(\|\mathbf{v}_{AE} - \mathbf{v}_{EF}\|_2^2, \|\mathbf{v}_{AE} + \mathbf{v}_{EF}\|_2^2)]. \quad (1)$$

至于微钻头的刃面缺陷,比如圆角、主切削刃缺口/崩刃,长短边,重叠/分离,非同心度等参数,如图 3 所示。

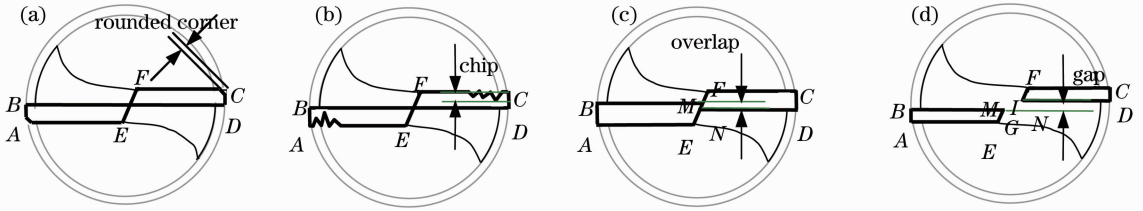


图 3 PCB 微钻头缺陷示意图

Fig. 3 Defects diagram of PCB micro-drill

在对微钻头的圆角进行检测时,其检测位置为两条主切削刃  $AE$  与  $FC$  与棱边投影的交点,即点  $A$  与点  $C$ ,然后求得  $A$  与  $C$  到微钻头棱边投影的实际边缘的距离作为圆角。所以,对圆角等的检测的关键技术之一为需要获得棱边与主切削刃的投影特征曲线的拟合方程。同样,对于横刃斜角、重叠(分离)和非同心度等的检测,都需要获得主切削刃  $AE$ 、 $FC$ ,横刃  $EG$ 、 $IF$  以及与主切削刃相对边  $BM$ 、 $ND$  的直线拟合方程以及棱边投影的椭圆拟合方程<sup>[2,3,6~8]</sup>。

## 2.2 微钻头的特征曲线的拟合方程

在对微钻头刃面的特征曲线进行拟合时,如棱边投影的椭圆曲线,首先需要采集其采样点的坐标。在微钻头的高精度自动化检测系统中,通过调整光学系统,采用 CCD 所采集钻针的刃面的投影图像如图 4 所示。

令微钻头棱边投影的椭圆拟合方程为

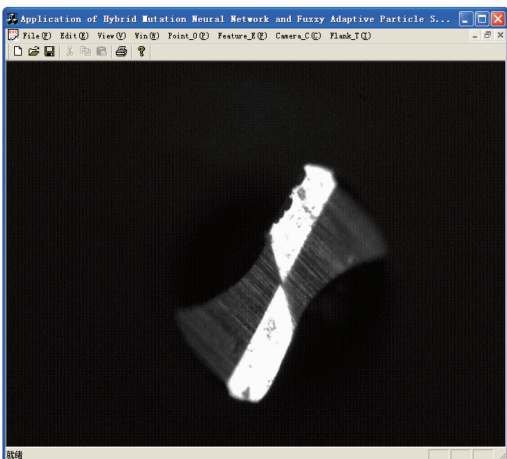


图 4 微钻头刃面投影图像

Fig. 4 Projection image of micro-drill's flank

$A_P x^2 + B_P xy + C_P y^2 + D_P x + E_P y + 1 = 0. \quad (2)$   
对(2)式进行归一化处理,即可得

$$\frac{A_P}{N} x^2 + \frac{B_P}{N} xy + \frac{C_P}{N} y^2 + \frac{D_P}{N} x + \frac{E_P}{N} y + \frac{1}{N} = 0, \quad (3)$$

式中  $A_P, B_P, C_P, D_P, E_P$  为系数,  $N = (A_P^2 + B_P^2 + C_P^2 + D_P^2 + E_P^2 + 1)^{1/2}$ 。该操作不改变(2)式两边之间的变换关系,令  $a = A_P/N, b = B_P/N, c = C_P/N, d = D_P/N, e = E_P/N$  以及  $f = \pm(1 - a^2 - b^2 - c^2 - d^2 - e^2)^{1/2}$ , 整理可得

$$ax^2 + bxy + cy^2 + dx + ey + f = 0. \quad (4)$$

同样,在对微钻头的主切削刃、横刃等特征曲线的投影方程进行拟合时,采用与以上相似的设计方法。

## 3 基于计算智能的微钻头特征曲线的拟合

### 3.1 线性变异神经网络的设计

在对微钻头的特征曲线如棱边投影进行拟合时,按照(4)式,设计一与之对应的线性神经网络,如图 5 所示。网络一共 3 层,输入层由 6 个神经元组成,对应的输入信号为采样点的坐标与常数 1 所组成的矢量,即  $\mathbf{I}_i = [x_i^2, x_i y_i, y_i^2, x_i, y_i, 1]^T$ ;隐层也由 6 个神经元组成。根据所需拟合的椭圆方程,输出层由一个神经元组成,其输出的期望值为常数 0。输入层与隐层之间的权值矩阵  $\mathbf{m}$  为  $6 \times 6$  的矩阵,其对角线元素为 1,其余元素为 0;隐层与输出层之间的权值矢量为  $\mathbf{w} = [a \ b \ c \ d \ e \ f]^T$ ,其元素与需要拟合的椭圆,即与(4)式的各系数相对应。

在神经网络训练时,隐层各神经元的输入为

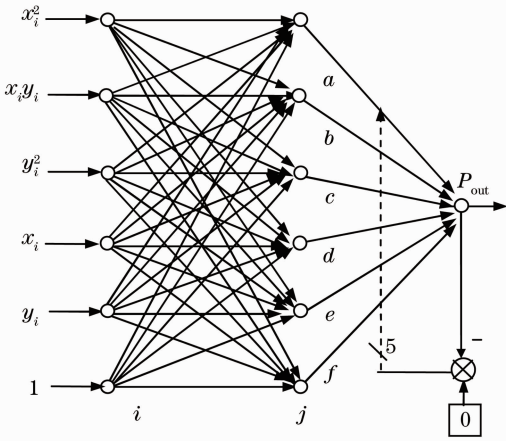


图 5 神经网络的结构

Fig. 5 Structure of neural network

$$I_{netj}^{(2)} = m_j I_i, \quad i = 1, 2, \dots, 6, \quad (5)$$

$$m = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

式中  $m$  为矩阵  $m$  的第  $j$

行矢量元素。

网络的激发函数  $f(x)$  为线性函数, 即

$$f(x) = x + \theta, \quad (6)$$

式中  $\theta$  为阈值, 实验中取值为 0。则对应的输出为  $o_j^{(2)} = f[I_{netj}^{(2)}]$ 。

输出层的输入为

$$I^{(3) net1} = w^T n^{(2)}, \quad j = 1, 2, \dots, 6, \quad (7)$$

式中  $w = [a \ b \ c \ d \ e \ f]^T$ ,  $n^{(2)} = [o_1^{(2)} \ o_2^{(2)} \ \dots \ o_6^{(2)}]^T$  为输入的矢量。

根据激发函数, 可得输出层的输出, 即网络的输出为

$$O = f[I_{net1}^{(3)}]. \quad (8)$$

根据椭圆拟合的方程与求解目标, 网络输出的期望值为 0, 则神经网络的性能指标由期望值 0 与网络输出的实际值差值的平方得到, 本实验取

$$E = \frac{1}{2} (-O)^2. \quad (9)$$

当对神经网络进行训练时, 依据梯度下降法, 对隐层与输出层之间的 5 个权值  $a, b, c, d, e$  进行整理, 则神经网络权值变化量的调整为

$$\Delta w_j(n+1) = -\alpha O I_j + \beta [w_j(n) - w_j(n-1)], \quad j = 1, 2, \dots, 5, \quad (10)$$

式中  $\alpha > 0$ , 为学习速率,  $\beta > 0$  为惯性因子, 与其对应的项用来防止学习时的振荡,  $w_j$  为  $w$  的第  $j$  列的

值。权值迭代时, 有<sup>[12~14]</sup>

$$w_j(n+1) = w_j(n) + \Delta w_j(n), \quad j = 1, 2, \dots, 5, \quad (11)$$

另一个权值  $f$  通过前面 5 个权值获得, 即  $f = \pm \sqrt{1 - a^2 - b^2 - c^2 - d^2 - e^2}$  ( $f$  符号的正负以使得神经网络的性能指标较小的为准。 $f$  的调整, 相当于一次特定的变异操作。如果在调整中,  $1 - a^2 - b^2 - c^2 - d^2 - e^2 < 0$ , 则通过随机函数获得  $f$ , 再对这 6 个参数进行归一化处理, 得到单位矢量)。

### 3.2 神经网络的训练

在对微钻头刃面的棱边投影进行拟合时, 神经网络的输入为  $x_i^2, x_i y_i, y_i^2, x_i, y_i$  以及常数 1, 由采样点的坐标与常数 1 组成。神经网络的性能指标由期望值 0 与系统的输出差值的平方得到, 如(9)式所示。然后验算性能指标是否达到期望值, 如果没有, 按照梯度下降法调整权值, 对神经网络进行训练。如果所有的采样点输入完成, 下一轮的训练重新开始; 直到网络的性能指标达到期望值。如果获得全局最优解, 即可根据稳定的权值矩阵, 完成对微钻头刃面特征曲线如棱边投影椭圆方程的拟合。对于主切削刃直线方程等的拟合与以上类似。若仅仅采用线性神经网络进行特征曲线如椭圆的拟合, 对应的程序流程图如图 6 所示。

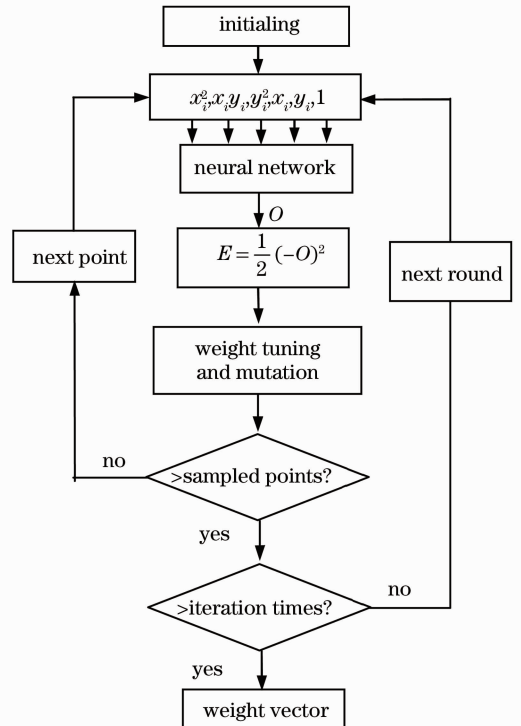


图 6 变异神经网络流程图

Fig. 6 Flow chart of mutation neural network training

### 3.3 模糊自适应粒子群优化算法

#### 3.3.1 粒子群优化算法

由于BPNN对于初始值敏感,容易陷入局部极值。为了获得求解系统的全局最优解,在检测系统中,引入模糊自适应粒子群优化算法。粒子群优化算法是对鸟类群体行为的模拟,采用速度-位移搜索解的空间,假设 $v_i^t$ 为第 $i$ 个粒子在第 $t$ 次迭代中的6维速度; $x_i^t$ 为第 $i$ 个粒子在第 $t$ 次迭代中的6维位置; $p_{\text{best}}^t$ 为第 $i$ 个粒子在历代搜索中本身的个体极值点的位置; $g_{\text{best}}^t$ 为整个粒子群中所有粒子在历代搜索中的全局极值点的位置。每个粒子在搜索过程中不断更新自己的状态,即粒子个体通过(12)式与(13)式来不断更新自己的速度和位置:

$$v_i^{t+1} = \omega v_i^t + c_1 r_1 (p_{\text{best}}^t - x_i^t) + c_2 r_2 (g_{\text{best}}^t - x_i^t), \quad (12)$$

$$x_i^{t+1} = x_i^t + v_i^{t+1}, \quad (13)$$

式中 $\omega$ 为惯性权重因子, $c_1$ 和 $c_2$ 分别为认知学习因子和社会学习因子; $r_1$ 和 $r_2$ 分别是在 $[0,1]$ 区间均匀分布的随机数。

#### 3.3.2 粒子群的进化速度与聚集度

##### 1) 进化速度因子

在粒子群个体的运动状态中,从纵向方向看,个体的进化方向与进化度可以由个体的进化速度因子来预测,就像比例积分微分(PID)控制器的微分环节能够预测控制信号的变化一样。如果某一个粒子在第 $t$ 代的位置表示为 $x_i(t)$ ,在第 $(t-1)$ 代的位置表示为 $x_i(t-1)$ ,则它们之间的距离为 $H_t(x_i) = \|x_i(t) - x_i(t-1)\|_2$ 。令两代之间的迭代所需要的时间为单位采样时间,则两个粒子个体之间的距离 $H_t(x_i)$ 可以看作进化速度。令 $H_t(x)$ 为粒子群个体相邻两代的平均距离,即 $H_t(x) = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M H_t(x_i)$ ,参照归一化的处理方法,进化速度因子可写成

$$e_t = \frac{H_t(x)}{\max[H_1(x), H_2(x), \dots, H_t(x)]}. \quad (14)$$

即 $0 < e_t \leq 1$ 。 $e_t$ 越大,进化速度越快。当 $e_t$ 趋近于0时,进化停滞,或者已经找到最优解。

##### 2) 聚集度因子

从横向方向看,在迭代的过程中,如果粒子个体之间的多样性减少过快,算法可能找不到系统的全局最优解。为了表示粒子个体之间的多样性,引入聚集度的概念。假设所有个体在第 $t$ 代的中心位置用矢量 $x$ 来表示,则所有粒子个体到中心位置 $x$ 距离的总和为 $d_t = \sum_{i=1}^M \|x_i - x\|_2$ ,于是聚集度因子可表示为

$$\sigma_t = \frac{d_t(x)}{\max[d_1(x), d_2(x), \dots, d_t(x)]}. \quad (15)$$

明显地, $0 < \sigma_t \leq 1$ ;且 $\sigma_t$ 越大,粒子个体之间的多样性越好,粒子越分散。

#### 3.3.3 基于模糊控制的惯性权重因子的自适应调整

在粒子群优化算法中,惯性权重 $\omega$ 决定对粒子当前速度继承的程度。当惯性权重因子 $\omega$ 较大时,粒子个体具有较强的全局搜索能力,而局部搜索能力较弱。当 $\omega$ 较小时,粒子个体具有较强的局部搜索能力,而搜索新空间的能力较弱。针对粒子群优化算法的这个特性,将惯性权重因子变化量 $\Delta\omega$ 为反映粒子群进化快慢的进化速度与反映种群多样性的聚集度的模糊函数,然后根据专家经验,采用模糊逻辑调整惯性权重因子<sup>[15~17]</sup>。

实验在模糊化时,输入和输出均采用三角形隶属度函数,以实现粒子个体进化速度因子 $e_t$ 、聚集度因子 $\sigma_t$ 以及惯性权重因子变化量 $\Delta\omega$ 的模糊化。并把两个输入变量都划分为4个模糊集,即小(S)、中负(MN)、中正(MP)、大(L);输出变量即惯性权重因子的变化量划分为5个模糊集,即负大(NB)、负小(NS)、零(Z)、正小(PS)、正大(PB)。

在实验中,进化速度因子 $e_t$ 与聚集度因子 $\sigma_t$ 的取值范围都为 $[0,1]$ ,惯性权重因子变化量 $\Delta\omega$ 的取值范围为 $[-0.2,0.2]$ 。进化速度因子、聚集度因子的三角形隶属度函数方程为

$$f(x) = \begin{cases} f_S(x) = \frac{(0.35-x)}{0.35}, & 0 \leq x \leq 0.35 \\ f_{MN}(x) = \begin{cases} (x-0.0)/0.35, & 0 \leq x \leq 0.35 \\ (0.7-x)/0.35, & 0.35 \leq x \leq 0.7 \end{cases} \\ f_{MP}(x) = \begin{cases} (x-0.35)/0.35, & 0.35 \leq x \leq 0.7 \\ (1-x)/0.3, & 0.7 \leq x \leq 1 \end{cases} \\ f_L(x) = (x-0.7)/0.3, & 0.7 \leq x \leq 1 \end{cases} \quad (16)$$

惯性权重因子变化量 $\Delta\omega$ 的隶属度函数为

$$f(\Delta\omega) = \begin{cases} f_{NB}(\Delta\omega) = (-0.1 - \Delta\omega)/0.1, & -0.2 \leq \Delta\omega \leq -0.1 \\ f_{NS}(\Delta\omega) = \begin{cases} (\Delta\omega + 0.2)/0.1, & -0.2 \leq \Delta\omega \leq -0.1 \\ (0.0 - \Delta\omega)/0.1, & -0.1 \leq \Delta\omega \leq 0 \end{cases} \\ f_Z(\Delta\omega) = \begin{cases} (\Delta\omega + 0.1)/0.1, & -0.1 \leq \Delta\omega \leq 0 \\ (0.1 - \Delta\omega)/0.1, & 0 \leq \Delta\omega \leq 0.1 \end{cases} \\ f_{PS}(\Delta\omega) = \begin{cases} (\Delta\omega - 0.0)/0.1, & 0 \leq \Delta\omega \leq 0.1 \\ (0.2 - \Delta\omega)/0.1, & 0.1 \leq \Delta\omega \leq 0.2 \end{cases} \\ f_{PB}(\Delta\omega) = (\Delta\omega - 0.1)/0.1, & 0.1 \leq \Delta\omega \leq 0.2 \end{cases} \quad (17)$$

在粒子群优化算法中,合适的惯性权重因子可使得粒子个体具有较好的探索能力和速度。根据专家经验与推理,可得系统的惯性权重因子变化量  $\Delta\omega$  调整的模糊控制规则表,如表 1 所示。

表 1 模糊控制规则表

Table 1 Rules table of fuzzy control

$\Delta\omega \backslash e_i$	S	MN	MP	L
	S	MN	MP	L
$\sigma_i$	S	MN	MP	L
	NS	Z	Z	NS
	PS	PB	PS	Z
	Z	PS	Z	NS
	NS	Z	NS	NB

在对惯性权重因子变化量  $\Delta\omega$  的动态调整过程中,对进化速度因子  $e_i$  以及群聚集度因子  $\sigma_i$ ,采用隶属度函数进行模糊化处理,得到各模糊集对应的隶属度,然后根据模糊控制规则表进行推理,由被触发的规则按照“与”的关系获得惯性权重因子变化量  $\Delta\omega$  的各模糊集的隶属度,然后根据基于重心法的反模糊化进行去模糊化处理,获得惯性权重因子变化量的精确值,最后由  $\omega = \omega + \Delta\omega$ ,动态地调整惯性权重因子  $\omega$  的大小<sup>[18~21]</sup>。

### 3.4 程序流程图

进行初始化,获得 80 个位置矢量与 80 个速度矢量;并对位置矢量进行归一化处理,得到 80 个粒子个体的单位位置矢量,每一个粒子个体作为微钻头刃面特征曲线潜在的解,比如拟合椭圆的系数,一共有 6 个元素。令 BPNN 的学习因子为  $\alpha = 0.00001$ ,惯性因子为  $\beta = 0.000001$ ,而神经网络在程序的每一次迭代中,内部循环 5 次,以调整权值。粒子群优化算法的惯性权值因子  $\omega = 0.7$ ,认识学习因子  $c_1$  和社会学习因子  $c_2$  都 2,  $r_1$  与  $r_2$  为随机数,并且其中的惯性权重因子  $\omega$  根据粒子个体在纵向与横向的运动轨迹状态,采用模糊逻辑进行自适应调整。粒子个体每个元素的搜索空间的上下界为  $[-1, 1]$ ,并令迭代的代数为 480。根据求解目的,

系统的适应度函数由 BPNN 的性能指标求得:

$$f(x) = 1/|P_e - 1.0 \times 10^{-15}|, \quad (18)$$

式中  $P_e$  为神经网络的性能指标,可由(9)式获得。

求解程序的流程图如图 7 所示。在求解程序中,在神经网络的权值设置上,由初始化得到的 80 个单位位置矢量依次输入到神经网络的权值,外环每迭代一次,内环的神经网络迭代 5 次,并对得到的权值进行归一化处理,得到单位矢量。然后将获得的 80 个位置矢量与初始化得到的速度矢量一起赋

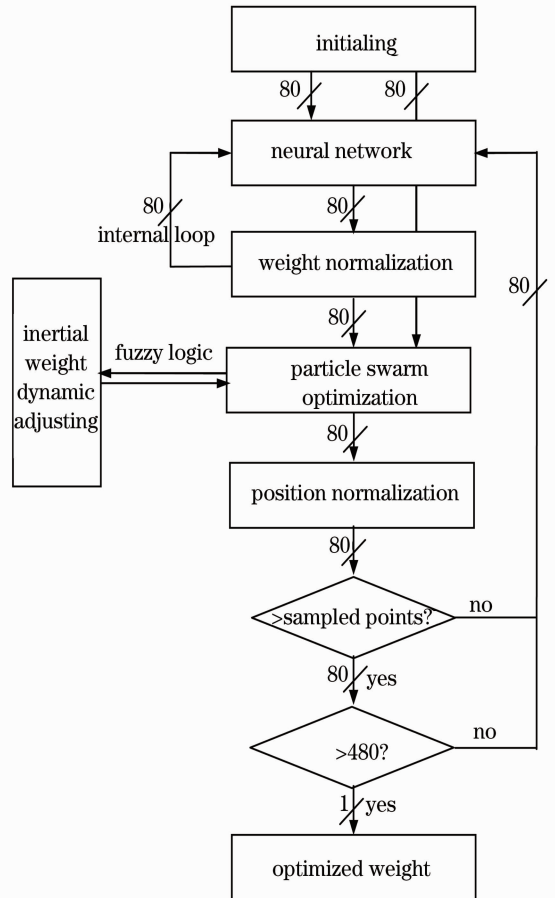


图 7 变异神经网络-模糊自适应粒子群优化  
Fig. 7 Mutation neural network and fuzzy adaptive particle swarm optimization

值的粒子群算法,并由粒子的运动轨迹在纵向与横向的特性,得到惯性权重因子 $\omega$ ,根据(12)式和(13)式进行速度的变异处理与位置的更新。然后对位置矢量进行归一化处理,得到单位矢量。同时根据(18)式,计算每个粒子在当前状态下的适应度函数值,并据此得到第 $i$ 个粒子在历代搜索中所历经的自身最优位置 $p_{best}^i$ 以及整个粒子群在历代迭代中的全局最优位置 $g_{best}^i$ 。如此循环,在所有的采样点循环完成之后,重新进行下一轮迭代。

同时,借鉴香农采样定律,根据采样的数据的分布情况,微钻头棱边椭圆投影所采用的数学表达式以及 PCB 微钻头自动化检测系统中摄像机光轴垂直于检测平台的特性,令系数 $a = c$ 。并且在粒子群个体的每次迭代优化之后,权值 $f$ 通过前面五个权值 $a, b, c, d, e$ 获得,即 $f = \pm \sqrt{1 - a^2 - b^2 - c^2 - d^2 - e^2}$  ( $f$ 符号的正负以使得神经网络的性能指标较小为准。如果 $1 - a^2 - b^2 - c^2 - d^2 - e^2 < 0$ ,则通过随机函数获得 $f$ ,然后再进行归一化处理,得到单位矢量),这相当于对粒子个体进行一次变异操作,将其称作约束性变异。

#### 4 微钻头特征曲线的拟合与刃面检测实验

微钻头刃面检测实验在 PCB 板微钻头高精度自动化检测装置中进行。该装置由照明系统(包括光源、光源控制器等)、光学成像系统(包括显微镜、变焦镜头、CCD 电荷耦合器件以及图像采集卡等),机械运动系统(包括 XY 轴工作运动平台、Z 轴运动部件以及伺服控制系统等)等部分组成,如图 8 所示。

所采用计算环境为:Lenovo 微型计算机,其中 CPU 主频为 1.6 GHz,内存为 504 MB,软件编程为



图 8 PCB 微钻头自动化检测系统

Fig. 8 Automatic test system of PCB micro-drill

VC++6.0,绘图用 Matlab 6.5 版本。实验中,对某一外径为 0.25 mm 的微钻头进行实验。通过调整检测设备的光学系统,采用 CCD 来采集微钻头的刃面的图像。然后根据改进的 Canny 图像处理技术进行特征提取,得到微钻头刃面图像的特征曲线的边缘特征,如棱边投影、主切削刃、横刃的投影,处理后的结果如图 9 所示。然后采用基于灰度矩的亚像素定位算法得到边缘特征的亚像素级精度<sup>[22]</sup>。

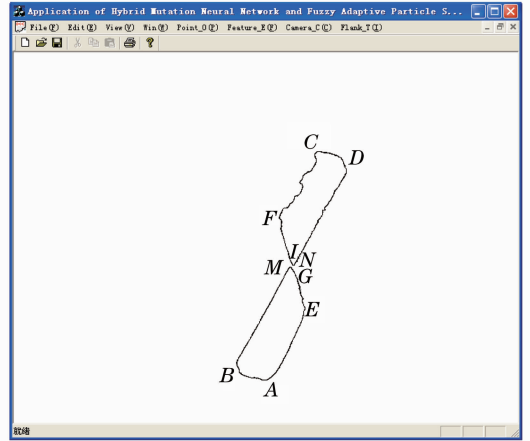


图 9 图像处理后的微钻头刃面

Fig. 9 Micro-drill's flank after image processing

当微钻头在制造设备上加工完成后,装在特制的钻针料盒中,这些装满钻针的盒子被人工放在检测装备上,检测设备的上料机构把钻针一个个依次送到检测旋转台上,通过旋转平台的旋转依次把钻针送到刃面相机的镜头下面。检测完成后的钻针由下料机构重新放回料盒。在对微钻头特征曲线,如棱边投影的椭圆进行拟合时,可得每代群体中最优粒子个体的平均性能指标,对应的收敛曲线如图 10 所示。由图 10 可知,求解程序迭代 320 次左右,即可得棱边投影椭圆的拟合方程。

在对微钻头特征曲线如棱边投影进行拟合时,当粒子群进化到全局最优解附近,从中抽选出最优粒子的位置矢量的部分中间结果,作为投影椭圆的拟合系数,以演示此阶段求解迭代的收敛过程,如图 11 所示。由图 11 可知,这是一个从扁平狭长的椭圆(曲线 1)向趋向于圆形的椭圆(曲线 13)收敛过程,其中,曲线 1 的系数 $a \sim f$ 分别为 $-1.3484 \times 10^{-6}$ , $-1.7720 \times 10^{-6}$ , $-1.3484 \times 10^{-6}$ , $2.5460 \times 10^{-3}$ , $1.8564 \times 10^{-3}$ , $0.999995$ ,其所对应最优个体的性能指标平均值为 $1.2406 \times 10^{-4}$ ,曲线 2 的系数 $a \sim f$ 分别为 $-1.7434 \times 10^{-6}$ , $-1.3643 \times 10^{-6}$ , $-1.7434 \times 10^{-6}$ , $2.6636 \times 10^{-3}$ , $1.9163 \times 10^{-3}$ , $0.9999946$ ,其所对应最优个体的性能指标平均值为

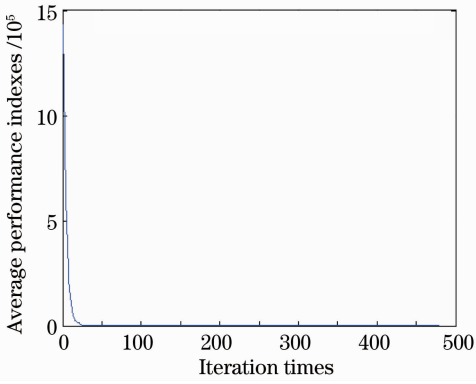


图 10 最优个体平均性能性指标收敛曲线  
Fig. 10 Convergence curve of optimal particle's average performance indexes

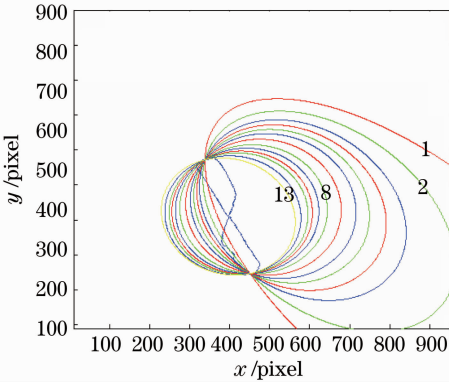


图 11 粒子群迭代收敛过程

Fig. 11 Convergence process of particle swarm iteration

$1.0487 \times 10^{-4}$ , 曲线 8 的系数  $a \sim f$  分别为  $-3.4232 \times 10^{-6}$ ,  $-1.1911 \times 10^{-7}$ ,  $-3.4232 \times 10^{-6}$ ,  $3.1869 \times 10^{-3}$ ,  $2.3197 \times 10^{-3}$ ,  $0.999992$ , 其所对应最优个体的性能指标平均值为  $2.888 \times 10^{-5}$ ; 黄色(彩图请见电子版)的实线为根据全局最优粒子的位置矢量得到的拟合曲线, 其所对应最优个体的性能指标平均值为  $7.6094 \times 10^{-7}$ 。

在程序运行完成之后, 系统达到全局最优的平衡点(如图 11 中的黄色实线即椭圆曲线 13), 根据神经网络的权值即可获得微钻头棱边投影的拟合方程为

$$-4.0071 \times 10^{-6} x^2 - 7.8424 \times 10^{-7} xy - 4.0071 \times 10^{-6} y^2 + 3.4210 \times 10^{-3} x + 2.7943 \times 10^{-3} y - 0.99999 = 0. \quad (19)$$

在对两条主切削刃的直线进行拟合时, 根据上面的方法, 设计一个与图 5 类似的神经网络, 同时引入模糊自适应粒子群优化算法, 以获得全局最优解。在程序运行完成后, 可得两条主切削刃  $AE$  与  $FC$  的拟合方程分别为

$$1.6836 \times 10^{-3} x + 7.8854 \times 10^{-4} y - 0.999998 = 0, \quad (20)$$

$$1.9369 \times 10^{-3} x + 1.1103 \times 10^{-3} y - 0.999998 = 0. \quad (21)$$

两条横刃  $EG$  与  $IF$  的拟合方程分别为

$$3.3505 \times 10^{-3} x - 1.0728 \times 10^{-3} y - 0.999994 = 0, \quad (22)$$

$$3.2704 \times 10^{-3} x - 9.6753 \times 10^{-4} y - 0.999994 = 0. \quad (23)$$

与主切削刃相对的两条边  $BM$  与  $ND$  的拟合方程分别为

$$1.7691 \times 10^{-3} x + 9.6971 \times 10^{-4} y - 0.999998 = 0, \quad (24)$$

$$1.7544 \times 10^{-3} x + 9.6351 \times 10^{-4} y - 0.999998 = 0. \quad (25)$$

同时, 根据棱边投影的拟合方程式(19)式的系数, 由下式可得拟合椭圆的中心坐标  $(h, k)$ :

$$h = \frac{be - 2cd}{4ac - b^2}, \quad k = \frac{bd - 2ae}{4ac - b^2}. \quad (26)$$

则可得椭圆的中心坐标  $(h, k)$  为  $(396.546, 309.860)$  (单位为 pixel)。以椭圆中心到棱边投影各采样点的平均距离为半径, 据此可得微钻头的外径为  $343.642$  pixel。根据微钻头两条主切削刃的直线拟合方程, 可知它们之间的平均距离为  $97.065$  pixel, 即钻芯厚度为  $97.065$  pixel。由主切削刃与横刃的直线拟合方程系数得到对应的单位矢量, 然后根据(1)式可得横刃斜角为  $44.5772^\circ$ 。根据主切削刃与棱边投影的交点可以得到检测圆角的位置分别为  $(370.555, 476.990)$  与  $(433.857, 143.792)$  (单位为 pixel), 由该交点到边缘的距离, 得到圆角分别为  $8.612$  pixel 与  $5.708$  pixel。根据外缘转点与横刃转点, 可得到长短边为  $0.540$  pixel。根据两主切削刃的拟合方程, 可得微钻头的重叠为  $+4.297$  pixel, 其中正号表示为重叠(负号表示为分离)。同时根据主切削刃  $AE$ 、 $FC$ , 以及横刃直线  $BM$ 、 $ND$  的拟合方程, 可得它们之间的最小二乘交点为  $(397.575, 309.896)$  (单位为 pixel); 由以上所求得的微钻头的中心坐标, 可得偏心为  $1.029$  pixel。然后根据机器视觉的标定数据可知, 工作距离为  $47$  mm, 比例尺为  $0.7276 \mu\text{m}/\text{pixel}$  [23]。则可得所检测的微钻头的外径为  $0.250$  mm, 钻芯厚度为  $0.071$  mm, 圆角分别为  $6.266 \mu\text{m}$  与  $4.153 \mu\text{m}$ , 主切削刃的崩刃分别为  $6.180 \mu\text{m}$  与  $4.423 \mu\text{m}$ , 长短边为  $0.393 \mu\text{m}$ , 重叠为  $+3.126 \mu\text{m}$ , 偏心为  $0.749 \mu\text{m}$ 。



若采用最小二乘法,可得微钻头棱边投影的椭圆拟合方程为

$$-4.0071 \times 10^{-6} x^2 - 2.0876 \times 10^{-6} xy - 1.6237 \times 10^{-6} y^2 + 3.8134 \times 10^{-3} x + 1.8302 \times 10^{-3} y = 1. \quad (27)$$

两条主切削刃  $AE$  与  $FC$  的拟合方程分别为

$$1.6799 \times 10^{-3} x + 7.9346 \times 10^{-4} y = 1, \quad (28)$$

$$1.9258 \times 10^{-3} x + 1.1288 \times 10^{-3} y = 1. \quad (29)$$

两条横刃  $EG$  与  $IF$  的拟合方程分别为

$$3.2292 \times 10^{-3} x - 9.2435 \times 10^{-4} y = 1, \quad (30)$$

$$3.1322 \times 10^{-3} x - 7.7984 \times 10^{-4} y = 1. \quad (31)$$

与主切削刃相对的两条边  $BM$  与  $ND$  的拟合方程分别为

$$1.7690 \times 10^{-3} x + 9.6983 \times 10^{-4} y = 1, \quad (32)$$

$$1.7540 \times 10^{-3} x + 9.6412 \times 10^{-4} y = 1. \quad (33)$$

若没有将模糊自适应粒子群优化算法进入,仅仅采用 BPNN,在对微钻头棱边投影进行拟合时,可得相应的拟合方程为

$$-4.7127 \times 10^{-6} x^2 + 5.6143 \times 10^{-5} xy - 1.1252 \times 10^{-4} y^2 - 1.4009 \times 10^{-2} x + 4.7380 \times 10^{-2} y = 1. \quad (34)$$

从后面的绘图部分,可知该拟合方程已经退化为双曲线的拟合方程。

同理,仅仅采用 BP 神经网络,可得主切削刃  $AE$  与  $FC$  的拟合方程分别为

$$1.6919 \times 10^{-3} x + 7.8162 \times 10^{-4} y = 1, \quad (35)$$

$$1.9326 \times 10^{-3} x + 1.1187 \times 10^{-3} y = 1. \quad (36)$$

两条横刃  $EG$  与  $IF$  的拟合方程分别为

$$3.2167 \times 10^{-3} x - 9.1103 \times 10^{-4} y = 1, \quad (37)$$

$$3.1758 \times 10^{-3} x - 8.3772 \times 10^{-4} y = 1. \quad (38)$$

与主切削刃相对的两条边  $BM$  与  $ND$  的拟合方程分别为

$$1.7690 \times 10^{-3} x + 9.6973 \times 10^{-4} y = 1, \quad (39)$$

$$1.7537 \times 10^{-3} x + 9.6476 \times 10^{-4} y = 1. \quad (40)$$

然后根据最小二乘法与仅仅采用 BPNN 所得到的拟合曲线,即微钻头棱边投影的椭圆拟合方程、主切削刃、横刃的直线拟合方程,分别得到微钻头的外径,钻芯厚度、横刃斜角等结构参数,以及圆角、主切削刃崩刃、长短边、非同心度和重叠/分离等刃面缺陷指标。具体数据如表 2 所示。

对于微钻头尖部头形的允许最大缺陷,生产商的要求严一些,如能生产外径 0.02 mm 钻针的三个厂家之一的金洲精工科技公司,对于外径 0.1~0.3 mm 的微钻头允许缺陷标准是:圆角为 1.8  $\mu\text{m}$ 、主切削刃崩刃为 0.9  $\mu\text{m}$ 、重叠为 +3.5  $\mu\text{m}$ 、分离为 -4.5  $\mu\text{m}$ 、偏心为 3.5  $\mu\text{m}$ 、外径为 5  $\mu\text{m}$ 。而使用商相对而言宽松一些,如广州美维电子有限公司允许某些指标超过标准值。按照金洲精工的标准,所检测的钻针圆角与崩刃已经超差,这类缺陷是在使用过程中产生的;而外径、重叠/分离和偏心等其它缺陷在允许的偏差标准之内,此类误差主要是在钻针的制造过程所形成的,使用对其影响很小。

表 2 微钻头测量结果

Table 2 Measurement results of micro-drill

Items		Approaches		
Name	Unit	MNNFAPSO	BPNN only	LSM
Core width	pixel	97.065	96.775	98.311
	$\mu\text{m}$	70.625	70.413	71.531
Chisel edge angle	$^{\circ}$	44.577	42.726	42.807
	pixel	343.612	NA	343.612
Diameter	$\mu\text{m}$	250.034		250.012
	pixel	8.612, 5.708	NA	11.836, 5.589
Rounded corners	$\mu\text{m}$	6.266, 4.153		8.612, 4.066
	pixel	8.493, 6.079	8.449, 5.855	8.094, 5.270
Chips	$\mu\text{m}$	6.180, 4.423	6.147, 4.260	5.890, 3.834
	pixel	0.540	NA	5.316
Long short edge	$\mu\text{m}$	0.3932		3.862
	pixel	1.029	NA	2.305
Non-concentricity	$\mu\text{m}$	0.749		1.677
	pixel	+4.297	+4.210	+4.251
Overlap/gap	$\mu\text{m}$	+3.126	+3.063	+3.093

NA: not available

由表 2 可知,采用最小二乘法与本文所提出的方法,可以得到微钻头需要检测的结构参数与刃面缺陷,如外径、横刃斜角和钻芯厚度,以及圆角、主切削刃崩刃和偏心的缺陷。而仅仅采用因为 BPNN 时,由于所得微钻头的棱边投影拟合曲线退化成二次双曲线,因此不能获得钻针的外径、圆角和偏心的指标;这主要是 BPNN 对初始值敏感、容易陷于局部极值。另一个方面,由于钻针刃面的特殊结构,使得采样的数据分布不太合理,在采用最小二乘法得到的微钻头的棱边投影的拟合系数在性能指标上虽然比较的好,但是从图 12 可知,实际上也偏离了钻

针棱边投影的实际曲线。因此,根据最小二乘法所得到的缺陷如圆角、偏心以及外径等指标的误差较大。而本文提出的方法,即混合变异神经网络-模糊自适应粒子群算法得到的拟合曲线最接近真实的情况,据此所得到的技术指标精度也最高。另外,在检测设备中,理论上要求钻针的轴线与工作台垂直,以及与成像系统的光轴平行,而实际上不能严格得到保证。同时,由于微钻头被检测的刃面并不在同一平面上,而是有一定的高度差,所以在成像过程中会产生一定的误差,系统可通过远心镜头来减小。这两部分误差属于系统误差。

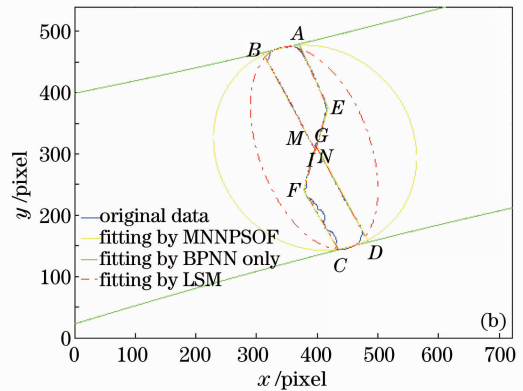
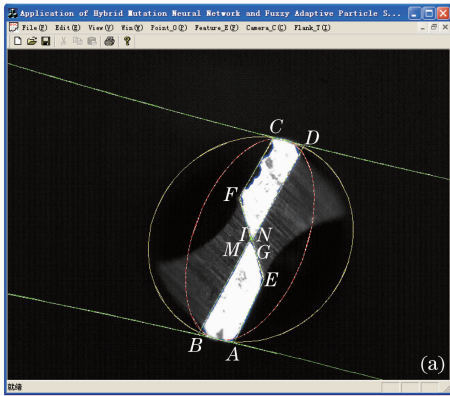


图 12 原始数据与拟合曲线。(a) VC++ 绘图; (b) Matlab 绘图

Fig. 12 Original data and fitted curves. (a) Curves plotted with VC++; (b) curves plotted with Matlab

同时将所采集的微钻头原始数据以及根据(19)~(25)式以及(27)~(40)式所得到的特征曲线绘制于同一幅图片上,如图 12(a)与图 12(b)所示,其中图 12(a)为采用 VC++ 绘制,图 12(b)为采用 Matlab 软件绘制,两图一一对应。图 12(b)中采用蓝色的实线表示为原始数据;绿色的实线表示该曲线为仅仅采用 BP 神经网络得到的拟合曲线;红色的点画线表示为采用最小二乘法得到的曲线绘制的;黄色的实线表示为本文所提出的方法,即混合变异神经网络-模糊自适应粒子群优化算法得到的拟合曲线。

由图 13 可知,通过仅仅采用 BPNN 对微钻头棱边投影的椭圆方程进行拟合时,得到的拟合方程已经退化为双曲线方程(在图中该双曲线由于曲线曲率很大,接近于直线),验证了 BPNN 对初始值敏感以及易于收敛于局部极值的特性。而采用最小二乘法对微钻头棱边投影的椭圆进行拟合时,由于微钻头棱边的特殊结构,使得所采样数据的分布不太合理;而根据所采用的拟合方程表达式即(2)式或(4)式进行相应的数据处理时,使得拟合的结果失真,如图 13 红色的点画线所示。

## 5 结 论

提出了基于混合变异神经网络-模糊自适应粒子群优化的拟合微钻头特征曲线的新方法。相对于已有的研究报道<sup>[2~4,6~8,24,25]</sup>,所提出的方法有如下的创新点:

1) 设计的神经网络与需要拟合的微钻头棱边投影的椭圆方程或者主切削刃的直线方程等相一致。对神经网络采用梯度下降法所得到的权值进行归一化处理,得到单位权值矢量,该操作相当于遗传算法中变异操作。实验表明,该操作为辅助算法,不改变系统朝着最优方向运动的总体轨迹。同时,对仅仅采用神经网络进行棱边投影的椭圆方程系数进行拟合时,验证其容易陷于局部极值的情形,比如退化为二次双曲线的拟合方程。

2) 采用进化速度因子与聚集度因子两个指标,对粒子群优化算法的粒子个体的运动轨迹从纵向以及横向进行了分析,同时根据粒子群优化算法中惯性权值因子的特性,以及专家经验与推理,得到系统的惯性权重因子变化量调整的模糊控制规则表,并

采用模糊逻辑对其进行自适应地调整,使得优化算法更容易与更快速地找到全局最优解。在粒子群算法的每一次迭代完成之后,同样对粒子个体的位置进行约束性变异操作,获得权值的单位矢量。

所提出的方法为微钻头的特征曲线的拟合,如棱边投影的椭圆方程、主切削刃直线方程等的拟合,以及其它工件的检测提供了新的解决方案与数据处理技术。在下一阶段的研究之中,拟根据自相关矩阵的特征矢量相互正交的特性,对 Hopfield 网络的全局最优平衡点以及局部极值平衡点所对应的矢量位置进行研究,看能否据此抽取自相关矩阵特征值所对应的特征向量,并将其应用于机器视觉以及微钻头检测中来<sup>[26,27]</sup>。同时拟采用智能控制策略,根据摄像机模型中旋转矩阵的特性,对摄像机光轴垂直于检测平台的系统进行研究与设计。

### 参 考 文 献

- Ni Zhifu, Chen Guangfu. Qun Drill—Ni Zhifu Drill [M]. Shanghai: Shanghai Science and Technical Publisher, 1999. 1~19  
倪志福, 陈璧光. 群钻—倪志福钻头[M]. 上海:上海科学技术出版社, 1999. 1~19
- F. C. Tien, C. H. Yeh, K. H. Hsieh. Automated visual inspection for micro-drills in printed circuit board production [J]. *Int. J. Production Research*, 2004, **2**(12): 2477~2495
- J. Y. Chen, B. Y. Lee, K. C. Lee *et al.*. Development and Implementation of a simplified tool measuring system [J]. *Meas. Sci. Rev.*, 2010, **10**(4): 142~146
- Hu Songli, Xu Liming, Xu Kaizhou *et al.*. Adaptive contour corner detection of micro-drill's first facet [J]. *J. Shanghai Jiaotong University*, 2009, **43**(5): 825~829  
胡松立, 许黎明, 许开州 等. 微钻刃面图像边缘角点自适应提取方法 [J]. 上海交通大学学报, 2009, **43**(5): 825~829
- Hu Songli. Machine Vision Based Precise Detection of PCB Micro-Drill's Geometry Parameters [D]. Shanghai: Shanghai Jiaotong University, 2009. 27~43  
胡松立. 基于机器视觉的PCB微钻几何参数精密检测技术研究 [D]. 上海:上海交通大学, 2009. 27~43
- Zhang Wujie, Li Di, Ye Feng. Automatic optical inspection of mini-drill blade based on computer vision technology [J]. *J. South China University of Technology (Natural Science Edition)*, 2006, **34**(11): 55~59  
张舞杰, 李迪, 叶峰. 基于计算机视觉技术的微钻刃面自动光学检测[J]. 华南理工大学学报(自然科学版), 2006, **34**(11): 55~59
- Zhang Wujie, Yang Yilu, Li Di *et al.*. Key algorithms of automatic image measurement system [J]. *Optics and Precision Engineering*, 2007, **15**(2): 294~301  
张舞杰, 杨义禄, 李迪 等. 自动影像测量系统关键算法[J]. 光学精密工程, 2007, **15**(2): 294~301
- Luo Ying. Measurement and Research on the Blade Flank of PCB Micro-Drill Based on Machine Vision [D]. Chengdu: University of Electronic Science and Technology of China, 2008. 5~8  
罗颖. 基于机器视觉的PCB微钻端面缺陷检测研究[D]. 成都:电子科技大学, 2008. 5~8
- Li Xiuming, Shi Zhaoyao. An evaluation method for the roundness error based on curvature [J]. *Acta Metrologica Sinica*, 2008, **29**(2): 102~105  
李秀明, 石照耀. 圆度误差评定的曲率法研究[J]. 计量学报, 2008, **29**(2): 102~105
- D. Y. Ge, X. F. Yao, W. J. Xiang. Application of BP neural network and genetic algorithm in testing of micro-drill's rounded corner [J]. *Sensor Lett.*, 2011, **9**(5): 1943~1947
- Ge Dongyuan, Yao Xifan, Xiang Wenjiang. Fitting margin projection of micro-drill based on Sanger algorithm with lateral connection [J]. *Optics and Precision Engineering*, 2011, **19**(3): 567~572  
葛动元, 姚锡凡, 向文江. 基于侧向连接 Sanger 算法实现微钻头棱边投影的拟合 [J]. 光学精密工程, 2011, **19**(3): 567~572
- A. Ngaopitakkul, C. Jettanasen. Selection of proper activation functions in back-propagation neural networks algorithm for identifying the phase with fault appearance in transformer windings [J]. *International J. Innovative Computing, Information and Control*, 2012, **8**(6): 4299~4318
- Ni Libin, Liu Jichang, Wu Yaoting *et al.*. Optimization of laser cladding process variables based on neural network and particle swarm optimization algorithms [J]. *Chinese J. Lasers*, 2011, **38**(2): 0203003  
倪立斌, 刘继常, 伍耀庭 等. 基于神经网络和粒子群算法的激光熔覆工艺优化 [J]. 中国激光, 2011, **38**(2): 0203003
- F. F. Li, D. L. Li, Y. G. Wei *et al.*. Dissolved oxygen prediction in apostichopus japonicus aquaculture ponds by BP neural network and AR model [J]. *Sensor Lett.*, 2010, **8**(1): 95~101
- Wu Chao, Wu Yiquan. Target detection in hyperspectral image using projection pursuit based on chaotic particle swarm optimization [J]. *Acta Optica Sinica*, 2011, **31**(12): 1211003  
吴超, 吴一全. 基于混沌粒子群优化投影寻踪的高光谱图像目标检测 [J]. 光学学报, 2011, **31**(12): 1211003
- H. Zamzuri, A. C. Zolotas, R. M. Goodall *et al.*. Advances in tilt control design of high-speed railway vehicles; a study on fuzzy control methods [J]. *Int. J. Innovative Computing, Information and Control*, 2012, **8**(9): 6067~6080
- R. Martinez-Soto, A. Rodriguez, O. Castillo *et al.*. Gain optimization for inertia wheel pendulum stabilization using particle swarm optimization and genetic algorithms [J]. *Int. J. Innovative Computing, Information and Control*, 2012, **8**(6): 4421~4430
- Gong Fang, Zhang Xuewu, Sun Hao. Detection system for solar module surface defects based on constrained ICA model and PSO method [J]. *Acta Optica Sinica*, 2012, **32**(4): 0415002  
龚芳, 张学武, 孙浩. 基于独立分量分析和粒子群算法的太阳能电池表面缺陷红外热成像检测[J]. 光学学报, 2012, **32**(4): 0415002
- Chang Wenping, Luo Xianjue. Fuzzy adaptive particle swarm optimization for optimal operation of cascaded hydropower station [J]. *J. Xi'an Jiaotong University*, 2009, **43**(6): 93~98  
常文平, 罗先觉. 梯级水电站优化调度的模糊自适应粒子群算法 [J]. 西安交通大学学报, 2009, **43**(6): 93~98
- Zhang Xuanping, Du Yuping, Qin Guoqiang *et al.*. Adaptive particle swarm algorithm with dynamically changing inertia weight [J]. *J. Xi'an Jiaotong University*, 2005, **39**(10): 1039~1042  
张选平, 杜玉平, 秦国强 等. 一种动态改变惯性权的自适应粒子群算法 [J]. 西安交通大学学报, 2005, **39**(10): 1039~1042
- A. Asrari, D. S. Javan, M. H. Javidi *et al.*. Application of gray-fuzzy-Markov chain method for day-ahead electric load forecasting [J]. *Przeglad Elektrotechniczny (Electrical Review)*, 2012, **88**(3b): 228~237
- J. Canny. A computational approach to edge detection [J]. *IEEE Trans. Analysis and Machine Intelligence*, 1986, **8**(6): 679~698

- 23 Sun Nan, Zhang Liyan, Ye Nan *et al.*. Calibration of binocular stereo measurement system based on calibration cross [J]. *Acta Optica Sinica*, 2012, **32**(4): 0412001  
孙楠, 张丽艳, 叶南等. 基于十字靶标的双目立体测量系统标定 [J]. *光学学报*, 2012, **32**(4): 0412001
- 24 Ge Dongyuan, Yao Xifan, Xiang Wenjiang. Application of BP neural network for measurement of twist-drill circularity errors [J]. *J. Wuhan University of Science and Technology*, 2009, **32**(4): 413~417  
葛动元, 姚锡凡, 向文江. BP神经网络在麻花钻圆度误差检测中的应用研究 [J]. *武汉科技大学学报*, 2009, **32**(4): 413~417
- 25 Xiang Wenjiang, Yao Xifan, Ge Dongyuan. Application of BP neural network in linear fitting of twist-drill main lips [J]. *Machine Tool & Hydraulics*, 2010, **38**(3): 21~24  
向文江, 姚锡凡, 葛动元. BP神经网络在麻花钻主切削刃直线拟合中的应用 [J]. *机床与液压*, 2010, **38**(3): 21~24
- 26 D. Y. Ge, X. F. Yao, W. J. Xiang. Application of hopfield network integrating with SA operator in fitting of micro-drill's main lips [C]. Proceedings of the 8th World Congress on Intelligent Control and Automation, 2010. 5390~5394
- 27 D. Y. Ge, X. F. Yao, M. Q. Yu. Research on Hopfield network & simulated annealing in camera calibration [J]. *ICIC Express Lett.*, 2010, **4**(4): 1257~1262

栏目编辑: 何卓铭