

文章编号 1004-924X(2015)05-1314-08

## 基于神经网络与遗传算法的刀具磨损检测与控制

秦国华\*, 谢文斌, 王华敏

(南昌航空大学 无损检测教育部重点实验室, 江西 南昌 330063)

**摘要:**针对切削参数对刀具磨损状况和使用寿命的影响,研究了基于神经网络和遗传算法的刀具磨损检测与控制方法。采用多因素正交试验设计方法进行了马氏体不锈钢平面的铣削实验,通过万能工具显微镜测量后刀面的磨损量得到训练样本。借助 BP 神经网络的非线性映射能力,通过有限的训练样本建立了关于切削速度、每齿进给量、背吃刀量和切削时间的刀具磨损预测模型。实验显示该神经网络预测模型的预测误差不超过 5.4%。最后构建了使刀具磨损量为最小的切削参数优化模型,根据每一代的刀具磨损量定义个体的适应度评价函数,提出了切削参数优化模型的遗传算法求解技术。与 Taguchi 法相比,基于遗传算法的优化方法所获得的最优切削参数减小了 6.734% 的刀具磨损量。实验显示:提出的刀具磨损检测与控制技术提高了刀具磨损量的计算效率与精度,并为切削参数的合理选择提供了基础理论。

**关键词:**刀具磨损;检测;控制;神经网络;遗传算法

**中图分类号:** TG711 **文献标识码:** A **doi:** 10.3788/OPE.20152305.1314

### Detection and control for tool wear based on neural network and genetic algorithm

QIN Guo-hua\*, XIE Wen-bin, WANG Hua-min

(Key Laboratory of Nondestructive Testing of the Ministry of Education,  
Nanchang Hangkong University, Nanchang 330063, China)

\* Corresponding author, E-mail: qghwzx@126.com

**Abstract:** For the influence of machining parameters on tool wear and tool life, a detection and control technology for the tool wear based on neural network and genetic algorithm was explored. The orthogonal experimental design method was used to carry out the plane-milling experiment of the martensitic stainless steel and a universal tool microscope was adopted to measure the tool flank wear to obtain training samples. And then, with the nonlinear mapping of BP neural network, the finite training samples were employed to formulate the prediction model of the tool wear for cutting speeds, feed per tooth, the depth of cut, and cutting time. Experimental results show that the prediction error of the proposed neural network model is no more than 5.4%. Finally, the optimal model of machining parameters was established with the objective of minimizing the tool wear. According to the wear of each generation tool parameter, the evaluation function was defined for the fitness of the individual and the genetic algorithm was skillfully developed to solve the optimal model of tool wear. In

收稿日期:2014-11-12;修订日期:2014-12-20.

基金项目:国家自然科学基金资助项目(No. 51165039, No. 51465045);江西省自然科学基金资助项目(No. 20142BAB206018);无损检测技术教育部重点实验室开放基金资助项目(No. ZD201029004)

comparison with the Taguchi method, the optimal machining parameters obtained by the genetic algorithm based optimal model decrease the tool wear by 6.734%. The proposed method not only improves the calculation efficiency and precision, but also provides a basic theory for the selection of machining parameters.

**Key words:** tool wear; detection; control; neural network; genetic algorithm

## 1 引言

刀具磨损严重影响加工效率、工件质量和加工成本,近年来,研究人员对机械加工过程中刀具的磨损机理与磨损类型进行了大量的研究<sup>[1]</sup>。

葛英飞等人<sup>[2]</sup>通过聚晶金刚石刀具(Polycrystalline Diamond, PCD)高速铣削 SiC/Al 复合材料实验,发现增强 SiC 颗粒尺寸、减小刀具材料晶粒尺寸和改善冷却条件均能提高刀具的耐用度。Abou-EI-Hossein 等人<sup>[3]</sup>研究了 AISI 304 不锈钢端铣切削速度和进给速率的变化对刀具寿命的影响,认为刀具磨损量随着切削速度的增大而增加,而进给量变化对刀具寿命的影响较小。Kishawy 等人<sup>[4]</sup>根据铝合金 A356 的高速铣削实验,研究了切削力与刀具磨损在冷却液 CM2、合成磷酸酯 BM2000、干燥等 3 种切削条件下的变化规律。Ginting 等人<sup>[5]</sup>在干燥条件下铣削球槽状钛合金 Ti-6242S,指出后刀面磨损和主切削刃过多的脱落是刀具失效的主要原因,且进一步指出增大进给量将显著降低刀具寿命。Elbestawi 等人<sup>[6]</sup>通过在不同的切削条件下,利用聚晶立方氮化硼(PCBN)铣刀高速铣削 H13 工具钢,发现刀具失效模式为典型的后刀面磨损,同时指出切削速度越大产生的切屑越薄。李有生等人<sup>[7]</sup>通过高速车削钛合金 TC4 实验,对磨损后的硬质合金刀具前、后刀面进行了磨损机理的研究。上述研究均在切削实验的基础上,利用扫描电子显微镜观察刀具磨损部分,通过 EDS(Energy Dispersive Spectrometer)谱图定性分析刀具的磨损规律。然而,这种实验检测方法无法进一步获得部分刀具磨损的精确值(如磨损面积、周长等),且测量时间长,增加了操作人员的劳动强度,不便观测和分析刀具磨损。周海波等人<sup>[8]</sup>根据硬质合

金刀具高速铣削钛合金 TC4 试验,获得切削速度对数与铣削路程对数之间近似线性关系,构建了刀具磨损的预测模型。但仅实现了切削速度引起的刀具磨损量的预测,而且预测精度过低。

吕杨等人<sup>[9]</sup>利用 DEFORM 软件建立了钛合金 TC4 高速切削仿真模型,分析了不同刀具角度引起的切削力,通过正交实验设计方法建立了切削力的预测公式。冯玮等人<sup>[10]</sup>利用 DEFORM 软件对斜齿轮精密锻造过程进行有限元模拟,计算了损伤因子的最大值;以所获得的损伤因子最大值为训练样本,建立了损伤因子的神经网络预测模型。上述研究的关注点在于切削过程中切削力、或锻造过程中损伤因子等的预测。江平等<sup>[11]</sup>利用有限元方法模拟车削加工,任意选择时间间隔为 50 s 的刀具磨损模拟值作为神经网络的训练样本,建立了车削过程中随时间变化的刀具磨损预测模型。但该研究仅涉及了一个时间变量,结合有限元方法与曲线拟合法就能够获得刀具磨损模型,且缺少模拟值的实验验证,可靠性较低。

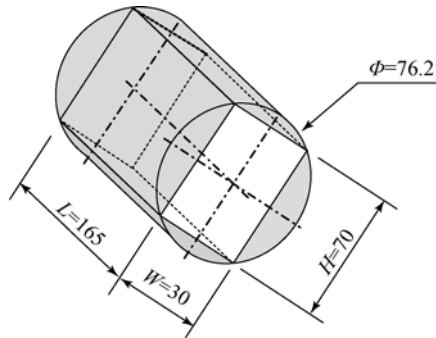
本文以切削速度、每齿进给量、背吃刀量、切削时间为设计变量,利用正交实验设计方法确定铣削实验方案,直接获取合理的训练样本,然后利用 BP 神经网络的非线性映射能力,通过有限的训练样本构建刀具磨损预测模型。为了提高刀具的使用寿命,以最小的刀具磨损为目标,建立了铣削工艺参数的优化模型及其遗传算法的求解技术。

## 2 试验与测试

### 2.1 加工方案的确定

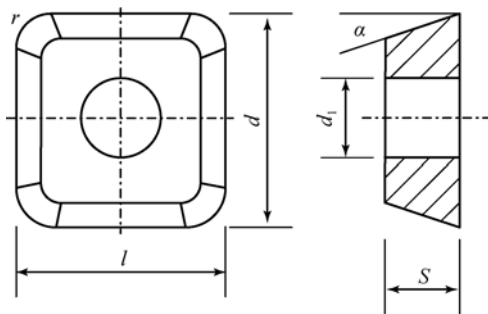
在数控铣床 XK715 上,对直径  $\Phi$  为 76.2 mm、长度  $L$  为 165 mm、材料为 416 易切削马氏体不锈钢的圆柱形工件加工 165 mm  $\times$  30 mm  $\times$  70 mm 的立方体。所选刀具为标准规

格的刀片座,其几何尺寸: $\Phi=50\text{ mm}$ , $Z=6$ (6齿),铣刀刀片为WNT SDNT-09T308SR-33螺纹铣刀片,等级为HVN2235(PVD-TiAlN涂层),如图1所示。



(a) 工件结构图

(a) Structure block of workpiece

(b) 刀片( $d=9.52$ ,  $l=9.52$ ,  $S=3.97$ ,  $d_1=4.5$ ,  $r=0.8$ ,  $\alpha=15^\circ$ )

(b) 刀具尺寸

(b) Tool dimensions

图1 工件与刀具

Fig. 1 Workpiece dimension and cutting tool

在端面铣削试验中,影响铣削实验结果的因素众多,包括切削速度、每齿进给量、背吃刀量、工件材料、切削刀具参数以及冷却润滑条件等。为此,必须根据试验目标和实际切削加工剔除次要因素。在实际切削加工过程中,机床、工件材料、铣削方式和刀具参数固定,而切削用量通常是变化的。因此,主要需考虑切削速度 $v_c$ 、每齿进给量 $f_z$ 、背吃刀量 $a_p$  3个因素对刀具磨损的影响规律。

按照表1中的切削参数进行9组铣削试验,试验采用干铣方式。因为刀片的切割尺寸较工件宽,所以在铣刀单次走刀就可以将整个面加工好。每次试验都采用相同规格的新刀具。

表1 不同铣削条件下后刀面的磨损值

Tab. 1 Flank wear values of different milling conditions

| 试验组号 | $v_c$<br>/( $\text{m} \cdot \text{min}^{-1}$ ) | $f_z$<br>/( $\text{mm} \cdot \text{z}^{-1}$ ) | $a_p/\text{mm}$ | VB/mm |
|------|--|---|-----------------|-------|
| 1    | 800  | 0.1   | 1.0             | 0.04  |
| 2    | 800  | 0.2   | 1.5             | 0.04  |
| 3    | 800  | 0.3   | 2.0             | 0.06  |
| 4    | 900  | 0.1   | 1.5             | 0.05  |
| 5    | 900  | 0.2   | 2.0             | 0.06  |
| 6    | 900  | 0.3   | 1.0             | 0.08  |
| 7    | 1 000  | 0.1   | 2.0             | 0.07  |
| 8    | 1 000  | 0.2   | 1.5             | 0.09  |
| 9    | 1 000  | 0.3   | 1.0             | 0.09  |

## 2.2 刀具磨损的测量

ISO标准8688-1认为,鉴定刀具寿命的方法是后刀面磨损不超过磨钝标准<sup>[12]</sup>。为了减少实验时间,刀具报废的磨钝标准规定为 $VB=0.2\text{ mm}$ 。

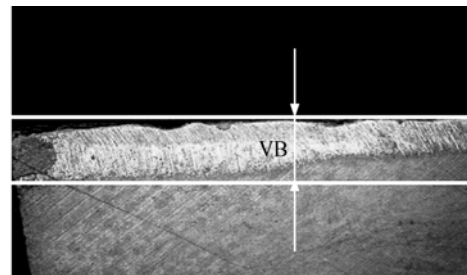


图2 后刀面磨损测量

Fig. 2 Wear measurement of flank

每次单程铣削后对后刀面磨损区测量3次或当 $VB=0.2\text{ mm}$ 时试验终止。利用MWM工具显微镜测量后刀面的磨损量<sup>[1]</sup>,精度可达 $\pm 0.01\text{ mm}$ 。为了避免测量过程中可能存在的误差,每次均测量3次后取其平均值作为刀具后刀面的磨损,图2所示为后刀面磨损VB的测量图。当铣削试验结束后,可以得到不同的铣削条件下实验结束后后刀面磨损的测量结果<sup>[1]</sup>,如表1所示。

### 3 刀具磨损的预测方法

#### 3.1 网络结构

BP 神经网络是一种包括输入层、隐藏层和输出层的前馈神经网络,可以任意的精度逼近任意的连续函数。Hecht-Nielsen 证明具有 1 个隐藏层的 3 层前馈型网络可以逼近任何多变量函数,故采用 3 层 BP 神经网络实现刀具磨损的预测。

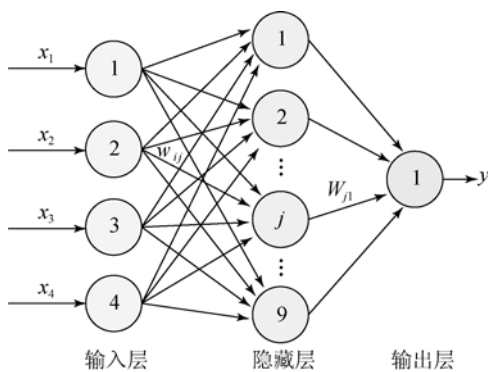


图 3 网络结构图

Fig. 3 Network structure

图 3 所示为 BP 神经网络的结构图。由于铣削试验过程中,影响刀具磨损的因素除了切削时间  $t$  之外,还包括切削速度、每齿进给量及背吃刀量,故输入层设置  $u=4$  个神经元;输出层即为刀具的磨损量,故输出层设置  $v=1$  个神经元;最后根据 Kolmogorov 定理,综合考虑网络的学习速度和泛化能力,按照下列通用的经验公式确定隐含层神经元数目  $k$ :

$$k=2u+1. \tag{1}$$

#### 3.2 训练样本的选择

切削速度  $v_c$ 、每齿进给量  $f_z$ 、背吃刀量  $a_p$ 、切削时间  $t$  等切削参数为影响刀具磨损的 4 个因素,其中  $v_c, f_z, a_p$  为独立变量,  $t$  为  $v_c$  与  $f_z$  的函数,属于非独立变量。因此,切削速度  $v_c$ 、每齿进给量  $f_z$ 、背吃刀量  $a_p$  等切削参数选择低、中、高 3 个水平,具体铣削参数如表 2 所示。Taguchi 法利用一种特殊的正交表安排切削参数进行试验,能够减少试验次数,降低试验成本,是一种高效率、快

速、经济的实验设计方法。为此依据 Taguchi 法,选择正交表 L9 安排 3 个切削参数进行试验获得训练样本,如表 1 中的刀具磨损量 VB。

表 2 切削参数

Tab. 2 Cutting parameters

| 因素                        | 水平  |     |      |
|---------------------------|-----|-----|------|
|                           | 1   | 2   | 3    |
| $v_c/(m \cdot \min^{-1})$ | 800 | 900 | 1000 |
| $f_z/(mm \cdot z^{-1})$   | 0.1 | 0.2 | 0.3  |
| $a_p/mm$                  | 1.0 | 1.5 | 2.0  |

为了使具有较大值的输入落在传递函数梯度大的地方,输入样本须归一化处理,以便提高神经网络的辨识精度。可采用式(2)进行归一化处理,使各个输入样本数据都落在  $[0,1]$  内。

$$x'_i = \frac{x_i - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}}, \tag{2}$$

式中:  $x'_i$  为对应于第  $i$  个切削参数的输入样本,  $x_{\min}$  与  $x_{\max}$  分别为样本最小值和最大值。

#### 3.3 神经网络的训练

输入样本归一化后,即可开始进行网络训练。根据 BP 神经网络的一般设计原则及大量实验,训练中隐藏层神经元的传递函数为双曲正切函数,可实现不同样本的空间分割,而输出层神经元的传递函数为线性函数,用于输出网络的识别结果。

由于输入和输出是非线性的映射关系,初始权值对于训练能否达到局部最小或训练是否能够收敛关系很大,因此初始权值应选为均匀分布的小数经验值。这里,取初始化网络权系数在  $[0,1]$  之间的随机数,而 L-M 算法用来实现权系数  $w_{ij}$  与  $W_{j1}$  ( $1 \leq i \leq 4, 1 \leq j \leq 9$ ) 的更新和计算。

#### 3.4 预测及结果分析

利用 MATLAB 函数 sim 进一步对上述神经网络进行仿真与计算,即:

$$y = \text{sim}(\text{net}, x), \tag{3}$$

式中: net 为 BP 神经网络; sim 为网络仿真函数;

$x=[x_1, x_2, x_3]^T$  为输入变量;  $y$  为刀具磨损的网络预测结果。

若网络的学习误差为  $1.0 \times 10^{-5}$ , 则表 1 中的 9 个输入样本按照式(2)进行归一化后, 输入网络进行训练, 网络在第 30 步能够收敛到要求精度, 如图 4 所示, 此时可成功训练获得 BP 神经网络 net。

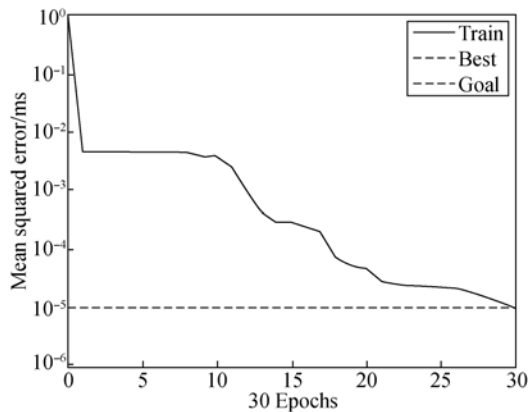


图 4 网络训练过程

Fig. 4 Process of network training

利用已获得神经网络 net, 根据式(3)可计算在  $800 \leq v_c \leq 1\ 000$ 、 $0.1 \leq f_z \leq 0.3$ 、 $1.0 \leq a_p \leq 2.0$  内任意切削参数条件下的刀具磨损量, 如表 3 所示。

表 3 预测结果与试验对比

Tab. 3 Prediction results and comparative test

| 实验 | 输入变量 $x$                          |                                 |              | 实验<br>值 VB | 预测<br>值 $y$ | 相对<br>误差/% |
|----|-----------------------------------|---------------------------------|--------------|------------|-------------|------------|
|    | $v_c$<br>/( $m \cdot \min^{-1}$ ) | $f_z$<br>/( $mm \cdot z^{-1}$ ) | $a_p$<br>/mm |            |             |            |
| 10 | 900                               | 0.2                             | 1.5          | 0.065      | 0.062 0     | 4.62       |
| 11 | 1 000                             | 0.2                             | 1.5          | 0.09       | 0.084 6     | 0.60       |
| 12 | 900                               | 0.1                             | 2            | 0.05       | 0.052 7     | 5.40       |
| 13 | 900                               | 0.3                             | 2            | 0.07       | 0.061 8     | 3.00       |
| 14 | 900                               | 0.2                             | 1            | 0.06       | 0.062 3     | 3.83       |

从表 3 的数据可以看出, 刀具磨损的 BP 神经网络预测模型误差不超过 5.4%。

## 4 刀具磨损的控制技术

刀具磨损的控制技术一般通过切削参数的优化来实现。而遗传算法既不关注设计变量与目标函数之间的数学关系, 也不需要目标函数梯度等信息来确定搜索方向, 根据式(3)可知, 遗传算法适合于控制刀具磨损的切削参数优化。

### 4.1 优化模型

由式(3)可知, 任意给定一组切削参数  $x$ , 刀具的磨损量  $y$  均易解算出来。416 易切削马氏体不锈钢的铣削参数优化模型可定义为:

$$\begin{aligned} \min & y \\ \text{s. t.} & \\ & 800 \leq x_1 \leq 1\ 000 \\ & 0.1 \leq x_2 \leq 0.3 \\ & 1.0 \leq x_3 \leq 2.0. \end{aligned} \quad (4)$$

### 4.2 求解技术

图 5 所示为利用遗传算法求解式(4)的主要过程, 详细步骤如下:

步骤 1: 设置初始值, 包括遗传算法的初始种群规模  $p=19$ 、最大遗传代数  $\text{MAXGEN}=200$ 、交叉概率  $P_c=0.7$ 、变异概率  $P_M=0.5$ 、设计变量二进制长度  $L=20$ 。设置遗传代数计数器  $\text{gen}=0$ 。

步骤 2: 对独立设计变量  $x_i (1 \leq i \leq 3)$ , 据其设定范围进行二进制编码, 随机产生初始种群, 其中的染色体为 3 个切削参数二进制顺序排列组成, 长度即为 60。计数器计数  $\text{gen}=\text{gen}+1$ 。

步骤 3: 计算种群中个体的适应度。适应度越小的染色体越健壮, 在下一代的生成概率越大; 适应度越大的染色体越虚弱, 在下一代的生成概率越小, 越容易淘汰。因此, 适应度可定义为  $e=10-y$ 。

步骤 4: 根据个体适应度, 按照遍历随机抽样法从当前种群中选出个体进入下一代进行交叉操作。

步骤 5: 选择群体中的一对个体作为父体, 以交叉概率  $P_c$  进行单点交叉操作, 产生 2 个新个体。

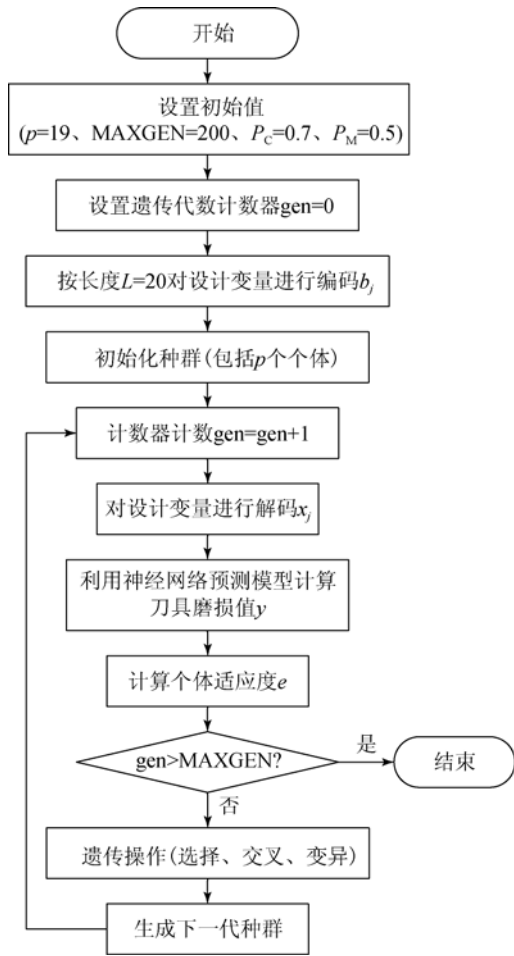


图 5 遗传算法求解流程

Fig. 5 Solving process of genetic algorithm

步骤 6:随机选择种群中的个体以一定的概率  $P_M$  进行变异操作,通过随机改变个体中某些基因而产生新个体。

步骤 7:终止条件判断。若  $gen \leq MAXGEN$ , 则转到步骤 2;若  $gen > MAXGEN$  或平均适应度值变化持续小于某一常数超过一定代数,则所得到的具有最大适应的个体作为最优解输出,算法终止。

步骤 8:对得到的最优解译码,得到优化的参数。

随着进化过程的进行,群体中适应度较低的个体逐渐被淘汰,适应度高的个体会越来越多,并且更加集中在最优值附近,最终可以搜索到最优值。

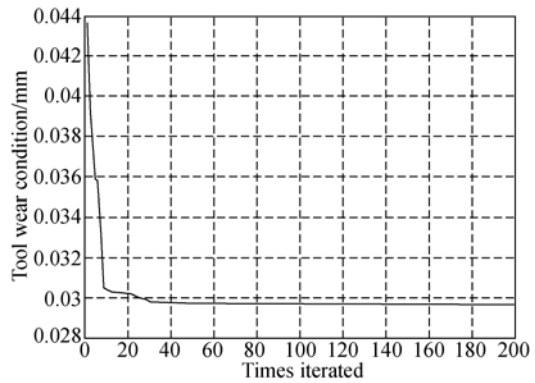


图 6 铣削参数的优化过程

Fig. 6 Optimization process of milling parameters

根据上述的遗传算法步骤,对铣削参数  $v_c$ 、 $f_z$  和  $a_p$  进行优化,优化过程如图 6 所示。经过不到 140 次迭代,遗传算法达到收敛,刀具磨损的最小值  $VB_{min} = 0.0297 \text{ mm}$ ,对应的切削速度  $v_c = 800 \text{ m/min}$ ,每齿进给量  $f_z = 0.1 \text{ mm/z}$ ,背吃刀量  $a_p = 2 \text{ mm}$ 。

### 5 讨论

依据 Taguchi 法,文献[1]利用信噪比(S/N)进行切削参数的优选。刀具磨损的信噪比<sup>[12]</sup>可描述为:

$$S/N = -10\log(VB^2). \quad (5)$$

结合表 1 与式(5),可得切削速度  $v_c = 800 \text{ m/min}$  条件下,刀具磨损的信噪比  $S/N = [-10\log(0.04^2) - 10\log(0.04^2) - 10\log(0.06^2)]/3 = 26.78$ 。类似地,可得其它切削参数条件下刀具磨损的信噪比,如表 4 所示。

表 4 VB 的信噪比

Tab. 4 Noise-signal ratio of VB

| 切削参数                                     | 参数值   | 信噪比   |
|--|-------|-------|
| $v_c / (\text{m} \cdot \text{min}^{-1})$ | 800   | 26.78 |
|  | 900   | 24.13 |
|  | 1 000 | 21.26 |
| $f_z / (\text{mm} \cdot \text{z}^{-1})$  | 0.1   | 25.31 |
|  | 0.2   | 24.44 |
|  | 0.3   | 22.43 |
| $a_p / \text{mm}$                        | 1.0   | 23.60 |
|  | 1.5   | 24.96 |
|  | 2.0   | 23.60 |

由表 4 数据可绘制刀具磨损量 VB 的直方图,如图 7 所示。显然,为了获得最小刀具磨损,最优切削参数的组合应是  $v_c = 800$  m/min,  $f_z = 0.1$  mm/z,以及  $a_p = 1.5$  mm。

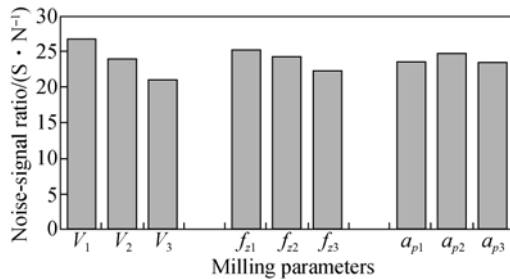


图 7 VB 的信噪比直方图

Fig. 7 Noise-signal ratio histogram of VB

利用多元线性回归分析法,刀具磨损的预测模型<sup>[1]</sup>可表示为:

$$VB_p = 10^{-8.62} v_c^{2.79} f_z^{0.28} a_p^{0.04} t^{0.42}. \quad (6)$$

将最优切削参数的组合代入式(6),经计算得刀具磨损量  $VB_p = 0.04724$  mm。为了验证预测模型的可靠性,文献[1]安排了 5 组实验用来验证刀具磨损预测模型的准确性,如表 5 所示。

表 5 验证实验参数、实验结果和相对误差

Tab. 5 Test parameters, results and fractional errors

| 实验 | $v_c$<br>/(m · min <sup>-1</sup> ) | $f_z$<br>/(mm · z <sup>-1</sup> ) | $a_p$<br>/mm | VB<br>/mm | $VB_p$<br>/mm | 相对<br>误差/% |
|----|------------------------------------|-----------------------------------|--------------|-----------|---------------|------------|
| 10 | 900                                | 0.2                               | 1.5          | 0.065     | 0.05670       | 12.77      |
| 11 | 1 000                              | 0.2                               | 1.5          | 0.09      | 0.07890       | 12.33      |
| 12 | 900                                | 0.1                               | 2.0          | 0.05      | 0.06320       | 26.40      |
| 13 | 900                                | 0.3                               | 2.0          | 0.07      | 0.05416       | 9.73       |
| 14 | 900                                | 0.2                               | 1.0          | 0.06      | 0.05576       | 7.07       |

由表 5 可知,文献模型的预测误差最大达到 26.40%,比本文模型的精度低 21%。

#### 参考文献:

- [1] ESCALONA P M, MAROPOULOS P G. Empirical expression of tool wear when face milling 416 S S [C]. *Proceedings of ASME Pressure Vessels and Piping Division Conference*, 2009, 7: 1697-1705.
- [2] 葛英飞,徐九华,傅玉灿. 高速铣削 SiCp/Al 复合材料时聚晶金刚石刀具的磨损机理[J]. *光学精密*

表 6 优化结果的比较

Tab. 6 Comparison of optimization results

| 参数                                 |                                   |              |       | 刀具磨损量/mm |       |
|------------------------------------|-----------------------------------|--------------|-------|----------|-------|
| $v_c$<br>/(m · min <sup>-1</sup> ) | $f_z$<br>/(mm · z <sup>-1</sup> ) | $a_p$<br>/mm | t/min | 本文预测     | 文献预测  |
| 800                                | 0.1                               | 1.5          | 0.054 | 0.038    | 0.047 |
| 800                                | 0.1                               | 2            | 0.054 | 0.030    | 0.032 |

如表 6 所示,将文献[1]通过 Taguchi 法得到的最优切削参数  $v_c = 800$  m/min,  $f_z = 0.1$  mm/z 和  $a_p = 1.5$  mm 代入本文神经网络预测模型,计算的刀具磨损值  $VB = 0.038$  mm,比文献[1]的多元线性回归模型的预测值  $VB = 0.047$  mm 小,精度提高了 19.068%;而将本文通过遗传算法优化得到的最优切削参数  $v_c = 800$  m/min,  $f_z = 0.1$  mm/z 和  $a_p = 2.0$  mm 代入文献[1]多元线性回归模型(1)中得到的刀具磨损值  $VB = 0.032$  mm,比本文神经网络的预测值  $VB = 0.030$  mm 大,精度提高了 6.734%。无论是预测精度还是优化效果,本文提出的刀具磨损预测与优化方法更为精确。

## 6 结 论

本文以铣削 416 马氏体不锈钢实验为基础,利用 BP 神经网络卓越的学习能力,建立了切削参数与刀具磨损量之间的非线性逻辑关系。通过实验数据、网络预测值与回归模型比较可以看出,BP 神经网络预测模型的最大误差为 5.4%,精度比多元线性回归模型高 21%,表明构建的网络结构预测模型比较合理。利用加载 BP 神经网络的数据作为样本数据,采用遗传算法对铣削工艺参数进行优化,其对应的刀具磨损值比 Taguchi 法要小,使得刀具的使用寿命更长。

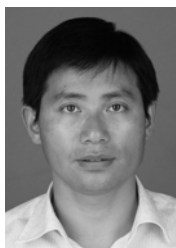
工程, 2011, 19(12): 2907-2918.

GE Y F, XU J H, FU Y C. Wear mechanisms of PCD of SiCp/Al tool in high-speed milling composites [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2011, 19(12): 2907-2918. (in Chinese)

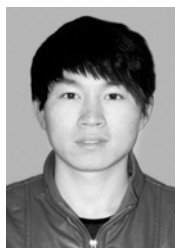
- [3] ABOU-EL-HOSSEIN K A, YAHYA Z. High-speed end-milling of AISI 304 stainless steels using new geometrically developed carbide inserts [J].

- Journal of Material Processing Technology*, 2005, 162-163; 596-602.
- [4] KISHAWY H A, DUMITRESCU M, NG E G, EL-BESTAWI M A. Effect of coolant strategy on tool performance, chip morphology and surface quality during high speed machining of A356 aluminium alloy [J]. *International Journal of Machine Tools & Manufacture*, 2005, 45(2): 219-227.
- [5] GINTING A, NOUARI M. Experimental and numerical studies on the performance of alloyed carbide tool in dry milling of aerospace material [J]. *International Journal of Machine Tools and Manufacture*, 2006, 46: 758-768.
- [6] ELBESTAWI M A, CHEN L, BECZE C E, ELWARDANY T I. High-speed milling of dies and molds in their hardened state [J]. *Annals of the CIRP*, 1997, 46(1): 57-62.
- [7] 李友生, 邓建新, 张辉, 等. 高速车削钛合金的硬质合金刀具磨损机理研究 [J]. *摩擦学学报*, 2008, 28(5): 443-447.
- LI Y S, DENG J X, ZHANG H, *et al.*. Wear mechanism of cemented carbide tool in high speed machining titanium alloy(Ti-6Al-4V) [J]. *Tribology*, 2008, 28(5): 443-447. (in Chinese)
- [8] 周海波, 张京京, 闫寒, 等. 钛合金高速铣削刀具磨损机理和预测方法研究 [J]. *工具技术*, 2014, 48(3): 18-22.
- ZHOU H B, ZHANG J J, YAN H, *et al.*. Research on tool wear mechanism and forecast method of titanium alloy high speed milling [J]. *Tool Engineering*, 2014, 48(3): 18-22. (in Chinese)
- [9] 吕杨. 航空用钛合金的切削力的试验研究与仿真 [D]. 沈阳:沈阳理工大学, 2013.
- LV Y. *Experimental study and simulation on cutting force during machining of titanium alloys in aerospace* [D]. Shenyang:Shenyang Ligong University, 2013. (in Chinese)
- [10] 冯玮, 曹继昌, 吴舒婷, 等. 应用 BP 神经网络预测精锻斜齿轮损伤因子 [J]. *武汉理工大学学报*, 2014, 3(3): 328-331.
- FENG W, CAO J CH, WU SH T, *et al.*. Application of BP neural network in damage factor prediction for precision forging helical gears [J]. *Journal of Wuhan University of Technology*, 2014, 3(3): 328-331. (in Chinese)
- [11] 江平, 邓志平. 基于 BP 网络对刀具磨损的预测 [J]. *煤矿机械*, 2012, 33(3): 116-117.
- JING P, DENG ZH P. Forecasting tool wear based on BP network [J]. *Coal Mine Machinery*, 2012, 33(3): 116-117. (in Chinese)
- [12] ESCALONA P M, DIAZ N, CASSIER Z. Prediction of tool wear mechanisms in face milling AISI 1045 steel [J]. *Journal of Materials Engineering and Performance*, 2012, 21(6): 797-808.

#### 作者简介:



秦国华(1970—),男,江西南昌人,博士后,教授,2002年、2005年于西北工业大学分别获得硕士、博士学位,2009年于西北工业大学力学博士后流动站出站,主要从事工件装夹分析与优化、加工过程建模与仿真、刀具磨损检测方法与分析、制造业信息化技术等方面的研究。  
E-mail: qghwzx@126.com



谢文斌(1990—),男,江西抚州人,硕士研究生,2013年于铜陵学院获得学士学位,主要从事高速加工智能监测技术、切削工艺参数优化方法等研究。  
E-mail: 1171506690@qq.com

(版权所有 未经许可 不得转载)