文章编号:1007-6735(2017)04-0340-06 DOI:10.13255/j.cnki.jusst.2017.04.007

# 基于优化听觉模型的机床工况识别方法研究

罗 刚, 李允公, 张启林, 徐劲芳
(东北大学 机械工程与自动化学院,沈阳 110819)

**摘要:** 准确识别机械制造设备工况,对判断设备的当前健康状态、设备平稳性,以及科学评价设备操作人员的工作效率具有重要意义.运用遗传算法优化后的ZCPA(zero crossings with peak amplitudes)听觉模型对设备的振动信号进行特征提取,通过与各种工况标准听觉谱计算相关性,以识别设备当前工况.优化后的ZCPA听觉模型计算简洁,能够模仿人耳听觉系统对输入信号进行提取,弥补传统听觉模型适应性差、识别率低的缺陷,同时使不同工况特征差异性增大,提高设备工况识别率.以某种普通车床为例,车床振动信号经过优化后的ZCPA模型处理后,工况识别率达到95%以上.

**关键词:** 工况识别;遗传算法;带通滤波;听觉模型
**中图分类号:** TB 535 **文献标志码:** A

# Method for the Condition Recognition of Machine Tool Based on an Optimized Auditory Model

LUO Gang, LI Yungong, ZHANG Qilin, XU Jinfang
(*School of Mechanical Engineering and Automation, Northeastern University, Shenyang 110819, China*)

**Abstract:** The accurate identification of mechanical manufacturing equipment conditions is important for determining the current health status and stability of equipments and doing scientific evaluation of the operational efficiency of equipment operators. An improved zero crossings with peak amplitude (ZCPA) auditory model optimized by a genetic algorithm was used to extract the characteristics of the vibration signal of the device, and the current condition of the device was identified by the correlations analysis between various state standard auditory spectra. The optimized ZCPA auditory model can be used to imitate human auditory systems to extract the features of the input signal, to make up the defects of poor adaptability and low recognition rate of the traditional hearing model, and to increase the difference between different state features and improve the recognition rate of the equipment. Taking an ordinary lathe as an example, the condition recognition rate of the lathe vibration signal processed by the optimized ZCPA model reaches more than 95%.

**Keywords:** *condition recognition; genetic algorithm; bandpass filtering; auditory model*

**收稿日期:** 2017-03-23
**基金项目:** 国家自然科学基金资助项目(51275080)
**第一作者:** 罗刚(1991-),男,硕士研究生.研究方向:机械故障诊断.E-mail:m15940256365@163.com
**通信作者:** 李允公(1976-),男,副教授.研究方向:机械故障诊断.E-mail:ygli@mail.neu.edu.cn

随着制造业的快速发展,机械制造设备在各行各业中被广泛使用,管理者需要根据设备的当前工况,科学地评价设备的健康状况、工作效能以及操作人员的工作效率.振动信号携带设备的大量信息,通过分析振动信号,可以获得设备的健康情况和工况信息.在设备工作过程中,由于零件材质不均匀、工人的操作水平不熟练、润滑不足等因素,会加剧振动信号的不稳定性,增加分析信号的难度,降低设备工况识别度.

关于复杂振动信号的分析,研究人员作了一系列相关研究.2013 年,张雷[1]对车床振动信号进行 ZCPA(zero crossings with peak amplitudes)模型处理,获得听觉谱,计算所得听觉谱与各状态标准听觉谱的相关性,根据相关性系数进行车床工况识别.2015 年,雷亚国等[2]使用频域信号训练神经网络,通过深度学习方法识别齿轮不同的故障工况;周涛涛等[3]运用完备总体经验模态分解 CEEMD (complete ensemble empirical mode decomposition)能量熵和阶次跟踪的方法,对多工况滚动轴承损伤状态的振动信号进行特征提取,用遗传算法优化后的支持向量机进行识别.

ZCPA 听觉模型能够模仿人耳听觉系统的功能,对干扰信号不敏感,得到的听觉谱稳定性较好,对当前设备振动信号具有代表性.但是,ZCPA 听觉模型参数固定,对不同工况信号的适应性比较差,不同工况信号提取的特征差异性不明显,导致识别率比较低.本文运用遗传算法优化 ZCPA 听觉模型中的滤波器数目、频率箱个数、频率箱频段长短等,使各个工况信号听觉谱差别最大化,提高工况识别率.

## 1　ZCPA 听觉模型

ZCPA 模型模仿人耳的听觉功能,提取输入信号的特征.输入的信号经过该模型处理后,得到听觉谱,能够用很少的点来代替原信号.其特点是计算简洁,抗干扰能力强和识别准确率高.

### 1.1　ZCPA 听觉模型原理

ZCPA 听觉模型对信号的分析处理与传统分析方法不同,工作原理如图 1 所示.ZCPA 听觉模型的工作过程由基底膜带通滤波、内毛细胞与听神经特征提取和特征信息综合 3 部分组成[4-5].

### 1.2　基底膜带通滤波器

本文采用 Gammatone 基底膜滤波器组进行带通滤波,模仿基底膜滤波功能.听觉模型中有 $N$ 个

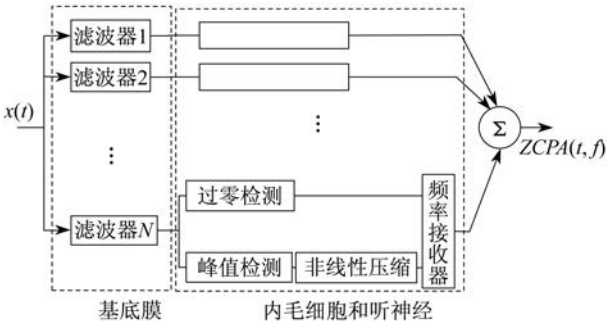


**图 1　ZCPA 模型原理图**

**Fig.1　Schematic of the ZCPA model**

带通滤波器,第 $i$ 滤波器为

$$h(i,t) = B^{\alpha}t^{\alpha-1}\mathrm{e}^{-2\pi Bt}\cos(2\pi f_i + \varphi_i)u(t) \quad (1)$$

式中:$t$ 为时间变量;$f_i$ 为第 $i$ 个滤波器的中心频率;$\alpha$ 为滤波器的阶数,设为 4;$u(t)$为阶跃函数;$\varphi_i$ 为第 $i$ 个滤波器的初相位,通常取为 0;$B$ 为滤波器带宽.

$$B = 1.019(24.7 + 0.108f_i) \quad (2)$$

每个滤波器的中心频率按照对数分布,输入信号的滤波输出[6-10]为

$$y_1(t,i) = x(t) * h(t,i) \quad (3)$$

式中:$x(t)$为输入信号;$y_1(t,i)$为带通滤波器输出;$*$ 表示时域卷积.Gammatone 滤波器组模拟人耳基底膜的功能,设置滤波器的中心频率按照对数分布.

### 1.3　过零检测、峰值检测与非线性压缩

输入信号 $x(t)$经过 Gammatone 滤波器组处理之后,输出 $N$ 组滤波信号 $y_1(t,i)$,将每一组输出信号分别进行过零检测、峰值检测、峰值非线性压缩和频率接收.过零检测是对滤波信号 $y_1(t,i)$所有过零上升点的检测,并计算相邻两个过零点的时间间隔,记滤波信号 $y_1(t,i)$的第 $l$ 与第 $l+1$ 个过零点之间的时间间隔为 $\Delta T_{il}$.峰值检测是对相邻两个过零点之间最大峰值的检测,令第 $i$ 个信号 $y_1(t,i)$的第 $l$ 与第 $l+1$ 个过零点之间的峰值为 $p_{il}$[1,4,11].对峰值进行非线性压缩,公式为

$$g(p_{il}) = \lg(1 + 20p_{il}) \quad (4)$$

滤波器组中各个滤波器频域范围的重合度较大,所以把频域轴细分为 $M$ 段,每一频率段称为频率箱.设频率箱数目为 $M$,每个频率箱频域段按等比 $q$ 递增,因为机械振动信号的有用信息在中低频率区域散布比较密集,所以增加低频部分频率箱个数,减小低频部分频率箱的频域范围.相反,在高频部分频率箱个数少一些,高频部分频率箱的频域范围则大一些.第 $i$ 个滤波器对应的频率箱输出为[4]

$$y_2(t,m,i)=\sum_{l=1}^{Z_i}\delta_{mil}g(p_{il}) \tag{5}$$

式中：$Z_i$ 为 $y_1(t,i)$ 过零点总数；$m$ 为频率箱的序号；$\delta_{mil}$ 为 Kronecker 算子，若 $f_{il}(f_{il}=1/\Delta T_{il})$ 落入第 $m$ 个频率箱，则 $\delta_{mil}=1$，否则 $\delta_{mil}=0$.

### 1.4 信息综合

每个频率箱接受的信号整合得到的输出就是

$$zcpa(t,f_m)=\sum_{i=1}^{N}y_2(t,m,i) \tag{6}$$

式中：$zcpa(t,f_m)$ 为听觉谱；$f_m$ 为第 $m$ 个频率箱的中心频率；无时间变量的听觉谱为 $zcpa(f_m)$.

## 2 ZCPA 听觉模型优化

传统 ZCPA 听觉谱具有较高的稳定性，但其参数固定，对环境适应性较差，不同工况的信号经过听觉模型处理之后，得到的听觉谱差异不够明显. 听觉模型中的滤波器个数 $N$、滤波器带宽系数 $\omega$、频率箱个数 $M$ 和频率箱频域范围递增比例 $q$ 等参数对听觉谱有很大影响. 滤波器越多，输入信号的滤波精度率比较高，但是增加计算量. 频率箱个数越多，滤波箱的频域范围越小，对信号分析处理精度越高，但其过程比较繁琐. 所以运用遗传算法对听觉模型的参数进行优化[12]，使模型简洁高效.

设机械设备有 $U$ 种工况，每种工况计算 $V$ 个数据，第 $u$ 种工况第 $v$ 个数据的听觉谱为 $zcpa_{uv}(f_m)$，把每种工况的 $V$ 个听觉谱取均值，得到各个工况听觉谱模板 $zcpa_u(f_m)$. 目标函数为各个工况听觉谱模板的相关系数均值，公式为

$$\gamma=\frac{\left(\sum_{u=1}^{U}\sum_{r<u}^{u-1}\frac{\sum_{m=1}^{M}(zcpa_u(f_m)-\overline{zcpa_u(f_m)})(zcpa_r(f_m)-\overline{zcpa_r(f_m)})}{\sqrt{\sum_{m=1}^{M}(zcpa_u(f_m)-\overline{zcpa_r(f_m)})^2}\sqrt{\sum_{m=1}^{M}(zcpa_r(f_m)-\overline{zcpa_r(f_m)})^2}}\right)}{(U-1)!} \tag{7}$$

式中，$\overline{zcpa_u(f_m)}$ 和 $\overline{zcpa_r(f_m)}$ 为各个工况听觉谱的均值.

遗传算法工作原理如图 2 所示，具体实现步骤如下：

**a.** 通过之前建立的 ZCPA 数学模型，确定滤波器个数 $N$、滤波器带宽系数 $w$、频率箱个数 $M$ 和频率箱频域段等比递增比例 $q$ 为变量，设定最大遗传迭代为 max $gen$.

**b.** 编码，根据变量的精度要求设定变量二进制编码位数 $k$，在变量范围内用 $k$ 位二进制编码来表示该变量参数. 设某一变量的取值范围为 $[U_{\min},U_{\max}]$，则会产生 $2^k$ 种不同的编码，编码与变量具体值对应关系为

$$\begin{aligned}
000\cdots000 &= 0\rightarrow U_{\min}\\
000\cdots001 &= 1\rightarrow U_{\min}+\varepsilon\\
000\cdots010 &= 2\rightarrow U_{\min}+2\varepsilon\\
\vdots\quad &\quad\vdots\qquad\quad\vdots\\
111\cdots111 &= 2^k-1\rightarrow U_{\max}
\end{aligned}$$

编码精度 $\varepsilon=\dfrac{U_{\max}-U_{\min}}{2^k-1}$，取值范围均匀划分为 $2^k-1$ 段.

**c.** 生成初始种群[13]，规模为 $NN$，在变量取值范围内，随机产生 $NN$ 个初始二进制串数据，作为遗传算法迭代的开始. 设置遗传代数计数器 $gen=0$.

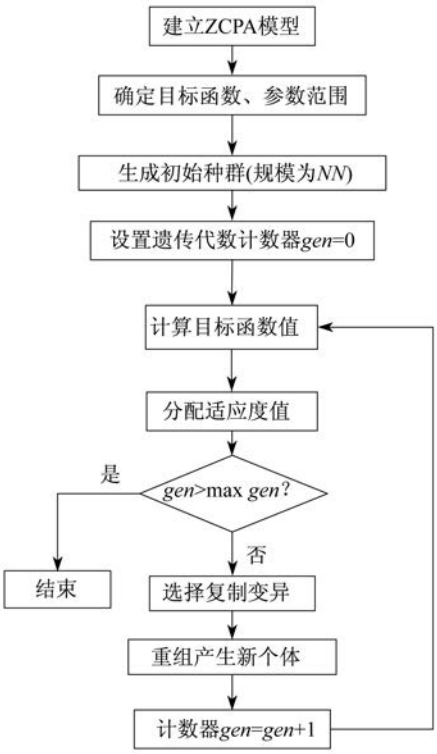


**图 2 遗传算法工作原理图**

**Fig.2 Model schematic of the genetic algorithm**

**d.** 计算各个种群个体的目标函数值，并分配适应度值.

**e.** 判断当前迭代次数，若达到规定迭代次数 max $gen$ 时，优化结束；若 $gen<$max $gen$，继续下一

个步骤.

**f.** 选择、复制与变异,根据分配适应度值从种群中选择优良个体复制到下一代,代沟 *GGAP* 决定复制个体的数目.子代内的个体根据交叉率 Re*cOpt* 进行交叉操作.经过交叉重组后,种群以设定的变异概率进行变异[14-16].

**g.** 重组个体,把得到的子代重新插入当前种群,子代代替父代返回结果种群中.计数器 $gen = gen + 1$,转到步骤 d.

## 3　识别方法

设备每种工况的 ZCPA 听觉谱比较稳定,传统的相关性识别方法是,计算待识别数据的听觉谱与各工况标准模板听觉谱的相关性,通过判断相关系数的大小,完成对待识别数据的识别.

设待识别数据的听觉谱为 $zcpa_{\mathrm{d}}(f_m)$,相关性的计算为

$$r_{\mathrm{d}u} = \frac{\sum_{m=1}^{M}(zcpa_{\mathrm{d}}(f_m) - \overline{zcpa_{\mathrm{d}}(f_m)})(zcpa_u(f_m) - \overline{zcpa_u(f_m)})}{\sqrt{\sum_{m=1}^{M}(zcpa_{\mathrm{d}}(f_m) - \overline{zcpa_{\mathrm{d}}(f_m)})^2}\sqrt{\sum_{m=1}^{M}(zcpa_u(f_m) - \overline{zcpa_u(f_m)})^2}} \tag{8}$$

$\overline{zcpa_{\mathrm{d}}(f_m)}$ 和 $\overline{zcpa_u(f_m)}$ 分别为 $zcpa_{\mathrm{d}}(f_m)$ 和 $zcpa_u(f_m)$ 的均值. $r_{\mathrm{d}u}$ 反映出待识别听觉谱与各个工况听觉谱模板在形状方面的相似度,并没有考虑幅度的情况,所以并不能以此为标准来识别,还应该考虑幅值方面的相关性,计算如式(9)所示.

$$\sigma_{\mathrm{d}u} = \frac{\sum_{m=1}^{M}(zcpa_{\mathrm{d}}(f_m) - \overline{zcpa_{\mathrm{d}}(f_m)})(zcpa_u(f_m) - \overline{zcpa_u(f_m)})}{\sum_{m=1}^{M}(zcpa_u(f_m) - \overline{zcpa_u(f_m)})^2} \tag{9}$$

$\sigma_{\mathrm{d}u}$ 反映出待识别数据听觉谱 $zcpa_{\mathrm{d}}(f_m)$ 与各个工况听觉谱模板 $zcpa_u(f_m)$ 在幅度方面的相似度.综合形状和幅度两方面去识别听觉谱,把 $r_{\mathrm{d}u}$ 和 $\sigma_{\mathrm{d}u}$ 代入式(10).

$$\xi_{\mathrm{d}u} = \frac{1}{(1 - r_{\mathrm{d}u}) + |1 - |\sigma_{\mathrm{d}u}||} \tag{10}$$

得到向量 $\boldsymbol{\lambda} = \{\xi_{\mathrm{d}1}\ \xi_{\mathrm{d}2} \cdots\ \xi_{\mathrm{d}U}\}$,若 $\max(\boldsymbol{\lambda}) = \xi_{\mathrm{d}u}$,则听觉谱 $zcpa_{\mathrm{d}}(f_m)$ 属于第 $u$ 种工况.

## 4　方法验证

### 4.1　实验数据

本文以某种型号车床为研究对象,车床的工况包括调刀、装卸、加工、停车和换刀 5 种工况,采集每种工况的振动信号,采样频率取 10 000 Hz,每个数据的采集时间为 1 s.数据分为两组,第一组数据中,每种工况有 10 个数据,用于建立各工况标准听觉谱模板;第二组数据中,每种工况 100 个数据,作为待识别数据.

### 4.2　听觉模型优化

运用遗传算法对 ZCPA 听觉模型参数进行优化,优化变量的取值范围分别是 $N$ 为[30,120]、$\omega$ 为[1,3]、$M$ 为[25,40]、$q$ 为[0.8,1.5],遗传代数 max $gen$ = 50,种群规模 $NN$ = 10,代沟 $GGAP$ = 0.9,交叉概率 Re*cOpt* = 0.7.适应度高的个体聚集在最优参数附近,最终确定滤波器个数 $N$ = 112,滤波器带宽 $w$ = 2.443 4,频率箱个数 $M$ = 29,频率箱频段递增比例 $q$ = 1.089 2.各工况相关系数均值随迭代次数的增加而逐渐降低,并逐渐稳定,如图 3 所示,目标函数由 0.75 降到 0.53.

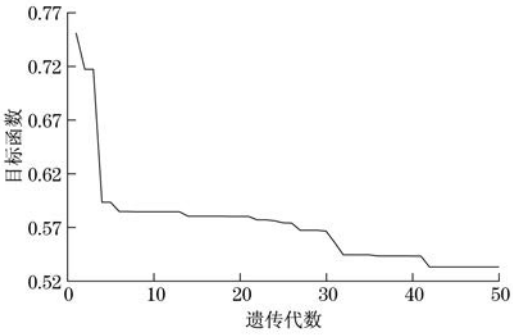


**图 3　遗传算法优化过程**

**Fig.3　Process optimized by the genetic algorithm**

### 4.3　建立标准听觉谱

将第一组中每个工况的 10 个数据,输入到传统 ZCPA 听觉模型和优化的 ZCPA 听觉模型后,将得到的 10 个听觉谱模板取均值,作为各工况听觉谱模板,通过图 4(见下页)可以看出,各工况优化的 ZCPA 听觉谱特征更加明显.

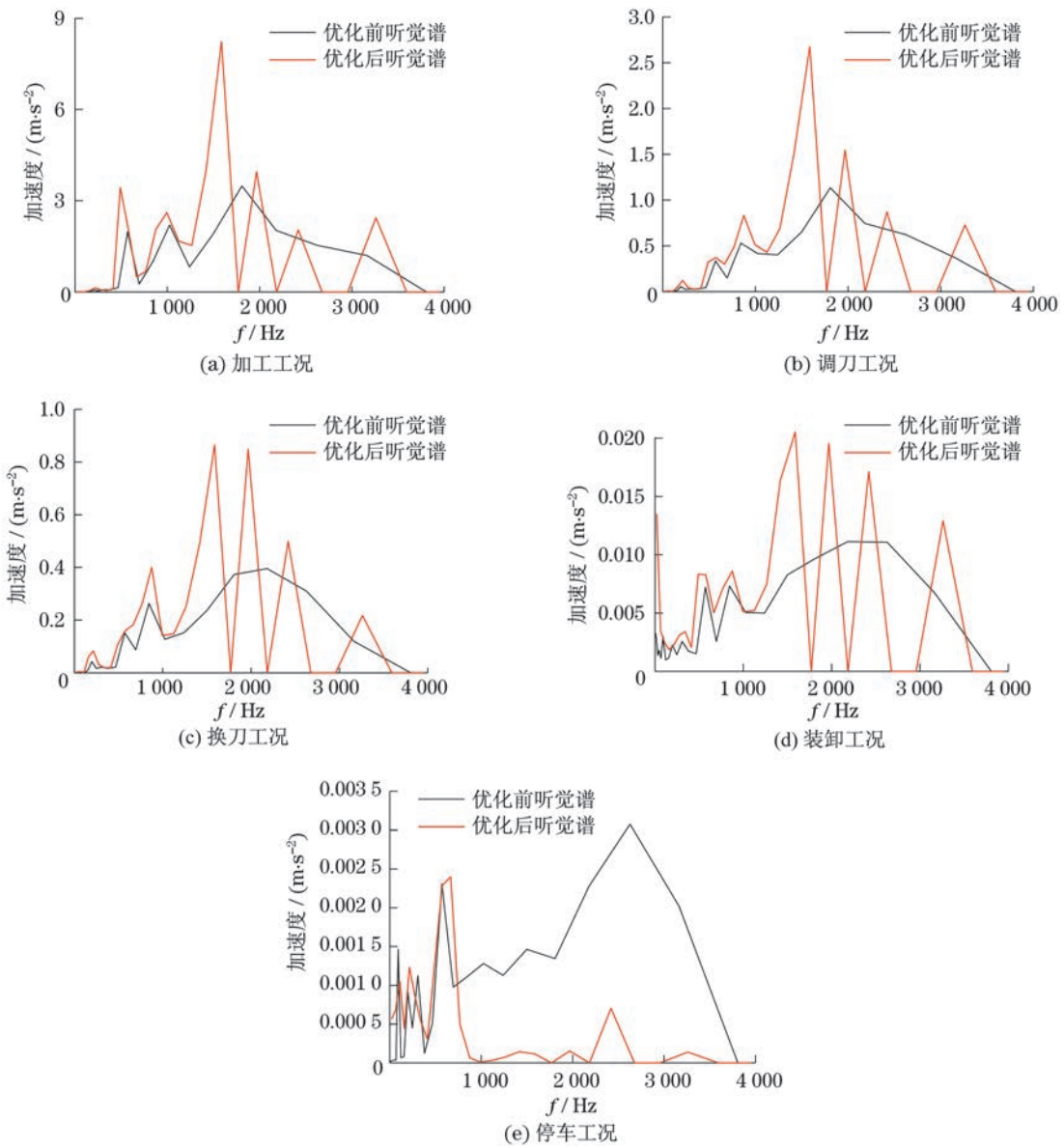


**图4 各工况传统ZCPA听觉谱与优化后ZCPA听觉谱**

**Fig.4 Traditional ZCPA auditory spectrum and the optimized ZCPA auditory spectrum for each state**

### 4.4 工况识别

在工况识别时，将第二组数据中每个工况的100个数据作为待识别数据，输入到优化的ZCPA模型中，计算待识别听觉谱与各个工况听觉谱模板的相关系数.从形状与幅度两方面进行数据识别，识别率如表1所示.待识别数据经过传统的听觉模型和识别方式的识别成功率如表2所示[1]，经过表1和表2对比，使用优化的听觉模型和识别方式识别成功率有很大提高.

由表1和表2发现，车床加工工况与调刀工况、换刀工况容易出现误识别，这3种工况的工作方式比较相似.在调刀工况和换刀工况时，振动信号幅值较大和冲击较频繁的部分，会被识别为加工工况；在

**表1 基于优化听觉模型和识别方式的工况识别效果和识别率**

**Tab.1 Condition identification effect and recognition rate based on the improved auditory model and identification method**

| 待识别工况 | 工况识别效果 | | | | | 识别率/% |
|---|---|---|---|---|---|---|
| | 加工 | 调刀 | 换刀 | 装卸 | 停车 | |
| 加工 | 97 | 2 | 1 | 0 | 0 | 97 |
| 调刀 | 5 | 95 | 0 | 0 | 0 | 95 |
| 换刀 | 0 | 0 | 97 | 3 | 0 | 97 |
| 装卸 | 0 | 0 | 0 | 96 | 4 | 96 |
| 停车 | 0 | 0 | 0 | 4 | 96 | 96 |

**表 2　基于传统听觉模型和识别方式的工况识别效果和识别率**

**Tab.2　Condition identification effect and recognition rate based on the traditional auditory model and identification method**

| 待识别工况 | 工况识别效果 | | | | | 识别率/% |
|---|---|---|---|---|---|---|
| | 加工 | 调刀 | 换刀 | 装卸 | 停车 | |
| 加工 | 89 | 5 | 2 | 4 | 0 | 89 |
| 调刀 | 7 | 83 | 6 | 4 | 0 | 83 |
| 换刀 | 2 | 6 | 85 | 5 | 2 | 85 |
| 装卸 | 2 | 0 | 0 | 80 | 18 | 80 |
| 停车 | 0 | 1 | 3 | 13 | 83 | 83 |

加工工况时,振动幅度较小和冲击不明显的部分,会被识别为调刀工况和换刀工况.

## 5　结　论

综上所述,运用遗传算法优化的 ZCPA 听觉模型,可使不同工况的信号听觉谱差异性增大,提高听觉模型的适应性,在最大程度上模拟基底膜的功能.将相似度计算公式进行改进后,能够从形状和幅值两方面计算相似度,可在识别的过程中降低误识别率.以上的实验证明,振动信号经优化的 ZCPA 听觉模型处理,再用改进后的识别方式去识别,可使工况识别率得到很大的提高.

**参考文献:**


[1] 张雷.基于振动分析的机床状态识别与人机效能评估方法研究[D].沈阳:东北大学,2013.

[2] 雷亚国,贾峰,周昕,等.基于深度学习理论的机械装备大数据健康监测方法[J].机械工程学报,2015,51(21):49-56.

[3] 周涛涛,朱显明,刘彦,等.一种多工况的滚动轴承损伤状态识别方法[J].舰船科学技术,2015,37(10):67-71.

[4] 李允公,张金萍,戴丽,等.基于听觉模型 ZCPA 的故障诊断特征提取方法研究[J].中国机械工程,2009,20(24):2988-2992.

[5] 李允公,张金萍,戴丽.基于极值点概率密度和听觉模型的瞬态信号提取方法研究[J].振动与冲击,2015,34(21):37-44.

[6] TABIBI S,KEGEL A,LAI W K,et al. Investigating the use of a Gammatone filterbank for a cochlear implant coding strategy[J]. Journal of Neuroscience Methods,2016,277:63-74.

[7] 李庆先,卞昕,刘良江,等.基于 Gammatone 滤波器组的客观语音质量评估[J].计算技术与自动化,2016,35(3):76-80.

[8] 李如玮,曹龙涛,鲍长春,等.基于 Gammatone 滤波器组分解的数字助听器频响补偿算法[J].北京生物医学工程,2016,35(2):143-150.

[9] YANG Y W, JIANG Y, LIU R S, et al. A realtime analysis/synthesis Gammatone filterbank [C] // Proceedings of 2015 IEEE International Conference on Signal Processing, Communications and Computing. Ningbo:IEEE,2015:1-6.

[10] ONIZAWA N, KOSHITA S, SAKAMOTO S, et al. Gammatone filter based on stochastic computation [C]// Proceedings of 2016 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing. Shanghai:IEEE,2016:1036-1040.

[11] 秦宇强,张雪英.语音情感中基于 ZCPA 的 VAP 模型[J].计算机工程,2012,38(2):169-171.

[12] 秦国华,谢文斌,王华敏.基于神经网络与遗传算法的刀具磨损检测与控制[J].光学精密工程,2015,23(5):1314-1321.

[13] 王悦.遗传算法在函数优化中的应用研究[J].电子设计工程,2016,24(10):74-76.

[14] 刘奕君,赵强,郝文利.基于遗传算法优化 BP 神经网络的瓦斯浓度预测研究[J].矿业安全与环保,2015,42(2):56-60.

[15] CERRADA M, ZURITA G, CABRERA D, et al. Fault diagnosis in spur gears based on genetic algorithm and random forest [J]. Mechanical Systems and Signal Processing,2016,70:87-103.

[16] WANG J H, WANG J L, WANG D M, et al. Neural network location based on weight optimization with genetic algorithm under the condition of less information [J]. IEICE Transactions on Communications,2016,99(11):2323-2331.


(编辑:丁红艺)