

基于磨粒磨损机理的机械磨损状态监测

杨文君¹, 孙耀宁¹, 杨延竹², 凡 辉², 王国建¹

(1. 新疆大学 机械工程学院, 乌鲁木齐 830047;

2. 东华大学 机械工程学院, 上海 201620)

摘 要: 针对机械设备磨损状态监测准确率较低的问题,基于不同磨损机理下磨粒具有不同的形状和纹理特征,提出了一种基于磨粒特征识别的机械磨损状态监测的数学模型。通过形状特征识别球状磨粒和切削磨粒,结合形状、纹理特征识别疲劳磨粒和严重滑动磨粒,基于提取的特征参数建立机械磨损状态监测的特征向量,通过量子粒子群优化(QPSO)的径向基函数神经网络模型,实现对机械磨损状态的监测和判别。实验结果表明:QPSO-RBF神经网络数学模型结构简单,比传统 PSO-RBF神经网络模型的识别准确率高5%,可用于常见机械磨损状态的检测。

关 键 词: 磨粒; 特征分析; 机械磨损; 量子粒子群优化; 状态检测

中图分类号: V231.9; TH117.1

文献标志码: A

Mechanical wear condition monitoring method based on abrasive particle wear mechanism

YANG Wenjun¹, SUN Yaoning¹, YANG Yanzhu²,

FAN Hui², WANG Guojian¹

(1. School of Mechanical Engineering,

Xinjiang University, Urumqi 830047, China;

2. College of Mechanical Engineering,

Donghua University, Shanghai 201620, China)

Abstract: In order to solve the problem of low accuracy in monitoring the wear state of mechanical equipment, a mathematical model of monitoring the wear state based on the recognition of abrasive particle features was proposed based on different wear mechanisms with different shapes and textures. By identifying ball wear particles and cutting wear particles through shape feature, the shape and the texture features were combined to recognize fatigue wear particles and severe sliding wear particles. The feature vector of mechanical wear state monitoring was established based on the extracted feature parameters. Through the radical basis function neural network model by quantum particle swarm optimization (QPSO), the recognition and monitoring of mechanical wear state were realized. The experimental results show that the QPSO-RBF neural network model is simple in structure and 5% higher in recognition accuracy than the traditional PSO-RBF neural network model. It can be used for

收稿日期: 2018-11-20

基金项目: 国家自然科学基金(51465055)

作者简介: 杨文君(1991—),女,硕士生,主要从事磨粒磨损机理及磨粒识别的研究。

通讯作者: 孙耀宁(1977—),女,教授、博士生导师,博士,主要从事磨粒磨损机理及机械设备状态监测的研究。

引用格式: 杨文君,孙耀宁,杨延竹,等. 基于磨粒磨损机理的机械磨损状态监测[J]. 航空动力学报,2019,34(6):1246-1252. YANG Wenjun, SUN Yaoning, YANG Yanzhu, et al. Mechanical wear condition monitoring method based on abrasive particle wear mechanism[J]. Journal of Aerospace Power, 2019, 34(6): 1246-1252.

common mechanical wear condition monitoring

Key words: abrasive particle; feature analysis; mechanical wear;
quantum particle swarm optimization; condition monitoring

摩擦和磨损是机械设备运行过程中不可避免的问题,而机械设备的磨损状态通常难以直接检测^[1]。磨粒是设备摩擦过程中产生的颗粒,可以反映出机械磨损的状态,因而可以借助磨粒对机械的磨损状态进行监测^[2-4]。研究表明磨粒的外形、大小等特征能够反映出大量来自相对运动表面的摩擦学信息,可作为识别球状磨粒、切削磨粒、疲劳磨粒和严重滑动磨粒等类型的依据^[5]。大多数情况下,磨粒是由专家或者技术经验丰富的技术人员利用自身的知识储备结合磨粒的各种特征进行人工识别,但是不能避免个人主观性的影响^[6]。为了减少人工识别磨粒所产生的弊端,近年来国内外研究者将图像处理、模式识别等信息技术手段应用于磨粒识别分析^[7]。郝延龙等^[8]运用灰色关联分析方法对磨粒进行自动识别。王伟华等^[9]通过对磨粒的形状特征、颜色特征和纹理特征进行分析,利用径向基函数(RBF)神经网络对磨粒进行自动识别。RBF神经网络模型的识别准确率与输入向量的维数有关,但维数越高,网络结构越复杂,进而影响诊断效率^[10]。粒子群优化(particle swarm optimization, PSO)算法受限于粒子的搜索空间而导致全局搜索性不佳^[11],且量子的运动完全随机,不存在既定的运动趋势,故量子粒子群优化(quantum particle swarm optimization, QPSO)算法应运而生。QPSO 算法^[12]不仅操作算子少、计算简单,而且根据粒子的个体极

值和全局极值,采用一种具有量子特性的波函数对粒子的飞行位置进行更新,从而使产生的运动趋势具有随机性,防止搜索空间受限。由此可见, QPSO 算法很好地补充了 PSO 算法的漏洞。本文将拍摄得到的磨粒图像进行预处理,获取特征参数,建立 QPSO 的神经网络分类器进行智能识别。为了更准确地监测设备磨损状态,分别应用 PSO-RBF 神经网络模型和 QPSO-RBF 神经网络模型对磨粒图像进行识别,比较两种模型的识别准确率。

1 磨粒特征分析

研究机械磨损状态是在对获取的磨粒图像分析的基础上进行的,故只研究磨粒的二维特征。不同类型的磨粒具有不同的形状和纹理特征,对应着不同机械设备的磨损机理,通过研究磨粒特征和相应的磨损机理,确定机械设备的磨损状态^[13-14]。在研究了大量文献的基础上,将实际生产中设备不同磨损部位的状态和磨粒的特点相结合,整理出了表 1,即常见四种类型磨粒的特征、机理以及反映的机械设备的磨损状态。由表可知,通过磨粒类型可以判断机械设备的磨损状态。

1.1 磨粒的形状特征分析

不同类型的磨粒具有不同的形状,而磨粒的形状特征可以通过面积、周长、当量直径、圆形体态比以及凹凸度来表示。

表 1 典型磨粒分析^[15]
Table 1 Typical wear particle analysis^[15]

类别	特征	产生机理	反映机械设备的状态
切削磨粒	外形呈长条状或弯月形	设备接触表面形成的条痕、凸棱在磨合中被压平、破碎,形成细长条形的片状磨粒	大量的出现时预示设备的接触部表面有损坏
球状磨粒	外形近似于球形	设备接触存在的裂痕,由于一些外界因素致使裂痕继续扩张,随着时间的变化,最终会形成一种类似球形的磨损颗粒	预示着即将发生滚动接触疲劳,产生疲劳破坏
疲劳磨粒	表面光滑,轮廓不规则,	设备表面开始出现破损现象,诸如裂纹等,当这些破损逐渐变大,直到最后慢慢联接到一起,致使某部分材料脱落,形成大块的剥落颗粒	齿轮或者滚动轴承的负载过大
严重滑动磨粒	表面有划痕,纹理清晰,轮廓近似于矩形	在负荷和速度的作用下,设备的接触表面产生过高的应力,从而发生很大程度的滑动磨损	设备出现严重的磨损,可能存在润滑油失效或负载过大

1) 磨粒面积 A

$$A = \sum_{i=1}^n \iint_{D_i} dx dy \tag{1}$$

式中 D_i 为磨粒像素为 1 的部分。

2) 磨粒周长 l

$$l = \sum_{i=1}^n \frac{\pi R_i \Delta \alpha_i}{180} \tag{2}$$

式中 R_i 为形心到磨粒轮廓边界的半径, $\Delta \alpha_i$ 为两个像素点与形心之间的夹角度数。

此处磨粒的面积是指磨粒的像素点个数,而周长是指磨粒的边缘轮廓上像素点个数,运用 HALCON 软件联合 C# 语言可直接求出,式(1)~式(2)是求解磨粒面积和周长的原理。式(3)~式(6)是在求得磨粒面积和周长的基础上进行计算得到的。

3) 当量直径 d

$$d = \sqrt{\frac{A}{\pi}} \tag{3}$$

4) 圆形度 R_0 : 圆形度受边界轮廓的影响,可以反应磨粒的边界信息,主要用于判别球形磨粒。对圆来说,圆形度为 1,其他形状的圆形度都小于 1。其表达式为

$$R_0 = \frac{4\pi A}{l^2} \tag{4}$$

5) 体态比 A_r : 该值作为磨粒主要的特征之一,能够实现对边界轮廓延伸程度的度量,进而描述磨粒的状态,其公式为

$$A_r = \frac{a}{b} \tag{5}$$

式中 a 为磨粒的长轴; b 为磨粒的短轴。

6) 凹凸度 $R_{compact}$: 凹凸度可以表征磨粒形状的凹凸程度,磨粒形状如果越凹,则凹凸度越小。其公式为

$$R_{compact} = \frac{a}{l} \tag{6}$$

1.2 磨粒的纹理特征分析

由于机械设备磨损产生磨粒的原因不同,磨粒表面的纹理也不一样,故纹理特征是判断磨粒类型的另一个主要依据。通常纹理特征参数的计算以自相关函数、灰度共生矩阵为基础^[16],一般可以用能量、熵、相关性和对比度来表示。

1) 能量 E_{as}

$$E_{as} = \sum_i \sum_j \mathbf{M}(i, j)^2 \tag{7}$$

式中 $\mathbf{M}(i, j)$ 表示灰度矩阵, i 表示灰度为 i 的像素, j 表示灰度为 j 的像素。

2) 熵 S_{en} : 用以反映磨粒表面纹理复杂程度。

$$S_{en} = - \sum_i \sum_j \mathbf{M}(i, j) \lg \mathbf{M}(i, j) \tag{8}$$

3) 相关性 C_{or} : 用以反映磨粒表面灰度的相关性。

$$C_{or} = \frac{\sum \sum (i - \mu_x)(j - \mu_y) \mathbf{M}(i, j)}{\sigma_x \sigma_y} \tag{9}$$

其中 $\mu_x = \sum_i i \sum_j \mathbf{M}(i, j)$, $\mu_y = \sum_j j \sum_i \mathbf{M}(i, j)$, $\sigma_x = \sum_i (i - \mu_x)^2 \sum_j \mathbf{M}(i, j)$, $\sigma_y = \sum_j (j - \mu_y)^2 \sum_i \mathbf{M}(i, j)$ 。

4) 对比度 C_{on} : 可以反映磨粒表面纹理的清晰程度,对比度越大说明纹理越清晰。

$$C_{on} = \sum_i \sum_j (i - j)^2 \mathbf{M}(i, j) \tag{10}$$

利用所提取的形状和纹理特征数据建立磨粒特征向量 $\mathbf{I} = \begin{bmatrix} \mathbf{L} \\ \mathbf{T} \end{bmatrix}$, 其中 $\mathbf{L}$ 为形状特征, $\mathbf{T}$ 为纹理

特征, $\mathbf{L} = \begin{bmatrix} A \\ l \\ d \\ R_0 \\ A_r \\ R_{compact} \end{bmatrix}$, $\mathbf{T} = \begin{bmatrix} E_{as} \\ S_{en} \\ C_{or} \\ C_{on} \end{bmatrix}$ 以磨粒形态特征向

量作为数学模型的输入向量,对设备磨损状态进行判断。

2 机械磨损状态识别

2.1 磨粒特征参数获取

典型磨粒的图片如图 1 所示,选取严重滑动磨粒、球状磨粒、切削磨粒和疲劳磨粒四种磨粒进行监测验证 QPSO-RBF 神经网络分类器模型在机械磨损状态识别过程中的可行性及准确率。通过典型磨粒图像获取的磨粒数字化特征数据如表 2 所示。

通过对图 1 及表 2 数据分析可知,球状磨粒的圆形度和体态比特征参数最接近 1,切削磨粒的体态比参数大于 1,圆形度小于 1,且凹凸度最小。严重滑动磨粒的对比度一般比疲劳磨粒的对比度参数要大,严重滑动磨粒大多呈长方形,体态比参数高于疲劳磨粒,故可以结合对比度和体态比参数识别出疲劳磨粒。

2.2 QPSO 算法

QPSO 算法^[17]可概述为一个群体包含 N 个磨

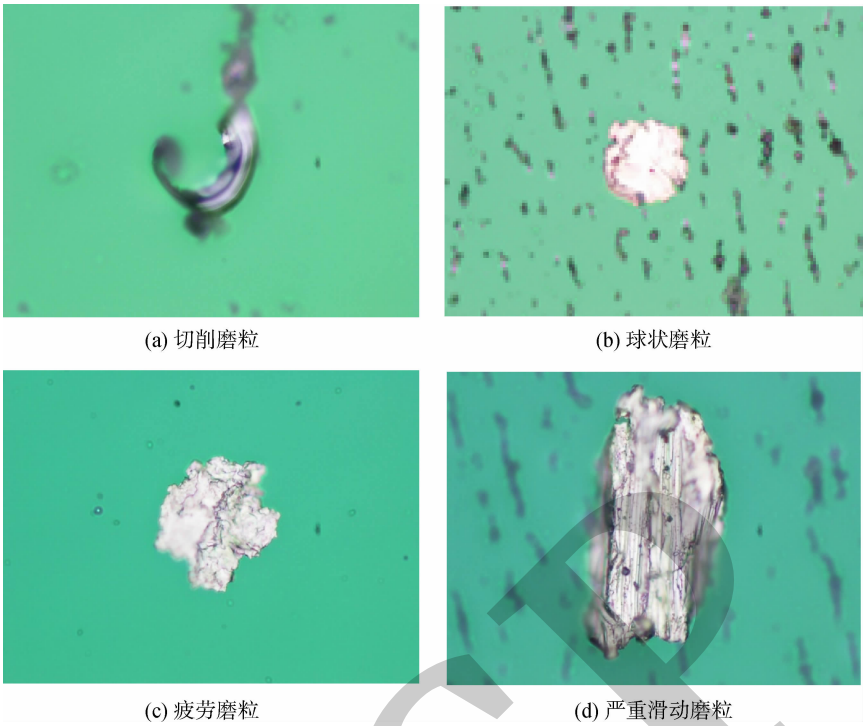


图 1 典型磨粒图像
Fig. 1 Image of typical wear particles

表 2 典型磨粒数字化特征数据
Table 2 Digital characteristic data of typical wear particles

磨粒 类型	特征 1 (面积 A)	特征 2 (周长 L)	特征 3 (当量 直径 d)	特征 4 (圆形度 R_0)	特征 5 (体态比 A_r)	特征 6 (凹凸度 $R_{compact}$)	特征 7 (能量 E_{as})	特征 8 (熵 S_{en})	特征 9 (相关性 C_{or})	特征 10 (对比度 C_{on})
严重滑动磨粒	901	140.4747	33.0031	0.7505	1.5059	5.5047	0.9142	0.3508	1.2053	0.3062
球状磨粒	752	141.0905	31.9902	0.9451	1.0251	5.1217	0.9502	0.1688	0.4836	0.6320
切削磨粒	981	156.4862	36.2543	0.3095	2.1597	2.1538	0.9804	0.1495	0.4887	0.5571
疲劳磨粒	949	159.2827	35.6695	0.7406	1.1658	6.0004	0.9801	0.0872	0.1291	0.6502

粒,维数均为 D ,每个磨粒只有属于自己的位置向量而无速度向量,且磨粒群体初始化的位置 $\mathbf{X}=[\mathbf{X}_1,\mathbf{X}_2,\cdots,\mathbf{X}_N]^T$,其中 $\mathbf{X}_i(i=1,2,\cdots,n)$ 表示第 i 个磨粒位置, $\mathbf{X}_i=[X_{i1},X_{i2},\cdots,X_{iD}]$ 只有表示位置,不包含速度向量,且单个最好位置和群体最好位置分别为 $\mathbf{P}_i=[P_{i1},P_{i2},\cdots,P_{iD}]$ 和 $\mathbf{P}_g=[\mathbf{P}_{g1},\mathbf{P}_{g2},\cdots,\mathbf{P}_{gD}]$ 。同时,群体里每个粒子的位置通过式(11)进行转换

$$\mathbf{P}_i(t)=\begin{cases} \mathbf{P}_i(t) & f(\mathbf{P}_i(t))<f(\mathbf{P}_i(t-1)) \\ \mathbf{P}_i(t-1) & \text{其他} \end{cases}$$

(11)

当前群体历史最优位置为

$$\mathbf{P}_g(t)=\arg\min_{i=1,2,\cdots,N}\{f(\mathbf{P}_i(t))\}$$

(12)

平均最好位置 $\mathbf{P}_m$,可表示为

$$\mathbf{P}_m=\frac{1}{N}\sum_{i=1}^N\mathbf{P}_i=\frac{1}{N}\left[\sum_{i=1}^NP_{i1},\sum_{i=1}^NP_{i2},\cdots,\sum_{i=1}^NP_{iD}\right]$$

(13)

由 $t\rightarrow t+1$ 代进化方程

$$X_{iD}(t+1)=p_{iD}(t)\pm\alpha|P_{mD}(t)-X_{iD}(t)|\ln\frac{1}{u}$$

(14)

式中 u 为 $[0,1]$ 上的随机数; α 计算为

$$\alpha=1-\frac{0.5t}{T}$$

(15)

式中 t 为当前进化代数; T 为终止进化代数。

为了搜索到模型的最优参数,首先将网络中需要确定的部分转换成 QPSO 算法可以处理的形式,使得搜寻网络最优的一组参数变成在 QPSO 算法的多维空间中搜寻最优解。网络最优的

参数一定有着最小的均方误差,故在 QPSO 算法中以均方误差作为适应值函数

$$E(P_i) = \frac{1}{2n} \sum_{i=1}^N \sum_{k=0}^c [y_{k,i}(P_i) - d_{k,i}]^2 \quad (16)$$

式中 $y_{k,i}$ 为样本 P_i 在 k 输出端的实际输出; $d_{k,i}$ 为给定输出。

2.3 神经网络模型构建

设置分类器模型的输入层节点数 $m=10$,分别对应于输入矢量的各个特征(面积、周长、当量直径、圆度、体态比、凹凸度、能量、熵、相关性以及对比度),输出层节点数 $m'=4$,分别对应于磨损颗粒的四种主要表现状态(严重滑动磨粒、球状磨粒、切削磨粒和疲劳磨粒)^[18]。根据经验函数 $h = \sqrt{m+m'} + r$ 其中 r 是 1~10 的常数,这里取 $r=2$,所以隐含层节点数 $h=6$ 。激励函数采用高斯核函数: $f(x) = \exp\left(-\frac{\|x - c_i\|_2^2}{\beta_i^2}\right)$,其中 c_i 表示函数的中心数据, β_i 表示宽度。QPSO 算法设置为 $T=30, N=40, D=120$ 。因此,RBF 神经网络的未知参数通过 QPSO 算法进行求解,其模型如图 2 所示。

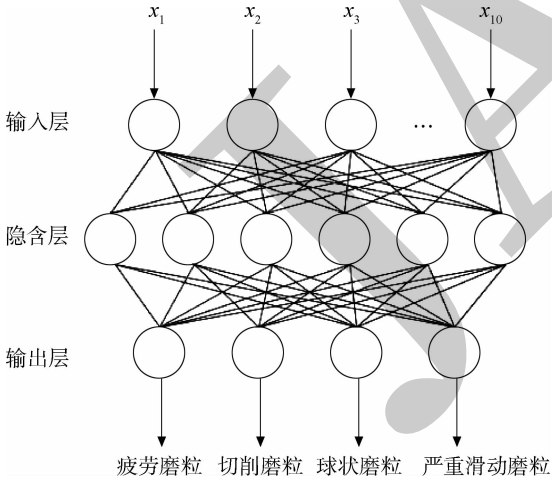


图 2 RBF 神经网络模型

Fig. 2 RBF neural network model

利用 QPSO-RBF 神经网络模型进行分类时,其详细过程叙述为

开始

步骤 1:将整个种群的位置初始化,记录个体最好位置 P_i 及整个群体的最好位置 P_g ;

For $i=1:N$ (N is population size)

步骤 2:设计一个结构为 10-6-4 的神经网络分类器模型;

步骤 3:计算种群个体的各自适应度函数值

$f(X_i)$,根据新适应度值变换 P_i ;
if $f(X_i) < f(P_i)$, then $P_i = X_i, P_g = \min(P_i)$,

$$N_{\text{best}} = \frac{\sum_{i=1}^N P_i}{N}$$

步骤 4:更新种群最好位置 P_g ;

步骤 5:判断是否以及寻遍了所有粒子,若没有则跳至步骤 2;

步骤 6:判断是否满足算法终止条件,若没有则跳至步骤 2;

结束

2.4 设备磨损状态识别过程

首先,对神经网络模型进行训练,选取严重滑动磨粒、球状磨粒、切削磨粒和疲劳磨粒各 30 幅图像作为 RBF 神经网络分类实验的训练样本,分别采用 PSO-RBF 神经网络预测模型和 QPSO-RBF 神经网络预测模型对这四种类型的磨粒样本进行分类实验。

其次,分别采用 PSO-RBF 神经网络分类器和 QPSO-RBF 神经网络分类器对这四种类型的磨粒图像各 15 幅进行测试验证。这两种模型

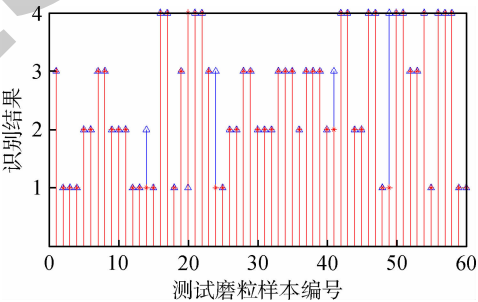


图 3 PSO-RBF 神经网络模型识别结果

Fig. 3 Results of PSO-RBF neural network model identification

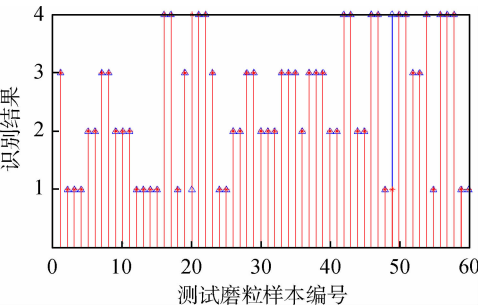


图 4 QPSO-RBF 神经网络模型识别结果

Fig. 4 Results of QPSO-RBF neural network model identification

应切削磨粒,2 对应球状磨粒,3 对应严重滑动磨粒,4 对应疲劳磨粒。

根据图 3~图 6,结合表 3 可知,在 PSO-RBF 神经网络分类器模型下,60 个测试样本中正确识别磨粒个数为 55 个,其中严重滑动磨粒识别错误 3 个,球状磨粒和疲劳磨粒分别识别错误 1 个,切削磨粒识别错误个数为 0,故识别准确率为

91.67%。在 QPSO-RBF 神经网络分类器模型下测试样本正确识别个数为 58 个,其中严重滑动磨粒和疲劳磨粒分别识别错误 1 个,而球状磨粒和切削磨粒识别错误 0 个,识别准确率为 96.67%,比传统 PSO-RBF 神经网络模型的识别准确率高 5%。经过 QPSO-RBF 神经网络对机械磨损状态的识别能力更强。

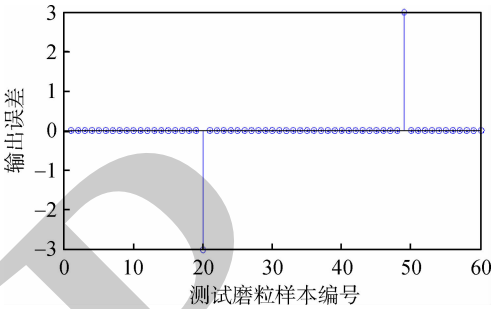
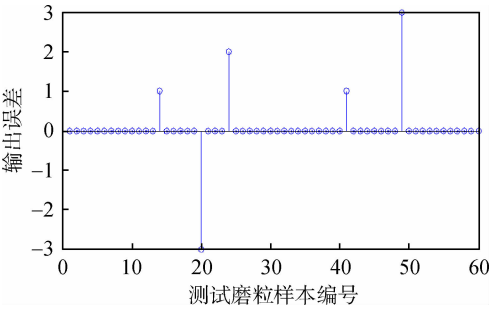


图 5 PSO-RBF 神经网络模型识别误差

Fig. 5 Errors of PSO-RBF neural network model identification

图 6 QPSO-RBF 神经网络模型识别误差

Fig. 6 Errors of QPSO-RBF neural network model identification

表 3 两种分类器模型识别结果对比

Table 3 Comparison of two classifier model recognition results

分类器模型	总数		正确识别数		正确识别率/%	
	训练样本	测试样本	训练样本	测试样本	训练样本	测试样本
PSO-RBF	100	60	100	55	100	91.67
QPSO-RBF	100	60	100	58	100	96.67

3 结 论

针对不同类型的磨粒,采用不同特征参数进行识别,利用形状特征中的圆形度参数可以准确地识别出球状磨粒,体态比和凹凸度是识别切削磨粒的重要依据,而严重滑动磨粒由于磨损机理的原因,表面纹理清晰,对比度参数显著,最后结合磨粒的形状及纹理特征识别出疲劳磨粒。通过对比研究,本文采用了全局搜索性更强,识别效率更高的 QPSO 算法对 RBF 神经网络进行优化,建立分类器模型,并对模型的准确率进行测试。实验结果表明 QPSO-RBF 模型对机械磨损的识别准确率比 PSO-RBF 模型高 5%,可以更加准确地进行磨损状态分析,进而判断机械设备磨损程度以及磨损的部位。

参考文献:

[1] STACHOWIAKG W,PODSIADLO P. Towards the devel-

opment of an automated wear particle classification system[J]. Tribology International,2006,39(12):1615-1623.

[2] 范君.磨粒图谱识别系统研究[D].杭州:浙江大学,2007.

FAN Jun. The research of recognition system of wear particle atlas[D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2007. (in Chinese)

[3] 袁成清.磨损过程中的磨粒表面和磨损表面特征及其相互关系研究[D].武汉:武汉理工大学,2005.

YUAN Chengqing. Study of surface characteristics both of wear particles & wear components and their relationship in wear process[D]. Wuhan: Wuhan University of Technology,2005. (in Chinese)

[4] 吴振锋,左洪福,孙有朝.磨粒分析技术及其在发动机故障诊断中的应用[J].航空动力学报,2001,16(4):316-322.

WU Zhenfeng,ZUO Hongfu,SUN Youzhao. Abrasive particle analysis technology and its application in engine fault diagnosis[J]. Journal of Aerospace Power, 2001, 16(4): 316-322. (in Chinese)

[5] FENG Ruibin,HAN Zifa,WAN Waiyan,et al. Properties and learning algorithms for faulty RBF networks with co-existence of weight and node failures[J]. Neurocomputing, 2017,224(C):166-176.

- [6] 王静. 基于磨粒分析的磨损模式识别方法研究[D]. 杭州: 浙江大学, 2004.
WANG Jing. Research on the method of wear pattern particle recognition based on wear particle analysis[D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2004. (in Chinese)
- [7] 颜欢, 韩超, 张贤明. 铁谱技术智能化应用研究进展[J]. 重庆工商大学学报(自然科学版), 2016, 33(5): 85-91.
YAN Huan, HAN Chao, ZHANG Xianming. Research progress of intelligent application of ferrography technology[J]. Journal of Chongqing Technology and Business University (Natural Science Edition), 2016, 33(5): 85-91. (in Chinese)
- [8] 郝延龙, 潘新祥, 严志军, 等. 基于显微图像的在线润滑油中磨粒识别[J]. 润滑与密封, 2017, 42(4): 53-59.
HAO Yanlong, PAN Xinxiang, YAN Zhijun, et al. Recognition for particles in lubricating oil based on micro-image method[J]. Lubrication Engineering, 2017, 42(4): 53-59. (in Chinese)
- [9] 王伟华, 殷勇辉, 王成焱. 基于径向基函数神经网络的磨粒识别系统[J]. 摩擦学学报, 2003, 23(4): 340-343.
WANG Weihua, YIN Yonghui, WANG Chengtao. Abrasive particle recognition system based on radial basis function neural network[J]. Journal of Tribology, 2003, 23(4): 340-343. (in Chinese)
- [10] 肖亮. 粒子群径向基函数人工智能网络[D]. 黑龙江 大庆: 东北石油大学, 2017.
XIAO Liang. The particle swarm optimization-radial basis function neural network of artificial intelligence[D]. Daqing Heilongjiang: Northeast Petroleum University, 2017. (in Chinese)
- [11] 张顶学, 关治洪, 刘新芝. 基于 PSO 的 RBF 神经网络学习算法及其应用[J]. 计算机工程与应用, 2006, 42(20): 13-15.
ZHANG Dingxue, GUAN Zhihong, LIU Xinzhi. RBF neural network algorithm based on PSO algorithm and its application[J]. Computer Engineering and Applications, 2006, 42(20): 13-15. (in Chinese)
- [12] 陈伟, 冯斌, 孙俊. 基于 QPSO 算法的 RBF 神经网络参数优化仿真研究[J]. 计算机应用, 2006, 26(8): 1928-1931.
CHEN Wei, FENG Bin, SUN Jun. Study on optimization of RBF neural network parameters based on QPSO algorithm[J]. Computer Application, 2006, 26(8): 1928-1931. (in Chinese)
- [13] 王树文, 闫成新, 张天序, 等. 数学形态学在图像处理中的应用[J]. 计算机工程与应用, 2004, 40(32): 89-92.
WANG Shuwen, YAN Chengxin, ZHANG Tianxu, et al. The application of mathematical morphology in image processing[J]. Computer Engineering and Applications, 2004, 40(32): 89-92. (in Chinese)
- [14] ROYLANCEB J, ALBIRDEWI I A, LAGHARI M S, et al. Computer-aided vision engineering (CAVE): quantification of wear particle morphology[J]. Lubrication Engineering, 1994, 50(2): 111-116.
- [15] 王国忠, 王静秋, 于海武. 融合灰色关联分析和主成分分析的磨粒自动识别[J]. 计算机技术与发展, 2012, 22(4): 16-20.
WANG Guozhong, WANG Jingqiu, YU Haiwu. Automatic recognition of grinding grains by fusion of grey correlation and principal component analysis[J]. Computer Technology and Development, 2012, 22(4): 16-20. (in Chinese)
- [16] 王峰, 吕植勇, 何晓昀, 等. 铁谱磨粒图像的计算机纹理分析[J]. 润滑与密封, 2005(2): 17-19, 74.
WANG Feng, LÜ Zhiyong, HE Xiaojun, et al. Computer texture analysis of ferrography wear particles images[J]. Lubrication Engineering, 2005(2): 17-19, 74. (in Chinese)
- [17] 常军, 刘大山. 基于量子粒子群算法的结构模态参数识别[J]. 振动与冲击, 2014, 33(14): 72-88.
CHANG Jun, LIU Dashan. Structural modal parameter identification based on quantum particle swarm optimization[J]. Journal of Vibration and Shock, 2014, 33(14): 72-88. (in Chinese)
- [18] LI W G, ZHANG H L, FAN W H, et al. A new model about fractional order chaotic time series prediction[J]. Journal of Computational Information Systems, 2015, 11(18): 6637-6651.

(编辑: 陈 越)