

# 短丝纤维卷绕牵伸齿轮箱故障信号的图像特征提取方法

李亚利

(西安工程大学 机关党委, 西安 710048)

**摘要:** 针对短丝纤维卷绕牵伸齿轮箱故障信号不易提取的问题, 提出了基于图像纹理信息的特征提取方法; 通过对齿轮箱振动信号进行小波包双谱分析, 获得具有稳定纹理信息的振动信号双谱图, 采用基于小波变换对双谱图进行图像融合, 提高图像的综合纹理特征; 采用灰度共生矩阵的 4 个特征参数对振动信号的双谱图进行加权融合特征提取; 在短丝生产线上对齿轮箱常见的齿轮破损和裂纹进行了实验分析, 结果表明该方法的故障识别率达到 85% 以上。

**关键词:** 短丝纤维; 齿轮故障诊断; 小波包变换; 双谱图; 灰度共生矩阵

## Image Feature Extraction Method for Fault Signal of Short Fiber Winding and Drafting Gearbox

Li Yali

(Party Committee of Administrative Office, Xi'an Polytechnic University, Xi'an 710048, China)

**Abstract:** Aiming at the problem that the fault signal of the short fiber winding and drafting gearbox is difficult to extract, the feature extraction method based on image texture information is proposed. By wavelet packet bispectrum analysis of the vibration signal of the gearbox, the bispectrum of the vibration signal with stable texture information is obtained. The image fusion based on wavelet transform is used to improve the integrated texture features of the image. The weighted fusion feature extraction of the bispectrum of the vibration signal is performed by using four characteristic parameters of the gray level co-occurrence matrix. The common gear damage and crack of gearbox are analyzed in the short fiber production line. The results show that the fault identification rate of this method is more than 85%.

**Keywords:** short fiber; gear fault diagnosis; wavelet packet transform; bispectrum; gray level co-occurrence matrix

## 0 引言

短丝纤维生产线是纺织业中最为重要的步骤之一, 棉纤维经除尘干燥、过滤、喷丝、中心环吹、卷绕、牵伸后, 最终进入丝桶, 形成短丝成品。随着近几年涤纶短丝纤维技术的提高, 对短丝生产线也要求越来越高, 在短丝生产线中, 短丝的卷绕牵伸是成型中最重要的工序, 作为传动机构的卷绕牵伸齿轮箱故障会降低短丝纤维的引起牵伸精度, 导致短丝纤维产品的质量下降, 严重的还会引起设备事故, 造成经济损失<sup>[1]</sup>。卷绕牵伸齿轮箱故障表现为齿轮的断齿、齿面磨损及齿根裂纹等, 目前对于齿轮故障诊断的主要方法为在时域<sup>[2-3]</sup>、频域<sup>[4]</sup>、时频域<sup>[5-6]</sup>对指定频带和时段内的振动信号进行分析。P. Hreha 等构建了深度学习网络对齿轮箱中传动齿轮的振动特征进行提取, 判断齿面磨损状况, 对故障进行预测<sup>[7]</sup>。赵晓清等融合振动多特征信息建立了齿轮箱振动故障诊断模型, 并通过模拟分析与实验验证了模型的正确性<sup>[8]</sup>; D. Jena 等在小波变换的基础上融合动态变速箱模型来分析齿轮箱振动响应<sup>[9]</sup>;

G. Ibrahim 等对齿轮箱故障采用 Zhao-Atlas-Marks 分布与离散小波变换进行综合分析<sup>[10]</sup>。S. Radhika 等在时域中建立齿轮振动信号的 AR 模型, 预测齿轮的状态与故障, 通过仿真与实验分析, 在轻载荷齿轮的裂纹故障预测中有了较好的效果<sup>[11]</sup>。近年来, 图像识别技术的发展, 促进了故障诊断技术与图像识别技术的融合, 本文在获取的齿轮振动信号时频特性的基础上, 提出了基于双谱图的齿轮故障识别方法, 通过分析小波包双谱得到具有明显纹理特征的双谱图, 以灰度共生矩阵特征参数为特征向量, 对齿轮箱存在的故障状态进行识别。

## 1 齿轮箱故障机理分析与双谱图的构建

### 1.1 齿轮箱故障机理分析

作为传动机构的卷绕牵伸齿轮箱是由箱体、主动轮、从动轮等构成的振动系统, 主动轮和从动轮的齿面上的摩擦力在润滑情况下可以忽略不计<sup>[12]</sup>, 则齿轮副的振动方程为:

$$\frac{m_1 m_2}{m_1 + m_2} \ddot{X} + C \dot{X} + k(t) X = k(t) E_1 + k(t) E_2(t) \quad (1)$$

式中,  $m_1$  为主动轮的质量,  $m_2$  为从动轮的质量,  $X$  为作用线上齿轮的相对位移,  $C$  为齿轮啮合阻尼,  $k(t)$  为啮合刚度,  $E_1$  为齿轮加载后的弹性变形,  $E_2(t)$  为故障函数。

收稿日期: 2019-09-06; 修回日期: 2019-11-21。

作者简介: 李亚利(1982-), 女, 天津人, 硕士, 工程师, 主要从事检测技术与自动化装置方向的研究。

式 (1) 中等式左边的表达式为齿轮传动系统的振动特征, 等式右边表达式为激振函数。由于激振函数中的啮合刚度是周期性的变量, 由此导致齿轮传动系统在无故障的情况下也会产生啮合振动, 该振动信号中还包含啮合频率的谐波分量。激振函数中的  $k(t)E_2(t)$  项为激励源, 将使齿轮产生异常振动。因此卷绕牵伸齿轮箱故障诊断主要为提取激励源所引起的异常振动特征信息。在卷绕牵伸齿轮系统振动信号既有幅值调制又有相位调制, 因此其数学模型为:

$$X = \sum_{k=1}^M A_k (1 + r_k(t)) \cos(2\pi k f_m t + \varphi_k(t)) \quad (2)$$

式中,  $r_k(t)$  和  $\varphi_k(t)$  分别是调幅信号与调相信号,  $M$  为齿轮啮合谐波频率的阶数,  $f_m$  是齿轮的啮合频率,  $A_k$  是  $k$  阶啮合谐波频率的振幅。

### 1.2 振动信号双谱图的构建

由式 (2) 可知, 齿轮振动信号由余弦信号叠加而成, 谐波处的振幅和啮合频率与齿轮故障的恶化程度成正比。在提取的齿轮故障信号源中, 振动信号中存在的齿轮运行状态信息较为全面, 但同时也含有一定的高斯噪声和非高斯噪声, 将降低故障信号提取的精度。在分析现有齿轮故障信号处理方法的基础上, 将小波包分析与双谱分析相结合, 采用小波包双谱分析技术对故障信号进行滤波处理。在小波包系数进行阈值处理后, 采用小波包变换对振动信号的高频与低频信号进行分解, 小波包系数为:

$$\begin{cases} \varphi(t) = \sqrt{2} \sum_{l \in Z} h_l \varphi(2t-l) \\ \psi(t) = \sqrt{2} \sum_{l \in Z} g_l \psi(2t-l) \end{cases} \quad (3)$$

式中,  $h$  为高通滤波器,  $g$  为低通小波滤波器,  $\varphi(t)$  是尺度函数,  $\psi(t)$  是小波函数。

齿轮箱故障信号一般为振动信号中的低频域<sup>[13]</sup>, 采用小波包变换重构低频带信号  $Y(t)$ , 其三阶谱定义为:

$$C_{3,x}(\tau_1, \tau_2) = E[Y(t)Y(t+\tau_1)Y(t+\tau_2)] \quad (4)$$

对式 (4) 进行二维 Fourier 变换定义为双谱, 即:

$$B_x(\omega_1, \omega_2) = \sum_{\tau_1=-\infty}^{+\infty} \sum_{\tau_2=-\infty}^{+\infty} C_{3,x}(\tau_1, \tau_2) e^{-j(\omega_1 \tau_1 + \omega_2 \tau_2)} \quad (5)$$

由式 (5) 可知, 双谱是复数, 其特点是既能反映信号的幅值信息和相位信息又具有较好的纹理特性。

## 2 基于小波变换的图像融合

由于所获得的齿轮振动信号为多传感器的信号融合, 为了全面提取图像纹理特征, 本文对小波包双谱分析得到多组双谱图, 进行基于小波变换与匹配度的图像融合。将同类或不同类的齿轮故障信号的双谱图进行融合, 使得融合后的图像特征更具有典型性<sup>[14]</sup>。

设有两幅源图像分别用  $A$  和  $B$  表示, 两幅图像经过小波分解后的小波系数设为  $\{cA, dA_j^\epsilon\}$  和  $\{cB, dB_j^\epsilon\}$ , 融合图像后的图像用  $F$  来表示, 它的系数用  $\{cF, dF_j^\epsilon\}$  来表示, 用  $cX$  表示图像  $X$  在第  $J$  层分解的低频尺度系数, 且  $X$

$= A, B, F$ , 用  $dX_j^\epsilon$  表示图像  $X$  在第  $j$  ( $1 < j < J$ ) 层  $\epsilon$  ( $\epsilon = LH, HL, HH$ ) 方向上的高频小波系数。

低频子带的融合系数为源图像低频系数加权之和, 即:

$$cF(m, n) = \frac{1}{2} [cA(m, n) + cB(m, n)] \quad (6)$$

在此定义图像  $X$  ( $X = A, B$ ) 在  $j$  ( $1 < j < J$ ) 层  $\epsilon$  ( $\epsilon = LH, HL, HH$ ) 方向子带中以  $(m, n)$  为中心的  $3 \times 3$  邻域内的区域能量为  $EX_j^\epsilon$  为:

$$EX_j^\epsilon(m, n) = \sum_{p=-1}^1 \sum_{q=-1}^1 R(p+2, q+2) [dX_j^\epsilon(m+p, n+q)]^2 \quad (7)$$

式中,  $dX_j^\epsilon$  表示图像  $X$  在第  $j$  层  $\epsilon$  方向上的高频小波系数,  $R$  为权值矩阵。

图像在高频区域所包含的信息显著性度量用  $EX_j^\epsilon$  来表征, 图像  $A, B$  在第  $j$  层  $\epsilon$  方向上子带中对应区域的匹配度定义为:

$$MAB_j^\epsilon(m, n) = [2 \sum_{p=-1}^1 \sum_{q=-1}^1 R(p+2, q+2) dA(m+p, n+q) dB_j^\epsilon(m+p, n+q)] / EA_j^\epsilon(m, n) + EB_j^\epsilon(m, n) \quad (8)$$

当  $MAB_j^\epsilon$  小于匹配度阈值为  $0.5 \sim 1.0$  时, 图像  $A$  和  $B$  的匹配度较小, 此时用显著性度量来决定选取融合后的小波系数, 则有:

$$dF_j^\epsilon(m, n) = \begin{cases} dA_j^\epsilon(m, n), & \text{if } EA_j^\epsilon(m, n) \geq EB_j^\epsilon(m, n) \\ dB_j^\epsilon(m, n), & \text{if } EA_j^\epsilon(m, n) \leq EB_j^\epsilon(m, n) \end{cases} \quad (9)$$

当图像  $A$  和图像  $B$  的匹配度较大时, 使用显著性度量和匹配度共同决定融合后的小波系数选取, 则有:

$$dF_j^\epsilon(m, n) = \begin{cases} \omega_L dA_j^\epsilon(m, n) + \omega_S dB_j^\epsilon(m, n), & \text{if } EA_j^\epsilon(m, n) \geq EB_j^\epsilon(m, n) \\ \omega_S dA_j^\epsilon(m, n) + \omega_L dB_j^\epsilon(m, n), & \text{if } EA_j^\epsilon(m, n) < EB_j^\epsilon(m, n) \end{cases} \quad (10)$$

式中,  $\omega_L = \frac{1}{2} + \frac{1}{2} \left( \frac{1 - MAB_j^\epsilon(m, n)}{1 - thr} \right)$ ,  $\omega_S = 1 - \omega_L$ ,  $thr$  为匹配度阈值 ( $0.5 \sim 1.0$ )。

小波变换的图像融合的流程如图 1 所示。

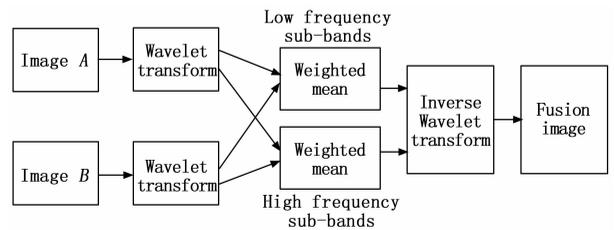


图 1 图像融合

由图 1 可知, 在确定源图像  $A$  和  $B$  的合适小波基的基础上, 并对两幅图像进行小波分解, 得到低频图像和不同尺度、方向的高频图像, 突出高频图像的显著性信息。采用加权法对低频图像进行加权融合; 采用匹配法对高频信息进行图像融合。通过融合后的高低频图像信息的小波系数进行小波逆变换, 重构融合后的图像。融合后的图像综

合了齿轮故障信息。

### 3 振动信号的特征提取方法

由图1融合后的振动信号图像是灰度变化范围为 $[0\sim 255]$ 的灰度图,含有丰富的纹理信息,本文通过灰度共生矩阵提取其纹理特征。灰度共生矩阵表示指定方向上一定距离的两个灰度在图像中出现的概率密度<sup>[15-16]</sup>,图像中两个像素点的位置为 $(x_1, y_1)$ 和 $(x_2, y_2)$ ,对应的灰度值分别为 $i$ 和 $j$ ,在 $0^\circ$ 、 $45^\circ$ 、 $90^\circ$ 和 $135^\circ$ 的4个方向上,距离为 $d$ ,获得4个灰度共生矩阵。本文采用角二阶矩、对比度、相关性和熵等4个特征参数进行故障信号的特征提取。

1) 角二阶矩  $W_1$ :

$$W_1 = \sum_{i=1}^g \sum_{j=1}^g p^2(i, j, d, \theta) \quad (11)$$

式中,  $p$  为灰度共生矩阵,  $\theta$  为灰度共生矩阵的生成方向。

角二阶矩又称为能量,是灰度共生矩阵各元素的平方和,表征了图像灰度分布均匀程度和纹理粗细程度,  $W_1$  越大则纹理粗糙,相反则纹理细致。

2) 对比度  $W_2$ :

$$W_2 = \sum_{i=1}^g \sum_{j=1}^g (i-j)^2 p^2(i, j, d, \theta) \quad (12)$$

对比度表征图像的清晰程度,图像越清晰,相邻像素对的灰度差别就越大,则  $W_2$  越大。

3) 相关性  $W_3$ :

$$W_3 = \frac{\sum_{i=0}^{g-1} \sum_{j=0}^{g-1} (i \times j \times p(i, j, d, \theta)) - u_x \times u_y}{\sigma_x \times \sigma_y} \quad (13)$$

式中,  $u_1$ 、 $u_2$  为矩阵的均值,  $\sigma_1$ 、 $\sigma_2$  矩阵的方差。

相关性表征图像的纹理方向,如果图像在某方向上纹理较强,则该方向的  $W_3$  将大于其他方向的值,因此,  $W_3$  可用来判断纹理方向。

4) 熵  $W_4$ :

$$W_4 = - \sum_{i=1}^g \sum_{j=1}^g p(i, j, d, \theta) \log_{10} p(i, j, d, \theta) \quad (14)$$

熵表征图像的信息量,图像纹理越多,越复杂,所含有的信息量越大  $W_4$  值越大。

当距离一定时,通过计算得到的4个方向上的特征参数值受到所选取方向的影响,某个方向的共生矩阵不能完整地描述双谱图的纹理特征,为了完整地描述图像特征,提高故障诊断的精度,对4个方向上的灰度共生矩阵进行加权融合来提取图像纹理特征,则融合灰度共生矩阵为:

$$S(i, j) = a_1 p_0(i, j) + a_2 p_{45^\circ}(i, j) + a_3 p_{90^\circ}(i, j) + a_4 p_{135^\circ}(i, j) \quad (15)$$

式中,  $S(i, j)$  为融合灰度共生矩阵,  $a_1$ 、 $a_2$ 、 $a_3$ 、 $a_4$  为加权系数。

加权系数的数值表征了对应方向上的灰度共生矩阵的显著性,对灰度共生矩阵得到的特征向量作为齿轮故障识别的样本,采用欧式距离作为特征向量分类的可分性判据,其判据值越大则样本空间越容易区分。在小样本统计估计和预测学习中支持向量机(SVM)被认为较好的理论,

本文采用SVM对齿轮故障双谱图的灰度共生矩阵特征向量样本空间构造出最优超平面,将特征在SVM分类器中使得该超平面与不同类样本集之间的距离最大,从而进行识别分类,达到最大的泛化能力。

### 4 实验分析

该实验平台为短丝生产线上拉伸牵引的多级定轴减速齿轮箱如图2所示,齿轮箱传动图如图3所示,轴1为动力输入轴,轴2为传动轴,另外系统还包含6个齿轮及一个法兰盘,其中齿轮4、5、6为输出齿轮。短丝生产线工作时,齿轮箱动力源输入动力到轴1,经齿轮1传递到齿轮2,由于齿轮2和齿轮3同轴,因此齿轮2与3的角速度相同,再经齿轮3传递至齿轮4,齿轮4传递至齿轮5,齿轮5传递至齿轮6,齿轮6连接牵引辊,对外部执行机构输出动力。

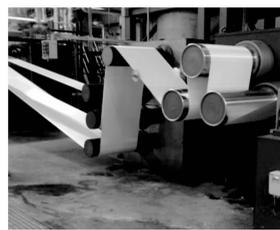


图2 齿轮箱实验平台

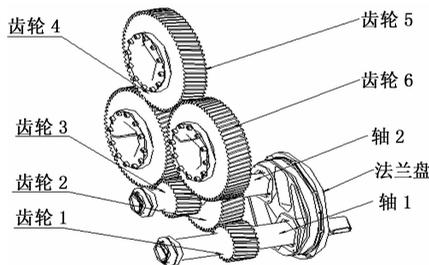


图3 齿轮箱传动图

实验采用输入轴的直齿轮,包括断齿、齿根裂纹2种故障,电机转速为1600 r/min,在传动轴上布置多个方向的加速度传感器,采样频率为6840 Hz,采样点数为6192,每种状态的样本数量为230。

图4描述了被测齿轮在不同故障下的原始振动信号。其对应的双谱图像如图5所示。从图中可以看出,不同工况下变速箱的双谱分布明显不同。图5(a)法向齿轮只在输入轴齿轮啮合频率的前两个谐波( $f$ 和 $2f$ )处产生能量浓度较高的双谱。图5(b)断齿双谱分布在 $3f$ 附近具有明显的脉冲分量。在图5(c)中,除了输入轴齿轮啮合频率和 $2f$ 处的能量峰值外,双谱图像中还存在大量背景噪声。在图5(d)中,观察到在主能量 $f$ 和 $2f$ 附近有清晰的边带能量峰值。虽然在不同条件下齿轮振动信号的双谱图像中发现了一些差异,但从图5中很难直接区分每个齿轮故障。

对原始图像进行小波包双谱处理,基于小波包双谱处理的图像如图6所示。可以看出,相比之下,图5和图6中的噪声干扰在小波包双谱处理后明显减少,图像的纹理更

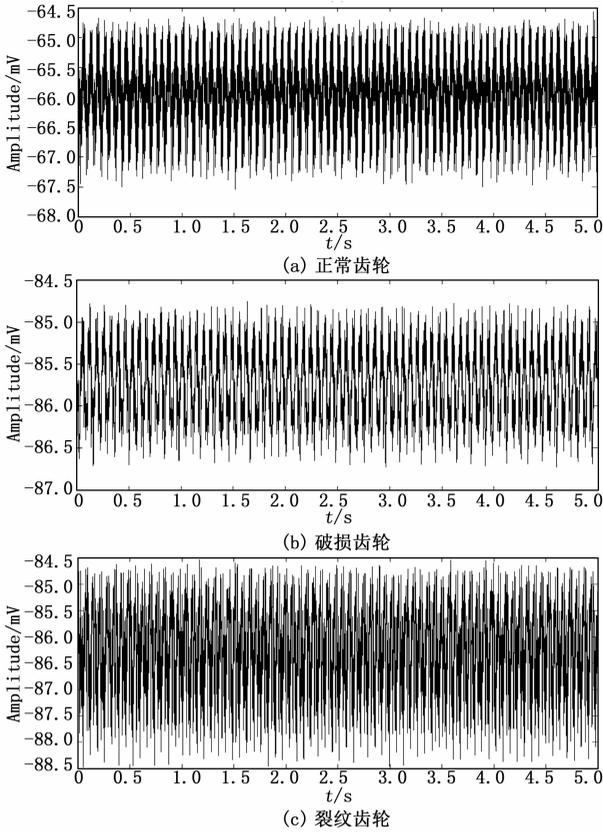


图 4 齿轮的原始振动信号

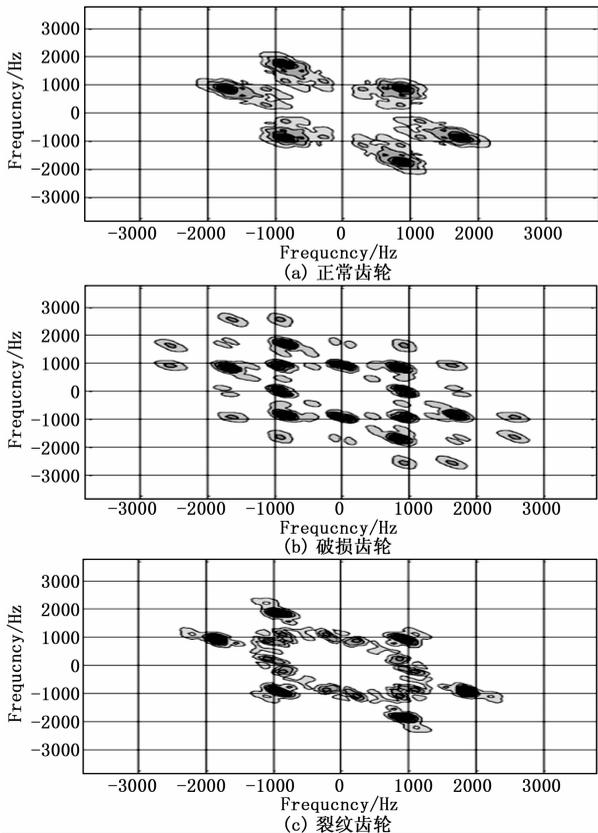


图 5 齿轮振动信号的原始双谱纹理图

加清晰, 和 4 个齿轮操作条件的主要能量峰值集中在  $f$  和  $2f$  相脱节的齿轮啮合频率输入轴。由于高阶谱的对称性, 4 种工况下双谱分布呈中心对称。这些观测结果对于采用图像处理技术进行齿轮故障检测具有重要意义, 因为齿轮具有中心对称双谱分布。

由图 6 可知, 融合后的双谱图的纹理特征比图 5 所示的单方向双谱图更加丰富, 具有两个方向上综合的纹理特征。

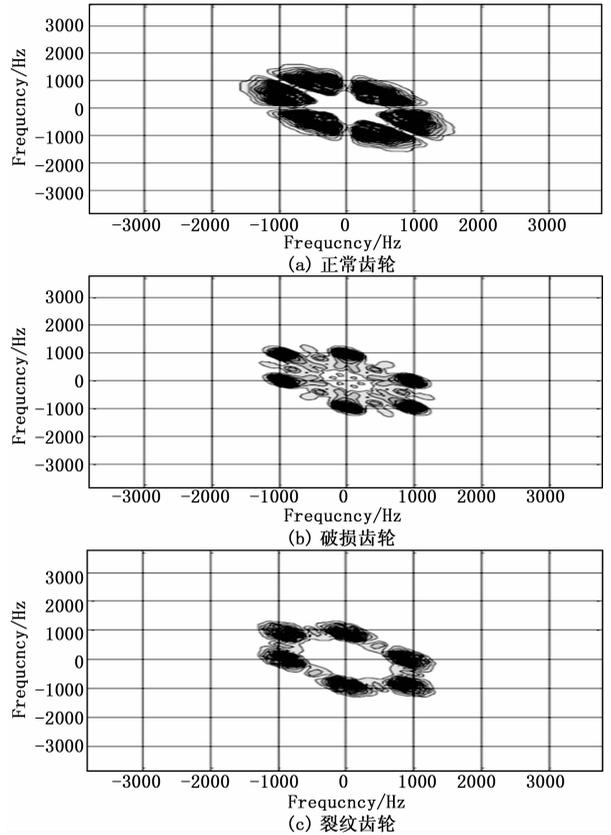


图 6 小波包双谱分析后的振动信号图像

融合图像 2.4 部分列出的 4 个特征 ( $W_1 \sim W_4$ ) 由 GLCM 提取, 然后将 GLCM 特征输入 SVM 分类器进行故障识别。在 SVM 模型的训练过程中, 以变速箱各工况的 130 个样本作为训练数据集, 以各工况的另外 100 个样本作为测试数据集。表 1 列出了使用不同结构参数的支持向量机进行故障检测的结果, 表 1 给出了各齿轮工况下的故障检测结果。

表 1 不同核函数下的分类识别率

故障类型	不同核函数下的识别率/%		
	多项式函数	径向基函数	Sigmoid 函数
正常	90	96	94
破损齿轮	82	88	82
裂纹齿轮	85	87	78

由表 1 可知, 在不同故障类型的信号中, 由于正常齿轮啮合的振动信号边频少, 双谱的纹理特征清晰, 故正常类别的识别率较高, 齿根裂纹与断齿的双谱纹理相对模糊, 故识别率较低。通过对比可以看出, 径向基核函数的综合

识别效果优于其他两类核函数。

## 5 结束语

1) 本文将图像识别技术应用到纺织设备的齿轮故障诊断识别中, 通过获取振动信号的高阶谱信息, 提取故障特征, 采用 SVM 对齿轮故障特征进行分类识别, 达到了稳定的识别效果, 为齿轮箱故障诊断提供了新方法。

2) 采用小波包双谱分析齿轮振动信号, 有效消除振动信号中的高斯噪声和非高斯噪声, 获得具有稳定纹理的双谱图。通过基于小波变换与匹配度的图像融合算法, 将两个方向的振动信号的双谱图进行融合, 其具有了两个方向的综合特征。

3) 通过灰度共生矩阵的图像纹理特征, 提出了基于加权平均的灰度共生矩阵融合方法, 以灰度共生矩阵的 4 个特征参数作为特征向量, 以支持向量机 (SVM) 的图像分类识别算法, 实现了对齿轮的断齿、齿根裂纹等故障的识别, 识别率均在 85% 以上。

### 参考文献:

- [1] 李惊涛. 国产涤纶工业丝牵伸卷绕设备及工艺浅析 [J]. 纺织机械, 2013 (3): 18-24.
- [2] 李杰, 赵建民. 基于时域同步平均与分离技术的齿轮箱振动信号混沌特性验证 [J]. 机械传动, 2018, 42 (7): 162-167.
- [3] 赵磊, 郭瑜, 伍星. 基于振动分离信号构建和同步平均的行星齿轮箱齿轮裂纹故障特征提取 [J]. 振动与冲击, 2018, 37 (5): 142-147, 162.
- [4] 傅秀清, 柳伟, 费秀国, 等. 基于 LabVIEW 的高速齿轮箱振动信号监测分析系统研究 [J]. 中国农机化学报, 2018, 39 (11): 61-66.
- [5] 王聪, 徐敏强, 李志成. 齿轮箱故障诊断中的正交匹配追踪算法 [J]. 哈尔滨工业大学学报, 2017, 49 (4): 126-130.

(上接第 6 页)

对应的内存颗粒故障。结合上述内存颗粒故障诊断方法以及板卡原理图, 我们就能唯一确定内存故障颗粒位置。

这种内存故障定位方法, 对于内存模块由于对应的数据线虚焊、PCB 布线问题、内存数据线对应匹配电阻问题及内存颗粒本身故障等都能准确地定位, 然后再由硬件工程师进行定点排查, 最终决定是否更换内存颗粒。

## 5 结束语

通过 BIOS 中的故障诊断手段, 我们实现了龙芯 3 号计算机板卡 HT 链路无法链接, 内存错误导致程序出错等问题的快速定位。软件定位故障方法简化了硬件工程师在硬件问题上的排查的工作量, 完成了故障诊断的轻便化和智能化操作实现。随着硬件智能化程度的提升, 复杂主板板级故障诊断将向着故障预测及自修复方向发展, 进一步提升系统可用性, 为装备智能化发展奠定基础。

### 参考文献:

- [1] 北京龙芯中科技术有限公司. 龙芯芯片技术白皮书 [Z]. 北京:

- [6] 周雁冰, 柳亦兵, 李宏, 等. 基于双谱熵的齿轮裂纹故障特征提取 [J]. 中国机械工程, 2013, 24 (2): 190-194.
  - [7] Hreha P, Radwanska A, Knapcikova L, et al. Roughness parameters calculation by means of on-line vibration monitoring emerging from AWJ interaction with the material [J]. Metro. Meas. Syst., 2015, 2: 315-326.
  - [8] 赵晓清, 徐玉秀, 梁晓玉, 等. 基于振动相关信息融合的行星齿轮传动系统故障诊断 [J]. 机械强度, 2015, 37 (1): 1-8.
  - [9] Jena D, Sahoo S, Panigrahi S. Gear fault diagnosis using active noise cancellation and adaptive wavelet transform [J]. Measurement, 2014, 47 (5): 356-372.
  - [10] Ibrahim G, Albarbar A. Comparison between Wigner-Ville distribution and empirical mode decomposition vibration based techniques for helical gearbox Monitoring. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part C [J]. Journal of Mechanical Engineering Science, 2011, 225 (8): 1833-1846.
  - [11] Radhika S, Tamura Y, Matsui M. Cyclone damage detection on building structures from pre- and post-satellite images using wavelet-based pattern recognition [J]. Journal of Wind Engineering and Industrial Aerodynamics, 2015, 136: 23-33.
  - [12] 许雪贵, 徐文琴. 齿轮箱故障的振动机理与故障特征研究 [J]. 机械制造与自动化, 2012, 41 (4): 74-77.
  - [13] 魏维格, 董辛旻, 韩捷, 等. 基于图像识别的齿轮故障诊断方法研究 [J]. 煤矿机械, 2016, 37 (5): 166-169.
  - [14] 牟伟杰, 石林锁, 蔡艳平, 等. 基于振动时频图像全局和局部特征融合的柴油机故障诊断 [J]. 振动与冲击, 2018, 37 (10): 14-19, 49.
  - [15] 全卫澎, 李卫华, 李小春, 等. 基于统计与频谱模型特征融合的纹理图像分割 [J]. 科学技术与工程, 2014, 14 (19): 106-111.
  - [16] 李红丽, 马耀锋. 基于多特征融合和混合核 SVM 的目标识别方法 [J]. 沈阳工业大学学报, 2018, 40 (4): 441-446.
- [1] 北京龙芯中科技术有限公司, 2019.
  - [2] 孟小甫, 司志莹, 王焕东, 等. 龙芯 CPU 开发系统固件与内核接口详细规范 V2.2 [Z]. 北京: 龙芯中科技术有限公司, 2018.
  - [3] Sweetman D. MIPS 体系结构透视 [M]. 李鹏, 等译. 北京: 机械工业出版社, 2008.
  - [4] 龙芯中科技术有限公司. 龙芯 3A3000/3B3000 处理器用户手册 V1.3 [Z]. 北京: 龙芯中科技术有限公司, 2017.
  - [5] 龙芯 7A1000 桥片用户手册 V1.2 [Z]. 北京: 龙芯中科技术有限公司, 2018.
  - [6] 胡伟武, 等. 计算机体系结构基础 [M]. 北京: 机械工业出版社, 2019.
  - [7] Bryant R E, O'Hallaron D R. 深入理解计算机系统 [M]. 龚奕利, 雷迎春, 译. 北京: 机械工业出版社, 2010.
  - [8] 龙芯中科技术有限公司. 龙芯 3A3000/3B3000 处理器用户手册 GS464E 处理器核 V1.0 [Z]. 北京: 龙芯中科技术有限公司, 2017.
  - [9] JESD79-3D DDR3 SDRAM Standard [S]. 2008.
  - [10] Hyper Transport Technology Consortium. HyperTransport I/O Link Specification Revision 3.10 [S]. 2010.