

# 基于 DS-PCA 模型的包装设备滚动轴承故障诊断方法研究

张秋昕<sup>1</sup>, 周进军<sup>2</sup>, 陈锋<sup>2</sup>, 吕渊<sup>1</sup>, 简红英<sup>1</sup>, 张西良<sup>1</sup>  
(1. 江苏大学 机械工程学院 仪器科学与工程系, 江苏 镇江 212013;  
2. 江苏仅一联合智造有限公司, 江苏 丹阳 212300)

**摘要:** **目的** 针对包装设备长期连续工作的工作特性, 对其滚动轴承的常见失效故障进行分析, 提出一种基于 DS-PCA 模型的滚动轴承故障诊断方法, 构建滚动轴承 DS-PCA 故障诊断模型, 实现包装设备中滚动轴承的在线故障诊断。**方法** 先运用 DS 证据理论对采集到的滚动轴承径向振动数据和轴向振动数据进行融合, 使得信息具有整体完备性, 同时对采集信号进行决策规则下的去噪处理, 剔除干扰噪声信息; 然后利用主成分分析法 (PCA) 将融合后的振动信号数据进行  $Q$  与  $T^2$  的统计量计算, 并通过对故障轴承振动信号的  $Q$  与  $T^2$  统计量计算, 确立故障时的经验阈值; 最后, 依据实时统计量与经验阈值对比, 判断滚动轴承是否发生故障。**结果** 通过对西储大学公开的滚动轴承试验数据分析计算, 得到滚动轴承故障诊断准确率达到 94%。**结论** 该方法满足包装设备故障诊断的要求, 其应用将有利于提升包装企业的生产质量和效率。

**关键词:** 故障诊断; 滚动轴承; DS 证据理论; 主成分分析

**中图分类号:** TS206.5 **文献标识码:** A **文章编号:** 1001-3563(2023)09-0224-08

**DOI:** 10.19554/j.cnki.1001-3563.2023.09.028

## Fault Diagnosis Method of Rolling Bearings of Packaging Equipment Based on DS-PCA Model

ZHANG Qiu-xin<sup>1</sup>, ZHOU Jin-jun<sup>2</sup>, CHEN Feng<sup>2</sup>, LYU Yuan<sup>1</sup>, JIAN Hong-ying<sup>1</sup>, ZHANG Xi-liang<sup>1</sup>

(1. Department of Instrument Science and Engineering, School of Mechanical Engineering, Jiangsu University, Jiangsu Zhenjiang 212013, China; 2. Jiangsu Joyea United Intelligent Manufacturing Co., Ltd., Jiangsu Danyang 212300, China)

**ABSTRACT:** The work aims to propose a rolling bearing fault diagnosis method based on DS-PCA model to analyze the common failure faults of rolling bearings caused by the long-term continuous working characteristics of packaging equipment and construct a DS-PCA fault diagnosis model to realize the online fault diagnosis of rolling bearings in packaging equipment. Firstly, DS evidence theory was used to fuse the collected radial vibration data and axial vibration data of rolling bearings to make the information have overall completeness. At the same time, the collected signals were denoised under the decision rules to eliminate the interference noise information. Then, the principal component analysis (PCA) was used to calculate the  $Q$  and  $T^2$  statistics of the fused vibration signal data, and the empirical threshold was established by calculating the  $Q$  and  $T^2$  statistics of the vibration signal of the failed bearings. Finally, according to the comparison between the real-time statistics and empirical threshold, it was judged whether the rolling bearings had failure. Through the analysis and calculation of the experimental data of rolling bearings published by Case Western Re-

收稿日期: 2022-07-06

基金项目: 江苏仅一联合智造有限公司委托项目 (20200495)

作者简介: 张秋昕 (1998—), 男, 硕士生, 主攻轴承故障诊断。

通信作者: 张西良 (1964—), 男, 教授, 博导, 主要研究方向为现代测试系统与仪器。

serve University, the accuracy of rolling bearing fault diagnosis reached 94%. The method meets the requirements of packaging equipment fault diagnosis, and its application will help improve the production quality and efficiency of packaging enterprises.

**KEY WORDS:** fault diagnosis; rolling bearing; DS evidence theory; PCA

计量充填包装设备是具有卷膜牵引、纵封、横封、切断等一系列功能的机电一体化设备, 能够使被包装产品品质安全、外观美观, 提高产品的附加值。因此, 为保障其长期连续工作, 包装设备对主要零部件的可靠性、稳定性提出了更高的要求<sup>[1-2]</sup>。

滚动轴承作为包装设备中的关键部件, 直接决定了包装设备能否正常工作。并且, 滚动轴承常处在高温高湿, 以及含有高浓度酸性或者碱性包装物粉尘、雾气环境下, 并长时间受到循环交变载荷的作用, 极易发生疲劳、磨损、剥落、腐蚀等失效故障, 导致整个设备振动加剧, 若不及时更换失效轴承, 则会产生包装质量波动、充填定量精度下降、生产效率降低等问题, 严重时导致整个生产线停产, 造成巨大经济损失<sup>[3-5]</sup>。

轴承运行状态监测方法, 主要有听音检测法、温度检测法、油样检测法、光纤检测法、声发射检测法、振动检测法等<sup>[6-7]</sup>。任何机械在输入能量转化为有用功的过程中, 均会产生振动; 振动的强弱与变化和故障有关, 非正常的振动增强表明故障趋于严重<sup>[8]</sup>。振动检测法通过在轴承座附近安装加速度传感器, 在不停机的情况下采集振动信号, 分析设备状态及振动信号特征, 实现故障诊断, 具有不影响正常生产的优势及快速检测出故障原因的特点, 是适合包装设备滚动轴承故障诊断分析的方法之一<sup>[9-11]</sup>。

轴承工作状态振动检测与故障诊断分析的研究越来越受到关注。不同的故障引起的振动特征各异, 同时振动检测法获取的信号也可能包含周围部件工作时产生的振动干扰, 因此, 对故障引起的振动信号分析, 提取振动信号特征, 依据特征识别故障, 是故障诊断研究的关键。

目前常用的振动信号分析处理方法有短时傅里叶变换 (STFT)、小波包变换时频域分析和希尔伯特 (Hilbert) 变换等时频分析方法。这类方法兼具了时域与频域分析法的优点, 能提升信号处理能力和扩大特征提取范围。本文选取的主成分分析法 (PCA) 也是属于其中的一种, 能将高维复杂数据进行降维操作, 简化整体的计算量, 在短时间内快速得到结果, 与现有的其他信号处理诊断方法相比, 其处理数据的范围更广<sup>[12-16]</sup>。

近年来, 通过国内外专家学者的不断研究, 轴承故障诊断的准确率不断提升, 在相关研究中准确率已经达到 90% 以上, 但是仍然存在着不少故障无法被准确诊断出来。本文鉴于包装生产企业迫切需求, 结合计量充填包装设备中滚动轴承长期连续工作特点及其常见失效故障分析, 选用振动检测法, 通过加速

度传感器采集轴承座上振动信号。采用 DS-PCA 理论尽可能地滤除振动干扰信号, 提取故障引起的振动信号特征, 构建滚动轴承 DS-PCA 故障诊断模型, 基于模型和振动信号特征阈值实现对滚动轴承故障诊断识别。研究结果对确保包装设备安全稳定运行, 促进包装生产企业健康稳定发展, 具有十分重要的现实意义和经济社会价值。

## 1 包装设备及其加料系统滚动轴承故障特点分析

### 1.1 包装设备及其加料系统动力学特性分析

计量充填包装设备在包装粉末或液体产品时, 往往需要连续不间断的工作 12 h 以上, 多列包装机产量能达到每分钟 1 000 袋; 尽管工作环境温度控制在 25 °C 左右, 但是轴承等运动零部件工作温度最高将达到 75 °C; 工作环境湿度往往在 75% 以上, 大大超出正常工作湿度范围; 被包装物粉尘浓度通常达到 7.5 mg/m<sup>3</sup>, 接近国家规定的工业生产中粉末浓度 10 mg/m<sup>3</sup> 的上限。设备连续工作强度高, 工作环境较恶劣。

以计量充填包装设备核心部分螺旋加料机构为例, 其结构主要由电机、齿轮、传动轴、轴承、螺杆、螺杆套以及旋片组成。其中, 电机是整个系统总的动力来源, 通过电机座固定在机架上, 轴承端、传动轴等部件在滚动轴承和齿轮的支撑导向作用下将电机的扭矩转化为驱动力, 最终传递到螺杆上, 带动旋片一起做周期性定向匀速运动, 实现螺旋加料的功能。整体实物如图 1 所示。

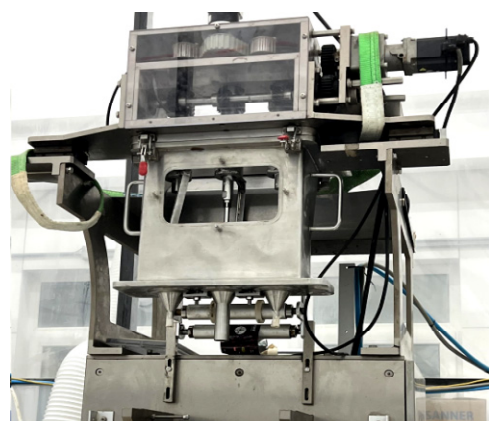


图 1 计量充填包装设备加料系统实物  
Fig.1 Physical diagram of the feeding system of metering, filling and packaging equipment

## 1.2 加料系统滚动轴承故障特点分析

加料系统滚动轴承故障的原因多而复杂,最常见滚动轴承故障主要有:

1) 疲劳。轴承在长期高强度的周期性交变载荷作用下,导致轴承疲劳性的损坏,使接触面产生细微裂纹。当轴承回转到裂纹处时,会发生一定振动冲击,振动信号中会出现由此特征频率下的瞬间分量。疲劳带来的故障约占整体轴承故障的45%。

2) 腐蚀。在对粉末状或者液态产品包装时,周围环境中粉尘或者雾气浓度、湿度相对处在一个较高的水平。长时间连续不间断工作,零部件表面将不可避免地吸附腐蚀物质,对轴承表面产生腐蚀或锈蚀作用。当轴承回转到腐蚀处时,也会发生一定振动冲击。腐蚀带来的故障约占整体轴承故障的35%。

3) 磨损。在长期工作过程中,光滑的轴承接触表面因润滑不足或者润滑剂中的杂质引起机械摩擦而产生凹槽的现象称为磨损。当轴承回转到磨损处时,同样会发生一定振动冲击。磨损带来的故障约占整体轴承故障的15%。

4) 裂缝。由于设备组装或者装配不当、润滑效果差或者局部接触面上受到巨大的应力等问题,严重时会导致元件出现裂缝。当轴承回转到裂缝处时,会发生明显振动冲击。元件裂缝带来的故障约占整体轴承故障的5%以下。

依据以上分析,长期运行的计量充填包装设备滚动轴承产生的故障主要有疲劳、腐蚀和磨损等3类。按照故障发生的位置看,滚动轴承故障又可以被分为内圈故障、外圈故障、滚珠及其支架故障3类。

当存在以上故障时,有缺陷的滚动轴承支承点或区域在传动间隙及载荷上产生突变,产生一定幅度、一定频率和相位的振动信号,通过轴承座传递到设备机体中,同时机体中其他振动源也会相应地通过轴承座传递到滚动轴承和传动轴上,形成复杂振动信号。通过对匀速状态下(转速 660 r/min)轴承座振动信号采集和频谱分析得到,其振动信号包括设备及其滚动轴承正常工作固有周期性微弱振动信号,能量一般集中在低频段 100 Hz 以下和高频段 2 000 ~ 5 000 Hz 这 2 个区间,幅值很小,一般在  $50 \text{ mm/s}^2$  以下;轴承加工制造缺陷或者组装不适等原因导致非正常冲击引起固有规则性很强振动信号,能量一般在低频段 100 Hz 左右,幅值相对较大,一般在  $100 \text{ mm/s}^2$  左右;滚动轴承长期工作逐渐失效引起非正常冲击且振动渐变加剧的振动信号,能量一般集中在高频段 2 000 ~ 5 000 Hz,幅值与失效程

度有关,一般大于  $100 \text{ mm/s}^2$ 。

为了能够及时对包装设备维护,更换可能发生故障的部件,保证企业的生产效率以及经济效益,对故障诊断结果的准确率要求保持在 90%以上。

## 2 包装设备滚动轴承故障诊断方法研究

如图 2 所示,包装设备滚动轴承故障诊断方法总体方案主要分为通过同一采集对象上互相垂直的双加速度计振动传感器进行数据采集、DS 证据理论数据融合以及 PCA 故障诊断等流程。

首先,双传感器振动信号采集。在滚动轴承上方安装好轴向加速度计振动传感器,在侧方安装好径向加速度计振动传感器,采集滚动轴承的振动信号。

其次,利用 DS 证据理论对采集信号进行数据融合处理。将采集到的双路信号(2 个一维数组)数据融合成一个新的—维数据组,在融合过程中尽可能地保留每组中与故障特征有关的振动信号。与直接将 2 组数据进行故障诊断相比,一定程度上减轻了运算工作量,去除了冗余数据干扰作用,提高了整体诊断准确率。

最后,将原本的一维数组转化为  $N \times M$  维的多维数组,可以看成  $M$  个一维数组,代表着  $M$  个变量,其中每个数组都包含着  $N$  个数据,然后得到平方预测误差 ( $Q$ ) 与 Hotelling- $T^2$  的统计量,与某故障下统计量理论安全上限即阈值对比,若高于该安全阈值,则该故障存在,若低于该安全阈值,则该故障不存在。

对于安全阈值计算需要针对不同位置不同类型的故障分别计算,先利用大量已知的正常数据计算,确立上限阈值;然后根据不同位置不同类型的某故障选取发生该故障类型下的信号,进行大量重复计算,确立该故障下的下限阈值;最后,在该故障下的下限阈值与正常数据的上限阈值中寻找发生该故障的阈值。

### 2.1 基于 DS 证据理论振动信号数据融合方法

基于 DS 证据理论双路振动信号数据融合处理方法如下:

1) 假设识别框架为  $U$ ,在靠近电机的轴承固定块上分别按径向和轴向安装传感器进行振动信号数据采集,而采集到的 2 个振动信息对整个命题而言其信任函数分别为轴向函数  $m_1(x)$  和径向函数  $m_2(x)$ ,其中



图 2 包装设备滚动轴承故障诊断方法总体方案

Fig.2 Overall scheme of fault diagnosis method for rolling bearings of packaging equipment

单个振动信号数据组的元素分别记为  $X_1, X_2, \dots, X_n$  和  $Y_1, Y_2, \dots, Y_m$ 。

2) 在识别框架下, 若  $X_i \cap Y_j = \phi$ , 则  $m_1(X_i) \cdot m_1(Y_j)$  代表着 2 个数据源对目标  $A$  (轴承状态) 的支持度, 所以对  $A$  有:

$$\sum_{X \cap Y = A, \forall X, Y \in U} m_1(X_i) \cdot m_2(Y_j) \quad (1)$$

但是, 若两者的交集并不存在, 则  $m(\phi) = \sum_{X \cap Y = A, \forall X, Y \in U} m_1(X_i) \cdot m_2(Y_j) > 0$ , 但通常与实际不相符。去除空集的支持度, 会破坏识别框架中目标总支持度, 使数量值不能满足式 (1)。在这种情况下, 通过算出交集为空集的部分, 即  $X_i \cap Y_j = \phi$  的相关因子, 进行归一化处理。令:

$$k_{ij} = \sum_{X \cap Y = \phi} m_1(X_i) \cdot m_2(Y_j) \quad (2)$$

$k_{ij}$  为两路振动数据之间的冲突系数, 归一化因子为  $[1 - k_{ij}]^{-1}$ , 合成规则见式 (3)。

$$m(A) = \begin{cases} 0 & X \cap Y = \phi \\ \frac{\sum_{X \cap Y = A, \forall X, Y \in U} m_1(X_i) \cdot m_2(Y_j)}{1 - \sum_{X \cap Y = A, \forall X, Y \in U} m_1(X_i) \cdot m_2(Y_j)} & X \cap Y = \phi \end{cases} \quad (3)$$

式中:  $i, j$  分别为第  $i$  和第  $j$  个证据;  $m_1(X_i)$ 、 $m_1(Y_j)$  分别为轴向第  $i$  个与径向第  $j$  个数据关于目标基本概率赋值函数;  $k_{ij}$  为第  $i$  个和第  $j$  个数据的冲突系数, 描绘出了数据之间的冲突程度。

利用 DS 证据理论处理后的数据信息兼具了完备性与独立性的特点, 在后续的诊断操作当中, 不会存在信息缺失, 同时也不会存在信息之间相互影响导致模态混淆, 增强了诊断结果的准确性。

## 2.2 基于 PCA (主成分分析法) 故障诊断方法

故障诊断基本原理: 在设备及其滚动轴承正常运行的情况下, 通过对滚动轴承正常振动数据的采集, 构建起一个主元模型; 接着针对实时采集数据与主元模型数据之间的偏离状况以及偏离程度, 对设备滚动轴承运行状态是否出现某种故障状况进行判定。若偏离程度越低, 意味着设备滚动轴承运行整体稳定, 存在故障的可能性越低; 若偏离程度越高, 则表示数据整体与设备滚动轴承正常运行时数据差异性较大, 设备滚动轴承可能存在故障的风险也相应较高。

假设: 对新时刻  $k$  的过程向量  $x(k)$  分解见式 (4)。

$$x(k) = \hat{x}(k) + \tilde{x}(k) \quad (4)$$

其中,  $\hat{x}(k) = BB^T x(k)$  为  $x(k)$  在正常数据子空间上产生的投影;  $\tilde{x}(k) = (1 - BB^T)x(k)$  为  $x(k)$  在残差子空间上产生的投影。

统计量指标  $T^2$  代表着  $x(k)$  在正常数据子空间上投影值, 即:

$$T^2 = \|\hat{x}(k)\|_2^2 \quad (5)$$

平方预测的误差统计量被称为  $Q$  值统计量, 其是对  $x(k)$  偏离程度的反映量, 即:

$$Q = \|x(k)\|_2^2 \quad (6)$$

倘若满足以下条件, 则说明系统正常

$$T^2 < T_a, Q < Q_a \quad (7)$$

这里  $T_a$  和  $Q_a$  值, 用来当作  $T^2$  统计量与  $Q$  统计量的阈值。

$$T_a = \frac{m(n^2 - m)}{n(n - m)} F_a(m, n - m) \quad (8)$$

$F_a(m, n - m)$  中的置信度是  $a$ ;  $m$  和  $(n - m)$  分别表示其自由度大小。  $Q_a$  代表着检验水平为  $a$  的判断门限, 可得出:

$$Q_a = n_1 \left[ 1 + \frac{n_2 h_0 (h_0 - 1)}{n_1} + \frac{c_a \sqrt{2n_2 h_0^2}}{n_1} \right]^{1/h_0} \quad (9)$$

式中:  $n_j = \sum_{i=m+1}^n \lambda_i^j, j = 1, 2, 3$ ;  $h_0 = 1 - \frac{2n_1 n_3}{3n_2^2}$ ;  $c_a$  对

应的是  $(1 - a)$  百分点的标准正态偏差。

当通过  $T^2$  和  $Q$  统计量来对系统进行故障诊断, 一般会有 3 种不同的结果: 第 1 种是故障存在, 即  $T^2$  和  $Q$  统计量值均要比发生该故障时控制限阈值来得高; 第 2 种是运行正常, 即  $Q$  和  $T^2$  统计量值均小于相对应的控制限阈值, 在阈值范围内; 第 3 种是无法直接确定故障出现与否, 即  $T^2$  统计量值比控制限阈值大, 而  $Q$  统计量值却未超过控制限阈值<sup>[17]</sup>, 在这种情况下需要将二者结合计算混合检测统计量及其阈值大小, 再次进行对比, 若混合检测统计量小于混合阈值, 则故障不存在, 反之故障存在。

## 3 滚动轴承故障诊断方法验证与应用试验

### 3.1 验证与应用试验方案

试验方案如下:

1) 采用控制变量的方法, 选取大量正常状况下训练样本的滚动轴承数据, 根据  $T^2 = \|\hat{x}(k)\|_2^2$  和  $Q = \|x(k)\|_2^2$  进行诊断训练计算, 寻求正常状况下统计量上限阈值数据。

2) 选取大量的故障下训练样本数据, 根据上述两式进行故障诊断训练计算, 寻求故障状况下统计量的上限阈值数据。

3) 一般正常上限阈值往往会低于故障上限阈值, 可以依据这 2 个上限值对阈值范围进行初步划定。

4) 结合式 (8) 和式 (9) 计算出阈值范围, 重新确定出具有滚动轴承某故障下的阈值。整体的阈值确立试验方案如图 3 所示。

阈值确立完成后,仍要继续使用大量的正常数据与故障数据进行阈值准确性验证试验。通过诊断结果的准确率(即诊断结果是否与输入的样本数据标识类型一致),观察是否满足设计要求。其阈值公式验证方案如图4所示。

由于当前缺乏成熟的全面故障诊断训练样本数据,而西储大学的滚动轴承振动数据是经过长时间现实工况运行后采集到的,并处于匀速状态,与包装设备加料系统中的滚动轴承运行状态一致,主要有内圈、外圈、滚珠故障数据以及正常状况时的数据,与包装机可能出现的故障情况类似。所以选用西储大学官网中滚动轴承相关的数据<sup>[18]</sup>进行故障诊断参数训练和部

分和部分应用验证。

### 3.2 系统验证试验结果分析

#### 3.2.1 样本正常状况下的故障诊断验证试验

选择多组正常状况下的样本振动数据作为故障诊断时的数组进行故障诊断验证试验,分别记录它们在诊断程序运行完成之后产生的统计量正常阈值。因为不同状况下滚动轴承的振动频率不尽相同,从而会导致阈值的差异性。所以要多次重复上述操作,然后进行统计量与阈值对比,观察诊断结果与样本实际状况是否一致,若一致则表示诊断正确,若不一致则诊断错误,记录下正确与错误的次数。记录表格如表1所示。

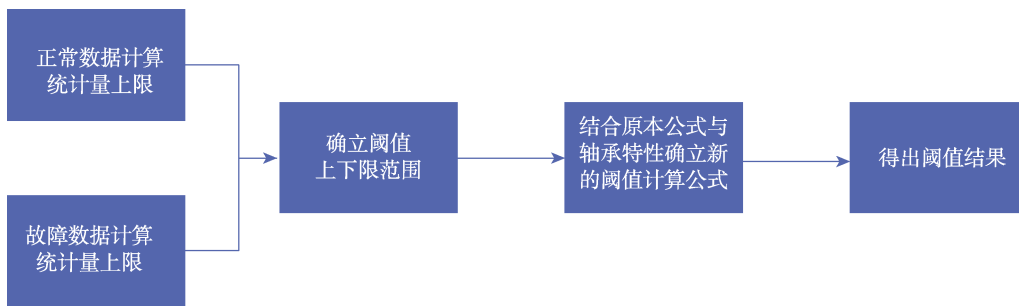


图3 阈值确立试验方案

Fig.3 Experimental scheme for threshold establishment

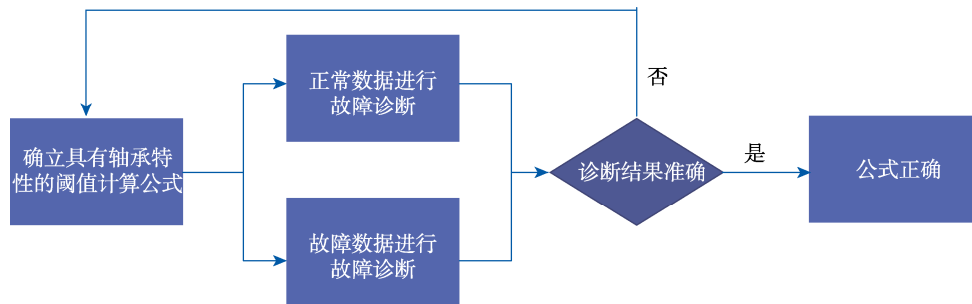


图4 阈值公式验证方案

Fig.4 Threshold formula verification scheme

表1 样本正常状态下得到的数据统计量对照

Tab.1 Comparison of data statistics obtained from normal samples

应用样本名	$T^2$ 统计量	$Q$ 统计量	$T^2$ 统计量阈值	$Q$ 统计量阈值
N11	57.788 6	40.160 9	82.58	68.04
N12	52.778 3	42.385 6	84.33	68.97
N13	53.762 4	38.952 7	82.53	66.54
N14	59.778 2	46.738 4	81.74	69.73
N15	54.732 4	40.776 3	78.82	60.62
N16	55.556 7	41.723 2	85.66	63.43
N17	53.772 4	42.126 5	83.56	65.78
N18	54.312 4	41.890 7	82.78	63.45
N19	51.112 3	43.865 3	78.62	66.66
N20	49.852 2	61.277 4*	80.23	60.01

注:加\*数据表示正常状况下该统计量超过其阈值。

上述表格中带\*的应用样本 N20 的  $Q$  统计量大于其阈值, 故诊断为“故障”, 这与其样本状态“正常”不符, 因此, 此时出现了诊断错误。

重复上述试验 10 次, 发现 100 组样本数据中诊断正确的有 96 组, 错误的有 4 组, 最终得到正常状况下的故障诊断准确率为 96%。

### 3.2.2 样本故障状态下的故障诊断验证试验

选择多组故障状况下的样本振动数据, 进行故障诊断验证试验, 分别记录诊断程序运行完成之后所产生的统计量值与对应发生故障的阈值, 进行统计量与阈值对比。观察诊断结果与样本故障状态是否一致, 若一致则表示诊断正确, 若不一致则诊断错误。记录下正确与错误的次数, 记录表格如表 2 所示。

上述表格中带\*的滚珠故障 14 的  $T^2$  统计量和  $Q$  统计量分别小于其发生故障时的阈值, 则应该被诊断为“正常”, 但与其样本为“故障”状况不符, 因此, 此时出现了诊断错误。

为避免数据存在偶然性, 重复上述试验 10 次, 在 100 组样本数据中诊断正确的有 92 组, 错误的有 8 组, 最终得到样本故障状况下的故障诊断准确率为 92%。

接着, 对各 100 组正常组与故障组样本的诊断结果综合观察, 诊断错误共 12 组, 诊断正确有 188 组, 总体故障诊断的准确率为 94%, 满足了故障诊断总准确率达到 90% 以上的目标; 验证得到阈值公式满足滚动轴承故障诊断的要求, 该诊断方法能够有效地判别出故障发生。

### 3.3 故障诊断应用试验结果分析

为了对具体包装设备的滚动轴承进行故障诊断应用试验, 分别对滚动轴承的内圈、外圈和滚珠及支撑架存在故障样件分别进行试验, 观察其统计量和阈值之间的变化规律, 分别记录如表 3、表 4 和表 5 所示。试验数据来源: 选用的样本是驱动端滚动轴承的振动数据集, 采样频率为 2 000 Hz, 试验滚动轴承型号是 6205-2RSJEMSKF。

表 2 样本故障状态下得到的数据统计量对照  
Tab.2 Comparison of data statistics obtained from failed samples

应用样本名	故障原因	$T^2$ 统计量	$Q$ 统计量	$T^2$ 统计量阈值	$Q$ 统计量阈值
内圈故障 11	腐蚀	548.692 7	460.557 4	93.54	75.69
内圈故障 12	腐蚀	530.772 4	435.765 3	92.34	73.64
内圈故障 13	磨损	524.674 5	440.676 8	91.13	70.69
外圈故障 11	腐蚀	538.967 7	462.754 3	93.32	76.55
外圈故障 12	疲劳	553.786 2	84.886 5	94.22	74.32
外圈故障 13	疲劳	549.673 2	441.773 1	95.71	73.28
滚珠故障 11	腐蚀	534.667 3	451.667 2	93.42	70.72
滚珠故障 12	疲劳	528.673 4	466.557 2	89.99	73.44
滚珠故障 13	疲劳	537.763 2	456.567 2	91.21	76.85
滚珠故障 14	腐蚀	89.3445*	66.213 1*	90.92	72.97

注: 加\*数据表示故障状况下该统计量小于超过其阈值。

表 3 内圈故障样本数据得到的统计量对照  
Tab.3 Comparison of data statistics obtained from samples with inner ring fault

样本名	$T^2$ 统计量	$Q$ 统计量	$T^2$ 阈值	$Q$ 阈值
105	53.140 2	565.571 5	53.118 1	468.513 3
106	56.841 1	474.105 5	56.030 8	464.105 5
107	56.617 6	539.153 1	53.118 1	484.016 8
108	65.366 9	485.931 1	56.030 8	481.335 2

表 4 外圈故障样本数据得到的统计量对照  
Tab.4 Comparison of data statistics obtained from samples with outer ring fault

样本名	$T^2$ 统计量	$Q$ 统计量	$T^2$ 阈值	$Q$ 阈值
130	55.846 4	3 036.382 8	47.456 6	2 466.781 5
131	82.732 2	3 357.478 2	48.891 6	1 843.940 1
132	58.268 2	2 212.284 6	57.753 5	51.753 5
133	67.801 0	2 161.433 5	54.606 8	1 803.814 6

表5 滚珠及其支架故障样本数据得到的统计量对照  
Tab.5 Comparison of data statistics obtained from samples with ball and bracket faults

样本名	$T^2$ 统计量	$Q$ 统计量	$T^2$ 阈值	$Q$ 阈值
118	54.859 7	108.587 5	54.030 8	104.254 2
119	52.344 3	107.479 3	52.181 1	101.115 6
120	57.744 2	115.826 0	53.118 1	114.419 0
121	49.237 8	117.217 5	48.891 6	110.268 1

由上述表格可以得出,不同部位发生故障状况下, $T^2$ 统计量变化不明显,而 $Q$ 统计量差异明显。以 $Q$ 统计量为观察数据,滚珠故障统计量与阈值通常在100左右,外圈故障统计量与阈值通常在2000左右,内圈故障统计量与阈值通常在500左右。统计得到故障诊断准确率为94%。

## 4 结语

本文针对计量充填包装设备难以准确进行滚动轴承故障诊断的问题,综合DS证据理论与PCA(主成分分析法)方法,研究了一种基于DS-PCA模型的滚动轴承故障诊断方法。通过相应试验,证实了该方法的实用性与有效性。该方法的应用可以使企业有能力对包装设备滚动轴承进行故障诊断,并依据阈值大小的规律可以对故障类型进行初步判别,有助于提升企业的生产效率和经济效益,降低企业的生产成本,具有较大应用推广价值。

### 参考文献:

- [1] 中研普华研究院. 2020—2025年中国包装行业全景调研与发展战略研究咨询报告[R]. 中国产品研究院, 2020.  
Zhongyan Puhua Research Institute. 2020-2025 China Packaging Industry Panoramic Survey and Development Strategy Research Consulting Report [R]. China Product Research Institute, 2020.
- [2] 佚名. 中国包装联合会成立40周年庆祝大会暨2020包装行业高峰论坛在海南召开[J]. 中国包装, 2021, 41(1): 4-8.  
Anon. The 40th Anniversary Celebration Conference of China Packaging Federation and the 2020 Packaging Industry Summit Forum were Held in Hainan[J]. China Packaging, 2021, 41(1): 4-8.
- [3] 赵媛媛, 任朝晖. 基于数据增强的滚动轴承智能故障诊断方法[J]. 包装工程, 2021, 42(11): 191-197.  
ZHAO Yuan-yuan, REN Zhao-hui. Intelligent Fault Diagnosis Method of Rolling Bearing Based on Data Enhancement[J]. Packaging Engineering, 2021, 42(11): 191-197.
- [4] 陈小康, 涂焯, 许维东. 基于CAFOA-GRNN的包装机热封温度传感器的故障检测[J]. 包装工程, 2019, 40(13): 207-213.  
CHEN Xiao-kang, Tu Xuan, XU Wei-dong. Packaging Machine Heat Sealing Temperature Sensor Fault Detection Based on CAFOA-GRNN[J]. Packaging Engineering, 2019, 40(13): 207-213.
- [5] 赵庆海, 赵玮, 石玉霞. 现代故障诊断技术研究现状与趋势[J]. 包装工程, 2018, 39(15): 159-165.  
ZHAO Qing-hai, ZHAO Wei, SHI Yu-xia. Research Status and Trend of Modern Fault Diagnosis Technology[J]. Packaging Engineering, 2018, 39(15): 159-165.
- [6] 吴强, 张伟, 岳秀清. 自动化包装生产线电机无传感器驱动故障诊断[J]. 包装工程, 2021, 42(11): 182-190.  
WU Qiang, ZHANG Wei, YUE Xiu-qing. Fault Diagnosis of Sensor less Motor Drive in Automatic Packaging Production Line[J]. Packaging Engineering, 2021, 42(11): 182-190.
- [7] 吕敬. 基于小波分析的自动包装机快速称量系统[J]. 包装工程, 2018, 39(23): 122-127.  
LYU Jing. Fast Weighing System of Automatic Packaging Machine Based on Wavelet Analysis[J]. Packaging Engineering, 2018, 39(23): 122-127.
- [8] 雷林平. 陕西华电蒲电公司设备维修管理研究[D]. 西安: 西安理工大学, 2009: 30-31.  
LEI Lin-ping. Research on Equipment Maintenance Management of Shaanxi Huadian Pudian Company[D]. Xi'an: Xi'an University of Technology, 2009: 30-31.
- [9] 宫文峰, 陈辉, 张美玲, 等. 基于深度学习的电机轴承微小故障智能诊断方法[J]. 仪器仪表学报, 2020, 41(1): 195-205.  
GONG Wen-feng, CHEN Hui, ZHANG Mei-ling, et al. Intelligent Diagnosis Method of Motor Bearing Micro-Fault Based on Deep Learning[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2020, 41(1): 195-205.
- [10] 管涛, 王辉, 刘智豪, 等. 基于多输入层卷积神经网络的滚动轴承故障诊断模型[J]. 振动与冲击, 2020,

- 39(12): 142-149.
- ZAN Tao, WANG Hui, LIU Zhi-hao, et al. A Fault Diagnosis Model for Rolling Bearings Based on a Multi-Input Layer Convolutional Neural Network[J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2020, 39(12): 142-149.
- [11] 李伟光, 郭明军, 杨期江, 等. 改进 PCA 算法及其在转子特征提取中的应用[J]. *振动、测试与诊断*, 2020, 40(3): 555-562.
- LI Wei-guang, GUO Ming-jun, YANG Qi-jiang, et al. Improved PCA Algorithm and Its Application in Rotor Feature Extraction[J]. *Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis*, 2020, 40(3): 555-562.
- [12] ZHU Hui-bin, HE Zhang-ming, WEI Ju-hui, et al. Bearing Fault Feature Extraction and Fault Diagnosis Method Based on Feature Fusion[J]. *Sensors (Basel, Switzerland)*, 2021, 21(7): 2524.
- [13] HASAN M J, ISLAM M, KIM J M. Bearing Fault Diagnosis Using Multidomain Fusion-Based Vibration Imaging and Multitask Learning[J]. *Sensors*, 2021, 22(1): 56.
- [14] LEE K M, LIN C H. A Boosted 3-D PCA Algorithm Based on Efficient Analysis Method[J]. *Applied Sciences*, 2021, 11(16): 7609.
- [15] ULLAH I, YOUN J, HAN Y H. Multisensor Data Fusion Based on Modified Belief Entropy in Dempster-Shafer Theory for Smart Environment[J]. *IEEE ACCESS*, 2021, 9: 37813-37822.
- [16] GAO X, JIANG P, XIE W X, et al. Decision Fusion Method for Fault Diagnosis Based on Closeness and Dempster-Shafer Theory[J]. *Journal of Intelligent & Fuzzy Systems*, 2021, 40(6): 12185-12194.
- [17] 闫治宇. 基于 PCA 的小样本与微小故障诊断方法研究[D]. 开封: 河南大学, 2015: 11-17.
- YAN Zhi-yu. Research on Small Sample and Micro-Fault Diagnosis Method Based on PCA[D]. Kaifeng: Henan University, 2015: 11-17.
- [18] Case Western Reserve University Bearing Data Center [EB/OL]. <https://engineering.case.edu/bearingdatacenter/download-data-file>.

责任编辑: 曾钰婵