

基于混沌理论滚动轴承振动稳健化 试验数据的动态分析

徐永智¹, 夏新涛², 南翔¹

(1. 西北工业大学 机电学院, 西安 710072;

2. 河南科技大学 机电工程学院, 河南 洛阳 471003)

摘 要: 提出改进的 Huber M 方法是以中位数和 Huber M 方法两种稳健化处理相融合的一种对数据进行稳健化处理的方法. 用中位数和数据平均值相似度判断数据是否有变异, 根据变异率变化趋势确定变异率. 发现在 0%~10% 变异率范围内, 滚动轴承振动数据的连续性和可信度随着变异率的增加而增强. 用混沌理论分析滚动轴承的动态特性, 发现同一批次的滚动轴承振动有相同的时间延时、嵌入维数、最大 Lyapunov 指数, 其中最大 Lyapunov 指数均大于 0 即属于混沌特征, 进一步计算最大可预测周期, 最大可预测周期为 667 个单位. 滚动轴承振动时间序列物理空间的中位数和相空间的估计关联维数为非线性非单调性的内在运行机制, 为滚动轴承振动的动态分析进一步提供可靠的依据.

关 键 词: 稳健化处理; 相似度; 变异率; 混沌理论; 时间延时; 嵌入维数

中图分类号: V214.3⁺4

文献标志码: A

Dynamic analysis of the robust test data on rolling bearing vibration based on chaos theory

XU Yong-zhi¹, XIA Xin-tao², NAN Xiang¹

(1. School of Mechanical Engineering,

Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China;

2. School of Mechatronical Engineering,

Henan University of Science and Technology, Luoyang Henan 471003, China)

Abstract: The improved Huber M method which fuse to two robust processings of median and Huber M method was proposed to solve the robust processing of data. The similarity of the median and average value was given to judge whether the variation data exist, the variation rate were determined by trend of the variation rate. Within the variation rate range of 0%—10%, the continuity and credibility of the rolling bearing vibration data increase with the increasing of the variation rate. The dynamic characteristics of rolling bearings were analyzed by using chaos theory. Time delay, embedding dimension and the maximum Lyapunov index of vibration data are the same on the same batch of rolling bearing. And the maximum Lyapunov index which is bigger than 0, show that the dynamic characteristic on rolling bearing vibration belongs to chaos characteristics, moreover the maximum forecast cycle are calculated, namely 667 unit. The nonlinear and monotonicity of the median of physical space and estimated correlation dimension of phase space on rolling bearing vibration time series is the inner

收稿日期: 2014-11-17

基金项目: 国家自然科学基金(51475144)

作者简介: 徐永智(1974—), 男, 河南孟津人, 讲师, 博士生, 主要研究方向为专业机械设计及理论.

通讯作者: 夏新涛(1957—), 男, 河南新乡人, 教授、博士生导师, 博士, 主要研究方向为滚动轴承性能研究.

E-mail: xiact1957@163.com

running mechanism on rolling bearing vibration, which provide reliable basis for further analysis.

Key words: robust processing; similarity; variation rate; chaos theory; time delay; embedding dimension

滚动轴承的振动是滚动轴承的一个重要指标,综合反映了滚动轴承的制造、安装、润滑等因素,影响到滚动轴承的噪声、动态特性、寿命与可靠性,受到轴承工程界与理论界的关注^[1]. 文献[2-3]基于滚动轴承振动信号数据用时域特征和神经网络法进行滚动轴承故障的诊断处理;文献[4]对滚动轴承振动信号进行光谱分析等处理并用于滚动轴承的诊断;文献[5-6]阐述了自助法的原理及使用;文献[7-10]用灰自助法对滚动轴承振动数据进行动态评估与诊断;文献[11]提出了基于 Hilbert-Huang 的振动特性分析的方法;文献[12]提出了基于相空间的滚动轴承振动特征参数的分析方法;文献[13-18]研究了振动与噪声的相关性,并提出降低振动的方法措施. 这些文献从不同方面挖掘滚动轴承振动的原理并提出解决滚动轴承振动问题的方法,分别取得了重要成果,为滚动轴承振动的进一步研究提供了方法和经验. 但这些方法对数据的测量过程、环境及随机性缺乏有效的处理. 本文以此为基础提出改进的 Huber M 方法对滚动轴承振动数据进行稳健化处理,提高滚动轴承振动数据的可靠性,降低随机数据的影响,用混沌理论分析滚动轴承的动态特征,为滚动轴承的动态特征分析提供了方法依据.

在数据稳健化过程中,中位数是极小化极大准则的一种最优估计,Huber M 方法是在极小化极大准则下具有最优性;结合两种方法的优点提出以中位数为中心,Huber M 方法为数据修正准则的改进的 Huber M 方法在一定置信水平下对试验数据进行稳健化处理,可以提高数据的稳健性、可靠性. 混沌理论是现代研究非线性动力学的有效方法,为此提出基于混沌理论滚动轴承振动稳健化试验数据的动态分析.

1 数学模型

1.1 基本定义

1.1.1 数学描述

将连续的时间变量 t 离散化,在设定时间间隔下,按一个时刻一个振动数据,采集到滚动轴承振动的数据序列向量为

$$\mathbf{X} = \{x(t)\}; \quad t = 1, 2, \dots, n \quad (1)$$

式中 $x(t)$ 为时刻 t 的滚动轴承振动数据.

在 $\mathbf{X}$ 中第 p 套滚动轴承的振动数据,构成时刻 t 的振动向量:

$$\mathbf{X}_p = \{x_p(t)\} \quad t = 1, 2, \dots, n \quad p = 1, 2, \dots, n \quad (2)$$

根据振动数据的进行顺序排列构成

$$\mathbf{Y}_p = \{y_p(t)\} \quad t = 1, 2, \dots, n \quad p = 1, 2, \dots, n \quad (3)$$

找出各个序列的振动中位数 Y'_p :

$$Y'_p = \begin{cases} y_p\left(\frac{n+1}{2}\right) \\ \frac{1}{2}\left[y_p\left(\frac{n}{2}\right) + y_p\left(\frac{n}{2} + 1\right)\right] \end{cases} \quad t = 1, 2, \dots, n \quad p = 1, 2, \dots, n \quad (4)$$

其中 n 为奇数用上式; n 为偶数用下式. 求出第 p 套滚动轴承的平均振动数据及振动方差数据:

$$\bar{Y}_p = \left(\sum_{t=1}^n y_p(t)\right) / n \quad t = 1, 2, \dots, n \quad p = 1, 2, \dots, n \quad (5)$$

$$S_p = \frac{\sqrt{\sum_{t=1}^n [y_p(t) - \bar{Y}_p]^2}}{n-1} \quad t = 1, 2, \dots, n \quad p = 1, 2, \dots, n \quad (6)$$

变异率 $\epsilon = \frac{n_1 + n_2}{n} \times 100\%$, 变异数据为距离

中位数较远的数据,其中 n_1, n_2 为变异数据的个数,可以相等也可以不相等,根据数据具体情况而定,本文中 $n_1 = n_2$, 变异率 ϵ 为 $0\%, 5\%, 10\%$.

$$\bar{\varphi}_H = \frac{\sum_{t=1}^n y_p(t)}{n} \quad (7)$$

$$S_{\varphi_H} = \frac{\sqrt{\sum_{t=1}^n [y_p(t) - \bar{\varphi}_H]^2}}{n-1} \quad (8)$$

$$s = \frac{|\bar{\varphi}_H - Y'_p|}{|Y'_p|} \quad (9)$$

得到 3 种变异率条件下的 3 组数据,计算 3 种变异率条件下的 3 组数据的平均值,平均值与中位数相差最小的一组即稳健性最好的一组,得到改进的 Huber M 方法的数据序列,还原数据时序,得到稳健化振动数据.

$$\mathbf{Z}_p = \{z_p(t)\} \quad t = 1, 2, \dots, n \quad (10)$$

根据相空间重构理论,获得一个相轨迹

$$\begin{aligned} \mathbf{Z}_p(t) = \{ & z_p(t), z_p(t+\tau), \dots, \\ & z_p[t+(k-1)\tau], \dots, z_p[t+(q-1)\tau] \} \\ & t=1, 2, \dots, n \quad k=1, 2, \dots, q \end{aligned} \quad (11)$$

且有

$$Q = J - (q-1)\tau \quad (12)$$

其中 J 为振动数据序列的平均值.

1.1.2 用互信息方法求出 τ

令系统 $\mathbf{S} = \mathbf{Z}_p(t)$, $\mathbf{W} = \mathbf{Z}_p(t+\tau)$, 其信息熵分别为

$$H(\mathbf{S}) = - \sum_{t=1}^n [p_s(s_t) \log_2 p_s(s_t)] \quad (13)$$

$$H(\mathbf{W}) = - \sum_{t=1}^m [p_w(w_t) \log_2 p_w(w_t)] \quad (14)$$

在给定系统 $\mathbf{S}$ 的情况下, 可得到系统 $\mathbf{W}$ 的信息, 称系统 $\mathbf{S}$ 和 $\mathbf{W}$ 的互信息

$$I(\mathbf{W}, \mathbf{S}) =$$

$$\sum_i \sum_{t+\tau} p_{sj}(s_t, w_{t+\tau}) \log_2 \left[\frac{p_{sw}(s_t, w_{t+\tau})}{p_s(s_t) p_w(w_{t+\tau})} \right]$$

其中 $p_{sw}(s_t, w_{t+\tau})$ 为事件 s_t 和事件 $w_{t+\tau}$ 的联合分布率.

定义 $[s, w] = [z_p(t), z_p(t+\tau)]$, 则互信息是与延迟事件有关的函数, $I(\tau)$ 的大小代表了在已知系统 $\mathbf{S}$ 的情况下, 系统 $\mathbf{W}$ 的确定性大小, 取 $I(\tau)$ 的第 1 个极小值作为最优延迟时间.

1.1.3 用 Cao 方法求出嵌入维数 q

在 q 维相空间中每个相点向量 $\mathbf{Z}_p(t) = \{z_p(t), z_p(t+\tau), \dots, z_p[t+(q-1)\tau]\}$, 都有一个某距离内的最近邻近点 $Z_p^{NN}(t)$, 其距离为 $r_p(t) = \|\mathbf{z}_p(t) - \mathbf{z}_p^{NN}(t)\|$, 当相空间维数从 q 增加到 $q+1$ 时, 这两点的距离会发生变化, 如果变化很大说明该序列是随机的不稳定; 如果变化不大, 认为是该序列是确定的, 可以预测.

定义

$$a(t, q) = \frac{\|\mathbf{Z}_{p+1}(t) - \mathbf{Z}_{p+1}^{NN}(t)\|}{\|\mathbf{Z}_p(t) - \mathbf{Z}_p^{NN}(t)\|} \quad (15)$$

$$E(q) = \frac{1}{N - q\tau} \sum_{t=1}^{N-q\tau} a(t, q) \quad (16)$$

$$E_1(q) = \frac{E(q+1)}{E(q)} \quad (17)$$

如果 q 大于一定 q_0 后, 不在发生变化, 即为嵌入维数.

1.2 滚动轴承振动动态分析

1.2.1 最大 Lyapunov 指数

最大 Lyapunov 指数 λ_1 是描述滚动轴承振动

的时间序列混沌特征的参数. 一般来说, 混沌系统对初始条件很敏感, 不同的初始条件会得到不同的结果, 有时候具有相同初始条件的两个相轨迹, 也会以指数递增率彼此分离, 形成不同的状况. Lyapunov 指数是鉴别时间序列混沌特征的数量测度. 在实际的时间序列分析中, 通常要估计最大 Lyapunov 指数 λ_1 , 以鉴别时间序列混沌特征. 如果 $\lambda_1 > 0$, 则所研究的时间序列为混沌时间序列, 否则所研究的时间序列不属于混沌时间序列. 最大 Lyapunov 指数 λ_1 的求解可以采用基于相轨迹演化的 Wolf 方法, 其中, 平均周期可以用 FFT (fast Fourier transform) 算法求出.

通常, 最大可预测周期定义为 $T_p = \frac{1}{\lambda_1}$, 按此时间预测, 两个时间序列的状态差异将增加 2 倍, T_p 也称为短期预测的可靠性指标.

1.2.2 奇怪吸引子

奇怪吸引子是描述滚动轴承振动时间序列混沌特征的第 2 个参数, 奇怪吸引子是相轨迹的一种形态, 在相空间中图解滚动轴承振动时间序列的动力学特征, 奇怪吸引子的形态被定义为具有横坐标 $z(t)$ 与纵坐标 $z[t+(q-1)\tau]z(t)$ 的曲线.

1.2.3 关联维数

关联维数是描述滚动轴承振动时间序列混沌特征的第 3 个参数, 用来研究滚动轴承振动时间序列的非线性动力学特征.

t 分别取 i 和 l , 可以获得相空间中两个相轨迹 $z_p(i)$ 和 $z_p(l)$ 之间的距离 $r_p(i, l)$

$$r_p(i, l) =$$

$$\sqrt{\sum_{k=1}^q \{z_p[i+(k-1)\tau] - z_p[l+(k-1)\tau]\}^2}$$

对于给定的 q 和 τ , 关联维数可以表达为

$$D_2(r, m) = \lim_{r \rightarrow 0} \frac{\ln C(r, m)}{\ln r} \quad (18)$$

式中 $C(r, m)$ 为 $r_p(i, l) < r$ 的概率, 即累加距离概率函数.

累加距离概率函数 $C(r, m)$ 的定义为

$$C(r, m) = \frac{2}{n(n-1)} \sum_{i=1}^n \sum_{l=i+1}^n \theta[r - r_p(i, l)] \quad (19)$$

式中 $\theta[r - r_p(i, l)]$ 为 Heaviside 函数.

Heaviside 函数的定义为

$$\theta[r - r_p(i, l)] = \begin{cases} 1 & r \geq r_p(i, l) \\ 0 & r < r_p(i, l) \end{cases} \quad (20)$$

在实际计算中,极限 $r \rightarrow 0$ 难以满足,通常需
要绘出 $\ln r - \ln C(r, m)$ 曲线图,以关联维数
 $D_2(r, m)$ 的估计值 D_2 ,当 $m \geq m_0$ (m_0 为饱和关联
维数)时, $\ln r - \ln C(r, m)$ 曲线图中的曲线将彼此
趋于平行且更密集地分布,这时对应于 $m = m_0$ 的
曲线上的直线部分的斜率就是估计关联维数 D_2 .

2 试验及数据分析

本试验以某型号滚动轴承振动加速度为研究
对象,分析振动加速度的稳健性及动态特征,振动
加速度采用的测量装置为 B1010,试验的环境温
度为 $20\text{ }^{\circ}\text{C}$,相对湿度 $< 70\%$,检验依据为 JB/
T10236-2001,检验方法依据为 JB/T5313-2001,
试验采用某型号滚动轴承共 4 套,加载稳恒载荷,
每隔单位时间测量一个数据,每套滚动轴承测量
901 个振动数据,测量原理见图 1.

2.1 滚动轴承振动数据稳健化处理

中位数是数据稳健性的标准,如果平均值和
中位数相等就说明数据稳健,如果不相等就说明
数据不稳健,需要进行稳健化处理. 根据改进的
Huber M 方法先对源数据进行排序,找出中位
数,计算出源数据的平均值及方差,具体见表 1.
从表 1 中可以看出滚动轴承振动数据中振动
幅值中位数和振动幅值平均值不相等但处于同一
数量级,说明振动数据中存在部分变异数据,同时
滚动轴承振动中都有明显的离散现象. 为了降低

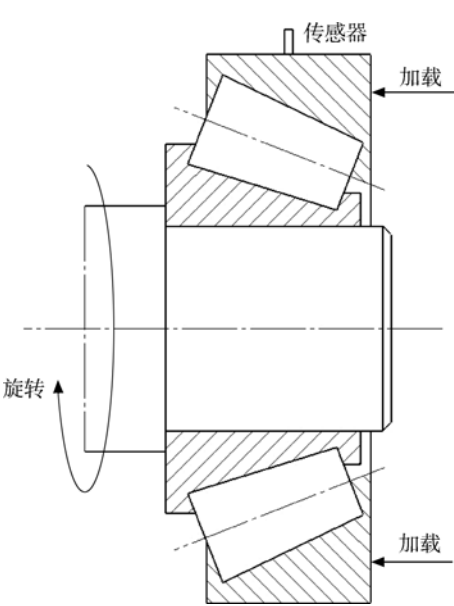


图 1 滚动轴承振动测量原理
Fig. 1 Measurement principle of rolling
bearing vibration

离散数值对总体性能的影响,需要对数据进行稳
健化处理,用改进的 Huber M 方法对滚动轴承振
动数据进行稳健化处理,以期进一步分析滚动轴
承振动性能,下面根据上述数学模型处理源数据.
用改进的 Huber M 方法处理源数据,就是在
变异率为 5% 和 10% 下,把远离中位数的数值用
相邻的数值进行代替,把用改进的 Huber M 方法
得到的数据组进行处理结果见表 2、表 3.

表 1 滚动轴承振动性能
Table 1 Vibration of characteristics coefficient on rolling bearing

滚动轴承 编号	振动幅值 中位数/ (m/s^2)	振动幅值 最大值/ (m/s^2)	振动幅值 最小值/ (m/s^2)	振动幅值 平均值/ (m/s^2)	振动幅值 方差/ (m/s^2)
1	-0.014190	0.688854	-0.67190	-0.0204	0.0461
2	-0.004230	0.640161	-0.63599	-0.0035	0.0354
3	0.015140	3.016805	-2.36015	-0.0019	0.5989
4	0.008121	0.337911	-0.30918	0.0068	0.0075

表 2 5%变异率滚动轴承振动性能系数
Table 2 Vibration characteristics coefficient of 5% variation rate on rolling bearing

滚动轴承 编号	振动幅值 中位数/ (m/s^2)	振动幅值 最大值/ (m/s^2)	振动幅值 最小值/ (m/s^2)	振动幅值 平均值/ (m/s^2)	振动幅值 方差/ (m/s^2)
1	-0.014190	0.384231	-0.44389	-0.0207	0.0419
2	-0.004230	0.356678	-0.36790	-0.0042	0.0315
3	0.015140	1.574267	-1.52900	-0.0022	0.5356
4	0.008121	0.169400	-0.17370	0.0066	0.0067

表3 10%变异率滚动轴承振动性能系数

Table 3 Vibration characteristics coefficient of 10% variation rate on rolling bearing

滚动轴承 编号	振动幅值 中位数/(m/s ²)	振动幅值 最大值/(m/s ²)	振动幅值 最小值/(m/s ²)	振动幅值 平均值/(m/s ²)	振动幅值 方差/(m/s ²)
1	-0.014190	0.336541	-0.37909	-0.0200	0.0381
2	-0.004230	0.325981	-0.31033	-0.0029	0.0293
3	0.015140	1.298545	-1.25259	-0.0012	0.4814
4	0.008121	0.151494	-0.13672	0.0073	0.0060

根据表2、表3结合表1,可以看出,0%,5%,10%的变异率下,中位数数值不发生变化,表明中位数具有很强的稳健性,对滚动轴承的振动性能有重要影响;随着变异率的提高,滚动轴承振动幅值的最大值在减小而最小值在增加,并且随着变异率的增加振动幅值的方差逐渐减小,说明经过改进的 Huber M 方法处理后的数据组离散型减弱连续性增加,数据的稳定性增强,下面进一步分析滚动轴承振动数据变异特征。

图2中,R对应的是滚动轴承振动数据的中位数,综合反映滚动轴承振动幅值中位数和变异率为0%,5%,10%条件下稳健化处理振动数据的平均值的对比情况。从图中看出滚动轴承1,3的振动幅值中位数和平均值差异很明显,滚动轴承2,4振动幅值中位数和平均值差异比较小,说明滚动轴承1,3的振动数据变化比较大,尤其是滚动轴承3的中位数是正值,而其平均值为负值,

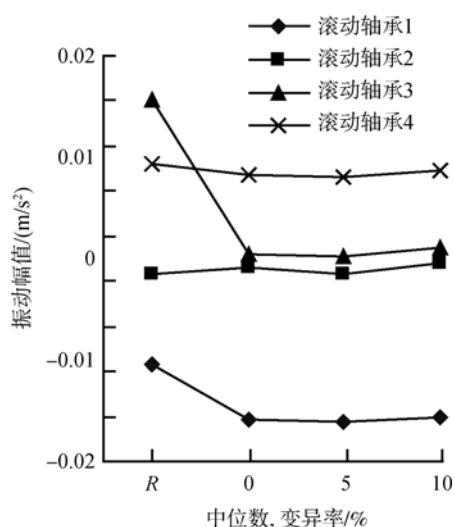


图2 不同变异率下滚动轴承振动幅值中位数与平均值对比

Fig. 2 Comparison of median and average of vibration amplitude of rolling bearing under different variation rates

说明振动数据的负值很大,进一步说明滚动轴承3的振动数据比较离散;滚动轴承2,4的振动幅值中位数与平均值很相近,说明滚动轴承2,4的振动数据比较平稳,进一步说明滚动轴承2,4振动数据很稳健,为了进步分析滚动轴承振动数据的变异情况,需要分析滚动轴承振动幅值中位数和平均值的相似度。

图3反映0%,5%,10%三种变异率下滚动轴承振动相似度对比情况。根据相似度越小越好的原则,从图中可以看出滚动轴承1,3,4的相似度比较平稳,先增加后降低,滚动轴承2的相似度先减小后增加,结合表1~表3中的振动幅值方差及平均值,滚动轴承1,3,4的相似度随着越来越趋近于中位数,方差越来越小,并且随着变异率的提高趋势更加明显。滚动轴承2的相似度先减小后增加,5%变异率的相似度优于10%变异率的相似度,而在正态分布、二项分布、均匀分布等分布中,中位数是和平均值是相等或者非常接近的,在数据变异(污染)条件下,其数值有差异,而在改进的 Huber M 方法处理后,其平均值越来越接近中位数,方差越来越小,这说明滚动轴承振动数据中确实存在变异数据,进而说明改进的 Huber

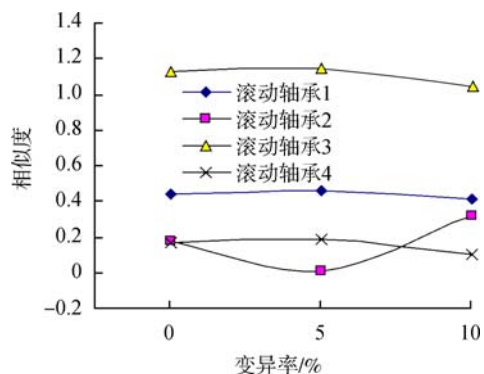


图3 不同变异率下滚动轴承振动相似度对比

Fig. 3 Comparison of similarity of vibration amplitude of rolling bearing under different variation rates

M 方法处理过的数据稳健性较好,滚动轴承 1,3,4 的变异率为 10%左右,滚动轴承 2 的变异率为 5%左右,还可以看出滚动轴承 3 的相似度最大,说明滚动轴承 3 的振动数据最不稳健;同时表明改进的 Huber M 方法确实减小了变异数据的影响,使数据的置信水平提高,同时稳定性增加。

2.2 滚动轴承振动动态特征分析

2.2.1 滚动轴承的时间延时及嵌入维数

使用互信息方法分析滚动轴承 1~4 的时间

延时;用 Cao 方法分析滚动轴承 1~4 振动的嵌入维数 q ,最大特征值 $F_1=0.0022$,进一步计算得出最大 Lyapunov 指数 $\lambda_1=F_1\ln 2=0.0015$,结果见表 4。

通过互信息方法、Cao 方法计算出滚动轴承 1~4 振动数据的最大 Lyapunov 指数为 $0.0015>0$,说明滚动轴承的振动序列属于混沌时间序列,且具有非线性动力学特征、非线性的混沌状态;最大可预测周期(T_p)是 667 个单位。

表 4 滚动轴承 1~4 混沌理论参数对比
Table 4 Comparison of parameters of chaos theory of 1—4 rolling bearings

滚动轴承编号	时间延时 τ/s	嵌入维数 q	最大特征值 F_1	最大 Lyapunov 指数 λ_1	最大可预测周期 T_p
1	2	14	0.0022	0.0015	667
2	2	14	0.0022	0.0015	667
3	2	14	0.0022	0.0015	667
4	2	14	0.0022	0.0015	667

2.2.2 滚动轴承振动奇怪吸引子

图 4 可以看出不同滚动轴承呈现出不同的奇怪吸引子,其图形形状相似,呈蝴蝶状。说明滚动轴承振动时间序列在物理空间具有相似的变化规律,但是在相空间中呈现多样性与复杂性。

2.2.3 振动数据时间序列的关联维数分析

滚动轴承振动时间序列 $\ln r-\ln C(r, m)$ 曲线图如图 5 所示,图中的曲线将彼此趋近于平行且密集分布,当 $m\geq m_0$,对应于 $m=m_0$ 的曲线上直线部分的斜率就是估计关联维数 D_2 ,计算结果如表 5。

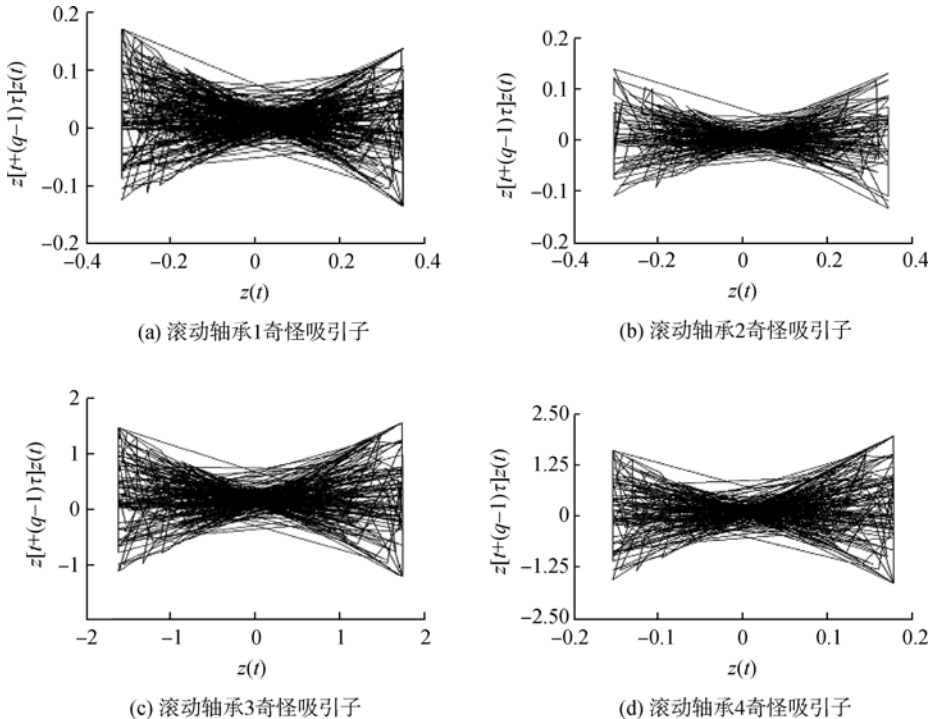


图 4 滚动轴承 1~4 振动奇怪吸引子
Fig. 4 Strange attractors of 1—4 rolling bearings vibration

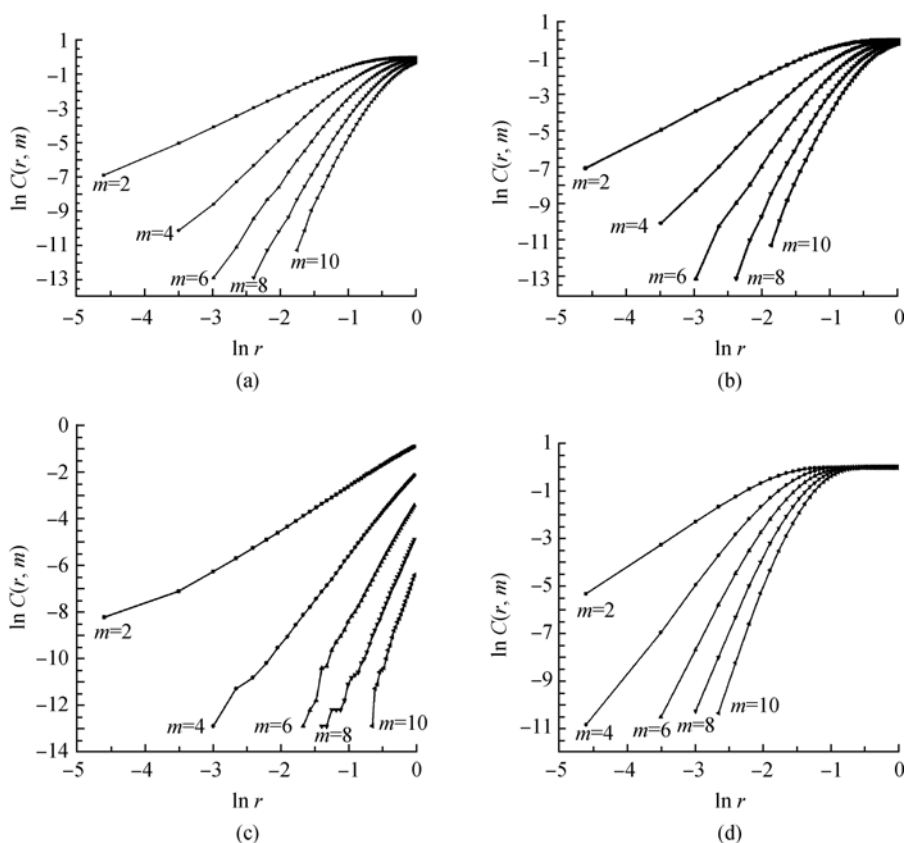
图5 滚动轴承1~4振动时间序列 $\ln r - \ln C(r, m)$ 曲线Fig. 5 $\ln r - \ln C(r, m)$ curves on 1~4 rolling bearings vibration time series

表5 相空间中滚动轴承振动混沌参数
Table 5 Phase space parameters of chaos theory on
rolling bearing vibration

项目	滚动轴承编号			
	1	2	3	4
饱和嵌入维数 m_0	10	10	2	10
估计关联维数 D_2	8.7192	8.5385	45.7352	3.8964

由于滚动轴承振动符号只代表方向,在滚动轴承振动研究中主要研究振动的剧烈程度,故滚动轴承振动取绝对值,根据滚动轴承1~4振动幅值的中位数和表4中的估计关联维数得出两者之间的关系见图6,可以看出物理空间的滚动轴承振动时间序列的中位数 U_{mid} 与相空间的估计关联维数 D_2 之间的关系是随着滚动轴承振动时间序列中位数 U_{mid} 的增大估计关联维数 D_2 先减小后增加,总体上呈现增加的非线性与非单调性的趋势.因此从物理空间到相空间的映射是非线性与非单调性是滚动轴承振动时间序列的内在运行机制.

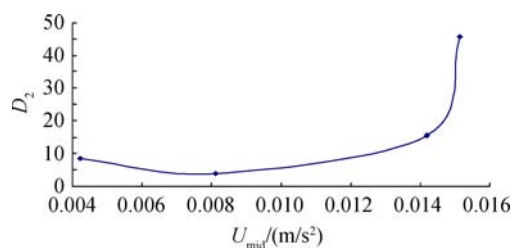


图6 滚动轴承振动幅值中位数和估计关联维数的关系

Fig. 6 Relationship between the median and estimated correlation dimension of vibration amplitude of rolling bearing

3 讨论

数据的变异以及一些条件的误差给数据的分析带来很大的困难,甚至严重的破坏数据带来错误的分析.但现实条件下该现象确实存在,严重影响数据的分析,而中位数是数据中一个重要的参数,当数据没有变异(污染)时,它的数值接近于数据组的平均值;当数据有变异(污染)时,平均值会远离真值,而中位数会轻微偏离真值,说明中位数是稳健的,可以用中位数和平均值之间的差异来判断数据中被污染的情况.利用改进的 Huber M

方法处理数据,如果平均值越来越接近中位数说明数据置信水平提高,如果平均值越来越偏离中位数说明数据置信水平降低,置信水平根据数据要求而定,一般要求变异率大于5%;变异率小于5%时,可以采用类正态分布稳健化处理方法。

经过改进的 Huber M 方法处理过的数据其变异数据对总体数据的影响降低,置信水平提高,为数据的进一步分析提供可靠的保证,其中一些理论需要进一步完善,例如中位数与平均值的相似度、数据的置信水平如何确定尚无确定的理论依据和相关资料,这也是本文需要一步分析和探讨的内容。

混沌理论是现代分析非线性动力学的重要方法之一,通过使用该方法来分析滚动轴承振动的动态特征,发现同一批次的滚动轴承尽管有不同的振动数据,但仍然有相似的动态特征,有相同的时间延时和嵌入维数。当然这和方法的初始值选择以及一些参数选择有关,但仍然从一定角度分析出滚动轴承振动的动态特性。分析滚动轴承振动时间序列的最大 Lyapunov 指数来判定滚动轴承振动时间序列的混沌现象和最大可预测周期,得出滚动轴承振动时间序列物理空间的中位数和相空间的估计关联维数为非线性非单调性的内在运行机制,为研究复杂滚动轴承振动的动态特性提供了基础。

4 结 论

1) 本文提出以中位数和 Huber M 两种稳健化处理相融合的改进的 Huber M 稳健化处理方法;该方法处理后滚动轴承振动数据的连续性增强,离散性减弱,数据的可信度提高。

2) 对稳健化处理后的滚动轴承序列计算最大 Lyapunov 指数,发现滚动轴承时间序列属于混沌理论,进一步计算滚动轴承振动的最大可预测周期;分析发现同一批次的滚动轴承振动序列有相似的混沌特征。

3) 分析滚动轴承的动态特性发现,滚动轴承振动时间序列在物理空间具有相似的变化规律,在相空间中呈现多样性与复杂性;滚动轴承振动时间序列物理空间的中位数和相空间的估计关联维数的映射为总体上呈现增加的非线性与非单调性趋势。

参考文献:

[1] 夏新涛,陈晓阳,张永振,等. 基于乏信息的滚动轴承振动

与噪声的模糊预报[J]. 吉林大学学报:工学版,2007,37(6):1341-1345.

XIA Xintao, CHEN Xiaoyang, ZHANG Yongzhen, et al. Fuzzy prediction for vibration and noise of rolling bearing based on poor information[J]. Journal of Jilin University: Engineering and Technology Edition, 2007, 37(6): 1341-1345. (in Chinese)

[2] Srividya A, Verma A K, Sreejith B. Automated diagnosis of rolling element bearing defects using time-domain features and neural networks[J]. International Journal of Mining, Reclamation and Environment, 2009, 23(3): 363-366.

[3] Castejon C, Lara O, Carcia-Prada J C. Automated diagnosis of rolling bearings using MRA and neural networks[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2010, 24(1): 189-199.

[4] Antoni J. Cyclo-spectral analysis of rolling-element bearing signal: facts and fictions[J]. Journal of Sound and Vibration, 2007, 304(3/4/5): 497-529.

[5] Efron B. Bootstrap methods[J]. The Annals of Statistics, 1979, 7(1): 1-26.

[6] Reeves J J. Bootstrap prediction intervals for ARCH models[J]. International Journal of Forecasting, 2005, 21(2): 237-248.

[7] 夏新涛,陈晓阳,张永振,等. 滚动轴承振动的灰自助动态评估与诊断[J]. 航空动力学报, 2007, 22(1): 156-162.

XIA Xintao, CHEN Xiaoyang, ZHANG Yongzhen, et al. Dynamic assessment and diagnosis of vibration of rolling bearing using grey bootstrap[J]. Journal of Aerospace Power, 2007, 22(1): 156-162. (in Chinese)

[8] Tien T L. A research on the prediction of machining accuracy by the deterministic grey dynamic model DGDM(1,1,1)[J]. Applied Mathematics and Computation, 2005, 161(3): 923-945.

[9] Yatracos Y. Assessing the quality of bootstrap samples and of the bootstrap estimates obtained with finite resampling[J]. Statistics and Probability Letters, 2002, 59(3): 281-292.

[10] DENG Julong. Introduction to grey system theory[J]. The Journal of Grey System, 1989, 1(1): 1-24.

[11] 熊卫华,赵光宙. 基于希尔伯特-黄变换的轴承振动分析[J]. 传感器技术学报, 2006, 19(3): 655-658.

XIONG Weihua, ZHAO Guangzhou. Analysis of bearing vibration characteristics using Hilbert-Huang transformation[J]. Chinese Journal of Sensors and Actuators, 2006, 19(3): 655-658. (in Chinese)

[12] 夏新涛,陈晓阳,张永振,等. 航天轴承摩擦力矩最大熵概率分布与 bootstrap 推断[J]. 宇航学报, 2007, 28(5): 1395-1399.

XIA Xintao, CHEN Xiaoyang, ZHANG Yongzhen, et al. Maximum entropy probability distribution and bootstrap inference of space bearing friction moment[J]. Journal of Astronautics, 2007, 28(5): 1395-1399. (in Chinese)

[13] Banda N. Noise and vibration in rolling bearings[J]. Jour-

- nal of Japanese Society of Tribologists, 2003, 48(1): 43-48.
- [14] 王平, 廖明夫. 滚动轴承故障诊断的自适应共振解调技术[J]. 航空动力学报, 2005, 20(4): 607-612.
- WANG Ping, LIAO Mingfu. Adaptive demodulated resonance technique for the rolling bearing fault diagnosis[J]. Journal of Aerospace Power, 2005, 20(4): 607-612. (in Chinese)
- [15] Arenas J P. Enhancing the vibration signal from rolling contact bearing using an adaptive closed-loop feed-back control for wavelet de-noising[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2005, 51(4): 184-193.
- [16] Estocq P, Bolaers F, Dro J P. Method of de-noising by spectral subtraction applied to the detection of rolling bearing defects [J]. Journal of Vibration and Control, 2006, 12(2): 197-211.
- [17] 夏新涛, 颀潭成, 孙立明, 等. 滚动轴承噪声理论与实践[M]. 北京: 机械工业出版社, 2005.
- [18] Rarnan R, Grillo P. Minimizing uncertainty in vapour cloud explosion modeling[J]. Process Safety and Environmental Protection, 2005, 83(4): 298-306.

(编辑: 陈 越)