

相关技术在滚动轴承故障诊断中的应用*

徐尹格 颜玉玲

(北京交通管理干部学院) (日本國慶應大學)

摘 要

众所周知自相关技术能够有效地从随机嘈声中提取周期性信号。在滚动轴承元件的故障诊断中, 由于信号图象不同, 我们无法从原信号直接得到故障的情况, 这种信号的显示就像宽频带随机嘈声在自相关函数的显示一样。本文中, 信号经过了预处理, 其结果证明是行之有效的。应用自相关技术我们还可以得到已测定的可比采样, 这对于建立轴承运行条件的数据基础和进行故障诊断是十分重要的。

关键词 自相关函数 波带参数 冲击参数 峰值参数 峰态参数

一、引 言

在机械设备中广泛的使用滚动轴承, 它的运行正常与否将直接影响整个机械设备的寿命。轴承故障诊断的方法一般是振动监测、声音监测和油样分析等, 而振动监测使用最为广泛。由于设计或制造中的问题使轴承产生了缺陷, 所以在轴承的运行时常存在着振动, 振动信号作为一种信息载子, 直接预示着轴承的运行状态, 为我们的研究工作提供了参考依据。

振动监测中有许多处理信号的方法, 研究时应分为时域和频域考虑。其信息载子来源于振动信号的幅值或相位, 统计法就是建立在幅值信息基础上的。而自相关技术对幅值的变化十分敏感, 但却无法记录这一相位信息, 它的特点在于能使随机信号得以测定, 能够有效地从混杂的随机嘈声中提取周期性信号, 滚动轴承元件的故障信号正是周期性的, 我们可以先进行预处理, 使之有效地应用自相关技术。

二、自相关函数的定义和特征

统计学中的相关函数是用来表示两个变量间的关系, 推而广之可应用到时间变量 $x(t)$ 和

* 1991年11月5日收到。

随机信号 $y(t)$, 相关函数的定义如下:

$$R_{xy}(\tau) = \overline{x(t) \cdot y(t+\tau)} = \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{T} \int_0^T x(t) \cdot y(t+\tau) dt$$

同理, 亦可得到自相关函数:

$$R_x(\tau) = \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{T} \int_0^T x(t) \cdot x(t+\tau) dt$$

自相关函数表示原信号与时间滞后信号之间的关系, 从相关函数的定义中, 我们明显得出: 若信号变化很快时, 即使时间滞后很短也会引起信号幅值的巨大变化, 则原信号 $x(t)$ 和时间滞后信号 $x(t+\tau)$ 随机地表现为脉冲型, 在整个周期中其平均值趋于零或相关值趋于零; 若信号变化平缓时, 即使时间滞后很长也不会引起信号幅值的巨大变化和自相关取得很大值。

自相关函数的特征如下:

- 1) $R_x(\tau) = R_x(-\tau)$
- 2) $R_x(0) = D_x$
- 3) $R_x(\tau) < R_x(0)$

其中: D_x 是 $x(t)$ 的均方根值。

从1)中可知, 自相关为偶函数, 故只考虑 $\tau > 0$ 时情况。

综前所述, 自相关函数可表示信号的随机程度, 而周期信号与随机信号的区别: 在于随机信号的自相关随时间的滞后而衰减, 其衰减率由信号频率波带决定, 频率波带 Δf 越宽, 随机信号的自相关衰减越快; 对所有周期信号, 无论时间滞后怎样变化, 它们的自相关函数都能取得某种值。对白噪声 ($f \rightarrow \infty$), 我们得到了 $R(\tau) = \delta(\tau)$, 若 $\tau \neq 0$ 时, 则 $R(\tau)$ 的零值, 若信号为调和函数 ($\Delta f = 0$) 时, 则 $R(\tau)$ 与原信号有相同的频率且呈调和波形。图1给出了不同频率的波带表示的一些典型信号的自相关特征。

我们将含随机分量和周期分量的信号写成为 $y(t) = x(t) + n(t)$, 其中 $x(t)$ 是周期信号, $n(t)$ 是随机噪声。自相关函数 $y(t)$ 为:

$$R_y(\tau) = R_x(\tau) + R_n(\tau)$$

若时间滞后足够大时, 则 $R_n(t)$ 趋于零, 仅有 $R_x(t)$ 存在, 自相关函数的这一特征使其成为提取混杂于随机噪声中的周期信号的有效方法。

三、自相关技术在滚动轴承振动监测中应用

滚动轴承元件中若出现故障, 便会引起一定频率的周期性振动, 从理论上计算可得到如下结论:

$$\text{内 环} \quad f_i = \frac{D_o}{2D} \cdot z f_n$$

$$\text{外 环} \quad f_o = \frac{D_i}{2D} \cdot z f_n$$

$$\text{滚动元件} \quad f_r = \frac{D^2 - D_r^2}{D_r D} f_n$$

在振动监测中, 我们从轴承箱得到了振动信号, 不可避免地周围噪声也将通过轴承座被

同时吸收。为了便于叙述，我们把相对于故障信息的分量称为“信号”，而把非轴承故障由其它原因引起的振动称为“噪声”。

由振动信息即幅值或相位而进行的故障监测，一方面相位变化对故障很敏感，同时也使相位变得不稳定，因此相位分析被广泛采用。除了统计分布函数和数字特征曲线外，相关函数同样是机械图象的重要特征。

在有缺陷的轴承振动信号中，最大的脉冲幅值随机地表现为脉冲图象，若直接地计算信号的相关，包含在信号中的周期分量已不存在。从自相关曲线中我们仅能观察到宽频率波带随机信号的特征，即自相关随时间滞后的增加而迅速地衰减，模拟监测结果如图 5 所示，这一监测是在滚动轴承故障模拟试验台上进行的。

这里我们对原信号进行了预处理，计算时只强调幅值而忽视相位的作用，因为自相关的优势在于对幅值变化十分敏感，因此上述方法处理原信号是有道理的。

四、局部诊断因子的意义

振动强度监测包含了平均值，均方根值监测很简单，适合简单机械的诊断分析，在多数情况下，振动量的变化不够明显也不敏感，难以监测，为了便于诊断，常常引进无量纲因子。它们对故障信号十分敏感，而对信号绝对值并非如此，通常有：

$$\text{波形因子} \quad S = X_{rms} / X_f$$

$$\text{波峰因子} \quad C = X_f / X_{rms}$$

$$\text{脉冲因子} \quad I = X_f / X_j$$

$$\text{峭度因子} \quad K = X_4 / X_{rms}^4$$

$$\text{其中：} X_{rms} = \left[\int_{-\infty}^{+\infty} X^2 p(x) dx \right]^{1/2} \text{ 均方根值}$$

$$X_f = E(\max x) \quad \text{峰值}$$

$$X_j = \int_{-\infty}^{+\infty} X \cdot p(x) dx \quad \text{平均值}$$

$$X_4 = \left[\int_{-\infty}^{+\infty} X^4 \cdot p(x) dx \right]^{1/4}$$

而 $p(x)$ 是概率密度函数。

当故障出现时，信号中出现了脉冲，幅值大的较幅值小的增加的更快，因此对应的无量纲因子将相应地增加。通常这些因子在整个周期中已计算出，由于轴承大部分都存在非脉冲分量，所以这些因子对幅值的变化不够敏感。这里我们将故障的周期局部因子作为诊断指标，它是建立在自相关采样基础上。

a) 单一缺陷情况：

当单一故障出现时，自相关函数便显示出一组时间间隔几乎相等的脉冲，其周期恰好与故障脉冲周期相等，如图 2。

为了对轴承运行情况给出定量的表示，这里我们假设 $kT_F (k > 1)$ 为局部区域，记为 $\delta(kT_F, \Delta T)$ ，($\Delta T \ll T_F$)，其中， k 必须足够大，于是随机分量的自相关函数在时间滞后 $\tau = kT$ 时趋于零，而保留周期分量的自相关函数。 ΔT 的选择取决于仪器的分辨性能和实际条件。

在实际运用时，我们可直接用局部区域的振动强度平均值，均方根值作为诊断因子或用无量纲因子作为故障指标。

进一步说明随机振动可通过平均方法估计:

$$\text{诊断因子 } \bar{P} = \frac{1}{n} \sum_{k=k_1}^{k_1+n} P\delta(kT_f, \Delta T), \quad (k_2 > k_1 > 1)$$

b) 多种缺陷情况:

含1)缺陷出现在同一元件(例如在轴承内环上)如图3示。2)缺陷出现在不同元件如图4示。这里我们着重说明两个缺陷同时出现的特殊情况。在1)情况中除非两种故障在轴承内环上的周期相等,故障主频率才能成倍增长,否则故障主频率总保持不变。在2)情况中两种不同的故障频率很少是整数倍。通过上述分析,可以看出,对自相关图形中每个故障周期的局部进行监测的方法对所有情况均适用。

五、进一步应用

自相关技术使信号得到测定,不同的运行状况便于比较,自相关的离散采样可以直接说明状态情况,为建立轴承运行条件提供了数据基础,为有效地监测故障开辟了一条新路。

六、结 论

在滚动轴承中,由于轴承的内外环与滚动件之间的接触,周期性脉冲衰减,所得到的轴承振动信号是随机信号和周期信号的混合体,周期信号标志着故障的存在。在本文中,原信号绝对由操作员先做好预处理,处理后的信号用自相关技术使故障脉冲的周期波带更为清楚。由此我们就能监测振动量的变化或监测相应的故障周期局部无量纲因子。此外,自相关函数的采样对状态识别和机械故障诊断是有效的。

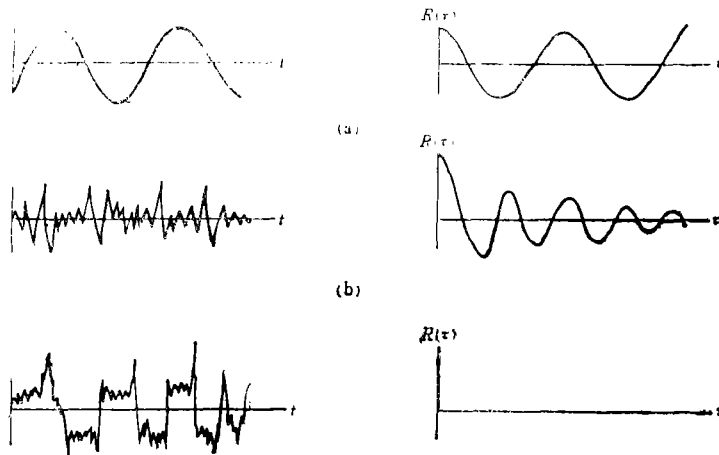


图 1

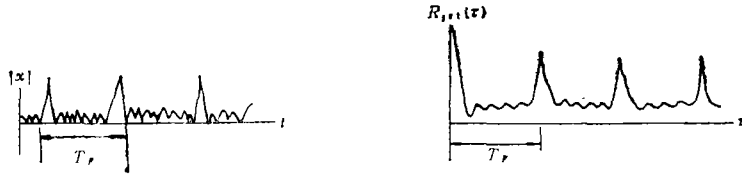


图 2

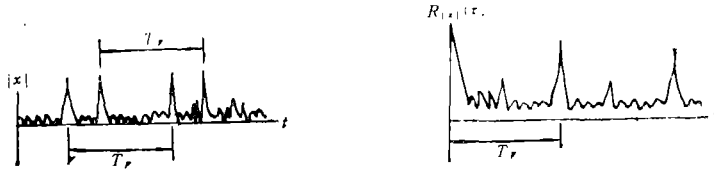


图 3

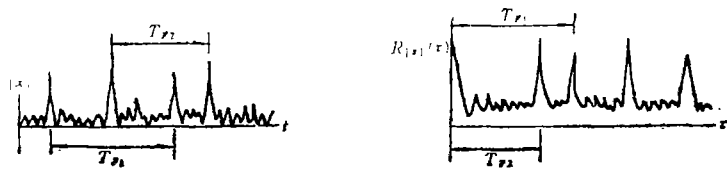


图 4

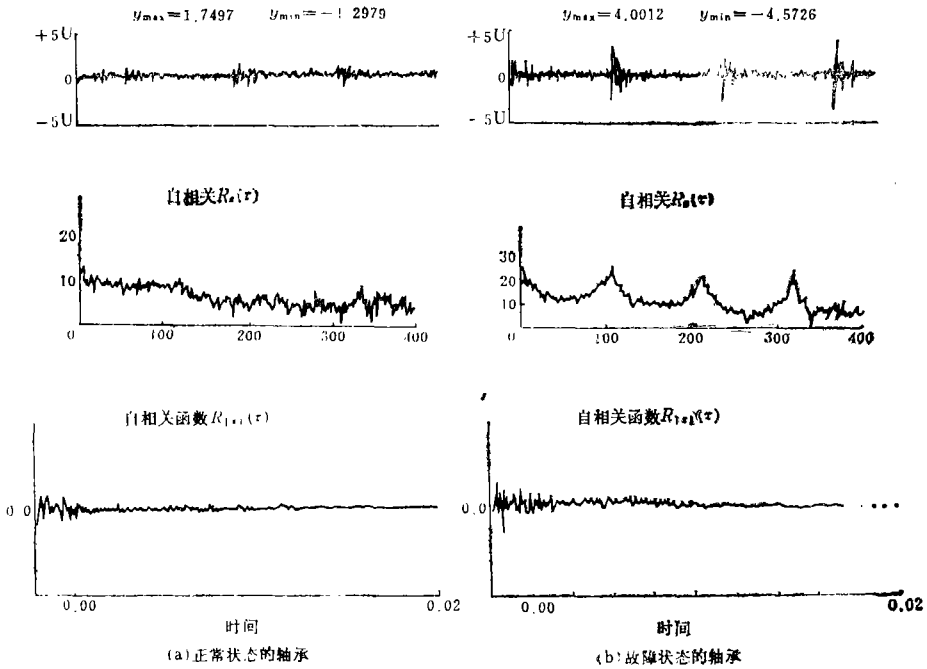


图5 实验结果

参 考 文 献

- [1] Collacott, R.A., *Mechanical Fault Diagnosis and Condition Monitoring*, Chapman and Hall, London (1977).
- [2] Randall, R.B., Computer Assisted incipient fault detection on rotating and reciprocating machines, *Noise and Vibration Control World-Wide*, sept.(1981), 230-234.
- [3] 下郷太郎著, 《随机振动最优控制理论及应用》, 宇航出版社 (1984).
- [4] Dyer, D. and R.M. Stewart, Detection of rolling element bearing damage by Statistical vibration analysis, *ASME Journal of Mechanical Design*, 100 (2) (1978), 229-235.
- [5] 豊田利夫著, 《设备现场诊断的开展方法》, 机械工业出版社 (1983).
- [6] 屈梁生, 《机械故障诊断学》, 上海科技出版社 (1986).

Rolling Bearing Fault Detection Using Correlation Technique

Xu Yin-ge

(Beijing Administrative Personnel College of Communications, Beijing)

Yan Yu-ling

(Keio University, Japan)

Abstract

It's known that auto-correlation technique is effective in extracting periodical signals from random noises. In the case of fault monitoring of rolling element bearing, we can't acquire the fault information directly from the original signal because of the difference of signal phases. And the signal is shown as the wide band random signal in auto-correlation function. In this paper, the signal is pre-processed and the results are proved effective. More over, by taking the auto-correlation function we can obtain the determined and comparable samples. This is very important for establishing the data base of running condition and for detecting the faults.

Key words auto-correlation function, wave shape factor, crest factor, impulse factor, kurtosis factor