

doi: 10.11832/j.issn.1000-4858.2014.07.006

# 基于盲源分离的液压泵复合故障诊断

姜万录<sup>1,2</sup>, 赫金娜<sup>1,2</sup>, 张生<sup>1,2</sup>

(1. 燕山大学 河北省重型机械流体动力传输与控制实验室, 河北 秦皇岛 066004;

2. 燕山大学 先进锻压成形技术与科学教育部重点实验室, 河北 秦皇岛 066004)

**摘要:**当机械设备多故障并发时,在每个测点测得的信号往往是多个故障信号的叠加,傅里叶变换、小波变换等传统方法都难以有效地分离故障特征。为了克服上述方法的缺陷,利用基于峭度的独立成分分析算法 RobustICA 对复合故障信息进行分离,提取故障特征。对4种不同信号进行随机混叠而生成的混合信号进行分离,仿真验证了 RobustICA 算法的有效性。最后,对轴向柱塞泵出现滑靴与斜盘磨损时的复合故障振动信号进行了分离实验,达到了良好的分离效果,证明了该方法对于液压泵复合故障振动信号进行分离的有效性。

**关键词:**独立成分分析; RobustICA; 峭度; 复合故障

中图分类号: TH137; TP206+.3 文献标志码: B 文章编号: 1000-4858(2014)07-0022-06

## Compound Fault Diagnosis Based on Blind Source Separation for Hydraulic Pump

JIANG Wan-lu<sup>1,2</sup>, HE Jin-na<sup>1,2</sup>, ZHANG Sheng<sup>1,2</sup>

(1. Hebei Provincial Key Laboratory of Heavy Machinery Fluid Power Transmission and Control, Yanshan University, Qinhuangdao, HeBei 066004; 2. Key Laboratory of Advanced Forging & Stamping Technology and Science, Ministry of Education of China, Yanshan University, Qinhuangdao, HeBei 66004)

**Abstract:** With the mechanical equipment fault concurrency, each measured signal is often composed of several fault signals, but the traditional methods such as the Fourier transformation and the Wavelet Analysis can not realize the separation of fault characteristic effectively. In this study, the Robust Independent component Analysis (RobustICA) based on kurtosis is researched, which can separate the compound fault information and extract the fault characteristics. The RobustICA is used to separate four different signals, and the results show that the RobustICA is an effective method. Finally, a separation experiment for compound fault vibration signal is carried out when the slipper and the swashplate wear of the axial piston pump appear. The separation efficiency is perfect. The experiment verifies the effectiveness of the RobustICA for separating the compound fault vibration signal of the hydraulic pump.

**Key words:** ICA, RobustICA, kurtosis, compound fault

### 引言

在旋转机械故障诊断领域,振动检测分析一直是一种有效的方法。在实际中,为了获得某一机械设备完备的故障信息,需要在多个测点安装传感器进行信号的采集,这样采集到的信号既有被诊断的机器发出的信号,也包含了邻近其他设备发出的信号<sup>[1,2]</sup>。特别是当多故障并发时,采集到的信号往往是多个故障信号的混合叠加,傅里叶变换、短时傅里叶变换和小波变换等传

统信号处理方法对多混和叠加的振动信号难以进行分离,因此不能准确地分析机械设备的故障特性<sup>[3]</sup>。

收稿日期: 2014-01-14

基金项目: 国家自然科学基金(51075349); 河北省自然科学基金(E2013203161)。

作者简介: 姜万录(1964—),男,山东烟台人,教授,博士生导师,主要从事现代检测技术、智能信息处理、控制理论及应用等方面的研究工作。

盲源分离(Blind Source Separation, BSS)是一种信号识别方法,它能够在不知道源信号及传输通道参数的情况下,根据输入源信号的统计特性,仅利用观测信号恢复出各个源信号<sup>[4]</sup>。独立成分分析(Independent Component Analysis, ICA)是盲源分离的主流算法,可以解决多重故障信号混叠的分离问题,它通过使输出的各个信号尽可能地相互统计独立以实现信号的分离。

近来,由 V. Zarzoso 和 P. Comon 提出一种新的基于峭度的独立成分分析算法 RobustICA (Robust Independent Component Analysis),它具有强的鲁棒性、收敛速度快和计算简单等优点,因而具有广阔的应用前景。本研究尝试将 RobustICA 算法引入旋转机械多故障信号处理中,通过对轴向柱塞泵复合故障信号的分离来验证该算法实现故障分离的有效性。

### 1 独立分量分析模型

有  $N$  个源  $s_1, s_2, \dots, s_N$ , 由  $M$  个传感器接收它们所发出的信号,得到  $M$  个输出  $x_1, x_2, \dots, x_M$ 。本研究中研究的是瞬时线性混合模型,即各个信号到达每个传感器的时间差都可以忽略不计,并且每个传感器输出的信号都是各个源信号的线性混合。由此可得,第  $i$  个传感器的输出:

$$x_i(t) = \sum_{j=1}^N a_{ij}s_j(t) + n_i(t), \quad (i = 1, \dots, M) \quad (1)$$

其中,  $a_{ij}$  为混合系数;  $n_i(t)$  则为第  $i$  个传感器的观测噪声。用矢量和矩阵表示为:

$$x(t) = As(t) + n(t) \quad (2)$$

其中,  $s(t)$  为  $N \times 1$  的源信号列矢量,  $x(t)$  为  $M \times 1$  的观测信号矢量,  $n(t)$  为  $M \times 1$  的噪声矢量, 矩阵  $A$  为  $M \times N$  的混合矩阵, 它的各个元素为混合系数  $a_{ij}$ 。

在进行信号盲分离之前,通常对观测信号进行消噪处理。此时,式(2)可以写成:

$$x(t) = As(t) \quad (3)$$

ICA 问题的目的就是求一个  $N \times M$  的矩阵  $W$ , 使得观测信号  $x$  经过矩阵  $W$  后得到一个  $N$  维的输出分离信号矢量, 即,  $y = [y_1, y_2, \dots, y_N]$ 。则 ICA 问题可表示为:

$$y(t) = Wx(t) \quad (4)$$

所得到的  $y(t)$  是对源信号矢量  $s(t)$  的可靠估计。矩阵  $W$  通常定义为分离矩阵, 其各元素为分离系数  $w_{ij}$ 。将式(3)与式(4)合并可以得到:

$$y(t) = Wx(t) = WAs(t) = Gs(t) \quad (5)$$

其中,  $G = WA$  为  $N \times N$  的矩阵, 称为全局矩阵。

为了可以从混合信号中估计出源信号, 必须做出一定的假设和约束:

- (1) 假定各个源信号统计独立;
- (2) 独立成分中最多有一个信号是服从高斯分布的;
- (3) 假定未知的混合矩阵可逆。

### 2 基于峭度的 RobustICA 算法

在统计上, 峭度是表征一个随机变量非高斯性最简单的指标。峭度是随机变量分布密度的四次矩。ICA 的最终目的是得到分离矩阵  $W$ , 由公式(4)可知, 分离矩阵  $W$  中的每一个分离向量都对应着不同的输出分离信号。因此可以把峭度表示成一个分离向量  $w$  的函数<sup>[5-7]</sup>:

$$k(w) = \frac{E(|y|^4) - 2E^2(|y|^2) - |E(y^2)|^2}{E^2(|y|^2)} \quad (6)$$

RobustICA 算法的最优化步长由下式给出:

$$\mu_{opt} = \arg \mu_{\max} |k(w + \mu g)| \quad (7)$$

通常搜索方向  $g$  指梯度, 它的表达式为:

$$g = \nabla_w k(w) = \frac{4}{E^2(|y|^2)} \left\{ \begin{aligned} &E(|y|^2 y x) - E(y x) E(y^2) - \\ &\frac{[E(|y|^4) - |E(y^2)|^2] E(y x)}{E(|y|^2)} \end{aligned} \right\} \quad (8)$$

基于峭度的对比函数可以表示成多项式的形式, 通过求解该多项式, 找到使峭度的绝对值最大的根, 来获得最优步长, 以收敛到全局极值点。

因此, 把对比函数  $k(w)$  转变成关于  $\mu$  的函数:

$$k(\mu) = \frac{E\{|y^+|^4\} - |E\{(y^+)^2\}|^2}{E^2\{|y^+|^2\}} - 2 = \frac{p(\mu)}{Q^2(\mu)} - 2 \quad (9)$$

$$y^+ = y + \mu g, y = w^T x, g = g^T x,$$

$$p(\mu) = p_1(\mu) - |p_2(\mu)|^2, p_1(\mu) = E(|y^+|^4), p_2(\mu) = E[(y^+)^2], Q(\mu) = E(|y^+|^2) \quad (10)$$

令  $a = y^2, b = g^2, c = yg, d = yg$ , 经过化简, 式(9)可变换成:

$$p(\mu) = \sum_{l=0}^4 h_l \mu^l$$

$$Q(\mu) = \sum_{l=0}^2 i_l \mu^l \quad (11)$$

其中

$$\begin{aligned} h_0 &= E(|a|^2) - |E(a)|^2, \\ h_1 &= 4E(|a|d) - 4[E(a)E(c)] \\ h_2 &= 4E(d^2) + 2E(|a||b|) - 4|E(c)|^2 - 2[E(a)E(b)] \\ h_3 &= 4E(|b|d) - 4[E(b)E(c)], \\ h_4 &= E(|b|^2) - |E(b)|^2 \\ i_0 &= E(|a|), i_1 = 2E(d), i_2 = E(|b|) \end{aligned} \quad (12)$$

对式(9)求导可得:

$$\dot{k}(\mu) = \frac{\dot{p}(\mu)Q(\mu) - 2p(\mu)\dot{Q}(\mu)}{Q^3(\mu)} = \frac{\dot{p}(\mu)}{Q^3(\mu)} \quad (13)$$

其中,  $p(\mu) = \sum_{l=0}^4 a_l \mu^l$ , 由式(11) - (13) 可得  $p(\mu)$  的系数为:

$$\begin{aligned} a_0 &= -2h_0i_1 + h_1i_0 \\ a_1 &= -4h_0i_2 - h_1i_1 + 2h_2i_0 \\ a_2 &= -3h_1i_2 + h_3i_0 \\ a_3 &= -2h_2i_2 + h_3i_1 + 4h_4i_0 \\ a_4 &= -2h_3i_2 + h_4i_1 \end{aligned} \quad (14)$$

至此,得到了最优化步长多项式的系数。

RobustICA 算法提取独立成份过程如下:

(1) 确定将要提取的独立成份个数为  $N$ , 初始化分离向量  $w_0$  与迭代次数  $k$ 。

(2) 计算多项式  $p(\mu) = \sum_{l=0}^4 a_l \mu^l$ , 的系数  $\{a_l\}_{l=0}^4$ ,

提取最优化步长多项式的根  $\{\mu_l\}_{l=1}^4$ 。选择在搜索路径上使峭度对比函数的绝对值取最大的多项式的根, 即,

$$\mu_{\text{opt}} = \arg \mu_{\max} |k(w + \mu g)|。$$

(3) 更新分离向量  $w_k = w_{k-1} + \mu_{\text{opt}} g$ 。

(4) 对  $w_k$  进行归一化。

(5) 重复第(2)、(3)步骤, 直到  $|1 - |w_{k-1}^T w_k|| < \epsilon$  满足要求。

(6) 分离矩阵线性收缩, 正交化并归一化:

$$\begin{aligned} w_{k+1} &= w_{k+1} - \sum_{j=1}^k w_{k+1}^T w_j w_j \\ w_{k+1} &\leftarrow \frac{w_{k+1}}{\|w_{k+1}\|} \end{aligned}$$

(7) 进行下一个独立成份的提取。

### 3 仿真模拟

用4种不同分布的仿真信号作为源信号进行随机混合来验证 RobustICA 算法分离的有效性。仿真信号分别为正弦信号、funny 曲线、锯齿波和冲击噪声。将

这4种仿真信号作为独立的源信号进行随机混叠,  $A$  为随机选取的  $[0, 1]$  之间均匀分布的混合矩阵

$$A = \begin{bmatrix} 0.6183 & 0.8131 & 0.1154 & 0.9645 \\ 0.4175 & 0.3154 & 0.0859 & 0.1968 \\ 0.8449 & 0.8594 & 0.1546 & 0.7780 \\ 0.5515 & 0.2174 & 0.8022 & 0.0265 \end{bmatrix} \quad (15)$$

图1为这4种仿真信号的波形, 各取500个采样点。图2为这4种仿真信号经过随机混合后得到的混合信号的波形图, 从图可看出, 经过混合后, 每个源信号都淹没在混合信号中, 无法识别。因此, 对这四路混合信号进行盲源分离。图3为采用 RobustICA 算法进行分离以后得到的分离信号的波形。图1至图3中的横坐标代表采样点数。

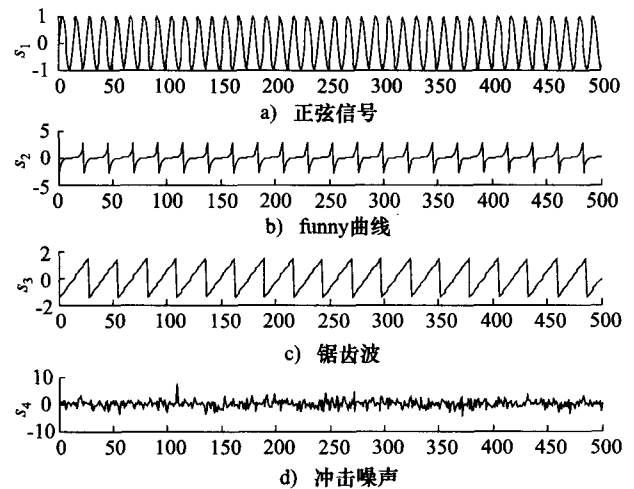


图1 源信号波形图

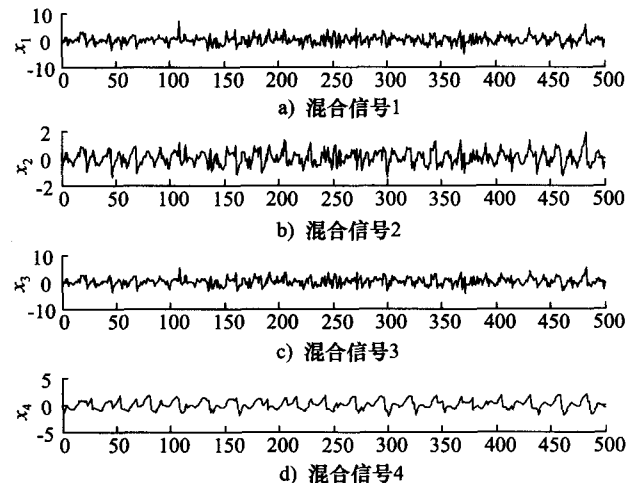


图2 混合信号波形图

从图3可以看出分离出的信号保留了源信号的信息, 混合信号得到了很好的分离。为了更直观地说明

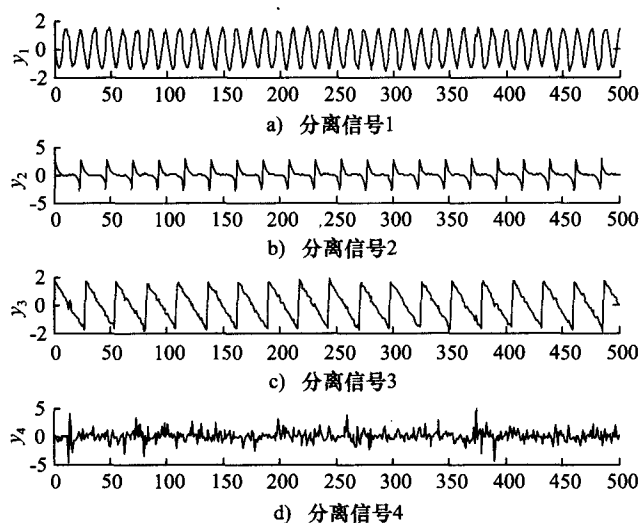


图3 分离信号波形图

这一点,对分离前后的信号求解了相关系数,相关系数是一种度量两个因素之间相似程度的指标,相关系数越大,表明这两个因素相似的程度越高。表1为分离前后的信号线性相关系数,可以看出使用该算法分离得到的信号的效果非常好。表中有的相关系数为负值,说明分离后的信号与原信号的相位相反。

表1 RobustICA 算法的线性相关系数

信号源	正弦信号	Funny 曲线	锯齿波	冲击噪声
相关系数	-0.9956	-0.9987	-0.9963	0.9980

#### 4 液压泵故障信号提取实验

本研究以轴向柱塞泵 MCY14-1B 为实验对象来验证 RobustICA 算法对机械故障振动信号分离的有效性。MCY14-1B 型轴向柱塞泵有 7 个柱塞,额定压力为 31.5 MPa,理论排量 10 mL/r,驱动电机型号为 Y132M-4,泵的额定转速为 1480 r/min。设置柱塞泵出现滑靴与斜盘磨损复合故障,即用带有滑靴故障的柱塞和磨损的斜盘替换正常元件来模拟复合故障。在泵壳的适当位置安放 3 个垂直方向( $x$ 、 $y$ 、 $z$ )的压电式加速度传感器进行泵振动信号的采集。选取系统调定压力为 5 MPa,采样频率为 8 kHz,电机额定转速为 1480 r/min 时采集的振动信号进行分析。数据采样点为 10000,三路传感器采集的混合信号时域图如图 4 所示。

由于泵轴的转速为 1480 r/min,可计算出转轴频率为 24.6 Hz。泵有 7 个柱塞,根据泵出现滑靴故障振动机理可知,当发生滑靴故障时,其故障特征频率为

$24.6 \times 7 = 172.2$  Hz,反映在频谱图上其振动频率应该出现 172.2 Hz 及其倍频。根据泵出现斜盘磨损的振动机理可知,当出现斜盘磨损时,泵的振动频率主要为以转轴频率以及它的倍频为主<sup>[8]</sup>。

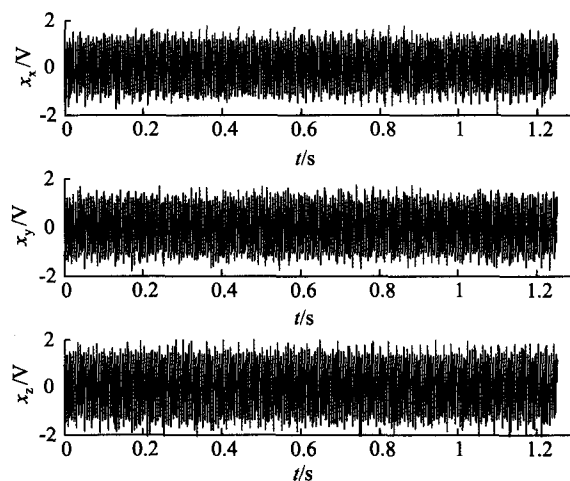


图4 混合信号时域图

对这三路采集的混合信号做功率谱密度分析,如图 5 所示。

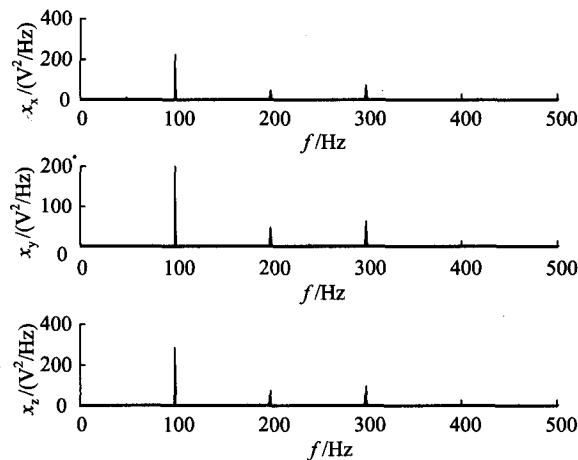


图5 混合信号功率谱密度图

从图 5 中可看到这三路混合信号的频率分布一样,分别为 100 Hz、200 Hz、300 Hz,并没有出现能表征泵发生故障的特征频率,出现这种情况的原因液压泵各个振源相互作用的结果。因此,对这三路混合信号进行基于峭度的 RobustICA 算法分离,提取故障特征,得到三路分离信号,其时域图如图 6 所示。

从分离以后信号的时域波形图中可得知,第一路分离信号与第二路分离信号具有了明显的冲击性,但是依据时域波形并不能判断出分离是否成功以及它们分别代表哪种故障信号。因此,对分离出的第一路信

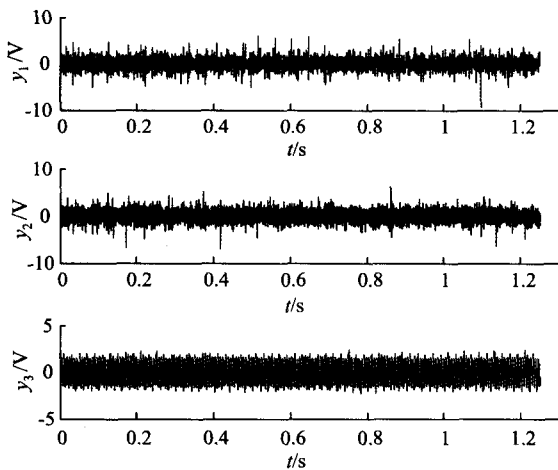


图6 分离信号时域波形图

号做功率谱密度分析,如图7所示。从图7中可看到频率成分在172.2 Hz与345 Hz处集中,结合柱塞泵出现滑靴故障的振动机理,可知第一路分离信号为滑靴故障信号。

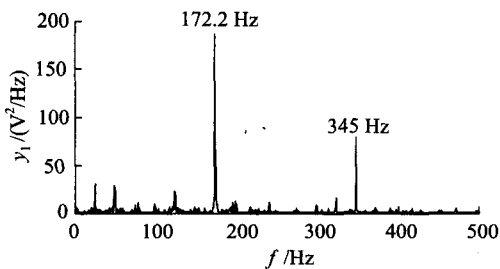


图7 分离后信号的功率谱密度图

对分离出的第二路信号做功率谱密度分析,如图8所示。

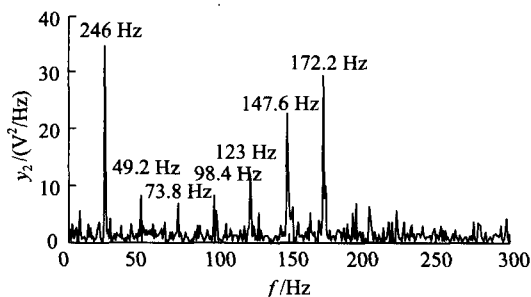


图8 分离后信号的功率谱密度图

从图8中可看到频率成分在24.6 Hz、49.2 Hz、73.8 Hz、98.4 Hz、123 Hz、147.6 Hz、172.2 Hz处集中,结合柱塞泵出现斜盘磨损故障的振动机理,可知第二路分离信号为斜盘磨损故障信号。

对分离出的第三路信号做功率谱密度分析,如图9所示。

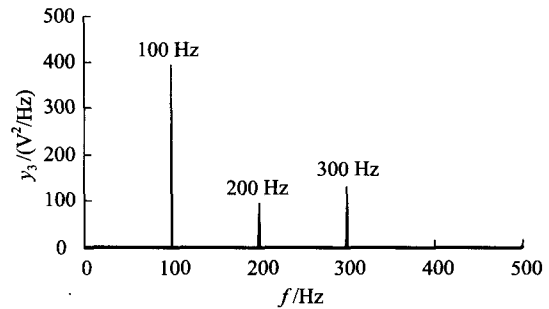


图9 分离后信号的功率谱密度图

从图9中可看到频率分布为100 Hz、200 Hz、300 Hz。这是因为轴向柱塞泵在运行过程中,存在多种激振力,每种激振力产生的振动信号都可看作一个源信号,因此每个传感器采集得到的信号都是这些源信号的混合,而且包含源信号的数目要远大于三个,要想分离出所有的源信号,那么就on应该安置与源信号数目等同的传感器。而在本文中,我们用了三路混合信号进行分离,即假设只有三个源信号,那么就会出现多个源信号没有被分离出来,它们相互作用的结果反映在频谱图上即为图9所示,但这并不影响本文的目的,在这里我们可认为第三路分离信号为无用信号。

从分离以后信号的时域图与功率谱图上可得知,RobustICA算法很好的提取了两种故障特征,并且实现了有用信号与无用信号的分离。

## 5 结论

对基于峭度的RobustICA算法进行了研究,通过仿真实验证明了该算法可以很好地保留源信号的特征,并通过分离前后信号的相关系数表明了算法分离的准确性。最后,将其应用到轴向柱塞泵复合故障振动信号分离中,成功地将轴向柱塞泵同时出现滑靴与斜盘磨损的复合故障信号分离开来并找到了各自的故障特征频率,实验表明该算法对于液压泵复合故障振动信号的分离具有优良的性能。

## 参考文献:

- [1] 郝志华,张一杨,刘岩. 独立成分分析在转子故障诊断中的应用[J]. 汽轮机技术:2007, 49(2):137-139.
- [2] 黄成永,叶金杰,潘紫薇. 应用盲源分离法消除旋转机械振动信号噪音与干扰[J]. 安徽工业大学学报:2007, 24(2):191-194.
- [3] 李舜酩,杨涛. 基于峭度的转子振动信号盲分离[J]. 应用力学学报:2007,24(4):560-565.
- [4] 余先川,胡丹. 盲源分离理论与应用[M]. 北京:科学出版社,2011:1-59.

以压力为横坐标、体积弹性模量为纵坐标,在坐标图里绘出温度为 $T_i$ 时各压力点的体积弹性模量,以直线按顺序连接各点(或曲线拟合)即得被测液压油在温度 $T_i$ 时的等温正割体积弹性模量曲线;将各温度点的等温正割体积弹性模量曲线绘制到一个坐标图中,即可得被测液压油在 $0 \sim 180^\circ\text{C}$ 、 $0 \sim 140 \text{ MPa}$ 的等温正割体积弹性模量曲线。图3所示为实测的 Mobil Jet Oil II 液压油在 $50 \sim 170^\circ\text{C}$ 、 $0 \sim 140 \text{ MPa}$ 范围内的等温正割体积弹性模量曲线。

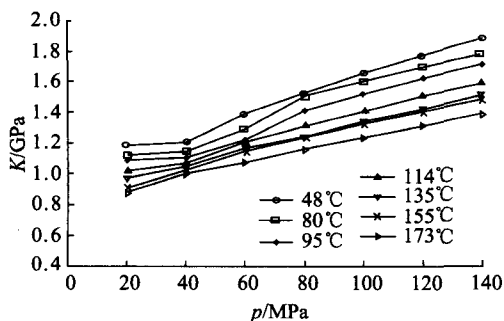


图3 实测 Mobil Jet Oil II 液压油的等温正割体积弹性模量

此测量方法还可以计算得到被测液压油的热膨胀系数。按液压油热膨胀系数的定义:

$$\alpha = \frac{1}{V_0} \frac{\Delta V}{\Delta T} \quad (3)$$

式中: $\alpha$ 为液压油的热膨胀系数( $^\circ\text{C}^{-1}$ ); $V_0$ 为初始状态液压油的体积( $\text{mm}^3$ ); $\Delta T$ 为液压油温度的变化量( $^\circ\text{C}$ ); $\Delta V$ 为与 $\Delta T$ 对应的液压油体积变化量( $\text{mm}^3$ )。

依据测量数据,亦采用初始值差值法计算,得到温度为 $T_i$ 、压力为 $p_{Ti}$ 时被测液压油的热膨胀系数:

$$\alpha_i = \frac{V(T_i, p_{Ti}) - V(T_0, p_{T0})}{V(T_0, p_{T0})(T_i - T_0)} \quad (4)$$

以温度为横坐标、热膨胀系数为纵坐标,在坐标图里绘出压力为 $p_{Ti}$ 时各温度点的热膨胀系数,以直线按顺序连接各点(或曲线拟合)即得被测液压油在压力 $p_{Ti}$ 时的热膨胀系数曲线;将各压力点的热膨胀系数曲

线绘制到一个坐标图中,即可得被测液压油在 $0 \sim 180^\circ\text{C}$ 、 $0 \sim 140 \text{ MPa}$ 的热膨胀系数曲线。图4所示为实测的 Mobil Jet Oil II 液压油在 $70 \sim 170^\circ\text{C}$ 、 $1 \sim 140 \text{ MPa}$ 范围内的热膨胀系数曲线。

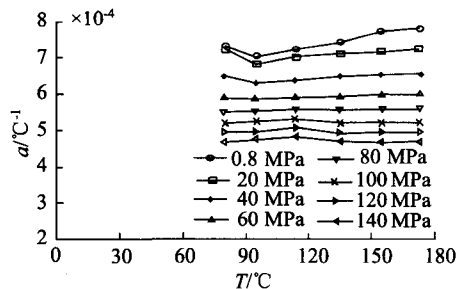


图4 实测 Mobil Jet Oil II 液压油的热膨胀系数

#### 4 结论

基于定义法设计了一种测量装置,用来测量超高压力温度状态液压油的体积弹性模量和热膨胀系数,为高温高压液压油体积弹性模量和热膨胀系数的测量提供了一种实用的技术手段。目前,该测量装置已用于测井仪器用液压油体积弹性模量及热膨胀系数的测量,为测井仪器液压系统的设计提供了一定的技术支持。

#### 参考文献:

- [1] 赵旻昕. 石油测井仪器的耐高压设计[J]. 石油仪器, 2009, 23(2): 12-14.
- [2] 岳国良, 李楠. 航空液压油体积弹性模量的测定方法[J]. 合成润滑材料, 2011, 38(1): 19-21.
- [3] ASTM D6793-02, Standard Test Method for Determination of Isothermal Secant and Tangent Bulk Modulus[S].
- [4] 王静, 龚国芳, 杨华勇. 液压油弹性模量检测装置设计及仿真分析[J]. 液压与气动, 2006, (7): 34-36.
- [5] 冯斌, 龚国芳, 杨华勇. 液压油弹性模量提高方法与试验[J]. 农业机械学报, 2010, 41(3): 199-222.
- [6] 崔英伟, 孙坤, 刘振兴. 液压油体积弹性模量的测量[J]. 液压气动与密封, 2012, (3): 17-19.
- [7] 项明珠. 绝缘油膨胀系数测定装置的研究[J]. 绝缘材料, 2012, 45(5): 53-55.

(上接第26页)

- [5] V. Zarzoso, P. Comon and M. Kallel, How Fast is FastICA [C]. Proceedings EUSIPCO-2006, XIV European Signal Processing Conference, Florence, Italy, September 4-8, 2006.
- [6] V. Zarzoso and P. Comon, Robust Independent Component Analysis by Iterative Maximization of the Kurtosis Contrast with Algebraic Optimal Step Size[J]. IEEE Transactions on

Neural Networks, 2010, 21(2): 248-261.

- [7] V. Zarzoso and P. Comon, Comparative Speed Analysis of FastICA[C]. Proceedings ICA-2007, 7th International Conference on Independent Component Analysis and Signal Separation, London, UK, 2007: 293-300
- [8] 姜万录, 刘思远, 张齐生. 液压故障的智能信息诊断与监测[M]. 北京: 机械工业出版社, 2013: 235-338.