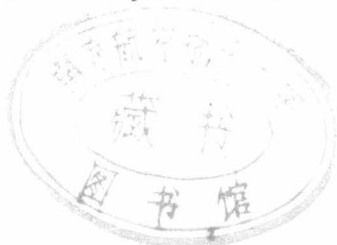


13) hi 485

七 院

〇七一系～〇七三系



目 录

序号	姓名	职称	单位	论文题目	刊物、会议名称	年、卷、期	类别
560	干敏梁 左洪福 杨 忠 江 涌	教授	071	时序建模方法在滑油光谱分析中的应用	光谱学与光谱分析	002001	H
561	干敏梁 刘红星	教授	071	关于振动加速度信号幅值解调的五种方法	振动与冲击	001901	J
562	左洪福 吴振锋 杨 忠	教授	071	双 BP 神经网络在磨损颗粒自动识别中的应用	航空学报	002104	H
563	左洪福 吴振锋 陆海琴 干敏梁 孙有朝	教授	071	DMAS 智能化铁谱分析系统及其应用	南京航空航天大学学报	9931 增	J*
564	吴振峰 左洪福 邱根良	博士	071	光学显微镜自动聚焦的技术研究	光学仪器	002204	J
565	吴振峰 左洪福 刘红星 杨 忠	博士	071	因子模糊化 BP 神经网络在磨粒识别中的应用	摩擦学学报	002002	H
566	吴振峰 左洪福 邱根良 刘红星	博士	071	显微镜一种新的自动聚焦算法	数据采集与处理	001503	H
567	刘红星 左洪福 姜澄宇	博士后	071	An Improvel Algorithm for Direct Time-domiun Averaging	Mechanical Systems and Signal Prossessing	001402	H*
568	孙有朝 施 军	讲师	071	相同成败型单元组成系统可靠性信息熵法评定	机械工程学报	993506	H*
569	孙有朝 段文颖	讲师	071	一种轻型飞机全动平尾操纵系统的故障模式及影响分析	机械传动	002404	J
570	孙有朝 左洪福 吴振峰 王 伟	讲师	071	一种适用于发动机可靠性多级综合的新方法	第十届航空发动机结构强度与振动会议	2000	
571	孙有朝 左洪福	讲师	071	对我国高等教育改革和发展趋势的思考	南京航空航天大学学报 (社会科学版)	000001	
572	孙有朝 施 军	讲师	071	On information theory method for Reliability assessment of Systems Consisting of different Success-failure model units	南京航空航天大学学报 (英文版)	991602	J*
573	路小波 陶云刚 何延伟	博士	071	基于 DSP 的柔性结构振动控制系统	仪器仪表学报	002103	H*
574	路小波 陶云刚 周洁敏	博士	071	基于神经网络的柔性结构振动主动控制研究	振动工程学报	001301	H*

序号	姓名	职称	单位	论文题目	刊物、会议名称	年、卷、期	类别
575	周洁敏	副研	071	大学生创造性思维能力的培养	南京航空航天大学学报 (社会科学版)	0002 增	
576	周洁敏 陶云刚	副研	071	零电压谐振开关变换器的分析与设计	电气自动化	002202	J
577	周洁敏	副研	071	高精度、智能化压敏电阻特性测试仪	数据采集与处理	001501	H
578	韩 静 陶云刚	教授	071	基于 D-S 证据理论和模糊数学的多传感器数据融合算法	仪器仪表学报	002106	H*
579	顾宏斌 丁运亮 吴云生	副教授	071	油液压缩性对减摆器工作特性的影响	南京航空航天大学学报	993106	J*
580	顾宏斌 沈 俭 徐惠民	副教授	071	机务信息的规范化方法	南京航空航天大学学报	9931 增	J*
581	顾宏斌 丁运亮 姚 志	副教授	071	YZL16 操纵减摆器仿真研究	南京航空航天大学学报	003203	J
582	孙 英 顾宏斌 徐艳华	硕士	071	CBT 技术与应用	南京航空航天大学学报	9931 增	J*
583	陆新春 顾 怡 韩金才	硕士	071	航空维修理论发展概述	南京航空航天大学学报	9931 增	J*
584	顾 怡	副教授	071	Relaxation Behaviour of GFRP Unidirectional Laminates	南京航空航天大学学报 (英文版)	991602	J*
585	顾 怡 吕海波	副教授	071	结构元件疲劳可靠性分析的累积损伤模型	机械强度	002203	J
586	陈春晓 黄圣国	教授	071	飞行数据的开发应用研究	南京航空航天大学学报	9931 增	J*
587	黄圣国 张立成	教授	071	飞行数据译码及应用新发展	南京航空航天大学学报	9931 增	J*
588	黄圣国 肖 靖 陆 瑜 吕 兵	教授	071	基于 Petri 网的空中交通管制辅助决策系统	南京航空航天大学学报	003202	J
589	曹 霞 黄圣国	硕士	071	ACMS 的飞机状态监控新概念	江苏航空	000003	
590	丁 宁 黄圣国	硕士	071	民航飞机起飞着陆的三维动态再现	江苏航空	000003	
591	宋 莉 骆 飞 孟爱东	讲师	071	光栅光纤组合探头在油料液位检测中的应用	南京航空航天大学学报	003204	J
592	胡明华 李丹阳 李顺才	教授	072	空中交通地面等待问题的网络流规划模型	东南大学学报	003003	H
593	胡明华 钱爱东 苏兰根	教授	072	空中交通控制系统的建模研究	东南大学学报	992905A	H*

序号	姓名	职称	单位	论文题目	刊物、会议名称	年、卷、期	类别
594	胡明华 刘 松 苏兰根	教授	072	单跑道容量估计模型研究	南京航空航天大学学报	9931 增	J*
595	胡明华 钱爱东 苏兰根	教授	072	多机场地面等待问题模型研究	南京航空航天大学学报	003205	J
596	胡明华 钱爱东 苏兰根	教授	072	空中交通流量控制系统的建模研究	东南大学学报	992905A	H*
597	胡明华 刘 松 苏兰根	教授	072	基于统计分析的单跑道容量估计模型研究	数据采集与处理	001501	H
598	胡明华 李丹阳 韩松臣	教授	072	被动空中交通流量管理中的动态排序算法	南京航空航天大学学报	003201	J
599	刘继新 张 京	副教授	072	论民航天线电陆空通站英语用语的规范性	南京航空航天大学学报	9931 增	J*
600	刘继新 汪 旭	副教授	072	论情感因素与民人外语学习的关系	河海大学学报(哲学社会科学版)	000202	
601	田 勇 严重中	助教	072	利用最优轨迹分析法研究战斗机的功能敏捷性	第二届全国空中交通管理学术研讨会	2000	
602	田 勇 严重中	助教	072	利用最优轨迹分析法研究战斗机的功能敏捷性	中国 2000 年飞行力学与飞行试验学术年会	2000	
603	董襄宁 胡明华 隋 东	助教	072	空中交通管制多媒体学习系统	第二届全国空中交通管理学术研讨会	2000	
604	刘 星 卞恩荣 朱金福	讲师	072	非结构网格生成技术	南京航空航天大学学报	993106	J*
605	刘 星 卞恩荣 童谷生	讲师	072	非结构网格上二维欧拉方程多重网格解	华东交通大学学报	991603	J*
606	刘 星 卞恩荣 黄礼耀	讲师	072	二维欧拉方程的非结构网格自适应方法	洪都科技	990001	
607	刘 星 韩松臣 胡明华	讲师	072	ATC 模拟系统在空管人为因素研究中的作用	2000 年民航空管人为因素学术研讨会	2000	
608	韩松臣 徐肖豪 贺利强	副教授	072	航班在机场终端区时延的解析计算的新方法	航空学报	000006	H
609	韩松臣 王兴贵	副教授	072	Optimization For Combat Contiguration of Air-Defense Weapon Systems	南京航空航天大学学报(英文版)	001701	J
610	夏洪山 张瑶新	副教授	073	基于多 Agent 的定时事件序列控制技术研究	小型微型计算机系统	002112	H
611	张维奇 黄亚平 夏洪山		073	基于 WWW 的分布式计算	南京航空航天大学学报	003206	J
612	徐月芳 毛清芳 李 浩	副教授	073	探中国航空运输企业的联合兼并	南京航空航天大学学报	9931 增	J*

序号	姓名	职称	单位	论文题目	刊物、会议名称	年、卷、期	类别
613	徐月芳 毛清芳	副教授	073	中国民航营销渠道探究	民航经济与技术	000004	
614	夏洪山 高晓云 沈荣华	副教授	072	“民航运输管理”专业建设的探索及效果分析	南京航空航天大学学报 (社会科学版)	0002 增	

时序建模方法在滑油光谱分析中的应用

于敏梁 左洪福 杨忠 江涌

南京航空航天大学民航学院, 210016 南京

摘要 本文讨论了时序建模方法在机械设备滑油光谱分析中的应用。通过运用AR模型对采集的航空发动机滑油光谱数据进行时序建模和预测分析, 获得了满意的效果。这一成果, 为机械设备的状态监控和故障预报提供了一种实用方法。

关键词 光谱分析, 时序模型, 趋势预测, 滑油监控技术

引言

机械设备的滑油监控技术主要包括两个方面: 润滑油本身的理化测试和滑油磨粒分析。磨粒分析的两种方法是铁谱分析和光谱分析; 前者是基于磨粒形态的分析方法, 后者是基于磨粒成分的分析方法, 二者相辅相成, 是机械设备状态监控和故障诊断的重要手段^[1]。就光谱分析而言, 滑油中金属元素含量及其变化趋势包含着重要的状态信息。对滑油中金属含量的光谱分析数据采用时序建模方法有以下作用:^[1]

(1) 将较长的趋势性数据浓缩于一个时序模型中, 大大减少了信息的存储量。

(2) 由于光谱分析数据存在各种随机干扰, 简单的趋势图往往难以发现磨损过程变化, 采用时序建模能够比较灵敏地检测到异常信息。

(3) 可以对磨损故障进行预测。

1 单变量时间序列模型^[2-4]

单变量时序模型是迄今研究最多、理论最成熟的一类时序模型, 在多数场合人们倾向于采用该类模型以取代多变量的模型。

1.1 自回归模型AR(n)

对于一个离散的时间序列

$$\{x_t\} = \{x_1, x_2, \dots, x_n, \dots\}$$

若满足

$$x_t = \varphi_1 x_{t-1} + \varphi_2 x_{t-2} + \dots + \varphi_n x_{t-n} + a_t \quad (1)$$

式中 $\varphi_1, \varphi_2, \dots, \varphi_n$ 为常数, $\{a_t\}$ 为白噪声序列 $a_t \sim \text{NID}(0, \sigma_a^2)$

则称 $\{x_t\}$ 为 n 阶自回归模型AR(n)

式(1)可写成

$$x_t - \varphi_1 x_{t-1} - \varphi_2 x_{t-2} - \dots - \varphi_n x_{t-n} = a_t \quad (2)$$

并可简化为

$$\Phi(B)x_t = a_t \quad (3)$$

式中

$$\Phi(B) = 1 - \varphi_1 B - \varphi_2 B^2 - \dots - \varphi_n B^n$$

B 为后移算子, 即

$$B^k x_t = x_{t-k}$$

式(2)或(3)是AR模型的算子形式

1.2 滑动平均模型MA(m)

MA(m)是另一种常用的时间序列模型, 它表示为

$$x_t = a_t - \theta_1 a_{t-1} - \theta_2 a_{t-2} - \dots - \theta_m a_{t-m} \quad (4)$$

其中 $\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_m$ 为常数, $\{a_t\}$ 为白噪声序列

式(4)可以写成算子形式

$$x_t = \Theta(B)a_t \quad (5)$$

式中

$$\Theta(B) = 1 - \theta_1 B - \theta_2 B^2 - \dots - \theta_m B^m$$

称 $\{x_t\}$ 为 m 阶滑动平均模型MA(m)

1.3 自回归滑动平均模型ARMA(n, m)

更一般的过程是用(n 阶)自回归、(m 阶)滑动平均的混合模型来描述, 称为ARMA(n, m)模型, 它满足

$$\begin{aligned} x_t - \varphi_1 x_{t-1} - \varphi_2 x_{t-2} - \dots - \varphi_n x_{t-n} \\ = a_t - \theta_1 a_{t-1} - \theta_2 a_{t-2} - \dots - \theta_m a_{t-m} \end{aligned} \quad (6)$$

(6)式写成算子形式

$$\Phi(B)x_t = \Theta(B)a_t$$

显见, AR(n)模型和MA(m)模型是ARMA(n, m)模型在 n 为0和 m 为0的两个特例。

2 时序建模方法

建模的关键在于确定差分方程(6)的参数 φ_i 和 θ_i 以及定阶(n 和 m)。经典的时序建模方法有Box-Jenkins法、DDS

$N = 5 = 59$ 个样本序列, 由此计算 a_i 的样本自相关函数如表 2 所示。

可算出

$$Q = (N - 6) \sum_{k=1}^{16} \hat{\rho}_a^2(k) = 16.5$$

若残差序列为不相关序列, 则 Q 服从自由度为 11 的 χ^2 -分布。

对给定的显著性水平 $\alpha = 0.05$, 由 χ^2 -分布表可查得自由度为 11 时 Q 的临界值

$$Q_{0.05} = 19.7$$

若给定显著性水平 $\alpha = 0.1$, 由 χ^2 -分布表可查得自由度为 11 时 Q 的临界值

$$Q_{0.1} = 17.3$$

对于上述二种显著性水平, Q 的观察值均大于检验统计量 16.5, 即均未落在“拒绝域”中, 故所建模型是适用的。

4 趋势预测

进行时序分析的主要目的之一, 是在确定了模型和参数的基础上, 对未来可能出现的结果进行数值预报。

设 x_t 为 k 时刻及其以前的历史数据对 x_{k-1} 所作的 l 步平稳线性最小方差预报值, 对 AR 模型可以推出

$$x_t(l) = \varphi_1 x_t(l-1) + \varphi_2 x_t(l-2) + \cdots + \varphi_n x_t(l-n) \quad (8)$$

即

$$\hat{x}_t(l) = \sum_{i=1}^n \varphi_i \hat{x}_t(l-i) \quad (9)$$

预报误差

$$e_t(l) = x_{t+l} - \hat{x}_t(l) = \sum_{i=1}^n p_i a_{t+l-i} \quad (10)$$

并且有

$$E[e_t(l)] = 0 \quad (11)$$

$$E\{[e_t(l)]^2\} = \sigma_a^2 \sum_{i=0}^{l-1} p_i^2 \quad (12)$$

p_i 称为预报权系数, 它们可以递推求得:

$$p_0 = 1$$

$$p_1 = \varphi_1 p_0$$

$$p_2 = \varphi_1 p_1 + \varphi_2 p_0$$

$$\vdots$$

$$p_l = \varphi_1 p_{l-1} + \varphi_2 p_{l-2} + \cdots + \varphi_n p_{l-n}$$

本例的时序模型为

$$x_t = 1.602 8 x_{t-1} - 1.042 3 x_{t-2} + 0.549 9 x_{t-3} - 0.340 8 x_{t-4} + 0.233 7 x_{t-5} + a_t$$

可求得

$$p_0 = 1, p_1 = 1.603, p_2 = 1.527, p_3 = 1.326, p_4 = 1.075$$

预报误差的方差为

$$E\{[e_t(1)]^2\} = 7.96 \times 10^{-4}$$

$$E\{[e_t(2)]^2\} = 0.002 84$$

$$E\{[e_t(3)]^2\} = 0.004 70$$

$$E\{[e_t(4)]^2\} = 0.006 10$$

$$E\{[e_t(5)]^2\} = 0.007 00$$

图 3 给出了光谱预报数据与实测数据的比较, 可见预测效果是理想的。

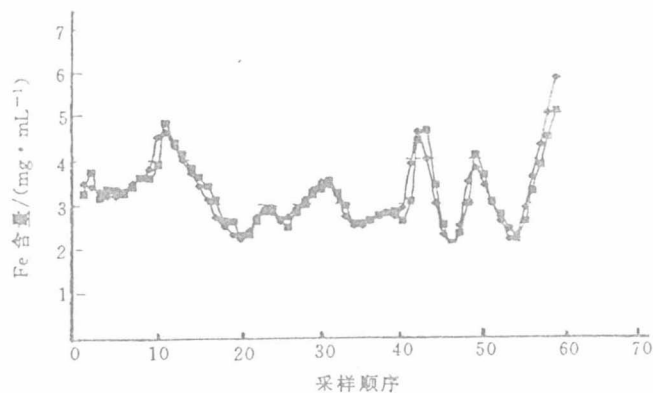


Fig. 3 Compare of the forecasting spectral data and the determined data
—·— 实值 —□— 预报

参 考 文 献

- 1 左洪福, 发动机磨损状态监测与故障诊断技术, 航空工业出版社, 1996, 10
- 2 项静恬, 杜金观, 史久恩, 动态数据处理——时间序列分析, 气象出版社, 1986, 9
- 3 C. 查特菲尔德, 时间序列分析引论, 厦门: 厦门大学出版社, 1987, 11
- 4 杨位钦, 顾 岚, 时间序列分析与动态数据建模, 北京工业学院出版社, 1986, 12
- 5 Shuzi YANG et al (杨叔子等), Mechanical Engineering (Supplement) (机械工程(增刊)), 1986, 9: 1
- 6 S M Pandit, S M Wu, Time Series and System Analysis with Applications, John Wiley and Sons, 1983
- 7 G E P Box, G M Jenkins, Time Series Analysis Forecasting and Control, Rev. Ed., Holden-Day, 1976

The Method of Time Series Modeling and Its Application in the Spectral Analysis of Lubricating Oil

Minliang GAN, Hongfu ZUO, Zhong YANG and Yong JIANG

The Civil Aviation College, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 210016 Nanjing

法等,其中 Box-Jenkins 法于 1976 年提出的^[6,7],是一种比较有影响的建模方法。对于平稳、正态、零均值时序而言,用此法建模大致分为四步^[5]。

(1) 通过观察数据,求出自协方差函数 γ_k (或自相关函数 ρ_k) 与偏自相关函数 φ_{kk} ,利用 γ_k (或 ρ_k) 对 MA 模型的 φ_{kk} 对 AR 模型的截尾特性来判定模型形式及初步确定 MA 或 AR 模型的阶数。

(2) 利用矩估计对模型参数进行初估计。

(3) 利用极大似然估计、最小二乘法估计对模型参数进行精估计。

(4) 对模型进行适应性检验。

本文中,我们着重对滑油光谱数据进行 AR(n) 建模与预测研究。其原因是,AR(n) 建模处理是解算线性方程组,方法简单、快速可靠。而 ARMA(n, m) 模型的建立存在计算复杂、解非线性方程组、迭代速度慢且不一定收敛等问题。对 ARMA(n, m) 模型可用高阶 AR(n) 模型来逼近,其效果已经得到实际检验。

3 时序建模用于光谱数据分析

以下是对某发动机 (No.4101030) 滑油的光谱分析数

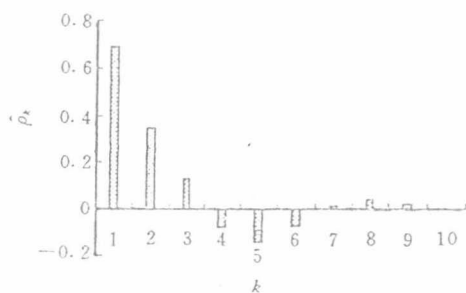


Fig.2 The change of ρ_k and φ_{kk}

可见 ρ_k 和 φ_{kk} 衰减迅速,其偏自相关函数估计值在 $k \geq 5$ 后截尾。故 $\{x_t\}$ 的模型结构选定为 AR(5)。

3.2 参数估计

对上述模型的参数采用最小二乘法估计:令残差平方和

$$S = \sum_{i=1}^n a_i^2 = \sum_{i=1}^n (x_i - \varphi_1 x_{i-1} - \cdots - \varphi_n x_{i-n})^2$$

取最小值。设使 S 取最小值的自回归系数值为 $\hat{\varphi}_i$ ($i = 1, 2, \dots, n$), 则有

$$\left. \frac{\partial S}{\partial \varphi_i} \right|_{\varphi_i = \hat{\varphi}_i} = -2 \sum_{i=1}^n (x_i - \hat{\varphi}_1 x_{i-1} - \cdots - \hat{\varphi}_n x_{i-n}) x_{i-i} = 0$$

整理得

$$\sum_{i=1}^n (\hat{\varphi}_1 x_{i-1} + \hat{\varphi}_2 x_{i-2} + \cdots + \hat{\varphi}_n x_{i-n}) x_{i-i} = \sum_{i=1}^n x_i x_{i-i}$$

解此线性方程组,可求得 $\hat{\varphi}_i$ ($i = 1, 2, \dots, n$)。

对于本例,可求得: $\varphi_1 = 1.6028$, $\varphi_2 = -1.0423$, $\varphi_3 = 0.5499$, $\varphi_4 = -0.3408$, $\varphi_5 = 0.2337$, $\sigma_a^2 = 7.966 \times 10^{-4}$ 。

据进行时序建模和趋势预测的一个实例。

3.1 建立 AR 时序模型

对该发动机滑油定期采样,进行光谱分析得到铁元素含量曲线如图 1 所示。表 1 列出了计算的样本的自相关函数 ρ_k 和偏自相关函数 φ_{kk} 的估计值。

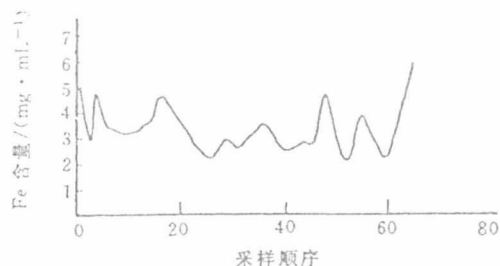


Fig.1 Concentration of element iron

Tab.1 The ρ_k and φ_{kk} of different samples

k	ρ_k	φ_{kk}	k	ρ_k	φ_{kk}
1	0.692 0	0.692 0	6	-0.071 9	0.076 3
2	0.348 3	-0.250 6	7	0.015 0	0.050 0
3	0.133 0	0.010 1	8	0.039 2	-0.087 9
4	-0.078 4	-0.226 1	9	0.021 1	-0.039 2
5	-0.144 5	0.109 2	10	0.002 8	0.021 3

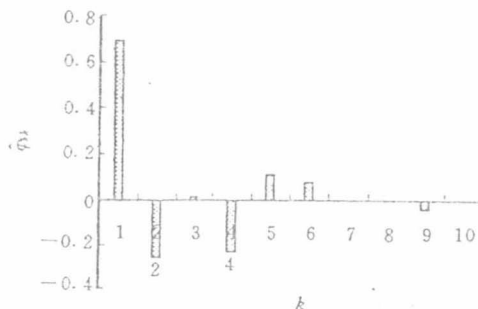


图 2 给出了自相关函数 ρ_k 和偏自相关函数的估计值 φ_{kk} 随相关延迟 k 的变化规律。

3.3 模型的适应性检验

检验方法有多种,我们采用 χ^2 -检验,检查模型残差序列是否为白噪声,若是,则可以认为模型是合理的。

假设 $\sqrt{N}\rho_k(N, \alpha)$, $k = 1, 2, \dots, K$, 是 K 个独立的 $N(0, 1)$ 分布随机变量,则检验统计量

$$Q = N \sum_{k=1}^K \hat{\rho}_k^2 \quad (7)$$

为自由度等于 K 的中心 χ^2 -分布。

Tab.2 The autocorrelative function of different samples

k	$\hat{\rho}_k(k)$	k	$\hat{\rho}_k(k)$	k	$\hat{\rho}_k(k)$	k	$\hat{\rho}_k(k)$
1	0.423 7	5	-0.188 3	9	-0.128 9	13	-0.063 0
2	0.054 4	6	-0.024 8	10	-0.052 5	14	-0.053 6
3	-0.052 1	7	0.027 9	11	0.061 4	15	-0.044 2
4	-0.091 6	8	-0.139 9	12	-0.048 8	16	0.022 8

本例中根据拟合的 AR(5) 模型参数可以求得 a_i 长度为

Abstract In this paper, we discuss the applications of time series modeling method in the analysis of lubricating oil of mechanical equipment. We obtained satisfactory results by applying AR model to perform time series modeling and forecasting analysis to the collected spectral analysis data of the air engine. So we have built a practical method for state monitoring and trouble forecasting of mechanical equipment.

Keywords Spectral analysis, Time series modeling, Trend forecasting, Monitoring technique of lubricating oil

(Received May 24, 1999; accepted Nov. 8, 1999)

第七届全国原子光谱分析学术报告会征文通知

中国化学会、中国地质学会和中国光谱学会(筹)定于2000年第三季度召开第七届全国原子光谱分析学术报告会。现将征文及有关事项通知如下:

一、征文内容

1. 等离子体原子发射光谱(包括 ICP、DCP、MIP)、等离子体质谱(ICP-MS)、原子吸收、原子荧光以及其它原子光谱分析的新技术、新方法、新仪器和基础理论研究;
2. X-射线荧光光谱分析新技术、新方法研究;
3. 原子光谱分析中的进样技术、联用技术;
4. 计量化学及计算机技术在原子光谱分析中的应用;
5. 分离预富集技术及其在痕量分析和形态分析中的应用;
6. 样品预处理的新技术等。

二、有关事项

1. 凡在国内外刊物上公开发表过或在全国性学术会议上交流过的论文不属应征之列。
2. 应征论文请写成1200~1500字的详细摘要(含中文题目、通讯地址和参考文献),并附4000~6000字的全文,要求主题明确、文字简练、图表规范、数据可靠。文稿用计算机打印,插图用墨笔绘在硫酸纸上,绘图上的文字用铅笔书写。无条件打印者,对誊写要求字体端正、清楚。并附英文题目和通讯地址。于2000年3月底前挂号寄至:北京海淀区魏公村学院南路76号,光谱学与光谱分析期刊社收,邮编:100081。信封请注明“会议征文”字样;论文经评审录用后将通知作者,将择优录用的论文刊登在《光谱学与光谱分析》上。稿件无论录用与否不再退稿,请作者自留底稿。

三、仪器展销

为了方便仪器厂家向用户介绍产品,会议期间拟同时举办分析仪器仪表展示,举行产品信息发布会。欢迎国内外仪器厂家到会展示仪器和发布广告。联系人同上,联系电话:010-62182998

四、会议时间和地点

2000年9月初在成都召开第七届全国原子光谱分析学术报告会。

中国化学会
中国地质学会
中国光谱学会(筹)
四川省分析测试学会
四川省预防医学会卫生检验委员会
四川大学

1999年7月

关于振动加速度信号幅值解调的五种方法*

干敏梁 刘红星

(南京航空航天大学 民航学院 南京 210016)

摘 要 从机械表面拾取的振动加速度信号通常具有调幅特性,本文列出了五种幅值解调方法,从理论上探索了它们之间的联系,并用模拟信号和实测信号验证了这种关系。实验结果是令人满意的。

关键词: 振动加速度,幅值解调

中图分类号: TN911.72

0 引言^[1-3]

鉴于机械设备出现故障时,其振动加速度信号会出现调制特性,故解调处理是故障诊断的基本处理手段。

在通信信号、机械信号等的幅值解调中,传统的方法及新近出现的方法大概有五种,它们是:绝对值算子解调法,线性算子解调法,平方算子解调法,Hilbert算子解调法和能量算子解调法等。设调幅信号为 $x(t)$,则五种算子定义如下:

- (1) 绝对值算子 A : $A(x(t)) = |x(t)|$;
- (2) 线性算子 L : $L(x(t)) = (|x(t)| + x(t))/2$;
- (3) 平方算子 S : $S(x(t)) = x^2(t)$;
- (4) Hilbert算子 H : $H(x(t)) = x(t) * (1/\pi t)$
* 为卷积号;
- (5) 能量算子 Ψ : $\Psi(x(t)) = (x(t))^2 - x(t)x(t)$;

通常, A 算子幅值解调或 L 算子幅值解调是通过信号进行 A 运算或 L 运算后再进行低通滤波实现; S 算子幅值解调,先对信号进行 S 运算和低通滤波再进行算术根运算实现; H 算子幅值解调是通过求原信号 x 和 $H(x)$ 的平方和的算术根实现; Ψ 算子幅值解调是通过求 $\Psi(x)$ 的算术根实现。

上述的五种解调方法都可以将信号的载波分量分离出去,但是对同一个信号,所述的五种解调法解出的信号幅值并不统一,因此,有必要对五种方法的解调原理做进一步的研究,以寻求五种方法解调结果的一致。

1 五种解调方法的公式推导

设有调幅信号 $x(t) = a(t)\cos(\omega_c t)$, 其中, $a(t)$:随时间变化的幅值,有 $a(t) \geq 0$,其最高频率为 ω_a , ω_c 为载波频率,有 $\omega_c \gg \omega_a$ 。那么:

(1) $x(t)$ 的绝对值算子运算为:

$$A(x(t)) = a(t)|\cos(\omega_c t)| = a(t) \cdot$$

$$\left(\frac{2}{\pi} + \frac{4}{3\pi}\cos(2\omega_c t) - \frac{4}{15\pi}\cos(4\omega_c t)\right)L \quad (1)$$

对式(1)的绝对值算子运算结果进行低通滤波有:

$$A_{LPF}(x(t)) \approx \frac{2}{\pi}a(t) \quad (2)$$

其中,LPF:低通滤波。

(2) $x(t)$ 的线性算子运算为:

$$L(x(t)) = \frac{a(t)}{2}(|\cos\omega_c t| + \cos\omega_c t) = a(t) \cdot$$

$$\left(\frac{1}{\pi} + \frac{1}{2}\cos\omega_c t + \frac{2}{3\pi}\cos 2\omega_c t - \frac{2}{15\pi}\cos 4\omega_c t\right)L \quad (3)$$

对式(3)的线性算子运算结果进行低通滤波有:

$$L_{LPF}(x(t)) \approx \frac{1}{\pi}a(t) \quad (4)$$

其中,LPF:低通滤波。

(3) $x(t)$ 的平方算子运算为:

$$S(x(t)) = a^2(t)\cos^2\omega_c t = \frac{a^2(t)}{2}(1 + \cos 2\omega_c t) \quad (5)$$

对式(5)的平方算子运算结果进行低通滤波有:

$$S_{LPF}(x(t)) \approx a^2(t)/2 \quad (6)$$

其中,LPF为低通滤波。

(4) $x(t)$ 的Hilbert算子运算为:

$$H(x(t)) = (a(t)\cos\omega_c t) * \frac{1}{\pi t} \approx a(t)\sin\omega_c t \quad (7)$$

(5) $x(t)$ 的能量算子运算为^[1-3]:

$$\Psi(x(t)) = \Psi(a(t)\cos\omega_c t) \approx a^2(t)\omega_c^2 \quad (8)$$

由式(2)、(4)、(6)、(7)、(8)可得下列的五种方法解调的统一关系式:

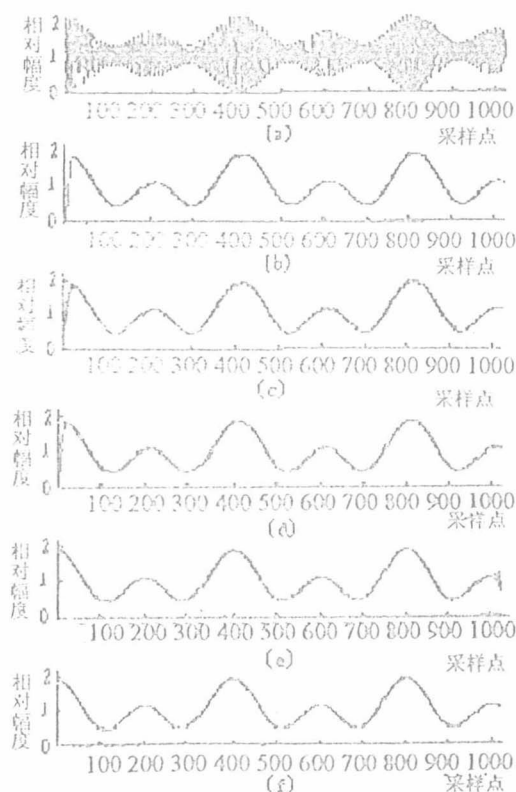
$$a(t) \approx \frac{\pi}{2}A_{LPF}(x) \approx \pi L_{LPF}(x) \approx \sqrt{2S_{LPF}(x)} \approx \sqrt{x^2 + H^2(x)} \approx \frac{1}{\omega_c} \sqrt{\Psi(x)} \quad (9)$$

* 收稿日期:1999-01-22

第一作者 干敏梁 男,副教授,1945年3月生

2 模拟信号的解调

图1示出了按式(9)的统一关系式对模拟调幅信号进行解调的结果。从图上可以看出,五种解调方法用式(9)的关系解出的调制信号很一致。由于A算子法、L算子法和S算子法加低通滤波的原因,图1(b)、图1(c)、图1(d)分别在解出的调制信号开头出现一小段过渡。H算子由于实现时不可避免的加窗效应,图1(e)在信号两端出现了波动。图1(f)所示的能量算子解调结果似乎是最理想的。经计算,图(1)五种方法解调出的图1(b)、(c)、(d)、(e)、(f)包络信号与理想包络 $a(t) = 1 + 0.4\cos(40\pi t) + 0.5\cos(80\pi t)$ 的幅值均方差根分别为0.2081、0.1987、0.1770、0.0198、0.0002;这些由滤波、加窗等产生的解调误差虽有差异,但都很小,验证了式(9)关系式的正确性。



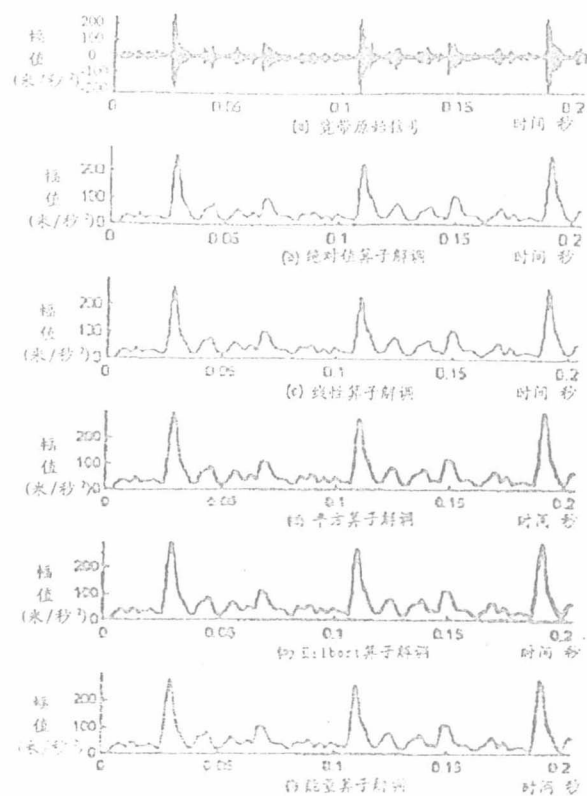
(a)原始模拟信号 $x(t) = (1 + 0.4\cos(40\pi t) + 0.5\cos(80\pi t)) \cdot \cos(1600\pi t)$; (b)绝对值算子解调 (c)线性算子解调 (d)平方算子解调 (e)Hilbert算子解调 (f)能量算子解调

图1 模拟信号的五种算子解调结果

3 实测信号的解调

图2示出了一实测信号按式(9)的解调结果。实测的信号为从一有故障的齿轮箱表面拾取的振动加速度信号,采样频率2KHz,采样长度2048点。为了提高信噪比、去除无用的载波分量,常常对它们进行解调处理。图2(b)、(c)、(d)、(e)、(f)所示的五种解调结

果的各自幅值均值分别为62.6202、62.5966、70.8679、63.1074、63.8506,各自幅值标准差分别为34.4912、34.9799、40.8651、35.6250、34.8968。虽然实际信号异常复杂,可以看出,五种方法按式(9)解调的结果一致性还是可以接受的。



(a)实测的齿轮箱表面振动加速度信号 (b)绝对值算子解调 (c)线性算子解调 (d)平方算子解调 (e)Hilbert算子解调 (f)能量算子解调

图2 实测信号的五种算子解调结果

4 结 论

通过对列出的五种解调方法的公式推导,本文得出了五种解调方法的统一关系式。模拟信号和实测信号的解调实例表明,五种方法用这一关系式解调的结果具有好的一致性。

参 考 文 献

- 1 Petrus Murgos, etc. On Amplitude and Frequency Demodulation Using Energy Operator, *IEEE Transactions On Signal Processing*, 1993, 41(4):1532-1550
- 2 Alexouros Potamianos, etc. A Comparison of the Energy Operator and the Hilbert Transform Approach to Signal and Speech Demodulation, *Signal Processing* 37(1994), 95-120
- 3 Petrus Murgos, etc. Energy Separation in Signal Modulations with Application to Speech Analysis, *IEEE Transactions on Signal Processing*, 1993, 41(10):3024-3051

文章编号:1000-6893(2000)04-0372-04

双 BP 神经网络在磨损颗粒自动识别中的应用

左洪福¹, 吴振锋¹, 杨 忠²

(1. 南京航空航天大学 机电工程学院, 江苏 南京 210016)

(2. 南京电力高等专科学校, 江苏 南京 210008)

APPLICATION OF DOUBLE BP-NETWORK IN DEBRIS IDENTIFICATION

ZUO Hong-fu¹, WU Zhen-feng¹, YANG Zhong²

(1. Department of Mechanical Engineering, Nanjing Univ. of Aero. and Astro., Nanjing 210016, China)

(2. Nanjing Institute of Electric Power, Nanjing 210008, China)

摘 要: 引入了一套磨粒形态学描述子来提取磨损颗粒的显微形态特征, 然后以此为输入参数提出了一套 BP 神经网络, 对磨损颗粒进行自动识别分类。针对本网络输入参数多, 网络训练耗时长的问题, 尝试采用因子模糊化的网络训练方法, 大幅度提高了神经网络的训练速度, 并取得了较好的应用效果。

关键词: 双 BP 神经网络; 因子模糊化; 磨粒识别

中图分类号: V261

文献标识码: A

Abstract: A set of morphology descriptors of debris is presented to describe the micro-feature of wear particles, and the program to auto-identify wear particles by means of artificial neural network (ANN) technique is compiled. During training the network, the fuzzified-factor based training technique given out in this paper is used, and the training process is accelerated rapidly. When the network is used to identify the wear particles, the identifying accuracy is higher than 90%, and the identifying speed is very fast. The method by far excels the traditional ones.

Key words: double back-propagation neural network; fuzzified-factor; debris identification

为了保证现代机械设备的安全可靠运行, 涌现出多种机械设备状态监测和故障诊断技术, 其中, 铁谱技术具有广泛的应用前景。对于铁谱分析, 如何准确地对磨损颗粒进行分类识别是解决问题的关键, 传统铁谱技术是依靠专家经验来识别磨粒, 对操作者要求较高, 效率低下而且有较大的人为误差^[1]。随着计算机视觉和图象处理技术的发展, 可以应用计算机对磨粒图象进行处理, 计算出磨粒的各种特征参数, 再引入人工神经网络技术, 以磨损颗粒特征参数为输入向量, 应用前馈神经网络为分类器, 自动识别磨粒, 从而解决了铁谱分析中这一关键问题, 在实际工作中取得了较好的应用效果。

1 磨粒形态学参数描述子^[2,3]

在应用铁谱技术进行磨损故障诊断过程中, 磨损颗粒是最主要的诊断信息源。为了对磨粒的各种形态特征进行定量分析, 本文在计算机视觉和图象处理的基础上, 运用形态学分析方法, 综合建立了磨粒的形态学特征参数描述体系, 用于提取磨粒的各种分类特征。表 1 给出了部分参数的定义或说明, 这些参数提取了不同种类磨粒的形

态特征, 可作为诊断依据。

根据机械零件之间的磨损模式不同可以将磨损颗粒分为正常滑动磨粒、严重滑动磨粒、切削磨粒、疲劳剥块、层状磨粒、球状磨粒及氧化物磨粒 7 类。各种磨损模式都有其对应的一些磨损颗粒, 根据各类磨粒的多少, 即可判断机械所处的运行状态, 并对故障进行定位。表 2 归纳出了典型机械零件其磨损机理、损伤模式及其磨粒特征等三者之间的内在联系。

2 BP 神经网络的基本原理及其在磨粒识别中的应用策略^[4,5]

人工神经网络模型是在现代神经生理学和心理学研究基础上, 模仿人的大脑结构特征而建立的一种非线性动力学网络系统, 它由大量的简单非线性处理单元(类似于人脑的神经元)高度并联、互联而成, 具有对入脑某些基本特性的简单的数学模拟能力。神经网络方法用于磨粒识别与分类具有比较高的精度。

首先对 BP 神经网络原理进行介绍。图 1 所示的是 1 个 3 层 BP 网络, 它由输入层、隐层和输出层组成, 每一层包括若干个神经元。通过调整网络的权重和阈值, 将使网络实现样本的输入至输出的关系映射。

表1 磨粒形态学参数描述子

类型	方法	参数	定义
尺寸	结构运算	面积 A	$A = \iint_{\Omega} dx dy$ 或 $A = H(0)$
	形式	等效圆直径 D	$D = \sqrt{4A/\pi}$
	矩变换	长轴长度 a 短轴长度 b	$\begin{cases} a = (4/\pi)^{1/4} I_2^{3/8} / I_4^{1/8} \\ b = (4/\pi)^{1/4} I_2^{3/8} / I_4^{1/8} \end{cases}$ 其中 I_2, I_4 为绕主轴的二阶矩
形状	内部空间域分析	圆度 R_d	$R_d = P_e^2 / (4\pi A)$, 式中 P_e 为颗粒的周长
		长/短轴比 R_t	$R_t = a/b$
		凹度 C_v	$C_v = L/Z$, 其中 Z 为磨粒区域的最小突包周长
结构	欧拉	磨粒孔隙率 E''	$E'' = n(0)/n(1)$ 其中 $n(0)$ 为白点数; $n(1)$ 为黑点数
灰度	统计	均值 G_m 、方差 G_v	在磨粒区域内,按概率统计法计算
边缘	结构运算	在零点展开的结构圆函数 $H(r)$	$H(r) = S(A-B) = H(0) + H'(0)r + H''(0)r^2/2 + \dots$
		周长 P_e	$P_e = H'(0)$
		边界转折度 A_n	$A_n = H''(0)$ 或 $A_n = H'' = 2 \sum_{k=1}^n \tan \alpha_k$ ($-\pi/2 < \alpha_k < \pi/2$)
分维	分维分析	灰度纹理 F_{g1}	$F_{g1} = 1 - D_{g1}$
		灰度结构 F_{g2}	$F_{g2} = 1 - D_{g2}$
		边缘纹理 F_{p1}	$F_{p1} = 1 - D_{p1}$
		边缘结构 F_{p2}	$F_{p2} = 1 - D_{p2}$
相位	矩变换	相对磁场的相位角 φ	$\varphi = \frac{1}{2} \arctan \left(\frac{2\overline{m}_{1,1}}{\overline{m}_{0,2} - \overline{m}_{2,0}} \right)$ 其中 $\overline{m}_{1,1}, \overline{m}_{0,2}, \overline{m}_{2,0}$ 为二阶矩

表2 典型零件的磨损类型、损伤模式及其产生的特征磨粒

接触性质	典型零件	关系	损伤模型	关系	磨损类型	关系	特征磨粒	
低副接触	滑动轴承							
	油塞环、缸		微缓磨损		粘着磨损		正常滑动	
	滑阀类						严重磨损	
	制动器、离合器		严重磨损		磨料磨损		切削磨损	
高副接触	滚动轴承							
	渐开线齿轮							疲劳剥块
	螺旋齿轮		点蚀		疲劳磨损		层状磨粒	
	凸轮挺杆机构						球状磨粒	
	摩擦传动		胶合		腐蚀磨损			
	机车轮、轨						氧化物微粒	

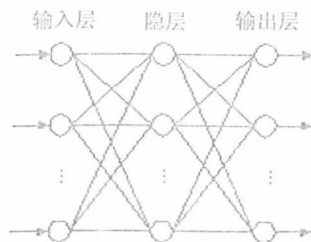


图1 BP学习网络

BP 算法的学习过程由正向传播和反向传播 2 部分组成。在正向传播中,输入信息从输入层经隐层单元逐层处理,并传向输出层,每一层神经元的状态只影响下一层神经元的状态。如果在输出层不能得到期望的输出,则进行反向传播,将误差信号沿原来

的连接通道返回,通过修改各层网络的权重,使误差信号最小。取激励函数为 sigmoid 函数

$$F_s(x) = 1/(1 + \exp(-x)) \quad (1)$$

其微分形式为

$$F'_s(x) = F_s(x)(1 - F_s(x)) \quad (2)$$

定义误差函数

$$e = \frac{1}{2} \sum_j (t_j - y_j)^2 \quad (3)$$

其中: y_j 为网络的实际输出; t_j 为期望输出。网络按梯度下降法来修改权重和阈值,即

$$\Delta W_{ji} = -\eta \partial e / \partial W_{ji} \quad (4)$$

设某一层中第 j 个节点在第 p 个样本点时的总输入为 N_j^p , 则

$$N_j^p = N_j = \sum_i y_i W_{ji} \quad (5)$$

其中: $y_i = F_s(N_i) = 1/(1 + \exp(-N_i))$ 。

定义: $\delta_j = -\partial e / \partial N_j$, 经推导得

$$\delta_j = y_j(1 - y_j)(t_j - y_j) \quad (j \text{ 为输出节点}) \quad (6)$$

$$\delta_j = -\dot{F}_s(N_j) \sum_k \delta_k W_{jk} \quad (j \text{ 为隐层节点}) \quad (7)$$

实际磨损颗粒中,某些类别的磨粒特征较为明显,只需要较少参数即可识别,而某些类别的磨粒之间,特征很不明显,需要较多的特征参数作为输入参数才能达到较高的识别率。为了既提高识别率,又加快识别速度,采用双BP识别网络。

双BP网络是构造A和B两个BP网络,网络A用于识别特征明显的磨粒,而网络B输入节点较多,可以识别特征不太明显的磨粒。网络A和B之间可以串联,也可以并联,前者是将网络B串联于网络A之后,如果网络A可以识别磨粒则直接输出识别结果,否则增加一些参数之后送入网络B继续识别;后者则是将网络A和B并联,取2网络输入节点的并集为输入参数,将所选参数全部输入网络进行识别。2种连接形式识别率基本相同,只是串联情况下识别速度较快。

3 基于因子模糊化方法的BP训练算法^[4,5]

神经网络特点之一是具有自学习特性,因此网络训练的质量及速度是重要的网络特性参数。构建的BP神经网络并非真正的并行操作,而是在PC机上利用软件方法模拟实现的,操作速度较慢;网络输入节点较多(最多达到34个),而且必须经过大量的磨粒样本的训练才能达到需要的识别精度,所以训练时间自然较长。为了解决这些问题,就要求训练过程中收敛速度尽量快。

为改善收敛特性,在权重的变化式中加入动量项,即

$$\Delta W_{ji}(t+1) = \eta \delta_j y_i + \alpha \Delta W_{ji}(t) \quad (8)$$

其中: η 为学习因子; α 为动量因子。由以上可得权重的修正式

$$W_{ji}(t+1) = W_{ji}(t) + \eta \delta_j y_i + \alpha \Delta W_{ji}(t) \quad (9)$$

可以看到,BP网络实际上是把一组样本的输入和输出问题转化为一个非线性优化问题,使用了优化中的梯度下降法,这不可避免地导致算法的不完备性,即存在局部极小值。因此,出于收敛速度和尽量避免局部极小值的考虑,引入一种因子模糊化方法:如果在网络训练的初期利用较大的学习因子,而训练到一定程度时采用较小的学习因子,将有利于加快学习速度;同时,根据训练

误差变化速度CE和加速度CCE来改变动量因子和学习因子的大小,使网络在误差较小时进行“晃动”,则有利于逃出局部极小点。其基本原则是:

①如CE和CCE均较大,则 α 和 η 都变小;②如CE为正大而CCE为负大,则只减小 η ;③如CE和CCE都正小,则增大 α 和 η 。

设 $\eta = \eta_0 + \Delta\eta$, $\alpha = \alpha_0 + \Delta\alpha$, η_0 和 α_0 为基准值, $\Delta\eta$ 和 $\Delta\alpha$ 变化的一个例子如表3、表4。采用上述因子模糊化方法,对异或问题进行了网络训练,证明该算法可将网络训练速度提高5~10倍。

表3 $\Delta\eta$ 的模糊取值表

CE CCE	NB	NS	ZE	PS	PB
NB	-0.15	-0.15	-0.10	-0.10	-0.10
NS	-0.15	-0.05	0	0	-0.10
ZE	-0.05	0.10	0.15	0.10	-0.05
PS	-0.15	0	-0.10	-0.05	-0.15
PB	-0.10	-0.10	-0.05	-0.15	-0.15

表4 $\Delta\alpha$ 的模糊取值表

CE CCE	NB	NS	ZE	PS	PB
NB	-0.20	-0.10	0	0	0
NS	-0.10	0	0.10	0	0
ZE	0	0.10	0.20	0.10	0
PS	0	0	0.10	0	-0.10
PB	0	0	0	-0.10	-0.20

注:表3、4中NB, NS, ZE, PS, PB分别代表远小于零、小于零、等于零、大于零、远大于零。

4 双BP网络在磨粒识别中的应用实例^[4]

应用双BP神经网络进行磨粒分类与识别的具体操作步骤如下:

(1) 首先把磨粒图谱库划分为1个标准库和2个测试库,并对磨粒进行预处理。

(2) 构造2个BP网络A和B。网络A用于识别特征显著的1, 3, 5, 6类磨粒(即正常滑动磨粒、切削磨粒、层状磨粒和球状磨粒),网络B负责识别2, 4类磨粒(即严重滑动磨粒和疲劳剥块)。

(3) 训练网络A 选择网络结构为17-24-4。其中:输入节点(神经元)有17个,对应17个磨粒特征(如等效椭圆直径、圆形度、细长度、散射度、凹度、形心偏心度、长短轴比、体态比、转折度、孔隙率、4个纹理相关系数等);4个输出节点对应1, 3, 5, 6类磨粒。然后以标准库中6类磨粒(共295颗)为学习样本训练网络,其中:属于1, 3, 5, 6类的磨粒(共210颗)其对应的期望输出取0.99;属于2, 4类的磨粒(共85颗)所对应的期望

输出取 0.01。在奔腾 100MHz, 16M 内存微机上用时约 4h, 收敛误差至 0.02。

(4) 训练网络 B 选择网络结构为 28-33-2。其中输入节点有 28 个, 对应的磨粒特征有一部分与网络 A 的重合, 另一部分则包括 4 个中心矩、4 个不变矩、2 个分形维数及与纹理有关的灰度、梯度方面约 20 个参数; 2 个输出节点分别对应 2, 4 类磨粒。加入其它纹理参数的目的, 是要将严重滑动磨粒表面常有的划痕同疲劳剥块的腐蚀状麻点分离开来, 与 (3) 类似, 以标准库中 6 类共 295 颗磨粒为学习样本训练网络, 其中: 属于 2, 4 类的磨粒对应的期望输出取 0.99; 其它类磨粒的期望输出取 0.01。经过 5h, 收敛误差至 0.13。

(5) 网络回忆的识别过程 设有一个待识别磨粒, 将其送入 A 网络或 (和) B 网络, 所得的输出值必然小于 1.0, 因此可以将该值视为该磨粒属于对应输出节点的类的信度或可能性。

对于网络 A 与 B 串联, 首先送入网络 A 识别, 得到 4 个输出值 $o_1, \dots, o_4$, 选择阈值 T_H (如 0.7), 若 $o_m = \max\{o_1, \dots, o_4\} \geq T_H, m \in [1, 4]$,

则磨粒归入第 m 类, 分类结束; 若 $o_m < T_H$, 则可能不属于网络 A 的 4 类而属于网络 B 的 2 类, 因此将该磨粒送入网络 B , 依网络 A 方法, 若 $o_n \geq T_H, n \in [1, 2]$, 则磨粒归入第 n 类, 分类结束; 若 $o_n < T_H$, 则表明磨粒不可分, 可将 $\max\{o_m, o_n\}$ 返回。

对于网络 A 与 B 并联的形式, 将该磨粒同时送入网络 A 和 B 识别, 得到 6 个输出值 $o_1, \dots, o_6$, 选择阈值 T_H , 若 $o_m = \max\{o_1, \dots, o_6\} \geq T_H, m \in [1, 6]$, 则磨粒归入第 m 类; 若 $o_m < T_H$, 则表明磨粒不可分, 将 o_m 返回。

一般来讲, 网络 A 与 B 串联和并联的识别结果是有区别的, 但在大多数情况下这种差异不很明显, 而且串联形式显得更加快捷一些。

表 5 所列为采用上述双 BP 网络 (串联) 对测试库 1 和 2 的磨粒分别进行识别的计算实例。由于测试库 1 来自标准图谱库, 因而与测试库 2 相比识别率高而误差较小。这一结果同其它文献^[2]的相比有了一定的提高, 证明了本识别方法的有效性和特征参数选择的合理性。

表 5 网络 A 与 B 串联形式的测试库磨粒识别结果

磨粒种类	测试库 1				测试库 2			
	正确	误分出	误分入	不能	正确	误分出	误分入	不能
正常滑动	1.00	0	0	0	0.93	0.07	0.03	0
严重滑动	0.90	0.10	0.10	0	0.80	0.15	0.16	0.05
切削磨粒	0.95	0.05	0	0	0.90	0.05	0	0.05
疲劳剥块	0.90	0.10	0.10	0	0.80	0.13	0.20	0.07
层状磨粒	1.00	0	0.05	0	0.93	0.07	0.07	0
球状磨粒	1.00	0	0	0	0.93	0.07	0.13	0

经过分析可得产生误差的主要原因为: ①标准库磨粒自身存在误差, 分布在图象采集与校正、边缘提取及专家确认等若干方面, 此外还有所获取磨粒的数目不太多; ②描述磨粒的特征不够多、用于网络训练的特征组合的恰当程度以及同种磨粒形态的差异性等, 均影响着磨粒分类的误差; ③BP 算法的局部极小、结构的确定、权值初值设定等均会影响训练速度并导致误差不能继续减小, 从而影响网络的泛化能力。

参 考 文 献

- [1] Anderson D P. 磨粒图谱[M]. 金元生, 杨其明译. 北京: 机械工业出版社, 1987. 1~14.
- [2] 左洪福. 发动机磨损状态监测与故障诊断技术[M]. 北京: 航空工业出版社, 1995. 63~114.
- [3] 徐建华. 图象分析与处理[M]. 北京: 科学出版社, 1992. 45~79.
- [4] 杨忠. 发动机磨损故障智能诊断技术研究[D]. 南京: 南京航空航天大学, 1998. 26~58.

- [5] 周继成, 等. 人工神经网络[M]. 北京: 科学普及出版社, 1993. 31~67.

作者简介:



左洪福 男, 1959 年生, 教授, 博士生导师, 1989 年在中国矿业大学获得博士学位, 目前主要从事航空发动机状态监测与故障智能诊断技术研究, 发表论文 20 余篇, 专著 1 本。



吴振锋 男, 1975 年生, 现在南京航空航天大学机电工程学院攻读博士学位, 主攻方向为发动机状态监测与故障智能诊断技术。

杨忠 男, 1969 年生, 1998 年在南京航空航天大学机电工程学院获得博士学位, 现在南京电力高等专科学校任教, 主要从事人工智能、系统集成方面的研究。

DMAS 智能化铁谱分析系统及其应用

左洪福 吴振锋 陆海琴 于敏梁 孙有朝

(南京航空航天大学民航学院 南京, 210016)

摘要 磨粒是研究磨损状态时最直接、最重要的信息元,通过对润滑油中所携带的磨粒进行监测与分析来判断机械设备的磨损情况,可以监测并预防机械设备的磨损故障。DMAS(Debris monitoring and analytic system)智能化铁谱分析系统是在传统的铁谱磨损故障监测诊断技术基础上开发成功的一项高新技术成果,系统操作简单,自动化程度高,能及时准确预报及诊断机器的各种磨损类故障。文中详细地介绍了 DMAS 智能化铁谱分析系统的基本原理,软硬件构成及在发动机磨损状态监测中的应用情况。

关键词: 磨损;磨粒;故障诊断;模式识别;专家系统

中图分类号: TP391.4; V233.4; V263.6

引 言

随着航空运输业的蓬勃发展,飞行安全问题也越来越突出。从 1992 年国际民航组织(ICAO)理事会对 1983~1992 年各类飞行事故的统计数据可以看出,事故率总体呈上升趋势,而且在造成各类飞行事故的诸因素中,机械故障原因所占比例为 25%~30%。其中,磨损类故障是导致各种破坏事故中最重要的机械因素。

现代机械设备都有良好的润滑系统。当机械零件发生磨损时,产生的磨粒随润滑油进入了润滑系统中。润滑油就象机器的“血液”,铁谱诊断技术正是通过对润滑油中的磨粒进行分析而给机器“验血”,从而诊断机械的磨损类故障。然而,传统铁谱技术存在较大缺点:随机误差大,重复性精度低;观测分析要依靠主观经验;制谱手续繁琐,自动化程度低;不能分析非铁磁性磨粒。针对这种状况,南京航空航天大学发动机故障诊断研究所对传统的铁谱诊断技术,从诊断原理,分析方法以及分析仪器等各方面加以研究改进,开发出一套 DMAS(Debris monitoring & analytic system)智能化铁谱分析系统。

1 DMAS 系统的基本原理^[1,3,4]

磨损时,磨粒是研究磨损过程中接触表面摩擦学行为的重要信息源,也是揭示磨损表面

* 民航自选科技基金(编号:E9703-MN)资助项目。

收稿日期:1999-09-28;修改稿收到日期:1999-10-28

第一作者 左洪福 男,教授,1959 年 9 月生。