

# 基于图像的发动机滑油滤磨屑定量分析技术

陈立波<sup>1,\*</sup>, 陈果<sup>2</sup>, 宋科<sup>1</sup>, 王洪伟<sup>1</sup>

1. 北京航空工程技术研究中心, 北京 100076

2. 南京航空航天大学 民航学院, 江苏 南京 210016

**摘要:** 定量分析滑油滤磨屑是提高航空发动机内部磨损故障诊断成功率的有效技术途径。为满足某型航空发动机使用维护中滑油滤磨屑快速定量分析和磨损状态诊断的实际需求,设计制造了油滤磨屑自动清洗收集装置,采用电荷耦合器件(CCD)获取油滤磨屑数字图像,运用二维最大熵遗传算法对磨屑图像进行阈值分割后提取磨屑目标的特征量,将磨屑特征量与反映铁磁性磨屑当量质量的磨损烈度值进行关联,用以确定发动机内部磨损状态。实际分析过程中,首先针对大量已知磨损烈度值的油滤磨屑图像案例样本,通过多元回归分析法确定磨屑图像特征量和磨损烈度值之间的线性关系;然后针对待测磨屑图像样本,运用已得到的回归公式计算出磨损烈度值,与设定的磨损烈度阈值进行比较,实现对发动机磨损状态的分析诊断;最后,通过某型发动机维护过程中滑油滤磨屑定量分析诊断的实际案例验证了所提方法的有效性。

**关键词:** 航空发动机; 滑油滤; 磨屑; 图像分析; 磨损; 诊断

中图分类号: V263.6 文献标识码: A

滑油滤上出现的磨屑数量和特征,是揭示航空发动机使用过程中摩擦表面磨损机理、监测磨损过程以及诊断磨损失效类型最直接的信息元,是研究判断摩擦表面所发生的磨损状态严重程度及其失效类型的重要依据。

传统的滑油滤检查方法是通过目视检查,定性判断磨屑数量和形貌是否异常,具有很强的主观性。20世纪70年代以来,油滤磨屑定量分析(Quantitative Filter Debris Analysis, QFDA)技术开始出现。美国盖瑞得发动机公司把油滤分析作为发动机油液光谱监控的重要补充,分析过程中将磨屑称重,采用磁铁将磁性物与非磁性物分开,通过显微镜观察形貌,运用化学分析法区别磨屑成分与含量,这种方法显然耗时复杂。

近年来,采用能量色散 X 荧光光谱分析(EDXRF)和扫描电镜能谱(SEM)等技术,对油滤磨屑进行分析的报道较多<sup>[1-3]</sup>。GasTops 公司研制开发了 Filtercheck 自动油滤碎屑分析系统<sup>[4]</sup>,主要由油滤自动清洗和制样系统、MetalSCAN 颗粒监测系统和 X-荧光监测系统 3 个部分组成,它将清洗下的磨屑等杂质通过 MetalSCAN 检测铁磁性和非铁磁性磨屑的数量,通过 X-荧光光谱仪分析磨屑的元素成分。该系统已在美军 J52-P-408、F404、F100 等发动机监控中得到成功应用,可对油滤磨屑进行定量和定性监控,但缺点是仪器系统复杂,分析时间较长。磨屑图像分析技术最早应用于油液铁谱分析<sup>[5]</sup>,也有应用于油滤磨屑分析的少量报道,如加拿大 TECKTREND 公

收稿日期: 2010-05-28; 退修日期: 2010-06-21; 录用日期: 2010-10-21; 网络出版时间: 2010-11-17 17: 21

网络出版地址: www.cnki.net/kcms/detail/11.1929.V.20101117.1721.000.html

DOI: CNKI:11-1929/V.20101117.1721.000

\* 通讯作者. Tel.: 010-66713316 E-mail: chenlb72@gmail.com

**引用格式:** 陈立波, 陈果, 宋科, 等. 基于图像的发动机滑油滤磨屑定量分析技术 [J]. 2011, 32(2): 368-376. Chen Libo, Chen Guo,

© 1994-2012, China Academic Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net  
Sinica, 2011, 32(2): 368-376.

司开发的智能磨粒分析系统(Intelligent Debris Analyzer, IDA)<sup>[6]</sup>,可对过滤至滤膜上的磨屑通过图像分析进行故障诊断。该系统的优点是分析速度快,无需精密设备,适合定量分析,但缺点是对包括磨屑在内颗粒杂质准确分类,难以提取有效的故障征兆。

本文应用专门设计的油滤磨屑自动清洗收集装置,将磨屑收集在特制的收集器内,采用电荷耦合器件(Charge Coupled Device, CCD)采集磨屑图像,通过分析处理提取磨屑图像特征量<sup>[7-11]</sup>,运用多元回归分析确定图像特征量所反映的发动机磨损烈度值,进而实现发动机磨损

状态的分析诊断。最后,应用某型发动机滑油滤磨屑定量分析诊断的实际应用案例,验证了本文方法的有效性。

## 1 基于磨屑图像的滑油滤分析诊断系统

### 1.1 系统工作原理

基于磨屑图像的滑油滤分析诊断系统工作原理如图1所示,系统分为两部分:①滑油滤磨屑自动清洗收集装置,用于清洗和收集滑油滤磨屑;②磨屑图像采集和分析诊断系统,用于采集和分析磨屑图像,并通过分析诊断系统对磨屑图像进行分析和诊断。

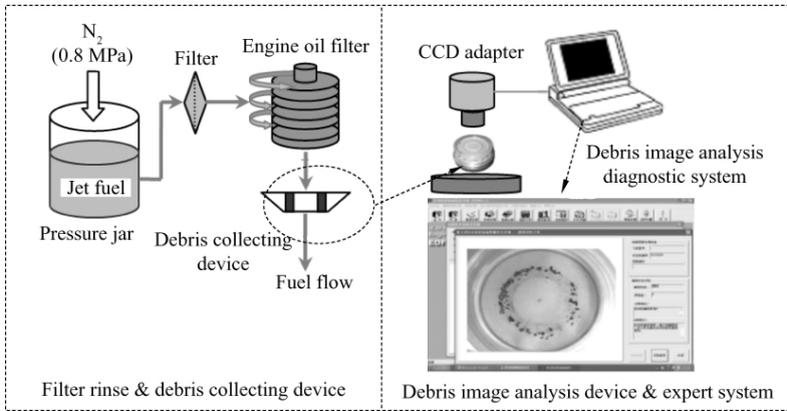


图1 滑油滤磨屑分析诊断系统工作原理图

Fig. 1 Engine oil filter debris analysis system

### 1.2 滑油滤自动清洗和磨屑收集

某型发动机滑油滤芯为叠片式滤芯,过滤精度 $70\ \mu\text{m}$ ,滑油系统产生的磨屑一般堆积在滑油滤的滤片外表面。通过专门设计的气驱液流式油滤磨屑自动清洗收集装置(图2),采用 $0.8\ \text{MPa}$ 氮气驱动压力罐内的洁净航空煤油,航空煤油作为清洗剂,通过侧向旋流孔刷洗滑油滤盘片式滤芯表面,在免拆解滑油滤的情况下,将磨屑等油滤上杂质自动清洗下来,收集在特制带强磁环的磨屑收集器内(图3),供图像采集和分析诊断。

磨屑收集器内安装有一层平整的 $300\ \mu\text{m}$ 滤布(滤布孔径约 $50\ \mu\text{m}$ ),滤布底部衬托一只磁环。在滤布和底部磁环的作用下,铁磁性磨屑按磁场呈环形分布于滤布表面,这样既能有助于识别磨屑铁磁性特性,又能避免过度堆积,有利于之后磨屑图像的分析诊断。



图2 油滤磨屑自动清洗收集装置

Fig. 2 Automatic filter debris collecting devices

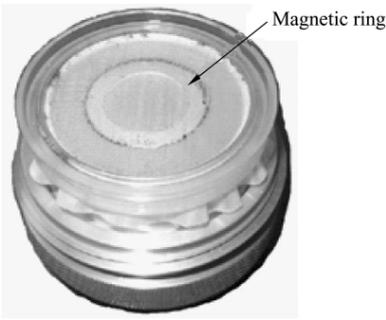


图3 带底衬磁环的磨屑收集器

Fig. 3 Debris collector supported on a magnetic ring

### 1.3 磨屑数字图像采集

应用磨屑图像采集系统,通过 CCD 采集磨屑数字图像,经 USB 总线传入计算机内存进行图像分析。根据磨屑铁磁性分布特性,在图像分析中由计算机软件按照实际环形磁场将磨屑图像预先设置多个虚拟环形区域,对分布在不同环型区域的磨屑目标分别提取后,按照不同权重系数计算特征量。典型的磨屑图像及虚拟环形区域划分如图 4 所示。

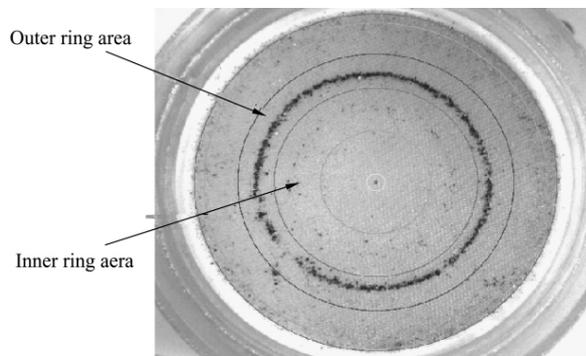


图4 滑油滤磨屑在收集器上的分布图像

Fig. 4 Filter debris distribution on collector

在环形磁场作用下,强铁磁性磨屑分布于图 4 所示的磁环外环带区;弱铁磁性磨屑主要是粘附少量微小铁磁性磨屑的颗粒,分布于磁环内环带区;其他杂质大部分被冲洗到滤布边缘区,少量随机分布于有效过滤区域。因强铁磁性磨屑往往与磨损故障征兆具有较强的相关性,在图像分析时列为重点,弱铁磁性磨屑所反映的故障征兆较轻微,其他杂质与磨损故障征兆无关,因此在提取磨屑特征量时设置不同的权重系数。

### 1.4 基于磨屑图像的磨损烈度值及其阈值

滑油滤中的磨屑,特别是关键的铁磁性磨屑数(质)量和成分,蕴含丰富的发动机磨损状态信息征兆。本文定义磨损烈度值  $y$  为强铁磁性磨屑的当量质量,即根据磨屑的铁磁性强弱特征,分配不同权重系数后,通过计算归类确定的强铁磁性磨屑当量质量。磨损烈度值的算法为

$$y = p_1 m_1 + p_2 m_2 + p_3 m_3 \quad (1)$$

式中: $y$  为磨损烈度值,强铁磁性磨屑当量质量,mg; $m_1$  为强铁磁性磨屑质量,mg; $m_2$  为弱铁磁性磨屑质量,mg; $m_3$  为其他杂质质量,mg; $p_i$  为各类物质归类换算为强铁磁性磨屑的当量质量权重系数, $i=1,2,3$ 。

根据该型发动机故障特点,滑油滤上强铁磁性磨屑主要为轴承或传动部件产生的钢质或铝青铜质磨屑,所反映的故障危害较大;弱铁磁性磨屑为粘附少量铁屑的铝、镁等磨屑,杂质比重仅约为强铁磁性磨屑的一半,来源于机匣或壳体偏磨,所反映的故障征兆较轻;其他杂质在滤布上随机分布,主要为非金属污染物。上述各类物质的权重  $p_i$  主要通过磨屑实际材质组成和产生磨屑的相关发动机故障危害程度确定。由此确定的磨损烈度值是反映发动机磨损状态是否异常的重要征兆量。

确定磨损烈度阈值是一个不断实践和修正的动态过程,通常需要对大量磨屑检测数据进行统计分析,并综合考虑实际使用状况来完成制定。本文基于概率与统计方法分析统计磨屑图像样本,结合发动机的外场维护经验和滑油滤磨屑图像分析特点制定磨损烈度阈值,最终确定某型发动机滑油滤磨屑的磨损烈度阈值为不大于 10.0 mg。

## 2 磨屑图像特征量的提取

### 2.1 磨屑图像分割

磨屑图像分割对于正确提取磨屑图像特征十分关键。本文运用二维最大熵遗传算法自动获得分割阈值,依据此阈值对磨屑图像进行分割。该

方法将遗传算法运用于二维最大熵图像阈值分割法,通过对二维阈值进行二进制编码,再依据二维直方图的熵判别函数建立适值函数,在适当的交叉率和变异率下,采用逐代遗传实现最佳分割阈值选取。二维最大熵遗传算法与一维最大熵法相比具有更好的抗噪声能力,与传统的二维最大熵法相比具有更快的计算速度。上述具体算法参见文献[12]。通过阈值分割得到如图5所示的磨屑二值图像。



图5 滑油滤磨屑二值图像

Fig.5 Binary image of filter debris

阈值分割中遗传算法的参数为:种群数目  $N_p$  取为30,基因串(染色体)二进制编码长度为16(bits),交叉率和变异率分别取为0.5和0.1,遗传代数取为10代。图中黑色区域代表了磨屑等杂质目标,只要提取出黑色区域的面积和周长特征即可表示出此图像中磨屑和其他杂质的数量特征。

## 2.2 面积计算

对于二值图像,磨屑表现为灰度值为0的区域,面积的计算转换为统计灰度值为0的像素数目<sup>[13-14]</sup>。设磨屑图像为  $A$ ,则磨屑图像的分布面积为灰度值为0的像素数目之和,即

$$S = N_A = \sum_{i=0}^m \sum_{j=0}^m f(i,j) \quad (2)$$

式中: $N$ 表示某一区域灰度值为0的像素数目; $(i,j) \in A$ ,  $f(i,j)$ 为与二值图像像素的灰度值相关的函数,当像素灰度为0时,其函数值为1,当像素灰度为255时,其函数值为0。统计出的磨

屑区域灰度值为0的像素数目,即为磨屑区域面积。

## 2.3 周长计算

集合  $A$  的边界表示成  $\beta(A)$ ,二值图像边缘图如图6所示。

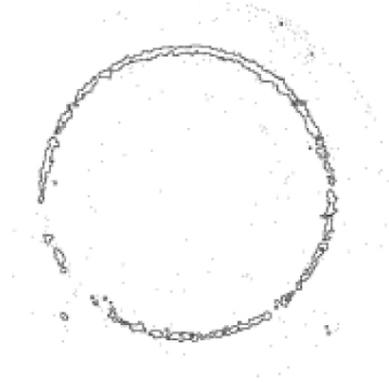


图6 二值图像边缘图

Fig.6 Binary edge image of filter debris

运用数学形态学方法,先由  $B$  对  $A$  腐蚀<sup>[15]</sup>,然后用  $A$  减去腐蚀结果即可得到  $\beta(A)$ ,即

$$\beta(A) = A - (A \ominus B) \quad (3)$$

式中: $B$ 为一个适当的结构元素(例如:正方形、三角形等); $A \ominus B$ 为  $B$  对  $A$  的腐蚀结果。当边界  $\beta(A)$  用一组数据点  $\Omega = \{V_i = (x_i, y_i) | i=0, 1, \dots, N-1\}$  表示时,这些点连成封闭折线的长度就是磨屑周长,即

$$P = \sum_{i=0}^{N-1} \|V_{i+1} - V_i\| \quad (4)$$

实际运算过程中,根据不同磨屑目标环所代表的磨屑类型,分别赋予不同的权重系数后,最后通过回归分析计算出磨屑图像的磨损烈度值。

## 3 磨屑图像的回归分析算法

### 3.1 多元回归分析

多元回归分析是通过磨屑图像分析确定磨损烈度值的基本方法。回归分析的数学模型中,因变量  $y$  与自变量  $x_1, x_2, \dots, x_m$  有如下关系:

$$y = f(x_1, x_2, \dots, x_m) + \epsilon \quad (5)$$

式中:  $f(x_1, x_2, \dots, x_m)$  为  $x_1, x_2, \dots, x_m$  的普通函数;  $\epsilon$  为均值为零、方差为  $\sigma^2$  的随机变量, 于是  $y$  也是一随机变量。函数  $f(x_1, x_2, \dots, x_m)$  称为  $y$  对  $x_1, x_2, \dots, x_m$  的理论回归函数, 而

$$y = f(x_1, x_2, \dots, x_m) \quad (6)$$

则称为  $y$  对  $x_1, x_2, \dots, x_m$  的理论回归方程。

采用多元线性回归模型:

$$\left. \begin{aligned} y &= \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_m x_m + \epsilon \\ \epsilon &\sim N(0, \sigma^2) \end{aligned} \right\} \quad (7)$$

式中:  $\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_m, \sigma^2$  均为与  $x_1, x_2, \dots, x_m$  无关的未知参数。最终可计算出

$$\hat{y} = \hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 x_1 + \hat{\beta}_2 x_2 \dots + \hat{\beta}_m x_m \quad (8)$$

称为  $m$  元经验线性回归方程, 简称回归方程。

对于多元线性回归需假设检验, 假设检验包括线性回归模型显著性检验和回归系数假设检验。

### 3.2 假设检验

#### 3.2.1 线性回归模型的显著性检验

对于实际问题, 事先并不能断定  $y$  与  $x_1, x_2, \dots, x_m$  之间确有线性关系, 在求线性回归方程之前, 模型的线性只是一种假设。是否确有线性关系, 还要进行检验。如果它们之间没有线性关系, 就意味着一切  $\beta_j (j=1, 2, \dots, m)$  都应等于零, 因此需要进行检验。假设:

$$H_0 : \beta_1 = \beta_2 = \dots = \beta_m = 0 \quad (9)$$

记:  $Q_e = (Y - X\hat{\beta})^T (Y - X\hat{\beta}) = e^T e,$

$$U = \hat{\beta}^T X^T X \hat{\beta} = Y^T X (X^T X)^{-1} X^T Y$$

式中:  $Q_e$  和  $U$  分别为误差平方和及回归平方和;  $e$  为估计值与真实值的误差。误差平方和  $Q_e$  主要反映了因随机因素引起的  $y_i$  的波动, 而回归平方和  $U$  主要反映了由变量  $x_1, x_2, \dots, x_m$  的变化而引起的  $y_i$  的波动。记:

$$F = \frac{U/m}{Q_e/(n-m)} = \frac{(n-m)U}{mQ_e} \quad (10)$$

当  $H_0$  成立时,  $F \sim F(m, n-m)$ 。  $F$  可选做检验统计量。由  $P(F > \lambda) = \alpha$  得临界值  $\lambda =$

$F_\alpha(m, n-m)$ 。当  $F > F_\alpha(m, n-m)$  时拒绝  $H_0$ 。

#### 3.2.2 回归系数的假设检验

若经检验  $y$  与  $x_1, x_2, \dots, x_m$  之间确有线性关系, 这并不意味着每个自变量  $x_j$  对  $y$  都有显著影响。若  $x_j$  对  $y$  的影响不显著, 就应该有  $\beta_j = 0$ , 因此要检验  $x_j$  对  $y$  是否有显著影响, 就相当于检验假设

$$H_0 : \beta_j = 0 \quad (11)$$

若检验后得知  $x_j$  对  $y$  的影响不显著, 则可剔除  $x_j$  这个因子。

由  $\hat{\beta} \sim N(\beta, \sigma^2 (X^T X)^{-1})$  可知  $\hat{\beta}_j \sim N(\beta_j, \sigma^2 c_{jj})$ , 其中  $c_{jj}$  为矩阵  $(X^T X)^{-1}$  的第  $j$  个主对角元, 记:

$$T = \frac{\hat{\beta}_j / (\sigma \sqrt{c_{jj}})}{\sqrt{Q_e / [(n-m)]}} = \frac{\hat{\beta}_j}{\hat{\sigma} \sqrt{c_{jj}}} \quad (12)$$

## 4 磨屑图像分析诊断流程及实例

### 4.1 磨屑图像分析诊断流程

基于多元回归的磨屑图像分析诊断流程如图 7 所示。

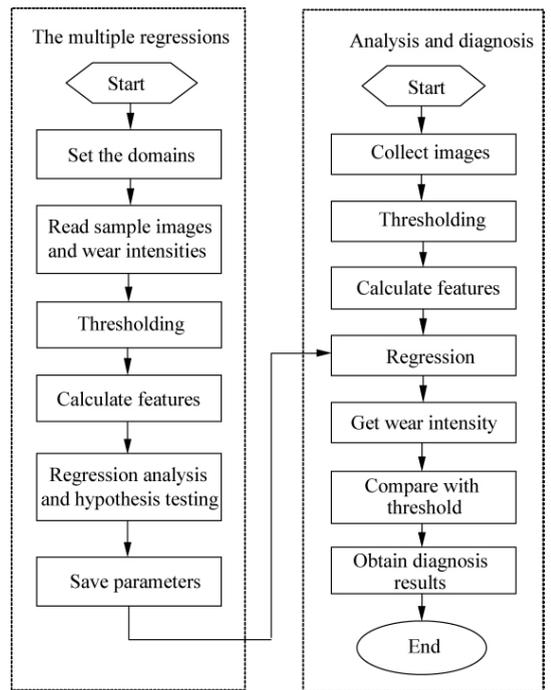


图 7 滑油滤磨屑分析诊断流程图

Fig 7 Flow of filter debris image diagnosis

分析诊断流程分为两大部分:①多元回归机器学习流程,用以确定回归方程及其系数;②分析诊断流程,用以对待诊断磨屑图像进行分析诊断。

多元回归机器学习流程如下:

(1) 由超级用户设置磨损烈度阈值,作为分析诊断判据。由超级用户根据磨屑铁磁性分布特征,设置磨屑目标环区域。

(2) 采集实际发动机机油滤磨屑案例样本图像,采用二维最大熵遗传算法自动获得分割阈值并依据此阈值对图像进行二值化。提取磨屑图像的面积和周长特征量。

(3) 以磨屑的面积和周长为参数,根据磨屑所处的目标环区分别赋予不同权重系数后,采用大量已知磨损烈度值的磨屑图像样本建立多元线性回归方程,求取回归系数并进行显著性检验。通过回归分析确定并由超级用户储存回归系数,供待诊断样本分析诊断用。

机器学习流程结束后,即可对磨屑图像进

行分析诊断。首先采集并录入待诊断磨屑图像样本,通过图像分析提取磨屑图像的面积和周长等特征量,代入回归公式计算出磨损烈度值,与设定的磨损烈度阈值比较后,给出分析诊断结论和维修建议。

#### 4.2 磨屑图像分析诊断实例

为验证基于多元回归的磨屑图像分析诊断方法的有效性,以某型发动机为例,利用机油滤磨屑分析诊断系统获取的磨屑图像,随机选取40幅样本图像,组成试验样本(表1)。由于实际故障发动机的机油滤磨屑图像样本很少,表中磨屑样本除了编号5~12、15~16、21~23、27的样本为实际发动机维护中所清洗收集的磨屑样本,其余样本是将该型发动机实际故障案例中收集的磨屑进行称重和成分测定后,置于模拟试验用的机油滤上通过清洗试验获取的磨屑图像样本。

表1 磨屑案例图像特征量及磨损烈度值回归分析结果

Table 1 Calculation results of wear degrees derived from features of case debris images

No	$x_1$	$x_2$	$y_{actual}/\text{mg}$	$y_{calculated}/\text{mg}$	No	$x_1$	$x_2$	$y_{actual}/\text{mg}$	$y_{calculated}/\text{mg}$
1	79 227	2 350	8.5	9.0	21	12 092	1 899	1.0	0.6
2	69 545	2 480	6.9	7.7	22	63 541	10 697	6.9	6.4
3	76 538	2 322	8.6	8.6	23	73 987	9 052	7.5	7.8
4	85 819	2 478	10.2	9.8	24	244 707	27 380	28.1	27.8
5	31 806	3 135	3.1	3.0	25	177 900	24 454	18.1	19.7
6	36 571	3 146	4.2	3.6	26	272 122	30 508	31.5	31.0
7	77 371	6 733	7.7	8.4	27	4 109	792	0.4	0
8	83 036	6 808	8.1	9.1	28	131 701	10 478	13.7	14.9
9	54 780	5 773	5.2	5.6	29	144 125	5 606	15.9	16.8
10	46 815	4 871	4.9	4.7	30	169 934	12 038	18.5	19.6
11	62 546	7 345	6.4	6.5	31	279 245	12 117	34.3	33.3
12	78 485	8 122	7.7	8.7	32	267 576	28 155	32.1	30.6
13	261 956	10 967	30.2	31.2	33	293 520	10 206	34.3	35.2
14	232 637	11 127	26.0	27.5	34	191 826	12 206	21.7	22.3
15	38 314	5 026	3.8	3.6	35	190 722	13 122	21.7	22.1
16	34 566	4 236	3.8	3.2	36	239 347	13 328	29.8	28.2
17	100 008	6 737	12.5	11.2	37	110 423	9 893	12.9	12.3
18	105 107	7 180	12.5	11.8	38	115 549	9 991	13.5	12.9
19	257 576	6 155	32.4	31.0	39	93 894	8 989	10.8	10.3
20	255 749	5 782	31.9	30.8	40	257 725	12 137	29.6	30.6

首先,计算 40 幅磨屑样本图像的特征量(面积和周长),计算结果如表 1 所示。通过对 40 幅样本图像的磨屑特征量进行多元线性回归分析,确定回归方程如下:

$$y = 1.25 \times 10^{-4} x_1 - 7.48 \times 10^{-5} x_2 - 0.79 \quad (13)$$

式中: $x_1$  和  $x_2$  分别为磨屑的面积特征量和周长特征量。

对回归模型进行显著性检验,结果如下:误差平方和  $Q_e = 29.1$ , 回归平方和  $U = 4\ 606.7$ , 检验统计量  $F = 2.92 \times 10^3$ , 临界值  $F_s = F_\alpha(m, n - m) = 3.24$  (其中  $\alpha = 0.05, n = 40, m = 2$ )。可见  $F > F_s$ , 表明回归模型线性显著。

对回归模型的回归系数进行假设检验,结果如下:磨屑面积特征量的检验结果  $|T_1| = 57.02$ , 磨屑周长特征量的检验结果  $|T_2| = 3.52$ , 临界值  $|T_s| = t_{\alpha/2}(n - m) = 2.02$ 。由于  $|T_1| > T_s, |T_2| > T_s$ , 两个参数均满足假设检验条件,均不需要剔除。

图 8 所示的回归结果可更直观地观察回归模型的线性关系,其中,“\*”点表示样本点,直线是为方便观察结果,将回归平面经旋转后形成的垂直面。从图 8 可以看出,样本点之间存在明显的线性关系。此外,表 1 所示的案例图像样本的实测磨损烈度值和计算磨损烈度值对比结果表明,两者之间达到较好的拟合程度,最大绝对误差均小于 1.6 mg,可见本文提出的基于磨屑图像特征量的多元回归分析算法的有效性。

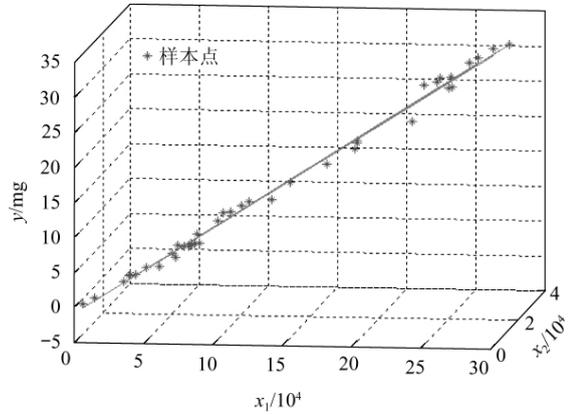


图 8 多元线性回归分析结果

Fig. 8 Results of linear multiple regression

以某发动机的分析诊断案例为实例,该发动机大修后工作 5 h,按照规定在装机初期 5 h 内需清洗检查油滤。通过自动油滤清洗装置将油滤磨屑收集在磨屑收集器中,采用磨屑图像采集系统采集磨屑数字图像进行分析和计算得到磨损烈度值为 8.65 mg。该发动机磨屑图像的磨损烈度值虽然尚未超过所设磨损烈度阈值(10.0 mg),但与其他正常使用的发动机相比明显偏大,表现出典型的磨合阶段特征,磨损率高于正常使用阶段但未超出磨损烈度阈值,得到分析诊断结论与建议分别为“发动机磨损正常”,“继续常规监控”(图 9)。后续跟踪结果表明,该发动机工作正常,直至正常到寿后返厂大修。磨屑图像分析的实际应用案例还表明,基于多元回归分析的磨屑图像分析方法具有分析速度快、智能化程度高、诊断方法简单实用等优点。

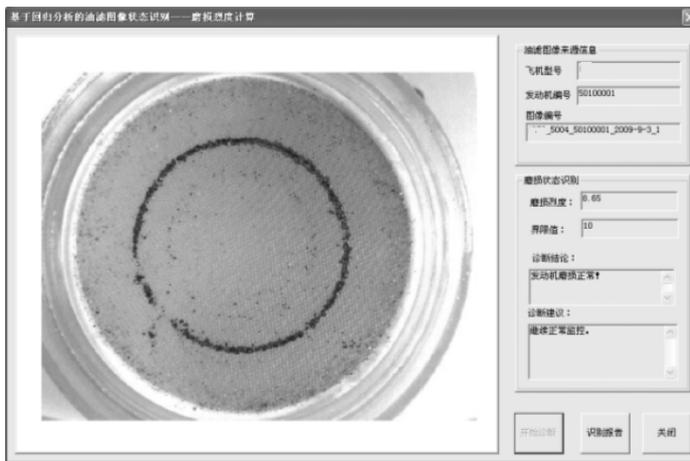


图 9 油滤磨屑图像分析诊断界面

目前利用该技术方法开发了针对某型发动机的滑油滤监控系统(Engine Oil Filter Monitoring System, EOFMS),采用 Microsoft Visual C++ 6.0 软件进行 Windows 应用程序开发,系统知识库和动态数据库均采用 Microsoft Access 2003 数据库,应用程序和数据库之间采用 ODBC 连接技术,并运用 MATCOM 技术实现了 VC 与 MATLAB 混合编程。该系统具有界面友好、操作简单、使用方便等优点,目前已成功应用于某型发动机的外场滑油滤监控,可满足磨屑定量分析和发动机内部磨损状态分析诊断的实际需求,取得了良好的应用效果。

## 5 结 论

(1) 提出了基于图像的发动机滑油滤磨屑定量分析方法。与传统的目视定性检查磨屑方式相比,具有更高的智能化程度和较快的分析速度,可满足发动机使用维护中滑油滤磨屑定量分析和磨损状态诊断的实际需求。

(2) 运用二维最大熵遗传算法对滑油滤磨屑图像进行阈值分割并提取图像特征量,利用多元回归分析法确定图像特征量与磨损烈度值之间的线性关系,是实现发动机滑油滤磨屑定量分析诊断的有效技术方法。

(3) 设计开发了发动机滑油滤磨屑分析诊断系统,目前已被成功应用于某型航空发动机的外场滑油滤监控,取得了良好的应用效果。

## 参 考 文 献

- [1] Tauber T, Johnsen D. Experience with the electronic oil debris monitoring system of the general electric GE90 gas turbine engine on the Boeing 777 aircraft[C]// JOAP International Condition Monitoring Conference. 2002.
- [2] Saba C S, Wolf J D, Dell A J. XRF, a choice method for metal analysis[C]// JOAP International Condition Monitoring Conference. 2002.
- [3] Lee R J, Toms A M. An SEM approach to wear debris analysis[C]// JOAP International Condition Monitoring Conference. 2002.
- [4] Humphrey G R, Gorzen D. Prototype instruments built for PRAM[C]// JOAP International Condition Monitoring Conference. 2002.
- [5] Kirk T B, Stachowiak G W, Batchelor A W. Fractal parameters and computer image analysis applied to wear particles isolated by ferro-graphy[J]. *Wear*, 1991, 145(2): 347-365.
- [6] Brassard M, Zhang K, Hay D R, et al. Intelligent debris analyzer: a new tool for monitoring lubrication machines[R]. Storming Meadia Report No. A366743, 1998.
- [7] Yeung K K, McKenzie A J, Liew D. Development of computer-aided image analysis for filter debris analysis[J]. *Lubrication Engineering*, 1994, 50(4): 293-299.
- [8] Raadni S, Roylance B J. The classification of wear particle shape[J]. *Lubrication Engineering*, 1995, 51(5): 432-437.
- [9] Thomas A D H, Davies T, Luxmoore A R. Computer image analysis for identification of wear particles[J]. *Wear*, 1991, 142(2): 213-226.
- [10] Panciewicz T, Mruk I. Holographic contouring for determination of three-dimensional description of surface roughness[J]. *Wear*, 1996, 199(1): 127-131.
- [11] Podsiadlo P, Stachowiak G W. Scale-invariant analysis of wear particle surface morphology[J]. *Wear*, 2000, 242(2): 160-201.
- [12] 陈果, 左洪福. 图像分割法的二维最大熵遗传算法[J]. *计算机辅助设计与图形学学报*, 2002, 14(6): 530-534.  
Chen Guo, Zuo Hongfu. The 2-D maximum entropy method of image segmentation based on the genetic algorithm[J]. *Journal of Computer-Aided Design and Computer Graphics*, 2002, 14(6): 530-534. (in Chinese)
- [13] 陈果, 左洪福. 润滑油金属磨粒的分类参数研究[J]. *航空学报*, 2002, 23(3): 279-281.  
Chen Guo, Zuo Hongfu. The classing parameters' study of lubricating oil metal debris [J]. *Acta Aeronautica et Astronautica Sinica*, 2002, 23(3): 279-281. (in Chinese)
- [14] Barwell F T. The contribution of particle analysis to the study of wear of metals[J]. *Wear*, 1983, 90(1): 167-181.
- [15] Gonzalez R C, Woods R E. 数字图像处理[M]. 2版. 阮秋琦, 阮宇智, 译. 北京: 电子工业出版社, 2007: 463-474.  
Gonzalez R C, Woods R E. Digital image processing[M]. 2nd ed. Ruan Qiuqi, Ruan Yuzhi, translated. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2007: 463-474. (in Chinese)

### 作者简介:

陈立波(1972—) 博士,高级工程师。主要研究方向:航空装备油液监控、故障预测与诊断等。

Tel: 010-66713316

E-mail: chenlb72@gmail.com

# Image-based Quantitative Analysis Technique of Aero-engine Filter Debris

CHEN Libo<sup>1,\*</sup>, CHEN Guo<sup>2</sup>, SONG Ke<sup>1</sup>, WANG Hongwei<sup>1</sup>

1. Beijing Aeronautical Technology Research Center, Beijing 100076, China

2. College of Civil Aviation, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, China

**Abstract:** Filter debris in a lubricating system contains important wear information of an aero-engine, and its quantitative study through image analysis is an effective means for engine wear condition monitoring and fault diagnosis. In order to meet the practical requirements of quantitative filter debris analysis for a certain type of aero-engine, a special automatic device for oil filter rinsing and debris collecting is designed. The collected debris is distributed on a fabric film according to its magnetic properties, and the digital image of the debris is obtained through a charge coupled device (CCD). The features of the debris image are extracted through the 2D maximum entropy genetic algorithm image thresholding, and then these features are used to obtain wear degree, which reflects the wear condition of an aero-engine. In the machine learning process, by means of analyzing a lot of case images of filter debris, the relationship between features of filter debris images and wear degrees of aero-engines is established through multiple regression. In the test process, the features of the filter debris image taken from the CCD are obtained via image analysis, and then the wear degree of an aero-engine is calculated directly through the regression formula. The wear degree derived from the filter debris image analysis can be used to diagnose the wear condition of an aero-engine by comparing it with the threshold of wear degree. Finally, actual application of the quantitative filter debris analysis during the maintenance of an aero-engine certifies the effectiveness of this new technique.

**Key words:** aero-engine; oil filter; debris; image analysis; wear; diagnosis