

文章编号:1000-8055(2011)04-0771-08

基于 SVM 的航空发动机油样光谱诊断 界限值制定

李 爱, 陈 果

(南京航空航天大学 民航学院, 南京 210016)

摘 要: 运用支持向量机(SVM)估计航空发动机油样光谱数据的概率密度函数,根据光谱数据的概率分布求出航空发动机光谱诊断各金属元素的质量分数、质量分数梯度及质量分数比例的正常、警告、以及异常界限值.利用实际的航空发动机光谱数据进行了研究,并与传统的基于正态分布假设下所确定的界限值进行了比较分析.结果表明,实际的航空发动机光谱数据并不完全服从正态分布假设,因此基于 SVM 的油样光谱界限值制定方法所得到的结果更加真实可靠.

关 键 词: 航空发动机; 光谱诊断; 支持向量机; 概率密度估计; 界限值
中图分类号: TP181 文献标志码: A

Establishment of the threshold of oil spectrum analysis in the aircraft engine based on SVM

LI Ai, CHEN Guo

(College of Civil Aviation,

Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, China)

Abstract: The probability density of the aircraft engine oil sample spectral data was estimated by using support vector machines (SVM). According to the probability distribution of spectral data, the normal, warning and abnormal threshold of the mass fraction, mass fraction gradient and the mass fraction ratio of aircraft engine were calculated based on spectroscopic diagnosis. This method was also verified by using the actual spectral data in aircraft engine. Through comparison and analysis of the threshold based on the normal distribution assumption, it shows that the actual spectral elements of aircraft engine are not entirely subject to normal distribution assumption, so the results established by SVM-based oil-like spectral threshold method are more genuine and reliable.

Key words: aircraft engine; spectral diagnostics; support vector machine (SVM); probability density estimation; threshold value

油液光谱分析技术是机械设备故障诊断中应用最早和最成功的油液分析技术,光谱分析可以有效地检测出油液中磨损元素的种类和含量,目前已成为航空发动机磨损状态监测中最为有效的方法之一.

基于光谱数据的航空发动机磨损界限值制定是有效实施航空发动机状态监测的首要任务.目前,常用的方法是基于光谱数据服从正态分布的假设,并由此统计出数据的均值和标准差,从而确定其正常、警告和异常界限值^[1].事实上,光谱数

收稿日期:2010-03-17; 修订日期:2010-07-01

基金项目:成都飞机工业(集团)有限责任公司项目

作者简介:李爱(1987-),女,山东济南人,博士生,主要从事智能诊断与专家系统方面研究.

据并不一定是正态分布,其概率分布往往是未知的,这时需要从大量的数据中估计出数据分布的概率密度函数,再依据估计出的概率密度函数得到光谱诊断的界限值^[2].

目前,非参数估计概率密度估计方法有更广的应用范围^[3],如 Parzen 窗法^[3]、 k_n -近邻法^[3]和最大熵法^[4]等.然而这些估计算法需要用到所有的训练样本,当训练样本非常多时,这些方法并不实用.长期以来,人们希望寻求一种方法,只使用训练样本中的某一些对概率密度估计影响最大的样本,而不是全部训练本来估计概率密度(即寻求一种稀疏解),以减少计算量.支持向量机(support vector machines, 简称 SVM)的解只和训练样本中的支持向量有关,因此它提供了一种良好的概率密度函数估计方法^[5-6].

本文利用 SVM 近似估计航空发动机油样光谱数据的实际概率密度函数,并在此基础上,科学地制定出光谱诊断界限值.最后利用实际航空发动机光谱数据进行了验证分析.

1 油样光谱诊断界限值制定方法

目前,光谱数据界限值制定,一般假设数据服从正态分布,然后依据统计出的均值和方差来得到相应的正常限、警告限和异常限^[7].

1) 磨损金属元素质量分数界限值制定

设 x_i ($i=1, 2, 3, \dots, n$) 为某元素第 i 次的监测值.可以统计出,

均值为

$$\mu = \sum_{i=1}^n x_i / n \quad (1)$$

均方偏差为

$$\sigma = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - \mu)^2 / (n-1)} \quad (2)$$

则界限值为:正常, $T_n = \mu + \sigma$; 警告, $T_m = \mu + 2\sigma$; 异常, $T_a = \mu + 3\sigma$.

2) 磨损金属元素质量分数梯度界限值制定

设 x_i, t_i ($i=1, 2, 3, \dots, n$) 为某元素第 i 次的监测值和取样时间,则定义 10 h 趋势值为

$$G_i = \frac{x_{i+1} - x_i}{t_{i+1} - t_i} \times 10, \quad i = 1, 2, \dots, n-1 \quad (3)$$

若其计算值为负数,则取为 0. 则磨损元素质量分数趋势的均值为

$$\mu_G = \sum_{i=1}^n G_i / n \quad (4)$$

均方偏差为

$$\sigma_G = \sqrt{\sum_{i=1}^n (G_i - \mu_G)^2 / (n-1)} \quad (5)$$

则界限值为:正常, $T_{nG} = \mu_G + \sigma_G$; 警告, $T_{mG} = \mu_G + 2\sigma_G$; 异常, $T_{aG} = \mu_G + 3\sigma_G$.

考虑补油的影响,10 h 趋势计算的校正公式^[1]为

$$G_i = \frac{x_{i+1} - x_i}{t_{i+1} - t_i} \times 10 + \frac{x_i \times \Delta V}{(t_{i+1} - t_i) \times V}, \quad i = 1, 2, \dots, n-1 \quad (6)$$

其中 V 为系统中的润滑油总量, ΔV 为测得 x_i 后的补油量.10 h 梯度法,对于换油不是很频繁的机械比较适用,对于补油频繁且系统中的润滑油总量不易测量的机械设备,该方法有一定的局限性.

3) 基于比例模型的界限值制定

在理论上,换油和补油不会影响磨损元素质量分数之间的比例关系,所以比例模型较质量分数模型和质量分数梯度模型具有更大的优势.

设对油样进行规范取样,经光谱分析得到各磨损元素的含量,即 C_1, C_2, \dots, C_N , 其中 N 为元素的种类数.对一组光谱数据中的各元素数据进行两两相除,可以得到一系列的比例值,即

$$\frac{C_1}{C_2}, \frac{C_1}{C_3}, \dots, \frac{C_1}{C_N}; \frac{C_2}{C_3}, \frac{C_2}{C_4}, \dots, \frac{C_2}{C_N}; \dots, \frac{C_{N-1}}{C_N} \quad (7)$$

对上述数据进行处理,就可以得到相应元素之间的比值是否异常,为机械设备的磨损状态监控提供依据.

(1) 比例上界

在实际应用中,取一种元素和另一种元素的比例值作为原始数据 $D, D = \{d_1, d_2, \dots, d_n\}$, n 表示数据的个数.首先计算数据 D 的均值 G , 然后计算数据 D 的标准差 s , 则警告限的上界为 $G_{wup} = G + 2\sigma$; 异常限的上界为 $G_{aup} = G + 3\sigma$.

(2) 比例下界

对原始数据 $D, D = \{d_1, d_2, \dots, d_n\}$, 取倒数, 得到 $D' = \{1/d_1, 1/d_2, \dots, 1/d_n\}$, n 表示数据的个数.首先计算数据 D' 的均值 G' , 然后计算数据 D' 的标准差 s' , 则警告限的下界为 $G_{wdo} = \frac{1}{G' + 2\sigma'}$; 异常限的下界为 $G_{ado} = \frac{1}{G' + 3\sigma'}$.

以上求得的界限值都是在假定油样监测数据服从正态分布的条件下得到的,而监测数据的分布规律并不一定是正态分布,因此下面介绍估计油样光谱数据实际概率密度函数的支持向量机方法.

2 基于支持向量机的概率密度函数估计

2.1 概率密度的性质及构造

用 SVM 方法来估计概率密度,就是从概率密度的定义出发,直接求解线性算子方程的解^[8-11].它结合了不适定问题的理论、传统的非参数统计学以及统计学习理论等方面的思想.根据概率密度的定义,密度 $p(x)$ 是下面积分方程的解:

$$\int_{-\infty}^x p(x)dt = F(x) \quad (8)$$

密度估计问题的一般形式化表示可以描述为:在给定的函数集 $\{p(x)\}$ 中,寻找作为积分方程(8)的解函数,但分布中的概率分布函数 $F(x)$ 未知,已知条件是一系列给定的独立同分布样本 $x_1, x_2, \dots, x_l, \dots$, 利用这些样本,可以构造经验分布函数

$$F_l(x) = \frac{1}{l} \sum_{i=1}^l \theta(x - x_i) \quad (9)$$

其中 $\theta(x) = \begin{cases} 1, & x > 0 \\ c, & x \leq 0 \end{cases}$, 用 SVM 来求解线性算子方程

$$Af(t) = F(x) \quad (10)$$

其中算子 A 实现了一个从希尔伯特空间 E_1 到希尔伯特空间 E_2 的一对一映射.

由于概率分布函数 $F(x)$ 未知,已知对该函数的一些观测: $(x_1, F_1(x_1)), \dots, (x_l, F_l(x_l))$, 问题可以重新描述为:在函数集

$$f(t, \omega) = \sum_{r=1}^{\infty} W_r \phi_r = (\omega \cdot \phi(t)) \quad (11)$$

中寻找目标函数,通过算子 A 把函数集式(10)映射到导函数集

$$F(x, \omega) = Af(t, \omega) = \sum_{r=1}^{\infty} \omega_r A\phi_r(t) = \sum_{r=1}^{\infty} \omega_r \varphi_r(x) = \omega \cdot \Psi(x) \quad (12)$$

它在另一个特征空间 $\Psi(t) = (\varphi_1(t), \dots, \varphi_N(t), \dots)$ 中是线性的,其中 $\varphi_r(x) = A\phi_r(t)$.

定义像空间中的生成核为(假设对任意固定的 x_i 和 x_j 都收敛)

$$K(x_i, x_j) = \sum_{r=1}^{\infty} \varphi_r(x_i) \varphi_r(x_j) \quad (13)$$

定义交叉核函数为(假设算子 A 使得式(13)右边对任意固定的 x_i 和 t 都收敛)

$$\kappa(x_i, t) = \sum_{r=1}^{\infty} \varphi_r(x_i) \phi_r(t) \quad (14)$$

显然,寻找算子方程的解(寻找对应的系数向量 ω)的问题与在像空间中利用观测 $(x_1, F_1(x_1)), \dots, (x_l, F_l(x_l))$ 寻找线性回归函数式(11)的向量 ω 的问题是等价的.

利用二次优化支持向量技术来求解该回归问题,即用式(13)的核求出支持向量 $x_i, i = 1, \dots, N$ 和相应的系数 β_i , 它们定义了支持向量回归逼近的向量 ω

$$\omega = \sum_{i=1}^N \beta_i \Psi(x_i) \quad (15)$$

由于同样的系数 ω 定义了对算子方程的解的逼近,可以把这些系数代入到表达式(11)中,从而得到线性算子方程的解

$$f(t, \beta) = \sum_{i=1}^N \beta_i [\Psi(x_i) \cdot \Phi(t)] = \sum_{i=1}^N \beta_i \kappa(x_i, t) \quad (16)$$

2.2 求解概率密度的数学模型

本文采用 ϵ 不敏感损失函数的线性 SVM 方法.进行回归估计,该问题等价于

$$\min F(\xi, \xi^*) = \sum_{i=1}^l \delta_i \beta_i + \sum_{i=1}^l \xi + \sum_{i=1}^l \xi^* \quad (17)$$

s. t.

$$y_j - \sum_{i=1}^l \beta_i K(x_j, x_i) \leq \epsilon + \xi_j^* \quad j = 1, 2, \dots, l;$$

$$\sum_{i=1}^l \beta_i K(x_j, x_i) - y_j \leq \epsilon + \xi_j \quad j = 1, 2, \dots, l;$$

$$\sum_{i=1}^l \beta_i = 1$$

$$\xi_j^* \geq 0, \xi_j \geq 0, \beta_j \geq 0 \quad j = 1, 2, \dots, l.$$

$$\delta_i = \frac{1}{l} \sum_{j=1}^l \|x_i - x_j\|_2 \quad (18)$$

$$\epsilon = \min \sqrt{\frac{1}{l} y_i (1 - y_i)} \quad j = 1, 2, \dots, l. \quad (19)$$

逼近精度 ϵ 越低则需要的支持向量的个数越少.本文采用核函数^[12]为

$$K(x, z) = 1/[1 + e^{-t(x-z)}] \quad (20)$$

$$\kappa(x, z) = t/[2 + e^{t(x-z)} + e^{-t(x-z)}] \quad (21)$$

t 为一常数,函数 K 是 κ 的积分,经检验 $\kappa(x, z) \geq 0$ 且 $\int_{-\infty}^{+\infty} \kappa(x, z) dx = 1$.

2.3 基于 SVM 的概率密度函数估计方法验证

产生 40 个服从正态分布 $N(0,1)$ 的随机样本点,利用 SVM 进行概率密度估计,核函数中 t 的值取 1.85. 实验结果如图 1 和图 2 所示,从图中可以看出构造的概率密度与实际的概率密度非常接近,并且支持向量仅占总样本的 38.6%. 显然,用支持向量机方法求解出的概率密度函数不仅可以很好地逼近实际的概率密度,并且只利用了训练样本中对概率密度估计影响最大的少量样本.

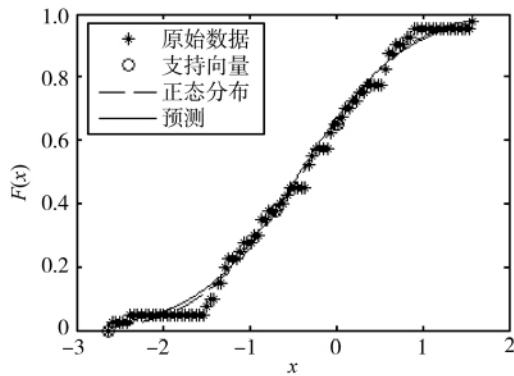


图 1 概率分布函数拟合

Fig. 1 Probability distribution function fitting

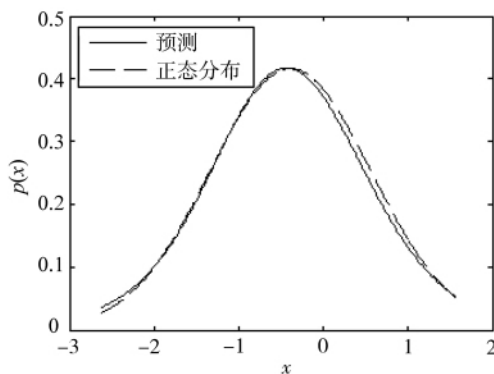


图 2 概率密度函数比较

Fig. 2 Comparison of the probability density function

3 航空发动机磨损界限值的制定

鉴于 SVM 概率密度估计方法的优越性,本文利用实际的航空发动机光谱数据,应用该方法进行实际航空发动机光谱数据的概率密度的近似估计,然后科学地制定出光谱诊断界限值,并与传统的基于正态分布假设下所确定的界限值进行比较分析,表明了本文基于 SVM 的油样光谱界限值制定方法所得到的结果更加真实可靠.

3.1 航空发动机油样光谱数据

本文采用型号为 410993323019 的航空发动机油样光谱监测数据,该数据为发动机从 78 h 到 307 h 工作期间采集得到的 47 个油样,数据包含了对发动机影响比较大的 Fe, Cu, Cr, Ag, Ti 及 Mg 等 6 种元素. 图 3 是各个元素的质量分数随发动机运行时间的变化趋势图.

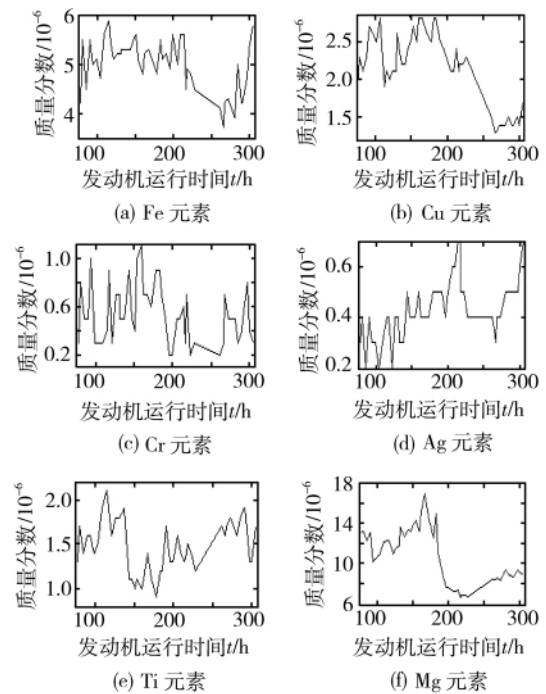


图 3 光谱元素质量分数随航空发动机运行时间变化趋势图

Fig. 3 Trend of spectral element mass fraction with changes in aircraft engine run-time

3.2 航空发动机油样光谱数据质量分数界限值制定

以 Fe 元素为例,设样本值为 x_1, x_2, \dots, x_n . 采用基于支持向量机的概率密度估计问题,从概率密度的定义出发,求解线性算子方程的解

$$f(x, \beta) =$$

$$\sum_{i=1}^N \beta_i [\Psi(x_i) \cdot \Phi(t)] = \sum_{i=1}^N \beta_i \kappa(x_i, x) \quad (22)$$

于是得到 Fe 元素光谱概率密度函数(其中 t 取 4), 函数曲线如图 4 所示.

$$f(x, \beta) = \sum_{i=1}^N \beta_i \frac{t}{2 + e^{t(x_i - x)} + e^{-t(x_i - x)}} \quad (23)$$

对 Fe 元素光谱概率密度函数求积分,得到其概率分布函数

$$F(y) = \int_0^y f(x) dx = \sum_{i=1}^N \beta_i \int_0^y \frac{t}{2 + e^{t(x_i-x)} + e^{-t(x_i-x)}} dx = \sum_{i=1}^N \beta_i \frac{e^{tx_i} - e^{t(x_i-y)}}{[1 + e^{t(x_i-y)}](1 + e^{tx_i})} \quad (24)$$

分布函数曲线如图 5 所示。

图 4、图 5 中虚线部分为传统的基于正态分布假设下得到的元素光谱质量分数概率密度函数曲线以及概率分布曲线。从图中可以看出,经 SVM 估计得到的实际油液监测数据并不完全服从正态分布。

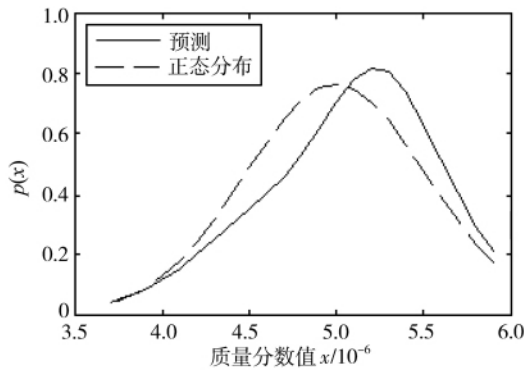


图 4 Fe 元素质量分数概率密度曲线

Fig. 4 Probability density curve of the mass fraction of Fe element

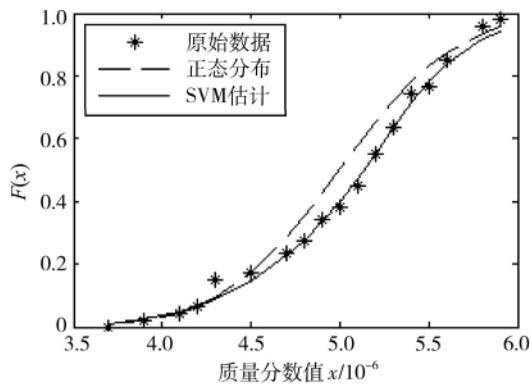


图 5 Fe 元素质量分数概率分布曲线

Fig. 5 Probability distribution curve of the mass fraction of Fe element

考虑到油液监测数据的异常与否只与是否超过数据的上界为依据,并对照经典三线值法给定的范围,做以下规定:定义 $F(y) = \Phi(1)$ (Φ 为标准正态分布函数),即 $F(y) = 0.8413$ 时的 y 值为系统的正常分界点; $F(y) = \Phi(2)$, 即 $F(y) = 0.9772$ 时的 y 值为系统的警告分界点; $F(y) =$

$\Phi(3)$, 即 $F(y) = 0.9987$ 时的 y 值为系统的危险分界点,则

1) y 值介于正常分界点以下, 即 $F(y) \leq 0.8413$ 时, 系统处于正常的运行状态。

2) y 值介于正常分界点以上, 警告分界点以下, 即 $0.8413 < F(y) \leq 0.9772$ 时, 系统处于应当引起注意的运行状态。

3) y 值介于警告分界点以上, 危险分界点以下, 即 $0.9772 < F(y) \leq 0.9987$ 时, 系统处于应当警告的运行状态。

4) y 值介于危险分界点以上, 即 $F(y) > 0.9987$ 时, 系统处于危险的运行状态。

根据本文对正常分界点、警告分界点和危险分界点的规定得该型发动机 Fe 元素光谱监测诊断标准的三个关键运行状态分界点为: 正常限为 5.6046; 警告限为 6.1386; 异常限为 6.8625。以及假设 Fe 元素服从正态分布的情况下得到的界限值: 正常限为 5.5196; 警告限为 6.0435; 异常限为 6.5674。

对于其他元素, 同理可以得到其界限值, 如表 1 所示, 其中括号中的值为依据正态分布假设得到的界限值。

表 1 发动机主要元素质量分数界限值

Table 1 Mass fraction thresholds of the main elements of the engine

元素	正常值	警告值	异常值
Fe	5.60(5.52)	6.14(6.04)	6.86(6.57)
Cu	2.69(2.62)	3.16(3.08)	3.76(0.55)
Cr	0.88(0.78)	1.26(1.00)	1.75(1.256)
Ag	0.63(0.55)	0.79(0.67)	1.01(0.79)
Ti	1.89(1.78)	2.22(2.08)	2.68(2.37)
Mg	14.02(13.37)	17.25(16.03)	21.51(18.70)

3.3 航空发动机油样光谱数据质量分数梯度界限值制定

同样以 Fe 元素为例, 利用 SVM 概率密度估计方法计算其质量分数梯度界限值。设样本值为 $(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_n, y_n)$, 根据质量分数梯度的定义

$$g_i = \frac{x_{i+1} - x_i}{y_{i+1} - y_i} \times 10 \quad (25)$$

其中 x_i, x_{i+1} 表示相邻两次质量分数值, y_i, y_{i+1}

表示相邻两次采集时发动机运行时间。

将 (g_1, g_2, \dots, g_n) 作为原始数据, 用与求解光谱数据质量分数界限值相同的方法. 首先用 SVM 估计其概率密度, 函数曲线如图 6 实线所示. 对概率密度函数积分后得到概率分布函数, 函数曲线如图 7 实线所示. 图 6 和图 7 中虚线部分为传统的基于正态分布假设下得到的元素光谱质量分数梯度概率密度函数曲线以及概率分布曲线. 可以看出实际的油液监测数据的梯度值也并不完全服从正态分布。

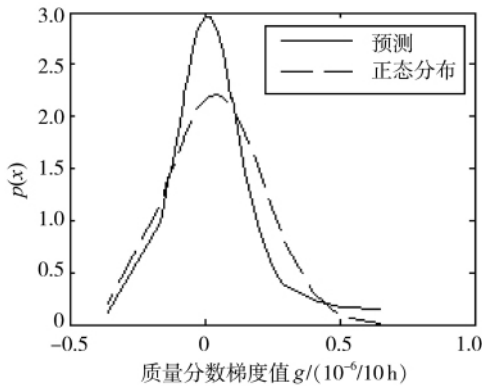


图 6 Fe 元素质量分数梯度概率密度曲线

Fig. 6 Probability density curve of the mass fraction gradient of Fe element

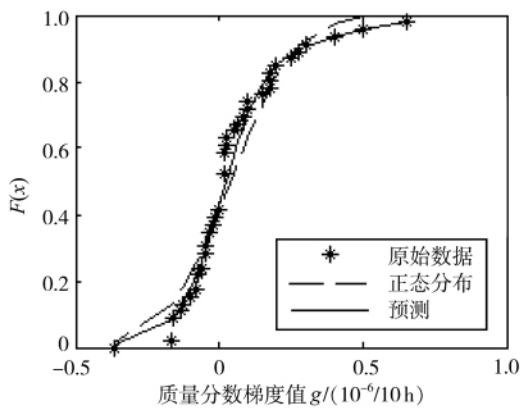


图 7 Fe 元素质量分数梯度概率分布曲线

Fig. 7 Probability distribution curve of the mass fraction gradient of Fe element

依据界限值制定方法得到该型发动机 Fe 元素光谱质量分数梯度界限值: 正常限为 0.19315; 警告限为 0.64035; 异常限为 0.9075. 以及假设 Fe 元素服从正态分布的情况下得到的界限值: 正常限为 0.2205; 警告限为 0.40121; 异常限为 0.58193. 对于其他元素, 同理得到其他界限值,

如表 2 所示. 其中括号中的值为依据正态分布假设得到的界限值。

表 2 发动机主要元素质量分数梯度界限值

Table 2 Mass fraction gradient thresholds of the main elements of the engine

元素	正常值	警告值	异常值
Fe	1.93(2.21)	6.40(4.01)	9.08(5.82)
Cu	0.82(1.14)	2.09(2.08)	5.94(3.01)
Cr	1.00(1.33)	4.24(2.57)	5.52(3.81)
Ag	0.35(0.41)	0.60(0.84)	0.94(1.27)
Ti	0.67(0.68)	1.97(1.28)	2.86(1.88)
Mg	2.22(4.35)	4.84(8.50)	8.45(12.66)

3.4 航空发动机油样光谱数据质量分数比例界限值制定

对于航空发动机油样光谱数据质量分数比例界限值的制定, 以制定 Fe 元素与 Cu 元素的比例界限值为例。

1) 比例上界

设 Fe 元素的光谱数据为 (x_1, x_2, \dots, x_n) , Cu 元素的光谱数据为 (y_1, y_2, \dots, y_n) , 首先计算 Fe 元素与 Cu 元素的比例值作为原始数据 D , $D = (x_1/y_1, x_2/y_2, \dots, x_n/y_n)$, n 表示数据的个数. 首先用 SVM 求解比例值 D 的概率密度函数及概率分布函数, 曲线图如图 8 和图 9 所示, 在图中, 虚线表示假定数据服从正态分布的条件下, 得到的概率密度曲线和概率分布曲线, 可以看出实

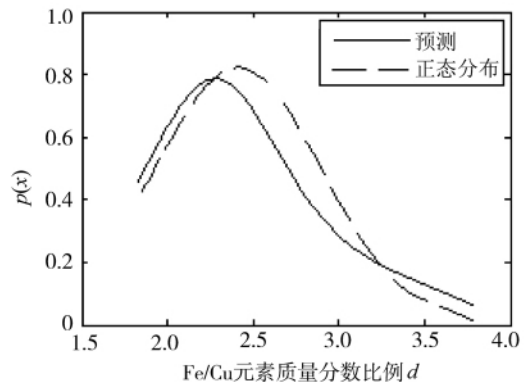


图 8 Fe/Cu 元素质量分数比例概率密度曲线

Fig. 8 Probability density curve of the mass fraction ratio of Fe/Cu

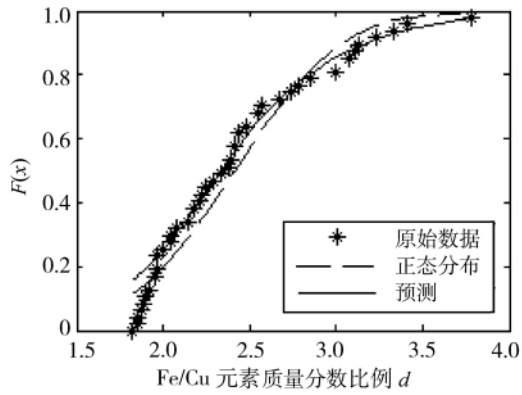


图 9 Fe/Cu 元素质量分数比例概率分布曲线

Fig.9 Probability distribution curve of the mass fraction ratio of Fe/Cu

实际的油液监测数据的比例值分布也并不是正态分布. 根据界限值制定方法, 得出 Fe/Cu 元素的正常线的上界为 2.9548; 警告线的上界为 3.7616; 异常线的上界为 4.62.

2) 比例下界

对于比例下界, 根据实际的情况通过对 Cu/Fe 比例值的上界取倒数来计算相应 Fe/Cu 的比例值的下界, 得出 Fe/Cu 元素的正常线的下界为 1.9069; 警告线的下界为 1.6532; 异常线的下界为 1.4108. 同理得到其他质量分数比例界限值, 如表 3 所示. 其中括号中的值为依据正态分布假设得到的界限值.

表 3 发动机主要元素质量分数比例界限值

Table 3 Mass fraction ratio thresholds of the main elements of the engine

元素	正常值		警告值		异常值	
	上界	下界	上界	下界	上界	下界
Fe/Cu	2.95(2.90)	1.91(1.97)	3.76(3.38)	1.65(1.71)	4.62(3.87)	1.41(1.51)
Fe/Cr	17.4(17.0)	6.16(6.43)	27.5(22.6)	4.39(4.93)	37.3(28.1)	3.25(3.99)
Fe/Ag	16.7(16.6)	8.52(8.93)	25.4(20.7)	6.52(7.33)	29.8(24.8)	4.92(6.21)
Fe/Ti	4.59(4.38)	2.64(2.67)	5.69(5.24)	2.08(2.24)	6.90(6.11)	1.72(1.93)
Fe/Mg	0.64(0.62)	0.63(0.38)	0.85(0.74)	0.34(0.32)	1.04(0.86)	0.26(0.28)

4 结 论

本文运用支持向量机进行了概率密度估计, 首先利用标准正态分布概率密度函数进行了验证, 表明了方法的正确有效性; 然后将这一方法运用到估计油样光谱数据的概率密度函数, 根据光谱数据的概率分布求出光谱诊断正常、警告、以及异常界限值. 最后, 针对实际的航空发动机光谱数据, 利用本文基于 SVM 的概率密度函数估计方法制定了航空发动机光谱元素磨损质量分数界限值、磨损质量分数梯度界限值以及磨损质量分数比例界限值, 并与传统的基于正态分布假设下所确定的界限值进行了比较分析, 结果表明实际的航空发动机光谱元素并不完全服从正态分布假设, 通过 SVM 估计得到的界限值应该更真实, 更可靠. 本文为科学制定航空发动机磨损界限值提供了一种方法和思路.

参考文献:

[1] 任国全, 张培林, 张英堂. 装备油液智能监控原理[M]. 北京: 国防工业出版社, 2006.

[2] 李柱国. 机械润滑与诊断[M]. 北京: 化学工业出版社, 2005.

[3] Duda, Hart, Stork. 模式分类[M]. 李宏东, 姚天翔, 译. 北京: 机械工业出版社, 2006.

[4] Miller G, Horn D. Probability density estimation using entropy maximization[J]. Neural Computation, 1998, 10(7), 1925-1938.

[5] Vapnik. 统计学习理论[M]. 徐建华, 张学工, 译. 北京: 电子工业出版社, 2009.

[6] Vapnik V, Golowich S E, Smola A. Support vector method for function approximation, regression estimation, and signal processing[J]. Advances in Neural Information Processing Systems, 1996, 9: 281-287.

[7] 王文清. 机械装备光谱油样分析故障诊断中界限值制定与知识库建立的研究与应用[D]. 北京: 北京理工大学, 1994.

- WANG Wenqing. The threshold formulation and knowledge base in fault diagnosis by oil spectrometer[D]. Beijing: Beijing Institute of Technology, 1994. (in Chinese)
- [8] Weston J, Gammerman A, Stitson M O, et al. Support vector density estimation[M]. Cambridge, MA: MIT Press, 1999.
- [9] Vapnik V N, Mukherjee S. Support vector method for multivariate density estimation[J]. Advances in Neural Information Processing Systems, 2000, 12: 659-665.
- [10] 张焯. 基于支持向量机的概率密度估计方法[J]. 系统仿真学报, 2005, 17(10): 2355-2357.
- ZHANG Zhao. Density estimation based on support vector machines[J]. Journal of System Simulation, 2005, 17(10): 2355-2357. (in Chinese)
- [11] Cristianini, Shawe-Yaylor. 支持向量机导论[M]. 李国正, 王猛, 曾华军, 译. 北京: 电子工业出版社, 2004.
- [12] Parzen E. On estimation of a probability density function and mode[J]. Annals of Mathematical Statistics, 1962, 33(3): 1065-1076.