

监视参数预测和故障识别法

北京航空航天大学 陈志英** 李其汉

【摘要】 将时间序列分析方法应用于航空发动机状态监视与故障诊断中,采用自回归模型,对监视参数进行趋势预测。进一步将时序分析与模式识别技术相结合,通过构造判别函数和用参数相关分析法,识别发动机典型故障。

主题词: 航空发动机 时间序列分析 故障检测 监视

分类号: V 263 6 V 231

1 时间序列模型

能否根据当前的监视参数变化对未来的参数变化趋势进行定量预测,是发动机状态监视人员所关注的。为此把每航班一次的监视参数按时间先后构成时间序列,对每个参数序列分别建立时间序列模型,通过模型参数估计,即可实现监视参数数值预测。

当时间序列 $\{x_t\}$, $t=1, 2, \dots, N$ 是平稳的、正态的、零均值的随机序列时,可对它建立一个自回归(AR)模型: $x_t = \varphi_1 x_{t-1} + \varphi_2 x_{t-2} + \dots + \varphi_n x_{t-n} + a_t$ 式中 a_t 为残差,它是均值为零,方差为 σ_a^2 的正态白噪声; $\varphi_i (i=1, 2, \dots, n)$ 是模型自回归系数。显然, $\{x_t\}$ 的内部结构与变化以及系统的特性与工作状态的所有信息都包含在 $x_1, x_2, \dots, x_N$ 这 N 个数据及其序列中,从而也蕴含在 $\varphi_1, \varphi_2, \dots, \varphi_n$ 与 σ_a^2 这 $n+1$ 个模型参数中。

用AR模型建立时序模型具有建模简单、计算迅速、参数易于估计精确、预测容易等特点。采用最小二乘MARPLE算法对时序模型进行计算,可实现用较短数据序列达到其它算法用较长数据才能得到的参数估计精度。

自回归模型的阶数也是待估参数,根据数据序列做最佳判定。对多种方法进行计算比较,最后选定最佳准则函数法确定模型阶数,即: $FPE(n) = (1 + n/N)(1 - n/N)^{-1} \hat{\sigma}_e^2$ 式中 n 为阶数, N 为数据数量, $\hat{\sigma}_e^2$ 为拟合模型残差方差。求: $FPE(n_0) = \min FPE(n)$, 则AR(n_0)模型是在FPE准则下的最佳时序模型,用该模型可对数据序列进行参数预测。

2 监视参数预测

趋势分析是状态监视中很重要的一项内容,也是行之有效的一种监视手段。当趋势发展呈上升或呈波动形时,会使监视人员不易做出定量趋势预测。如果有了趋势预测能力,即可给出未来若干个航班的变化趋势及确定量值,从而给监视人员提供更加可信的维修决策依据。

根据过去和现在的数据序列对未来趋势做预测,本文采用线性最小方差预测法,即:

$$\hat{x}_t(l) = \varphi_{x_t}(l-1) + \varphi_{x_t}(l-2) + \dots + \varphi_{x_t}(l-n)$$

式中 $\hat{x}_{t+l}(j) = x_{t+l-j} (j \leq 0)$, l 为预测步长, 预测置信区

间为: $\pm 1.96\sigma_e \sqrt{\sum_{j=0}^{l-1} G_j^2}$ 。由此式可知, 预测置信区间的大小正比于残差方差 σ_e , σ_e 越大, 则置信区间就越小, 预测的可信度越小; 如果格林函数 G_j 的数目增多, 置信区间也增大, 这表明预测周期越长, 预测误差越大, 所以不易做太长周期的预测。

在研制的航空发动机状态监视与故障诊断系统中, 主要是利用排气温度偏差 ΔEGT 、燃油流量偏差 ΔFF 、低、高压转子转速偏差 ΔN_1 、 ΔN_2 和振动监视值 V_{IB} 这 5 个监视参数对发动机进行状态监视与故障诊断。图 1 给出了监视参数实际值与预测值。表 1 给出了一步预测值的计算结果与统计。

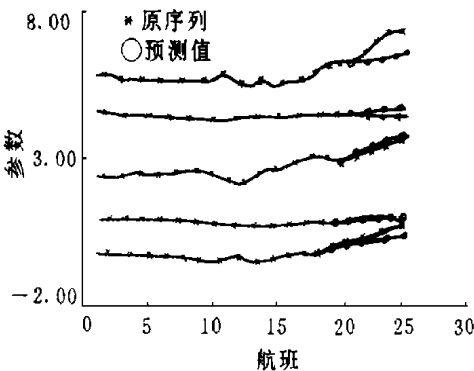


图 1 监视参数趋势预测

表 1 预测与误差

项 目	ΔN_1	ΔN_2	ΔEGT	ΔFF	V_{IB}
实际值	0.9	0.4	3.0	1.2	0.4
预测值	0.874	0.373	3.124	1.187	0.435
置信区间	± 0.02	± 0.028	± 0.027	± 0.039	± 0.01
绝对误差	0.026	0.027	0.124	0.013	0.035
相对误差	2.9%	6.7%	4.1%	1.1%	8.7%

由图和表可知, 不仅预测趋势变化方向与实际是一致的, 而且预测值与实际值基本上是吻合的。因为时间序列模型是动态数据模型, 可外推性是它的重要特性之一, 因此用时序模型进行趋势预测, 其预测值既包含了监视参数自身的变化随机性和规律性, 又蕴含了其它测量参数对它的影响, 而一般的数据拟合方法是不具有外推能力的。

3 模式向量法识别故障

振动故障诊断的有效性和准确性主要取决于对振动信息的提取和识别。经计算研究发现, 振动数据序列均值 μ_x 表征了振动的平均量级; 方差 σ_x^2 反映了振动信号的变化特征; 自回归模型系数 Q_1 、 Q_2 代表了振动序列的基本特征。由这 4 个特征参数构成模式向量:

$$V = \{\mu_x, \sigma_x^2, Q_1, Q_2\}$$

可见该模式向量扩大了振动信号信息量, 又基本上反映出发生振动故障时的特征。选择模式识别中残差偏移距离作为判别函数, 即: $D_a^2(V_R, V_T) = (V_R - V_T)^T Y_T (V_R - V_T)$ 。式中 Y_T 是权矩阵, V_R 是参考(或故障)模式向量, V_T 是待检模式向量。故障诊断时, 比较待检向量与参考向量的距离, 就可判定待检模式属于哪一种参考模式, 也就是它应属于距离最近的参考模式所对应的故障模式。由于没有更多的振动故障样本, 只好采用相对距离比较的方法。以一个实例分析来看该法的应用。

某 JT9D 发动机在一个时期常发生振动指示大的现象, 最后导致 3.0 放气管道破裂。取管

道断裂前 7 个月的振动数据进行分析, 并把它们分成 5 段, 加上故障发生段共 6 段, 依时间顺序依次记为 F、E、D、C、B、A。对它们分别建模, 构成模式向量, 计算出这 6 段间的残差偏移距离, 结果见表 2。从表中可见, A 与另外 5 段的距离函数值大于这 5 段之间的距离函数值, 若把这 6 段模式向量看成空间上的 6 个点, 那么 A 点与另外 5 点之间的距离都远, 而这 5 点相对距离较近, 即发生点凝聚。说明发动机到 A 段时其状态与另 5 段时的状态相比已发生了明显的变化, 这表征故障征兆已由此阶段萌生。由此可见, 用距离函数法对发动机状态进行监视是可行的。只要积累更多的故障样本, 可进一步提高故障诊断能力。

表 2 距离函数值

序号		B	C	D	E	F
偏移距离	A	0.42	0.95	2.14	2.14	2.58
	B		0.45	1.43	1.41	1.78
	C			0.95	0.94	1.28
	D				0.09	0.30
	E					0.35

4 振动故障的相关分析法

波音 747、波音 767 等民航客机没有配置宽频带振动信号的机载记录器, 只在发动机风扇机匣上安装一个振动传感器, 将此信号传到飞机座舱仪表上, 它反映了低压转子和高压转子的振动总量。当振动指示大时, 可用相关分析的方法分辨是低压还是高压转子的振动问题。选用发动机低压转子转速百分比 N_1 、高压转子转速百分比 N_2 和机载振动值 A_{VM} 三个数据序列作为分析振动大原因的相关分析参数。由于这 3 个参数的测量单位不同, 会导致相关系数有较大的差异, 因此要把各参数序列标准化, 从而得到 3 个参数向量, 记为 Y_1 、 Y_2 、 Y_3 , 计算样本离

差阵 $S = \sum_{p=1}^m Y_p Y_p'$, 再做最小方差无偏估计, 得相关矩阵 $R = [1/(n-1)]S$ 。矩阵中的每个元素代表了对应行列的两参数之间的相关程度。现用相关分析法做一个实例分析。1990 年一架波音 747 的发动机振动指示大, 达到 1.7 in/s , 超过警报线, 这时从气路诊断法分析不出振动大的原因。采用多参数相关分析方法计算出相关矩阵, 其中 A_{VM} 与 N_1 的相关系数为 0.292, A_{VM} 与 N_2 的相关系数为 0.712。图 2 给出了机载振动数据序列与转速数据序列之间的关系曲线。由图可见, A_{VM} 与 N_2 的关系斜率大于 A_{VM} 与 N_1 的关系斜率。显然, 若振动值随 N_2 转速的增加比随 N_1 转速的增加快, 则振动主要与 N_2 转子有关。由数值计算及相关曲线都可得出高压转子振动大的结论。在高压转子重新平衡之后, 振动值降低了。这也验证了用相关分析法判别故障是可行的。

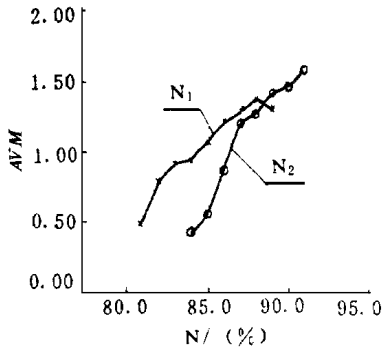


图 2 振动与转速相关图

结论 采用时间序列分析法对发动机状态监视参数进行趋势预测, 方法是可行的, 结果是合理的。时间序列分析法与模式识别技术相结合, 并将多参数相关分析法用于航空发动机故障识别, 是一个很好的尝试, 特别是在得不到发动机机载振动响应的模拟量信号时, 采用该法可识别发动机振动典型故障。

(责任编辑 杨再荣)

EXPERIMENTAL STUDY ON BLADE POSITIVE CURVING IN TURBINE CASCADE WITH TURNING ANGLE

Tan Chunqing

(Institute of Engineering Thermophysics, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100080)

Wang Zhongqi and Han Wanjin

(Harbin Institute of Technology)

ABSTRACT As contrasted with the experimental study on blade negative curving in turbine cascade with large turning angle, an experimental study of blade positive curving was also carried out under identical conditions. The experimental results show that blade positive curving intensifies the leading edge vortex and the passage vortex in comparison with conventional straight cascade, and increases the bubble separation loss of the leading edge vortex and the viscous dissipation loss of the passage vortex. As a result, the flux capability of the cascade is cut down by 8.8%, the mass flux averaged overall loss coefficient increases by 11.4%, at the same time the outlet conditions of the cascade further deteriorate.

Key words Cascade flow Turning angle Secondary flow

TECHNICAL NOTES

DAMAGE TOLERANCE ANALYSIS OF EXPERIMENTAL DISK WITH CRACKS IN SLOT BASE

Chen Guanghao, Wang Rongqiao, Hong Qilin

(4th Dept., Beijing University of Aeronautics and Astronautics, Beijing 100083)

ABSTRACT The damage tolerance of an experimental disk is analyzed in the light of fracture mechanics. The relation of crack tip parameter and crack length, a , is determined by combination of the FEM and the J -integral method. The critical crack size a_c is obtained based on the material toughness K_{IC} . Then the crack propagation life of the disk is determined. The calculated results are consistent with the experimental data. Therefore, the present method as well as the computer program can be used for strength evaluation of a turbine disk.

Key words Wheels (Machine elements) Fatigue crack Finite element J -Integral Stress intensity factors

MONITORING PARAMETER PREDICTION AND FAULT IDENTIFICATION

Chen Zhiying and Li Qihan

(4th Dept., Beijing University of Aeronautics and Astronautics, Beijing 100083)

ABSTRACT The time series analysis method is applied to condition monitoring and fault diagnosis of aero-engine. The trending values of monitoring parameters can be predicted by building and estimating auto-regressive model. Then the time series analysis and the mode identification technique are combined and through determining classification function and conducting correlation analysis among the parameters, some typical faults of the engine can be identified.

Key words Aircraft engines Time series analysis Fault detection Monitoring