

发动机振动趋势预测模型研究^{*}

王俨凯, 马进锐, 廖明夫, 程勇

(西北工业大学动力与能源学院 西安, 710072)

摘要 以航空发动机健康管理为切入点,研究了发动机整机振动响应预测方法。首先,通过讨论基于模型的振动预测思路,明确了趋势项、随机波动项和噪声干扰项的影响与物理意义;其次,建立了趋势项的周期摆动模型、线性发展模型和振幅突变模型,用于描述典型故障振动,研究了模型的选择方法,讨论了模型的检验准则,实现了模型参数估计算法;最后,以 3 组发动机实测趋势数据作为实例,验证了基于模型的振动趋势预测方法的正确性和工程实用性。

关键词 航空发动机; 整机振动; 趋势预测模型; 检验准则

中图分类号 V231.96; TH11

引言

配套预测与健康管理(prognostics and health management,简称 PHM)系统是下一代航空发动机代表性的技术特点之一^[1]。其中,一项重要的功能指标是“对性能状况和机械状况参数进行趋势分析和预测,实现故障预测,给出维修建议”^[2]。这表明,对振动故障趋势的预测已成为亟待攻克的关键技术之一。

国内外在此方面已经开展了一些相关研究^[3-8]。吴庚申等^[9]建立了汽轮机转子振动故障序列自回归滑动平均(autoressive moving average,简称 ARMA)模型,对汽轮机转子振动故障序列进行了预测。刘强^[10]研究了合成人工神经网络对汽轮发电机组进行短期预测、中期预测和长期预测,结论是利用神经网络可以实现振动预测。金向阳等^[11]利用过程神经网络法预测了发动机振动趋势,研究表明,过程神经网络法相比于传统人工神经网络能够提高网络训练速度,降低预测误差,使误差较小。于文武等^[12]利用层次分析(analytic hierarchy process,简称 AHP)模型对在翼发动机进行了预测,结果较准确。刘林刚等^[13]提出了一种基于支持向量机的航空发动机振动参数预测方法。

以上研究主要集中在基于 ARMA 的时序预测、基于神经网络和支持向量机的数据预测,在一定

条件下,取得了良好的预测效果。当使用 ARMA 建模,并选择剔除时序趋势项时,常常假设时序信号为平稳信号,若发动机恰好处于正常状态,该方法一般能够得到理想的预测结果;然而当发动机出现故障时,往往为非平稳过程,就不能直接使用上述预测方法。基于神经网络和支持向量机等数据预测方法,优点是不需要先验知识,依靠一定数目的历史数据即可实现一定精度的预测;缺点是黑盒预测的模式无法融入专家知识,不能利用发动机故障模式库的积累经验,难以融合动力学的研究成果,容易遭遇工程推广的壁垒。因此,对于发动机这样复杂的分析对象,结合动力学特点开展基于动力学模型的振动预测方法研究意义重大。

1 基于模型的振动趋势预测原理

1.1 发动机台架整机振动的典型趋势类型

航空发动机台架试车一般将慢车转速到最大转速分为若干个转速台阶^[14],在每一个转速台阶均会停留一段时间。图 1 为某燃气轮机试车过程图,在每一个工况中,转速波动变化值 $|\Delta N| \leq 300$ r/min,气动参数相对稳定,推力相对恒定。可以看出,发动机试车过程以稳定工况为主。民用发动机更以稳态工况为主。实际上,A340 的 CFM56 发动机明确规定在巡航状态下稳定功率 4 min 后开始录

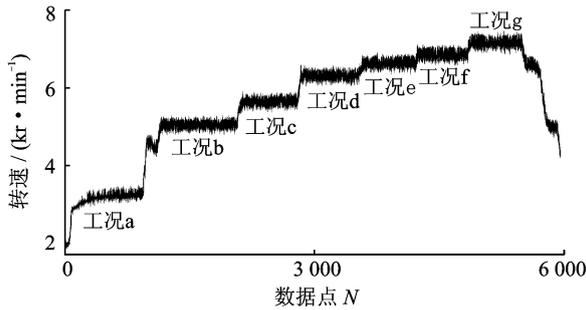


图1 某燃机实测试车过程图

Fig. 1 A gas turbine trial run process graph

取数据,波音747的JT9D发动机记录巡航状态稳定5 min后的振动幅值等6个参数^[15]。

图2为工程中实际测试获得的4个发动机整机振动趋势案例,每个案例的上部分图显示了转速随时间的变化,下部分为振动幅值随时间的变化趋势。由图可以看出,即便在转速稳定的情况下,发动机整机振动趋势类型多样,且多数故障趋势都表现出非平稳的特性。笔者将重点研究稳定工况条件下振动趋势的预测方法。

1.2 基于模型的振动预测的思路

上述发动机整机振动时序 $\{x_t\}$ 可以描述为如下数学表达式

$$x_t = T_t + S_t + d_t + \varepsilon_t \quad (1)$$

其中: T_t 为整机振动特征量的长时趋势项; S_t 为整机振动特征量的短时趋势项; d_t 为随机振动特性; ε_t 为噪声影响。

T_t 描述发动机的渐发性、原发性结构故障。趋势数据点间隔选择发动机返修小时数的1/10 000。例如,翻修期500 h的军用航空发动机可以选择3 min,全寿命25 000 h的燃气轮机为2.5 h。当发动机处于正常状态时,该项为均匀幅值的水平直线;当发动机处于故障状态时,将因故障类型不同而发生不同的趋势变化,典型的长时趋势类型有线性发展型和指数发展型。

S_t 描述发动机的突发性、失稳性和共振性结构故障。趋势数据点间隔为长时趋势项间隔的1/200至1/500。当发动机处于正常状态时,该项为均匀幅值的水平直线;当发动机处于故障状态时,根据不同的故障类型而发生不同的趋势变化,典型的短时趋势类型有线性发展型、幂指数发展型、振幅突变型、周期摆动型等。

鉴于气流、燃烧等因素的随机激振,发动机整机振动响应是一个典型的随机过程,导致下一个时刻的振动无法用准确的函数描述,只符合数据的统计

特性规律。因此,随机振动特性 d_t 与预测时刻以前的历史数据密切相关。AR模型能够很好地描述这一特性。

ε_t 主要来源于振动测试系统和信号离散数字化。MA模型将其假设成为白噪声,并进行预测,完全可以满足工程的精度要求。

待预测的数据序列 x_{t+1} 的物理参数有多种选择。大多数文献选择振动时域波形的采样数据点作为数据序列。笔者则先将振动时域波形数据进行数字信号处理,得到特征参数,根据时间顺序组成参数序列,并以此预测未来一段时间的特征参数幅值。特征参数可以是高压(低压)转子基频幅值,也可以是带通滤波后的有效值。

如此选择的优点是:特征量的趋势直接和故障模式相关,便于建立数学模型;预测数据量显著减小,降低了预测累积误差;剔除了周期因素的干扰,提高预测精度;符合行业习惯,便于工程推广。

当进行发动机长时预测时,式(1)可以简化为

$$x_{t+1} = T_{t+1} \quad (2)$$

当进行发动机短时预测时,式(1)可表示为

$$x_{t+1} = S_{t+1} + d_{t+1} + \varepsilon_{t+1} \quad (3)$$

2 基于模型的振动趋势预测方法

笔者结合故障模式的动力学特点,建立了典型趋势项类型的数学模型,主要包括平稳波动模型、周期摆动模型、线性发展模型和振幅突变模型。这里仅讨论稳定工况下的振动趋势变化,假设转速波动值 $|\Delta N| \leq 300$ r/min。由图1可以看出,这一要求在工程实测中很容易被满足。不同工况间的过渡状态,不仅情况复杂且需考虑动力学特性的影响,建议采用非线性拟合方法。

在稳定工况下,分为两种情况讨论。如果转速波动值 $|\Delta N| \leq 50$ r/min,直接采用后文建立的模型预测方法;当 50 r/min $< |\Delta N| \leq 300$ r/min,由于不能忽略发动机转子幅频特性的影响,笔者采用幅值后推的方法过渡,用上时刻真实值代替,即 $x'_{t+1} = x_t$ 。

因此,本研究结果将适用于民用航空发动机巡航状态的长、短时预测以及军用发动机的短时预测。

2.1 平稳波动模型

当发动机处于正常状态时,发动机振动时序应当符合平稳波动模型。该模型不仅适用于发动机长期趋势预测,也适用于短期趋势预测。

均值平移后,对于平稳、正态、零均值的时序

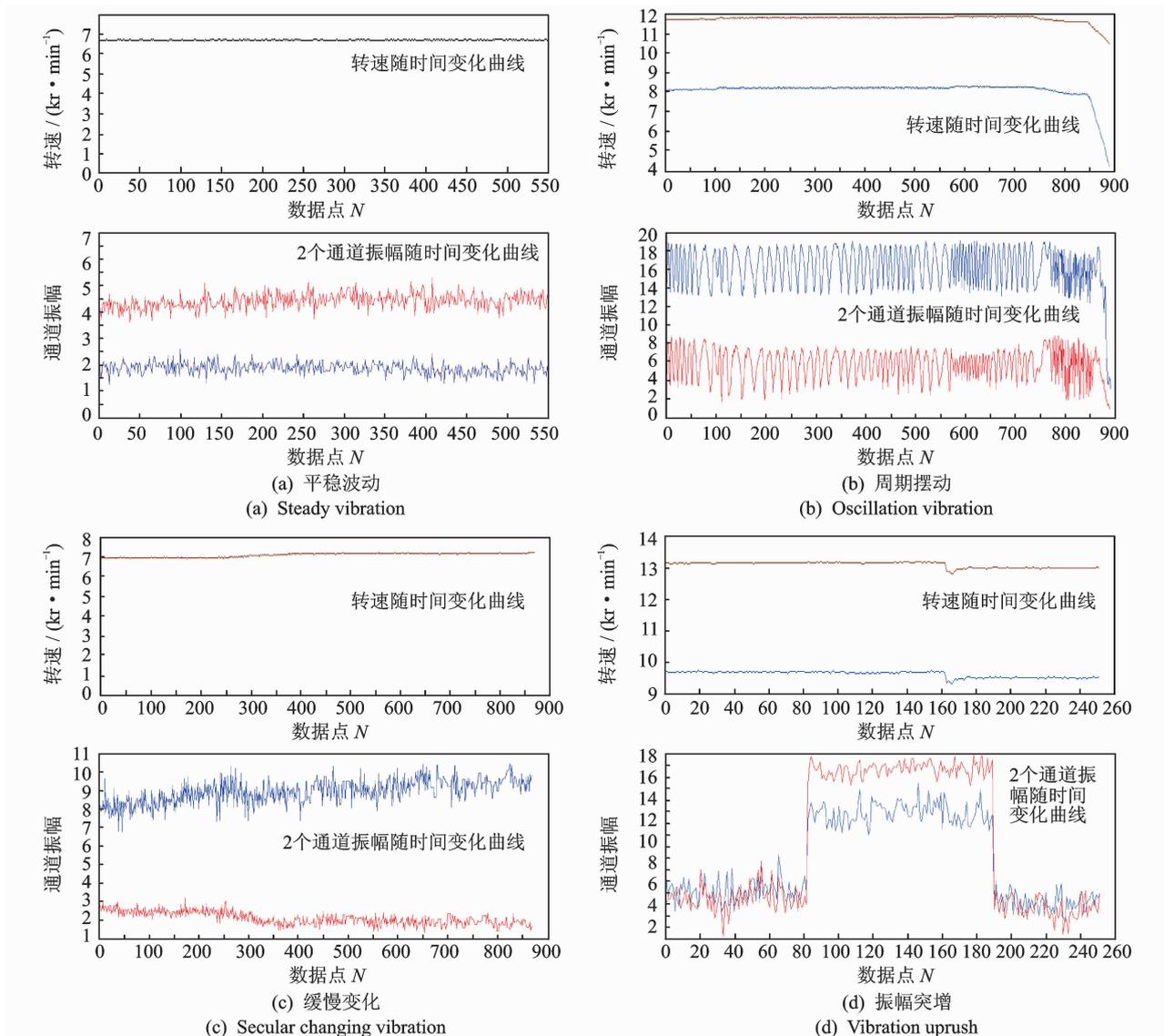


图 2 几种典型的实测发动机整机振动趋势

Fig. 2 Several typical actual measurement vibration trend of aero-engine

$\{x'_t\}$ ，完全可以采用 ARMA 模型

$$x_t = \varphi_1 x_{t-1} + \varphi_2 x_{t-2} + \dots + \varphi_n x_{t-n} - \theta_1 a_{t-1} - \theta_2 a_{t-2} - \dots - \theta_m a_{t-m} + a_t \quad (a_t \sim \text{NID}(0, \sigma_a^2)) \quad (4)$$

其中： n, m 分别表示 AR 部分和 MA 部分的阶次； $\varphi_i (i=1, 2, \dots, n), \theta_j (j=1, 2, \dots, m)$ 分别为各部分的模型参数。

式(4)表示一个 n 阶自回归 m 阶滑动平均模型，记为 $\text{ARMA}(n, m)$ 。得到 $\{x'_t\}$ 数据均值复位后，即可得到预测结果。

ARMA 模型成立的根本条件是残差序列 $\{a_t\}$ 为白噪声。因此，平稳波动模型使用时，最根本的检验准则是检验残差序列 $\{a_t\}$ 的自相关系数以及 $\{a_t\}$ 与 $\{x_t\}$ 之间的互相关系数是否单调且趋于零。在实际应用中，通常利用 ADF 准则检验判

断 $\{x_t\}$ 的平稳性^[16]。

2.2 周期摆动模型

周期摆动是指发动机幅值振动呈现较明显的周期性波峰-波谷情况，这种振动状况通常出现在发动机振动的短时趋势中。例如，双转子频率耦合振动时可能呈现周期摆动。此时，振动响应可以写成

$$X(t) = A_1 \cos(\omega_1 t + \varphi_1) + A_2 \cos(\omega_2 t + \varphi_2)$$

其中： A_1, A_2 分别为两个激振响应的振幅； ω_1, ω_2 为两个激振的频率； φ_1, φ_2 为初始相位。

当 $A_1 = A_2$ ，且 $\omega_1 \neq \omega_2$ 时，振动单峰值可以化简成

$$X(t) = 2A_1 \cos\left[\frac{(\omega_1 - \omega_2)t + \varphi_1 - \varphi_2}{2}\right] \quad (5)$$

当 $A_1 \neq A_2$ ，且 $\omega_1 \rightarrow \omega_2$ 时，振动单峰值可以化

简成

$$X(t) = \sqrt{A_1^2 + A_2^2 + 2A_1A_2 \cos[(\omega_1 - \omega_2)t + \varphi_1 - \varphi_2]} \quad (6)$$

由此,周期摆动模型随时间幅值变化趋势的数学描述可以写成

$$S(t) = \sqrt{a + b \cos(\omega t + \varphi)} \quad (7)$$

其中: a, b, ω, φ 为模型参数。

对于一个采集的振幅序列 $\{x_t\}$, 应先采用模型检验方法确定 $\{x_t\}$ 是否存在周期摆动现象的显著性。这里采用周期摆动模型(periodic oscillation model, 简称 POM) 准则进行检验, 若序列 $\{x_t\}$ 满足检验准则说明发生了摆振, 适用于式(7)的模型, 否则反之。

周期摆动模型检验的步骤是先对序列 $\{x_t\}$ 进行分段处理, 利用式(8)得到分段序列 $\{M_t\}$ 和分段间隔序列 $\{\delta_M\}$

$$M_t = \begin{cases} 1 & (x_{t-1} - a)(x_t - a) < 0 \\ 0 & (x_{t-1} - a)(x_t - a) > 0 \end{cases} \quad (t = 2, 3, \dots, n) \quad (8)$$

其中: $a = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i^2$; $\{\delta_M\}$ 序列为 $\{M_t\}$ 中每两个相邻“1”之间的“0”值个数。

当振幅序列 $\{x_t\}$ 的个数满足 $n \geq 100$ 时, 考虑到实际摆动的周期范围是 1~10 s, 序列 $\{x_t\}$ 可包含几个甚至几十个周期, 则 $\{\delta_M\}$ 数据量足够多, 可以满足模型检验准则的计算要求。 $\{\delta_M\}$ 在强周期性的条件下, 应该符合正态分布, 根据单个正态总体方差的检验理论^[17], 定义周期摆动模型适用性检验准则为 POM 准则

$$r = \frac{\sum_{j=1}^m (\Delta_{M_j} - \frac{1}{m} \sum_{j=1}^m \Delta_{M_j})^2}{\sigma_0^2} \quad (9)$$

当 $r \leq \chi_{0.05}^2(m-1)$ 时, 经验值取为 $r \leq 0.7107$, 也可根据实际情况查表, 满足条件时说明周期摆动模型适用。通过检验后的 $\{x_t\}$, 采用式(10)进行参数估计

$$\begin{cases} a = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i^2 \\ b = \frac{1}{2m} \sum_{j=1}^m [\max_{\Delta_{M_j}}(x_{j_i}) - \min_{\Delta_{M_j}}(x_{j_i})] \\ \quad (x_{j_i} \in \{\Delta_j\}) \\ \omega = 2\pi f = \frac{2\pi}{\frac{1}{m} \sum_{j=1}^m \Delta_j} \\ \varphi = 2\pi \frac{\Delta_0}{\Delta_j} \quad (j = 1, 2, \dots, m) \end{cases} \quad (10)$$

由此可得组合模型为

$$x_{t+1} = S_{t+1} + \Delta_{t+1} = \sqrt{a + b \cos[\omega(t+1) + \varphi]} + \sum_{i=1}^n \varphi_i x_{t-i} - \sum_{j=1}^n \theta_j a_{t-j} + a_{t+1} \quad (11)$$

2.3 线性发展模型

实际发动机振动时序中常出现线性增加或减小的趋向。例如, 由风扇叶片结垢引起的转子质量不平衡, 产生振动长期线性发展的趋势; 又如, 慢车状态时热变形导致的振幅缓增现象。线性发展模型不仅适用于发动机振动长期趋势预测, 也适用于短期趋势预测。

对这种典型的趋势可以建立如下线性模型

$$S_t = \beta_0 + \beta_1 t \quad (12)$$

其中: S_t 为线性趋势项, 表现为振动时序 $\{x_t\}$ 在截距为 β_0 、斜率为 β_1 的直线附近的随机波动。

模型参数 β_0 和 β_1 可由最小二乘确定

$$\begin{cases} \beta_1 = \frac{\sum_{i=1}^n (i - \frac{n+1}{2})(x_i - \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i)}{\sum_{i=1}^n (i - \frac{n+1}{2})^2} \\ \beta_0 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i - \beta_1 \frac{n+1}{2} \end{cases} \quad (13)$$

利用一元线性回归显著性检验方法^[18], 可以定义线性发展模型适用性检验准则为线性发展模型(linear vibration model, 简称 LVM) 准则

$$r = \frac{\beta_1}{\frac{1}{n-2} \sum_{i=1}^n (x_i - \beta_0 - \beta_1 i)^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n (i - \frac{n+1}{2})^2} \quad (14)$$

当 $|r| \geq t_{0.025}(n-2)$ 时, 说明线性回归是显著的。文中取 $n = 100$, 置信区间为 90% 的条件下, 当 $|r| \geq 1.2902$, 即认为振动时序 $\{x_t\}$ 符合线性发展趋势模型。

得线性发展组合预测模型为

$$x_{t+1} = S_{t+1} + \Delta_{t+1} = \beta_0 + \beta_1(t+1) + \sum_{i=1}^n \varphi_i x_{t-i} - \sum_{j=1}^n \theta_j a_{t-j} + a_{t+1} \quad (15)$$

2.4 振幅突变模型

发动机也会经常出现振幅突变的现象。例如, 航空发动机转子出现突加不平衡, 或是由于挤压油膜阻尼器和支承动刚度引发的双稳态振动现象^[19]。该模型仅适用于发动机短期趋势预测。

由于振幅突变事先不能预知, 故此判断准则是

滑动的,当前点的数据 x_t 明显偏离历史数据均值时,即认为发生了突变。

定义振幅突变模型(step change model,简称SCM)适用性准则为

$$r = \frac{\left| \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m x_{t-i} - \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n x_{t-j} \right|}{\frac{1}{n} \sum_{j=1}^n x_{t-j}} \quad (m < n) \quad (16)$$

可以看出, m 越小,判断越灵敏,但也越容易受到测试误差的干扰,反之亦然。根据经验,本研究选择 $n = 100$, $m = 2$ 。

当 $r \geq 0.2$ 时,SCM 准则成立,判断振动时序 $\{x_t\}$ 适合振幅突变模型。此时,可以对趋势项建立如下模型

$$S_t = \begin{cases} \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n x_{t-j} & (r_t < 0.2) \\ x_{t-1} & (r_t \geq 0.2) \end{cases} \quad (17)$$

故组合预测模型为

$$x_{t+1} = S_{t+1} + \Delta_{t+1} = S_{t+1} + \sum_{i=1}^n \varphi_i x_{t-i} - \sum_{j=1}^n \theta_j a_{t-j} + a_{t+1} \quad (18)$$

2.5 其他模型

除了上述建立的模型之外,典型的还有幂函数模型和指数函数模型。幂函数模型一般适用于长期趋势预测,而指数函数模型常适用于发动机短期趋势预测。建立数学模型、讨论预测的方法以及模型适用性准则研究方法与前述相同。新的模型可以不断被采用,这正表现出基于模型振动预测方法的开放性的特点,符合发动机振动分析逐步积累的发展过程。

2.6 基于模型的振动预测的流程

通过上述建立的平稳波动模型、周期摆动模型、线性发展模型和振幅突变模型,讨论了每种模型的适用性检验准则及振动预测算法,基于模型的振动预测的过程如下。

1) 当发动机转速稳定在某一转速范围时,即转速变化小于 $|\Delta N| \leq 50$ r/min,可认为发动机转速稳定,通过连续采集和信号处理获取振幅的有效值以及高低压基频幅值,构成振动时序 $\{x_t\}$ 进入第2步。如果当 50 r/min $< |\Delta N| \leq 300$ r/min,采用幅值推移 $x'_{t+1} = x_t$ 进行预测后,跳入第6步。当发动机转速变化超过 $|\Delta N| > 300$ r/min时,不满足振动预测的条件,只能密切关注后续发展。

2) 通过一段时间时序的采集,判断采集到的点数是否满足短时预测所需点数 N ,若不满足则返回第1步继续采集。若满足上述要求,则继续判断采集到的点数是否满足长时预测所需点数 M 。若满足跳入第3步,若不满足跳入第4步。

3) 提取长时趋势项,根据模型适用性准则选择适用模型构建长时预测模型。

4) 提取短时趋势项,根据模型适用性准则(POM 准则、LVM 准则、SCM 准则)选择适用模型构建短时预测模型。

5) 确定模型及参数估计,进行长时预测或短时预测。

6) 判断振幅是否超限,超限则报警,并继续密切关注后续发展,跟踪预测误差。

图3描述了振动预测的综合流程。

3 预测实例

利用上述基于模型的振动趋势预测方法,对发动机实测数据进行振动预测。

3.1 周期摆动实例

图2(b)显示了某型航空发动机某次台架试车低压转子基频幅值随时间的趋势变化图。以前机匣水平信号为例,利用前面提出的算法进行短时预测。利用 ADF 检验以及式(9)、式(14)和式(16)检验得知,周期摆动模型适用,经模型选择得趋势项模型为 $S_t = \sqrt{16.3573 + 1.3225 \cos(0.7714t + 6.5019)}$,对残差序列建立了 ARMA(8,15)模型。得到1步预测平均相对误差为 5.67%,3步预测平均相对误差为 9.16%。图4所示为预测的结果。

3.2 缓慢变化实例

图2(c)显示了某型燃机某次台架试车高压转子基频幅值随时间的变化趋势图。经模型选择得趋势项模型为 $S_t = 8.269 + 0.0017t$,对残差项建立了 ARMA(1,2)模型,得到1步预测平均相对误差为 4.06%,3步预测平均误差为 4.25%。图5所示为预测结果。

3.3 振幅突变实例

图2(d)显示了某型发动机某次台架试车高压基频幅值随时间的趋势,得到1步预测平均误差为 12.61%,3步预测平均误差为 16.99%。图6所示为预测结果。

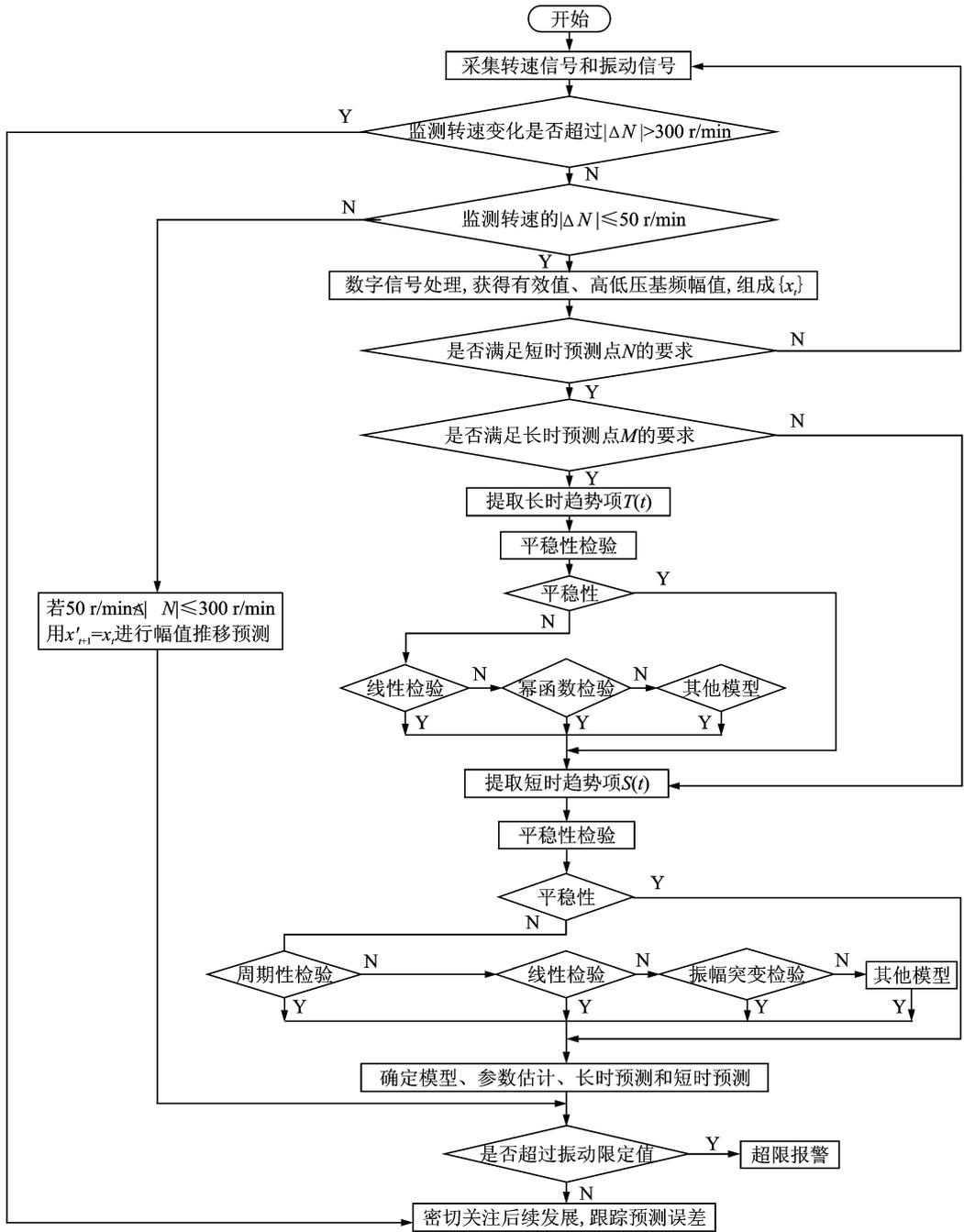


图 3 振动预测综合流程图

Fig. 3 Vibration forecast flowchart

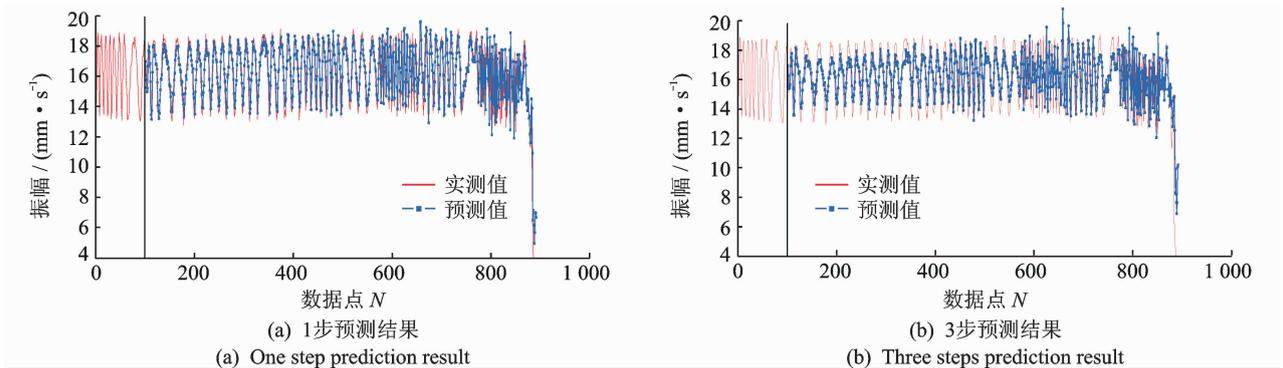


图 4 周期摆动实例预测结果

Fig. 4 Shimmy case prediction result

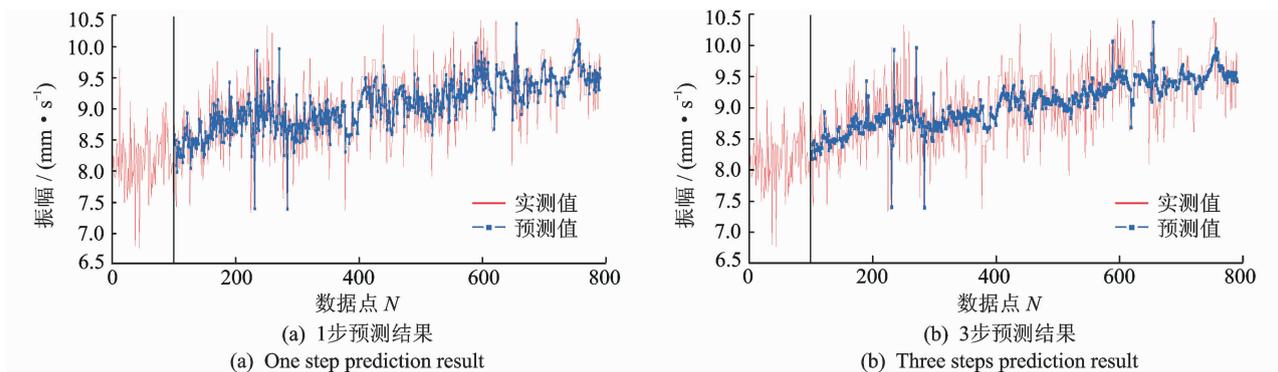


图 5 缓慢变化实例预测结果

Fig. 5 Linear vibration case prediction result

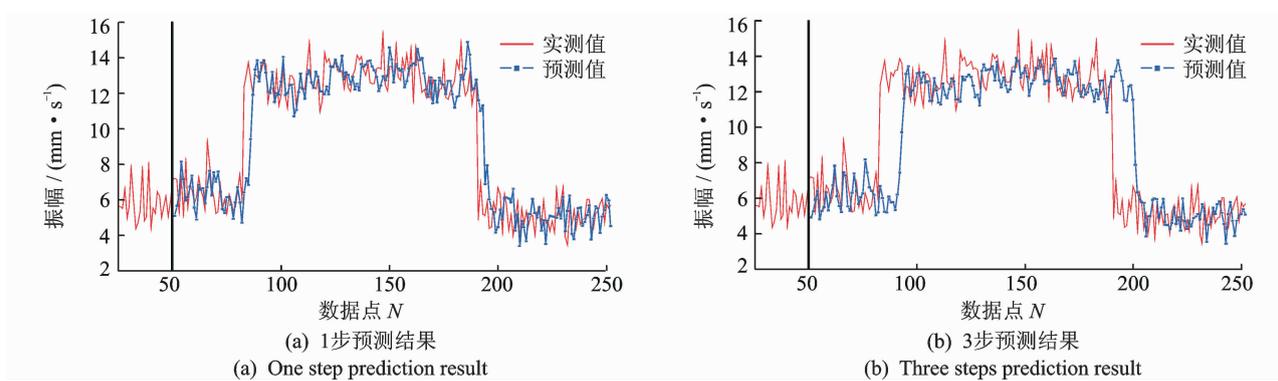


图 6 振幅突变预测结果

Fig. 6 Step change vibration case

3.4 预测结果分析

表 1 所示为周期摆动模型、缓慢变化模型和振幅突变模型预测的结果。可见,基于模型的振动趋势预测方法能够正确区分文中所提的 3 种故障趋势,并且周期摆动与缓慢变化实例预测的平均相对误差均小于 10%(一般发动机测振传感器测量误差为 10%),预测效果良好,可以满足工程实践的要求。

表 1 预测实例的相对误差

Tab. 1 Relative error of prediction result

实例	满足的模型 检验准则	1 步预测平均	3 步预测平均
		相对误差/%	相对误差/%
周期摆动模型	POM 准则	5.67	9.16
缓慢变化模型	LVM 准则	4.06	4.25
振幅突变模型	SCM 准则	12.61	16.99

振幅突变模型的 1 步预测平均误差为 12.61%, 3 步预测平均误差为 16.99%, 预测精度略低。这是由于振幅突变现象都是由突发故障引起,相对于渐变故障,预测误差较大。准确度超过 80% 的预测结

果仍旧可为紧急停车等故障处理措施提供依据。

基于上述预测结果,可以为发动机早期故障辨识提供技术途径,为预先准备发动机转速控制、振动主动控制等提供支撑手段。

4 结论

1) 发动机整机振动趋势类型多样,特征明显,且多数故障趋势都表现出非平稳的特性,不能采用差分运算后的 ARMA 算法。

2) 发动机整机振动特征量的趋势项 T_i 和 S_i 的建模是发动机振动预测的核心与关键,直接决定预测方法的正确性、适用性和推广能力。

3) 建立的周期摆动模型、线性发展模型和振幅突变模型具有明确的动力学背景,反映了工程中最常见的几种趋势变化类型。

4) 基于模型的振动趋势预测方法能够正确区分文中所提的 3 种故障趋势。周期摆动与缓慢变化案例预测的平均相对误差均小于 10%,振幅突变案例的平均相对误差均小于 20%,预测效果良好。

参 考 文 献

- [1] 尉询楷. 军用航空发动机 PHM 发展策略及关键技术[J]. 航空动力学报, 2011, 26(9): 2107-2115.
Wei Xunkai. Development strategy and key prognostics health management technologies for military aero-engine in China [J]. Journal of Aerospace Power, 2011, 26(9): 2107-2115. (in Chinese)
- [2] 姜彩虹. 航空发动机预测健康管理系统设计的关键技术[J]. 航空动力学报, 2009, 24(11): 2589-2593.
Jiang Caihong. Critical technologies for aero-engine prognostics and health management systems development[J]. Journal of Aerospace Power, 2009, 24(11): 2589-2593. (in Chinese)
- [3] Ballans H M. Vibration prediction and quality control of a centrifugal impeller[R]. Cincinnati, OH, USA: International Gas Turbine and Aero engine Congress and Exposition, 1993.
- [4] Yang Mao, Chopra I, Haas D J. Vibration prediction for rotor system with faults using coupled rotor-fuselage model[J]. Journal of Aircraft, 2004, 41(2): 348-358.
- [5] Carnero M C, Pedregal D J. Forecasting turbine problems by means of the state space framework[J]. Journal of Loss Prevention in the Process Industries, 2011(24): 432-439.
- [6] 王治华, 傅惠民. 广义时变 ARMA 序列预测方法[J]. 航空动力学报, 2005, 20(5): 714-717.
Wang Zhihua, Fu Huimin. Prediction method for generalized time-varying ARMA series [J]. Journal of Aerospace Power, 2005, 20(5): 714-717. (in Chinese)
- [7] 曹昕燕, 邹英永. 基于 ARMA 模型的振动信号建模与预测[J]. 长春大学学报, 2010(20): 52-55.
Cao Xinyan, Zou Yingyong. Modeling and forecasting of vibration signals based on ARMA Model[J]. Journal of Changchun University, 2010(20): 52-55. (in Chinese)
- [8] 刘颖, 严军. 基于时间序列 ARMA 模型的振动故障预测[J]. 化工自动化及仪表, 2011, 38(7): 841-843.
Liu Ying, Yan Jun. Vibration faults prediction based on time series autoregressive moving average (ARMA) model[J]. Control and Instruments in Chemical Industry, 2011, 38(7): 841-843. (in Chinese)
- [9] 吴庚申, 梁平, 龙新峰. 基于 ARMA 的汽轮机转子振动故障序列的预测[J]. 华南理工大学学报: 自然科学版, 2005, 33(7): 67-73.
Wu Gengshen, Liang Ping, Long Xinfeng. Forecasting of vibration fault series of steam turbine rotor based on ARMA[J]. Journal of South China University of Technology: Natural Science Edition, 2005, 33(7): 67-73. (in Chinese)
- [10] 刘强. 人工神经网络及其在汽轮发电机组振动故障预测中的应用[D]. 杭州: 浙江大学, 2005.
- [11] 金向阳, 林琳, 种诗胜, 等. 航空发动机振动趋势预测的过程神经网络法[J]. 振动、测试与诊断, 2011, 31(3): 331-334.
Jin Xiangyang, Lin Lin, Zhong Shisheng, et al. Prediction of aeroengine vibration trend using process neural network[J]. Journal of Vibration Measurement & Diagnosis, 2011, 31(3): 331-334. (in Chinese)
- [12] 于文武, 康力平. 基于 AHP 的航空发动机在翼寿命预测[J]. 航空制造技术, 2010(20): 48-50.
Yu Wenwu, Kang Liping. Life forecast of on-wing aeroengine based on AHP[J]. Aeronautical Manufacturing Technology, 2010(20): 48-50. (in Chinese)
- [13] 刘林刚, 李学仁, 陈永刚, 等. 基于支持向量机的航空发动机振动预测模型研究[J]. 微计算机信息, 2008, 24(16): 289-291.
Liu Lingang, Li Xueren, Chen Yonggang, et al. Aero-engine vibration forecasting based on support vector machine [J]. Microcomputer Information, 2008, 24(16): 289-291. (in Chinese)
- [14] 陈光. 航空发动机结构设计分析[M]. 北京: 北京航空航天大学出版社, 2006: 76-77.
- [15] 邓明, 金业壮. 航空发动机故障诊断[M]. 北京: 北京航空航天大学出版社, 2012: 109-110.
- [16] 杨叔子, 吴雅, 轩建平. 时间序列分析的工程应用[M]. 武汉: 华中科技大学出版社, 2007: 178-181.
- [17] 师义民, 徐伟, 秦超英, 等. 数理统计[M]. 3 版. 北京: 科学出版社, 2011: 120-128.
- [18] 赵选民. 数理统计[M]. 西安: 西北工业大学出版社, 2001: 123-131.
- [19] 晏砺堂. 航空燃气轮机振动与减振[M]. 北京: 国防工业出版社, 1991: 239-296.



第一作者简介:王俨凯,男,1978年6月生,副教授。主要研究方向为航空发动机及舰船动力系统的振动分析、旋转机械状态监测与故障诊断以及风力发电技术。曾发表《基于试车数据统计的振动限制值确认方法》(《推进技术》2008年第29卷第5期)等论文。

E-mail: ykwang@nwpu.edu.cn

