

船用燃气轮机状态趋势预测算法研究

刘保果¹, 黄雅琳², 陈卓²

(1. 海军装备部, 北京 100071; 2. 中国船舶工业系统工程研究院, 北京 100094)

摘要: 燃气轮机是船舶动力系统的重要组成部分, 为了提高船舶性能, 需对其进行状态趋势预测; 首先研究了常用的几种预测算法, 总结了各自优缺点和适用范围, 对常见预测方法的技术特点进行了详细分析; 为提高船用燃气轮机状态预测精度, 提出了组合优选和虚拟预测的思想, 通过研究组合预测方法实现了燃气轮机状态的趋势预测, 验证了组合优选和虚拟预测的可操作性和正确性, 将预测结果同直接预测相比较, 验证了其优越性。

关键词: 预测; 燃气轮机; 状态趋势

Study on the Method of Tendency Forecast for Marine Gas Turbine

Liu Baoguo¹, Huang Yalin², Chen Zhuo²

(1. Department of the Navel Equipment, Beijing 100071, China;

2. Systems Engineering Research Institute, Beijing 100094, China)

Abstract: Gas turbine is an important part of the ship's power system. In order to protect the ship's safe navigation and perform tasks, we should monitoring and predict the state of the gas turbine. This paper studies several commonly used predictive algorithms, test and verify them and analyzes the advantages and disadvantages of these predictive algorithms. In order to predict with greater accuracy, we use a combination of preferred and virtual predictable algorithm, which are used to predict the state of gas turbine. The paper verifies the operability and correctness of the combination of preferred and virtual predict by the Gas turbine's date prediction. It also shows the superiority of the preferred and virtual predictable algorithm compared to the direct prediction.

Key words: forecast; gas turbine; status trends

0 引言

燃气轮机是新型船舶动力系统的重要组成部分, 但是燃气轮机在长期使用过程中其安全性、可靠性不能长期保证, 对其性能进行状态趋势预测, 可提高燃气轮机的可靠性, 具有重要意义^[1]。燃气轮机的状态预测是指从燃气轮机状态的性能参数以及振动参数的变化规律出发, 通过研究和分析历史数据, 发掘燃气轮机各个状态参数可能出现的变化趋势, 并对其未来可能出现的变化规律进行预测。预测的结果可以用于故障诊断, 为故障诊断提供判断故障的依据。如果预测的状态参数变化不合理, 正好符合某种故障参数所对应的参数所反映的变化规律, 那么可以初步断定就是这种故障发生了, 从而进行有重点、有目的故障诊断^[2]。

本文针对于燃气轮机在运行过程中的故障发生具突发性、随机性、相关性及不确定性等特点, 找出了适用于其状态预测的 3 种方法: 最小二乘法、三次指数平滑法和灰色模型^[4], 并提出了组合优选和虚拟预测的思想, 通过对燃机状态参数趋势预测, 验证了组合优选和虚拟预测的正确性, 并将其与直接预测相比较, 通过对预测结果的列表分析说明组合优选和虚拟预测方法的可有效提高预测精度。

1 燃气轮机状态预测方法介绍与仿真

近年来出现了很多预测算法, 它们有各自的特点。本文针对燃气轮机在运行过程中要承受强腐蚀性, 多变的外界环境以及恶劣的天气影响, 加上燃机的结构复杂等情况, 主要分析了最小二乘法、三次指数平滑法和灰色模型 3 种常用的状态预测方法, 各自优缺点如表 1 所示。

表 1 预测算法优缺点对照表

方法	最小二乘法	三次指数平滑法	灰色模型
优点	很直观, 方便使用	简单实用, 递推能力强	数据量要求少, 不需要先验知识
缺点	需要先验知识	需要先验知识, 数据量要求多	不适合长期预测

1.1 最小二乘法

最小二乘法作为一种经典的参数预测方法, 最小二乘法首先将历史数据的散点图初步估计, 得到历史数据的趋势类型, 然后可以假定一个数学模型, 从而利用此数学模型需要知道模型的参数, 进行预测评估。

用线性趋势函数 $y = a + bt$ 来描述该组数据的长期发展趋势, y_t 为时间序列的应变量, t 为自变量, 对 y_t 做预测, 事实上就是对数据进行拟合, 这样问题转变为一个线性回归的问题。

$$\text{为使离差 } Q = \sum_{i=1}^n (y_i - T_i)^2 = \sum_{i=1}^n (y_i - a - bt_i)^2 \text{ 最小, 分}$$

别对 a, b 求偏导数, 并令其为零, 可以得到

收稿日期: 2013 - 12 - 09; 修回日期: 2014 - 02 - 17。

作者简介: 刘保果(1977 -), 男, 河南新野人, 工程师, 主要从事船舶建造与监管技术方向的研究。

$$\begin{cases} \sum_{i=1}^n (y_i - a - bt_i) = 0 \\ \sum_{i=1}^n (y_i - a - bt_i)t_i = 0 \end{cases} \quad (1)$$

解该方程组得

$$\begin{cases} \hat{b} = \frac{\sum (t - \bar{t})(y - \bar{y})}{\sum (t - \bar{t})^2} \\ \hat{a} = \bar{y} - \hat{b}\bar{t} \end{cases} \quad (2)$$

其中: $\bar{t} = \frac{1}{n} \sum t_i, \bar{y} = \frac{1}{n} \sum y_i$ 。

这样就可以得到模型参数 a, b 的估计值 \hat{a}, \hat{b} , 并利用其建立预测模型 $\hat{y} = \hat{a} + \hat{b}t$ 进行预测。

图 1 是最小二乘对线性趋势进行预测的结果如图 1 所示, 历史数据点数为 20。

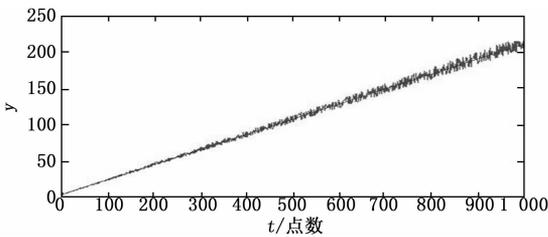


图 1 历史数据与预测数据散点图

从图 1 可以看出, 最小二乘法可以外推到第 1 000 个点, 误差最大为 5.1%, 可以对线性趋势做预测。预测到 1 000 个点的误差还不到 10%, 说明如果趋势不改变, 最小二乘法有非常好的预测效果。我们定义误差超过 10% 为预测不准确。经过测试当预测点数为 72 000 时, 预测的最大误差为 9.8%, 所以最小二乘法的最大预测能力可以当作 72 000 个点。

1.2 三次指数平滑法

三次指数平滑法是一种时间序列分析预测方法, 三次指数平滑法计算公式如下:

$$\hat{y}_{t+m} = a_t + b_t m + c_t m^2 \quad (3)$$

$$\begin{cases} S_t^{(1)} = \alpha y_t + (1 - \alpha) S_{t-1}^{(1)} \\ S_t^{(2)} = \alpha S_t^{(1)} + (1 - \alpha) S_{t-1}^{(2)} \\ S_t^{(3)} = \alpha S_t^{(2)} + (1 - \alpha) S_{t-1}^{(3)} \end{cases} \quad (4)$$

$$\begin{cases} a_t = 3S_t^{(1)} - 3S_t^{(2)} + S_t^{(3)} \\ b_t = \frac{\alpha}{2(1 - \alpha)^2} [(6 - 5\alpha)S_t^{(1)} - 2(5 - 4\alpha)S_t^{(2)} + (4 - 3\alpha)S_t^{(3)}] \\ c_t = \frac{\alpha^2}{2(1 - \alpha)^2} [S_t^{(1)} - 2S_t^{(2)} + S_t^{(3)}] \end{cases} \quad (5)$$

图 2 是一组二次函数数据的趋势图, 用三次指数平滑法进行预测, 结果如下, 横坐标为时间, 纵坐标为无量纲量。红线为真实数据, 蓝线为预测数据。历史数据点数为 100。

从图 2 可以看出, 三次指数平滑法可以外推到第 1 000 个点, 误差最大为 4.9%, 可以对二次函数趋势做预测。测到 1 000 个点的误差还不到 10%, 说明如果趋势不改变, 三次指数平滑法有非常好的预测效果。我们定义误差超过 10% 为预测

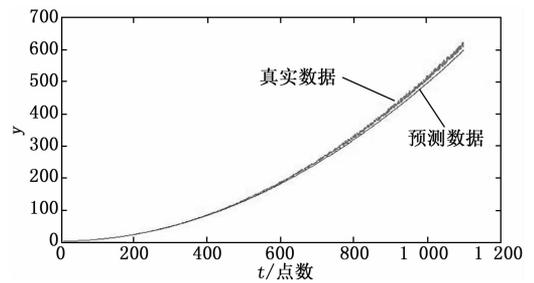


图 2 历史数据与预测数据散点图

不准确。经过测试当预测点数为 75 000 时, 预测的最大误差为 10.3%, 所以三次指数平滑法的最大预测能力可以当作 75 000 个点。

1.3 灰色模型

有良好的适应能力, 无论什么趋势也都可以做预测, 更适合非线性趋势, 但不能做长期预测^[5]。从预测算法上看, 灰色模型是把数据拟合为指数趋势, 可以通过调整参数去适合曲线的趋势, 由于指数函数的特点在长期变化时增长率会有很大的变化, 决定了它不适合长期预测, 指数函数的增长率前期和后期的不同也决定了灰色模型有很强的适应能力。图 3、图 4、图 5 分别是灰色模型对线性趋势、二次趋势及指数趋势进行预测的结果, 横坐标为时间, 纵坐标为无量纲量。历史数据点数为 100。

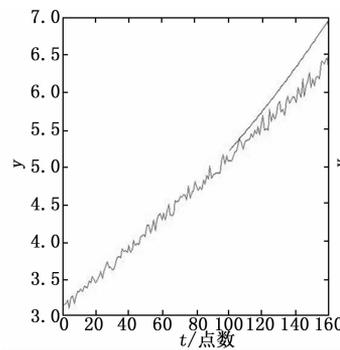


图 3 线性趋势

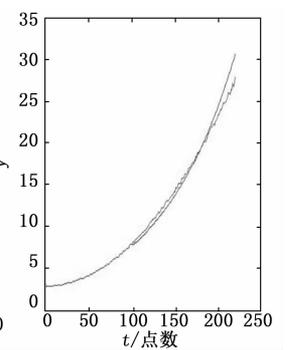


图 4 二次趋势

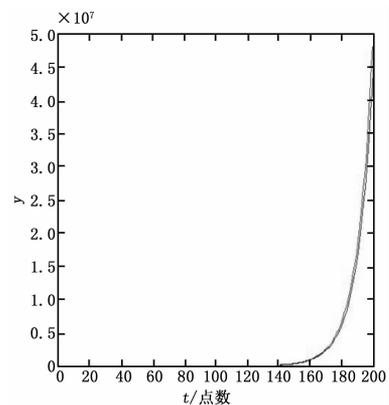


图 5 指数趋势

图 3 可以看出灰色模型预测的时间较短, 由于算法自身限制, 预测时间越长, 预测数据会比真实数据偏大。所以文中用了 100 个数据, 预测出 60 个数据时, 误差已经达

到 10%。图 4 可以看出灰色模型，预测的时间较短，由于算法自身限制，预测时间越长，预测数据会比真实数据偏大。所以文中用了 100 个数据，预测出 120 个数据时，误差已经达到 11%。图 5 可以看出灰色模型，预测的时间较短，由于算法自身限制，预测时间越长，预测数据会比真实数据偏大。所以文中用了 100 个数据，预测出 100 个数据时，误差已经达到 10.5%。

2 状态趋势预测

2.1 虚拟预测

拟合和预测并不是等价的，全部历史数据的拟合最佳的模型并不代表它的预测准确性是最高的。一般来说离未来数据最近的历史数据对于未来数据的影响是最大的，我们称这些数据为“伪未来数据”^[6]。所以我们在最终预测前，应该事先预测“伪未来数据”，通过“伪未来数据”的预测精度来挑选预测模型，最后再进行最终预测。这就是虚拟预测，虚拟预测思想的提出，有利于从新的角度提供预测准确性，图 6 为虚拟预测的示意图。

把历史数据可以按照时间分为 G, T 这两个部分， $G = \{y_t | t \in [1, T-c]\}$ 和 $T = \{y_t | t \in [T-c, T]\}$ 然后按以下步骤进行预测：

第一步：对 G 中的数据进行拟合，使其达到一定的拟合精度。

第二步：利用上一步的模型对数据进行预测，预测的范围为 T 时段，这种预测就叫做虚拟预测。通过调整选择上一步所建立的预测模型，使虚拟测的结果精度最高，这时预测模型已经得到确定为 A 。

第三步：对未来的数据进行预测，普通的预测原则是使整个历史数据的拟合精度最高，而虚拟预测所追求的是最近时段内的拟合精度最高。事实上最近时段内的误差最小可以使预测未来时所得到的结果更准确。因为一般来说，离当前点越远的数据对未来的数据的影响是越小的，如果采用整个历史数据拟合的话，有可能只是把历史数据的前期拟合得很好，而对于近期数据的变化规律却没有得到很好的反映。

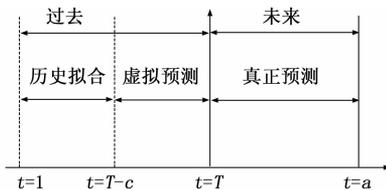


图 6 虚拟预测示意图

2.2 组合优选法

由于每一种预测算法都有自己的优点和缺点，都有自己的适用范围，如何选择合适的预测算法也是一个问题，本文采用组合优选法主要考虑：针对燃气轮机状态趋势没有先验知识，不能事先知道这个参数的状态趋势是哪一种发展趋势，需进行多种方法的预测，然后根据预测的精度进行筛选；针对同一种趋势，没确定优于其他预测算法的算法，需进行组合优选。

几种常用优选原则如下：精度优先原则、客观优先原则、简单优先原则和费用优先原则，这些算法的优选原则是相互矛

盾的，可以根据实际需要进行原则的挑选，本文基于研究性，采用精度优先原则。

2.3 状态趋势预测流程图

燃气轮机的状态趋势预测首先要明确预测任务，后对燃气轮机的失效机理与失效模式进行分析^[7]，得到失效模式所对应的燃机特性参数的变化规律，同时对预测前要进行的数据预处理和趋势检验^[8]，结合本文提出了组合优选和虚拟预测的预测思想，燃气轮机的状态趋势预测流程如图 7 所示。

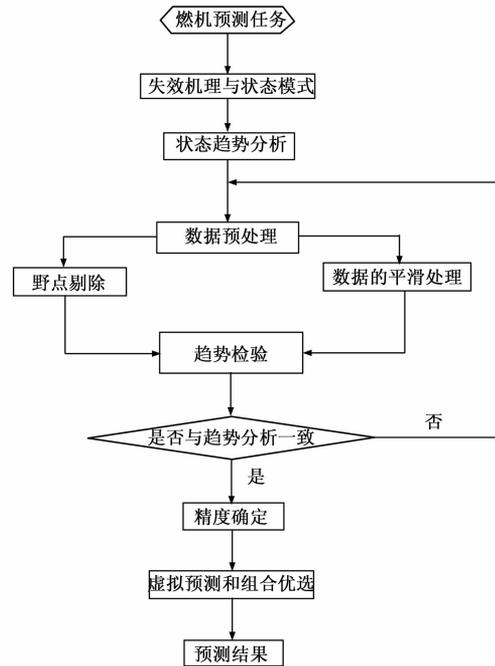


图 7 状态趋势预测示意图

3 实验数据验证与分析

为了验证虚拟预测和组合优选的优越性，本文选取某电厂 800 MW 工业燃气轮机机组，在 2 000 r/min 转速下，轴向振动的振动幅值为历史数据，进行预测比较。同时也验证了预测的可行性。

历史数据为 2005 年 7 月、8 月、9 月、10 月、11 月、12 月这半年的数据，采样周期为 3 天，就是每 3 天取记录一次振幅，总共 180 天，60 个数据，对于虚拟预测我们选取前 40 个点作为历史数据做预测，41~50 点为虚拟预测的精度计算点，51~60 点为实际预测点。不采用虚拟预测的方法则选取前 50 个点作为历史数据，后 10 个点为预测数据。原始数据的趋势如图 8 所示。

由表 4 可知，最小二乘法的精度最高，所以采用最小二乘法进行预测，预测的结果如表 5 所示。

从表 5 可得出预测数据的精度为 0.963 3。从上面的对比可以看出虚拟预测具有优越性，预测数据的精度虚拟预测要好于直接预测。

4 结论

本文首先研究了常用的几种预测算法，然后针对燃气轮机本身特点，提出了组合优选和虚拟预测的预测思想，通过对仿

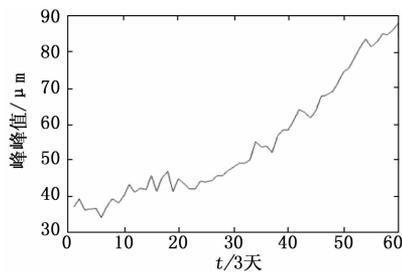


图 8 振动峰峰值趋势图

首先采用虚拟预测, 预测的精度结果如表 2 所示。

表 2 预测模型精度表

算法	最小二乘法	三次指数平滑法	灰色模型
精度	0.787 3	0.766 9	0.890 6

由表 2 看出, 灰色模型的精度最高, 可选用灰色模型作为预测模型。预测结果如表 3 所示。

表 3 灰色模型预测结果

时间	真实值	预测值	误差百分比(%)
51	75.6	79.620 1	5.317 6
52	78.75	80.810 8	2.616 8
53	81.48	82.019 2	0.661 8
54	83.58	83.245 8	0.399 9
55	81.48	84.490 7	3.695
56	82.95	85.754 2	3.380 5
57	85.05	87.036 5	2.335 7
58	84.84	88.338 1	4.123 2
59	86.1	89.659 1	4.133 7
60	88.2	90.999 9	3.174 5

从表中可得出预测数据的精度为 0.967 1。

为了验证虚拟预测的优越性, 不采用虚拟预测, 同样的还是用以上几种方法, 预测的精度如表 4 所示。

表 4 预测模型精度表

算法	最小二乘法	三次指数平滑法	灰色模型
精度	0.957 4	0.952 0	0.925 4

表 5 预测结果

时间	真实值	预测值	误差百分比(%)
51	75.6	73.330 8	3.001 6
52	78.75	74.821 4	4.988 6
53	81.48	76.343	6.304 6
54	83.58	77.895 5	6.801 2
55	81.48	79.479	2.455 9
56	82.95	81.093 3	2.238 3
57	85.05	82.738 5	2.717 8
58	84.84	84.414 7	0.501 3
59	86.1	86.121 8	0.025 3
60	88.2	87.859 8	0.385 7

真数据和实际数据进行对比预测得到了以下结论:

- (1) 针对燃气轮机的状态趋势可以进行预测;
- (2) 针对选用单一的方法达不到最优的效果, 需选用组合优选的思想, 针对精度的高低进行挑选;
- (3) 针对虚拟预测比直接预测的方法有更高的精度。

此外, 采用虚拟预测和组合优选方法对于燃气轮机长期状态趋势的预测, 还有待进一步研究。

参考文献:

[1] 牛利民. 船舶燃气轮机结构 [M]. 哈尔滨: 哈尔滨工程大学出版社, 2007: 1-2.

[2] 舒 干, 黄伯棠, 朱源年, 等. 自适应滤波法在洪水预测中的应用 [J]. 灾害学, 1996: 2-3.

[3] 曾 波. 灰色预测建模技术研究 [D]. 南京航空航天大学, 2011: 46-50.

[4] 陈耀武. 旋转机械状态监测系统与故障诊断、状态预测方法研究 [D]. 杭州: 浙江大学, 1998: 45-47.

[5] 石永强. 工业燃气轮机状态监测与故障诊断方法研究 [D]. 北京: 北京化工大学, 2012: 55-56.

[6] 蒋 瑜, 杨 雪, 阮启明. 机械设备故障规律及运行趋势预测方法综述 [J]. 机电一体化, 2001: 5-6.

[7] 蒋 瑜, 杨 雪, 阮启明. 机械设备故障规律及运行趋势预测方法综述 [J]. 机电一体化, 2001, 5-6.

[8] 郭凤仪, 郭长娜, 王洋洋. 煤矿涌水量的灰色 RBF 网络预测模型 [J]. 计算机测量与控制, 2012, 20 (2): 300-303.

*** ** ** ** **

(上接第 1717 页)

[12] Agarwal M, Paul B C, Zhang M, et al. Circuit failure prediction and its application to transistor aging [A]. VLSI Test Symposium, 2010. 28th IEEE [C]. 2010: 277-286.

[13] Yan G, Han Y, Li X. A unified online fault detection scheme via checking of stability violation [A]. Proceedings of the Conference on Design, Automation and Test in Europe. European Design and Automation Association [C]. 2009: 496-501.

[14] Pei S, Li H, Li X. An on-chip clock generation scheme for faster-than-at-speed delay testing [A]. Design, Automation & Test in Europe Conference & Exhibition (DATE), 2010. IEEE [C]. 2010: 1353-1356.

[15] Haroun I, Wight J, Plett C, et al. A V-band 90-nm CMOS low-noise amplifier with modified CPW transmission lines for UWB systems [A]. Silicon Monolithic Integrated Circuits in RF Systems (SiRF), 2010 Topical Meeting on. IEEE [C]. 2010: 160-163.