

文章编号:1000-8055(2012)01-0211-07

基于边界值的多元混沌发动机性能预测算法

史永胜¹, 彭 朋², 宋云雪¹

- (1. 中国民航大学 航空工程学院, 天津 300300;
2. 深圳航空有限责任公司 维修工程部, 广东 深圳 518128)

摘 要: 首先提取航空发动机排气温度数据序列的边界值, 并且证明了边界值序列具有混沌特征. 其次提出了一种基于多元相空间重构的发动机状态混沌预测算法, 实现对排气温度的预测. 通过检验排气温度预测值是否超过所规定的红线, 从而进行发动机的健康状态排查. 作为验证实例, 使用一组某机型发动机实际飞行数据对该预测算法进行了验证, 结果表明: 该组合算法降低了预测模型的时间复杂度, 并大大提高了疑似异常点的预测精度. 该方法可以为这种机型发动机故障预测提供决策依据.

关 键 词: 航空发动机; 边界提取; 排气温度; 多变量相空间重构; 预测
中图分类号: V23 **文献标志码:** A

Multivariable chaotic arithmetic for aero-engine performance forecasting based on boundary values

SHI Yong-sheng¹, PENG Peng², SONG Yun-xue¹

- (1. College of Aeronautical Engineering,
Civil Aviation University of China, Tianjin 300300, China;
2. Maintenance and Engineering Department, Shenzhen Airlines,
Shenzhen Guangdong 518128, China)

Abstract: Firstly, the boundary values of exhaust gas temperature (t_{eg}) was extracted from the original exhaust gas temperature data series. Further analysis on the boundary values data series indicated that there existed a chaos feature in it. Then, chaotic forecasting arithmetic based on multivariable phase space reconstruction was established to forecast the data series. Finally, by comparing the series with the red line, the condition of aero-engine was defined. The proposed arithmetic was verified through some type of aircraft aero-engine t_{eg} data series obtained from actual flight. The result shows that the proposed arithmetic can reduce the time complexity and has a better forecast accuracy in the prediction of outliers. It can be used as a supporting model in the decision making of this aero-engine fault forecast.

Key words: aero-engine; boundary values extraction; exhaust gas temperature; multivariable phase space reconstruction; forecasting

发动机作为飞机的心脏, 是飞机预防重大事故时应考虑的重要因素之一, 与发动机相关的故

障预测技术^[1]日益受到重视.

在发动机性能参数预测算法的研究上, 目前

收稿日期: 2011-01-25; 修订日期: 2011-06-29

基金项目: 国家自然科学基金委员会与中国民用航空总局联合资助(60879017, 61179048);

天津市支撑计划项目(重点)(11ZCKFGX04100); 航空科学基金(20110267001)

作者简介: 史永胜(1965—), 男, 辽宁锦州人, 教授, 博士, 研究方向为发动机故障诊断与预测、维修理论与工程.

国内外的研究成果主要集中在运用自回归模型^[2]、神经网络^[3]、多元线性回归^[4]和支持向量机理论^[5]进行短期预测. 近年来混沌理论也被引进到发动机性能预测中, 并取得了大量的成果. 但是和上述算法一样, 在预测异常点的时候都遇到预测精度低的问题, 而且预测的步长十分有限.

因此本文尝试采用边界提取和多元混沌时间序列理论来对发动机的重要性能参数进行预测, 提高了疑似异常点预测精度和预测步长, 并以此为基础提出一种发动机状态预测模型.

1 发动机性能预测的流程分析

Exhaust gas temperature(简称 EGT, 或 t_{eg})是表征发动机健康状况的核心指标之一, 发动机的异常状态可以通过它的变化得到反映. 研究 t_{eg} 的图像, 如图 1.

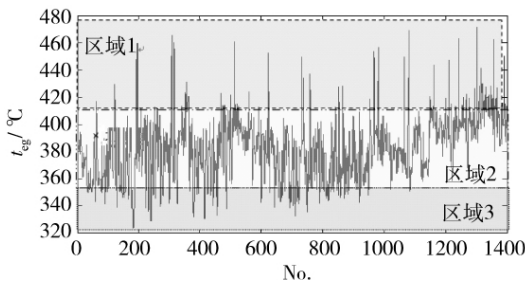


图 1 t_{eg} 数据序列
Fig. 1 t_{eg} data series

图 1 的数据来自中国某公司波音 777 飞机 PW4077 发动机的 t_{eg} 采样数据. 步长为每个飞行班次在同一时刻采样一次, 统计数据的分布进行得到图 2.

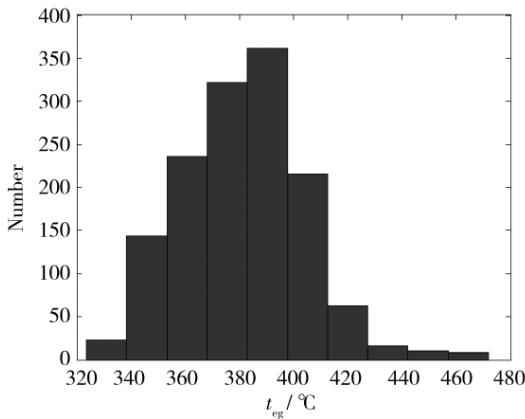


图 2 t_{eg} 数据分布直方图
Fig. 2 Histogram of t_{eg} data series

从图 1 和图 2 可以分析出该型号发动机的 t_{eg} 主要集中在区域 2(即图 2 中[340,420]). 但是决定 t_{eg} 的异常状态信息通常包含在边界点中(因为边界点离红线值更近, 更易达到发动机异常状态的临界值.), 即图 1 中区域 1 和区域 3 的信息(对应图 2 中区间[320,340]和[420,480])对判断发动机的健康状况更加重要. 利用这种分布的特点, 预测流程如下:

1) 数据的处理

数据处理主要包括发动机性能参数数据的标准化和去噪处理^[6], 然后利用第二节的方法来提取时间序列的边界值.

2) 数据的分析和预测阶段

发动机性能参数是具有混沌特性的. 本文对提取的边界值点序列进行混沌性检验, 然后进行多变量的相空间重构. 接着在多变量相空间中利用局域预测法对数据序列进行预测.

3) 状态预测阶段

通过上面两大步, 得到了预测数据序列, 将数据和红线进行对比, 如果超过了红线, 则发动机进入异常状态, 立即报警. 如果在红线范围内, 发动机即处于健康状态. 整个发动机故障诊断流程如图 3 所示.

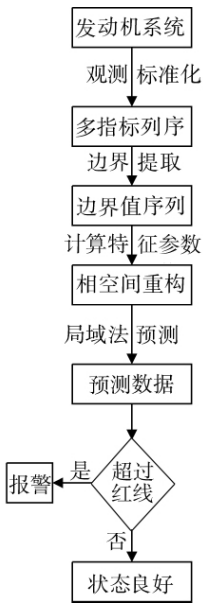


图 3 故障预测流程图
Fig. 3 Flow chart of the fault forecasting

2 数据序列的边界值提取

将整个 t_{eg} 的历史数据分解成一个一个的小时间段, 然后提取每个时间段的最大值, 将最大值

组成一个序列. 然后对最大值序列进行预测. 通过分析这些最值点来研究发动机的健康状况.

提取算法如下:

1) 选定一个 p 值, 该值不应太小, 否则和利用全部历史点预测无差别; 也不应太大, 否则即使预测出故障信息也无意义.

2) 设原始数列为 $\{x_1, x_2, x_3, \dots, x_n\}$, n 为数列的大小, 如果 $n/p = m$ 且 n 能被 p 整除, 则将原数组分解成众多新的数列组.

$$\{\{x_1, x_2, \dots, x_p\} \{x_{p+1}, x_{p+2}, \dots, x_{2p}\} \dots$$

$$\{x_{(m-1)p+1}, x_{(m-1)p+2}, \dots, x_n\}\}$$

3) 如果 $n/p = m$ 且 n 不能被 p 整除, 则将原数组 $\{x_1, x_2, x_3, \dots, x_n\}$ 分解成众多新的数列组

$$\{\{x_1, x_2, \dots, x_p\} \{x_{p+1}, x_{p+2}, \dots, x_{2p}\} \dots$$

$$\{x_{mp+1}, x_{mp+2}, \dots, x_n\}\}$$

4) 对于新数组 $\{x_1, x_2, \dots, x_p\}$, 设定 $y_1 = \max\{x_1, x_2, \dots, x_p\}$. 以此类推, 如果 n 能被 p 整除, 最终得到最大值序列 $\{y_1, y_2, \dots, y_m\}$, 如果 n 不能被 p 整除, 则最大值序列 $\{y_1, y_2, \dots, y_m, y_{m+1}\}$.

3 多元混沌时间序列局部线性预测法

3.1 多变量相空间重构

设观测到的 L 个变量非线性时间序列为 $\{x_{l,n}\}_{n=1}^T$ ($l = 1, 2, \dots, L$), 假设 $T = N + P$, 前 N 个数据作为构造模型所需的样本, 后 P 个数据作为预测精度的度量. 采用延迟重构法, 在相空间中重构的状态向量为

$$X_n = (x_{1,n}, x_{1,n-\tau_1}, \dots, x_{1,n-(m_1-1)\tau_1};$$

$$x_{2,n}, x_{2,n-\tau_2}, \dots, x_{2,n-(m_2-1)\tau_2};$$

$$\dots;$$

$$x_{L,n}, x_{L,n-\tau_L}, \dots, x_{L,n-(m_L-1)\tau_L}) \in R^m$$

$$n = N_0, N_0 + 1, \dots, N \quad (1)$$

式 $N_0 = \max_{1 \leq l \leq L} \{(m_l - 1)\tau_l + 1\}$ 中, τ_l ($l = 1, 2, \dots, L$) 和 m_l ($l = 1, 2, \dots, L$) 分别表示延迟时间间隔和嵌入维数.

3.2 基于多变量时间序列的局部线性预测法

设时刻 t 的状态向量为^[7-8]

$$X_t = (x_{1,t}, x_{1,t-\tau_1}, \dots, x_{1,t-(m_1-1)\tau_1};$$

$$x_{2,t}, x_{2,t-\tau_2}, \dots, x_{2,t-(m_2-1)\tau_2}; \dots;$$

$$x_{L,t}, x_{L,t-\tau_L}, \dots, x_{L,t-(m_L-1)\tau_L})$$

找 X_t 的 K 个最邻近点 $X_{a_1}, X_{a_2}, \dots, X_{a_K}$, 则

当 X_t 和 X_{a_k} ($k = 1, 2, \dots, K$) 靠近时, X_{t+1} 也与 X_{a_k+1} 靠近. 则对 p 步之后的值 $x_{1,t+p}$ 进行预测, 预测模型为

$$\begin{aligned} \hat{x}_{1,t+p} = \hat{G}_t(X_t) = & c_0 + c_1 x_{1,t} + c_2 x_{1,t-\tau_1} + \dots + \\ & c_{m_1} x_{1,t-(m_1-1)\tau_1} + c_{m_1+1} x_{2,t} + c_{m_1+2} x_{2,t-\tau_2} + \dots + \\ & c_{m_1+m_2} x_{2,t-(m_2-1)\tau_2} + \\ & \dots + \\ & c_{m_1+\dots+m_{L-1}+1} x_{L,t} + c_{m_1+\dots+m_{L-1}+2} x_{L,t-\tau_L} + \dots + \\ & c_{m_1+\dots+m_L} x_{L,t-(m_L-1)\tau_L} + e \end{aligned} \quad (2)$$

式中 $m = m_1 + m_2 + \dots + m_L$; $c_0, c_1, c_2, \dots, c_m$ 为待定系数; e 为随机误差. 为了估计这些系数, 计算目标点 X_t 与各个重构向量间的欧氏距离, 得到目标点 X_t 的 K 个最近邻点 $X_{a_1}, X_{a_2}, \dots, X_{a_K}$, 则

$$\text{有 } \sum_{k=1}^K |x_{1,a_k+p}, x_{1,t+p}|^2 = \sum_{k=1}^K |x_{1,a_k+p} - \hat{G}_t(X_t)|^2 \text{ 最小, 记}$$

$$Y = [x_{1,a_1+p}, x_{1,a_2+p}, \dots, x_{a_K+p}]^T \in R^K \quad (3)$$

$$c = [c_0, c_1, c_2, \dots, c_m]^T \in R^{m+1} \quad (4)$$

$$X =$$

$$\begin{bmatrix} 1 & x_{1,a_1} & x_{1,a_1-\tau_1} & \dots & x_{L,a_1-(m_L-1)\tau_L} \\ 1 & x_{1,a_2} & x_{1,a_2-\tau_1} & \dots & x_{L,a_2-(m_L-1)\tau_L} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & x_{1,a_K} & x_{1,a_K-\tau_1} & \dots & x_{L,a_K-(m_L-1)\tau_L} \end{bmatrix} \in R^{K \times (m+1)} \quad (5)$$

利用最小二乘原理, $c_0, c_1, c_2, \dots, c_m$ 满足下面的矩阵方程:

$$Y = Xc \quad (6)$$

如果矩阵 $X^T X$ 可逆, 则有

$$c = (X^T X)^{-1} X^T Y \quad (7)$$

从而可由公式(2)计算 $x_{1,t+p}$ 的预测值 $\hat{x}_{1,t+p}$. 则算法流程如下:

1) 求取多变量时间序列的嵌入维数和延迟时间;

2) 采用公式(1)重构多元相空间;

3) 寻找最近临近点, 并确定 K 的大小, K 的取值如下式

$$K = \begin{cases} 2m+1 & 2m+1 \leq N_0 \\ m & 2m+1 > N_0 \end{cases} \quad (8)$$

4) 利用公式(3)~公式(7)求取预测结系数 c ;

5) 根据预测公式(2)得到预测值.

4 实例分析

本节的数据来自中国某公司波音 777 飞机的

PW4077 发动机,发动机的性能参数记录如下:
(由于数据太多,因此省略了中间部分数据).

表 1 中各变量的含义: H 为巡航高度; $EGT(t_{eg})$ 为发动机排气温度; n_1 (或 N_1) 表示低压转子转速,为低压转子实际转速与其额定转速的比值; n_2 (或 N_2) 表示高压转子转速,为高压转子实际转速与其额定转速的比值; w_f (或 W_f) 为燃油流量.

对上述数据进行高度标准化(将所有的发动机性能参数数据标准化到 9144m(30000 英尺)高度),然后对各个参数进行小波去噪处理^[6],并根据第 2 节的边界提取方法来提取边界值点.

区间长度取为 10,提取结果如图 4 所示.

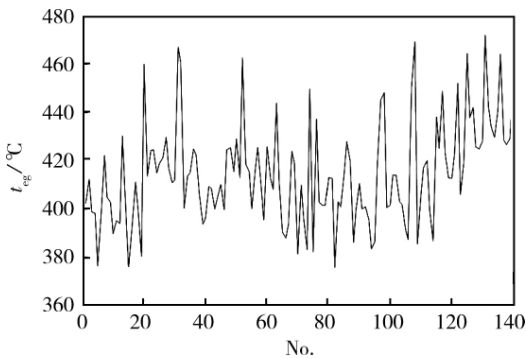
对上面 4 个数列分别进行混沌性检测,性能

参数的特征值^[9-11] 计算如表 2 所示.

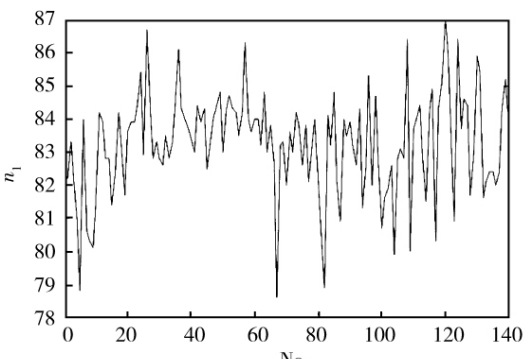
表 1 发动机性能参数数据

Table 1 Data series of performance parameters

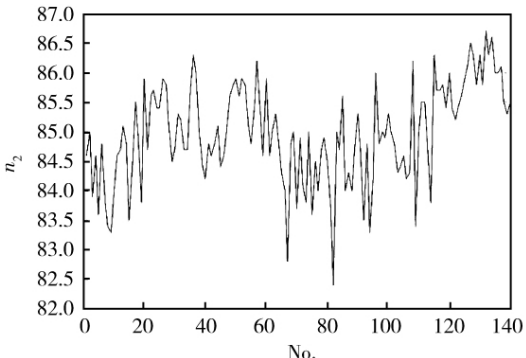
No.	H/m	$EGT(t_{eg})/^\circ\text{C}$	n_1	n_2	$w_f/(\text{lb/h})$
1	10088.6	382.3	80.5	84.6	7560
2	10088.6	381.9	80.4	85	7255
3	10088.8	384.6	80	83.9	6607
.....					
1398	10088.8	408.2	81.1	85	6734
1399	10088.8	413.7	79.5	84.9	7667
1400	10088.6	386.9	79	85.3	7801



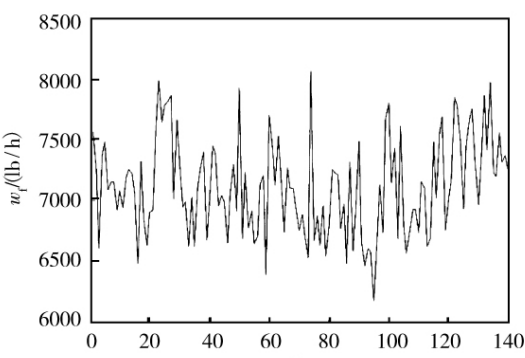
(a) t_{eg} 上边界序列



(b) n_1 上边界序列



(c) n_2 上边界序列



(d) w_f 上边界序列

图 4 发动机性能参数边界值序列

Fig. 4 Boudary value series of performance parameters

表 2 性能参数的特征值

Table 2 Characteristic values of performance parameter

性能参数	延迟时间	嵌入维	Lyapunov 指数
$EGT(t_{eg})/^\circ\text{C}$	1	9	0.11
n_1	1	9	0.05
n_2	1	10	0.07
$w_f/(\text{lb/h})$	1	14	0.07

分析最大 Lyapunov 指数,可以看出发动机的这 4 个性能参数序列都具有混沌特性.

将 n_1, n_2, w_f 和 t_{eg} 作出不同的组合,并用这些组合变量进行多元相空间重构.为了使其具有可比性,将时间序列进行标准化,标准化公式如下:

$$x'_n = \frac{x_n - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \tag{9}$$

得到的标准化数据后,利用第 3 节提出的算法,统计 5 种基于多变量相空间重构的预测模型所得

的 t_{eg} 预测结果,样本数据为前 100 个,预测步长为 8 步.同时利用基于单变量相空间重构的加权一阶局域法^[12]也预测一组结果,6 种预测结果和实际值如表 3 所示.

表 3 t_{eg} 实际值和预测值(单位:℃)
Table 3 Actual and forecast values of t_{eg} (unit:℃)

序号	实际值	单变量重构 预测	$t_{eg}-n_1$ 重构预测	$t_{eg}-\omega_f$ 重构预测	$t_{eg}-n_1-\omega_f$ 重构预测	$t_{eg}-n_2-\omega_f$ 重构预测	$t_{eg}-n_1-n_2-\omega_f$ 重构预测
1	413.8	403.9	410.6	413.4	419.0	417.6	403.2
2	413.8	407.8	402.3	412.1	412.8	442.9	441.9
3	402.8	407.7	405.0	422.0	389.4	393.6	410.4
4	401.7	406.9	411.3	364.9	413.8	402.1	408.0
5	391.4	402.7	403.8	379.2	396.9	422.3	383.4
6	387	396.2	397.4	369.8	376.8	358.4	364.3
7	450	398.5	450.9	416.0	431.1	432.4	432.8
8	469.2	407.5	401.4	447.8	434.2	436.3	439.5

4.1 单变量相空间重构和多变量相空间重构的比较

选用 $t_{eg}-n_1-\omega_f$ 三变量相空间重构和单变量相空间重构的预测结果进行比较.预测结果如图 5 所示,其中横坐标代表数值点,图 6、图 7 同.

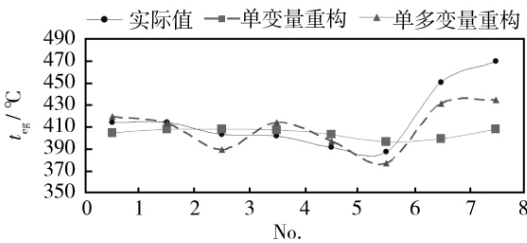


图 5 单变量重构模型 vs. 多变量重构模型
Fig. 5 Single variable phase space reconstruction vs. multivariable phase space reconstruction

从图 5 中看,在多变量相空间重构下的预测模型较好地重现了 t_{eg} 的发展趋势,预测波形和实际波形基本贴近.而单变量重构则缺乏这种变化趋势,从预测疑似异常点(图 5 中的第 7 和第 8 点)来看,利用多变量重构预测要优越的多.

4.2 变量的不同组合方式对预测精度的影响

将两种二变量相空间重构后的 t_{eg} 预测值和三变量重构后的预测值进行比较.如图 6 所示.

结合表 3 和图 6 分析可知, $t_{eg}-n_1$ 重构在预测第 8 个点时出现重大误差.综合评定上, $t_{eg}-n_1-\omega_f$ 三变量相空间重构后 t_{eg} 的预测效果最好.比较三变量和四变量两种重构模型,如图 7.

可以看出, $t_{eg}-n_1-n_2-\omega_f$ 的预测模型在预测第 2 和第 6 个点时出现了较大的误差,在整个预测

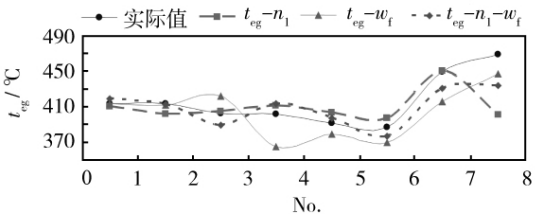


图 6 二变量重构模型 vs. 三变量重构模型
Fig. 6 Two variables phase space reconstruction vs. three variables phase space reconstruction

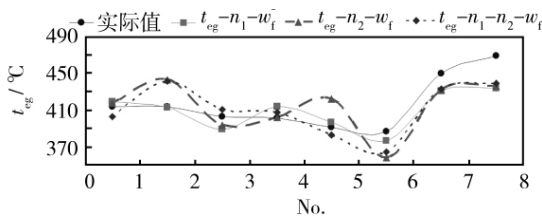


图 7 三变量重构模型 vs. 四变量重构模型
Fig. 7 Three variables phase space reconstruction vs. four variables phase space reconstruction

区间的稳定性也不如 $t_{eg}-n_1-\omega_f$. 所以, $t_{eg}-n_1-\omega_f$ 重构模型是最优的.

计算 $t_{eg}, n_1, n_2, \omega_f$ 之间的相关性,结果如表 4 所示.

结合表 4 的相关性检验结果,可以得出这样的结论,如果相空间中变量之间的相关性越强,则预测精度越低.变量之间的相关性越弱,则预测精度越高.这可以解释为,发动机某两个性能参数可能是相互依赖的,可能反映的是这个复杂系统的同一特征,那么这两个变量的时间序列只需考虑

一个就可以(比如舍去 n_2),否则会导致信息冗余并增加计算的复杂度,降低预测精度.

表 4 变量之间的相关性
Table 4 Correlation of the variables

	t_{eg}	n_1	n_2	ω_f
t_{eg}	1	0.37	0.62	0.31
n_1	0.37	1	0.76	0.02
n_2	0.62	0.76	1	0.33
ω_f	0.31	0.02	0.33	1

4.3 该组合算法对 t_{eg} 预测精度的积极作用

统计 $t_{eg}-n_1-\omega_f$ 重构模型预测误差,在该模型下,最小预测误差绝对值达到 0.2%,最大误差为 7.5%(最大误差来源于疑似异常点的预测误差,较其他预测模型有了极大的提高,该点的单变量预测模型的相对误差为 13%),平均预测精度为 2.9%,属于高精度预测.

对于预测发动机的状态来说,性能参数的准确预测固然重要,但是最重要的是对疑似异常点和异常趋势的准确预测.

对疑似异常点和异常趋势的准确预测才是考验发动机故障预测算法的关键,本算法虽然在疑似异常点上的预测有近 7% 的预测误差(已经有大的提高),但是异常趋势已经预测出来(见图 5,从第 6 个点开始, t_{eg} 会有一个急剧升高的过程).本文提出的算法能够对发动机的性能变化提供预警,因此该算法对发动机的故障预测是有价值的.

4.4 边界提取对预测精度的积极作用

边界提取对预测的作用表现在以下两点:

1) 延长了预测步长

混沌预测的预测精度在短期内有效,步数通常不超过最大 Lyapunov 指数的倒数^[13],由于边界值序列的每两个相邻值对应的是原始序列相邻的两个区域,因此边界值序列的一个预测值相当于原始序列的一个预测区域内的最大值.这相当于延长了原始序列的预测步长.

表 5 预测步长的对比
Table 5 Comparison of prediction step

序列	Lyapunov 指数	预测步数	实际预测步数
不提取边界	0.03	30	30
10 步一提取	0.11	8	80

从上面的统计来看,原始序列在提取边界值之后(10 步一提取),预测步长从原来的 30 步(即 30 个飞行架次)降低到 8 步,但是这是提取边界后的处理值,所以相当于将原始序列的预测步数提高到 80 步,是原来的 2 倍多,而且获得的预测值是 t_{eg} 的边界,比常规预测值更加有价值.

2) 降低了预测模型的复杂度.

提取原始序列值的边界点,不但维持了序列本身的混沌性,最大限度地保留了原始数据序列所隐藏的发动机状态信息,而且大大地降低了数据集的规模.本例每隔 10 个数据提取出一个最大值,则该模型的数据集只有原来的 10%,所耗时间和存储空间将大幅降低,而预测精度却不变.

5 结 论

通过上述分析可以得出如下结论:

1) 对发动机性能参数的边界值进行提取,所得到的序列仍然具有混沌性.它包含了反映发动机性能状态的数据信息.对数据序列的边界进行预测能够延长预测步数,同时降低模型的复杂度.

2) 在多变量相空间中,利用局域预测法对实际数据进行预测;对疑似异常点得到的预测精度要明显比单变量相空间方法高很多,而且预测曲线的趋势和实际数据曲线变化趋势一致.这证明了对多变量时间序列进行相空间重构可以更好地获取发动机系统的特征和演化行为.

3) 在多变量相空间重构的参数选择上,应选择参数之间两两独立,依赖性关系不强的一组;预测精度不会随相空间重构的变量增多而提高.

参考文献:

[1] Banks J, Reichard K, Crow E, et al. How engineers can conduct cost-benefit analysis for PHM systems[J]. IEEE Aerospace and Electronic Systems Magazine, 2009, 24(3): 22-30.

[2] 李晓白, 崔秀伶, 郎荣玲. 航空发动机性能参数预测方法[J]. 北京航空航天大学学报, 2008, 34(3): 253-256.

LI Xiaobai, CUI Xiuling, LANG Rongling. Forecasting method for aeroengine performance parameters[J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2008, 34(3): 253-256. (in Chinese)

[3] 陈果. 用结构自适应神经网络预测航空发动机性能趋势[J]. 航空学报, 2007, 28(3): 535-539.

CHEN Guo. Forecasting engine performance trend by using structure self-adaptive neural network[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2007, 28(3): 535-539. (in Chinese)

- [4] 宋云雪,张科星,史永胜.基于多元线性回归的发动机性能参数预测研究[J].航空动力学报,2009,24(2):427-431.
SONG Yunxue, ZHANG Kexing, SHI Yongsheng. Research on aeroengine performance parameters forecast based on multiple linear regression forecasting method[J]. Journal of Aerospace Power, 2009, 24(2): 427-431. (in Chinese)
- [5] 刘林刚,李学仁,陈永刚.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(6):289-291.
LIU Lingang, LI Xueren, CHEN Yonggang. Aero-engine vibration forecasting based on support vector machine[J]. Microcomputer Information, 2008, 24(2): 289-291. (in Chinese)
- [6] 宋云雪,彭朋,史永胜.民用发动机状态混沌预测算法[J].航空动力学报,2011,26(3):675-679.
SONG Yunxue, PENG Peng, SHI Yongsheng. Chaos arithmetic for civil aeroengine forecasting[J]. Journal of Aerospace Power, 2011, 26(3): 675-679. (in Chinese)
- [7] 黎敏,徐金梧,阳建宏.基于多变量相重构的混沌时间序列预测[J].北京科技大学学报,2008,30(2):208-211.
LI Min, XU Jinwu, YANG Jianhong. Prediction for chaotic time series based on phase reconstruction of multivariate time series[J]. Journal of University of Science and Technology Beijing, 2008, 30(2): 208-211. (in Chinese)
- [8] Basharat A, Shah M. Time series prediction by chaotic modeling of nonlinear dynamical systems[C]//Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision. Kyoto, Japan: Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc., 2009: 1941-1948.
- [9] Rontani D, Locquet A, Sciamanna M. Time-delay identification in a chaotic semiconductor laser with optical feedback: a dynamical point of view[J]. IEEE Journal of Quantum Electronics, 2009, 45(7): 879-891.
- [10] Mirmomeni M, Lucas C. Model based method for determining the minimum embedding dimension from solar activity chaotic time series[J]. International Journal of Engineering, Transactions A: Basics, 2008, 21(1): 31-44.
- [11] Woolley J W, Agarwal P K, Baker J. Modeling and prediction of chaotic systems with artificial neural networks[J]. International Journal for Numerical Methods in Fluids, 2010, 63(8): 989-1004.
- [12] Kang S M, Guo Y N, Cheng W B. Application of improved adding-weight one-rank local-region method in electric power system short-term load forecasting[C]//1st International Conference on Sustainable Power Generation and Supply. Nanjing, China: IEEE Computer Society, 2007: 1-4.
- [13] Wei X K, Li Y H, Zhang P. Analysis and application of support vector forecasting model based on chaos theory [C]//Proceedings of Fifth World Congress on Intelligent Control and Automation. Hangzhou, China: Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc., 2004: 1847-1852.