

# FDR 飞行数据的相空间重构及混沌特性分析

张建业<sup>1</sup>, 潘泉<sup>2</sup>, 梁建海<sup>2</sup>

(1. 空军工程大学 科研部, 陕西 西安 710051; 2. 西北工业大学 自动化学院, 陕西 西安 710072)

**摘要:**针对现有飞行数据处理研究中,对数据内在属性及不同数据间相互关联性研究不够深入的问题,应用 Takens 重构理论和方法等对原始 FDR 飞行数据进行了相空间重构。在此基础上,采用功率图谱等方法进行定性分析研究,数据曲线均连续且有宽峰特征;采用基于相轨迹线演化的 Wolf 方法进行定量研究,结果最大 Lyapunov 指数在不同维数上均为正值。定性与定量研究结果揭示并证实了飞行数据具有典型混沌特性,该结论为后续开展飞行数据处理技术研究提供了新思路。

**关键词:** FDR; 飞行数据; 相空间重构; Lyapunov 指数; 混沌

**DOI:**10.3969/j.issn.1009-3516.2009.04.002

**中图分类号:** V241.4; TP274 **文献标识码:** A **文章编号:** 1009-3516(2009)04-0006-05

飞行数据记录器(Flight Data Recorder, FDR, 也称“飞参”)是民航飞机和军用飞机上普遍加装的一种数据记录设备。近 20 年来在军用飞机上的普遍推广使 FDR 已由最初只用于事故处理,逐渐成为辅助地勤维护和进行飞行品质评估的重要手段。FDR 记录的飞行数据高维、多元、变长,含有大量噪声,并存在缺失,由于是按照时间顺序采样得到的,因而其属于典型的时间序列。此外该数据还具有状态点的不可重复性,即代表的系统状态很难完全复现。一些文献主要采用时间序列分析方法,对 FDR 数据进行建模、分析,并进行飞机状态预测<sup>[1-2]</sup>。Taylor James H 讨论了非线性动态系统中的混沌理论,提出了在时间序列数据中识别混沌现象的方法,并使用直升机实时飞行数据,对采样频率为 1 024 Hz 的 2 种加速度<sup>[1]</sup>进行了混沌特性分析<sup>[3]</sup>。这些研究直接使用了进行平滑、滤波以后的原始飞行数据,而对于数据的内在属性、不同类型数据间的关联性还缺乏深入研究。本文采用相空间重构的方法,分别对飞行数据的特征属性进行定性和定量分析,力图在引入新的分析方法和数据特性研究方面进行有益的尝试,为后续开展此类研究奠定基础。

## 1 FDR 飞行数据的相空间重构

系统在某一时刻的状态称为相,决定状态的几何空间称为相空间,理论上非线性系统的相空间可能维数很高,甚至是无穷的。在实际问题中,往往得到的是一个一维的时间序列。直接利用一维时间序列可以对系统进行分析,但非平稳时间序列是许多物理因子相互作用的综合反映,它蕴藏着参与运动的全部变量的痕迹,因此必须把该时间序列扩展到三维甚至更高维的相空间中去,才能把时间序列信息充分的显露出来,这就是时间序列的相空间重构。

### 1.1 Takens 重构定理

1981 年 Takens F 提出了相空间重构的延迟坐标法,奠定了相空间重构技术的基础<sup>[4]</sup>,这种方法利用单一的标量时间序列来重构相空间,包括吸引子、动态特征和相空间的拓扑结构。设  $M$  是  $m$  维流形,对于变

\* 收稿日期:2009-02-09

基金项目:国防预研基金资助项目(9140A27020308JB3201)

作者简介:张建业(1971-),男,山西忻州人,副教授,博士,主要从事信息融合、时间序列分析研究;

E-mail:zhangjianye828@163.com.

潘泉(1961-),男,上海人,教授,博士生导师,主要从事信息融合、小波分析等研究。

换对  $(\phi, y)$ ,  $\phi: M \rightarrow M$  是一个光滑微分同胚, 且  $y$  是  $M$  上的光滑函数, 则  $\Phi_{\phi, y}: M \rightarrow R^{2m+1}$  是一个嵌入。这里  $\Phi_{\phi, y} = (y(x), y(\phi(x)), \dots, y(\phi^m(x)))$ 。 $\phi$  对应于一动力系统的动力学关系,  $M$  对应于该系统的吸引子, 而  $y$  则对应于系统状态与测量数据之间的函数关系。对于单变量混沌时间序列:  $x_1, x_2, \dots, x_n$ , 嵌入到  $m$  维相空间得到  $N$  个相点的相空间轨迹为:

$$Y_i = (x_i, x_{i+\tau}, \dots, x_{i+(m-1)\tau})^T \quad (1)$$

式中:  $i=1, 2, \dots, N$ ;  $N=n-(m-1)\tau$ ;  $Y_i$  为重构后的相空间矢量;  $\tau$  为延迟时间;  $m$  为嵌入维数;  $n$  为原始时间序列点数;  $N$  为重构后相空间矢量个数。从而得到相空间轨道矩阵为:

$$\begin{cases} Y_1 = (x_1, x_{1+\tau}, \dots, x_{1+(m-1)\tau})^T \\ Y_2 = (x_2, x_{2+\tau}, \dots, x_{2+(m-1)\tau})^T \\ \dots \\ Y_N = (x_N, x_{N+\tau}, \dots, x_{N+(m-1)\tau})^T \end{cases} \quad (2)$$

只要选取合适的延迟时间  $\tau$  和嵌入维数  $m$ , 就可以在拓扑等价的意义下恢复原来系统的动力学形态, 从而识别原动力学系统的基本特性; 并且, 一个动力系统在演化过程中其各个变量之间存在内在的联系, 系统中任一变量的演化都是与系统其它变量相互作用所决定的, 任一变量的演化过程中也就隐含了系统的演化信息。

### 1.2 FDR 飞行数据的相空间重构

对 FDR 飞行数据  $\{x(t), t=1, 2, \dots, n\}$ , 首先确定嵌入维数  $m$  和延迟时间  $\tau$ , 然后利用  $m$  和  $\tau$  重构相空间, 构成学习样本, 再进行数据特性分析。本文采用 2 类典型的发动机状态数据, 即  $T_4$  温度、低压转速  $N_1$ , 其序列长度均为 500, 原始数据如图 1、图 2 所示。

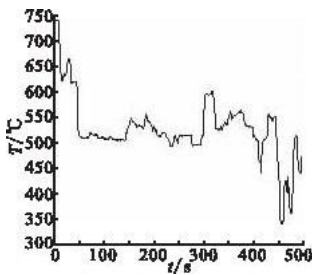


图 1  $T_4$  温度

Fig.1  $T_4$  temperature

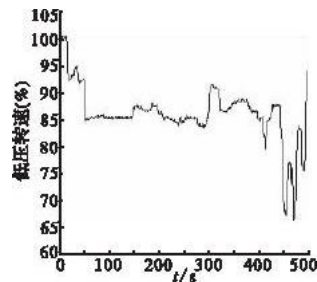


图 2  $N_1$  低压转速

Fig.2  $N_1$  subpressure rotor

#### 1.2.1 延迟时间的选取

选取恰当的延迟时间, 可以保证嵌入坐标间的独立性和较小相关性, 本文通过序列自相关函数来确定延迟时间  $\tau$ 。用自相关函数法分别对  $T_4$ 、 $N_1$  序列做从 1 s 到 200 s 的延迟, 如图 3、图 4 所示, 可以看出自相关函数曲线随着延迟时间的增加在  $s=0$  处上下起伏。一般取自相关函数值首次出现零点(或近似为零)的时间为所要确定的时间延迟。

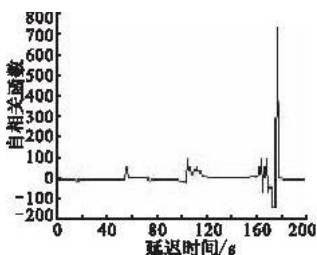


图 3  $T_4$  温度延迟时间曲线

Fig.3 Delay time curve of  $T_4$  temperature

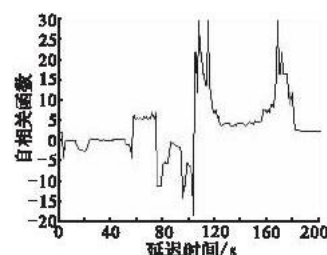


图 4  $N_1$  低压转速延迟时间曲线

Fig.4 Delay time curve of  $N_1$  subpressure rotor

由图 3 可知,  $T_4$  温度的自相关函数  $k(1)=1.0679, k(2)=1.2496, k(3)=2.1963, k(4)=-2.8357$ , 故  $T_4$  温度的自相关函数首次接近 0 的值为  $k(1)$ , 由此可以确定  $T_4$  最佳延迟时间  $\tau=1$ ;

由图4可知,低压转速  $N_1$  的自相关函数  $k(1)=1.0142, k(2)=1.0917, k(3)=1.2888, k(4)=5.248$ , 首次接近0的自相关函数为  $k(1)$ ,故  $N_1$  的最佳延迟时间  $\tau=1$ 。

### 1.2.2 嵌入维数的选取

在饱和关联维数法(简称G-P算法)中<sup>[5]</sup>,关联维数会随着嵌入维数的增大而逐渐收敛,最终达到一收敛值,收敛时的维数即为饱和嵌入维数。根据G-P算法,当嵌入维数  $m$  从1到10时,得到  $T_4$  温度和低压转速各自的曲线,分别如图5、图6所示。

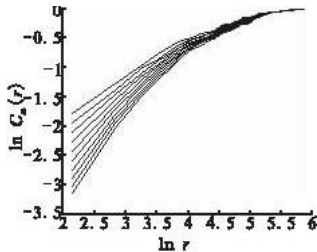


图5  $T_4$  温度  $\ln C_m(r)-\ln r$  曲线

Fig.5  $\ln C_m(r)-\ln r$  curve of  $T_4$  temperature

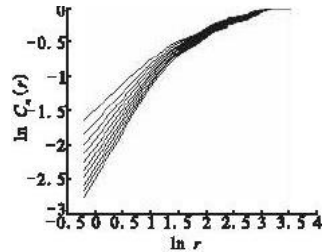


图6  $N_1$  低压转速  $\ln C_m(r)-\ln r$  曲线

Fig.6  $\ln C_m(r)-\ln r$  curve of  $N_1$  subpressure rotor

由图可知,随着嵌入维数  $m$  的增大,中间的线段逐渐平行,除去斜率为0和斜率为 $\infty$ 的直线段,确定其间的最佳拟合直线,直线的斜率即为关联维数。 $T_4$  温度和低压转速的关联维数  $D$  随嵌入维数  $m$  的变化曲线分别如图7、图8所示。随着嵌入维数的升高,由图7可知, $T_4$  温度在  $m=6$  时关联维数出现饱和,对应的关联维数  $D(6)=2.6$ ;由图8可知,低压转速  $N_1$  在  $m=4$  时关联维数出现饱和,对应的关联维数  $D(4)=1.71$ 。由此选择  $T_4$  温度和低压转速的嵌入维数分别为6和4。

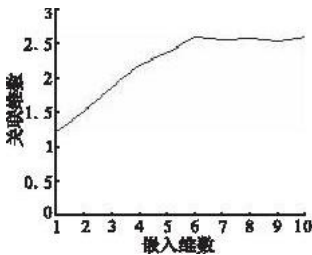


图7  $T_4$  嵌入维数与关联维数关系图

Fig.7 Relation curve of embed and associated dimension of  $t_4$  temperature

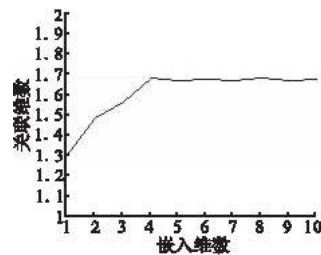


图8  $N_1$  嵌入维数与关联维数关系图

Fig.8 Relation curve of embed and associated dimension of  $N_1$  subpressure rotor

饱和关联维数的求取要求样本数量很大。Smith认为最小样本量  $N_{\min} \geq 42^m$ <sup>[6]</sup>,因此,当  $m=3$  时,  $N_{\min} \geq 74088$ ,要求较为苛刻,一般情况下很难达到要求。Eckman和Ruelle导出  $N_{\min} \geq \sqrt{10}^D$ ,  $D$  为关联维数,若  $D=4$  时,  $N_{\min} \geq 100$ ,这一要求比较低。洪时中和洪时明两位学者分析上述2种结论存在的问题,总结了一种新的关系式,即  $N_{\min} \geq \sqrt{2} (\sqrt{27.5})^D$ <sup>[7]</sup>,采用该方法,当  $D=3$ ,则  $N_{\min} \geq 204$ ,用该方法较为合适。林振山认为,以预测为目的的空间重构,数据不必过多,经数值实验,得出  $N_{\min} \geq 260$  即可<sup>[8]</sup>,本文采用数据均为500,因而符合要求。

## 2 FDR 飞行数据混沌特性的定性分析

在对飞行数据时间序列进行相空间重构的基础上,进一步分析其特性。判别混沌特性的定性分析方法主要是根据观测序列在时域或频域内表现出的特殊性质进行粗略分析。常用的方法有相图法和功率谱图法。相图可以描述系统状态在全部时间内的变化,反映系统吸引子的空间结构。混沌系统的相空间轨迹通常表现为在有限空间伸长和折叠形成的回复性永不相交的非周期运动。它不同于毫无规律的随机运动,但也不是周期函数的重复性运动。功率谱可以区分时间序列表征的规则形态(不动点、周期、拟周期)与不规则

形态(混沌、噪声)。周期运动的功率谱是离散的,仅包括基频和其谐波或分频。随机白噪声和混沌的功率谱则是连续的,混沌序列的功率谱具有连续性和宽峰特征。

本文采用功率谱图法,对上述数据进行分析。图9、图10分别为 $T_4$ 温度和低压转速 $N_1$ 的功率谱图。如图所示,曲线均连续且有宽峰特征,从而可以初步判定这2个序列为混沌序列。

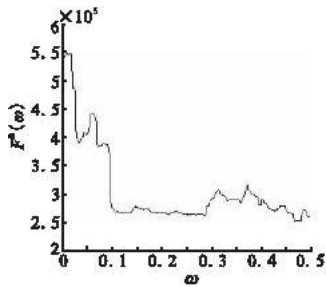


图9  $T_4$  温度功率谱图

Fig.9 Power spectrum figure of  $T_4$  temperature

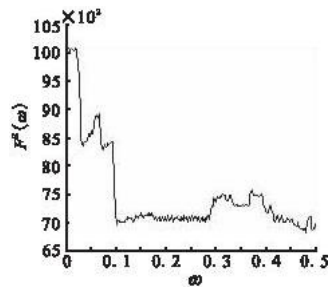


图10  $N_1$  低压转速功率谱图

Fig.10 Power spectrum figure of  $N_1$  subpressure rotor

### 3 FDR 飞行数据混沌特性的定量分析

混沌特性的定量分析方法包括最大 Lyapunov 指数、Kolmogorov 熵等。最大 Lyapunov 指数是判断混沌存在和混沌特性的一个重要依据<sup>[9]</sup>,Lyapunov 指数是一个谱系  $\lambda (i=1, 2, \dots, p-1)$ ,若谱系中只有最大者为正值,则系统为一维混沌;若谱系中具有 2 个或 2 个以上正的 Lyapunov 指数,则系统为多维混沌或超混沌,否则系统为非混沌。用最大 Lyapunov 指数可以度量混沌系统对初值的敏感依赖性程度,即其值越大,混沌特性越强,对初值的敏感性也就越强,反之则敏感性越弱。

本文采用基于相轨迹线演化的 Wolf 方法估计飞行数据序列的最大 Lyapunov 指数  $\lambda$ ,为了验证算法的稳定性,研究不同嵌入维数  $m$  对  $\lambda$  的影响,取嵌入维数  $m$  为 2,3,4,5,6,7,8 时,分别计算其最大 Lyapunov 指数, $T_4$  温度最大 Lyapunov 指数分别对应为:0.115 6,0.160 7,0.123 1,0.108 7,0.100 8,0.141 1,0.058 4; $N_1$  最大 Lyapunov 指数分别对应为:0.183 1,0.113 6,0.117 8,0.101 2,0.087 6,0.099 4,0.108 6。

由此可知,当嵌入维数从 2 取到 8 时, $T_4$  温度和  $N_1$  转速所求的最大 Lyapunov 指数均不同,但  $\lambda$  均大于零。由此可以得出, $T_4$  温度和  $N_1$  转速数据具有明显的混沌特性。

### 4 结论

本文以某型飞机原始 FDR 飞行数据中典型发动机数据  $T_4$  温度、 $N_1$  低压转速为例,通过选取合适的延迟时间和嵌入维数,重构了数据序列的相空间,在此基础上采用功率图谱法进行定性分析,数据曲线均连续且有宽峰特征,显示出飞行数据具有混沌特性;采用基于相轨迹线演化的 Wolf 方法进行定量分析,最大 Lyapunov 指数在不同维数上均为正值,进一步证实了飞行数据具有典型的混沌特性。对其它飞行数据进行类似的研究也表明,经过相空间重构后的飞行数据均具有明显的混沌特性。该结论对后续开展飞行数据处理技术研究具有重要的参考价值。

#### 参考文献:

- [1] 张建业. 基于飞参信息的飞机状态监控研究[D].西安:空军工程大学,2003.  
ZHANG Jianye. Status Monitoring Study of Plane Based on Information of FDR[D]. Xi'an: Air Force Engineering University, 2003. (in Chinese)
- [2] 张鹏,张建业,李学仁. 飞行数据趋势监测在飞机“健康状况”评估中的应用[J]. 空军工程大学学报:自然科学版,2004,5(3):8-10.  
ZHANG Peng, ZHANG Jianye, LI Xueren. A Study of Aircraft Health Status Evaluation Based on Flight Data Trend Monitor[J]. Journal of Air force Engineering University: Natural Science Edition, 2004, 5(3): 8-10. (in Chinese)

- [3] Taylor James H, Sharif Saied S. Chaos in Nonlinear Dynamic Systems; Helicopter Vibration Mechanisms[C]//Mediterranean Conference on Control and Automation. Athens: [s. n.], 2007: 1—5.
- [4] Takens T. Detecting Strange Attractors in Turbulence[J]. Dynamical Systems and Turbulence, 1981, 1: 366—381.
- [5] Albano A M. SVD and Grassberger—Procaccia Algorithm [J]. Phy Rev A, 1988, (20): 3017—3026.
- [6] Smith L A. Intrinsic Limits on Dimension Calculations[J]. Physics Letters A, 1988: 283—288.
- [7] Nicolis C. Climate Predictability and Dynamical System[C]//In Proceeding of the NATO Advan System Study Institute on Irreversible Phenomena and Dynamical System Analysis in Geosciences. Greece: NATO ASI Ser C, 1987: 321—354.
- [8] 林振山. 长期预报的相空间理论和模式[M]. 北京: 气象出版社, 1993.  
LIN Zhenshan. Phase Spatial Theory and Model for Long—term Prediction[M]. Beijing: China Meteorological Press, 1993. (in Chinese)
- [9] Rosenstein M T, Collins J J, De Luca C J. A Practical Method for Calculating Largest Lyapunov Exponents from Small Data Sets[J]. Physical D, 1993: 117—134.

(编辑: 姚树峰, 徐敏)

## Phase Spatial Reconstruction and Chaotic Characteristic Analysis of FDR Flight Data

ZHANG Jian—ye<sup>1</sup>, PAN Quan<sup>2</sup>, LIANG Jian—hai<sup>2</sup>

(1. Department of Scientific Research, Air Force Engineering University, Xi'an 710051, China; 2. School of Automation, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China)

**Abstract:** Current flight data processing research about data's inner attributes and interrelations between different data are lacking in depth. In this paper, theory and method of Takens are used to reconstruct the phase space of primal FDR flight data. The qualitative analytic methods, such as power spectrum figure and etc., are used to study the flight data. All the data curves are continuous and have wide peak characteristics. In the quantitative analysis, Wolf method on the basis of phase trajectory evolution is applied to estimating the largest Lyapunov exponents in different dimensions, and the results show that all the exponents are positive. So the chaotic characteristic of the flight data is verified. This conclusion is of novel reference value for the following—on research of this kind.

**Key words:** FDR; flight data; phase spatial reconstruction; Lyapunov—index; chaos