

基于相空间重构的 PHM 数据处理算法研究

陈 宁¹, 梁葆华¹, 王新泽², 邱岳恒³

(1. 中国飞行试验研究院 航电所, 西安 710089; 2. 西安电子科技大学 通信工程学院, 西安 710071;
3. 中航工业第一飞机设计研究院 飞控液压所, 西安 710089)

摘要: 采集数据的非线性特性极大地限制了故障预测与健康管理工作 (PHM) 在飞机自主保障能力中的应用, 提出了一种基于相空间重构的数据处理方法; 首先, 对 PHM 技术进行了系统研究, 并对数据处理进行了分析; 然后, 根据数据处理的特点, 分别采用自相关法、复自相关法、FNN 法和 C-C 法计算相关的延迟时间及嵌入维数; 最后, 通过仿真对比分析以上几种方法得到的延迟时间与嵌入维数; 结果表明作为一种联合计算延迟时间和嵌入维数的数据处理方法, C-C 法可以同时计算延迟时间 τ 为 3 和嵌入维数 m 为 6。

关键词: 采集数据; 故障预测与健康管理工作; 相空间重构; 延迟时间; 嵌入维数

Research on Data Processing of PHM Algorithm Based on Phase Space Reconstruction

Chen Ning¹, Liang Baohua¹, Wang Xinze², Qiu Yueheng³

(1. Avionics Department, Chinese Flight Test Establishment, Xi'an 710089, China;
2. Communication Engineering Department, Xidian University, Xi'an 710071, China;
3. Flight Control and Hydraulic Department, AVIC First Aircraft Institute, Xi'an 710089, China)

Abstract: For the nonlinear characteristics of data collection, which greatly limit the capability of Prognostics and Health Management (PHM) technology to apply to the self-protection ability of aircraft, a method of data processing based on phase space reconstruction is proposed. Firstly, the PHM technology has been systematic studied and its core (data processing) is also analyzed. Secondly, according to the characteristics of the data processing, the delay time and embedding dimension can be calculated using autocorrelation, multiple autocorrelation method, FNN method and the C-C method respectively. Lastly, compared with the embedding dimension and delay time through the above method, the simulation results show that as a kind of data processing method for combined calculation, C-C method has higher computational efficiency in the analysis of original data of PHM.

Key words: data collection; prognostics and health management technology; phase space reconstruction; delay time; embedding dimension

0 引言

随着现代高新技术武器装备的发展, 伴随着基于状态的维修、自主式保障、感知与响应后勤等新思路和新方案的提出, 故障预测与健康管理工作 (Prognostics and Health Management, PHM) 已得到了西方学者的高度重视, 正广泛应用于新一代飞机、舰船、车辆、机械等系统的设计中。

继 1979 年, Saeks 等人^[1]首次提出对复杂系统的故障预测进行研究之后, Khoshgoftaar^[2]、Lennox^[3]等人提出采用神经网络对软件系统进行故障测定以及神经网络智能自学习化^[4-5]。但是, 由于神经网络在预测方面始终存在着过学习和局部最小点等问题。因此, 很多学者提出采用混合方法以克服上述问题, 如 Qiu^[6]提出通过小波变换与自组织神经网络相结合的方法, 对旋转轴承的健康状态进行监测并实现其性能评估; Young^[7]在提取发动机电流信号时域和频域特征的同时, 将其混合特征与神经网络相结合, 实现了对钻孔机的故障诊断

与预测。上述研究表明故障数据的非线性和复杂性极大地限制了 PHM 技术在实际中的应用。

本文利用相空间重构方法对采集数据进行相应的处理, 分别采用自相关法、复自相关法、FNN 法和 C-C 法分步或联合获取数据的延迟时间和嵌入维数, 并进行仿真对比, 以验证 C-C 法能有效地提高系统的运算效率。

1 基于 PHM 的数据处理

1.1 PHM 的基本流程

在航空领域中^[8], PHM 包含如下两个研究方面:

(1) 在健康监控的基础上, 拥有故障预测的能力并实现其健康管理;

(2) 对象从机电系统, 扩展到包括航空电子系统在内的整个飞机系统。

如图 1 所示, 典型的 PHM 技术流程包含了数据采集、数据预处理、数据传输、特征提取、数据融合、状态监测、故障诊断、故障预测、保障决策等环节。本文主要针对数据处理方面的内容进行了系统研究。

1.2 PHM 中的数据处理的

数据处理是 PHM 技术的核心, 包括特征提取、状态监测、故障诊断和故障预测 4 个部分。这 4 个部分之间的关系为: 特征提取是基础; 状态监测是途径; 故障诊断是目的; 故障预测是发展。

收稿日期: 2013-12-04; 修回日期: 2014-02-08。

基金项目: 国家自然科学基金 (60974146); 航空科学基金 (20100753009)。

作者简介: 陈 宁 (1969-), 女, 陕西大荔人, 高工, 硕士, 主要从事故障预测与健康管理工作、电磁兼容性测试以及航电系统试飞技术方向的研究。

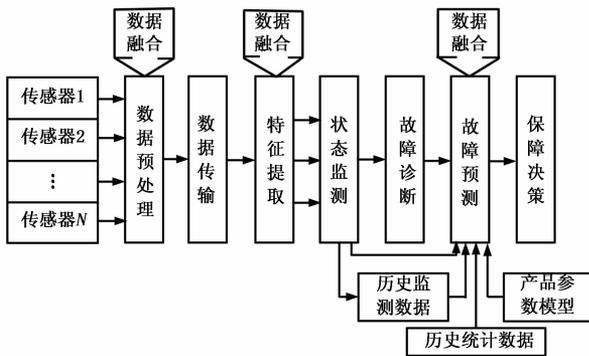


图 1 PHM 技术流程

在对采集到的数据进行处理时, 首先确定数据的延迟时间和嵌入维数, 对数据进行相空间重构。在进行延迟时间和嵌入维数的计算中, 存在两种方法: (1) 先通过计算延迟时间, 通过所得结果再来计算嵌入维数; (2) 同时考量并计算这两个参数。

2 延迟时间与嵌入维数的计算

2.1 分步获取延迟时间和嵌入维数

在计算延迟时间的算法中, 主要有自相关函数法和复自相关法; 计算嵌入维的方法中, 主要采用 FNN (虚假邻域法)。

2.1.1 延迟时间

(1) 自相关函数法: 自相关函数法利用自相关函数选取延迟时间后, 必须尽可能不丢失原序列的动力学特征, 同时, 使重构后时间序列元素之间的相关性降低。

对于连续变量, 自相关函数可定义为:

$$C(\tau) = \lim_{T \rightarrow \infty} \int_{-\frac{T}{2}}^{\frac{T}{2}} x(t)x(t+\tau)dt \quad (1)$$

式中, τ 是时间的移动值; $C(\tau)$ 表示两时刻 t 和 $t+\tau$ 的相互关联程度。当 $x(t)$ 的幅值一定时, $C(\tau)$ 越大, 则意味着 $x(t)$ 和 $x(t+\tau)$ 越相似。因此, $x(t)$ 和 $x(t+\tau)$ 的自相关函数随着 τ 的增加而逐渐变小, 直至趋于零。对于混沌时间序列 $x_1, x_2, \dots, x_i, \dots$, 假设系列总点数为 N , 则序列 $\{x_i\}$ 在时间跨度为 τ 时的自相关函数为:

$$R_{xx} = \frac{1}{N} \sum_{i=0}^{N-1} x_i x_{i+\tau} \quad (2)$$

使用实际观测数据做出自相关函数随延迟时间 τ 变化的函数曲线, 当自相关函数下降到初始值的 $1-1/e$ 时, 所得的时间就是重构相空间的延迟时间。

(2) 复自相关法: 时间序列 $\{x_i\}$ 在 m 维相空间重构后的平均位移 $\langle S_m^2(\tau) \rangle$ 如下所示:

$$\langle S_m^2(\tau) \rangle = \frac{1}{N} \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=1}^{m-1} (x_{i+j\tau} - x_i)^2 \quad (3)$$

式中, N 为观测序列 $\{x_n\}$ 的点数。忽略边缘点带来的差别,

可认为 $\sum_{i=0}^{N-1} x_{i+j\tau}^2$ 对 $0 \leq j \leq m-1$ 为常数, 设为:

$$E = \frac{1}{N} \sum_{i=0}^{N-1} x_i^2 \quad (4)$$

将式 (4) 代入式 (3) 后, 有

$$\langle S_m^2(\tau) \rangle = 2(m-1)E - 2 \sum_{j=1}^{m-1} R_{xx}(j\tau) \quad (5)$$

式中, $R_{xx}(j\tau)$ 是序列 $\{x_n\}$ 在时间跨度为 $j\tau$ 的自相关函数, 即

$$R_{xx}(j\tau) = \frac{1}{N} \sum_{i=0}^{N-1} x_i x_{i+j\tau} \quad (6)$$

由式 (6), 可将复自相关函数定义为

$$R_{xx}^m(\tau) = \sum_{j=0}^{m-1} R_{xx}(j\tau) \quad (7)$$

m 维相空间重构的复自相关法为: 选取 $R_{xx}^m(\tau)$ 的第一个零点为延迟时间 τ 。

2.1.2 嵌入维数

在 d 维相空间中, 每一个相点矢量 $\mathbf{X}(i) = \{x(i), x(i+\tau), \dots, x(i+(d-1)\tau)\}$, 都有一个某种距离内的最临近点 $X^{NN}(i)$, 其距离为

$$R_d(i) = \|\mathbf{X}(i) - X^{NN}(i)\| \quad (8)$$

当相空间的维数从 d 增加到 $d+1$ 时, 这两个相点的距离就会发生变化, 两者的距离成为 $R_{d+1}(i)$, 为

$$R_{d+1}^2(i) = R_d^2(i) + \|x(i+\tau d) - x^{NN}(i+\tau d)\|^2 \quad (9)$$

若 $R_{d+1}(i)$ 比 $R_d(i)$ 大很多, 可以认为这是由于高维混沌吸引子中两个不相邻的点投影到低维轨道上时变成相邻的两点造成的, 这样的临近点是虚假的, 令

$$a_1(i, d) = \frac{\|x(i+\tau d) - x^{NN}(i+\tau d)\|}{R_d(i)} \quad (10)$$

若 $a_1(i, d) > R_r$, 则 $X^{NN}(i)$ 是 $\mathbf{X}(i)$ 的虚假最临近点, 阈值 R_r 可在 $[10, 50]$ 之间选取。

对于实测时间序列, 从嵌入维数的最小初始值开始, 计算虚假最临近点的比例, 然后增加 d , 直到虚假最临近点的比例小于某一个具体数值或者虚假最临近点不再随着的增加而减少, 此时, d 为嵌入维数。

2.2 联合获取延迟时间和嵌入维数

C-C 法延续了时间窗口概念, 先定义关联积分, 再构造统计量 $S_1(m, N, r, t)$, 确定 m, N, r 的合适取值范围, 在实际的计算过程中利用 $S_2(m, N, r, t)$ 等统计量, 实现最优时延 τ_d 与嵌入窗 τ_m 的估计。3 个统计量定义为:

$$\overline{S_2}(t) = \frac{1}{16} \sum_{m=2}^5 \sum_{j=1}^4 S_2(m, r, t) \quad (11)$$

$$\Delta \overline{S_2}(t) = \frac{1}{4} \sum_{m=2}^5 \Delta S_2(m, t) \quad (12)$$

$$S_{2cor}(t) = \Delta \overline{S_2}(t) + |\overline{S_2}(t)| \quad (13)$$

因此, 根据式 (11) ~ (13), 可将 $\overline{S_2}(t)$ 的第一个零点或 $\Delta \overline{S_2}(t)$ 的第一个极小值作为时间序列独立的第一个局部最大值, 即最优延迟时间; 综合 $\overline{S_2}(t)$ 和 $\Delta \overline{S_2}(t)$, 将 $S_{2cor}(t)$ 的全局最小值作为时间序列的时间窗口长度 $\tau_m = (m-1)\tau_d$, 即可获得数据的嵌入维数。

3 仿真实验

本文以高可靠拇指力控敏感开关组件作为研究对象, 对具有正弦信号特征的时变信号进行数据采集和数据分析, 带有噪声信号的数据如图 2 所示。接着, 分别采用自相关法、复自相关法、FNN 法和 C-C 法计算采集数据的延迟时间与嵌入维数, 仿真结果如图 3~5 所示。

如图 3 的 (a) 图和 (b) 图所示, 取极小值点可得两种方法延迟时间均为 1; 且如图 4 所示, 以延迟时间为 1, 通过 FNN 法求得的嵌入维数为 20。图 5 中的 (a) 图取第一个零点

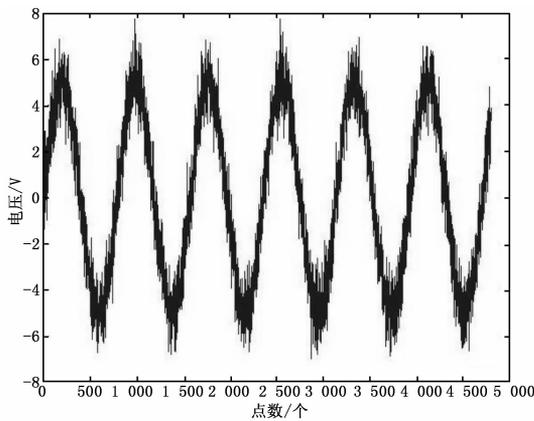


图 2 原始采样数据

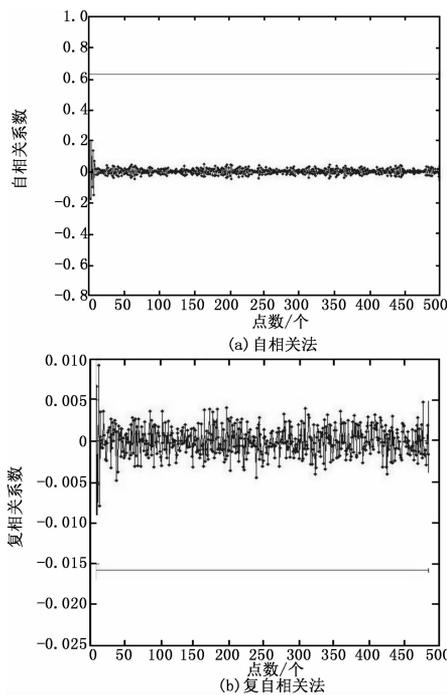


图 3 分布获取延迟时间

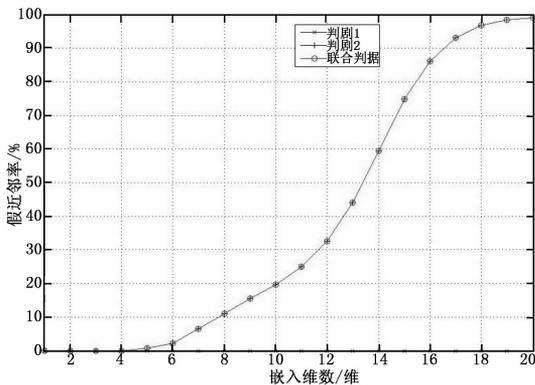


图 4 采用 FNN 法获取嵌入维数

作为延时时间 $\tau = 3.95$ ；在 (b) 图中取第一个极小值作为延时时间 $\tau = 3$ ；在 (c) 图中取全局最小值作为时间窗 $w = 13$ ，并求得嵌入维数 $m = 5.3$ 。

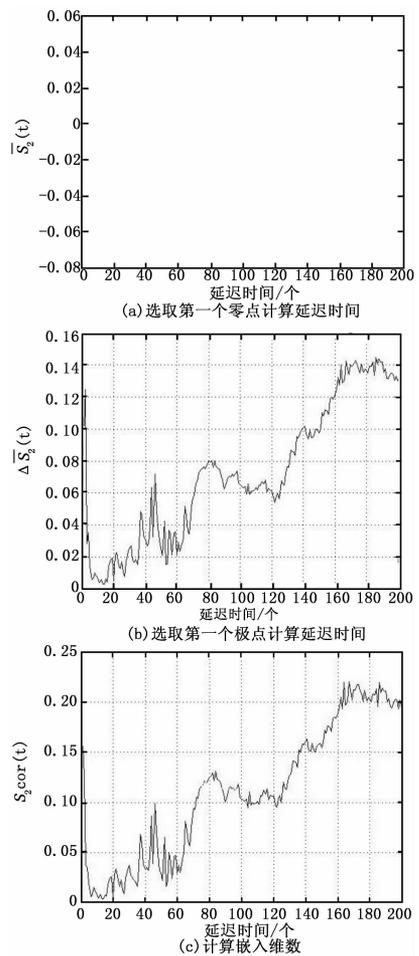


图 5 采用 C-C 法联合获取延迟时间和嵌入维数

通过上述分析，可以发现，采用不同的方法求得采集数据的延迟时间和嵌入维数是不同的，具体统计数据如表 1 所示。

表 1 延迟时间与嵌入维数

方法	延迟时间(个)	嵌入维数(维)
自相关法	1	—
复自相关法	1	—
FNN 法	—	20
C-C 法	3	6

从表 1 可以看出，不同的方法得到的延迟时间和嵌入维数的差别并不大。在实际应用中，自相关法、复自相关法和 FNN 法只能分别对延迟时间和嵌入维数进行计算，而 C-C 法可以同时计算延迟时间和嵌入维数，因此，采用 C-C 法可以提高系统的运算效率。

4 结论

在 PHM 技术中，如何从复杂的原始数据中得到准确的信息是关键问题。通过对相空间重构算法的研究，采用不同的方法得到了采样数据的延迟时间和嵌入维数。经过分析，C-C 法由于能够同时计算延迟时间和嵌入维数，并且结果与其它方法差别不大，可以作为一种有效的技术手段，为下一阶段数据的特征提取和数据融合奠定基础。

(下转第 1529 页)

```
D3DXVec3Normalize(&_xbAxis, &_xbAxis);
//pitch translation
D3DXMatrixRotationAxis(&Vtemp2, &_ybAxis, -pitch);
D3DXVec3TransformNormal(&_xbAxis, &_xbAxis, &Vtemp2);
D3DXVec3Normalize(&_xbAxis, &_xbAxis);

//roll translation
D3DXMatrixRotationAxis(&Vtemp3, &_xbAxis, -roll);
```

```
//translation matrix
* V = Vtemp1 * Vtemp2 * Vtemp3;
```

经过上述变换, 可以准确的按照所给的无人机姿态角完成 Direct3D 仿真场景中的无人机姿态变换。

2.3 视场角控制

无人机视景仿真中, 视场角的控制会直接影响到视景仿真的效果。视场角过大或者过小, 会给观察者以错误的距离感, 同时, 当无人机远离观察者位置并且视场角过大时, 无人机在仿真窗口的影像就会出现抖动的现象。所以设计合适的算法对视场角进行控制会直接影响仿真效果的好坏。

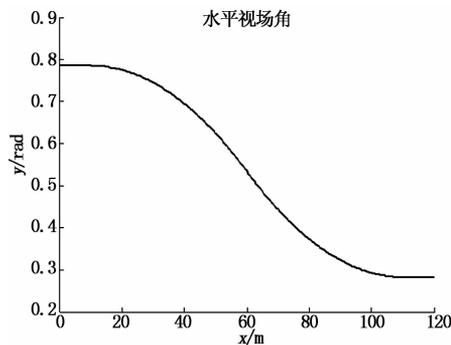


图 3 水平视场角

当采取跟踪视角对无人机进行观察时, 视场角选择为 0.33π 较合适^[7]。当定点对无人机飞行过程进行观察时, 适宜采用较小的视场角, 并且在一定距离范围内, 可以随着观察距离的变大, 逐渐缩小视场角。式 (1) 是根据视景仿真效果为本视景仿真平台设计的水平视场角, 垂直视场角可根据仿真显示窗口的比例与水平视场角进行设定。

$$y = \begin{cases} 0.25\pi, & 0 \leq x \leq 10 \\ [-3.2 \times 10^{-5}(x-10)^2 + 0.25]\pi, & 10 \leq x \leq 60 \\ [3.2 \times 10^{-5}(x-110)^2 + 0.05]\pi, & 60 \leq x \leq 110 \\ 0.09\pi, & x \geq 110 \end{cases} \quad (1)$$

式中, x 代表虚拟摄像机到无人机的距离, y 代表水平视场角。

3 平台仿真效果

设计的无人机视景仿真平台在普通 PC 机上实现, 运行操作系统为 Windows XP, 编译环境为 Visual Studio 2008。主要实现了将接收到的无人机仿真数据形象生动地转化为 3D 视景仿真, 同时辅以仪表与对话框显示仿真参数。本仿真平台可以同时进行无人机动力学仿真, 并可以将动力学仿真结果实时传送给平台其他组成部分, 实现动力学仿真、视景仿真一体化。同时, 本仿真平台可以通过 UDP 通信、串口通信方式接收其他计算机或地面站的仿真数据, 也可以接收本计算机其他仿真程序的数据进行视景仿真, 这极大地增强了本仿真平台的仿真功能。

4 结论

本文针对无人机研制过程需求, 利用 DirectX 与 Visual Studio 开发工具, 在普通 PC 机上, 实现无人机视景仿真平台, 仿真平台功能强大, 实用性强。同时, 可以根据实际情况的需要, 实现不同通信方式下的视景仿真。实验表明, 本平台符合无人机视景仿真的要求, 为无人机的研制起到了重要的辅助作用, 具有一定的工程应用价值。

参考文献:

- [1] 邹明皓. 视景仿真技术在无人机任务规划中的应用与研究 [D]. 成都: 电子科技大学, 2011.
- [2] 陈永彬. 基于 VR 的航天发射视景仿真系统设计与实现 [J]. 计算机测量与控制, 2008, 16 (12): 1903-1906.
- [3] 赵沁平. 虚拟现实综述 [J]. 中国科学, 2009, 39 (1): 2-46.
- [4] Frank D. Luna. DirectX 9. 0 3D 游戏开发编程基础 [M]. 北京: 清华大学出版社, 2007.
- [5] 李哲煜, 杨洪波, 张 询. 航空成像平台视景仿真系统的实现 [J]. 光学精密工程, 2005, 13 (1): 240-244.
- [6] 吴森堂, 费玉华. 飞行控制系统 [M]. 北京: 北京航空航天大学出版社, 2005.
- [7] 周前祥, 姜国华, 曲战胜, 等. 虚拟环境中最佳观察视场角的实验研究 [J]. 人类工效学, 2002, 8 (2): 11-15.

(上接第 1486 页)

参考文献:

- [1] Lu K S, Saeks R. Failure prediction for an on-line maintenance system in a passion shock environment [J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, 1979, 9 (6): 356-362.
- [2] Khoshgoftaar T M, Pandya A S, More H B. A neural network approach for software development faults [A]. Proceedings of the Third Symposium on Software Reliability Engineering [C], 1992, 1: 83-89.
- [3] Lennox B, Rutherford P, Montague G A, et al. A novel fault prediction technique using model degradation analysis [A]. Proceedings of the American Control Conference [C], 1995, 5: 3274-3278.
- [4] Devabhaktuni V K, Yagoub M C E, Zhang Q J. A robust algorithm

for automatic development of neural network models for microwave applications [J]. IEEE Transactions Microwave Theory Technology, 2001, 49 (12): 2282-2291.

- [5] 杜金榜, 王跃科, 王湘祁, 等. 军用自动测试设备的发展趋向 [J]. 计算机自动测量与控制, 2001, 9 (5): 2-3.
- [6] Qiu H, Lee J, Lin J, et al. Robust performance degradation assessment methods for enhanced rolling element bearing prognostics [J]. Advanced Engineering Informatics, 2003, 17 (6): 127-140.
- [7] Young J C, Min S P, Chong N C. Prediction of drill failure using features extraction in time and frequency domain of feed motor current [J]. International Journal of Machine Tools & Manufacture, 2008, 48 (1): 29-39.
- [8] 曾声奎, 吴 际. 故障预测与健康管理 (PHM) 技术的现状与发展 [J]. 航空学报, 2005, 26 (5): 626-632.