

设备退化状态识别的两种方法*

张 蕾¹, 郭忠新², 曹其新¹

(1. 上海交通大学机器人研究所, 上海 200030; 2. 山东大学机械学院, 山东济南 250061)

摘要: 本文提出了基于 AR 时序模型的方法和基于 CMAC 神经网络的方法, 对设备的退化状态进行识别。并且以旋转轴为例, 对几种程度不同的不平衡状态进行了识别。结果表明, 这两种方法均能够基于正常状态的特征识别出设备的退化状态, 而且可以定量地表示出退化的程度。最后对两种方法的特点进行了分析和比较。

关键词: 状态识别; AR 模型; CMAC

中图分类号: TH17 **文献标识码:** A **文章编号:** 1001 - 3881 (2005) 1 - 197 - 2

Two Methods for Machinery Degradation State Recognition

ZHANG Lei¹, GUO Zhong-xin², CAO Qi-xin¹

(1. Research Institute of Robotics, Shanghai Jiaotong University, Shanghai 200030, China;

2. School of Mechanical Engineering, Shandong University, Jinan 250061, China)

Abstract: Two methods based on AR model and CMAC neural network respectively were proposed for recognizing machinery degradation states. A rotating spindle was taken as an example and several states of unbalance with different severity were recognized by two methods. It is proven that two methods were feasible and the degree of degradation can be described quantitatively. The properties of two methods were analyzed and compared in the end.

Keywords: State recognition; AR model; CMAC

为保证设备正常和安全运行, 状态监控与故障预测技术越来越受到重视。目前文献报导的各种状态监控系统、设备的状态常简单地划分为正常与故障两种形式, 处于两者之间的退化状态没有引起重视。而事实上, 大多数设备在发生故障之前, 往往要经历一系列的退化状态^[1], 如果能对各种退化状态进行识别, 就可以有效地预防进一步的退化和故障的发生, 因此, 对设备的退化状态进行识别具有重要的意义。为此, 本文提出了两种对设备退化状态进行识别的方法, 并且以一旋转轴为例, 验证了两种方法的有效性, 并比较了两种方法的性能。

1 设备退化状态识别方法

1.1 基于 AR 时序模型的方法

时序模型是对观测到的有序随机数据进行分析 and 处理所建立起来的参数模型, 能反映不同时刻观测值的相关性, 即状态变化的“惯性”, 这种惯性实际上反映了设备运行状态的变化趋势, 目前常用的是 AR-MA 模型, 尤其是 AR 模型。AR 模型具有对短序列建模的能力, 能采用递推算算法满足快速性要求, 在设备的实时状态监控中较为实用^[2,3]。

对时间序列 $\{X_t\}$ ($t=1, 2, 3, \dots$), 其 AR(p) 参数模型为:

$$\begin{aligned} X_t &= \phi_1 X_{t-1} + \phi_2 X_{t-2} + \dots + \phi_p X_{t-p} + a_t \\ &= \sum_{i=1}^p \phi_i X_{t-i} + a_t \end{aligned} \quad (1)$$

式中: a_t 为白噪声序列, $a_t \sim N(0, \sigma_a^2)$, σ_a^2 为残差; ϕ_i 为自回归参数, $i=1, 2, \dots, p$; AR(p) 模型的自回归参数 ϕ_i 反映了系统的固有特性, 残差 σ_a^2

则反映了系统的输出特性。因此用 ϕ_i ($i=1, 2, \dots, p$) 及 σ_a^2 这 $p+1$ 个参数, 可以反映出系统所处的不同状态。对一机械设备的正常运行状态, 首先求出能表征正常状况的样本模式向量 ϕ_s : $\phi_s = [\phi_{1s}, \phi_{2s}, \dots, \phi_{ps}, \sigma_{as}^2]^T$, 假设设备的其它任一待检状态的模式向量 ϕ_t : $\phi_t = [\phi_{1t}, \phi_{2t}, \dots, \phi_{pt}, \sigma_{at}^2]^T$, 这两个矢量之间会有一定的夹角存在, 夹角的大小反映出这两个矢量的相似程度, 夹角越小, 说明待检模式向量与样本向量越相似, 待检状态越接近正常状态; 反之, 待检状态越偏离正常状态。基于这种思想, 采用 Tanimoto 相似性测度法 (简称 T 测度法) 作为角度相似性判别函数, 其表达式为:

$$\begin{aligned} T(\phi_t, \phi_s) &= \phi_t^T \phi_s / (\phi_t^T \phi_t + \phi_s^T \phi_s - \phi_t^T \phi_s) \quad (2) \\ T(\phi_t, \phi_s) \text{ 值的大小说明了 } &\text{两向量所表示状态的相似程度。} \end{aligned}$$

1.2 基于 CMAC 神经网络的方法

Jay Lee^[4,5]首次提出用 CMAC - PDM (Cerebellar Model Articulation Controller - Pattern Discrimination Model) 对设备的性能退化进行预测。CMAC 是 Albus^[6]根据人类小脑的生物模型提出的一种神经网络模型。模型中基本的映射过程包括: (1) 对输入向量中的每个变量进行量化; (2) 确定每个变量激活的地址; (3) 每个变量激活的地址进行组合确定输入向量所映射的虚拟存储地址; (4) 从虚拟存储地址映射到物理存储地址。详细步骤可参考文献 [6], 最后 CMAC 的输出可表示为: $y^* = \sum w_i$, 其中 w_i 为输入向量所激活的地址中存储的权值。

* 基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (50128504)

误差: $e = |y - y^*|$

权值调整: $w_i(k+1) = w_i(k) + \alpha e/c$, 其中 α 为学习速率, c 为网络泛化参数。

与其它网络的训练算法不同的是, 只有被输入向量激活的地址中的权值进行更新, 其它的权值不需改变。因此, 这种训练算法的收敛速度快, 特别适合于实时应用的场合。而且由 CMAC 模型的映射过程可知, 在输入单元中距离比较近的向量, 其激活的地址会发生重叠, 从而使得输出也比较接近, 这就是 CMAC 的局部泛化能力。CMAC 的这种特性使它可以作为一个“状态识别器”, 如果输入偏离正常状态时的输入, CMAC 的输出必然偏离正常时的输出, 而且可以反映出其偏离程度。这种特性是其它神经网络模型所不具备的, 这是我们选择 CMAC 作为退化状态识别工具的重要原因。

2 实例

为了测试这两种方法的有效性, 我们对一旋转轴进行了试验, 旋转轴有 7 种不同的状态, 状态 1 为正常状态, 状态 2~6 为程度不同的不平衡状态, 代表不同的退化状态, 状态 7 为严重不平衡状态, 即故障状态。对旋转轴的振动信号进行了采集和处理, 最终每种状态形成 5 组数据。在实际应用时, 如果设备各种退化状态的数据都能够收集到, 那么对退化状态的识别其实质变为模式识别, 在这里不做讨论, 下面详细介绍一下仅仅基于正常状态数据的情况下, 两种方法对退化状态进行识别的过程。由于对于新型设备或精密仪器, 各种退化或故障状态的数据难以收集, 因此基于正常状态能够识别出这些异常状态, 具有特别重要的意义。

对于方法一, 根据时序分析方法建立了 AR(7) 模型, 部分模型参数值见表 1, 如前所述, 由 $[\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_7, \sigma_a^2]^T$ 构成特征向量, 用 T 测度法计算出其它几种待检状态与正常状态之间的 T 值, T 值的大小说明了待检状态与正常状态的相似程度。对于方法二, 提取能表征不同状态的三项指标: 指数加权滑动平均 (EWMA)、均方根 (RMS)、峭度 (Kurtosis) 构成特征向量作为 CMAC 模型的输入, 部分特征量的值如表 2 所示。用正常状态时的特征向量对 CMAC 进行了训练, 假定正常状态时, CMAC 的输出为 1。

表 1 不同状态时振动信号 AR 模型的参数

轴的状态	ϕ_1	ϕ_2	ϕ_3	ϕ_4	ϕ_5	ϕ_6	ϕ_7	σ_a^2
1	0.81	0.88	1.05	1.28	0.98	1.45	1.22	0.08
1	0.79	0.85	1.07	1.30	0.96	1.44	1.20	0.09
...	...	...	...	...	...	...	...	...
7	0.59	1.11	1.13	1.25	1.15	1.17	1.34	1.83
7	0.61	1.07	1.17	1.27	1.06	1.21	1.34	1.79

表 2 不同状态时振动信号特征量

轴的状态	EWMA	Kurtosis	RMS
1	0.04	6.88	0.17
1	0.05	7.51	0.18
...	...	...	...
7	9.94	1.79	9.93
7	9.99	2.08	9.81

对每种状态 5 组的识别结果取平均值, 两种方法的识别结果如图 1 所示。从图中可以看出, 两种方法均能对设备的退化状态进行识别, 但方法二对不同状态的分辨能力比方法一要强一些。这两种方法的共同优点是都能够基于正常状态的数据对退化状态作出识别, 而且对退化状态的严重程度能够进行定量的描述, 值越偏离状态 1, 表明退化程度越严重。在实际应用场合中, 可以结合经验确定一定的阈值, 来决定什么时候报警, 什么时候需停机进行维修等。两种方法的不同之处在于, 方法一采用 AR 模型要求信号为平稳时间序列, 当设备状态的发展是时变的且非线性时, 需要先对非平稳序列进行处理, 才能建立其 AR 模型, 这时序列的前期处理比较复杂, 而且 AR 模型的参数必须估计正确。而方法二由于采用基于神经网络的方法, 可以充分发挥神经网络容错性好、动态适应能力强、适合非线性系统等优点。但神经网络结构的有关参数, 例如泛化参数 c 和各变量的分辨率 r 会对预测结果产生一定影响 (但预测结果的变化趋势是一致的), 应根据具体情况选择合理的取值 (此例中 $c=8$, $r=1.5$)。总之, 当设备的非线性系统特征不容忽视时, 神经网络预测方法是比较理想的选择。

3 结论

试验证明, 本文提出的两种方法在设备的退化状态预测中是行之有效的, 两种方法各有优缺点, 基于时序模型的方法比较适合于对线性系统平稳状态的识别, 而基于神经网络的方法对非线性系统具有良好的适应性。总的来说, 两种方法都可以识别出设备的退化状态, 并且定量地表示出其退化程度。由于本文是对旋转轴进行的试验, 仅对振动信号进行分析, 相对来说比较简单, 对于复杂系统, 需对多种信号联合分析的情况, 尚需进一步的研究。

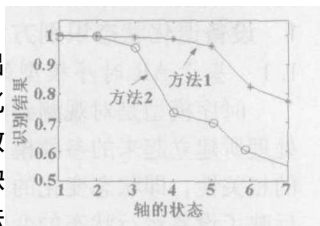


图 1 两种方法的识别结果

参考文献

- 【1】Jay Lee Teleservice Engineering in Manufacturing: Challenges and Opportunities International Journal of Machine Tools and Manufacture, 1998, 38: 901~910.

(下转第 179 页)

最后将其发布到网上。整个过程如图 4所示。

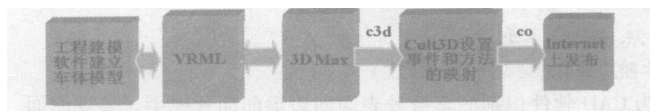


图 4 网络交互的车体模型的制作步骤

3.3 Cul3D 环境中用户界面的开发

本系统采用的网络结构是浏览器/服务器模式。PC机价格低廉,运算速度快,利用网络互相连接之后,只要各台计算机连接到数据服务器后,就可以访问数据库,对用户没有什么特殊的要求。本系统的网络结构如图 5所示。

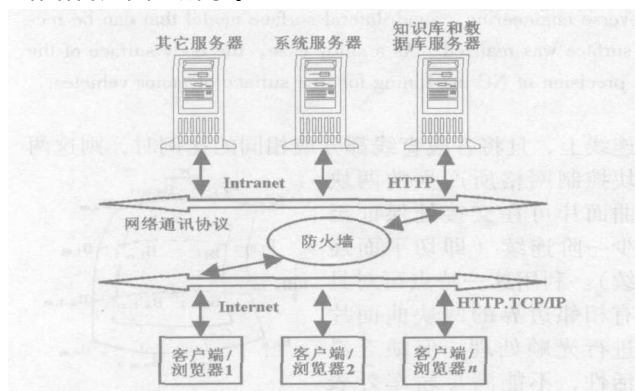


图 5 网络结构

简单易用的用户界面是一个系统成功的重要方面。不仅可以提高用户的工作效率,而且不容易出错。对于用户而言,宁愿使用自己比较熟悉的应用系统,哪怕这些系统的效率较低,因为这样不用花费太多的时间学习新的软件,同时也比较有安全感。那些不常用的软件,用户一般是不愿意接受的。基于



图 6 基于网络的汽车颜色定制设计系统的主界面

简单易用的设计思想,本系统的客户定制界面非常简

洁。图 6为汽车颜色定制设计系统的主界面。

3.4 Cul3D 环境对于客户关系管理的影响

允许用户在线配置产品。消费者可以选择颜色并添加他们自己的选择,并及时得到可视的反馈。消费者的个人定制能被存储下来,作为个性化的跟踪服务或者作为在线订购服务。这些收集而来的数据可作为设计新产品时的市场调查资料,并为传统的调查服务提供有价值的选择。

通过 Internet,顾客可以 24h用联机的方式向制造商订制个性化的产品。依靠 Cul3D 网络交互设计系统的帮助,企业可以有计划地对顾客进行各种各样的收集、分析和评价,从而确保顾客的满意度。

4 结束语

网络三维技术 Cul3D 凭借其良好的交互性、快速的渲染性、浏览平台无关性等在当今的网络产品交互设计中占有重要的地位。未来的虚拟现实技术将向着功能更实用、操作更简单、效果更逼真和速度更快的方向发展。随着宽带网的普及,网速的加快,三维虚拟现实技术应用将更广泛。利用三维虚拟现实技术,企业在设计开发、推销和预销售、在线促销等方面都可以大有作为。

参考文献

- [1] 刘诏书等. 基于网络汽车内饰交互式设计的系统设计. 汽车研究与开发, 2002 (5): 20~23.
 - [2] 赵秀谔, 杨明忠. 3DS MAX 及 MAXScript 在汽车内饰材料定制设计系统中应用. 武汉理工大学学报 (信息与管理工程版), 2001 (4): 48~50.
 - [3] 阿新工作室. 任我虚拟——Cul3D/3ds max 4.2/Maya 4 三维产品设计与互动教程. 北京: 北京希望电子出版社, 2002. 7.
 - [4] [美] Kelly L. Murdock 著, 王丽等译. 3D Studio MAX R3 宝典. 北京: 电子工业出版社, 2000. 8.
- 作者简介: 熊智文 (1975~), 男, 江西宜春人, 武汉理工大学博士研究生, 研究方向: 制造信息化。电话: 027-87658352 (实验室), E-mail: xzw panda@sohu.com 或者 xzw panda@163.com。

收稿时间: 2003-12-01

(上接第 198 页)

- [2] 杨叔子, 吴雅等. 时间序列分析的工程应用. 武汉: 华中理工大学出版社, 1991.
- [3] 徐峰, 王志芳等. AR 模型应用于振动信号趋势预测的研究. 清华大学学报 (自然科学版), 1999, 39 (4): 57~59.
- [4] Jay Lee, Kramer, B. M. Analysis of Machine Degradation Using a Neural Networks Based Pattern Discrimination Model. Journal of Manufacturing Systems, 1992, 12 (3): 379~387.

- [5] Jay Lee. Measurement of Machine Performance Degradation Using a Neural Network Model. Computers in Industry, 1996, 30: 193~209.
- [6] J. S. Albus. A New Approach to Manipulator Control: The Cerebellar Model Articulation Controller (CMAC). Journal of Dynamic System, Measurement and Control, 1975 (9): 220~233.

作者简介: 张蕾 (1975~), 女, 上海交通大学机器人研究所博士研究生, 研究方向为远程监控与智能维护。电话: 021-62932711, E-mail: zhanglei75@sina.com。

收稿时间: 2003-11-25