

船用汽轮机减速箱运行状态监测方法*

胡萋庆 温熙森

(国防科技大学机械电子工程与仪器系 长沙 410073)

摘要 本文对船用汽轮机减速箱运行状态监测方法进行了探讨。主要对可能用于船用汽轮机减速箱运行状态监测方法及相应的状态特征提取技术进行了分析,给出了一个一般的状态监测处理流程。然后讨论了监测方法的一般评价准则、特征量的选择准则及判决决策准则。最后给出了一个应用范例结果。

关键词 减速箱状态监测, 特征提取, 监测方法

分类号 TH165. 3

The Condition Monitoring Method for Gear—reducer of Shipboard Steam—turbine

Hu Niaoqing Wen Xisen

(Department of Mechatronics Engineering and Instrumentation, NUDT, Changsha, 410073)

Abstract This paper describes the study of monitoring methods suitable for condition monitoring of gear-reducer of shipboard steam-turbine. At first monitoring methods and feature extracting techniques are analyzed. A generic monitoring flow is presented. Then, some relevant issues such as evaluation of monitoring methods, criterion of monitoring feature selection and strategy of decision-making, are discussed. Finally, a brief application is demonstrated.

Key words gear-reducer condition monitoring, features extracting techniques, monitoring methodology

汽轮发电机组是船舶动力装置的重要设备之一。其中减速箱系统由于运行条件恶劣,极易出现异常行为,如振动严重超标等。减速箱异常行为会引起汽轮机运行不平稳,甚至会诱发严重故障。因此,为了提高机组运行过程可靠性、安全性,减少维护费用,需

* 1997年3月6日收稿

要对其进行定期状态监测。

同其它机械系统一样，汽轮机减速箱的监测任务主要由三部分组成：信号拾取、信号处理和监测决策。信号处理和监测决策可认为是一个集成的整体，称之为监测方法。如使用一个传感器信号，可按如下条件描述：

如果 $y < t_x$ ，那么状态正常，否则状态异常 (1)

其中， y 表示传感器信号， t_x 表示阈值。不管过程工作状态和噪声分布如何改变，如果信号对正常和异常状态给出了明显的值，则这一简单的描述是最优的判决决策规则。但在汽轮机减速箱的监测任务中，这一简单的判决不能令人满意。因此，有必要研究更有效的监测方法。

1 监测方法

监测方法一般可以分为两大类：基于模型的方法和基于特征的方法。基于模型的方法有两个明显的局限，首先，许多设备是非线性的时变系统；其次，传感器的信号依赖于工况，常很难辨识信号的变化是由工况改变引起的还是由过程本身的衰变引起的。

基于特征的监测方法使用信号的适当特征来辨识设备的状态。给定一个传感器信号 y_i ($i=1, 2, \dots$)，传感器信号的特征为 x ，可以表达为

$$x = P(y_i) \tag{2}$$

其中 $P(\cdot)$ 是一个算子。这些特征可能是信号的时域或频域特征，通常推荐使用归一化特征。算子 $P(\cdot)$ 一般可能是非线性的或甚至是非解析的形式。理想情况下特征应能：

(a) 对过程健康状况灵敏；(b) 对过程工作条件不灵敏；(c) 经济有效。

根据信号种类的不同，概括起来主要有下列几种特征提取方法：

- (1) 统计分析和时域指数，如最大值、最小值、均方根值、均值、方差、标准偏差、偏斜度、峭度、零交叉率、波峰因子等；
- (2) 谱分析和频域指数，如 FFT 谱，现代谱分析，倒谱分析；
- (3) 时-频分布，其中最常用的一种分布是 Wigner-Ville 分布，指数时-频分布，有时把时-频分布和经典假设检验进行综合运用；
- (4) 高阶谱分析，最常用的是双谱，高阶谱分析也可与经典假设检验综合运用；
- (5) 小波分解技术；
- (6) 分形与混沌特征量；
- (7) 传感器信息融合技术。

总之，在设备监测中，下列规则可被推荐用来选择不同状态特征提取技术：

- (a) 如果传感器信号是平稳的，可使用 PDF 和时域指数，如均值、方差、均方根值、偏斜度、峭度、波峰因子等；
- (b) 如果传感器信号是平稳的并想要研究过程的动态特性，使用谱分析、倒谱分析、序列变换、动态模型等方法；
- (c) 如果传感器信号是非平稳的，采用时-频分布、高阶谱分析、小波分析技术等；
- (d) 如果对象具有复杂的非线性，可尝试采用分形和混沌特征量作为监测指数；
- (e) 在某些实际应用中，可能要综合使用上述各类监测指数。

在本研究中，主要采用了频域指数特征提取方法。

类似于方程（1），监测可以用简单的条件描述如下：

如果 $x < t_x$ 那么状态正常，否则状态异常 (3)

通常，阈值可用假设检验的方法来确定。

更为有效的方法是使用多传感器信号和多监测特征，这也称之为传感器融合、分类或判别决策。

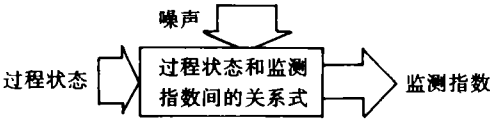


图1 设备及过程监测的通用模型

假设已获取了特征 $x = \{x_1, x_2, \dots, x_m\}$ ，过程状态 $h = \{h_1, h_2, \dots, h_n\}$ 也已定义。则在过程状态和特征之间存在一个如图 1 所示的关系式，其数学描述如下：

$Q: h \rightarrow x$ (4)

其中 Q 为关系式，它可有不同的形式，如可为一个分析函数，一个模糊系统等等。

基于特征的方法包括两个阶段：学习和分类。学习就是建立关系式 Q 的过程。通常学习样本如表 1 所示的形式，其中 m 是特征的数量， n 是过程状态的数量， N 是可用学习样本的数量。

在分类阶段，基于 Q 和新的样本 x ，所估计的过程状态用式（4）的逆操作来辨识：

$Q^{-1}: x \rightarrow h$ (5)

表 1. 学习样本形式

样本	监测特征						过程状态
	x_1	x_2	$\dots$	x_i	$\dots$	x_m	
x_1	$x(1, 1)$	$x(1, 2)$	$\dots$	$x(1, i)$	$\dots$	$x(1, m)$	$h(x_1) \in \{h_1, h_2, \dots, h_n\}$
x_2	$x(2, 1)$	$x(2, 2)$	$\dots$	$x(2, i)$	$\dots$	$x(2, m)$	$h(x_2) \in \{h_1, h_2, \dots, h_n\}$
$\dots$	$\dots$	$\dots$	$\dots$	$\dots$	$\dots$	$\dots$	$\dots$
x_n	$x(N, 1)$	$x(N, 2)$	$\dots$	$x(N, i)$	$\dots$	$x(N, m)$	$h(x_N) \in \{h_1, h_2, \dots, h_n\}$

综上所述，对船用汽轮机减速箱运行状态监测而言，选择基于特征的监测方法更为合适，其实现流程如图 2 所示。

2 相关问题讨论

2. 1 监测方法评价 可利用样本对监测方法的性能进行评估：(a) 成功率；(b) 灵敏度；(c) 稳健性。

给定一个样本集合，如表 1 所示，成功率可定义为自分类的成功率：

$SR = \text{正确分类的样本数} / \text{样本总数} \times 100\%$ (6)

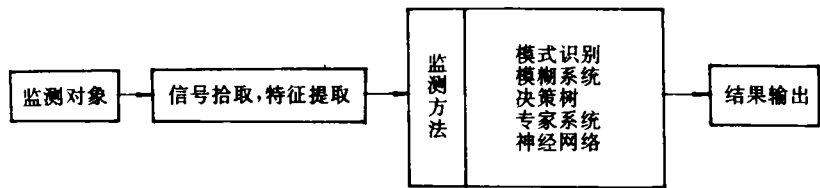


图2 监测方法图示

灵敏度用来处理不可预见的样本，与成功率相似，它仅能估计出来。定义为

$$ST = \frac{\text{正确分类的样本数}}{\text{测试样本}} \times 100\% \tag{7}$$

稳健性用来评估当一个或多个传感器信号不正确时监测方法的性能。给定一个如表1所示的样本集，首先用部分样本来建立关系式Q，然后在测试样本中设置一个或多个监测指数为不现实的值（如都设置为零），随后，稳健性可用方程（6）和（7）式来测量。

2.2 监测系统实现

监测系统组成如图3所示。在图中，虚线以上部分为基本系统，只有当监测系统需要并入到管理及控制系统中并形成一体化结构时，虚线以下部分才是必需的。

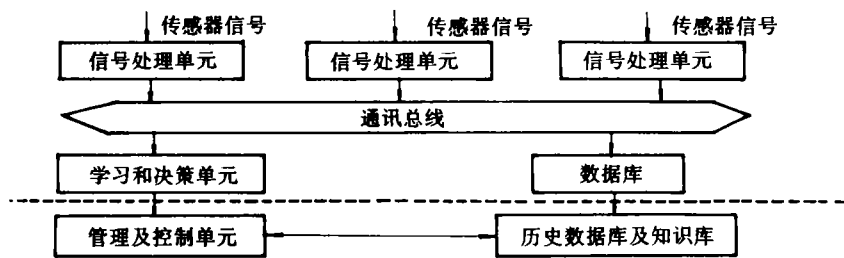


图3 监测系统实现框架

此外，状态监测中还存在判决决策的不确定性，次最可能规则的确立以及运行过程的控制策略等问题。

3 应用范例结果

我们对某船用汽轮机减速箱运行状态进行监测，获取了20组状态样本（特征为频段能量）。其中有一部分的状态是正常的，有一部分的状态是轻微异常的，有一部分的状态是严重异常的。所获取的数据列于表2中。在表中，类别1表示状态正常，类别2表示状态轻微异常，类别3表示状态严重异常。将表中数据样本分为两组，第一组样本集由样本1, 2, 3, 11, 12, 13, 14, 15, 19, 20组成，第二组样本集由样本4, 5, 6, 7, 8, 9, 10, 16, 17, 18组成。

把第一组样本集作为训练样本集，通过贝叶斯学习，得贝叶斯分类器的判别函数。将获得的判别函数对第二组样本集进行分类，其结果如图4所示。从图中可知各类别样本在类别空间中交叠较多。

仍以上述数据为基础，构造一个三层感知器分类器，第一层输入节点为 8 个，第二层即中间层节点为 8 个，输出层节点为 3 个。分类结果如图 5 所示。将图 5 的结果与图 4 的结果进行比较可发现，神经网络分类器的有效性优于贝叶斯分类器，也即网络分类器的可分性更好，用神经网络方法对汽轮机减速箱的运行状态进行监测会更有效。

表 2 减速箱运行状态特征数据

样本号	样本输入特征										类别
1	-1.7817	-0.2786	-0.2954	-0.2394	-0.1842	-0.1572	-0.1584	-0.1998			1
2	-1.8710	-0.2957	-0.3494	-0.2904	-0.1460	-1.387	-0.1492	-0.2228			1
3	-1.8347	-0.2817	-0.3566	-0.3476	-0.1820	-0.1435	-0.1778	-0.1849			1
4	-1.4151	-0.2282	-0.2124	-0.2147	-0.1271	-0.0680	-0.0872	-0.1684			2
5	-1.8809	-0.2467	-0.2316	-0.2419	-0.1938	-0.2103	-0.2010	-0.2533			1
6	-1.2879	-0.2252	-0.2012	-0.1298	-0.0245	-0.0390	-0.0762	-0.1672			2
7	-1.5239	-0.1979	-0.1094	-0.1402	-0.0994	-0.1394	-0.1673	-0.2810			2
8	-1.6781	-0.2047	-0.1180	-0.1532	-0.1732	-0.1716	-0.1851	-0.2006			2
9	-1.3479	-0.2883	-0.2479	-0.1534	-0.0689	-0.0463	-0.0326	-0.1464			2
10	-1.1476	-0.2026	-0.1948	-0.2173	-0.0808	0.0173	-0.0800	-0.0801			2
11	-1.4087	-0.2773	-0.2759	-0.2181	-0.0575	-0.0829	-0.0592	-0.1240			2
12	-1.7443	-0.1766	-0.1506	-0.1944	-0.1533	-0.1672	-0.2147	-0.2792			2
13	-1.8069	-0.2408	-0.1498	-0.2088	-0.1966	-0.1723	-0.1935	-0.2507			2
14	-1.7259	-0.1943	-0.1373	-0.2172	-0.1952	-0.1776	-0.1632	-0.2550			3
15	-0.5147	-0.1839	-0.1432	-0.0694	0.0285	0.0991	0.1326	0.0592			3
16	0.2741	0.1442	0.1916	0.1662	0.2120	0.1631	0.0318	0.0337			3
17	0.2045	0.1078	0.2246	0.2031	0.2428	0.2050	0.0704	0.0403			3
18	0.1605	-0.0920	-0.0106	0.1246	0.1802	0.2087	0.2234	0.1003			3
19	-0.7915	-0.1018	-0.0737	-0.0945	-0.0955	0.0044	0.0467	0.0719			3
20	-1.0242	-0.1461	-0.1018	-0.0778	-0.0363	-0.0476	0.0160	-0.0253			3

4 结 论

船用汽轮机减速箱监测任务主要包括：传感器部分、信号处理部分和判别决策部分。传感器及信号处理用来获取表征不同过程状态特性的特征。判决决策是以过程状态和特征之间所存在的关系式为基础的。这一关系式可用诸如模式识别、模糊系统、决策树、专家系统及神经网络等方法来描述。在学习阶段，关系式是基于学习样本而建立的；在分类阶段，给定样本的过程状态用关系式来进行估计。此外可基于成功率、灵敏度、稳健性或应用效果来选择适当的方法，从而满足特定监测任务的需求。

参 考 文 献

1 Barker R W, Klutke G and Hinich M J. Monitoring Rotating Tool Wear Using Higher-Order Spectral Features, ASME

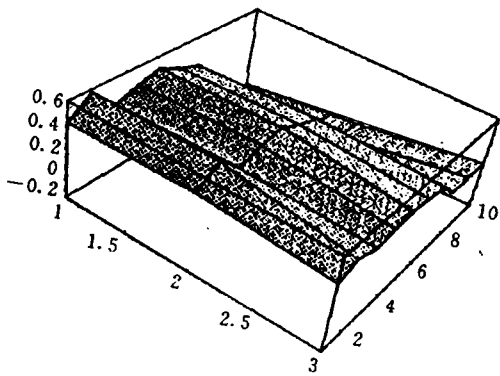


图 4. 贝叶斯分类决策结果

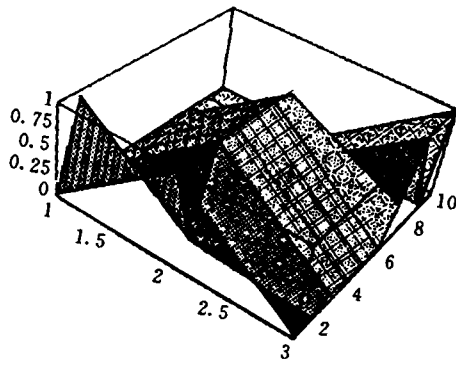


图 5. 网络分类器结果

Journal of Eng. for Industry, 1993, 115. 23~29

- 2 Basseville M, Detecting Changes in Signals and Systems--A Survey, Automatica, 1988, 34 (3); 309~326
- 3 Cempel C. Limit Value in the Practice of Machine Vibration Diagnostics, Mech. Systems and Signal Processing, 1990, 4 (6); 483~493
- 4 Choi H and Williaams W J. Improved Time—Frequency Representation of Multicomponent Signals Using Exponential Kernels, IEEE Trans. on ASSP, 1989, 37 (6); 862~871
- 5 Barschdorff D, Monostori L, Ndenge A F and Wostenkuhler G W. Multiprocessor Systems for Connectionist Diagnosis of Technical Processes, Computers in Ind. 1991, 17. 131~145
- 6 Du R, Elbestawi M A and Wu S M. Automated Monitoring of Manufacturing Processes, Part I: Monitoring Methods, ASME Journal of Engineering for Industry, 1995, 117 (2); 121~132
- 7 Hinich M J and Wilson G R. Detection Non-Gaussian Signals in Non-Gaussian Noise Using the Bispectrum, IEEE Trans. on ASSP, 1990, 38 (7); 1126~1131

(责任编辑 张 静)