



(12) 发明专利

(10) 授权公告号 CN 1837767 B

(45) 授权公告日 2010.05.12

(21) 申请号 200610066003.0

(22) 申请日 2006.03.21

(30) 优先权数据

05405270.9 2005.03.24 EP

(73) 专利权人 ABB 研究有限公司

地址 瑞士苏黎世

(72) 发明人 托马斯·沃·霍夫

安德烈亚斯·庞塞特

康拉德·斯塔德勒

(74) 专利代理机构 北京集佳知识产权代理有限

公司 11227

代理人 王艳江 杨生平

(51) Int. Cl.

G01M 15/00(2006.01)

G01M 15/05(2006.01)

(56) 对比文件

US 5566092 A, 1996.10.15, 全文.

EP 1103926 A2, 2001.05.30, 全文.

US 6181975 B1, 2001.01.30, 全文.

EP 1233165 A1, 2002.08.21, 全文.

EP 1114991 A2, 2001.07.11, 全文.

EP 1096122 A1, 2001.05.02, 全文.

EP 0858017 A2, 1998.08.12, 全文.

EP 1418481 A1, 2004.05.12, 全文.

审查员 彭志萍

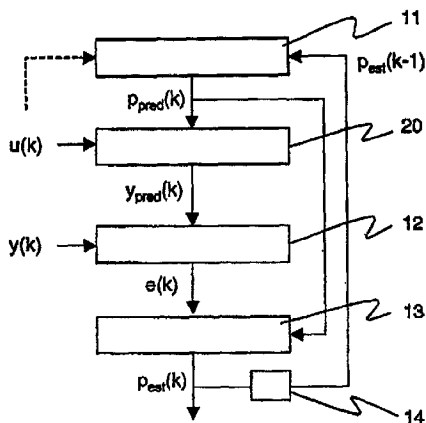
权利要求书 2 页 说明书 7 页 附图 5 页

(54) 发明名称

降级系统的健康参数或症状的估计

(57) 摘要

本发明涉及对表示一个缓慢降级系统——尤其是工业燃气轮机——的症状的健康参数 $p(k)$ 的估计。根据本发明,在时间步 k 对真实的健康或独立参数向量的估计使用在前一时间步 $k-1$ 对真实的健康或参数向量的估计作为在时间步 k 产生预测的健康参数向量的初始值。基于后者和系统扩展模型的输入变量的一组测量值,产生了对模型输出变量的预测。该预测的模型输出与输出变量的测量值进行比较以产生一个误差。根据该误差,一个健康参数估计器又产生了一个健康参数估计,作为对预测的健康参数的修正。优选地,在时间步 k 的对真实的健康或独立参数向量的估计包括一个表示随机不确定性的一般化过程噪声和/或关于健康参数的演变的先验知识。



1. 一种估计表示一个降级系统在离散时间 k 的症状的健康参数 $p(k)$ 的方法,包括:
 - a) 提供一个对该健康参数 $p(k)$ 的预测 $p_{\text{pred}}(k)$,
 - b) 基于对该健康参数的预测 $p_{\text{pred}}(k)$ 和在时间 k 测量的模型 (20) 的输入变量 u 的测量 $u(k)$ 来计算对该系统模型 (20) 的输出变量 y 的预测 $y_{\text{pred}}(k)$,
 - c) 产生该输出变量 y 的预测 $y_{\text{pred}}(k)$ 和在时间 k 测量的输出变量 y 的测量 $y(k)$ 之间的一个差 $e(k)$,
 - d) 基于对健康参数 $p(k)$ 的预测 $p_{\text{pred}}(k)$ 和差 $e(k)$ 计算对健康参数 $p(k)$ 的估计 $p_{\text{est}}(k)$,
 其特征在于步骤 a) 包括:

基于在前一时间 $k-1$ 对健康参数 $p(k-1)$ 的估计 $p_{\text{est}}(k-1)$ 提供对健康参数 $p(k)$ 的预测 $p_{\text{pred}}(k)$,其中,所述时间 k 与所述前一时间 $k-1$ 之间的间隔 D 小于降级系统的特征降级时间 τ 。
2. 如权利要求 1 所述的方法,其特征在于步骤 a) 包括:

基于表示随机不确定性的一般化过程噪声 $\xi(k)$ 和 / 或关于健康参数 $p(k)$ 的演变的先验知识来提供所述预测 $p_{\text{pred}}(k)$ 。
3. 如权利要求 1 所述的方法,其特征在于步骤 a) 包括:

基于在时间 k 测量的输入变量 u 的测量 $u(k)$ 来提供所述预测 $p_{\text{pred}}(k)$ 。
4. 如权利要求 1 所述的方法,其特征在于步骤 b) 包括:

基于输出传感器噪声 $\xi_y(k)$ 计算对输出变量 y 的预测 $y_{\text{pred}}(k)$,其中输出传感器噪声 $\xi_y(k)$ 表示在时间 k 提供对输出变量 y 的测量 $y(k)$ 的输出传感器的偏移、漂移和 / 或随机特性。
5. 如权利要求 2 或 4 所述的方法,其特征在于步骤 a) 至 d) 通过一个卡尔曼滤波器执行,该卡尔曼滤波器包括一个动态演变模型 (10) 和一个扩展系统模型 (20),并且包括一个基于所述一般化过程噪声 $\xi(k)$ 或者输出传感器噪声 $\xi_y(k)$ 的卡尔曼增益 $K(k)$ 。
6. 如前述权利要求中任一项所述的方法,其特征在于该方法被用来估计表示工业燃气轮机的症状的健康参数 $p(k)$ 。
7. 如前述权利要求中任一项所述的方法,其特征在于步骤 a) 至 d)

在一个更新间隔 D 过去之后间歇地执行,用以基于所述输入和输出变量 u 、 y 的当前测量 $u(k)$ 、 $y(k)$ 产生所述健康参数 $p(k)$ 的当前值的当前估计 $p_{\text{est}}(k)$,或者

重复执行,用以基于一批历史数据产生一系列估计 $p_{\text{est}}(\{k\})$,该批历史数据包括在多个离散时间步 $\{k\}$ 测量的所述输入和输出变量 u 、 y 的值 $u(\{k\})$ 、 $y(\{k\})$ 。
8. 一种用于估计表示一个降级系统在离散时间 k 的症状的健康参数 $p(k)$ 的健康参数估计器,包括:
 - a) 健康参数预测器 (11),所述健康参数预测器 (11) 用于提供一个对该健康参数 $p(k)$ 的预测 $p_{\text{pred}}(k)$,
 - b) 扩展系统模型 (20),所述扩展系统模型 (20) 用于基于对该健康参数的预测 $p_{\text{pred}}(k)$ 和在时间 k 测量的模型 (20) 的输入变量 u 的测量 $u(k)$ 来计算对该模型 (20) 的输出变量 y 的预测 $y_{\text{pred}}(k)$,
 - c) 比较器 (12),所述比较器 (12) 用于产生该输出变量 y 的预测 $y_{\text{pred}}(k)$ 和在时间 k 测

量的输出变量 y 的测量 $y(k)$ 之间的一个差 $e(k)$,

d) 健康参数估计器 (13), 所述健康参数估计器 (13) 用于基于对健康参数 $p(k)$ 的预测 $p_{\text{pred}}(k)$ 和差 $e(k)$ 计算对健康参数 $p(k)$ 的估计 $p_{\text{est}}(k)$,

其特征在于步骤 a) 包括:

所述健康参数预测器 (11) 适合于基于在前一时间 $k-1$ 对健康参数 $p(k-1)$ 的估计 $p_{\text{est}}(k-1)$ 提供对健康参数 $p(k)$ 的预测 $p_{\text{pred}}(k)$, 其中, 所述时间 k 与所述前一时间 $k-1$ 之间的间隔 D 小于降级系统的特征降级时间 τ 。

9. 如权利要求 8 所述的健康参数估计器, 其特征在于, 所述健康参数估计器包括卡尔曼滤波器, 所述卡尔曼滤波器包括所述扩展系统模型 (20) 和动态演变模型 (10), 所述动态演变模型 (10) 包括所述预测器 (11)、比较器 (12)、估计器 (13) 和延迟元件 (14), 并且包括基于一般化过程噪声 $\xi(k)$ 或者基于输出传感器噪声 $\xi_y(k)$ 的卡尔曼增益 $K(k)$, 其中所述一般化过程噪声 $\xi(k)$ 表示随机不确定性和 / 或关于健康参数 $p(k)$ 的演变的先验知识, 所述输出传感器噪声 $\xi_y(k)$ 表示在时间 k 提供对输出变量 y 的测量 $y(k)$ 的输出传感器的偏移、漂移和 / 或随机特性。

降级系统的健康参数或症状的估计

技术领域

[0001] 本发明涉及用于例如燃气轮机或内燃机等透平机的控制和使用技术领域。它起始于对表示一个降级系统的健康状态的独立参数进行确定的方法,其目的是诊断性能的变化。

背景技术

[0002] 燃气轮机性能诊断的目的是准确地探测、隔离和评价性能变化、系统故障和仪器使用问题。在许多其他技术中,气体路径分析(GPA)是一个构建良好的框架,用于根据沿涡轮机的气体路径所取的测量参数——如功率、引擎速度、温度、压力或燃料流——的知识来估计性能的变化。这些测量参数中可观察的变化提供了确定引擎运行中从一个假定的基准、标称或初始状态的潜在变化所必需的信息,即降级症状。GPA允许根据独立参数或系统状态——如热力学效率、流量、和入口/出口过滤器面积——来识别引擎性能的劣化。在随后的诊断步骤中,可分析这些降级症状,从中导出一个确保经济和安全运行的维护活动进度表,或者从中预测主要部件的剩余寿命。影响燃气轮机的一个给定部件的故障源可以有多种,例如,压缩机叶片的污染物、涡轮机叶片的腐蚀或机器零件的侵蚀。相反地,不同的故障经常产生类似的可观察的效果或降级症状。

[0003] 根据专利申请 EP-A 1 233 165,一个工业燃气轮机的降级状态在燃气轮机的工作过程中借助于测量来确定。所提出的气体路径分析使用燃气轮机引擎的数学仿真或解析性能模型,该模型基于所讨论的引擎的部件特性,例如压缩机或引擎图,并且包括燃气轮机的热力学和空气动力学运行特性,例如能量和质量守恒定律。该模型允许可测量的输出变量或因变量的值根据例如空气入口温度和压力等输入变量确定,并且根据关于状态的假定或对应于不可测量的降级症状的独立参数来确定。例如,输出变量是:燃气轮机的气体路径中各个点的压力、质量流和温度,燃料质量流、旋转速度和输出机械功率。例如效率或流量等状态参数从一个基准值的偏离表示燃气轮机部件的降级症状。

[0004] 具体地,所测量的劣化性能 y' 从一个迭代基线性能的偏离乘以一个故障系数矩阵——该矩阵从独立参数 x 和呈 $y = F(x)$ 形式的非独立参数 y 之间的理论关系导出——以获得对精确解 $x' = F^{-1}(y')$ 的改善的估计和下一迭代基线。换言之,线性气体路径分析的重复应用——该应用基于迭代的基线性能并且通过牛顿-拉夫森技术——被用来逼近精确解,即对应于所测量的劣化性能 y' 的独立向量 x' 。

[0005] 在专利申请 EP-A 1418 481 中,提出了一个用于航空燃气轮机诊断的框架,其区分由单一系统故障事件引起的快速劣化和由所有引擎部件的损伤累积引起的逐步劣化。一个度量 Δ 向量——该向量包括从例如转子速度、温度和压力等一些气体路径参数数据的基准的偏离——反映了多个可能的引擎/传感器系统故障发生以及随机测量噪声的效应。根据在离散时间 k 的该度量 Δ 向量,在一个模块性能分析(MPA)中估计了一个总故障向量 x_k ,该总故障向量 x_k 包括作为目前状态的引擎系统和传感器故障。除了提到统计检验或神经网络之外,没有详述该估计方法。如果快速劣化事件正在进行,基于度量 Δ 向量相对于

在时间 $k-1$ 的之前的测量的变化 $\Delta \Delta_k$, 进行单一故障或根原因隔离。否则, 基于分配给逐渐劣化的度量 Δ 向量的累积份额 Z_k^{MFI} 进行多故障隔离以产生一个经过更新的误差向量。

[0006] 主要包括入口管嘴、压缩机、燃烧室、涡轮机、冷却流和出口的燃气轮机 (GT) 的不同部件在不同程度上均有助于 GT 性能的降级。由于从新的并且清洁的状况的小偏离已导致性能的显著损失, 因此识别并且定位整体降级的症状的问题非常重要。

发明内容

[0007] 因此本发明的一个目的是监视一个缓慢降级系统的不同降级症状的演变。此目的通过根据本发明的估计健康参数方法达到, 该健康参数表示缓慢降级的真实或仿真系统的症状。根据从属专利权利要求, 其他优选实施方式是显然的。

[0008] 根据本发明, 在时间步 k 对真实的健康或独立参数向量的近似使用在前一时间步 $k-1$ 对真实的健康或参数向量的近似作为起始值用来产生在时间步 k 的预测的或仿真的健康参数向量。

[0009] 基于系统扩展模型的输入变量的一组测量值和预测的健康参数, 产生了对模型的输出变量的预测。该预测的模型输出与输出变量的测量值进行比较以产生一个误差。根据此误差, 健康参数估计器又产生一个健康参数估计作为对预测的健康参数的修正。

[0010] 在时间步 k 对真实的健康或独立参数变量的近似包括一个表示随机不确定性的一般化的过程噪声和 / 或健康参数的演变的先验知识。

[0011] 优选地, 缓慢降级的系统是一个长时间在稳定状态下工作的工业燃气轮机。相应地, 除了两个截然不同的工作点之间的一些稀少的过渡阶段之外, 温度传感器与气态介质处于热力学平衡并且产生了可信的测量值。此外, 在不接近涡轮机的特征降级时间的情况下, 两个相继的时间步之间的平均更新间隔可选择得相当长。

附图说明

[0012] 在下文中将参考优选示例性的实施例更详细地解释本发明的主题, 所述实施例示于附图中, 其中:

[0013] 图 1 示意性地示出了一个燃气轮机的部件;

[0014] 图 2 是更新一个健康参数过程的流程图;

[0015] 图 3 绘出了借助于一个卡尔曼滤波器 (Kalman Filter) 更新一个健康参数的过程;

[0016] 图 4 示出了上述过程的在线应用;

[0017] 图 5 示出了上述过程的离线应用;

[0018] 图 6 绘出了基于动态演变模型的仿真方法; 以及

[0019] 图 7 示出了 20 天时间的范围内图 6 所示仿真的细节。

[0020] 图中使用的标号及其含义在标号清单中以简要形式列出。原则上, 在图中相同的部分具有相同的标号。

具体实施方式

[0021] 虽然, 对于本领域的普通技术人员来说明显的是, 本发明可有利地应用于多种缓

慢降级的系统——例如遭受老化、磨损、沉积物的污染等的所有类型的透平机和内燃机，但是下列详细描述将集中于工业燃气轮机。工业燃气轮机特别适于所提出的对健康参数的估计，原因在于，与例如航空燃气轮机不同，它们是不可移动的并且长时间在稳定状态下工作。因此，在工业燃气轮机的情况下，一般既不期望移动涡轮机而使环境参数突然变化，也不期望加速阶段时的不平衡的排放参数。

[0022] 图 1 示出了一个燃气轮机的主要部件和测量多种输入和输出变量的位置。该燃气轮机被视为一个包括一系列处于热力学平衡中的理想体积元件的系统，所述体积元件即：压缩机入口 2a（过滤器，管嘴）、压缩机 2b、燃烧室 2c、涡轮 2d 和出口管 2e，其中压缩机 2b 和涡轮 2d 通过一个轴 2f 机械地互连。在温度 T_0 、压力 p_0 和相对湿度 H_0 下的环境气体流 w_a 通过入口导流片进入压缩机入口 2a，入口导流片的特征为可变的角 α_{VIGV} 。压缩机入口和出口的温度和压力分别标以 T_1 、 p_1 和 T_2 、 p_2 。温度为 T_f 并且燃料热值为 Δh_f 的燃料质量流 w_f 以及水质量流 w_w 被注入燃烧室 2c。涡轮入口气体流 w_g 在涡轮入口压力 p_3 和温度 T_3 下进入涡轮 2d。涡轮出口压力和温度标以 p_4 和 T_4 ，而废气最终具有温度 T_5 和压力 p_5 ，压力 p_5 假定等于 p_0 。轴速 N 、机械功率 P_{mech} 和发电机功率 P_{gen} 是典型的输出变量，而环境参数 T_0 、 p_0 、 H_0 和调节量 w_f 、 w_w 、 α_{VIGV} 是典型的输入变量。

[0023] 燃气轮机的系统模型复制了燃气轮机的热力学和空气动力学运行特性并且包括能量和质量守恒定律、焓方面的因素以及由制造商提供的涡轮和压缩机图。压缩机或涡轮的健康或降级通常以一个多元效率 η_{∞} 和流量 $\dot{m} \sqrt{T_{IN}} / P_{IN}$ 描述，其中 \dot{m} 是流、而 T_{IN} 和 P_{IN} 分别是设备的入口温度和压力，并且这里该效率实际上可以是乘以一个功率依赖的基准、标称或初始效率的因子。因此，燃气轮机的一般设备故障可由所谓的健康参数从新的和清洁的状态的值的偏离表示。接下来，考虑了包括这四个标准降级症状或健康参数的示例性实例，由此不考虑例如入口过滤器的有效面积。所指的四个健康参数——即压缩机流量、多元压缩机效率、涡轮流量和多元涡轮效率——归为一组，作为独立参数的向量 p 的元素。如上所述，这四个健康参数不可在现实工厂的操作过程中直接测量；它们是“隐藏”的症状，必须根据整个工厂的测量导出或重构。

[0024] 图 2 绘出了根据本发明的评价健康参数降级的基于模型的过程的流程图。如上所述，由独立参数的向量 p 表示的健康状态通过一个的燃气轮机热力学模型链接到输入变量 u （环境状况以及调节量或例如可变的入口导流片的角度和燃料质量流等受控变量）和输出因变量 y （例如温度、压力、功率、轴速的内部过程变量）。在时间 k 对真实的健康或独立参数向量 $p(k)$ 的估计或近似重构使用在前一时间步 $k-1$ 对真实健康或参数向量 $p(k-1)$ 的估计 $p_{est}(k-1)$ 作为初始值。基于此估计，一个健康参数预测器 11 产生了下面进一步描述的健康参数 $p_{pred}(k)$ 。该系统的一个扩展模型 20 基于预测的健康参数 $p_{pred}(k)$ 和一组测量输入值 $u(k)$ 产生了一个预测模型输出 $y_{pred}(k)$ 。预测模型输出 $y_{pred}(k)$ 在比较器 12 内与测量的因变量 $y(k)$ 比较以产生一个误差 $e(k)$ 。根据误差 $e(k)$ ，健康参数估计器 13 又产生了一个健康参数估计 $p_{est}(k)$ ，作为对预测健康参数 $p_{pred}(k)$ 的修正。该估计 $p_{est}(k)$ 与在时间 k 的独立参数向量 $p(k)$ 的未知真值相关联。时间延迟元件 14 存储实际估计 $p_{est}(k)$ 并且将其提供到预测器 11，一旦在时间 $k+1$ 可得到更新的测量值，该估计就作为前一估计。

[0025] 所提出的方法基于这样一个假设：充分调适的平均更新间隔——即在两个相继执

行动作之间的时间延迟 $D = t(k) - t(k-1)$ 远小于特征劣化时间 τ ——防止参数的过度变化。在燃气轮机情况下,健康参数的期望降级率是周或月的量级,使得分钟量级的时间延迟看起来是足够的。将不希望更频繁的更新以产生任何附加信息,而随着更长的更新间隔,以前一估计 $p_{est}(k-1)$ 而不是任何与标准或非劣化状态相关的“通用”基线作为起始的优点将逐渐消失。

[0026] 如图 2 中的虚线所示,为了预测健康参数,可考虑输入变量 u ,特别是其中的调节量。这样,当预测参数时而非当通过受前者影响的测量的输出变量 y 修正该预测时,可已经包括关于例如可变入口导流片的变化角度的知识。

[0027] 对降级症状的跟踪,即健康参数的重复识别,通过递归最小平方算法 (RLS) 或者优选通过特定的离散时间卡尔曼滤波器 (KF) 完成。图 3 示出了特定卡尔曼滤波器的应用的示意图,包括:

[0028] 健康降级参数 p 的动态演变模型 10,包括上述预测器 11、比较器 12、估计器 13 和延迟元件 14,以及

[0029] 扩展系统模型 20,包括一个反向输入传感器模型 21、一个燃气轮机的热力学模型 22 和一个用于预测模型输出的向量 $y_{pred}(k)$ 的输出传感器模型 23。

[0030] 在工业燃气轮机情况下,热力学模型 22 优选描述在稳定状态阶段的燃气轮机,即不考虑在两个工作点之间的过渡阶段或者频率响应操作模式。唯一的动态方面是在预测器 11 中描述的参数的演变。

[0031] 如上所述,在每个时间步 k ,在前一执行中得到的估计 $p_{est}(k-1)$ 作为用于预测的健康参数 $p_{pred}(k)$ 的预测的初始值,所述预测可选地包括由虚线表示的输入变量的当前值 $u(k)$ 。后者又被馈送给燃气轮机 22 的热力学模型以产生对应于例如沿着气体路径的输出变量的测量的一个模型输出的预测 $y_{pred}(k)$ 。这些预测模型输出 $y_{pred}(k)$ 和真实测量值 $y(k)$ 之间的差 $e(k)$ 通过矩阵向量乘法与一个卡尔曼增益 $K(k)$ 组合以产生更新项 $\Delta p(k) = K(k) \cdot e(k)$ 。更新项 $\Delta p(k)$ 最终作为修正增加到预测的参数向量 $p_{pred}(k)$ 以形成健康参数 $p(k)$ 的估计 $p_{est}(k)$,作为对燃气轮机降级症状的重构。

[0032] 在标准卡尔曼滤波器术语中,对状态 p 和模型输出 y 的预测通过两个表示为 f 和 h 的函数完成,这两个函数可分别分派给预测器 11 和扩展系统模型 20,并且可用公式表示为:

$$[0033] \quad p_{pred}(k) = f(p_{est}(k-1), u(k))$$

$$[0034] \quad y_{pred}(k) = h(p_{pred}(k), u(k))$$

[0035] 一般情况下,卡尔曼滤波器考虑初始状态估计中、状态的动态演变中以及测量中的不确定性。在本发明的情境中,健康参数担当了状态的角色,并且不确定性产生于确定输入和输出变量的值 $u(k)$, $y(k)$ 的物理传感器的偏移、漂移和随机效应。同样,从前一估计 $p_{est}(k-1)$ 到当前预测 $p_{pred}(k)$ 的步骤可包括一个内在的不确定度,然而,如下所述本发明可处理该不确定性。为此目的,输入和输出变量以及健康参数从此将被视为具有均值向量和协方差矩阵的分布量的向量。

[0036] 图 3 绘出了包括必然伴随输入和输出变量的测量值的传感器噪声的背景或促动因素。由物理输入传感器确定的测量值 $u(k)$ 根据输入传感器模型 21 处理,该输入传感器模型 21 用作一个反向传感器模型。该模型从测量值 $u(k)$ 中减去近似输入传感器的偏移、

漂移和随机特性的一个假设的输入传感器噪声 $\xi_u(k)$ 以产生一个对应的内在状态。后者被视为没有误差并且馈送给热力学模型 22, 该模型 22 又专门地处理平均值。相应地, 所产生的内在状态——同样被视为没有误差——根据输出传感器模型 23 处理, 该输出传感器模型 23 增加一个输出传感器噪声 $\xi_y(k)$ 以产生预测的模型输出 $y_{pred}(k)$ 。后者然后又与由物理输出传感器确定的测量值 $y(k)$ 比较, 该物理输出传感器的偏移、漂移和随机特性通过假设的输出传感器噪声 $\xi_y(k)$ 近似。在卡尔曼滤波器术语中, 负的输入传感器噪声 $\xi_u(k)$ 指的是过程噪声, 而输出传感器噪声 $\xi_y(k)$ 已知为测量噪声。过程噪声 $\xi_u(k)$ 和测量噪声 $\xi_y(k)$ 二者均由均值向量描述, 所述均值向量分别包括和输入和输出变量一样多的元素, 并且一般等于零。此外, 相应的协方差矩阵 Q 和 R 甚至允许考虑相应的传感器噪声项之间的互相关。在根据图 3 的卡尔曼滤波器中, 过程和测量噪声是计算作为参数演变模型 10 的部分的卡尔曼增益 $K(k)$ 的基础。

[0037] 在预测器 11, 最近的估计值 $p_{est}(k-1)$ 的均值和方差被更新, 以处理与从前一估计 $p_{est}(k-1)$ 至当前预测 $p_{pred}(k)$ 的步骤相连的任何偏移、漂移和随机不确定性。为此目的, 一个一般化的过程噪声 $\xi_p(k)$ ——通过具有与健康参数一样多的元素的均值向量以及对应的协方差矩阵 Q_{pp} 描述——被加到前者上。该一般化的过程噪声也包括在卡尔曼增益 $K(k)$ 的计算中。利用上述协方差矩阵, 并且除了对健康参数的估计 $p_{est}(k)$ 之外, 卡尔曼滤波器也传递了指示估计误差——即描述估计 $p_{est}(k)$ 的不确定性——的协方差矩阵 $p_{pp}(k)$ 。

[0038] 一般化的过程噪声 $\xi_p(k)$ 的协方差矩阵 Q_{pp} 表示例如从长于通常的延迟或更新时间 D 产生的增加的不确定性, 其元素典型地可在相对单位的 10^{-10} 至 10^{-5} 之间变化。通过 $\xi_p(k)$ 的统计规范可包括关于健康参数变化——例如特定燃气轮机状况降级的速度或维护行动的调度——的先验知识。由于有限的降级速度通过不同于零的一般化的过程噪声 $\xi_p(k)$ 的均值反映, 时间 k 处的维护效果可通过对 $\xi_p(k)$ 的平均的对应修改而模型化, 或者随机发生的损坏可通过向 $\xi_p(k)$ 增加一个偏移而模型化。

[0039] 所提出的健康参数估计的建立可有利地用在下列实施方式情境中, 这些实施方式主要用于状况监视的在线或离线分析。

[0040] 图 4 示出了在线方法, 其中系统连续地试图识别出不同降级症状的最近演变。由于例如通过一个分布式控制系统 3 在时间 k 提供了新的测量 $u(k)$ 、 $y(k)$, 动态演变模型 10 和扩展系统模型 20 如上所详述的那样重新计算。这提供了对健康参数的当前值的新的估计 $p_{est}(k)$, 该估计存储在一个数据库 4 中, 用来更新一个趋势显示 5, 或者馈送到一个用于诊断潜在故障的诊断工具 6。

[0041] 图 5 示出了离线分析或事后剖析的建立。一批历史系统数据被存储在数据库 4 内并且可由估计器 13 获得, 该历史系统数据包括在多个离散时间步 $\{k\}$ 测量的各个输出和输入参数值 $u(\{k\})$ 、 $y(\{k\})$ 。给定一个以初始估计 $p_{est}(0)$ 形式的可靠的起始点和关于传感器噪声或漂移的假设, 系统估计一个健康参数序列 $p_{est}(\{k\})$, 这样重新构建了不同降级症状的过去的演变。

[0042] 如果作出了关于影响一般化过程噪声 $\xi_p(k)$ 的各个因素的演变的适当假设, 所提出的作为动态演变模型的部分的健康参数预测器 11 也可用于仿真不同的且可能耦合的健康参数的同时降级。如上所述, 一般化过程噪声 $\xi_p(k)$ 的元素描述了健康参数向量的对应元素的变化。如图 6 示意性地示出, 这种变化是随机的并且假定独立于当前状态并且包括

各个随机成分 15a、15b、15c。导致效率和流量逐渐下降的降级效应通过一个均匀分布的漂移而模型化。该第一随机成分的平均优选地在时间上呈指数形式。在第二随机成分中，一个根据工作约束的维护进度设置导致效率和流量的恢复。在第三随机成分中，随机发生的导致效率阶梯状下降的损坏效果被模型化为例如一个泊松分布。一般化过程噪声 $\xi_p(k)$ 是所有这些分量的和，它确定了所指的仿真参数向量 $p_{sim}(k)$ 的演变。任意时间延迟元件 D 表示该过程的时间离散特征，它事实上相当于短路的估计器 13，其中估计值与预测值相同而根本没有任何修正。

[0043] 图 7 最后示出了 20 天时间的范围内这种仿真的细节。最上面的图以相对单位示出了 6 和 13 天后的两个离散维护效果 15b 以及 16 天后的单个损坏事件 15c (虚线)。在第二幅图中，示出了一般化过程噪声 $\xi_p(k)$ ，它产生于上述成分 15b、15c 以及连续的降级，该连续的降级通过一个均匀分布的漂移被模型化并且每小时仿真一次。第三图示出了仿真参数 $p_{sim}(k)$ 的演变。

[0044] 仿真健康参数的该过程还可扩展到仿真系统行为的其他方面。在一个训练环境中，仿真参数 $p_{sim}(k)$ 与测量的输入值 $u(\{k\})$ 的一批历史系统数据一起被馈送到系统模型 22 以产生仿真输出值 $y_{sim}(\{k\})$ 。后者然后与测量的输出值比较，并且初始健康参数仿真以及特别是关于一般化过程噪声 $\xi_p(k)$ 的假设可被调整或训练。在测试进度环境下，根据维护决定的特定进度仿真的参数 $p_{sim}(k)$ 与一批输入值 $u(\{k\})$ 一起来仿真系统性能或输出向量 y 的另一元素。因此，基于比较的目的，可产生和评估多个健康参数降级情况。

[0045] 虽然已经图示和描述了本发明的优选实施方式，但很明显，本发明并非仅限于这些实施方式。没有背离权利要求所描述的本发明的要旨和范围的多种改进、变化、变体、替代和等价对于那些本领域技术人员而言是显而易见的。

[0046] 标号清单

- [0047] 2a 入口
- [0048] 2b 压缩机
- [0049] 2c 燃烧室
- [0050] 2d 涡轮
- [0051] 2e 出口管
- [0052] 2f 轴
- [0053] 10 动态演变模型
- [0054] 11 健康参数预测器
- [0055] 12 比较器
- [0056] 13 健康参数估计器
- [0057] 14 延迟元件
- [0058] 15 随机成分
- [0059] 20 扩展系统模型
- [0060] 21 输入传感器模型
- [0061] 22 燃气轮机的热力学模型
- [0062] 23 输出传感器模型
- [0063] 3 分布式控制系统

[0064]	4	数据库
[0065]	5	趋势显示
[0066]	6	诊断工具

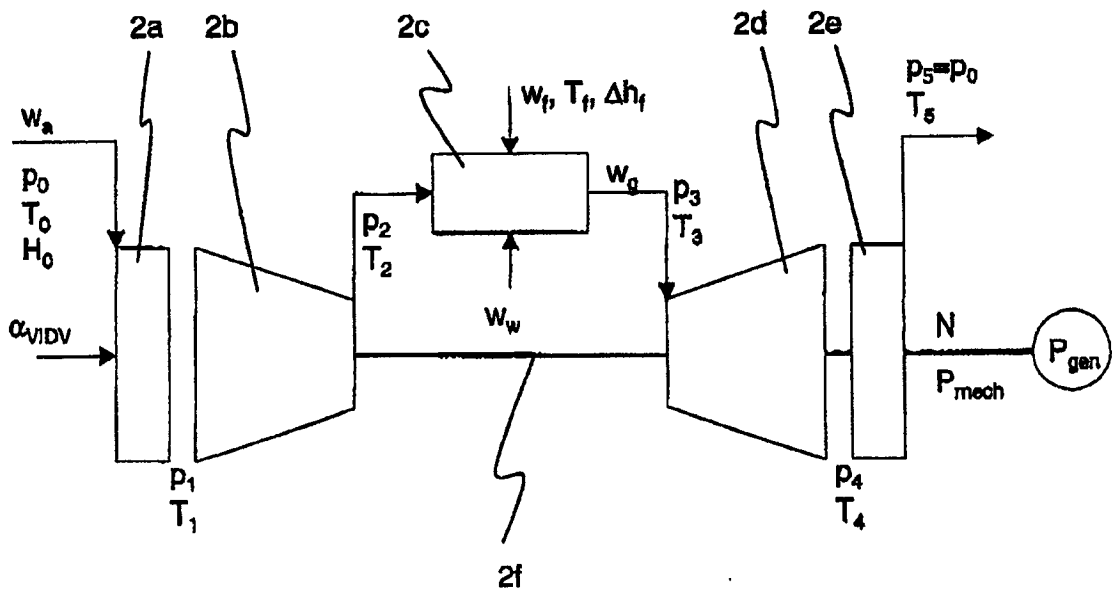


图 1

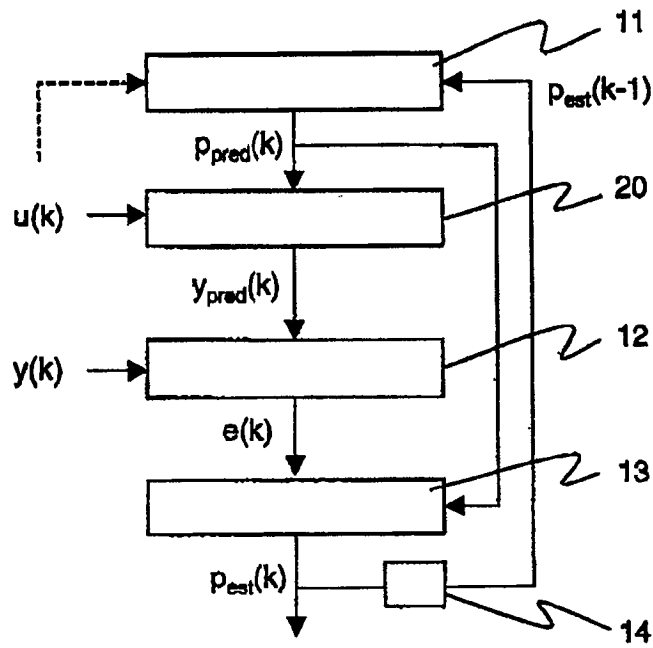


图 2

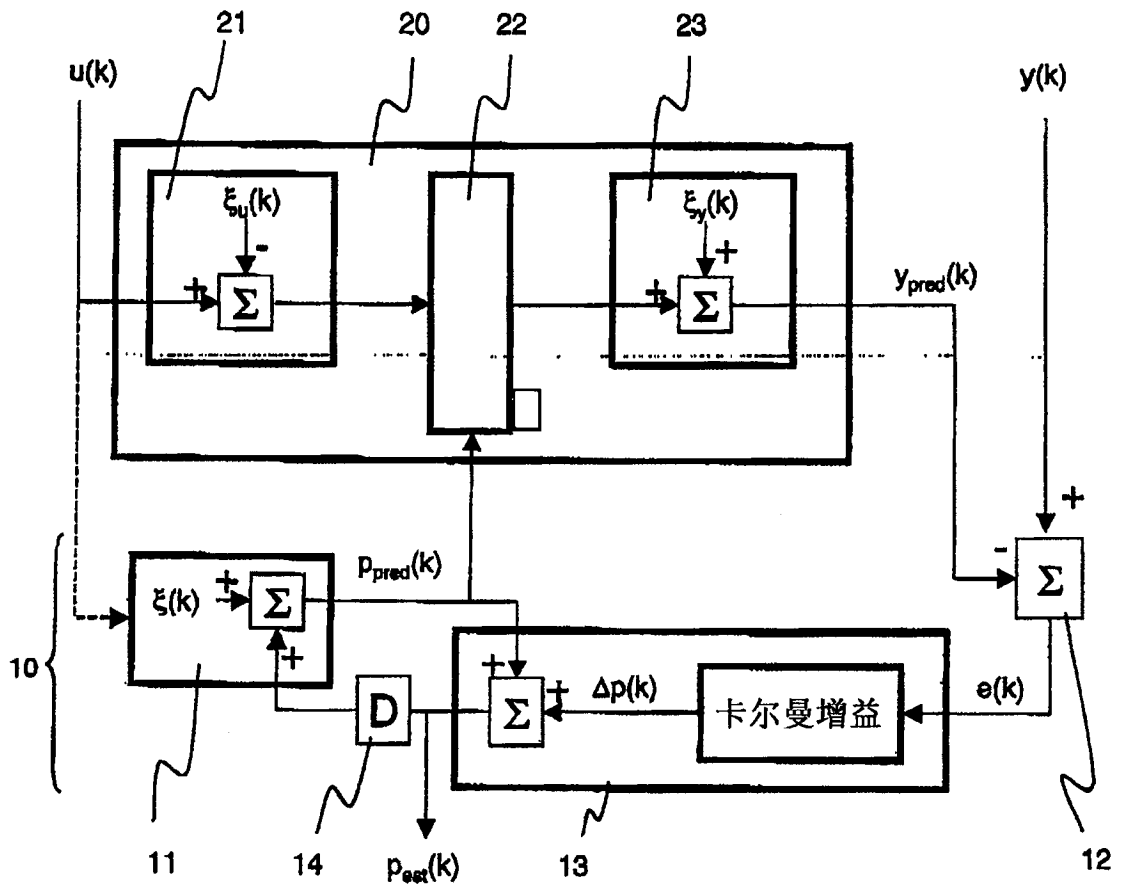


图 3

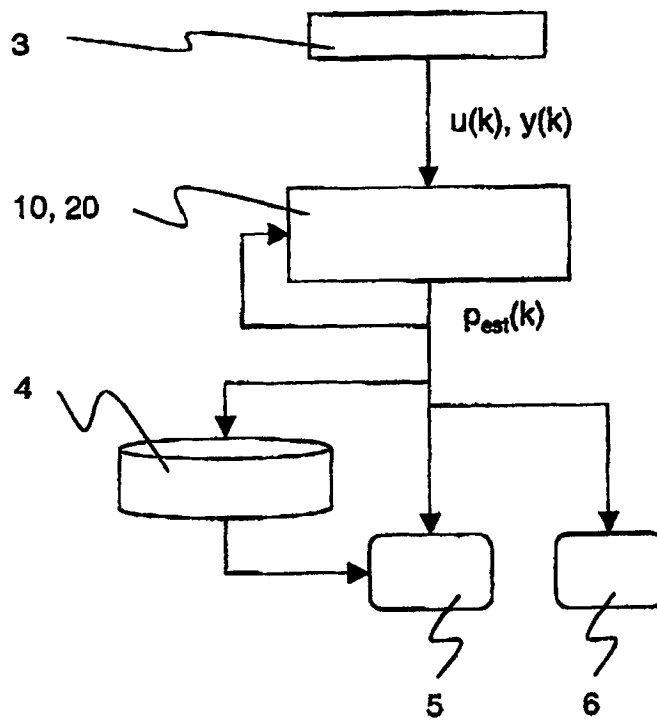


图 4

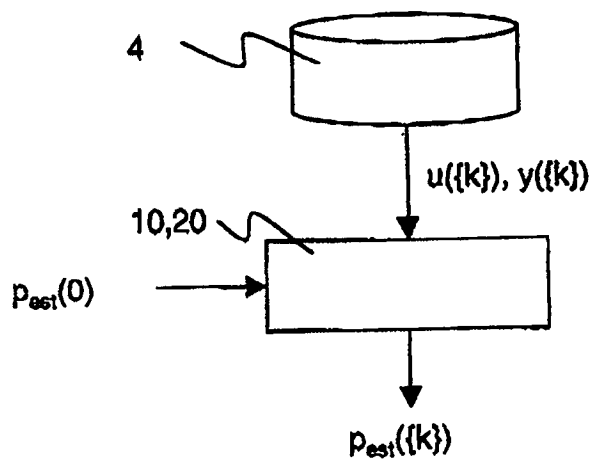


图 5

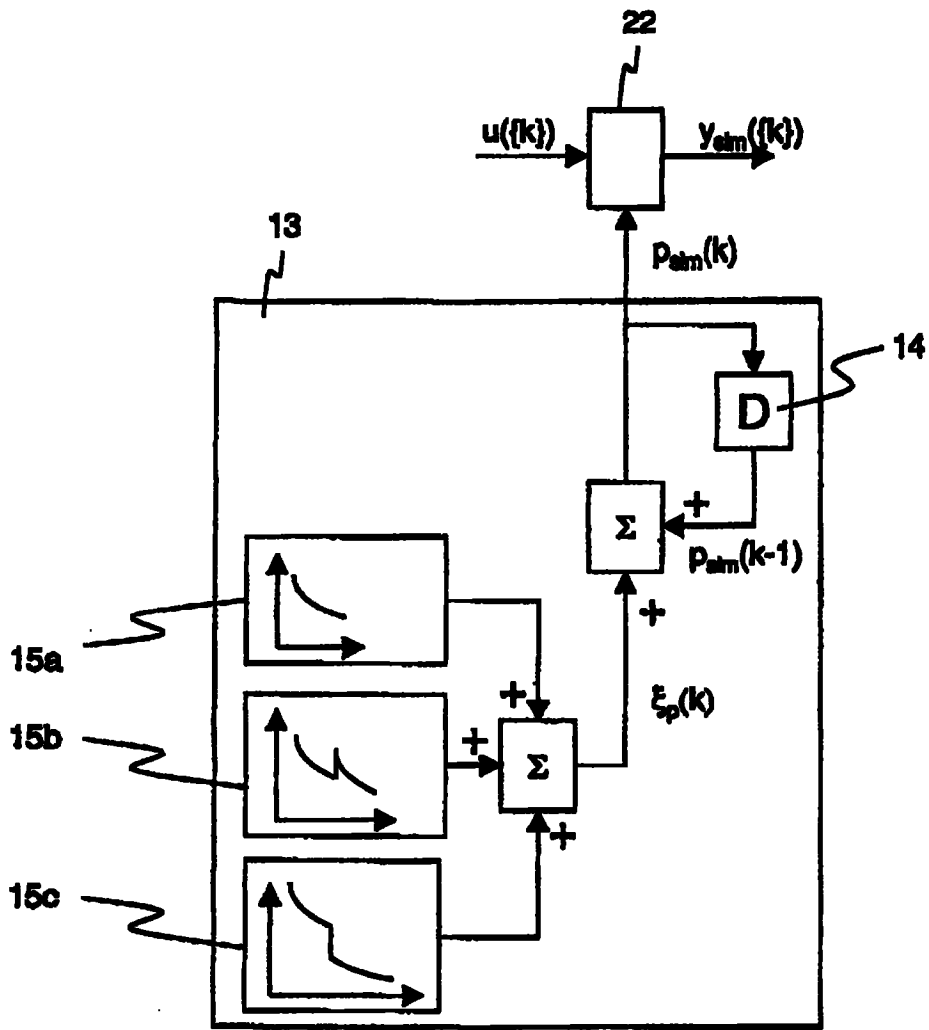


图 6

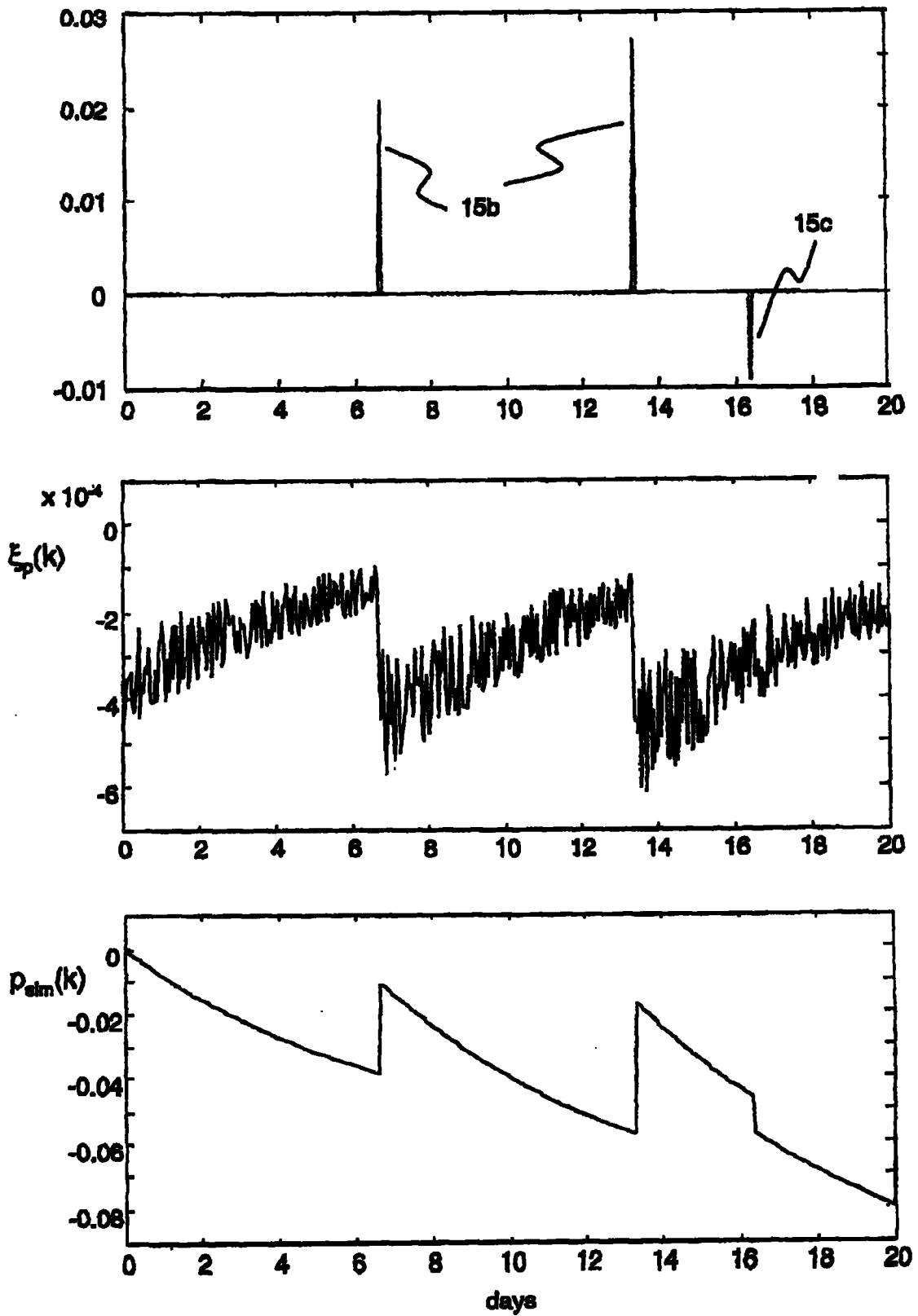


图 7