

[19] 中华人民共和国国家知识产权局

[51] Int. Cl.
G05B 23/02 (2006.01)



[12] 发明专利说明书

专利号 ZL 200480008990.8

[45] 授权公告日 2009年3月4日

[11] 授权公告号 CN 100465842C

[22] 申请日 2004.3.12

[21] 申请号 200480008990.8

[30] 优先权

[32] 2003.3.31 [33] GB [31] 0307406.9

[86] 国际申请 PCT/GB2004/001070 2004.3.12

[87] 国际公布 WO2004/088443 英 2004.10.14

[85] 进入国家阶段日期 2005.9.30

[73] 专利权人 英国电讯有限公司

地址 英国伦敦

[72] 发明人 德特勒夫·丹尼尔·瑙克

贝南·阿斯文 马丁·斯波特

[56] 参考文献

EP0626697A1 1994.11.30

CN1112249A 1995.11.22

US5210704A 1993.5.11

EP0411869A2 1991.2.6

US5566092A 1996.10.15

US5890142A 1999.3.30

US6125311A 2000.9.26

EP0537041A1 1993.4.14

审查员 马燕

[74] 专利代理机构 北京三友知识产权代理有限公司

代理人 黄纶伟

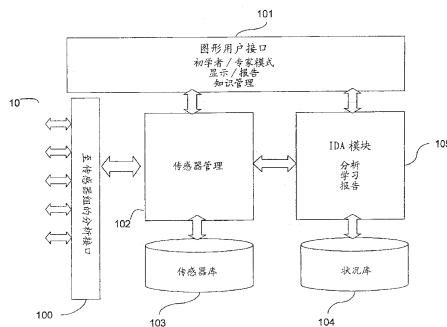
权利要求书4页 说明书17页 附图15页

[54] 发明名称

数据分析系统和方法

[57] 摘要

对来自用于监测动态系统的特征的监测系统的特征数据进行分析的方法和系统，所述监测系统提供关于具有至少一个已知正常状态的动态系统的特征数据，所述分析系统包括：用于从所述监测系统接收特征数据的装置(100)；用于当所述动态系统处于已知的正常状态时，从操作人员接收确认信息的装置(101)；常态建模装置(105)，用于响应于所接收的特征数据和确认信息来推导出常态模型，该常态模型包括表明已知的正常状态的数据；预测生成装置(105)，用于根据所述常态模型来预测未来特征数据；差函数提供装置(105)，用于提供差函数，所述差函数表明所预测的特征数据与所接收的特征数据之间的可接受的差；以及比较装置(105)，用于结合所述差函数，对所预测的特征数据与所接收的特征数据进行比较，并且如果所述差超出差函数，则产生异常信号。



1、一种分析系统，用于对来自用于监测动态系统的至少一个特征的监测系统的数据进行分析，所述监测系统提供关于所述动态系统的特征数据，所述动态系统具有至少一个已知的正常状态，所述分析系统包括：

第一输入装置，用于从所述监测系统接收表示所述动态系统的状态的特征数据；

第二输入装置，用于当操作人员认为所述动态系统处于所述已知的正常状态时，从所述操作人员接收确认信息，其中所述确认信息与所述特征数据相关，所述确认信息表示所述操作人员认为所述动态系统处于所述已知的正常状态；

常态建模装置，被设置为响应于所接收的特征数据和确认信息来推导出常态模型，该常态模型包括表明一个或多个已知正常状态的数据；

预测生成装置，被设置为根据所述常态模型中的数据来预测未来特征数据；

差函数提供装置，被设置为提供差函数，所述差函数表明所预测的未来特征数据与所接收的特征数据之间的可接受的差；以及

比较装置，被设置为利用所述差函数，对所预测的未来特征数据与所接收的特征数据进行比较，如果所预测的未来特征数据与所接收的特征数据之间的差超出所述差函数，则产生异常信号。

2、一种分析系统，用于对来自用于监测动态系统的至少一个特征的监测系统的数据进行分析，所述监测系统提供关于所述动态系统的特征数据，所述动态系统具有至少一个已知的正常状态序列，所述分析系统包括：

第一输入装置，用于从所述监测系统接收表示所述动态系统的状态的特征数据；

第二输入装置，用于当操作人员认为该动态系统根据已知的正常状态序列进行操作时，从所述操作人员接收确认信息，其中所述确认信息与所述特征数据相关，所述确认信息表示所述操作人员认为所述动态系

统根据已知的正常状态序列进行操作；

常态建模装置，被设置为响应于所接收的特征数据和确认信息来推导出常态模型，该常态模型包括表明一个或多个已知的正常状态序列的数据；

预测生成装置，被设置为根据常态模型中的数据来预测未来特征数据；

差函数提供装置，被设置为提供差函数，所述差函数表明所预测的未来特征与所接收的特征数据之间的可接受的差；以及

比较装置，被设置为利用所述差函数，对所预测的未来特征数据与所接收的特征数据进行比较，并且如果所预测的未来特征数据与所接收的特征数据之间的差超出所述差函数，则产生异常信号。

3、根据权利要求1或2所述的分析系统，其中所述差函数提供装置提供预定的差函数。

4、根据权利要求1或2所述的分析系统，其中所述差函数提供装置包括差函数推导装置，用于根据所接收的特征信息和确认信息的有或无来推导差函数。

5、根据权利要求1或2所述的分析系统，其中所述差函数提供装置包括差函数更新装置，如果响应于异常信号而从操作人员接收到所述动态系统处于正常状态的确认信息，则所述差函数更新装置对所述差函数进行更新。

6、根据权利要求1或2所述的分析系统，其中所述差函数提供装置使用模糊逻辑。

7、根据权利要求1或2所述的分析系统，其中所述常态建模装置包括常态模型更新装置，用于响应于所接收的特征数据和来自操作人员的确认信息的有或无，来更新常态模型。

8、根据权利要求1或2所述的分析系统，其中所述常态模型是模糊系统。

9、根据权利要求1或2所述的分析系统，还包括：

异常状态存储装置，用于存储表明一个或多个已知异常状态的数据；

以及

异常比较装置，用于将所接收的特征数据与所述异常状态存储装置中的数据进行比较，如果所接收的特征数据与所述异常状态存储装置中的所述数据匹配，则产生异常信号。

10、一种对来自监测系统的数据进行分析的方法，所述监测系统对动态系统的至少一个特征进行监测并提供关于该动态系统的特征数据，所述动态系统具有至少一个已知的正常状态，该方法包括如下步骤：

从所述监测系统接收表示所述动态系统的状态的特征数据；

当操作人员认为所述动态系统处于已知的正常状态时，从所述操作人员接收确认信息，其中所述确认信息与所述特征数据相关，所述确认信息表示所述操作人员认为所述动态系统处于所述已知的正常状态；

响应于所接收的特征数据和确认信息推导常态模型，所述常态模型包括表明已知正常状态的数据；

响应于所述常态模型中的数据来预测未来特征数据；

提供差函数，所述差函数表示所预测的未来特征数据与所接收的特征数据之间的可接受的差；

结合所述差函数，将所预测的未来特征数据与所接收的特征数据进行比较；以及

如果所预测的未来特征数据与所接收的特征数据之间的所述差超出所述差函数，则产生异常信号。

11、一种对来自监测系统的数据进行分析的方法，所述监测系统对动态系统的至少一个特征进行监测并提供关于该动态系统的特征数据，所述动态系统具有至少一个已知的正常状态序列，该方法包括如下步骤：

从所述监测系统接收表示所述动态系统的状态的特征数据；

当操作人员认为所述动态系统根据已知的正常状态序列进行操作时，从所述操作人员接收确认信息，其中所述确认信息与所述特征数据相关，所述确认信息表示所述操作人员认为所述动态系统根据已知的正常状态序列进行操作；

响应于所接收的特征数据和确认信息推导常态模型，该常态模型包

括表明已知的正常状态序列的数据；

 响应于常态模型中的数据来预测未来特征数据；

 提供差函数，所述差函数表示所预测的未来特征数据与所接收的特征数据之间的可接受的差；

 结合所述差函数，对所预测的未来特征数据与所接收的特征数据进行比较；以及

 如果所预测的未来特征数据与所接收的特征数据之间的差超出所述差函数，则产生异常信号。

数据分析系统和方法

技术领域

本发明涉及对来自用于监测动态系统的监测系统的数据进行分析的系统和方法。

背景技术

对系统（例如，技术系统、环境状况、重要迹象等）的异常行为进行诊断类似于医生基于对病人的观测症状而进行的诊断。内科医生能够基于对病人的观测而获得的数据来解释症状并作出诊断。即使所观测的症状不足以确定病因，通常内科医生也能够确定症状或测量是不正常的，因为他们根据经验知道在病人体内什么是正常什么是不正常的。

为了在自动状况监测系统（CMS）中重复这样的智能诊断系统，该CMS就必须知道“什么是正常”和“什么是不正常”。已知的CMS使用特征标（signature）来实现该目的。特征标是限量的数据，其表示通过传感器监测的某一环境特征。特征标例如可以像温度值一样简单，或者像在一定时间期间观测的电流的傅立叶变换一样复杂。可以通过以下步骤实现基于特征标分析的诊断：

- 1、获取特征标
- 2、将输入特征标与基准特征标进行比较
- 3、判断输入特征标是正常或异常
- 4、解释特征标以作出正确的诊断

CMS通常包括步骤1—3，而步骤4在CMS发出告警之后，通常要涉及该领域的专家的介入。

通常大多数输入特征标都被噪声污染，这就使得难以识别它们。因此，除所有可用的已分类的特征标（基准特征标）之外，特征标数据库还必须包含各个特征标的容许度（tolerance level）。要求容许度以避

免错误告警。来自特征标数据库的信息被用于将传感器数据分类为三种不同状态。如果系统将输入特征标识别为它的数据库的类成员，则可以将该输入特征标直接分类为正常或异常，如果认为该特征标是异常则产生告警。如果系统没有将该输入特征标识别为处于任何基准特征标的容许度内，则认为该输入特征标为未知或可能是异常的。在该情况下，系统也会产生告警。基于引起告警产生的特征标，如果需要领域专家介入，则领域专家能够作出诊断并且确定该特征标实际上是否表示异常状态。

检测传感器数据中的异常状况

为了在任何环境中都能自动检测异常状态，就要求使用传感器。存在很多不同类型的传感器，这些传感器可以具有不同的可靠度。例如，在提炼厂可以使用化学传感器能够检测气体泄漏，而在电厂，可以使用电传感器来检测危险的高压。一些通用类型的传感器包括机械传感器、温度传感器、磁和电磁场传感器、激光传感器、红外线传感器、紫外线传感器、辐射传感器和声传感器。

通常在时域和频域上观测传感器数据。对于传感器数据的解析分析，通常所使用的函数是幅度、平均值、范围、干扰噪声和标准偏差。可以单个地分析这些函数或以多维方式进行组合地分析这些函数。

在设计传感器系统时，若干因素（例如，线性、分辨率、谱通带、精确度、响应时间、信噪比等）会影响对传感器的选择。还要针对阈值和容许度考虑所有这些因素。图 1 至图 4 示出了状况监测处理的示例，其包括：从传感器获得特征标；预处理该特征标；并且进行变换以将该特征标最终分类。

简单的 CMS 通过对输入传感器数据与阈值进行比较来检测异常状况，这些阈值通常是像平均值、标准偏差、最小值、最大值等这样的统计特征值（参见图 5）。

更复杂的检测机制将输入特征标与基准特征标进行比较。根据问题的复杂性，能够通过不同的技术来计算该比较。一个简单的示例是从存储在数据库中的基准特征标中减去输入特征标。将这两个信号之差称为误差，该误差的幅值确定出这两个信号是否接近。为了更好的估计该误

差，还可以计算均方误差。图 6 示出了该方法。

确定一个误差信号是否表示异常状况的一种简单方法是使用阈值。与阈值相比，对误差信号的更复杂的估算是基于对误差信号的若干特征的计算。为了使检测精度最佳，必须认真选择用于估算误差信号的阈值。图 7 示出了如何选择上阈值和下阈值电平，以使得当出现“正常”信号之外的信号时能够触发告警。该精度将取决于这些电平的选择、所使用的传感器的质量和数据获取系统的质量。

已知的状况监测系统使用用以对传感器数据进行匹配的状况库。例如，文章“HISS-A new approach to intelligent supervision” (Kai Michels, Proceedings of the Joint 9th IFSA World Congress and 20th NAFIPS International Conference (Vancouver, 25-28 July), IEEE Piscataway, 2001 (ISBN : 0-78037079-1), pp.1110-1115) 提供了一种通过使用音频传感器来检测气体管道中的泄漏的解决方案。由该音频传感器记录的声音与表示泄漏的声音和表示正常环境声音的库相匹配。如果传感器记录的声音更接近于表示泄漏的声音，而不是更接近于正常声音，则监测软件发出告警。此外，可以使用人工智能技术来进行模式识别，并判断出什么状况应该产生告警，以监测系统的状态。在美国专利 US 6,327,550 (Vinberg 等人) 中公开了一个这样的示例，该专利涉及这样一种状态监测方法和装置：在初始“学习阶段”，对系统进行训练，以识别受监测系统的可识别的“普通模式”，这些“普通模式”是该系统通常出现的多个状态的组。在后来的“监测阶段”期间，状况监测系统通过将所述系统的状态向量与在学习期间通过模式识别而在先识别出的所识别的普通模式进行比较，来持续地监测所述系统，并且只要出现未处于所识别的普通模式之一的状态向量时就产生告警。而且，在监测阶段期间，系统能够以以下方式更新自己的学习等级。管理人员或自动管理工具可以研究告警消息，甚至检查所管理的系统，并且如果确定告警消息是针对普通情形产生的，该情形应该包括在用于未来监测的普通模式中，则该系统能够将该相关的新状态添加到现有的普通模式集合中。

现有技术的美国专利 US 5,890,142 涉及一种用于监测系统状况的装

置，该装置包括预测部分，该预测部分被说明为用于生成其参数由系统的时间序列数据确定的数据向量，并用于基于通过该数据向量的嵌入运算在重构空间中生成的吸引子的行为，借助混沌推理来获得预定的时间未来的时间序列数据的预测值。然后，该系统基于系统行为无序的假设开始作出短期预测，并判断所观测的系统是处于正常还是异常状况。

显然，通常在受监测系统的正常和异常状况是已知的并可被指定的情况下，才可以在已知系统中应用状况监测。这意味着，CMS 不适用于在不清楚的领域和如下领域中使用：异常状况在以前没有被观测过、不可能被观测、并且不能被容易地创建或预测。一个示例是一件贵重机械的故障。非常期望的是，提前准确预测故障以及时安排维修。故障可能是破坏性的，以使得不可能驱动受监测的机器进入故障模式以记录故障状况。可能仅有关于所监测的信号的阈值的模糊的或不确定的认识，该认识不足以充分说明故障。另一个示例是在病人的家中监测需要照顾的病人。高精度地检测是否需要护理人员介入是非常重要的，例如，如果该人没有在白天的通常时间起床或者已倒下的情况。然而，避免错误告警也是很重要的，否则监测系统将不再可信，甚至监测系统可能被关断。因此，使监测系统适合于被监测的病人，并了解对于该病人什么是正常的行为，这是重要的。对于这两个示例，会容易地发现通常单个传感器是不够的。通常，但不排他地，要求多个传感器，由此创建多维传感器数据空间。可以将来自各个传感器的信息适当地组合，以使得能够对异常情形作出判断。这将被称为“传感器数据合成”。

对于上面讨论的示例和类似复杂的情景，我们面临的问题是正确建立 CMS 的问题，因为在高维传感器数据空间中定义正常和异常状况通常是困难的或是不可能的。如果可以使用穷举数量的正常和异常情形的示例，则可以将有监督的学习算法用于创建 CMS 能够使用的分类器集合。然而，在诸如上面所考虑到的情景中，仅有正常情形的示例是可用的，因此，不能使用正常的学习程序。

在布置基于传感器的 CMS 过程中的一个主要问题是为由 CMS 监测的多个传感器建立正常状态和异常状况。如果异常状况或故障状态是未知

的或不清楚的，就不能使用要求这种信息的 CMS 。本发明的实施例解决在这种情况下布置 CMS 时所遇到的这些问题。

发明内容

本发明的实施例旨在通过如下方式对可能的方面进行改进：利用现有的 CMS ，通过使用高维数传感器数据空间，使得能够为不清楚的领域自动建立基于传感器的 CMS 。本发明的具体实施例的目的特别在于：

(i) 提供创建“常态模型”的装置，这些“常态模型”使得系统能够在不具备与异常状况有关的任何信息的情况下，针对任何传感器自动地学习正常状况；

(ii) 通过对当前传感器特征标与根据常态模型预测的特征标进行比较来自动检测异常状况；

(iii) 允许将多个传感器组织成传感器网络，由此，多个传感器可以形成用作超传感器 (meta-sensor) 的传感器组，并可以执行传感器数据合成；

(iv) 提供智能数据分析模块，该模块对来自传感器网络的数据进行分析、根据异常状况的检测产生告警、并根据用户反馈调整常态模型。

根据本发明的第一方面，提供了一种分析系统，用于对来自用于监测动态系统的至少一个特征的监测系统的数据进行分析，所述监测系统提供关于动态系统的特征数据，所述动态系统具有至少一个已知的正常状态，该分析系统包括：

第一输入装置，用于从所述监测系统接收表示所述动态系统的状态的特征数据；

第二输入装置，用于当操作人员认为所述动态系统处于所述已知的正常状态时，从所述操作人员接收确认信息，其中所述确认信息与所述特征数据相关，所述确认信息表示所述操作人员认为所述动态系统处于所述已知的正常状态；

常态建模装置，被设置为响应于所接收的特征数据和确认信息来推导出常态模型，该常态模型包括表示一个或更多个已知正常状态的数据；

预测生成装置，被设置为根据常态模型中的数据来预测未来特征数据；

差函数提供装置，被设置为提供差函数，所述差函数表示在所预测的未来特征数据与所接收的特征数据之间的可接受的差；以及

比较装置，被设置为利用所述差函数对所预测的未来特征数据与所接收的特征数据进行比较，并且如果所预测的未来特征数据与所接收的特征数据之间的差超出该差函数，则产生异常信号。

根据本发明的第二方面，提供了一种对来自监测系统的的数据进行分析的方法，所述监测系统对监测动态系统的至少一个特征进行监测并提供关于该动态系统的特征数据，所述动态系统具有至少一个已知的正常状态，该方法包括如下步骤：

从所述监测系统接收表示所述动态系统的状态的特征数据；

当操作人员认为所述动态系统处于已知的正常状态时，从所述操作人员接收确认信息，其中所述确认信息与所述特征数据相关，所述确认信息表示所述操作人员认为所述动态系统处于所述已知的正常状态；

响应于常态模型中的数据来预测未来特征数据；

提供差函数，所述差函数表示在所预测的未来特征数据与所接收的特征数据之间的可接受的差；

利用所述差函数，对所预测的未来特征数据与所接收的特征数据进行比较；并且

如果所预测的未来特征数据与所接收的特征数据之间的差超出该差函数，则产生异常信号。

根据本发明的系统和方法可以适用于很多类型的动态系统。该动态系统可以是有生命的东西（人或其他），在该情况下，监测系统例如可以包括多种医疗传感器中的任一种。另选地，该动态系统可以是机械系统，制造业、电力或其它工业的工厂，计算机系统，或（更一般地）环境（例如，由化学传感器、温度传感器、天气传感器和其它传感器来监测）。

本发明的实施例使得能够将多个传感器组织成有效的传感器网络。多个传感器可以形成传感器组，这些传感器组通过传感器数据合成来组

合来自多个传感器的数据。对于每个传感器或传感器组，可以自动建立常态模型。对于任一传感器或传感器组，常态模型使得系统能够在缺乏关于异常状况的任何知识的情况下学习什么是正常状况。通过使用常态模型来预测待由传感器或传感器组观测的数据，并通过对该预测与实际测量数据进行比较，系统可以自动检测异常状况，而无需从诸如人类专家的操作人员或自动专家系统接收关于异常状况的任何确认知识。

本发明的实施例提供了一种“智能”数据分析单元，其对来自诸如传感器网络的监测系统的数据进行分析，基于对异常状况的检测来使告警产生，并基于与正常状况有关的用户反馈来改进常态模型。如果也可以获得与异常状况有关的一些信息，那么还可以将其用于提高基于根据正常模型的预测的检测精确度，但是，根据本发明实施例的系统能够在没有来自操作人员的与异常状况有关的任何数据的情况下，独立于该数据而进行工作。

本发明的实施例涉及提供一种智能数据分析单元（IDA 单元），该单元管理传感器网络，并持续地分析传感器数据，以自动检测传感器数据中的异常状况。该单元包含有用于自动学习什么是正常传感器状况的机制。该单元保存有通过适当的通信手段（例如，无线电、互联（IP）网、或直接连接）向该单元提交数据的传感器的列表。该单元可以将多个传感器组织成逻辑传感器组。传感器组用作超传感器，并且可以独立于其它传感器和传感器组来监测该传感器组。传感器组包含至少一个传感器。传感器网络的任意传感器可以是任意数量的传感器组中的一个成员。传感器网络的传感器向该单元发送数据，并传感器还可以根据它们的复杂性从该网络中的其它传感器接收数据并向它们发送数据。

该单元可以与使用户能够人工配置传感器网络的传感器和传感器组的图形用户界面（GUI）相互作用。GUI 还可以显示对传感器数据进行的数据分析的结果。该单元从各个传感器和传感器组收集数据，并对这些数据运行智能数据分析程序。如果数据分析程序需要，则该单元还可以使用数据合成算法来组合传感器数据。

对于该传感器网络中的任何传感器，该单元都可以自动学习哪些状

况描述正常数据。该单元是通过从多个传感器收集特征标来完成这一点的，并且使用该数据来建立可以用于预测未来特征标的常态模型。例如可以使用神经网络或神经模糊学习算法（neuro-fuzzy learning algorithm）来建立该模型。例如可以通过在时刻 t 取传感器的最后 n 个特征标（ S_{t-n-1} 、 S_{t-n-2} 、 \dots 、 S_{t-1} 、 S_t ），使用这种学习算法来建立常态模型，然后预测下一个特征标 S_{t+1} 。然后使用预测特征标 S'_{t+1} 与实际特征标 S_{t+1} 之间的差，来改进该常态模型。

如果已知存在一初始时间段，在该时间段中将动态系统限制为以正常状况存在，则可以将这样的时间段用作为“学习阶段”。在该时间段中，为其创建模型的传感器系统将仅测量正常数据，并且常态模型将准确地反映系统工作的正常状况。在该初始学习阶段结束之后，该单元然后可以监测传感器数据，并将新特征标与在实际监测期间根据该模型获得的预测进行比较。

然而，根据本发明的实施例，严格分隔的“学习阶段”并不是必需的。只要在对动态系统的实际监测期间可以从操作人员接收与正常状况有关的某些确认信息，这样的实施例就能够根据在实际监测动态系统期间从监测系统接收的数据来适当地推导出并更新这些实施例的常态模型巧和 / 或差函数。

如果在输入特征标与预测特征标之间的差超出了“可接受的”差电平，则认为该输入特征标表示异常情形，并且该单元产生告警。根据差函数来确定该“可接受的”差电平，该差函数可以是简单的误差阈值或欧几里德距离、或可以是更复杂的函数。该差函数可以是预定的，但是根据本发明的优选实施例，可以根据从诸如专家的操作人员或自动专家系统接收的信息来更新差函数本身。对于常态模型的更新和改进，可以在无需操作人员提供与异常状况有关的任何信息的情况下来实现，但是如果这种信息是可用的，则还可以在差函数的更新过程中使用该信息，以降低例如“错误告警”的发生。

在边界状况是未知或不清楚的状况监测情况中，可以与传感器网络一起布设该单元。对于各个传感器和传感器组，该单元将自动学习什么

是正常状况，并且如果当前输入的特征标与所期望的、预测的特征标不充分相似，则该单元将推断已经达到了边界状况。

可以将根据本发明的某些实施例的系统用于分析连续变化的数据。这种数据可能是由诸如温度、压力、化学制品浓度等的物理特征的传感器来提供的。另选地，可以将根据本发明其它实施例的系统用于分析例如与独立事件的出现有关的离散数据。这种数据例如可以由家用告警系统或病人监测系统的传感器来提供。在这样的实施例中，特征数据可能涉及诸如门和窗的开或关、房间里有人或没人、灯以及其它设备的开和关的离散状态或事件，以及其它这样的事件。在这样的系统中，可以推导出与操作人员确认为是正常的序列有关的常态模型，并且可以将这些模型用于根据接收到的数据来预测事件的未来出现的状态或序列。如果实际接收的数据表示与那些基于常态模型预测的状态或序列明显不同的状态或序列，或者如果所预测的要在一定时间发生的事件实际上是在可接受的时间差之外的时间发生的，则应该以与系统分析连续变化数据的方式相对应的方式产生告警。

因此，根据本发明的第三方面，提供了一种对来自用于监测动态系统的至少一个特征的监测系统的数据进行分析的分析系统，所述监测系统提供有关该动态系统的特征数据，所述动态系统具有至少一个已知的正常的状态序列，所述分析系统包括：

第一输入装置，用于从所述监测系统接收表示所述动态系统的状态的特征数据；

第二输入装置，用于当操作人员认为该动态系统根据已知的正常状态序列进行操作时，从所述操作人员接收确认信息，其中所述确认信息与所述特征数据相关，所述确认信息表示所述操作人员认为所述动态系统根据已知的正常状态序列进行操作；

常态建模装置，被设置成响应于所接收的特征数据和确认信息来推导出常态模型，该常态模型包括表明一个或多个已知的正常状态序列的数据；

预测生成装置，被设置成根据常态模型中的数据来预测未来特征数

据；

差函数提供装置，被设置成提供差函数，所述差函数表示所预测的未来特征与所接收的特征数据之间的可接受的差；以及

比较装置，被设置成利用所述差函数，对所预测的未来特征数据与所接收的特征数据进行比较，如果所预测的未来特征数据与所接收的特征数据之间的差超出所述差函数，则产生异常信号。

另外，根据本发明的第四方面，提供了一种对来自监测系统的数据进行分析的方法，所述监测系统用于监测动态系统的至少一个特征并提供关于该动态系统的特征数据，所述动态系统具有至少一个已知的正常状态序列，该方法包括如下步骤：

从所述监测系统接收表示所述动态系统的状态的特征数据；

当操作人员认为所述动态系统处于已知的正常状态时，从所述操作人员接收确认信息，其中所述确认信息与所述特征数据相关，所述确认信息表示所述操作人员认为所述动态系统处于所述已知的正常状态；

响应于所接收的特征数据和确认信息推导出常态模型，该常态模型包括表明已知的正常状态序列的数据；

响应于常态模型中的数据，预测未来特征数据；

提供差函数，所述差函数表示所预测的未来特征数据与所接收的特征数据之间的可接受的差；

利用所述差函数，对所预测的未来特征数据与所接收的特征数据进行比较；并且

如果所预测的未来特征数据与所接收的特征数据之间的差超出所述差函数，则产生异常信号。

将注意到：根据第一方面和第三方面的系统与根据第二方面和第四方面的方法可能重叠。此外，由此实施例还可以包括将各自的两个方面组合的多个系统或多个方法。

因此，根据本发明实施例的 IDA 单元能够使用仅与正常状况有关的用户反馈来限定常态模型。这在如下情况中是必要的，即，如果尽管用户认为情形是正常的，但是产生了告警。如果操作人员可以提供信息，

那么该 IDA 单元还可以使用示例来学习特定的告警情形。该 IDA 单元还可以使用用户的现有知识来支持并缩短学习阶段。该用户可以提供用于描述正常和/或异常情形的模糊规则，然后，该 IDA 单元可以针对各个传感器，使用神经模糊学习算法来学习额外的规则，和/或改进现有规则。

附图说明

现在将参照附图描述本发明的实施例，在附图中：

图 1 至图 4 示出了可以根据状况监测处理使用传感器特征标的方式；

图 5 是可以在状况监视期间使用的阈值类型的图示；

图 6 是从基准特征标中减去输入特征标的图示；

图 7 是示出了用于误差信号的阈值选择的曲线图；

图 8 是传感器对象的框图；

图 9 是传感器组对象的框图；

图 10 是根据本发明实施例的数据分析单元的图；

图 11 是根据本发明实施例的数据分析单元的图形用户界面 (GUI) 的示例，该示例示出了传感器的属性；

图 12 是根据本发明实施例的数据分析单元的图形用户界面 (GUI) 的示例，该示例示出了传感器网络；

图 13 是表示建立根据本发明的数据分析的常态模型的流程图；

图 14 是表示在根据本发明的数据分析期间通过使用常态模型来检测异常状况的流程图；

图 15 示出了多个常态模型中的一个常态模型是如何形成的。

具体实施方式

参照图 8 到 10，示出了用于传感器网络的智能数据分析 (IDA) 单元 10。该单元负责收集、管理和分析来自分级构成的传感器网络的数据。该 IDA 单元 10 允许用户将传感器添加到网络或从网络中去除传感器、将这些传感器组织成组、配置这些传感器并分析这些传感器产生的数据。IDA 单元 10 允许通过学习传感器数据中的正常 / 异常模式来进行自动的数据分析。在检测到异常模式时自动发出告警。用户可以通过为各个传感器指定规则，来配置该单元的学习和分析特征。根据需要，该单元还提供对历史传感器数据的分析并且生成报告。

IDA 单元 10 的功能可以包括：

- 向 GUI 提供输出，该 GUI 使得用户能够配置并分析传感器数据；
- 通过将多个传感器组织成传感器组，来管理传感器网络；
- 存取并智能地预处理传感器数据；

- 连续地自动分析传感器数据；
- 根据有关的传感器数据的分析结果和指定的状况来产生告警；
- 学习传感器数据中的正常/异常模式，并预测告警；以及
- 报告。

传感器和传感器组

传感器是持续地将数据提交给该系统或按照需求提供数据的实体。数据传送不是 IDA 单元的部分功能。该 IDA 单元存取提供传感器数据的流。逻辑传感器存储池层经由适当的协议(HTTP、RMI 等等)对那些流进行存取。

参照图 8 和 9，多个传感器可以单独地起作用或者可被组成传感器组起作用。每个传感器都可能是任意多个传感器组的其中一个成员。传感器组可以包括传感器和传感器组两者，由此形成定向的非循环图。该分层结构的传感器树类似于文件系统的目录树。可以将传感器认为是传感器树的叶节点，而传感器组是内部节点而不可能是叶节点。(即，从每个传感器组都有一条到传感器节点的路径)。即使传感器或传感器组看似若干个其它传感器组的一个成员，但它在该系统中仅可以存在一次。将节点简单地称为传感器或传感器组。如果对于传感器或传感器组不存在基准，则可以从该系统去除对应的对象。

图 8 表示传感器对象的主要特性。该传感器提供了可以经由传感器接口 82 接通或断开的的数据流 88。该传感器对象提供了特征提取用装置 86 和数据分析用装置 84。将这种内部数据分析的主函数的复杂性降低，以减小对主数据分析模块的影响。该主函数可用于计算数据的总和，或管理数据流并产生告警。根据对应传感器硬件的特征，可以在实际的传感器中采用部分特征提取和分析。如果该传感器硬件仅提供数据流，则 IDA 单元 10 (参见图 10) 可以提供必要的特征提取和分析。

传感器组 (参见图 9) 使得能够形成具有多于一个数据信道的逻辑传感器。用户可以指定可适用于传感器组的所有成员的规则。传感器组可以合成并分析由其成员提供的数据 (已经过预处理)。根据分析结果，传感器组可以重新配置其成员。传感器组经由分析界面提供对其配置和

分析结果的访问。

IDA 和 GUI

IDA 单元 10 提供管理和分析功能，并输出给图形用户界面 101。IDA 单元 10 包含：与监测系统的传感器和 / 或传感器组的接口 100；和用于传感器管理的模块 102，其可以存取传感器库 103。用户可以经由传感器管理模块 102 将传感器增加并配置到传感器树。如果一个传感器是传感器库 103 的一部分，则可以预先配置该传感器，从而减少用户建立该传感器所必需的工作量。

该单元的 IDA 模块 105 负责分析所有传感器和传感器组数据。根据由传感器和传感器组已执行的数据分析的量，IDA 模块 105 处理从自低电平传感器数据和特征标直到所计算出的实际数据的统计和的所有事务。在下文中，将使用“传感器信息”一词来表示由传感器和传感器组提供的数据和分析结果。

该 IDA 模块 105 提供可应用于传感器信息的多种分析方法。该 IDA 模块 105 还对传感器和传感器组提供的分析方法提供访问。该 IDA 模块包括若干学习方法，以使得能够自动识别正常和异常的传感器信息，下面将详细说明。该 IDA 模块 105 可以访问状况库 104，可从该状况库 104 检索到可应用于某些类型的已知传感器的规则。

该 GUI 101 提供对该系统的所有功能的访问。该 GUI 101 允许用户增加、去除和配置传感器和传感器组，并且显示该传感器树（参见图 11 和 12）。通过操纵传感器树，该用户能够访问各个对象，配置各个对象并检索与各个对象有关的信息。

常态模型

参照图 10 和 13，IDA 单元 10 的 IDA 模块 105 使用常态模型来检测传感器特征标中的异常状况。根据常态模型，基于特征标 S_t 和来自最后 n 次步骤中的可能更早的特征标，来生成对时刻 $t+1$ 的特征标的预测 S'_{t+1} 。然后 IDA 模块 105 将预测特征标 S'_{t+1} 与实际测量的 S_{t+1} 作比较。如果差（误差）超过特定量，则该单元产生使产生告警的信号。

图 13 示出了在能够使用“学习阶段“的情况下建立常态模型的处理。

在这种情况下，一定已知将存在一初始时间段，在该时间段中，已知将动态系统限制为以正常状况存在。可以根据任何机器学习方法（例如像神经网络，神经-模糊系统，回归树（regression tree）等）来建立常态模型。该常态模型基于最后 n 个测得的特征标来预测下一个特征标。在图 13 中，选择 $n=1$ 。将一个特征标表示为实数的向量。使用估计装置来计算所预测的特征标与实际的下一个特征标之间的误差。对于多维向量，可以根据欧几里德距离来计算该误差，或者可以使用更复杂的函数。然后，将该误差反馈到常态模型，并且用于训练该模型，以使得下一个预测更加准确。对于基于神经网络的常态模型，使用例如像反向传播或弹性传播的学习算法。如果该模型是基于神经模糊系统，则可以使用基于神经模糊功能近似（NEFPROX）的学习算法。这些学习算法可以在线操作，即这些学习算法可以在训练期间收集训练数据。如果这些学习算法不能在线操作，则 IDA 收集适当数量的特征标，以形成训练集，然后对常态模型进行训练。能够将这种方法用于例如回归树，这是因为用于回归树的归纳算法以脱机方式运行，并且期望在学习开始之前获得所有的训练数据。

在训练了常态模型并且能够根据在前的 n 个特征标成功地预测下一个传感器特征标之后，可使用该常态模型来检测异常状况。图 14 的流程图示出了根据本发明优选实施例的利用常态模型的数据分析和异常状态的检测。首先，来参照该流程图的主要步骤，在步骤 141 和 141' 处，从监测系统接收表明特性数据的连续特征标 S_t 。在步骤 144，根据在收到最近特征标之前的常态模型中的数据来预测 S'_t 。应当注意，可以在最近的特征标接收步骤 141' 之前或之后来执行预测步骤 144。在步骤 145，将表示在最近实际接收到的特征标与所预测的特征标之间的距离的函数 (s, s') 与差函数 θ 进行比较。下面将更加详细地讨论差函数 θ 的形式。如果该距离 $d(s, s')$ 大于差函数 θ ，则认为当前状况为异常，并且该系统会使告警产生（步骤 146）。该告警的严重程度可以取决于为偏差的大小，也可以取决于在某一时间间隔上的偏差数目。一旦接收到该告警，将该告警识别为错误的操作人员（因为当前条件为正常）向该系统提供表明实

际上当前状况为正常的确认信号(步骤 147), 在该情况下, 判定需要更新该常态模型(步骤 148)。如果响应于告警, 没有从操作人员接收到这样的确认信号, 则判定该告警正确地表明了异常情形。

尽管上面一段描述了一个实施例, 在该实施例中可以响应于所接收的特征标和确认信息, 即时地更新常态模型, 但是应当注意, 根据本发明的某些实施例, 可以通过更新差函数 θ 的形式来替代地实现对该系统的即时调整。差函数 θ 的最简单的形式可以是简单的误差阈值或者欧几里德距离, 但也可以是依从于诸如前面接收的数据、与时间有关的因素、前面产生的告警数量等因素的更复杂的函数。可以根据从诸如专家的操作人员或自动专家系统接收的信息来更新差函数, 并且根据优选实施例, 该差函数可以是模糊逻辑规则基础(fuzzy logic rule-base)的确定依据。

显然, 尽管更新常态模型和更新差函数的效果可以相互补充, 并且在这两者都最适合的情况下优选的实施例是常态模型和差函数二者都可以被更新, 但是对于某些应用, 更新二者中的一个而不更新另一个的实施方式, 以及对二者都不更新的实施方式也是足够的。

也可以根据可选择的状况库来检测异常状况, 在预测步骤和将特征标与常态模型进行比较步骤之前或之后查阅该可选择的状况库。如果在前的异常状态是已知的并且已被存储, 则可以将当前的特征标与那些状况进行比较, 如果当前特征标与所存储的状况中的一个相匹配, 则可以产生告警。如果操作人员接受了该告警, 则可以更新该状况库。因此, 可以随时间来收集异常状况, 并将这些异常状况用于补充常态模型。在图 14 的流程图中的步骤 142、143 和 149 示出了使用这种状况库来检测已知的异常状况。在特征标预测步骤(144)和比较步骤(145)(将实际接收的特征标与预测特征标之间的距离 $d(s, s')$ 与差函数 θ 进行比较)之前示出的步骤 142 中, 将接收到的特征标与存储在状况库中的特征标进行比较, 但是应当注意, 步骤 142 和 143 可以在步骤 144 和步骤 145 之后执行。如果最近检测的特征标与存储在状况库中的作为已知异常特征标的这些特征标之一充分匹配, 则在步骤 143 产生告警。在操作人员

在步骤 146 中接受系统在步骤 143 产生的告警的情况下（这被看作为确认，即，系统认为是异常的状况也被操作人员诊断为异常），执行状况库的更新（步骤 149）。除了常态模型的更新和/或差函数的更新之外，还可以进行这样的更新。

对于单个传感器或传感器组、以及对一个完整的传感器网络来说，都可以使用常态模型。参照图 15，如果从这样的系统接收数据，即独立于其它系统来分析由某些传感器或传感器组所监测的该系统的特征，则可能适合于形成分级的常态模型。与分离的传感器或传感器组相关联地创建的第一级常态模型 152 中的每一个模型都提供等效于告警状态或传感器信号的输出，并且分析系统可将这些输出看作特征数据，并使用这些数据来推导出“多个常态模型中的一个常态模型” 154，以根据本发明来分析数据。

除非上下文清楚地要求，否则，在整个说明书和权利要求书中，将词语“包括 (comprise)”、“包括 (comprising)”等解释为与排他或穷举的意思相反的包含的意思，即，意思是“包括，而不是限于”。

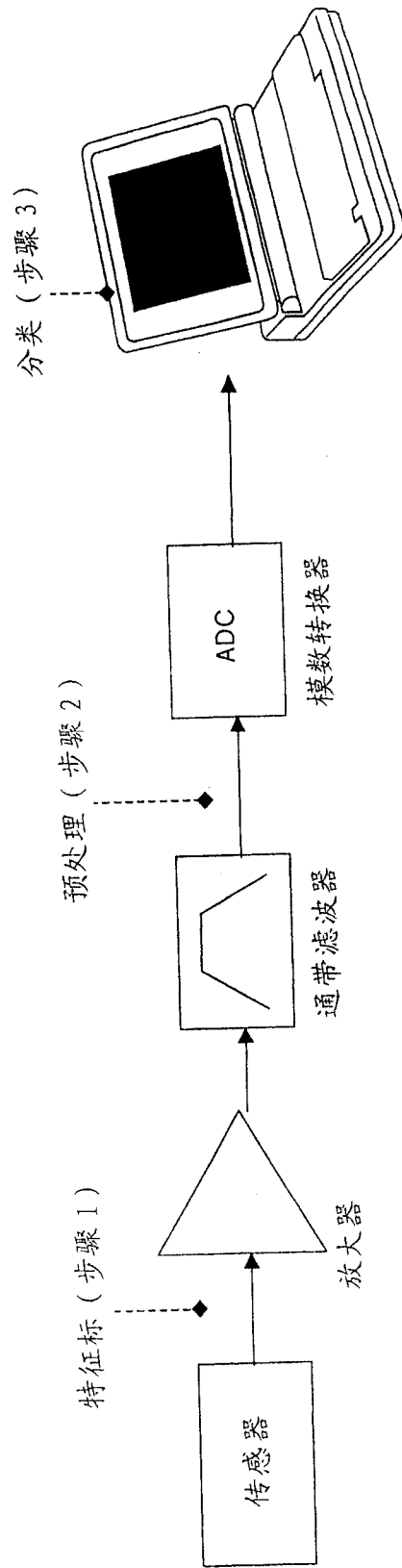
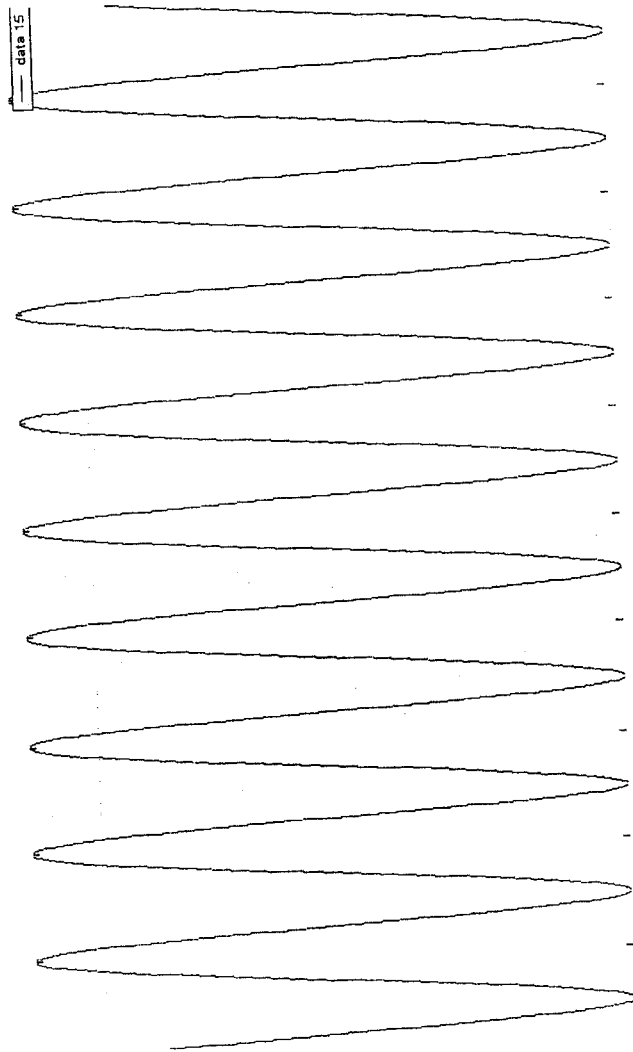


图 1



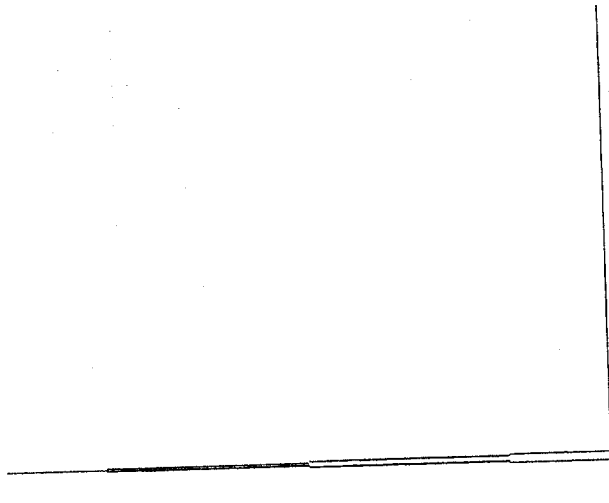
步骤 1 - 从传感器输入特征标 (时域)

图 2



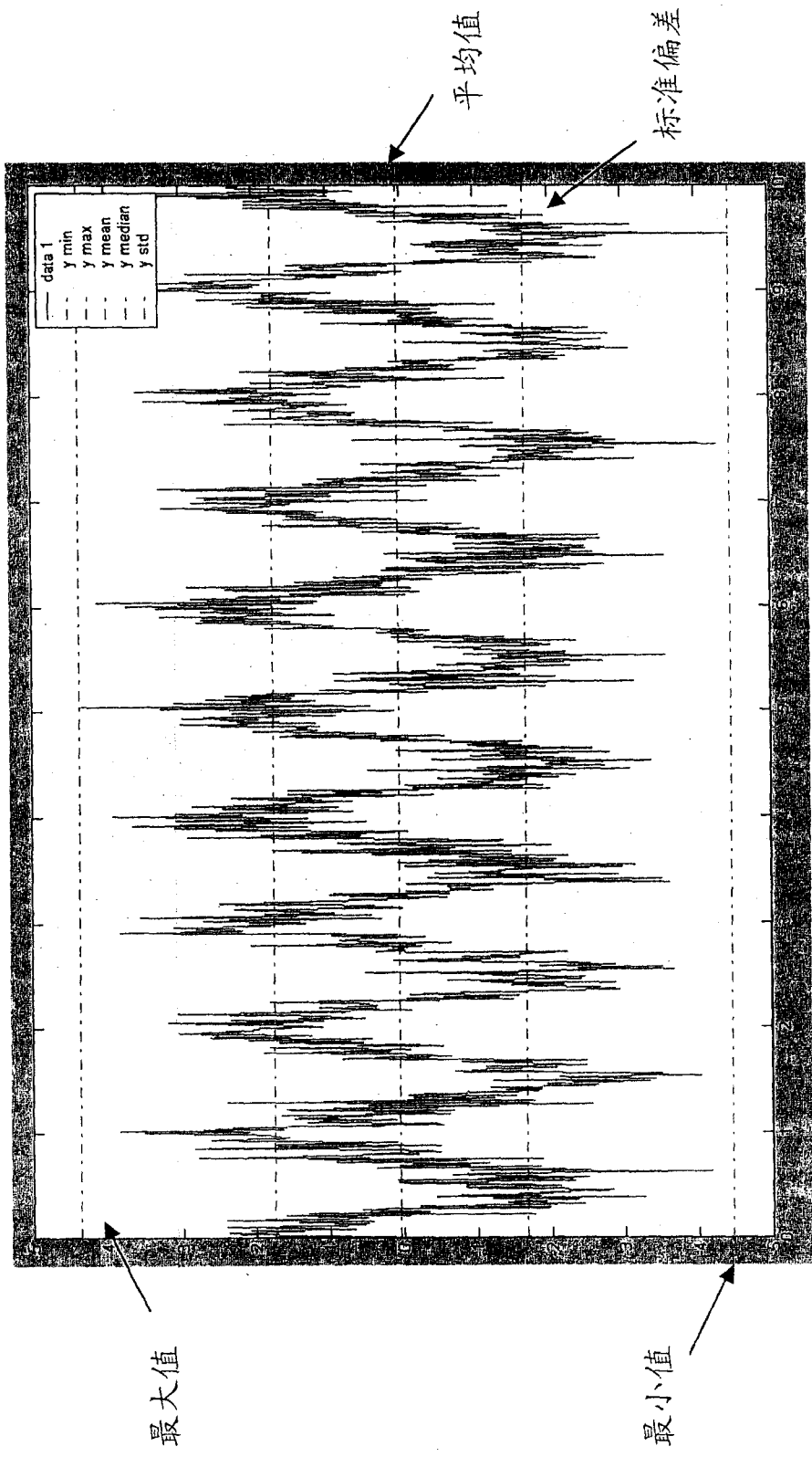
步骤 2 - 经滤波的特征标 (时域)

图 3



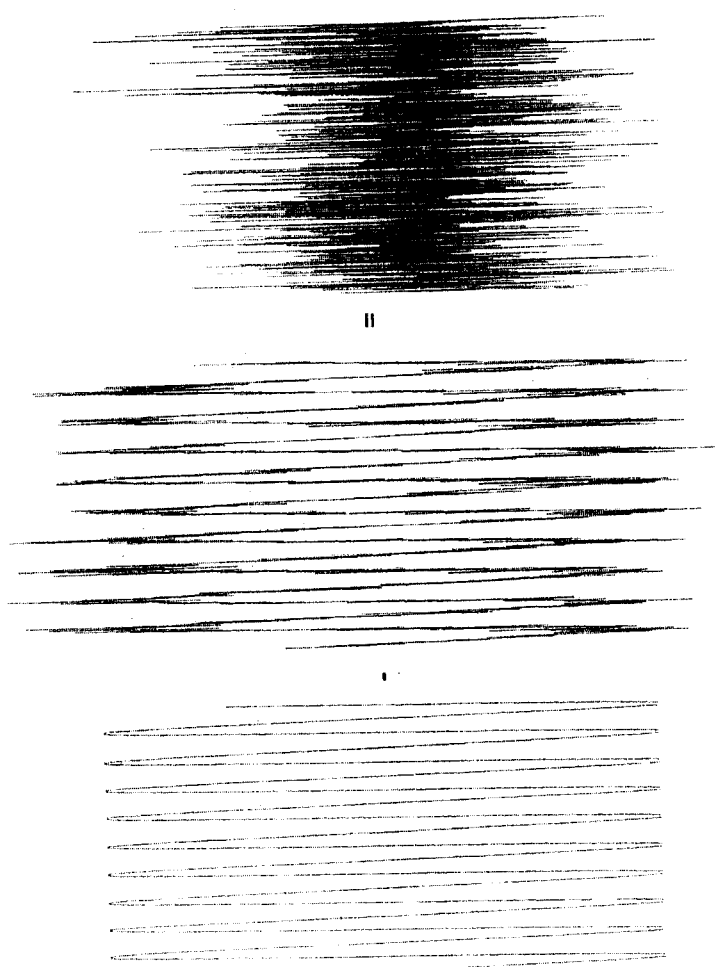
步骤 3 - 经滤波的特征标 (频域)

图 4



使用阈值的简单状况监控

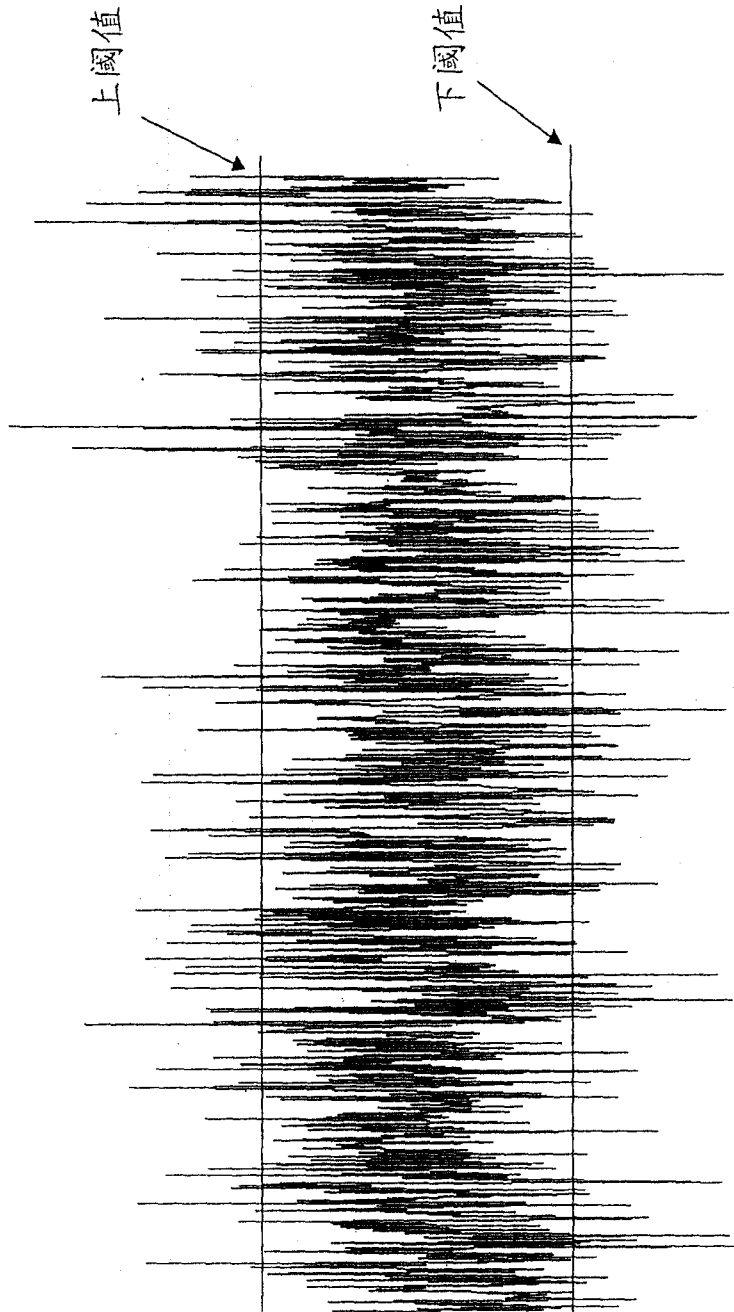
图 5



II

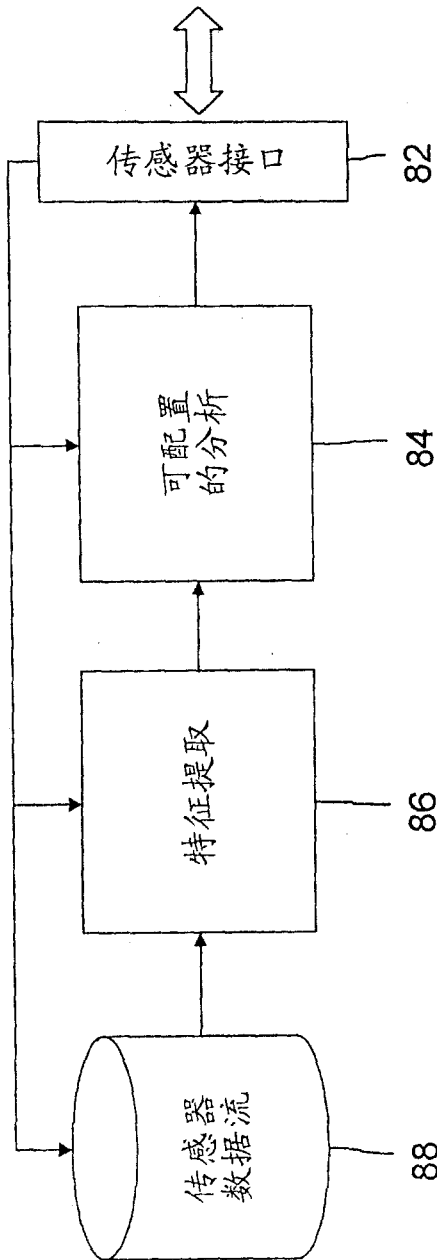
从基准特征中减去特征标

图 6



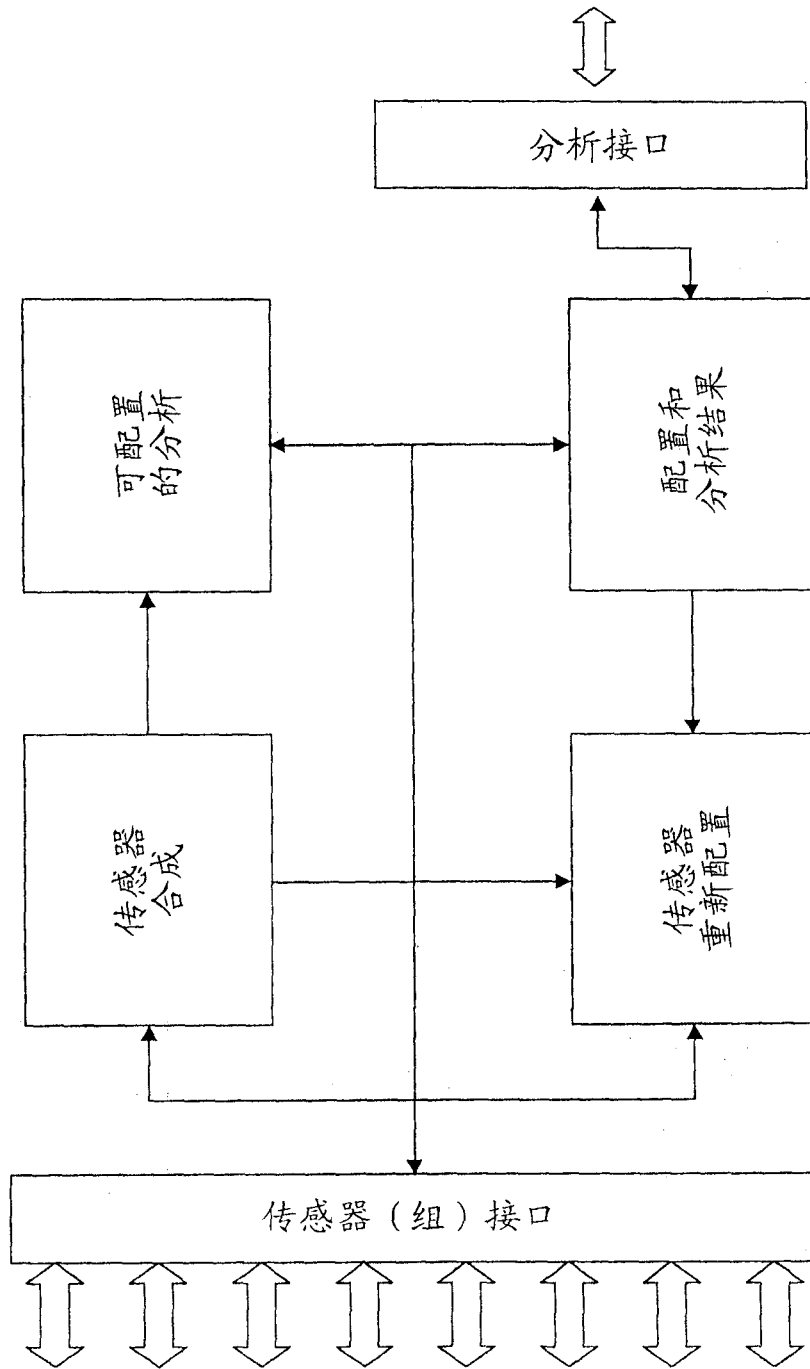
误差信号的阈值

图7



传感器对象

图 8



传感器组对象

图9

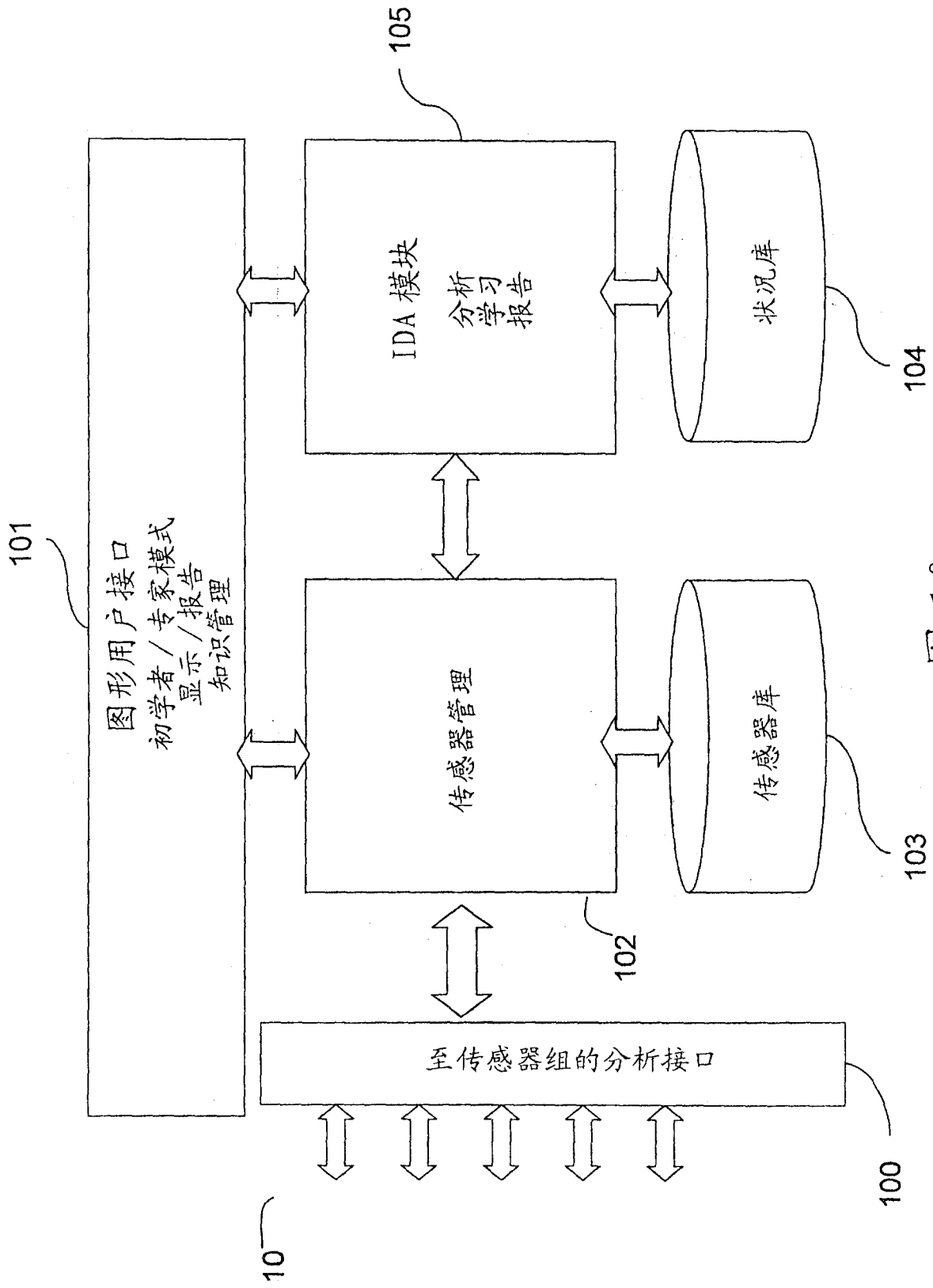


图 10

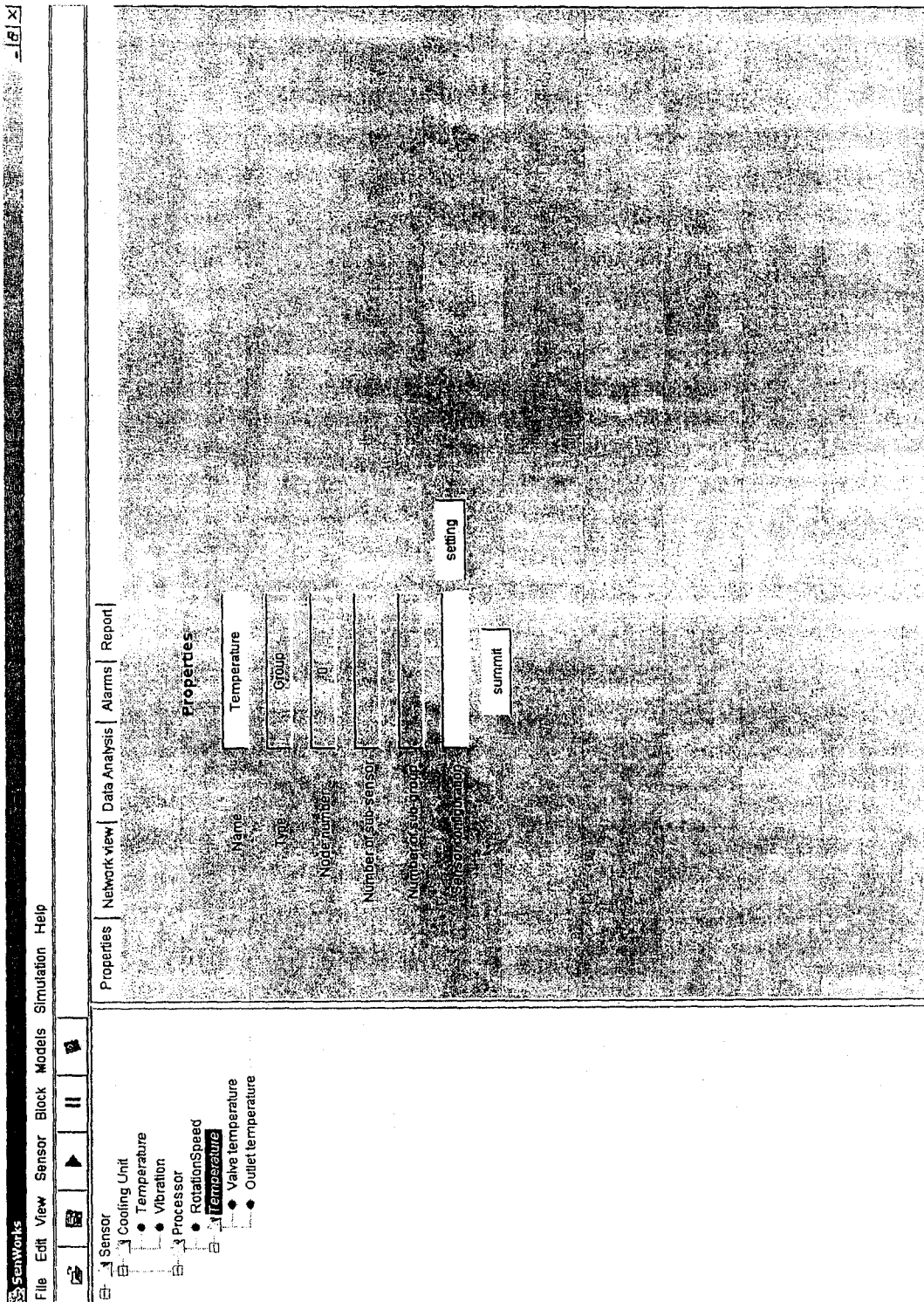


图 11

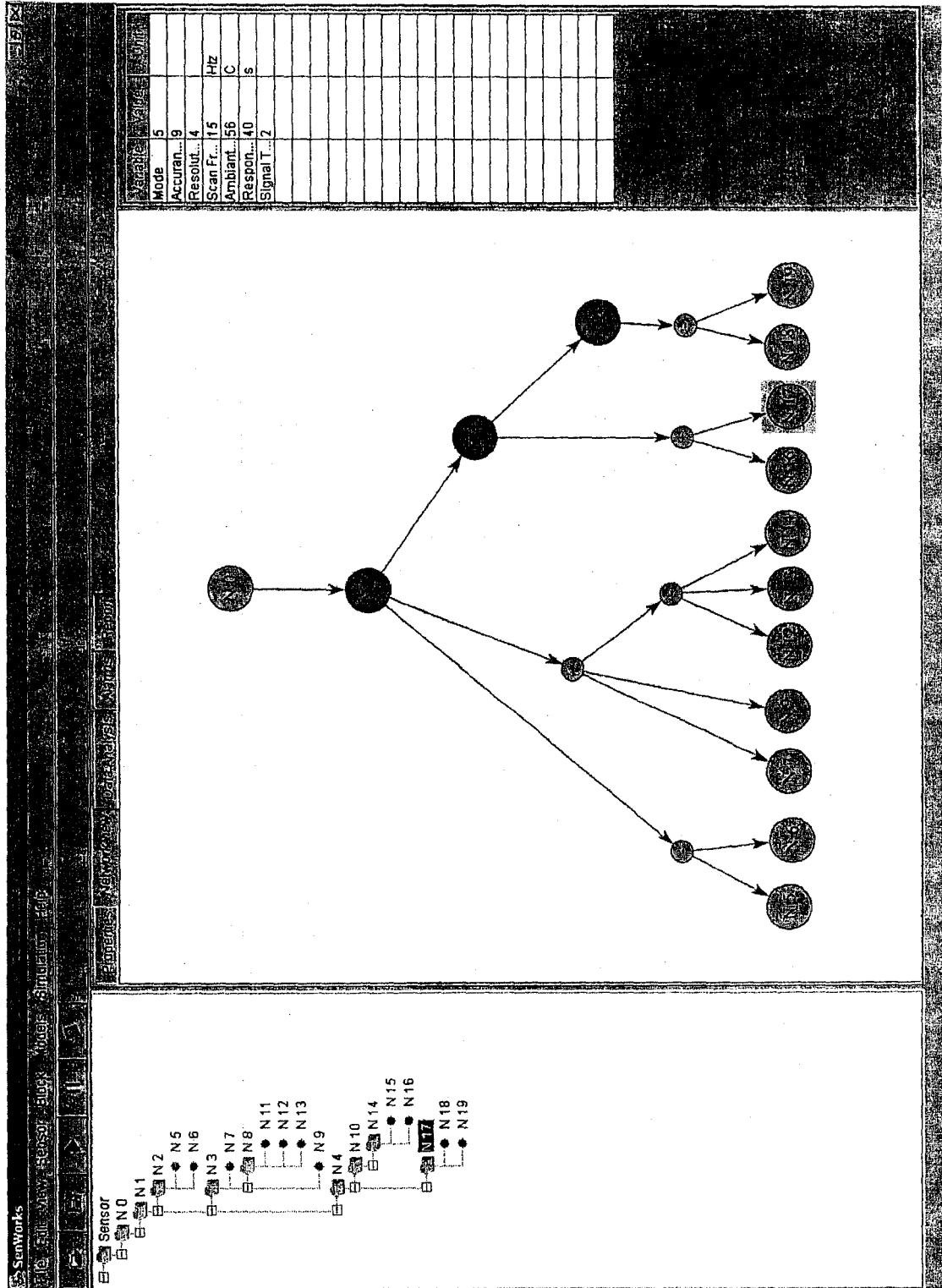
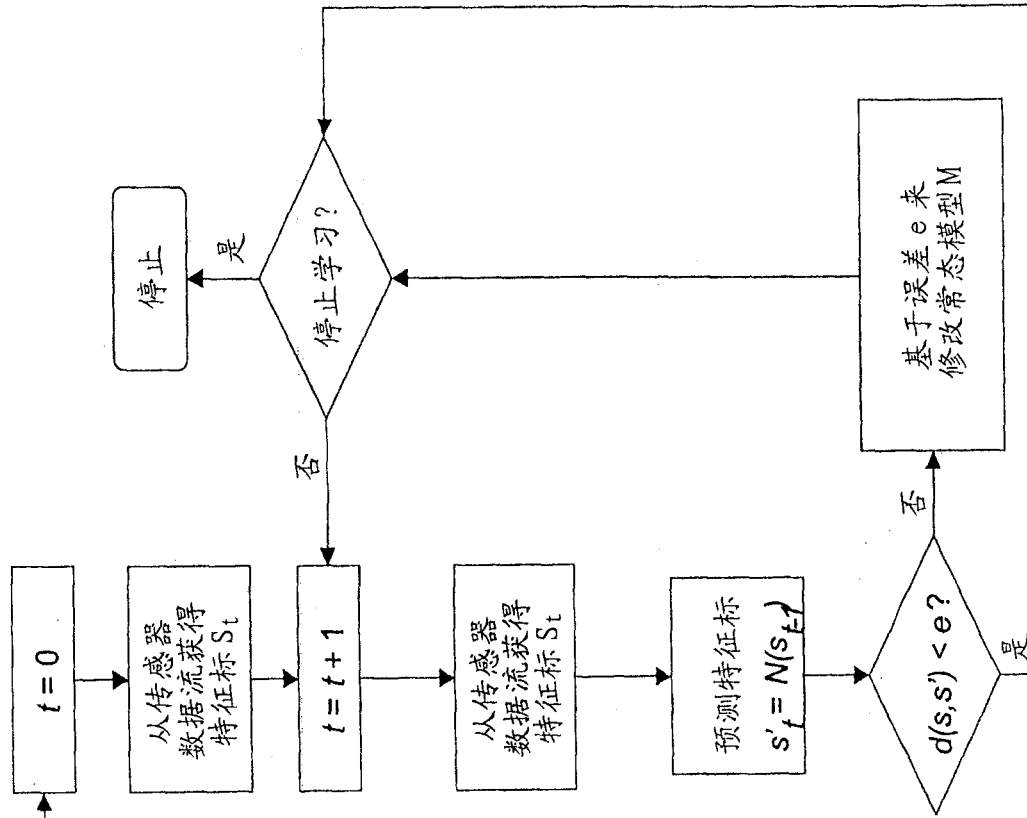


图 12



图例

N: 常态模型

s_t: 在时刻 t 的特征标 (传感器数据)

s'_t: 在时刻 t 的预测特征标

d: 用于比较两个特征标的距离函数

e: 误差 (两个特征标之间的差值)

图 13

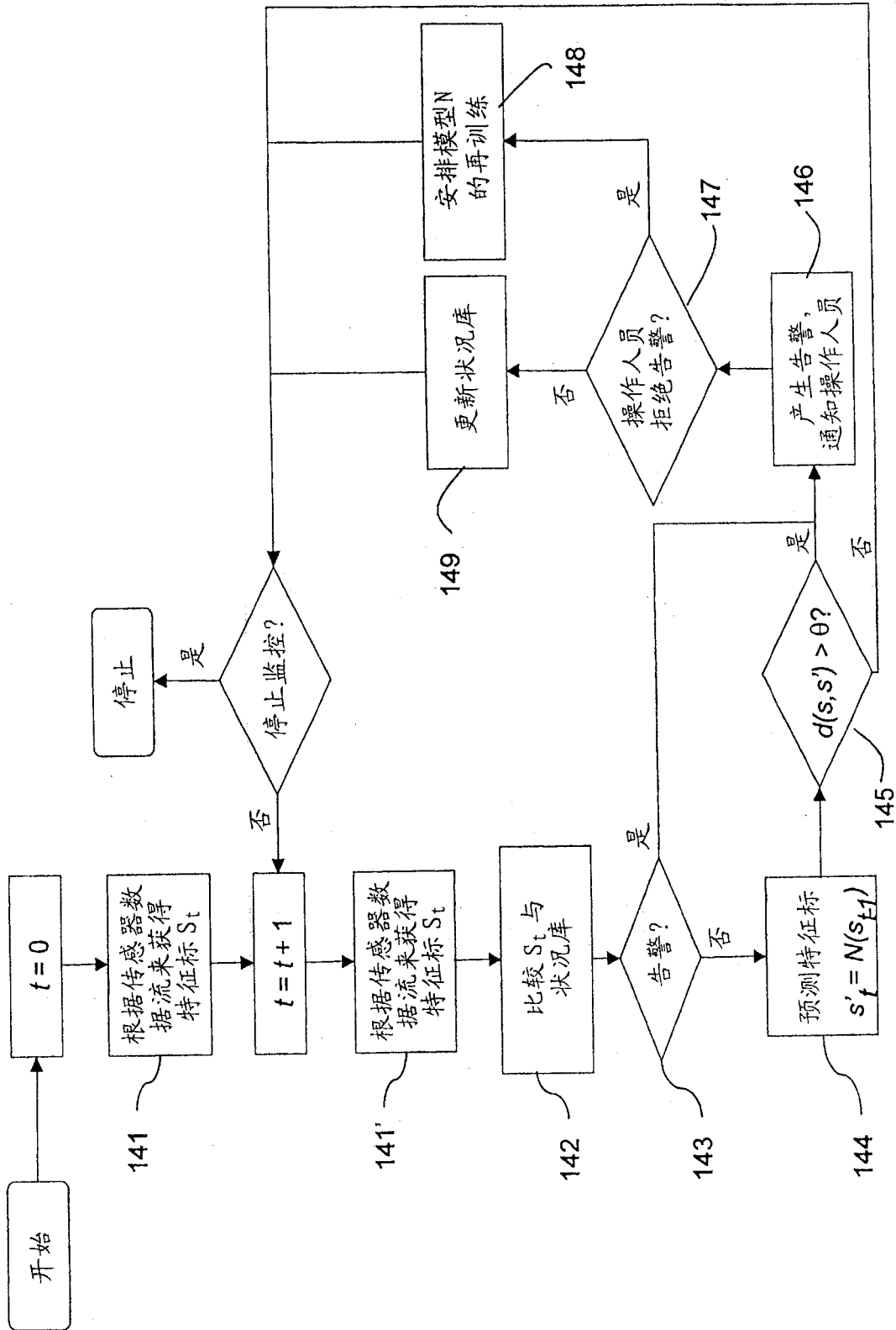


图 14

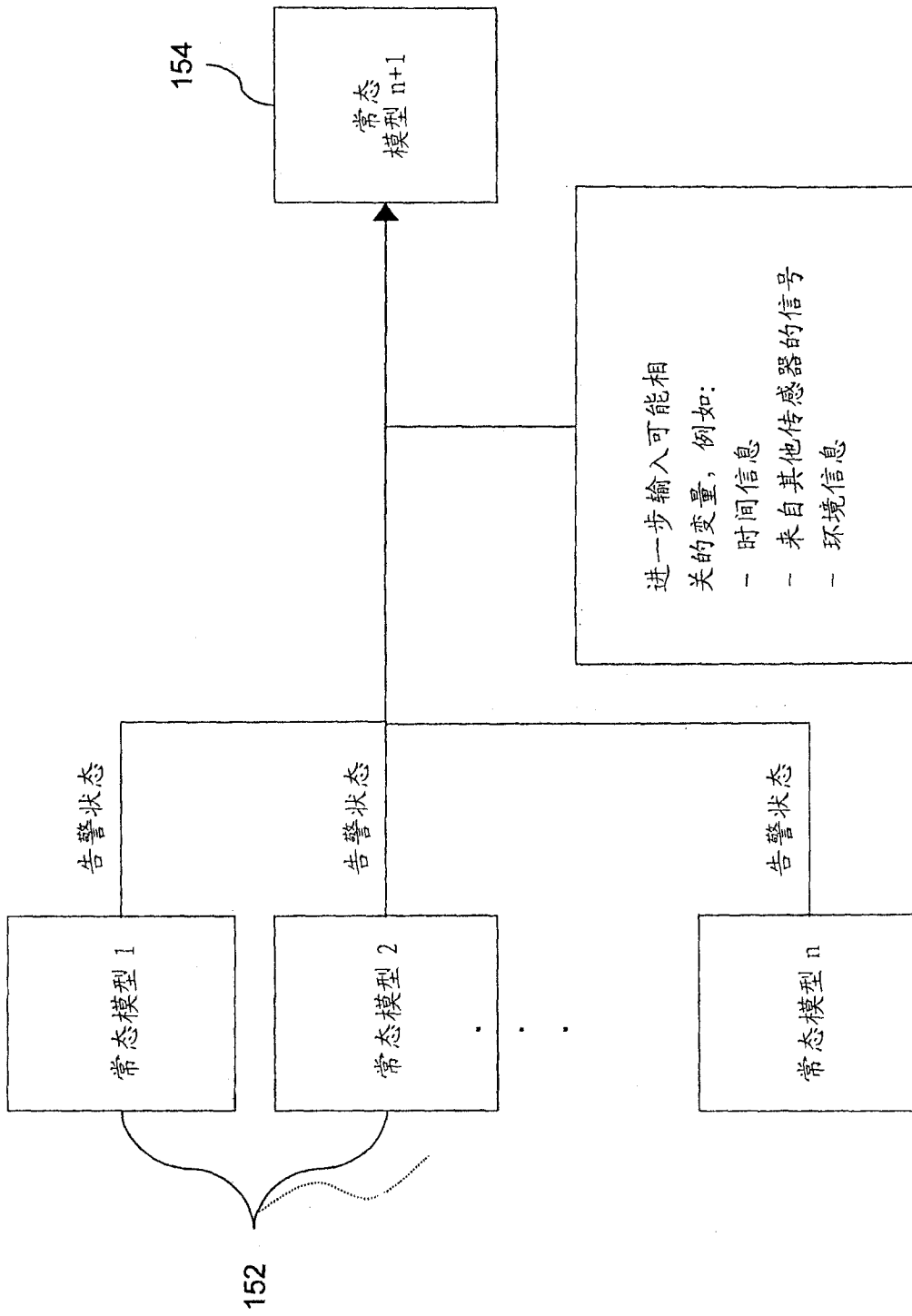


图 15