



(12) 发明专利

(10) 授权公告号 CN 113396369 B

(45) 授权公告日 2024.06.14

(21) 申请号 201980091150.9

(73) 专利权人 株式会社电装

(22) 申请日 2019.12.24

地址 日本爱知县

(65) 同一申请的已公布的文献号

(72) 发明人 森部敦

申请公布号 CN 113396369 A

(74) 专利代理机构 北京集佳知识产权代理有限公司 11227

(43) 申请公布日 2021.09.14

专利代理人 金雪梅 王秀辉

(30) 优先权数据

(51) Int.CI.

2019-021084 2019.02.07 JP

G05B 23/02 (2006.01)

(85) PCT国际申请进入国家阶段日

G06N 3/045 (2023.01)

2021.08.03

F02D 45/00 (2006.01)

(86) PCT国际申请的申请数据

(56) 对比文件

PCT/JP2019/050704 2019.12.24

CN 101118434 A, 2008.02.06

(87) PCT国际申请的公布数据

CN 101271529 A, 2008.09.24

W02020/162069 JA 2020.08.13

审查员 施龙权

权利要求书2页 说明书11页 附图8页

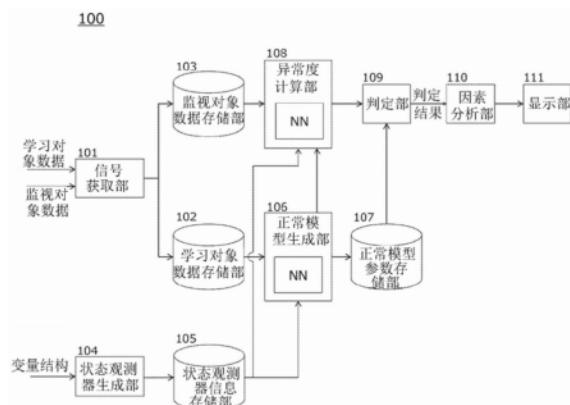
(54) 发明名称

异常检测装置

(57) 摘要

本发明提供异常检测装置。通过反映设备的功能、故障机制进行学习来进行高精度的异常检测。异常检测装置(100)具有：信号获取部(101)，获取学习对象数据和监视对象数据；状态观测器生成部(104)，使用输入的变量结构所包含的变量来生成状态观测器；正常模型生成部(106)，通过将第一状态观测值和学习对象数据结合并输入到竞争型神经网络来生成阈值，其中，第一状态观测值是将学习对象数据输入到状态观测器而得到的；异常度计算部(108)，通过将第二状态观测值和监视对象数据结合并输入到竞争型神经网络来计算异常度，其中，第二状态观测值是将监视对象数据输入到状态观测器而得到的；以及判定部(109)，通过比较阈值和异常度来求出判定结果。

CN 113396369 B



1.一种异常检测装置,具有:

信号获取部,获取学习对象数据和监视对象数据,其中,上述学习对象数据是用于学习的数据;

状态观测器生成部,使用输入的变量结构所包含的变量来生成状态观测器,其中,上述变量结构是指一个变量或者多个变量的组合;

正常模型生成部,通过将第一状态观测值和上述学习对象数据结合并输入到竞争型神经网络来生成阈值,其中,上述第一状态观测值是将上述学习对象数据输入到上述状态观测器而得到的;

异常度计算部,通过将第二状态观测值和上述监视对象数据结合并输入到上述竞争型神经网络来计算异常度,其中,上述第二状态观测值是将上述监视对象数据输入到上述状态观测器而得到的;以及

判定部,通过比较上述阈值和上述异常度来求出判定结果。

2.根据权利要求1所述的异常检测装置,其中,

上述状态观测器反映出在该异常检测装置中成为检测对象的设备的功能或者上述设备的故障机制。

3.根据权利要求1所述的异常检测装置,其中,

上述变量结构所包含的上述变量是在该异常检测装置中成为检测对象的设备的功能或者上述设备的故障机制的因素。

4.根据权利要求1所述的异常检测装置,其中,

上述状态观测器生成部通过线性结合上述变量结构所包含的变量,并输入上述学习对象数据来生成上述状态观测器。

5.根据权利要求1所述的异常检测装置,其中,

还具有输入部,上述输入部输入上述变量结构。

6.根据权利要求1所述的异常检测装置,其中,

上述状态观测器包括第一状态观测器和第二状态观测器,

上述第一状态观测器与上述第二状态观测器的相关性被最大化。

7.根据权利要求1所述的异常检测装置,其中,

上述状态观测器包括第一状态观测器、第二状态观测器以及第三状态观测器,

上述第一状态观测器与上述第二状态观测器的相关性亦即第一相关性、上述第二状态观测器与上述第三状态观测器的相关性亦即第二相关性以及上述第三状态观测器与上述第一状态观测器的相关性亦即第三相关性的和被最大化。

8.根据权利要求6或7所述的异常检测装置,其中,

上述第一状态观测器是将汽车的驱动系统作为对象的驱动系统状态观测器,上述第二状态观测器是将供给至发动机的空气与燃料之比作为对象的空燃比系统状态观测器,

上述驱动系统状态观测器的上述变量结构包含发动机转速以及涡轮转速作为上述变量,

上述空燃比系统状态观测器的上述变量结构包含氧传感器电压以及空燃比传感器电流作为上述变量。

9.根据权利要求1所述的异常检测装置,其中,

还具有因素分析部,在上述判定结果表示异常的情况下,上述因素分析部使用成为判定为异常的原因的上述第二状态观测值以及上述监视对象数据来确定异常的原因。

10.根据权利要求9所述的异常检测装置,其中,

上述因素分析部进一步使用以成为判定为异常的原因的上述第二状态观测值以及上述监视对象数据为基准在时间上靠前、靠后、或者靠前以及靠后的上述第二状态观测值以及上述监视对象数据来确定异常的原因。

11.根据权利要求9所述的异常检测装置,其中,

还具有显示部,上述显示部显示确定上述异常的原因的信息。

12.一种异常检测方法,其中,

获取学习对象数据,其中,上述学习对象数据是用于学习的数据,

使用输入的变量结构所包含的变量来生成状态观测器,其中,上述变量结构是指一个变量或者多个变量的组合,

通过将第一状态观测值和上述学习对象数据结合并输入到竞争型神经网络来生成阈值,其中,上述第一状态观测值是将上述学习对象数据输入到上述状态观测器而得到的,

获取监视对象数据,

通过将第二状态观测值和上述监视对象数据结合并输入到上述竞争型神经网络来计算异常度,其中,上述第二状态观测值是将上述监视对象数据输入到上述状态观测器而得到的,以及

通过比较上述阈值和上述异常度来求出判定结果。

13.一种记录介质,存储有可在计算机上执行的异常检测程序,其中,

获取学习对象数据,其中,上述学习对象数据是用于学习的数据,

使用输入的变量结构所包含的变量来生成状态观测器,其中,上述变量结构是指一个变量或者多个变量的组合,

通过将第一状态观测值和上述学习对象数据结合并输入到竞争型神经网络来生成阈值,其中,上述第一状态观测值是将上述学习对象数据输入到上述状态观测器而得到的,

获取监视对象数据,

通过将第二状态观测值和上述监视对象数据结合并输入到上述竞争型神经网络来计算异常度,其中,上述第二状态观测值是将上述监视对象数据输入到上述状态观测器而得到的,以及

通过比较上述阈值和上述异常度来求出判定结果。

异常检测装置

[0001] 相关申请的交叉引用:本申请基于在2019年2月7日申请的日本专利申请号2019—021084,并在此引用其记载内容。

技术领域

[0002] 本公开涉及使用竞争型神经网络来检测设备异常、异常迹象,特别是检测汽车等输送设备、农业设备、建筑设备的异常、异常迹象的装置。

背景技术

[0003] 近年来,提出了使用机器学习的各种设备的异常检测。机器学习也可以说是具有智能的系统,具有自身能够提高检测精度这样的特质。特别是,神经网络是着眼于生物的神经系统的特征功能建模而成的结构,其有用性得到认可。

[0004] 例如,在专利文献1中公开了对旋转设备等装置、设备使用竞争型神经网络,即使在根据转速、随时间的劣化、日期和时间、季节等而正常状态有偏差的情况下,通过无遗漏地学习实际传感器观测值来适当地诊断有无异常的异常监视装置。

[0005] 另外,在专利文献2中公开了通过机器学习和实际传感器值生成正常模型,通过阈值判定检测异常,并根据外部环境的变化重建整个正常模型的异常迹象诊断装置。

[0006] 专利文献1:日本特开2007—198918号公报

[0007] 专利文献2:日本特开2015—18389号公报

[0008] 本发明人详细研究的结果是在根据从实际传感器的观测值读取的信息、特征来求出用于检测异常的阈值的情况下,随着外部环境的变化,容易产生将异常判定为正常的误判定。另外,发现了若不考虑设备的功能、故障机制进行学习,则进行与应有的方向不同的学习,而偏离设备的功能、故障机制这样的课题。

发明内容

[0009] 本公开的目的在于通过反映设备的功能、故障机制进行学习,来进行高精度的异常检测。

[0010] 本公开的一个方式的异常检测装置具有:信号获取部,获取学习对象数据和监视对象数据;状态观测器生成部,使用输入的变量结构所包含的变量来生成状态观测器;正常模型生成部,通过将第一状态观测值和上述学习对象数据结合并输入到竞争型神经网络来生成阈值,其中,上述第一状态观测值是将上述学习对象数据输入到上述状态观测器而得到的;异常度计算部,通过将第二状态观测值和上述监视对象数据结合并输入到上述竞争型神经网络来计算异常度,其中,上述第二状态观测值是将上述监视对象数据输入到上述状态观测器而得到的;以及判定部,通过比较上述阈值和上述异常度来求出判定结果。

[0011] 本公开的另一方式的异常检测方法获取学习对象数据,使用输入的变量结构所包含的变量来生成状态观测器,通过将第一状态观测值和上述学习对象数据结合并输入到竞争型神经网络来生成阈值,其中,上述第一状态观测值是将上述学习对象数据输入到上述

状态观测器而得到的,获取监视对象数据,通过将第二状态观测值和上述监视对象数据结合并输入到上述竞争型神经网络来计算异常度,其中,上述第二状态观测值是将上述监视对象数据输入到上述状态观测器得到的,以及通过比较上述阈值和上述异常度来求出判定结果。

[0012] 本公开的另一方式的可在计算机中执行的异常检测程序获取学习对象数据,使用输入的变量结构所包含的变量来生成状态观测器,通过将第一状态观测值和上述学习对象数据结合并输入到竞争型神经网络来生成阈值,其中,上述第一状态观测值是将上述学习对象数据输入到上述状态观测器而得到的,获取监视对象数据,通过将第二状态观测值和上述监视对象数据结合并输入到上述竞争型神经网络来计算异常度,其中,上述第二状态观测值是将上述监视对象数据输入到上述状态观测器而得到的,以及通过比较上述阈值和上述异常度来求出判定结果。

[0013] 根据本公开的异常检测装置、异常检测方法以及异常检测程序,通过使用状态观测器反映设备的功能、故障机制,并基于此使用竞争型神经网络来计算异常度,从而能够进行高精度的异常检测。

[0014] 另外,通过使用这样的状态观测器,能够分析在设备的哪个功能、哪个部分产生异常、或者是否有产生异常的可能性。

附图说明

- [0015] 图1是说明实施方式的异常检测装置的结构的框图。
- [0016] 图2是说明实施方式的异常检测装置的状态观测器的说明图。
- [0017] 图3是说明实施方式的异常检测装置的状态观测器生成部的处理的说明图。
- [0018] 图4是说明实施方式的异常检测装置的异常度计算部的动作的流程图。
- [0019] 图5是说明实施方式的异常检测装置的显示部所显示的信息的说明图。
- [0020] 图6是说明实施方式的异常检测装置的学习时的动作的流程图。
- [0021] 图7是说明实施方式的异常检测装置的状态观测器的生成动作的流程图。
- [0022] 图8是说明实施方式的异常检测装置的监视时以及因素分析时的动作的流程图。

具体实施方式

[0023] 以下,参照附图对本公开的实施方式进行说明。
[0024] 此外,以下所示的本发明是指权利要求书所记载的发明,并不限于以下的实施方式。另外,至少双引号内的语句是指权利要求书所记载的语句,同样地并不限于以下的实施方式。

[0025] 在本发明中,权利要求书的从属权利要求所记载的结构和方法、与从属权利要求所记载的结构和方法对应的实施方式的结构和方法、以及未记载于权利要求书而仅记载于实施方式的结构和方法是任意的结构和方法。在权利要求书的记载比实施方式的记载宽的情况下,记载于实施方式的结构和方法也是指本发明的结构和方法的例示,在本发明中是任意的结构和方法。在任意情况下,通过记载于权利要求书的独立权利要求,而成为本发明必需的结构和方法。

[0026] 实施方式所记载的效果是具有作为本发明的例示的实施方式的结构的情况下

效果，并不一定是本发明所具有的效果。

[0027] 在有多个实施方式的情况下，各实施方式所公开的结构不是仅限于各实施方式，能够跨实施方式组合。例如，也可以将一个实施方式所公开的结构与其它实施方式组合。另外，也可以集中组合在多个实施方式中分别公开的结构。

[0028] 本公开所记载的见解、课题不是公知的课题，而是本发明人独自发现的课题，是与本公开的结构以及方法一起肯定发明的创造性的事。

[0029] (实施方式)

[0030] 1. 异常检测装置的结构

[0031] 首先，使用图1，对本实施方式的异常检测装置100(相当于“异常检测装置”)的结构进行说明。

[0032] 此外，以下的实施方式主要以搭载于汽车的车载用的异常检测装置为例进行说明，但本发明只要在权利要求书中没有限定，则也包含车载用以外的车辆用异常检测装置。例如，可举出设置于车辆的外部，并通过有线或者无线连接至车辆的连接ECU来使用的异常检测装置。

[0033] 并且，以下的实施方式也包含车载用异常检测装置、车辆用以外的异常检测装置。

[0034] 在这里，所谓的“异常检测装置”不仅是检测异常的装置，也包含检测故障迹象等异常迹象的装置。

[0035] 异常检测装置100具有信号获取部101、学习对象数据存储部102、监视对象数据存储部103、状态观测器生成部104、状态观测器信息存储部105、正常模型生成部106、正常模型参数存储部107、异常度计算部108、判定部109、因素分析部110以及显示部111。

[0036] 信号获取部101获取“学习对象数据”和“监视对象数据”。具体而言，可举出从与信号获取部101直接或者间接地连接的各种传感器获取的数据，例如发动机转速、涡轮转速、氧传感器电压、空燃比传感器电流等。除此之外，还可举出温度、湿度、位置信息等。除了从各种传感器直接获取学习对象数据和监视对象数据的情况之外，也能够通过网络间接地获取学习对象数据和监视对象数据。例如，在学习对象数据的情况下，也可以不从各种传感器获取，而通过从保存有基准值的数据库下载来获取。另外，并不限于信号获取部101从传感器获取的情况，例如也可以是控制输入值。

[0037] 在这里，所谓的“学习对象数据”只要是用于学习的数据即可，是否可用于其它目的是任意的。

[0038] 另外，所谓的“监视对象数据”只要是监视对象的数据即可，是否可用于其它目的是任意的。例如，也可以是也可用于学习对象的数据。

[0039] 作为各种传感器的例子，除温度计、湿度计、GPS等外，还可举出连接到进行发动机、方向盘、制动器等的控制的驱动系统电子控制装置、进行仪表、电动车窗等的控制的车体系统电子控制装置、或者进行用于防止与障碍物、行人的碰撞的控制的安全控制系统电子控制装置的传感器，且为搭载于汽车的传感器。

[0040] 学习对象数据存储部102存储由信号获取部101获取的学习对象数据。而且，存储的学习对象数据被输入到后述的正常模型生成部106。

[0041] 另外，监视对象数据存储部103存储由信号获取部101获取的监视对象数据。而且，存储的监视对象数据被输入到后述的异常度计算部108。

[0042] 这些存储部假定硬盘(HDD)、闪存等,但也可以是随机访问存储器(RAM)。另外,也可以是易失性存储器、非易失性存储器中的任意一种。

[0043] 状态观测器生成部104使用“变量结构”所包含的变量来生成状态观测器。状态观测器也称为观测器或软传感器。所谓的变量是与信号获取部101获取的学习对象数据以及监视对象数据对应的变量。在状态观测器生成部104具有输入单元(相当于“输入部”的情况下,也可以基于设定者的见解,输入状态观测器为了表现设备的功能、故障机制所需要或者有益的变量结构。后述状态观测器以及构成状态观测器的变量的具体例。

[0044] 在这里,所谓的“变量结构”是指一个变量或者多个变量的组合。

[0045] 状态观测器生成部104例如通过如式(1)所示的那样线性结合输入的变量结构所包含的变量来生成状态观测器。此外,系数a的初始值为随机的值,并使用学习对象数据实施结合,生成状态观测器的初始状态。

[0046] [式1]

$$a_p X_p = a_{p1} x_{p1} + a_{p2} x_{p2} + \cdots + a_{pn} x_{pn} \quad (1)$$

[0048] a:系数,x:变量,p:状态观测器的编号,n:变量的编号

[0049] $a_p X_p$:第p个状态观测器(状态观测值)

[0050] 优选状态观测器“反映出”在异常检测装置100中成为检测对象的设备的功能或者“设备的故障机制”。

[0051] 作为设备的功能的例子,可举出作为汽车的功能的驱动、作为汽车的功能的空燃比。在本实施方式中,对该例进行说明。

[0052] 另外,作为设备的故障机制的例子,例如可举出发动机过热的机制。发动机过热是由于冷却系统异常、发动机过载而发动机的温度上升,从而引起燃烧这样的机制。

[0053] 在这里,所谓的“设备的故障机制”是指产生设备故障的机制。

[0054] 另外,所谓的“反映出”是指从状态观测器输出的状态观测值根据设备的功能或者设备的故障机制而发生变化。

[0055] 优选状态观测器的变量结构所包含的变量是在异常检测装置100中成为检测对象的设备的功能或者设备的故障机制的“因素”。

[0056] 例如,当在设备的故障机制的例子中举出的发动机过热的情况下,发动机的温度是引起过热的直接因素,发动机转速、冷却液的量是引起发动机的温度上升的直接因素,即是引起过热的间接因素。

[0057] 以下,将设备的功能因素的例子作为本实施方式进行说明。

[0058] 在这里,所谓的“因素”是指对设备的功能或者设备的故障机制带来影响的事实。

[0059] 以下,举出基于汽车的功能的状态观测器的例子。

[0060] 例如,如图2所示,在生成以汽车的驱动系统为对象的驱动系统状态观测器(相当于“第一状态观测器”)的情况下,通过线性结合与汽车的驱动系统相关的变量例如发动机转速(x_{11})以及涡轮转速(x_{12}),来生成式(2)的状态观测器。

[0061] [式2]

$$u = a_1 X_1 = a_{11} x_{11} + a_{12} x_{12} \quad (2)$$

[0063] a_{11} 、 a_{12} :系数的初始值

[0064] u:驱动系统状态观测值

[0065] 例如,如图2所示,在生成以供给至发动机的空气与燃料之比为对象的空燃比系统状态观测器(相当于“第二状态观测器”的情况下,通过线性结合与发动机的空燃比相关的变量例如氧传感器电压(x_{21})以及空燃比传感器电流(x_{22}),来生成式(3)的状态观测器。

[0066] [式3]

$$v = a_2 X_2 = a_{21} x_{21} + a_{22} x_{22} \quad (3)$$

[0068] a_{21} 、 a_{22} :系数的初始值

[0069] v :空燃比系统状态观测值

[0070] 当然,也可以使用这些变量以外的变量。另外,结合的变量的数量并不限于两个。并且,状态观测器的数量并不限于两个。例如,也可以是一个,也可以生成第三个以后的状态观测器(相当于“第三状态观测器”)。

[0071] 在本实施方式中,作为状态观测器的例子举出了具有输入-输出的双层结构的观测器,但也可以是三层以上。在该情况下,也可以使用分层神经网络来描述。或者,也可以利用内核空间来描述。进一步,也可以导入正则化项。

[0072] 虽然作为状态观测器举出了线性结合变量的例子,但并不限于此,也可以以非线性结合的方式构成。例如,在使用分层神经网络来描述的情况下,由于使用sigmoid函数,所以以非线性结合的方式构成。

[0073] 通过生成状态观测器,能够推断不能通过传感器等直接测定的状态观测值。另外,通过使状态观测器反映设备的功能、故障机制,除了能够提高故障的检测精度之外,故障的因素分析也变得容易。

[0074] 此外,也可以对在通过状态观测器生成部104生成状态观测器时所使用的学习对象数据进行接近正态分布的分布变换。作为分布变换的例子,可举出Box-Cox变换或者Johnson变换。通过这样,存在提高后述的判定部109的异常检测精度的可能性。

[0075] 在进行了分布变换的情况下,将分布变换参数存储于后述的状态观测器信息存储部105,并输出到正常模型生成部106以及异常度计算部108。而且,也对输入到正常模型生成部106的学习对象数据以及输入到异常度计算部108的监视对象数据进行相同的分布变换。

[0076] 在状态观测器的数量为多个的情况下,优选如图3所示那样进一步使状态观测器彼此的相关性最大化。

[0077] 例如,在状态观测器包括第一状态观测器和第二状态观测器这两个状态观测器的情况下,在约束条件下使第一状态观测器与第二状态观测器的相关性最大化。在包括三个以上的状态观测器的情况下,分别在约束条件下使任意组合的两个状态观测器彼此的相关性最大化。

[0078] 由此,限定正常数据的由噪声引起的变动范围,能够提高异常检测的精度。

[0079] 具体而言,如(4)式的第一行所示,能够通过调整两个系数使相关性最大化。(4)式的分子是第一状态观测器与第二状态观测器的样本协方差,分母分别是第一状态观测器的样本方差、第二状态观测器的样本方差。

[0080] (4)式的第二行是拉格朗日的待定乘数法的约束条件,在本实施方式的情况下为1。

[0081] [式4]

$$[0082] \rho(a_n, a_m) = \frac{a_n^T V_{xnxm} a_m}{\sqrt{a_n^T V_{xnxn} a_n} \sqrt{a_m^T V_{xm xm} a_m}} \quad (4)$$

[0083] 受下列条件约束

$$[0084] a_n^T V_{xnxn} a_n = a_n^T X_n^T X_n a_n = a_m^T V_{xm xm} a_m = a_m^T X_m^T X_m a_m = 1$$

[0085] ρ : 相关性

[0086] n: 第n个状态观测器

[0087] m: 第m个状态观测器

[0088] a: 系数

[0089] V: 方差

[0090] 并且,在状态观测器包括第一状态观测器、第二状态观测器以及第三状态观测器这三个状态观测器的情况下,如图3所示,优选使两个状态观测器彼此的相关性的“和”最大化。

[0091] 在状态观测器为四个以上的情况下,也利用与三个状态观测器的情况相同的方法进行最大化。

[0092] 由此,限定正常数据的由噪声引起的变动范围,能够提高异常检测的精度。

[0093] 在这里,所谓的“和”除了简单和之外,也可以是平方和、绝对值和等在运算中包含和。

[0094] 具体而言,如(5)式所示,能够使两个状态观测器彼此的相关性的和最大化。g是表示和的函数,括号内是和的对象,即第n个状态观测器与第m个状态观测器的相关性。

[0095] [式5]

$$[0096] \text{Maximize}(a_1, \dots, a_N) \sum_{n,m=1, n \neq m}^N g(a_n^T X_n^T X_m a_m) \quad (5)$$

[0097] N: 状态观测器的总数

[0098] 状态观测器信息存储部105保存由状态观测器生成部104求出的状态观测器的系数,在本实施方式中,保存通过相关性的最大化得到的驱动系统状态观测器的系数(a_{11} 、 a_{12})、以及空燃比系统状态观测器的系数(a_{21} 、 a_{22})。另外,也一并保存状态观测器的变量结构。

[0099] 此外,在生成状态观测器时设置状态观测器生成部104即可,也可以一旦生成状态观测器并将状态观测器的变量结构以及状态观测器的系数保存于状态观测器信息存储部105以能够利用之后,与异常检测装置100分离。

[0100] 正常模型生成部106通过将第一状态观测值和学习对象数据“结合”并输入到竞争型神经网络来生成正常模型,其中,上述第一状态观测值是将学习对象数据输入到状态观测器而得到的。在本实施方式的情况下,通过从状态观测器信息存储部105读出状态观测器的变量结构和系数,并对这样的变量应用从学习对象数据存储部102读出的学习对象数据来求出第一状态观测值。

[0101] 例如,将作为学习对象数据获取的发动机转速以及涡轮转速输入到(2)式来求出驱动系统状态观测值(u_1) (相当于“第一状态观测值”)。另外,将作为学习对象数据获取的氧传感器电压以及空燃比传感器电流输入到(3)式来求出空燃比系统状态观测值(v_1) (相

当于“第一状态观测值”)。然后,将发动机转速、涡轮转速、驱动系统状态观测值(u_1)、氧传感器电压、空燃比传感器电流以及空燃比系统状态观测值(v_1)这六个数据输入到竞争型神经网络(NN)。

[0102] 在这里,所谓的“结合”只要是能够将第一状态观测值和学习对象数据同时输入到竞争型神经网络的状态即可。

[0103] 此外,作为给予给竞争型神经网络的初始值,例如在车型、测定季节、昼夜、定制规格、老化度等输入的数据的属性有多个组合的情况下,优选无遗漏地取样。或者,优选随机地取样。由此,能够加快竞争型神经网络图上的神经元权重向量的学习时的收敛。

[0104] 竞争型神经网络是仅包括输入层和输出层的网络,包括多个输入层神经元、和以全结合方式与输入层神经元连接的多个输出层神经元。

[0105] 在本实施方式中,求出异常度,该异常度是输入到竞争型神经网络的学习对象数据和状态观测值与获胜单元的神经元权重数据的差分。然后,使用差分的集合求出阈值。例如,使用差分(绝对值)的集合的99.9%分位数的常数倍作为阈值。

[0106] 正常模型参数存储部107存储由正常模型生成部106求出的阈值。

[0107] 异常度计算部108通过将第二状态观测值和监视对象数据“结合”并输入到竞争型神经网络,使用输出层神经元的加权数据来计算异常度,其中,上述第二状态观测值是将监视对象数据输入到状态观测器而得到的。在本实施方式的情况下,通过从状态观测器信息存储部105读出状态观测器的变量结构和系数,并对这样的变量应用从监视对象数据存储部103读出的监视对象数据来求出第二状态观测值。此外,当在生成状态观测器时对学习对象数据进行了分布变换的情况下,从状态观测器信息存储部105读出分布变换参数,并对监视对象数据进行分布变换。

[0108] 例如,将作为监视对象数据获取的发动机转速以及涡轮转速输入到(2)式来求出驱动系统状态观测值(u_2) (相当于“第二状态观测值”)。另外,将作为监视对象数据获取的氧传感器电压以及空燃比传感器电流输入到(3)式求出空燃比系统状态观测值(v_2) (相当于“第二状态观测值”)。然后,将发动机转速、涡轮转速、驱动系统状态观测值(u_2)、氧传感器电压、空燃比传感器电流、以及空燃比系统状态观测值(v_2)这六个数据输入到竞争型神经网络(NN)。

[0109] 在这里,所谓的“结合”只要是能够将第二状态观测值和监视对象数据同时输入到竞争型神经网络的状态即可。

[0110] 根据输入到竞争型神经网络的监视对象数据和状态观测值与各输出层神经元的权重数据的差值来求出异常度。

[0111] 以下,使用图4,对异常度计算部108中的异常度的求解方法进行说明。

[0112] 图中的符号的意思如下。

[0113] W: 神经元集合

[0114] k: 监视时刻

[0115] l: 循环计数器

[0116] L: 循环次数

[0117] I,j: 神经网络的神经元地址

[0118] 将循环计数器(l)设定为1(S101)。

[0119] 求出监视时刻(k)下的监视对象数据(Z_k)与最接近该监视对象数据(Z_k)的神经网络的神经元的权重数据($W_{i,j}$)的最小欧几里得距离($d \sim_{k,1}$) (S102)。此外,本说明书中的附图标记“ $d \sim$ ”是指带波浪号的d。

[0120] 求出监视对象数据(Z_k)与接近该监视对象数据(Z_k)的神经网络的神经元的权重数据($W'_{k,1}$)的余弦相似度($\cos\theta_{k,1}$) (S103)。

[0121] 根据最小欧几里得距离($d \sim_{k,1}$)和余弦相似度($\cos\theta_{k,1}$),求出异常度($c_{k,1}$) (S104)。

[0122] 若循环计数器(1)未超过规定循环次数(L) (S105:否),则将循环计数器(1)自加1 (S106),从神经元集合(W)中除去最接近监视对象数据的神经元(相当于 $W'_{k,1}$ 的 $W_{i,j}$) (S107),并返回到S102。若循环计数器(1)超过规定循环次数(L) (S105:是),则将规定循环次数(L)的量的异常度的总和设为异常度(c_k) (S108)。

[0123] 此外,可以任意地设定循环次数(L),例如设为十次。

[0124] 此外,也可以为通过后述的因素分析部110进行因素分析以确定异常的原因的情况做准备,将(6)式的 f_k 的值即对求异常度($c_{k,1}$)时所使用的监视对象数据(Z_k)与 $i=1$ 时选择的权重神经元($W'_{k,1}$)的差分向量求平方并取平方根所得的值保存至另外设置的保存部。s是确定监视对象数据或者状态观测值的值, $1 \leq s \leq S$ 。S是监视对象数据以及状态观测值的合计数。

[0125] [式6]

$$[0126] f_k = \sqrt{|Z_k - W'_{k,1}|^2} \quad (6)$$

$$[0127] f_k = (f_{k,1}, f_{k,2}, \dots, f_{k,S})^\top$$

[0128] 判定部109通过比较从正常模型参数存储部107读出的阈值与从异常度计算部108输出的异常度(c_k)来求出判定结果。具体而言,若异常度为阈值以上,则输出存在异常这样的判定结果。若异常度小于阈值,则输出没有异常这样的判定结果。

[0129] 在判定部109的判定结果表示“异常”的情况下,因素分析部110使用成为被判定为“异常”的原因的第二状态观测值和监视对象数据来确定“异常”的原因。因素分析部110也可以进一步使用以成为判定为异常的原因的第二状态观测值和监视对象数据为基准在时间上靠前、靠后、或者靠前以及靠后的第二状态观测值和监视对象数据来确定异常的原因。在本实施方式中,将确定异常的原因称为因素分析。

[0130] 在这里,所谓的“异常”不仅包含异常,也包含异常迹象。

[0131] 例如,在本实施方式中,使用判定为存在异常的第二状态观测值和监视对象数据、以及其前后5点的共计11点数据来确定异常的原因。

[0132] 当在监视时刻(k)判定为异常的情况下,从另外设置的保存部读出由异常度计算部108计算出的通过(6)式所示的 f_k 及其前后5点的值,并将其设为F。s是确定监视对象数据或者状态观测值的值, $1 \leq s \leq S$ 。S是监视对象数据和状态观测值的合计数。在本实施方式中,如以下那样建立有对应关系。

[0133] $s=1$:发动机转速

[0134] $s=2$:涡轮转速

[0135] $s=3$:驱动系统状态观测值(u_2)

[0136] $s=4$: 氧传感器电压

[0137] $s=5$: 空燃比传感器电流

[0138] $s=6$: 空燃比系统状态观测值 (v_2)

[0139] [式7]

$$[0140] F = \begin{bmatrix} f_{-5,1} & \cdots & f_{-5,s} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ f_{5,1} & \cdots & f_{5,s} \end{bmatrix} \quad (7)$$

[0141] 这样, F 包含状态观测器的各异常度和监视对象数据的各异常度。在通过因素分析分析影响异常度的因素时, 若仅使用少数的监视对象数据则由于噪声的影响而难以进行正确的分析。另外, 难以看清表示监视对象的设备的功能的功能模块的哪一个具有因素。

[0142] 因此, 在本实施方式中, 通过使用多个测定点分析 F 所包含的状态观测值, 在本实施方式中是 $s=3$ 、以及 $s=6$ 的状态观测值, 能够对噪声具有鲁棒性。

[0143] 在将根据各状态观测器求出的值亦即 $f_{k,s}$ 的总和 f_{all} 作为整体异常趋势的情况下, 能够通过(9)式求出与各状态观测器的相似度 γ_s 。 f' 表示与平均的偏差向量。在(8)式中, 求出仅根据状态观测器求出的值的总和, 但在本实施方式中是 $s=3$ 和 $s=6$ 这两种情况下的和。

[0144] [式8]

$$[0145] f_{all} = \sum_S^T f_{k,s} \quad (8)$$

$$[0146] \gamma_s = \frac{(f'_{all}, f'_s)}{\|f'_{all}\| \|f'_s\|} \quad (9)$$

[0147] 如(9)式那样, 以相似度的形式比较各状态观测器的异常度与整体异常趋势。而且, 将具有相似度 γ_s 的绝对值的最大值的状态观测器 s 所对应的设备的功能模块推断为产生异常的原因的功能模块。

[0148] 此外, 作为调查相似度的方法, 在本实施方式中使用(9)式的皮尔逊积距相关性, 但也可以使用余弦相似度、斯皮尔曼秩相关系数、肯德尔秩相关系数、互相关函数、DTW、KL 距离等。另外, 也可以将 f_{all} 与 $f_{k,s}$ 的关系性视为图形模型, 并导入正则化排除伪相关、弱相关。

[0149] 进一步, 也可以为了不仅包括功能模块, 还包含成为异常的原因的实际传感器、控制输入值来进行因素分析, 而求出整体异常趋势 f_{all} 与实际传感器、控制输入值的异常度 $f_{k,s}$ 的相似度。即, 在本实施方式中, 也可以对 $s=1, 2, 4, 5$ 求出相似度 γ_s 。

[0150] 而且, 也可以将确定异常的原因的信息, 在本实施方式中是相似度 γ_s 以及与该相似度 γ_s 相关的信息显示于显示部111。图5的(a)示出显示于显示部111的信息。根据该显示, 显示整体异常趋势 f_{all} 、各状态观测器的异常度 $f_{k,s}$ 、实际传感器、控制输入值的异常度 $f_{k,s}$ 、以及它们的相似度 γ_s , 所以能够在视觉上确定哪个功能模块、实际传感器等产生了异常。另外, 也可以为了选择显示内容避免显示不必要的信息, 而采用基于下钻、上卷的显示。图5的(b)是本实施方式中的显示例。

[0151] 2. 异常检测装置的动作

[0152] 接下来, 使用图6~图8, 对本实施方式的异常检测装置100的动作进行说明。

[0153] 此外,在图6~图8的流程中,在后段的处理或者判断不以前段的处理或者判断的结果为前提的情况下,能够调换前段与后段的顺序。另外,图6~图8不仅示出异常检测装置100的异常检测方法,也示出由异常检测装置100执行的程序的处理顺序。

[0154] (1) 学习时的动作

[0155] 图6是表示异常检测装置100的学习时的动作的流程图。

[0156] 信号获取部101从各种传感器等获取学习对象数据(S201)。

[0157] 信号获取部101对学习对象数据进行分布变换(S202)。

[0158] 学习对象数据存储部102存储分布变换后的学习对象数据(S203)。

[0159] 状态观测器生成部104使用输入的变量结构所包含的变量来生成状态观测器(S204)。状态观测器的生成作为另外的子流程的处理使用图7来说明。

[0160] 正常模型生成部106求出将学习对象数据输入到状态观测器而得到的第一状态观测值(S205)。

[0161] 正常模型生成部106结合第一状态观测值和学习对象数据(S206)。

[0162] 正常模型生成部106从结合第一状态观测值和学习对象数据而成的数据的组合中随机地取样(S207)。

[0163] 正常模型生成部106的竞争型神经网络根据第一状态观测值和学习对象数据生成阈值(S208)。

[0164] 正常模型参数存储部107存储正常模型的阈值(S209)。

[0165] (2) 状态观测器的生成动作

[0166] 图7是表示异常检测装置100的状态观测器生成部104中的状态观测器的生成动作的子流程的流程图。

[0167] 向状态观测器生成部104输入变量结构(S301)。

[0168] 状态观测器生成部104使用输入的变量结构所包含的变量将系数设定为初始值,并通过结合学习对象数据来生成状态观测器(S302)。

[0169] 状态观测器生成部104判断生成的状态观测器是单个还是多个(S303)。若为单个,则将状态观测器的系数以及变量结构保存至状态观测器信息存储部105(S304),并结束处理。若为多个,则将处理移至S305。

[0170] 状态观测器生成部104判断生成的状态观测器为两个还是三个以上(S305)。若为两个,则将处理移至S306。若为三个以上,则将处理移至S307。

[0171] 在生成的状态观测器为两个的情况下,状态观测器生成部104使两个状态观测器彼此的相关性最大化(S306),并将处理移至S304。

[0172] 在生成的状态观测器为三个以上的情况下,状态观测器生成部104使两个状态观测器彼此的相关性的总和最大化(S307),并将处理移至S304。

[0173] (3) 监视时以及因素分析时的动作

[0174] 图8是表示异常检测装置100的监视时以及因素分析时的动作的流程图。

[0175] 信号获取部101从各种传感器等获取监视对象数据(S401)。

[0176] 信号获取部101从状态观测器信息存储部105读出分布变换参数,并对监视对象数据进行分布变换(S402)。

[0177] 异常度计算部108求出将监视对象数据输入到状态观测器而得到的第二状态观测

值(S403)。

[0178] 异常度计算部108结合第二状态观测值和监视对象数据(S404)。

[0179] 异常度计算部108的竞争型神经网络根据结合的数据来计算异常度(S405)。

[0180] 判定部109通过比较从正常模型参数存储部107读出的阈值和从异常度计算部108输出的异常度来求出判定结果(S406)。若异常度为阈值以下，则输出正常的判定结果(S407)。若异常度大于阈值，则输出异常的判定结果(S408)。

[0181] 在判定部109的判定结果表示异常的情况下(S408)，因素分析部110使用成为判定为异常的原因的第二状态观测值和监视对象数据来确定异常的原因(S409)。

[0182] (总结)

[0183] 以上，对本公开的实施方式中的异常检测装置的特征进行了说明。

[0184] 由于在各实施方式中使用的词语是例示，所以也可以置换为同义的词语或者包含同义的功能的词语。

[0185] 实施方式的说明所使用的框图是按每个功能对异常检测装置的结构进行分类以及整理而成的框图。这些功能模块能够由硬件或者软件的任意组合来实现。另外，由于是示出功能的框图，所以这样的框图也能够作为方法的发明的公开来把握。

[0186] 对于各实施方式所记载的处理、流程以及能够作为方法来把握的功能模块，只要没有处于在一个步骤中利用其它步骤的结果的关系等限制，则也可以更换顺序。

[0187] 各实施方式以及权利要求书所使用的“第一”、“第二”的词语是为了区分同种的两个以上的结构、方法而使用的，并不限定顺序、优劣。

[0188] 此外，在上述实施方式中，对将本公开的异常检测装置搭载于车辆的情况，换句话说对车载器进行了说明，但也可以搭载或者连接于车辆以外的设备。

[0189] 虽然作为异常检测装置的例子举出了故障诊断工具，但并不限于该方式、名称。例如，作为部件、半成品，可举出半导体、电子电路、模块或者ECU(电子控制单元)。另外，作为成品，可举出行车记录仪、汽车导航系统、智能手机、个人计算机、移动电话、移动信息终端。

[0190] 此外，本公开不仅能够利用具有在各实施方式中说明的结构以及功能的专用硬件来实现，也能够作为记录于存储器、硬盘等记录介质的用于实现本公开的程序和具有能够执行该程序的专用或者通用CPU以及存储器等的通用的硬件的组合来实现。

[0191] 储存于专用、通用的硬件的非过渡性实体记录介质(例如，外部存储装置(硬盘、USB存储器、CD/BD等)、或者内部存储装置(RAM、ROM等))的程序也能够经由记录介质、或者不经由记录介质而从服务器经由通信线路提供给专用或者通用的硬件。由此，能够通过程序的升级一直提供最新的功能。

[0192] 本公开的异常检测装置并不限于车载用途，也能够用于各种设备的异常检测。

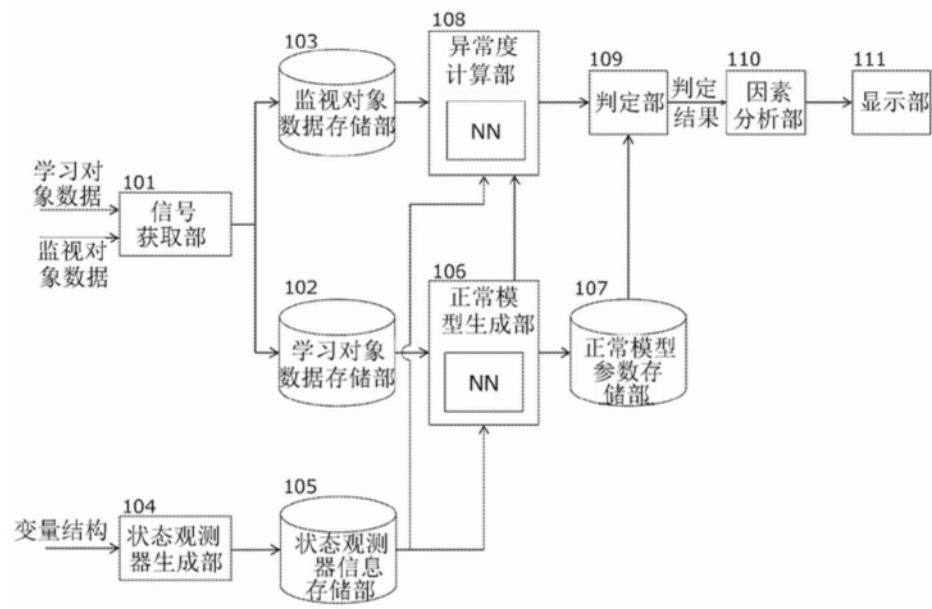
100

图1

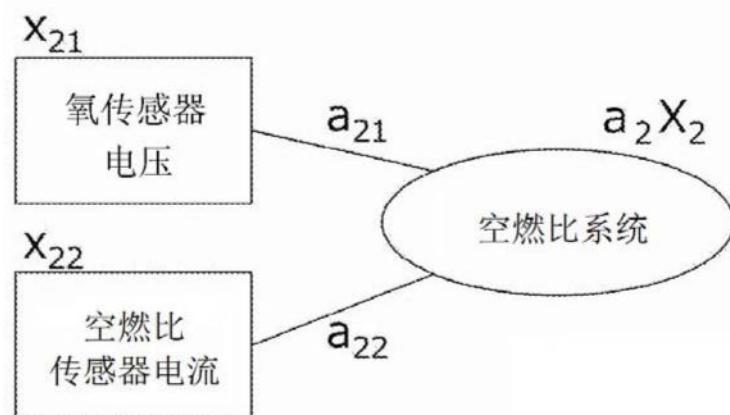
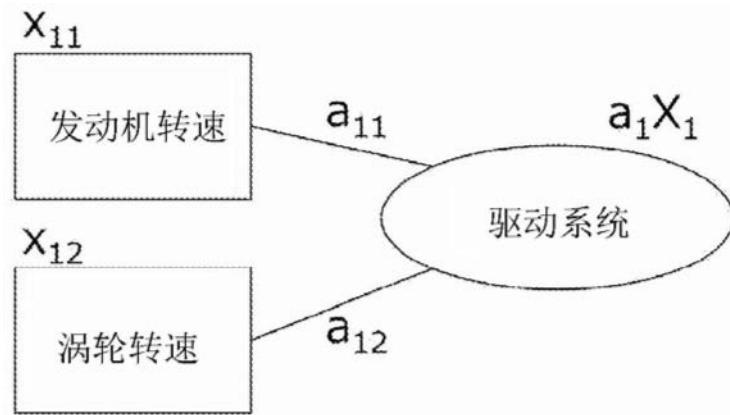


图2

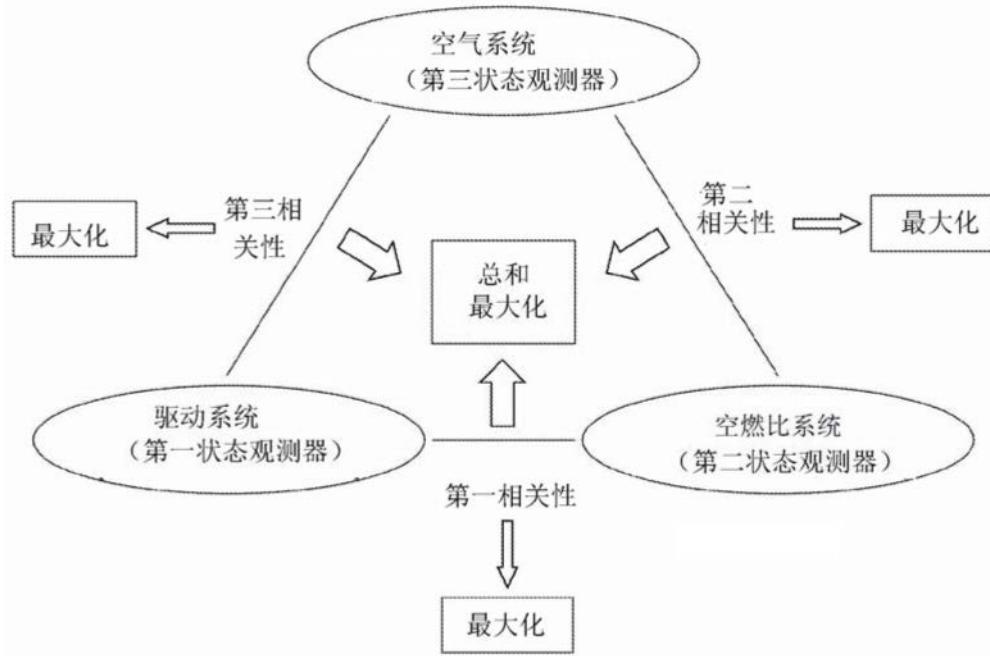
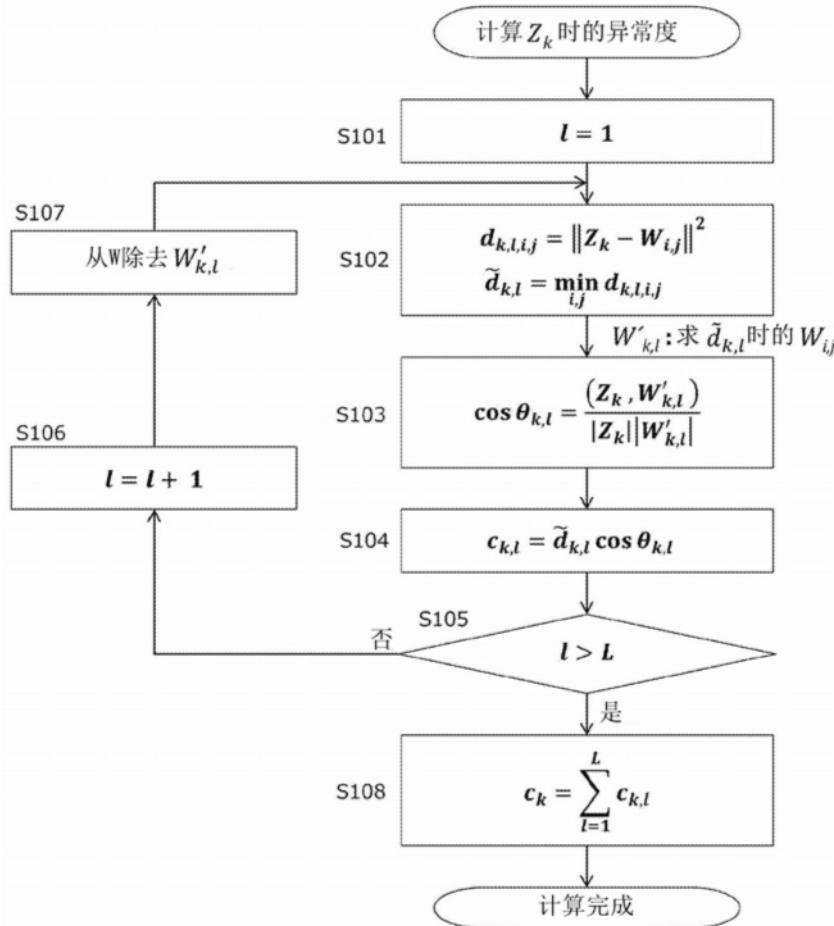


图3



$$\mathbf{W} = (W_{1,1}, \dots, W_{1,M}, W_{2,1}, \dots, W_{i,j}, \dots, \dots, W_{N,M})$$

$$W_{i,j} = (W_{i,j,1}, W_{i,j,2}, \dots, W_{i,j,N})$$

$$Z_k = (Z_{k,1}, Z_{k,2}, \dots, Z_{k,N})^T$$

k : 测定时刻

图4

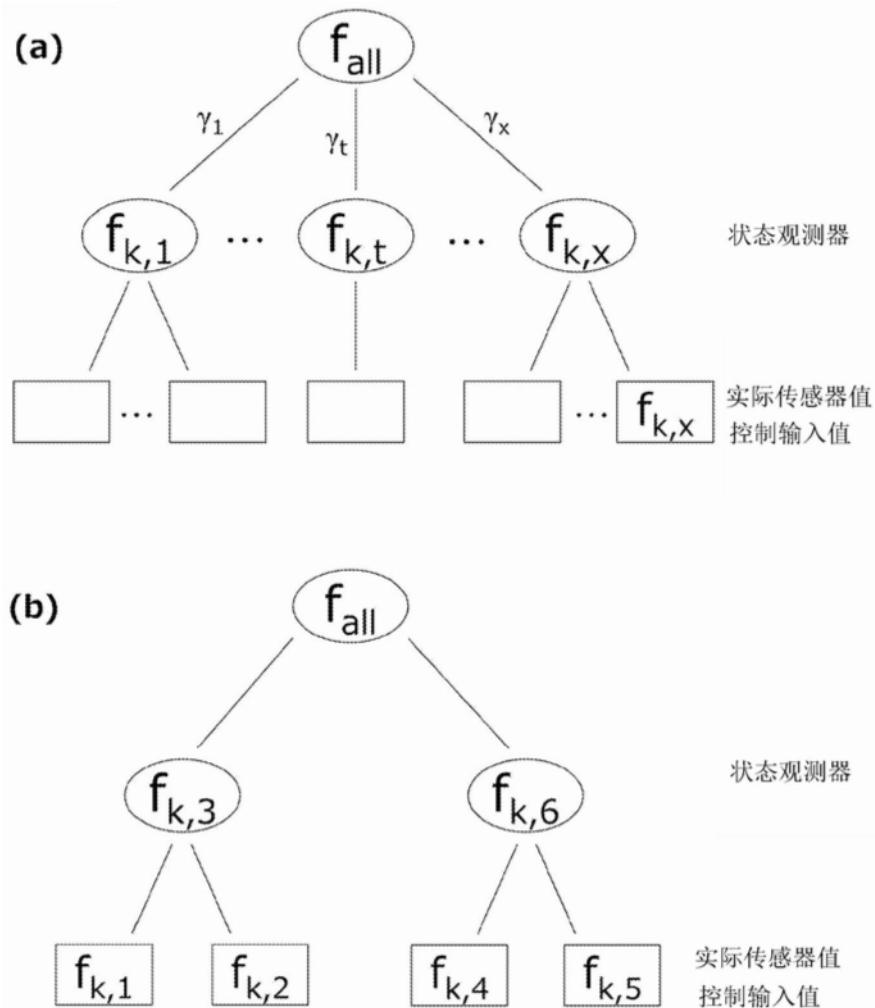


图5

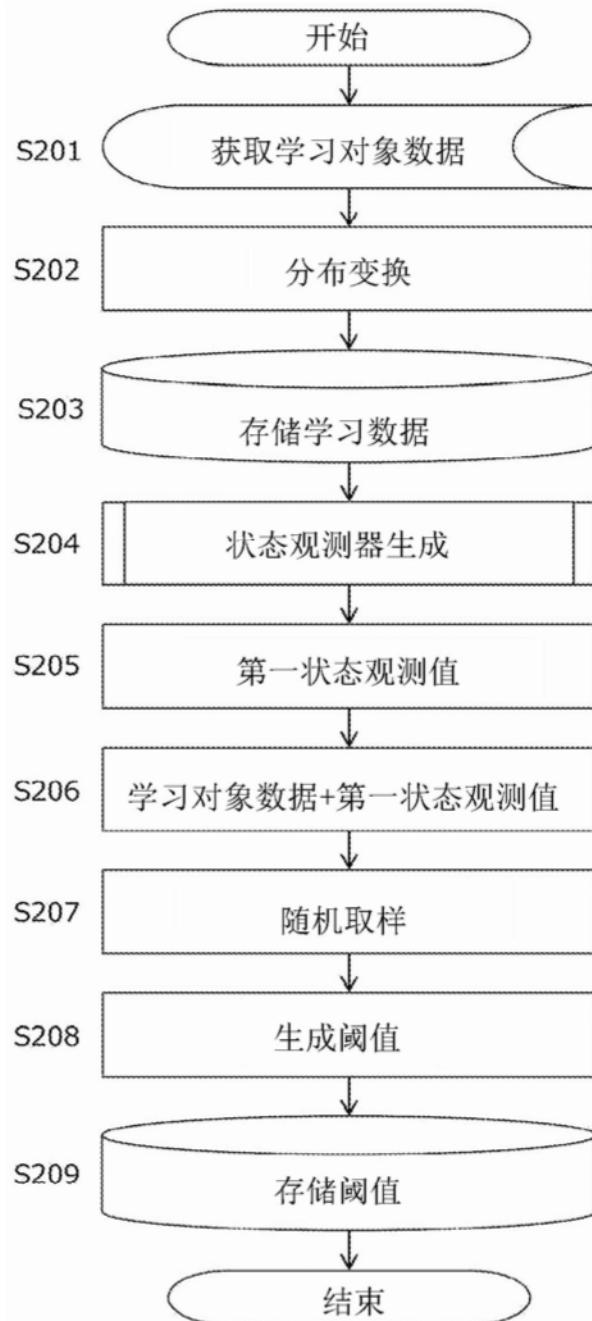


图6

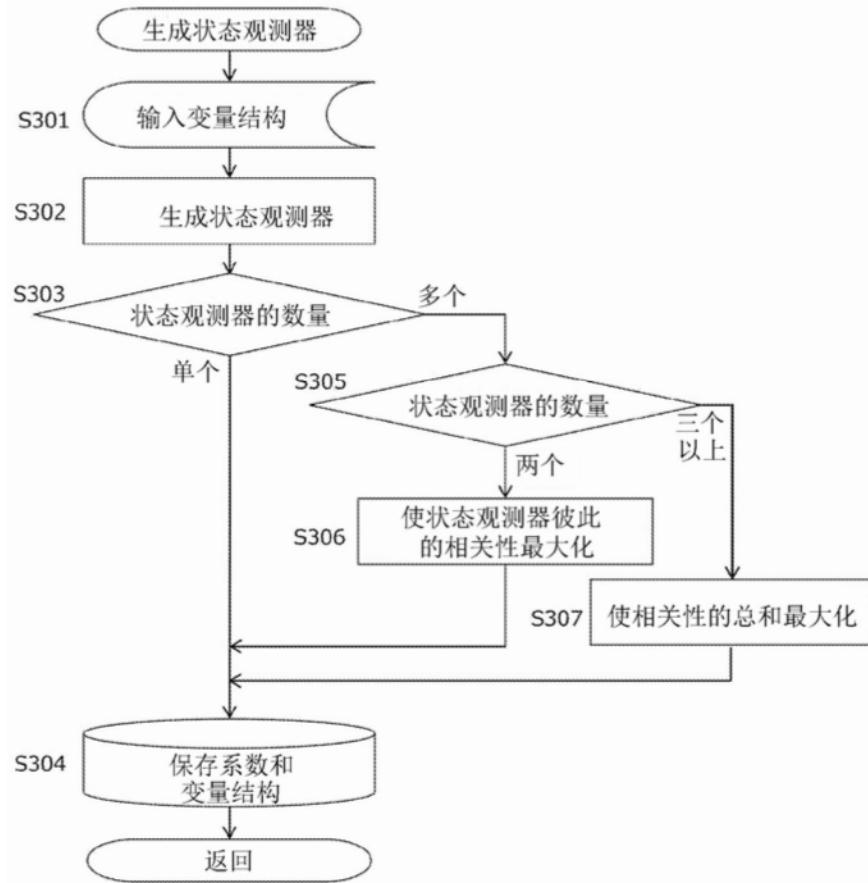


图7

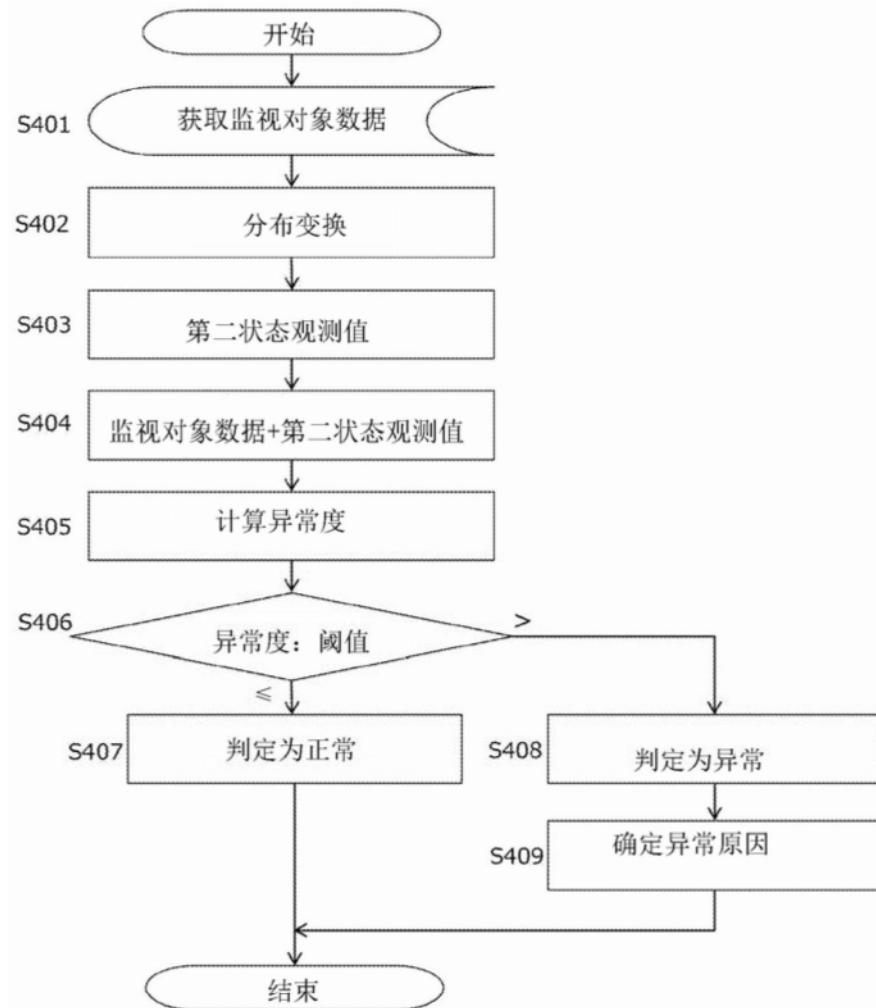


图8