



(12) 发明专利

(10) 授权公告号 CN 112947356 B  
(45) 授权公告日 2025. 02. 28

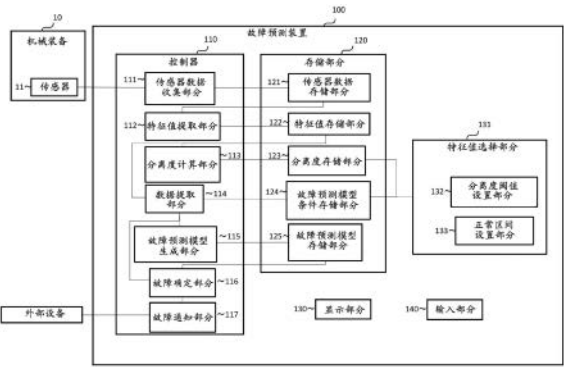
(21) 申请号 202011415035.3  
(22) 申请日 2020.12.07  
(65) 同一申请的已公布的文献号  
    申请公布号 CN 112947356 A  
(43) 申请公布日 2021.06.11  
(30) 优先权数据  
    2019-223201 2019.12.10 JP  
(73) 专利权人 佳能株式会社  
    地址 日本东京  
(72) 发明人 平野真  
(74) 专利代理机构 中国贸促会专利商标事务所  
    有限公司 11038  
    专利代理师 马景辉

(51) Int.Cl.  
    G05B 23/02 (2006.01)  
    G06N 3/0455 (2023.01)  
    G06N 3/088 (2023.01)  
    G06N 3/09 (2023.01)  
    G06N 3/126 (2023.01)  
    G06N 20/10 (2019.01)  
(56) 对比文件  
    US 2012290879 A1, 2012.11.15  
    审查员 林鹏飞

权利要求书2页 说明书12页 附图11页

(54) 发明名称  
    控制方法、控制装置、机械装备和记录介质  
(57) 摘要

本申请涉及一种控制方法、控制装置、机械装备和记录介质。控制装置包括控制器。控制器被配置为获得与机械装备从第一状态到达第二状态的时段对应的机械装备的状态的测量值,通过使用该测量值提取至少一个预定特征值,并基于用于将第一状态与第二状态彼此区分的分离度从所述至少一个预定特征值的数据中提取用于机器学习的数据。



1. 一种控制方法,包括:

获得与机械装备从第一状态到达第二状态的时段对应的所述机械装备的状态的测量值;

通过使用所述测量值提取至少两个特征值;

对于所述至少两个特征值中的每一个,在预定时段在至少一个定时被分离成多个区间的情况下,获得分离度,所述分离度表示将所述机械装备处于所述第一状态的区间与所述机械装备处于所述第二状态的区间彼此区分的程度;

基于在预定时段中所述至少两个特征值中的每一个的分离度的最大值,从所述至少两个特征值选择至少一个特征值;

基于所述至少一个特征值达到所述分离度的最大值的至少一个定时来设置时段;以及  
从所述至少一个特征值的与在所述设置中设置的时段对应的数据中提取用于机器学习的数据。

2. 根据权利要求1所述的控制方法,其中所述提取用于机器学习的数据包括:

基于所述分离度来设置第一时段,所述第一时段是所述机械装备处于所述第一状态的时段;以及

提取所述至少一个特征值的与所述第一时段对应的数据作为所述用于机器学习的数据。

3. 根据权利要求1所述的控制方法,其中在获得分离度中,沿着时间线的所述至少两个特征值的数据在预定时段中的至少一个定时被分离成第一数据集合和第二数据集合,并且与预定时段中的所述至少一个定时中的每一个对应地基于所述第一数据集合的第一平均值和第一方差以及所述第二数据集合的第二平均值和第二方差获得所述分离度。

4. 根据权利要求3所述的控制方法,还包括:向操作者显示屏幕,所述屏幕用于选择所述至少一个特征值的与在所述设置中设置的时段对应的数据是否被用于所述用于机器学习的数据。

5. 根据权利要求1至4中的任一项所述的控制方法,还包括:

使用所述用于机器学习的数据通过机器学习来生成学习后模型;以及

通过使用所述学习后模型来确定所述机械装备的状态。

6. 根据权利要求5所述的控制方法,其中所述机械装备的状态的确定包括:

将所述至少一个特征值的与在所述设置中设置的时段对应的数据输入到所述学习后模型;

获得输入到所述学习后模型的输入数据与从所述学习后模型输出的输出数据之间的偏离度;

基于在所述机械装备从所述第一状态到达所述第二状态的时段中所述偏离度的时间改变来设置确定阈值;

通过使用与和评估时间对应的所述机械装备的状态相关的测量值来提取与所述至少一个特征值相同种类的特征值作为评估特征值;以及

通过使用所述评估特征值和所述学习后模型获得指示所述机械装备从所述第一状态的偏离度的指标值,并通过使用所述指标值和所述确定阈值来确定与所述评估时间对应的所述机械装备的状态。

7. 根据权利要求1所述的控制方法,其中所述选择所述至少一个特征值包括:  
将所述分离度的最大值中的每一个与阈值相比较以选择所述至少一个特征值。
8. 根据权利要求1所述的控制方法,其中所述选择所述至少一个特征值包括:  
选择具有最大的所述分离度的最大值的预定数量的特征值作为所述至少一个特征值。
9. 根据权利要求1所述的控制方法,  
其中所述机械装备处于所述第一状态的第一时段被设置为比所述至少一个特征值的定时当中最早定时更早的时段。
10. 根据权利要求1所述的控制方法,还包括:  
在显示部分上显示与所述至少一个特征值的选择相关的信息和/或与提取与所述机械装备处于所述第一状态的第一时段对应的数据相关的信息。
11. 根据权利要求1所述的控制方法,还包括:  
在显示部分上显示与所述分离度的最大值相关的信息、与所述分离度已达到所述最大值的定时相关的信息和/或与指定所述机械装备处于所述第一状态的第一时段相关的信息。
12. 根据权利要求5所述的控制方法,其中所述生成学习后模型包括:  
使用自动编码器通过机器学习来生成所述学习后模型。
13. 根据权利要求5所述的控制方法,还包括由控制器通知所述机械装备的状态的确定结果。
14. 一种包括控制器的控制装置,其中所述控制器被配置为:  
获得与机械装备从第一状态到达第二状态的时段对应的所述机械装备的状态的测量值,  
通过使用所述测量值提取至少两个特征值,  
对于所述至少两个特征值中的每一个,在预定时段在至少一个定时被分离成多个区间的情况下,获得分离度,所述分离度表示将所述机械装备处于所述第一状态的区间与所述机械装备处于所述第二状态的区间彼此区分的程度;  
基于在预定时段中所述至少两个特征值中的每一个的分离度的最大值,从所述至少两个特征值选择至少一个特征值;  
基于所述至少一个特征值达到所述分离度的最大值的至少一个定时来设置时段;以及  
从所述至少一个特征值的与被设置的时段对应的数据中提取用于机器学习的数据。
15. 一种机械装备,包括根据权利要求14所述的控制装置。
16. 一种通过使用根据权利要求15所述的机械装备来制造产品的方法。
17. 一种非暂态计算机可读记录介质,所述记录介质存储使计算机执行根据权利要求1至4中的任一项所述的控制方法的控制程序。

## 控制方法、控制装置、机械装备和记录介质

### 技术领域

[0001] 本发明涉及控制方法、控制装置、包括控制装置的机械装备、控制程序以及计算机可读记录介质。

### 背景技术

[0002] 机械装备的操作状况可以取决于构成部分的状况改变等而随时改变。如果基于机械装备的使用目的在可允许范围内的操作状况被称为正常状态,并且在可允许范围之外的操作状况称为故障状态,那么例如在制造机器处于故障状态的情况下,发生诸如缺陷产品的制造或生产线停止之类的故障。

[0003] 在制造机器等的情况下,即使重复且连续地执行相同的操作,一般也定期或不定期地执行维护操作,以尽可能多地抑制故障状态的发生。虽然为了提高预防安全性而缩短维护操作之间的执行间隔是有效的,但是由于在维护操作期间制造机器等停止,如果维护操作的频率过度增加,那么制造机器等的运转率降低。因此,在机器等仍处于正常状态而故障状态的发生临近时,期望可以检测到这种状态。这是因为,在这种情况下,当检测到故障状态的临近时(即,当预测到故障的发生时),可以执行机器等的维护操作,因此可以抑制运转率的过度降低。

[0004] 作为预测故障发生的方法,已知一种预先准备通过对机械装备的状态进行机器学习而生成的学习后模型并且通过使用该学习后模型在评估时间对机械装备的状态进行评估的方法。为了提高预测精度,重要的是构建适于故障预测的学习后模型。但是,为此,重要的是用于机器学习的学习数据是否适合。

[0005] 例如,日本专利特许公开No.2011-70635公开了基于指示机械装备的状态的传感器信号来提取向量并基于特征向量的数据检查来选择要使用的特征。此外,日本专利特许公开No.2011-70635公开了基于所选择的学习数据来生成机械装备的正常模型。

[0006] 另外,关于根据季节改变从针对相应季节准备的多条学习数据中进行选择,日本专利特许公开No.2011-59790公开了基于作为多变量分析的结果的异常测量和每个传感器信号的影响度的评估结果,根据异常选择应当关注和选择的传感器信号。

[0007] 在机械装备中,获得用于各种参数的测量数据以管理机械装备的操作状况。但是,由于故障的发生频率通常不高,因此收集大量故障情况的数据并不容易。同时,针对各种参数测量的庞大的测量数据包括与故障发生相关的数据和与故障发生无关的数据两者,因此作为用于机器学习的学习数据是冗余的。

[0008] 虽然在日本专利特许公开No.2011-70635和日本专利特许公开No.2011-59790中认识到选择学习数据,但是关于如何实际选择和获得学习数据没有充分的讨论。

[0009] 特别地,在故障发生的频率低并且仅可以从其收集少量故障情况的数据的机械装备的情况下,难以通过常规方法生成具有高预测精度的学习后模型。

[0010] 因此,期望即使在仅可以从机械装备收集少量故障情况的数据的情况下也可以生成高预测精度的故障预测模型的方法。

## 发明内容

[0011] 根据本发明的第一方面,一种控制方法包括获得与机械装备从第一状态到达第二状态的时段对应的该机械装备的状态的测量值,通过使用该测量值提取至少一个预定特征值,并基于用于将第一状态与第二状态彼此区分的分离度从至少一个预定特征值的数据中提取用于机器学习的数据。

[0012] 根据本发明的第二方面,一种控制装置包括控制器。控制器被配置为获得与机械装备从第一状态到达第二状态的时段对应的该机械装备的状态的测量值,通过使用该测量值提取至少一个预定特征值,并基于用于将第一状态与第二状态彼此区分的分离度从至少一个预定特征值的数据中提取用于机器学习的数据。

[0013] 参照附图根据对示例性实施例的以下描述,本发明的进一步特征将变得十分清楚。

## 附图说明

[0014] 图1是用于描述实施例的故障预测系统中包括的功能块的示意性功能框图。

[0015] 图2是用于描述实施例的硬件配置的示意图。

[0016] 图3是用于描述根据实施例的用于提取特征值的方法的示意图。

[0017] 图4是用于描述根据实施例的用于计算分离度的方法的示意图。

[0018] 图5是用于描述根据实施例的机器学习方法的示意图。

[0019] 图6是用于描述根据实施例的故障预测方法的示意图。

[0020] 图7是图示根据实施例的用于生成故障预测模型的处理过程的流程图。

[0021] 图8是图示根据实施例的故障预测的处理过程的流程图。

[0022] 图9是图示在实施例中显示的操作辅助屏幕的示例的图。

[0023] 图10是图示在实施例中显示的操作辅助屏幕的另一个示例的图。

[0024] 图11是用于描述根据实施例的用于确定确定阈值的方法的示意图。

## 具体实施方式

[0025] 作为本发明的实施例,将参考附图描述用于预测机械装备的故障的故障预测系统、控制方法、控制装置、包括控制装置的机械装备、控制程序、计算机可读记录介质等。在下面的描述中,考虑到机械装备的使用目的,可以将操作状况在可允许范围内的状态称为正常状态,并且将操作状况在可允许范围之外的状态称为故障状态或异常状态。

[0026] 功能块的配置

[0027] 图1是用于描述实施例的故障预测系统中包括的功能块的配置的示意性功能框图。要注意的是,虽然在图1中将用于描述本实施例的特征所需的功能元件指示为功能块,但是省略了与本发明的问题解决原理不直接相关的一般功能元件的图示。另外,图1中所示的每个功能元件是功能概念性的,并且不一定如图所示被物理地配置。例如,关于每个功能块的分布和集成的具体配置不限于图示的示例,并且其全部或部分可以根据使用条件等按任意单位进行功能地或物理地分布或集成。

[0028] 如图1中所示,该实施例的故障预测系统包括作为诊断目标的机械装备10和故障预测装置100。

[0029] 机械装备10是通过组装预定的工件(诸如多关节机器人或安装在生产线中的制造装置)来制造作为结果物品的产品的各种工业设备。机械装备10包括用于测量机械装备10的状态的各种传感器11。例如,在机械装备10是多关节机器人的情况下,可以设置用于测量驱动关节的电机的电流值的传感器、关节的角度传感器、用于测量速度、振动或声音的传感器等。但是,这些仅仅是示例,并且可以取决于机械装备10的种类、使用目的等在适当的位置处设置适当种类和数量的传感器作为传感器11。作为传感器11,可以使用各种传感器,诸如力传感器、扭矩传感器、振动传感器、声音传感器、图像传感器、距离传感器、温度传感器、湿度传感器、流率传感器、pH传感器、压力传感器、粘度传感器和气体传感器。要注意的是,虽然为了便于说明在图1中仅示出了单个传感器11,但是通常会设置多个传感器。

[0030] 机械装备10以有线或无线方式可通信地连接到故障预测装置100,并且故障预测装置100可以通过通信获得由传感器11测量的数据。

[0031] 在故障预测模型的生成阶段,故障预测装置100通过使用从传感器11收集的数据来选择与机械装备10的故障发生高度相关的特征值,并通过使用所选择的特征值的机器学习来生成并存储学习后模型(即,故障预测模型)。另外,在评估阶段(即,故障预测阶段),将从传感器11收集的评估时间的数据输入到学习后模型中,通过使用学习后模型的输入和输出来计算偏离度,并确定故障的发生是否临近。在下文中,将顺序地描述故障预测装置100中包括的功能块。

[0032] 故障预测装置100包括控制器110、存储部分120、特征值选择部分131、显示部分130和输入部分140。

[0033] 控制器110和特征值选择部分131包括多个功能块,并且这些功能块由例如故障预测装置100的中央处理单元CPU读取并执行存储在存储设备中的控制程序构成。可替代地,功能块的部分或全部可以由故障预测装置100中包括的硬件(诸如专用集成电路ASIC)构成。

[0034] 存储部分120包括传感器数据存储部分121、特征值存储部分122、分离度存储部分123、故障预测模型条件存储部分124和故障预测模型存储部分125。存储部分120中包括的这些部分中的每一个通过适当地指派到存储设备(诸如硬盘驱动器、随机存取存储器RAM或只读存储器ROM)的存储区域来配置。存储部分120是获得并存储执行故障预测的处理所需的各种数据的数据获得部分。

[0035] 显示部分130和输入部分140是故障预测装置100中包括的用户界面。诸如液晶显示器或有机电致发光显示器之类的显示设备被用作显示部分130,并且诸如键盘、微动拨盘、鼠标、定点设备或声音输入设备之类的输入设备被用作输入部分140。

[0036] 控制器110的传感器数据收集部分111从机械装备10的传感器11获得测量数据并将测量数据存储在传感器数据存储部分121中。即,例如,收集并存储关于机械装备10的状态的测量数据,诸如在机械装备10中测得的每个部分的温度、电流、速度、压力、振动、声音等。

[0037] 特征值提取部分112基于存储在传感器数据存储部分121中的测量数据来提取指示机械装备10的操作状况(运行状况)的特点的特征值,并将该特征值存储在特征值存储部分122中。例如,作为特征值数据,可以提取在机械装备10的一个操作周期中收集的传感器11的测量值的最大值和/或最小值,或者可以计算测量值的平均值。可替代地,可以通过积

分将预定时段中的传感器的值转换到时间序列频域中。另外,可以将相对于时间按时间序列布置的传感器值的微分值或二次微分值用作特征值数据。另外,在传感器11的测量值本身(即,测量值的原始数据)对用作检测故障发生是否临近的决定因素有用的情况下,可以将测量值本身用作特征值数据。在本实施例中,特征值提取部分112基于传感器11的测量值提取或计算特征值,并且生成时间序列特征值数据并将其存储在特征值存储部分122中。

[0038] 分离度计算部分113从特征值存储部分122获得特征值并针对每个特征值计算分离度的最大值,并将该最大值存储在分离度存储部分123中。分离度是指示当机械装备10从正常状态过渡到故障状态时机械装备10的特征值是否对状态改变敏感的指标,其细节将在后面描述。

[0039] 特征值选择部分131从分离度存储部分123获得每个特征值的分离度的最大值,并基于获得的信息和存储在分离度阈值设置部分132中的阈值来选择要用于机器学习的特征值。另外,正常区间设置部分133参考针对所选择的特征值出现分离度的最大值的定时来设置机械装备10的正常区间。正常区间是机械装备10处于正常状态(其中特征值中还未出现故障迹象)的时段。所选择的特征值和正常区间被存储在故障预测模型条件存储部分124中,作为用于提取用于机器学习的条件数据。

[0040] 当生成学习后模型时,数据提取部分114基于故障预测模型条件存储部分124中存储的条件从特征值存储部分122中提取用于机器学习的数据,并向故障预测模型生成部分115输出用于机器学习的数据。另外,在评估时间处,数据提取部分114从与评估时间对应并存储在特征值存储部分122中的特征值数据中提取与存储在故障预测模型条件存储部分124中的特征值(即用于机器学习的特征值)相同种类的特征值,并将提取出的特征值输出到故障确定部分116。

[0041] 当生成学习后模型时,故障预测模型生成部分115通过使用从数据提取部分114输入的用于机器学习的数据来生成学习后模型(即故障预测模型),并将学习后模型存储在故障预测模型存储部分125中。

[0042] 在评估时间处,故障确定部分116将从数据提取部分114输入的用于评估的特征值数据输入到学习后模型(即存储在故障预测模型存储部分125中的故障预测模型),并计算其输入与输出之间的偏离度。然后,故障确定部分116通过将偏离度与确定阈值进行比较来确定是否存在故障迹象。

[0043] 故障通知部分117将故障确定部分116的确定结果通知到外部设备,或者将确定结果显示在显示部分130上。

[0044] 硬件配置

[0045] 图2示意性地图示了该实施例的故障预测系统的硬件配置的示例。如图2中所示,故障预测系统可以包括个人计算机硬件,其包括CPU 1601作为主控制器,以及ROM 1602和RAM 1603作为存储部分。ROM 1602可以存储诸如处理程序和推理算法之类的信息以用于实现稍后将描述的故障预测方法。另外,当执行该方法的控制过程时,RAM 1603被用作CPU 1601的工作区等。另外,外部存储设备1606连接到故障预测系统的控制系统。外部存储设备1606由硬盘驱动器HDD、固态设备SSD、经由网络安装在其上的另一个系统的外部存储部分等构成。

[0046] 稍后将描述的用于CPU 1601实现本实施例的故障预测方法的控制程序可以存储

在诸如由HDD或SSD构成的外部存储设备1606之类的存储部分中,或者存储在例如ROM 1602的电可擦可编程ROM区域(EEPROM区域)中。在这种情况下,用于CPU 1601实现故障预测方法的处理程序通过网络接口NIF 1607供应给上述每个存储部分,并且可以被更新为新程序(即不同的程序)。可替代地,用于CPU 1601实现故障预测方法的处理程序可以经由诸如磁盘、光盘和闪存之类的各种存储介质及用于这些存储介质的驱动设备供应给上述每个存储部分,并且其内容可以被更新。存储CPU 1601可以用其执行用于实现故障预测方法的处理的程序的各种存储介质、存储部分或存储设备构成了存储本发明的故障预测过程的计算机可读记录介质。

[0047] CPU 1601连接到图1中所示的传感器11。虽然在图2中为了更简化的图示而将传感器11示为直接连接到CPU 1601,但是传感器11可以经由例如IEEE 488(即所谓的通用接口总线GPIB)连接到CPU 1601。另外,传感器11可以经由网络接口1607和网络1608连接到CPU 1601。

[0048] 网络接口1607可以通过例如使用有线通信的通信标准(诸如IEEE 802.3)或无线通信的通信标准(诸如IEEE 802.11或802.15)来构成。CPU 1601可以经由网络接口1607与其它装置1104和1121通信。例如,在机器人用作故障预测的目标的情况下,装置1104和1121可以是为了控制或管理机器人而部署的诸如可编程逻辑控制PLC或定序器之类的积分控制装置、管理服务器等。

[0049] 在图2所示的示例中,与图1中所示的输入部分140和显示部分130相关的操作部分1604和显示装置1605连接到CPU 1601作为用户界面设备(UI设备)。操作部分1604可以由诸如手持式终端之类的终端、诸如键盘、微动拨盘、鼠标、定点设备、声音输入设备之类的设备或者包括这些的控制终端构成。显示装置1605可以是任何设备,只要可以在其显示屏上显示与由分离度计算部分113、故障预测模型生成部分115、故障确定部分116等执行的处理相关的信息即可,并且例如可以使用液晶显示装置。

[0050] 故障预测方法

[0051] 在本实施例中,故障预测装置100的故障预测模型生成部分115通过所谓的非监督式学习来构建用作故障预测模型的学习后模型。为了通过非监督式学习来学习机械装备的故障特点,通过仅使用没有故障的状态的操作数据(即,机械装备正常操作的时段的操作数据)来执行机器学习。在非监督式学习中,通过仅向学习装置提供大量输入数据来学习输入数据的分布。即,非监督式学习是一种使得对输入数据执行诸如压缩、分类和变形之类的处理的装置学习处理,而不向装置提供与输入数据对应的教师输出数据的方法。

[0052] 将详细描述使用非监督式学习方法的故障预测方法。通过考虑到机械装备的使用目的而将操作状况在可允许范围内的情况设置为正常状态并且仅使用正常状态下的机械装备的操作数据来执行机器学习。在本实施例中,自动编码器被用作非监督式学习模型。

[0053] 本实施例的特征在于提取用于机器学习的数据的方法,并且在本实施例中,选择对机械装备从正常状态过渡到故障状态时的状态改变敏感的特征值,并且将所选择的特征值在用作正常区间的预定时段中的数据用作学习数据。

[0054] 首先,将参考图3描述特征值的提取。如图3中所示,假设用作故障预测目标的机械装备10包括传感器11,传感器11包括作为电流传感器的传感器1、作为速度传感器的传感器2和作为压力传感器的传感器3。在根据本实施例的故障预测方法中,首先,基于包括在传感



器11中的每个传感器的测量数据来提取指示机械装备10的操作状况(运行状况)的特征值。通过执行传感器11的时间序列测量数据到频域的积分变换、计算测量数据相对于时间的一次微分或二次微分、对测量数据执行滤波处理、从测量数据提取周期性操作的最大值和最小值来提取特征值。要注意的是,上述传感器和对测量数据的处理仅仅是示例,并且可以采用任何传感器和对测量数据的处理,只要可以获得适于掌握机械装备状态的数据即可。另外,如果通过使用传感器的测量数据本身可以容易地分析机械装备的状态,那么可以将测量数据本身用作特征值而无需执行任何特殊处理。

[0055] 图3示意性地图示了通过对传感器1、传感器2和传感器3的每个测量数据执行三种处理来提取右侧所示的9种特征值的时间序列数据的状态。

[0056] 接下来,将描述用于从提取出的特征值中选择当机械装备从正常状态过渡到故障状态时敏感地改变的特征值的方法。

[0057] 首先,控制器110提取与机械装备10从正常状态到达故障状态的时段对应的特征值的时间序列数据,即,在图3中右侧所示的9种特征值的时间序列数据。接下来,针对9种特征值中的每一种计算分离度,该分离度是机械装备10从正常状态过渡到故障状态的敏感度的指标。

[0058] 将参考图4描述基于时间序列特征值数据计算分离度的方法。这里,以费舍尔(Fisher)线性判别分析为例来描述用于计算分离度的方法。费舍尔线性判别分析是确定将两个集合最佳地彼此区分的直线的方法。在本实施例中,两个集合是正常状态和故障状态。可以通过检查特征值位于时间轴上任意点的哪一侧来确定特征值属于哪个集合。

[0059] 具体而言,在将时间序列特征值的任意点的左侧的数据集合定义为A并且将该任意点的右侧的数据集合定义为数据集B的情况下,对于数据集A和B中的每一个获得平均值 $\mu$ 和方差 $\sigma$ 。使用每个集合的所获得的平均值 $\mu$ 和所获得的方差 $\sigma$ ,根据以下公式获得分离度。

[0060] [公式1]

[0061] 
$$\text{分离度分数} = \frac{(\mu_A - \mu_B)^2}{\sigma_A^2 + \sigma_B^2}$$

[0062] 在沿着时间线移动数据集A和B之间的边界的同时,针对9种特征值中的每一个执行上述处理,从而获得时间线中每个点的分离度。然后,针对9种特征值中的每一个,获得按时间序列获得的分离度当中的最大值。其分离度的最大值较大的特征值可以被认为是在正常状态和故障状态之间具有更高可区分性(即,对故障发生的敏感度更高)的特征值。另外,可以将针对特征值获得最大分离度的定时视为针对该特征值可以最佳地区分正常状态与故障状态的定时。

[0063] 图9图示了当操作者通过机器学习执行选择学习数据并生成学习后模型的操作时显示在故障预测装置100的显示部分130上的操作辅助屏幕的示例。

[0064] 在屏幕的左上部分中部署有用于显示用于指定故障情况的信息的字段。提供这个字段是为了方便操作者执行诸如指定、改变和检查哪个故障情况的测量数据将用作学习数据之类的操作。

[0065] 在屏幕的右上部分中部署有用于显示分离度的最大值的范围的字段。提供这个字

段是为了方便操作者执行诸如指定、改变和检查分离度的最大值的范围之类的操作,该范围是选择要用于学习数据的特征值的条件。图9图示了其中分离度的最大值为50或更大用作选择用于学习数据的特征值的条件的示例。

[0066] 在屏幕的中间部分,布置有与被选择为与选择条件匹配的特征值相关的信息,使得具有更大的分离度最大值的特征值被显示在更高位置。图9图示了这样的示例,其中电流的最大值、压力的最小值和速度的平均值已经与9种特征值当中的选择条件匹配,并且按这个次序分离度的最大值更大。例如,关于电流的最大值,指示在故障发生之前7天已经检测到分离度的最大值为98。要注意的是,虽然在图9的示例中选择了从不同种类的传感器的测量数据中提取的特征值(诸如电流、速度和压力),但这只是巧合,并且例如,也可以选择通过对同一传感器的测量值执行不同的处理而获得的特征值。

[0067] 在屏幕的中间部分的右侧上显示的图形字段各自包括特征值的经时变化图的图形表示、特征值的分离值达到最大值的定时,以及将在下面描述的正常区间。

[0068] 在本实施例中,将机械装备处于正常状态的时段的数据(即,所选择的特征值的时间序列数据当中的正常区间的数据)用作学习数据,并且将正常区间指定信息字段显示在屏幕的下部。提供这个字段是为了方便操作者指令设置、检查和改变正常区间。图9图示了其中将故障发生之前10天或更长时间的时段指定为正常区间的示例。

[0069] 正常区间被设置为比针对所选择的三个特征值检测到分离度的最大值的任何定时更早的过去的区间。这是因为,如果针对所选择的特征值检测到分离度的最大值的定时在该正常区间内,那么该正常区间内的特征值的数据包括故障状态的数据,这不便于对正常状态的特点进行准确的机器学习。虽然在图9的示例中在所选择的特征值当中,已经检测到分离度最大值的定时对于速度平均值是最早的,但是因为将早于速度平均值的分离度达到最大值的时间点的时段被设置为正常区间,所以没有问题。

[0070] 要注意的是,当相对于故障发生的时间点更早的时段(即,距故障发生的时间点更远的过去时段)被设置为正常区间时,特别临近初始状态的正常状态的数据(即,其中机械装备远离故障的状态的数据)可以被用于机器学习。要注意的是,当比故障发生的时间点更早的时段(即,距故障发生的时间点更远的过去时段)被设置为正常区间时,正常区间在时间上变短,并且因此可以用于机器学习的数据量变小。因此,期望通过综合考虑数据的质量和数量来设置正常区间。

[0071] 提供在屏幕中间部分的左端显示的选择字段是为了方便操作者执行诸如检查是否选择了特征值、指令选择/不选择特征值以及改变特征值的选择/不选择之类的操作。例如,作为指定分离度为50以上的选择条件的结果,即使在自动选择上述三个特征值的情况下,如果操作者期望取消对三个特征值中的一部分的选择,那么也可以通过取消选中选择字段来取消选择。图10图示了在操作者已经指令从用于机器学习的特征值中排除速度的平均值的情况下的显示屏幕的示例。

[0072] 如上所述,根据本实施例,可以选择具有高灵敏度以用于将正常状态与故障状态彼此区分开的特征值,并且针对所选择的特征值,可以提取机械装备处于正常状态的正常时段的数据作为机器学习数据。

[0073] 部署在屏幕下部的右端的模型生成按钮是用于使操作者指令故障预测装置使用所选择的特征值通过机器学习来开始生成故障预测模型的操作的图标。

[0074] 接下来,将参考图5(该图是示意图)描述通过使用如上所述提取的学习数据使自动编码器执行机器学习的方法。自动编码器是一种神经网络,它将输入的学习数据压缩(即,编码)为较小数据量的数据,然后恢复(即,解码)该数据。自动编码器学习“用于适当压缩和恢复输入数据的参数”,即,输入数据的特点。

[0075] 自动编码器对输入值 $x$ 进行编码,以将输入值 $x$ 压缩到中间层 $z$ 中。然后,自动编码器解码中间层 $z$ 以将中间层 $z$ 恢复为输出值 $y$ 。自动编码器执行机器学习以使得输入值与输出值之间的恢复差 $J$ 变小。

[0076] 即,自动编码器确定下面的公式2的 $W$ 和 $b$ 以及下面的公式3的 $W'$ 和 $b'$ ,以使得下面的公式4中的恢复差 $J$ 变小。要注意的是, $s$ 表示激活函数。

[0077] [公式2]

[0078]  $z = s(Wx + b)$

[0079] [公式3]

[0080]  $y = s(W'z + b')$

[0081] [公式4]

[0082] 恢复差 $J = \sum (x - y)^2$

[0083] 当输入具有与学习数据的特点相似的特点的数据时,已经执行学习的自动编码器通过使用由该学习获得的参数进行编码和解码来输出恢复差小的输出值。已经执行学习的自动编码器有时将被描述为学习后模型或故障预测模型。相反,当具有与学习数据不同的特点的数据被输入到学习后模型时,不能通过使用由该学习获得的参数成功地执行编码和解码,并且因此恢复差大。

[0084] 在本实施例中,为了利用这种性质,通过将所选择的特征值的正常区间的数据作为输入值 $x$ 输入到自动编码器来执行机器学习。

[0085] 另外,当执行故障预测时,将在对与学习期间选择的特征值种类相同的特征值的评估时间处的数据作为输入值 $x$ 输入到学习后模型,以输出输出值 $y$ 。然后,计算输入值 $x$ 与输出值 $y$ 之间的恢复差,并将恢复差(即,输入与输出之间的偏离度)用作指示机械装备距正常状态的偏离度的指标。

[0086] 另外,在本实施例中,预先设置用于通过使用偏离度来确定机械装备的故障发生是否临近的确定阈值。为了设置确定阈值,首先,输入基于实际机械装备的传感器数据的与从正常状态到达故障发生的时段对应的特征值数据,并且研究直到故障发生为止的偏离度的时间改变。作为这个特征值数据,使用与在学习期间选择的特征值具有相同种类的所提取的特征值(即,通过对同一传感器的测量数据执行相同处理而获得的特征值)的数据。基于偏离度的时间改变来设置用于确定故障发生临近的确定阈值。在偏离度等于或大于确定阈值的情况下,确定机械装备的故障发生临近,即,存在故障的迹象。

[0087] 图11是用于详细描述确定确定阈值的方法的图。在图11的图形中,水平轴表示时间,垂直轴表示指标值,该指标值指示故障发生的临近程度(即,学习后模型的输入与输出之间的偏离度),并且该图形指示指标值从正常状态的初始阶段到故障发生(即,异常状态)的经时变化。假设期望确保在故障预测装置已经预测并通知故障发生临近之后在故障发生之前的预定时间 $t$ 的情况,即,期望故障预测装置在比故障发生早预定时间 $t$ 的时间处预测故障发生的情况。在这种情况下,将如图所示在比故障发生早预定时间 $t$ 的时间处的指标值

(即,学习后模型的输入与输出之间的偏离度)设置为用于故障预测的确定阈值 $T$ 。这用作确定阈值设置步骤。

[0088] 将描述使用上述学习后模型和确定阈值的故障预测。图6是用于描述使用自动编码器的故障预测方法的示意图。

[0089] 将指示在评估时间处的机械装备的操作状态的评估数据输入到学习后模型,并且通过使用输入值和输出值来计算指示机械装备的状态与学习到的正常状态有多大不同的偏离度。作为评估数据,使用在对与学习期间选择的特征值种类相同的特征值(即,通过对同一传感器的测量数据执行相同处理而获得的特征值)的评估时间处的数据。具体而言,如图6中所示,将评估数据输入到故障预测模型,并且计算作为输入结果而获得的故障预测模型的输出值 $y$ 与输入值 $x$ 之间的恢复差 $J$ ,并将其用作与正常状态的偏离度。在本实施例中,这个偏离度被用作指示故障发生的临近程度的指标值。在偏离度(即,恢复差 $J$ )等于或大于确定阈值 $T$ 的情况下,确定到故障发生的时间等于或小于预定时间 $t$ ,即,确定存在故障的迹象。相反,在偏离度(即,恢复差 $J$ )小于确定阈值 $T$ 的情况下,确定到故障发生的时间长于预定时间 $t$ ,即,确定没有故障的迹象。

[0090] 处理过程

[0091] 接下来,将参考图7和图8的流程图描述由故障预测装置100执行的处理的过程。

[0092] 图7是图示用于生成故障预测模型的处理过程的流程图。

[0093] 首先,在步骤S101中,故障预测装置100的传感器数据收集部分111从用于测量机械装备10的状态的传感器11获得测量数据,并将该测量数据存储在传感器数据存储部分121中。这用作测量数据获得步骤。

[0094] 接下来,在步骤S102中,特征值提取部分112基于存储在传感器数据存储部分121中的传感器数据来提取指示机械装备10的操作状况的特点的特征值,并将提取出的特征值存储在特征值存储部分122中。这用作特征值提取步骤。

[0095] 接下来,在步骤S103中,控制器110确定机械装备10中是否故障已发生。故障发生可以由用户经由输入部分140输入到故障预测装置100的控制器110,或者由机械装备10的未示出的控制部分经由网络接口NIF 1607输入到故障预测装置100的控制器110。

[0096] 在没有故障发生的情况下,即,在步骤S103的结果为否的情况下,处理返回到步骤S101,并且重复步骤S101和S102,直到故障发生为止。

[0097] 在故障已经发生的情况下,即,在步骤S103的结果为是的情况下,处理前进到步骤S104,并且分离度计算部分113从特征值存储部分122获得特征值并针对每个特征值计算分离度。

[0098] 接下来,在步骤S105中,分离度计算部分113从针对每个特征值计算出的分离度的时间序列数据中提取分离度的最大值,并将该最大值存储在分离度存储部分123中。即,对于多个特征值中的每一个,获得从正常状态到达故障状态的时段中的分离度的最大值。这用作分离度最大值获得步骤。

[0099] 接下来,在步骤S106中,特征值选择部分131从分离度存储部分123获得针对每个特征值的分离度的最大值,并基于存储在分离度阈值设置部分132中的阈值来选择要用于机器学习的特征值。另外,正常区间设置部分133参考达到所选择的特征值的分离度的最大值的定时来设置机械装备的正常区间,这是特征值中尚未出现故障的迹象的正常状态时

段。所选择的特征值和关于正常区间的信息被存储在故障预测模型条件存储部分124中,作为提取用于机器学习的学习数据的条件。

[0100] 接下来,在步骤S107中,数据提取部分114基于故障预测模型条件存储部分124中存储的提取条件从特征值存储部分122中提取用于机器学习的数据,并向故障预测模型生成部分115输出用于机器学习的数据。即,提取并输出正常区间中的所选择的特征值的数据。这用作学习数据提取步骤。

[0101] 接下来,在步骤S108中,故障预测模型生成部分115通过使用从数据提取部分114输入的用于机器学习的数据来生成学习后模型(即,故障预测模型),并将该学习后模型存储在故障预测模型存储部分125中。这用作学习后模型生成步骤。

[0102] 可以通过执行上述的系列处理来生成学习后模型(即,故障预测模型)。

[0103] 接下来,将描述当确定机械装备10的故障发生是否临近时由故障预测装置100通过使用所生成的学习后模型(即,故障预测模型)执行的处理的过程。

[0104] 图8是图示处理过程的流程图。例如,用于确定机械装备10的故障发生是否临近的处理由指令该处理的开始的用户通过使用故障预测装置100的输入部分140来开始。可替代地,故障预测装置100的控制程序可以被配置为使得根据机械装备10的操作时间来自动开始处理。

[0105] 当处理开始时,在步骤S201中,故障预测装置100的传感器数据收集部分111从测量机械装备10的状态的传感器11获得测量数据,并将该测量数据存储在传感器数据存储部分121。

[0106] 接下来,在步骤S202中,特征值提取部分112基于存储在传感器数据存储部分121中的传感器数据来提取指示机械装备10的操作状况的特点的特征值,并将该特征值存储在特征值存储部分122中。

[0107] 接下来,在步骤S203中,数据提取部分114获得存储在故障预测模型条件存储部分124中的信息(即,有关用于机器学习的特征值的种类的信息),并从特征值存储部分122中提取与用于机器学习的特征值相同种类的特征值。所提取的特征值作为评估数据被输出到故障确定部分116。这用作评估特征值提取步骤。

[0108] 接下来,在步骤S204中,故障确定部分116将从数据提取部分114输入的用于评估的特征值数据输入到存储在故障预测模型存储部分125中的学习后模型(即,故障预测模型),并计算输入与输出之间的偏离度。

[0109] 接下来,在步骤S205中,故障确定部分116将计算出的偏离度与确定阈值进行比较,从而确定机械装备10的故障发生是否临近(即,是否存在故障的迹象)。

[0110] 在偏离度等于或大于确定阈值的情况下,即,在步骤S205的结果为是的情况下,确定机械装备10中故障发生临近,并且处理前进到步骤S206。

[0111] 在步骤S206中,故障确定部分116向故障通知部分117发布通知指令。已经接收到通知指令的故障通知部分117将故障确定部分116的确定结果通知给用户。当执行通知时,除了通过用户界面执行向用户的通知之外,与该确定相关的信息还可以存储在存储部分120中或通过外部接口提供给外部设备。为了执行向用户的通知,可以执行诸如在故障预测装置100的显示部分130上显示确定结果、输出语音消息或者将确定结果打印在介质(诸如纸)上之类的处理。当完成向用户的通知后,处理完成。

[0112] 在偏离度小于确定阈值的情况下,即,在步骤S205的结果为否的情况下,确定机械装备10的故障发生未临近(即,确定没有故障的迹象),并且处理结束。要注意的是,即使在已经确定没有故障的迹象的情况下,也可以将结果通知给用户,并且可以将与该确定相关的信息存储在存储设备中或者通过外部接口提供给外部设备。

[0113] 如上所述,根据本实施例,可以基于故障的情况从指示机械装备的状态的各种特征值中选择与故障发生高度相关的特征值。即使在仅收集到少量的故障情况的情况下,也可以生成高预测精度的故障模型。即,即使在仅有少量故障情况的情况下,也可以从指示机械装备的状态的各种特征值中选择用于将正常状态与故障状态彼此区分的可区分性高的特征值作为用于机器学习的数据。通过由选择与故障发生高度相关的特征值执行机器学习,可以生成预先高精度地预测故障发生的学习后模型。

[0114] 其它实施例

[0115] 本发明的实施例不限于上述实施例,并且可以在本发明的技术构思内以多种方式修改。

[0116] 例如,虽然在实施例中由所谓的非监督式学习的方法通过使用自动编码器生成故障预测模型,但是本发明也可以应用于通过使用所谓的监督式学习的方法生成故障预测模型的情况。监督式学习是通过将输入及其结果(在这种情况下是标签)的大量数据集合提供给学习装置并使学习装置学习这些数据集合的特点来构建从输入预测结果的模型(即,归纳地获得输入和输出之间的关系的的学习后模型)的方法。

[0117] 另外,虽然在实施例中已经描述了使用神经网络的方法作为机器学习的示例,但是机器学习的方法不限于此,并且例如,可以使用遗传编程、归纳逻辑编程、支持向量机等。虽然可以将通用计算器或通用处理器用作执行机器学习的装置,但是可以通过使用具有GPGPU功能的图形处理单元、大规模PC集群等来执行高速处理。

[0118] 另外,虽然在实施例中,在步骤S106中特征值选择部分131基于针对每个特征值的分离度的最大值和存储在分离度阈值设置部分132中的预定阈值来选择要用于机器学习的特征值,但是可以通过不使用阈值来进行这种选择。例如,可以按照从更大的分离度最大值到更小的分离度最大值的次序排列特征值,并且可以选择直至预定放置的特征值(即,预定数量的特征值)用于机器学习。

[0119] 如上所述,虽然根据实施例也可以通过仅使用少量故障情况的数据来生成具有高的故障预测精度的故障预测模型,但是不禁止在新的故障情况已发生的情况下执行附加的机器学习。即,在生成学习后模型之后,可以通过使用新的故障情况的数据来执行附加学习。在这种情况下,可以参考与要经过附加学习的故障情况相关的测量数据来改变要选择的特征值和确定阈值。

[0120] 本发明的故障预测装置可以应用于在计算机的数字控制下操作的各种机器和装备(诸如工业机器人、服务机器人和处理机器)的故障预测。可以通过将机械装备和故障预测装置集成在一起来配置故障预测系统,或者可以将故障产生装置设置为机械装备的一部分。

[0121] 本发明还可以通过经由网络或记录介质向系统或装置供应实现实施例的一个或多个功能的程序并且该系统或装置的计算机的一个或多个处理器读出并执行程序来实现。另外,本发明也可以通过实现一个或多个功能的电路(例如,ASIC)来实现。

[0122] 其它实施例

[0123] 本发明的实施例还可以通过系统或装置的计算机和由该系统或装置的计算机进行的方法来实现,该计算机读出和执行记录在存储介质(也可以更完整地称为“非临时计算机可读存储介质”)上的计算机可执行指令(例如,一个或多个程序)以执行以上描述的实施例中的一个或多个实施例的功能,和/或包括用于进行以上描述的实施例中的一个或多个实施例的功能的一个或多个电路(例如,专用集成电路(ASIC)),该方法通过例如读出和执行来自该存储介质的计算机可执行指令以执行以上描述的实施例中的一个或多个实施例的功能,和/或控制该一个或多个电路执行以上描述的实施例中的一个或多个的功能。该计算机可以包括一个或多个处理器(例如,中央处理器(CPU)、微处理单元(MPU))并且可以包括独立计算机或独立处理器的网络以读出和执行该计算机可执行指令。该计算机可执行指令可从例如网络或该存储介质被提供到该计算机。该存储介质可以包括例如硬盘、随机存取存储器(RAM)、只读存储器(ROM)、分布式计算系统的存储装置、光盘(诸如紧致盘(CD)、数字通用盘(DVD)或蓝光光盘(BD<sup>TM</sup>))、闪存设备、记忆卡等中的一个或多个。

[0124] 其它实施例

[0125] 本发明的实施例还可以通过如下的方法来实现,即,通过网络或者各种存储介质将执行上述实施例的功能的软件(程序)提供给系统或装置,该系统或装置的计算机或是中央处理单元(CPU)、微处理单元(MPU)读出并执行程序的方法。

[0126] 虽然已参照示例性实施例描述了本发明,但应理解,本发明不限于所公开的示例性实施例。以下的权利要求的范围应被赋予最宽的解释,以便包含所有这样的修改和等同的结构和功能。

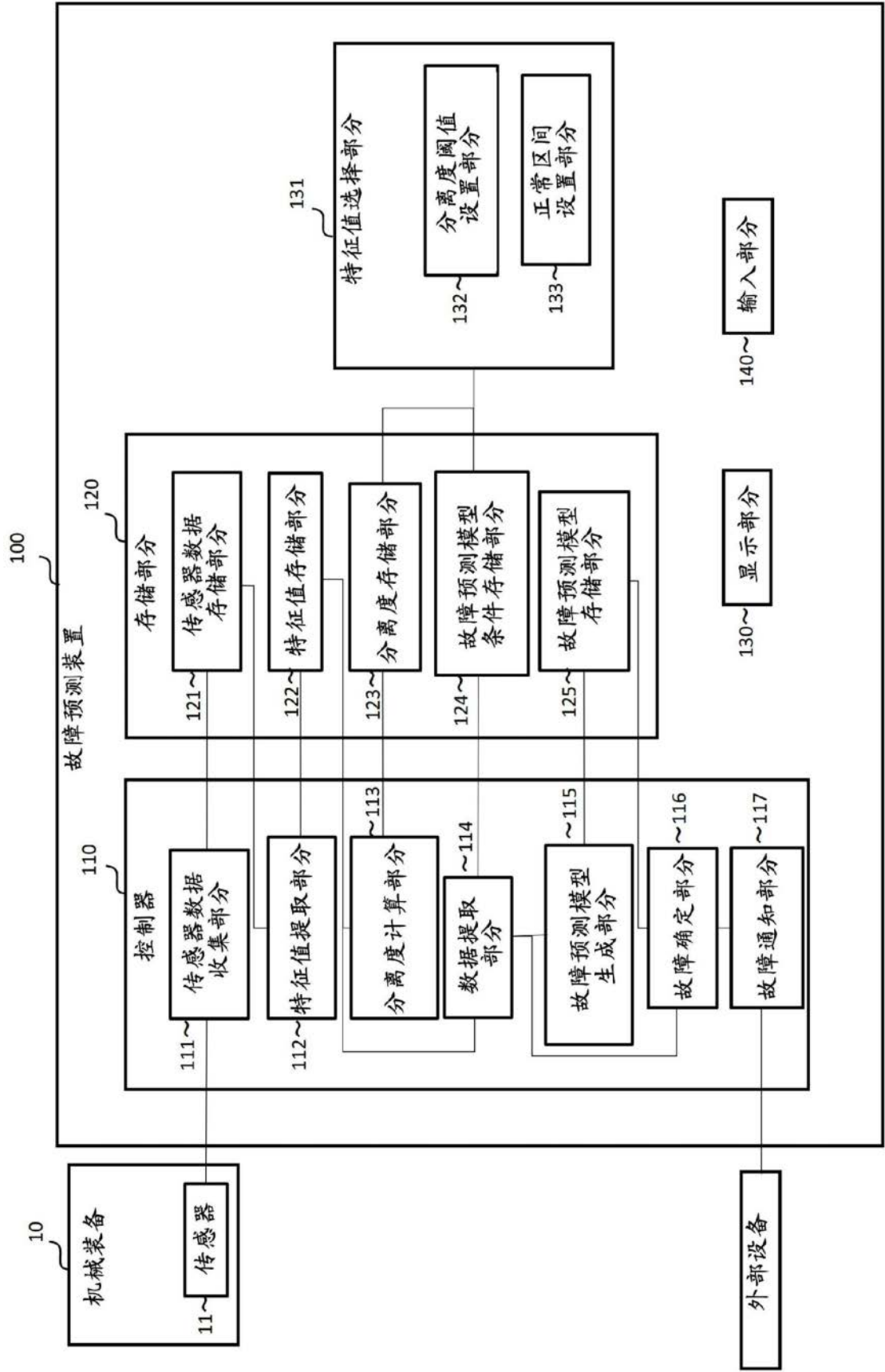


图1



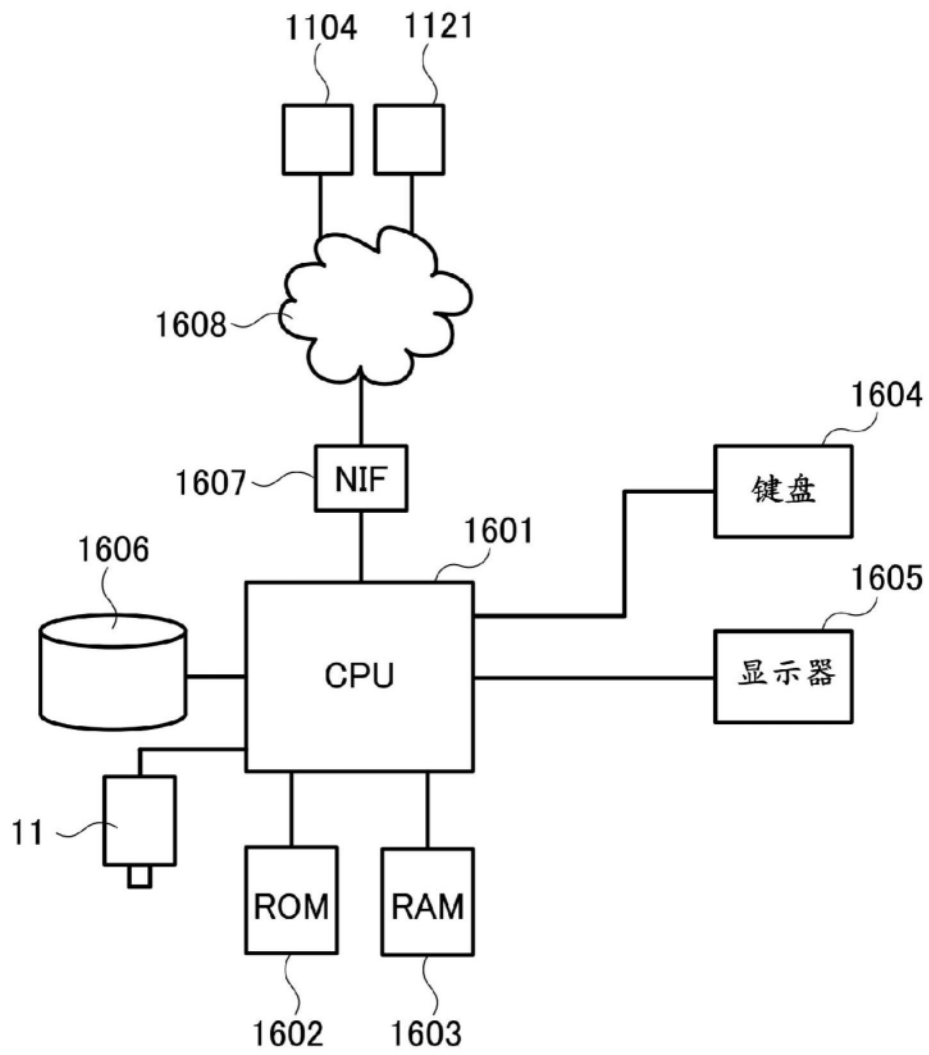


图2

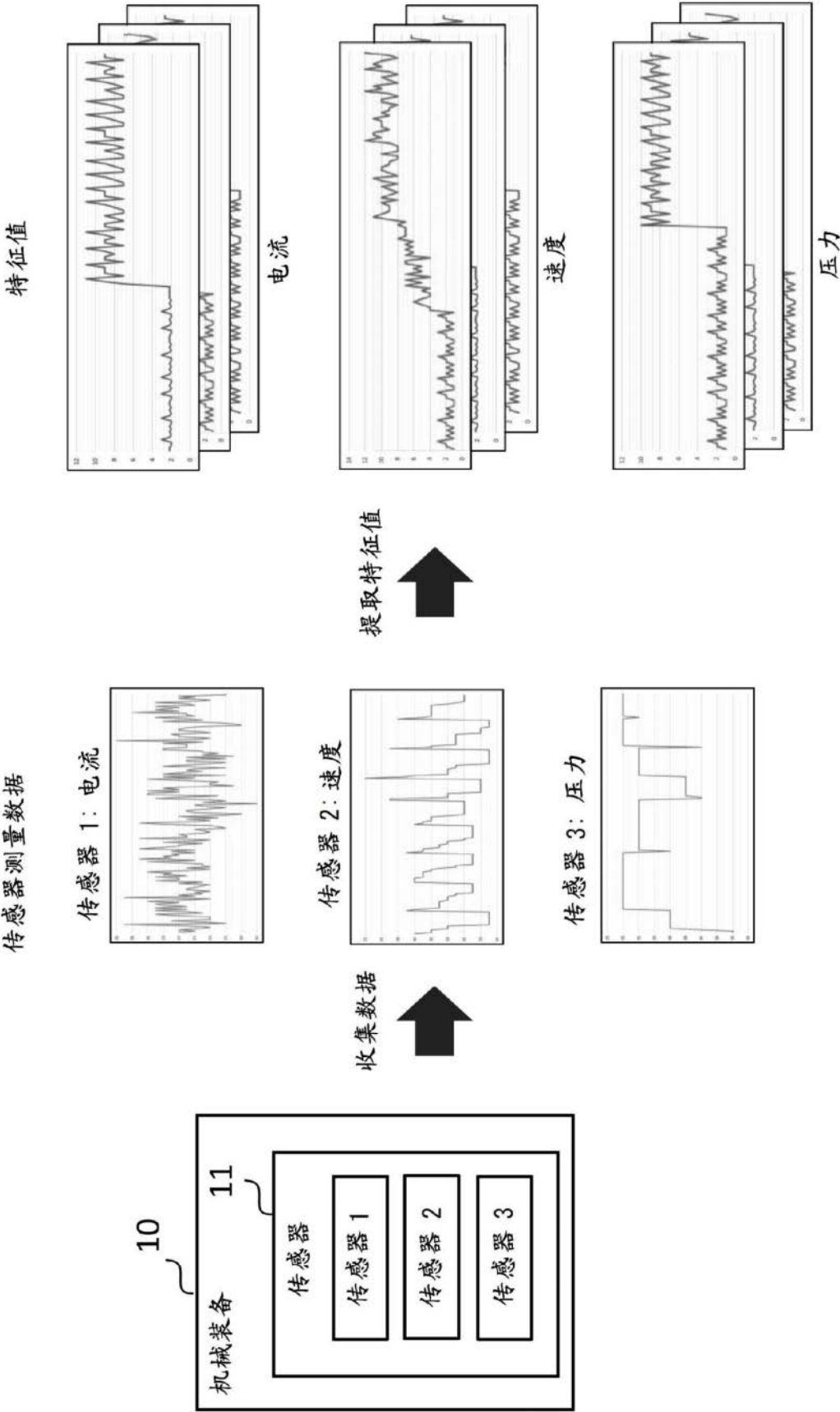
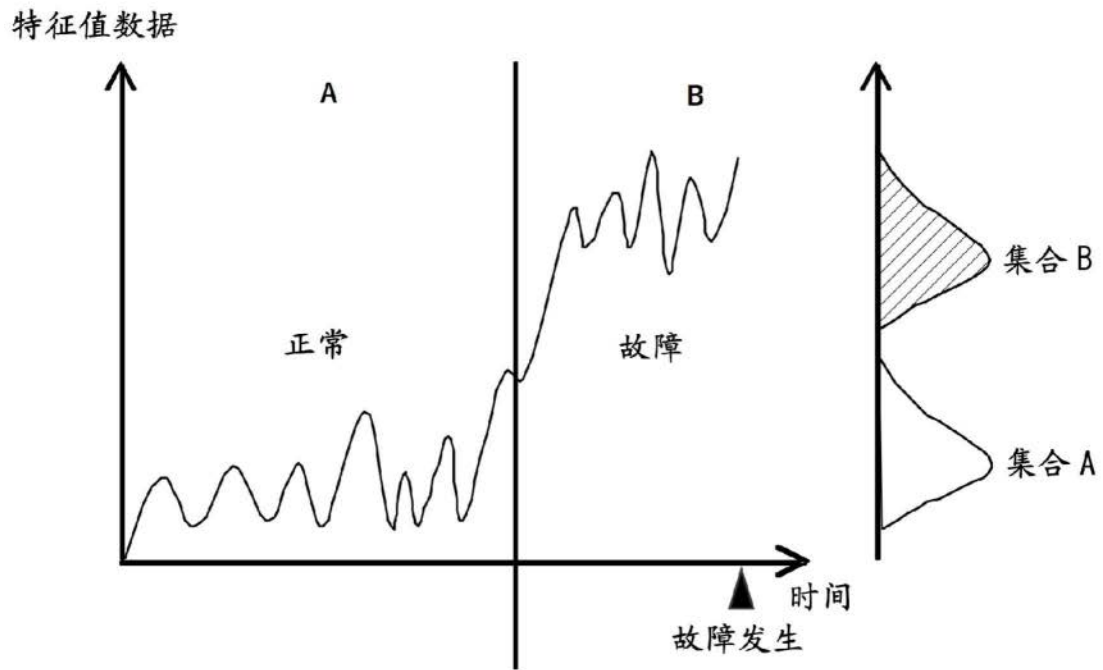


图3

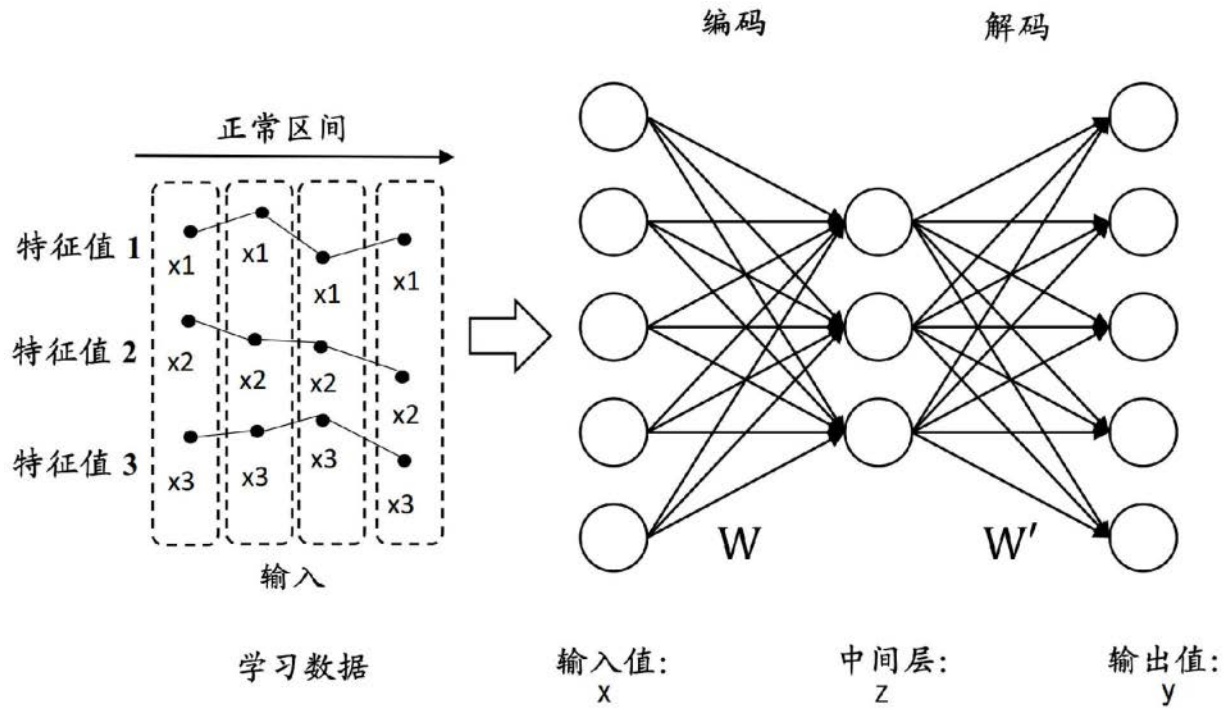


如果集合 A 和集合 B 可以在时间线上的任意点处彼此清晰地地区分开，那么在该点处特征值的分离度具有高分。

$$\text{分离度} = \frac{(\mu_A - \mu_B)^2}{\sigma_A^2 + \sigma_B^2}$$

$\mu$ : 平均值,  $\sigma$ : 方差

图4



(机器学习)

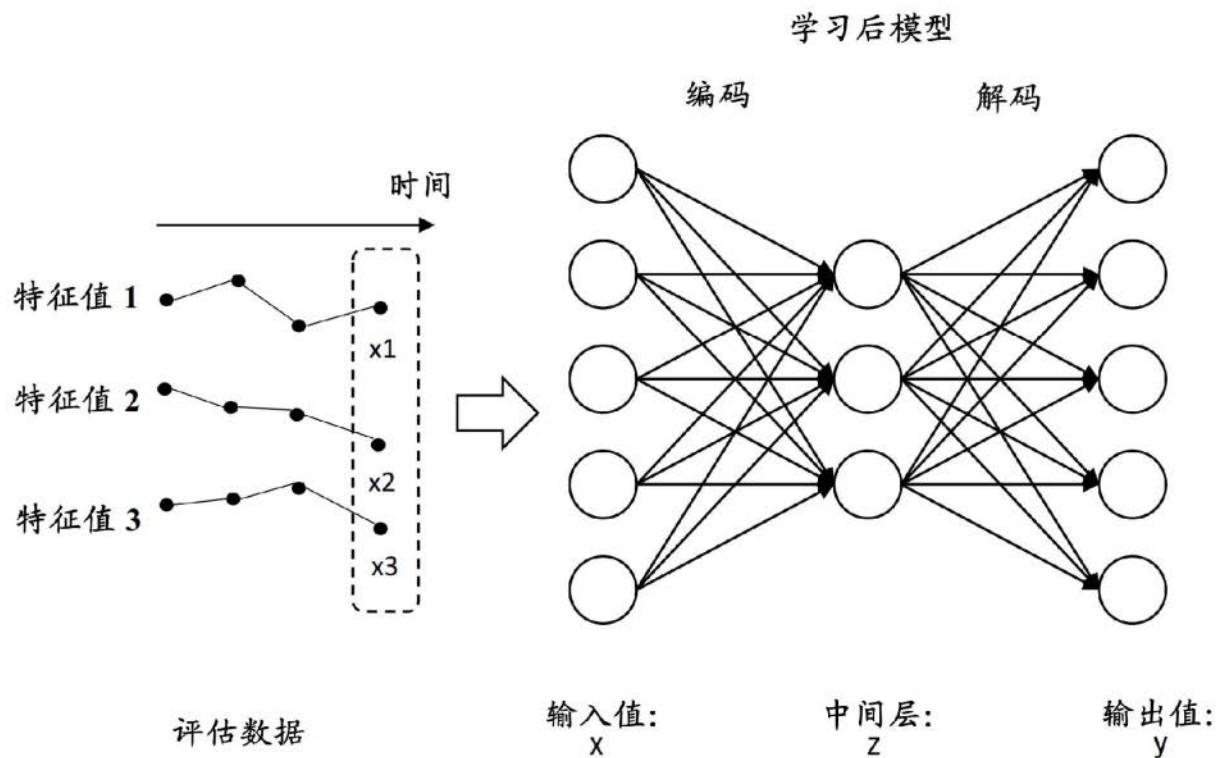
$\{W, W', b, b'\}$  被确定为使得恢复差  
 $J = \sum (x - y)^2$  变小。

$$z = s(Wx + b)$$

$$y = s(W'z + b')$$

$s$  表示激活函数。

图5



(故障预测)

评估数据被输入到学习后模型并且将恢复差  $J = \sum (x - y)^2$  与确定阈值  $T$  进行比较

恢复差  $J < T$ : 故障发生不临近

恢复差  $J \geq T$ : 故障发生临近

$T$ : 确定阈值

图6

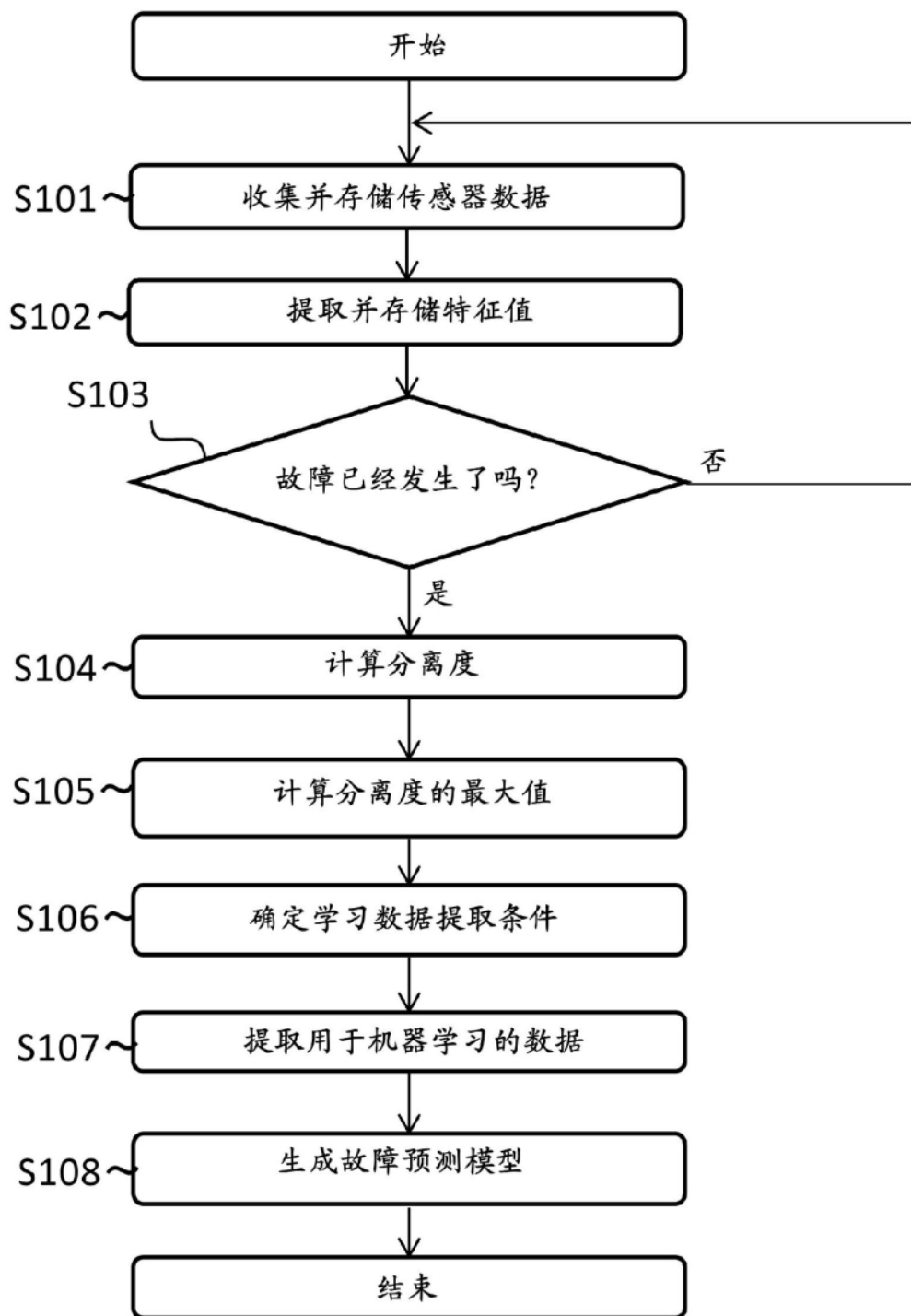


图7

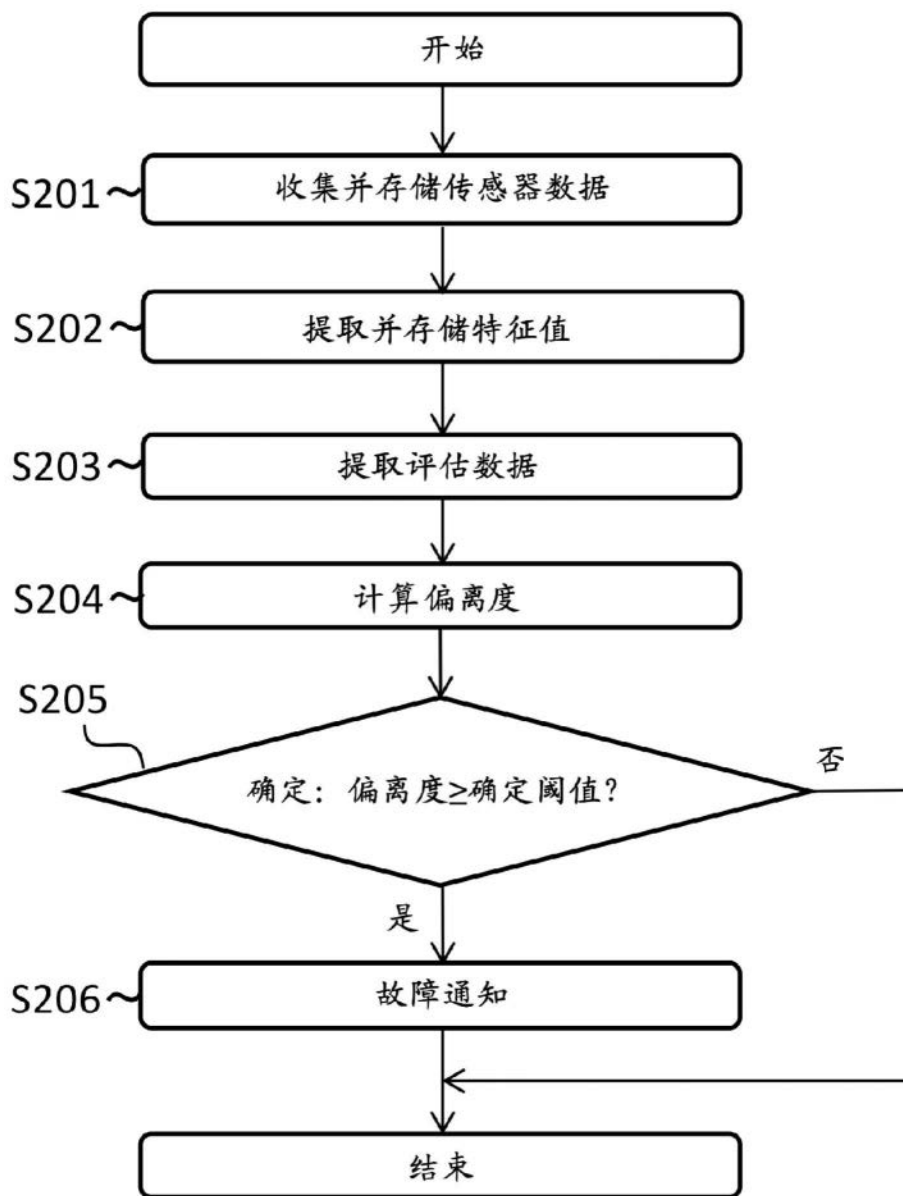


图8

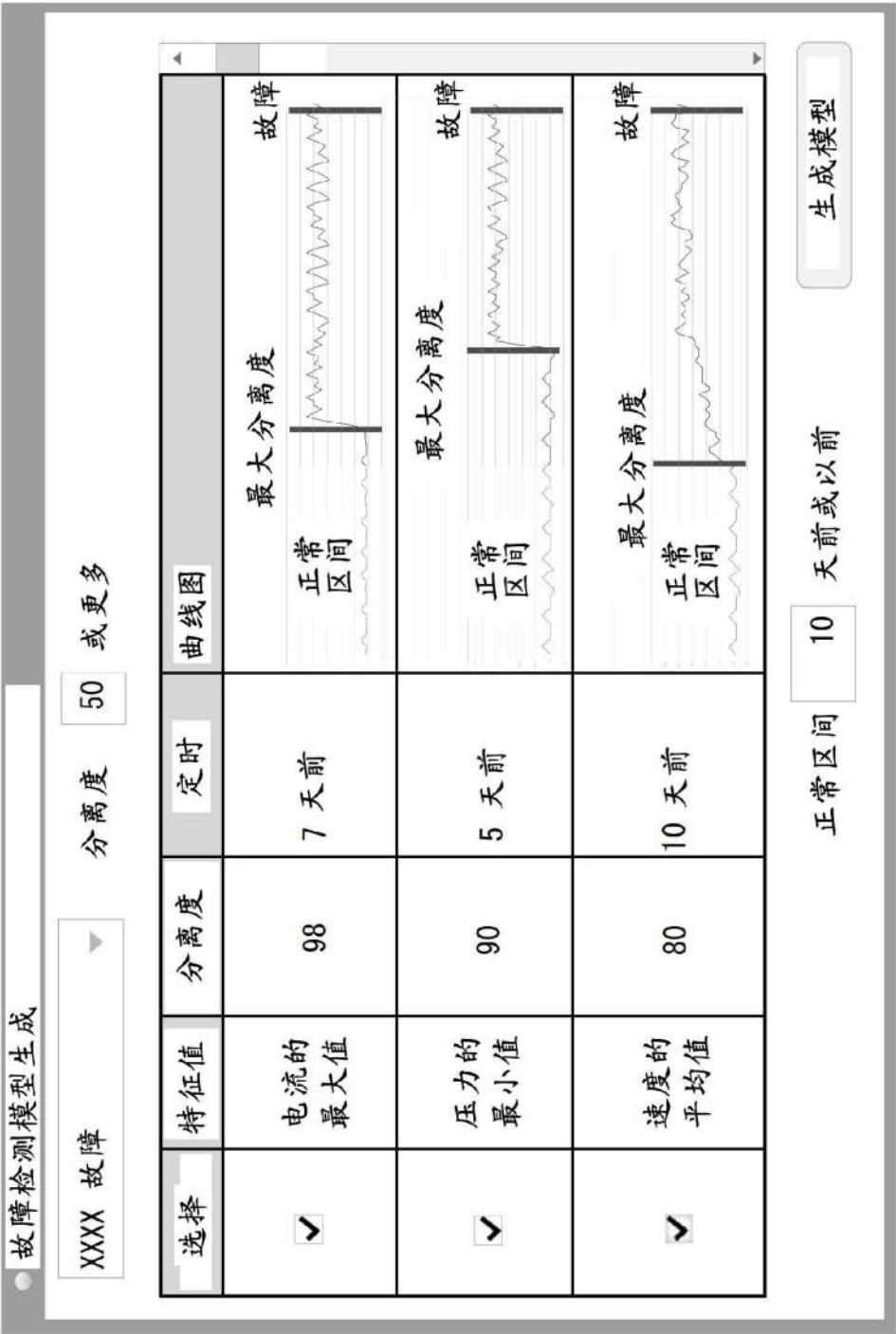


图9



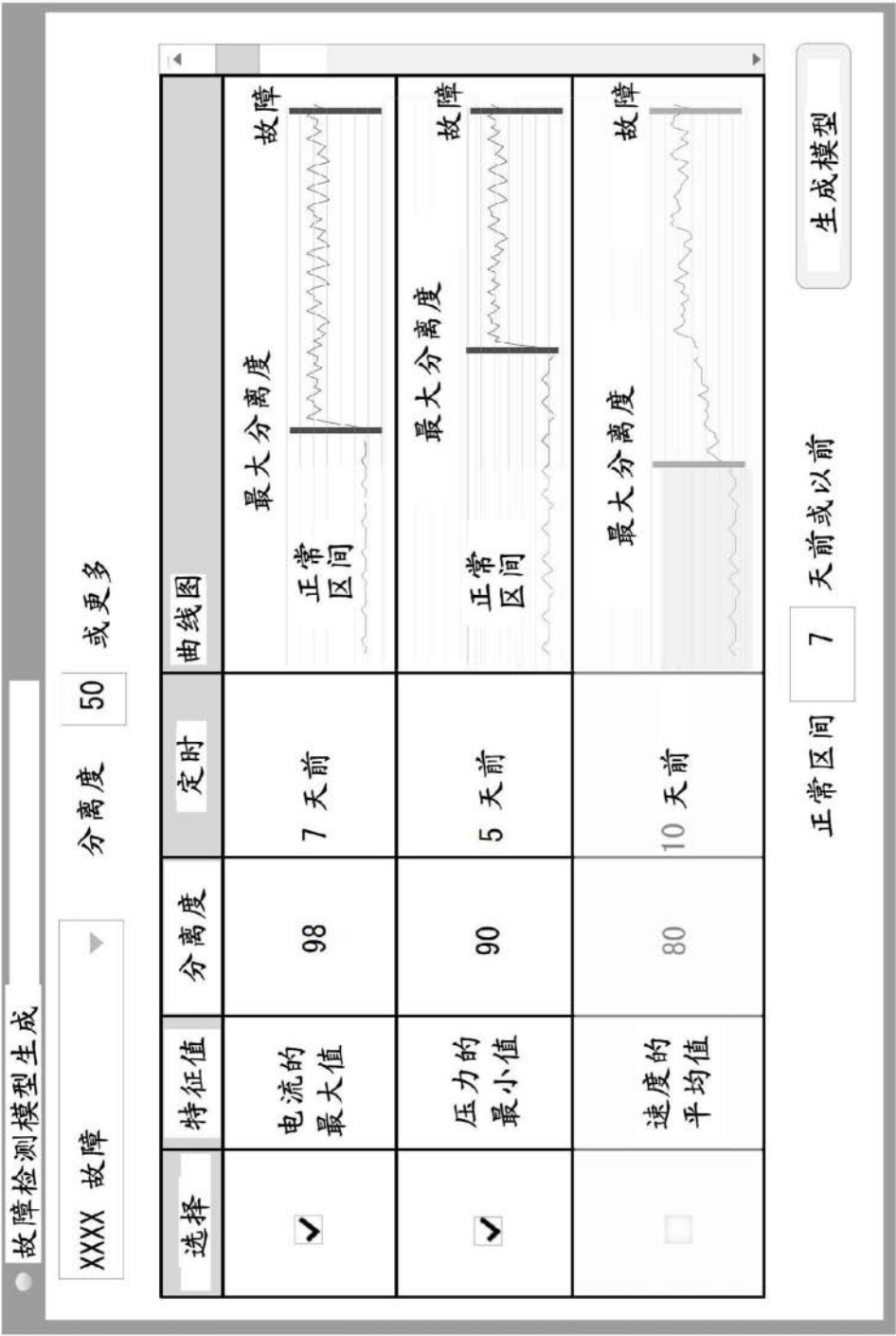


图10

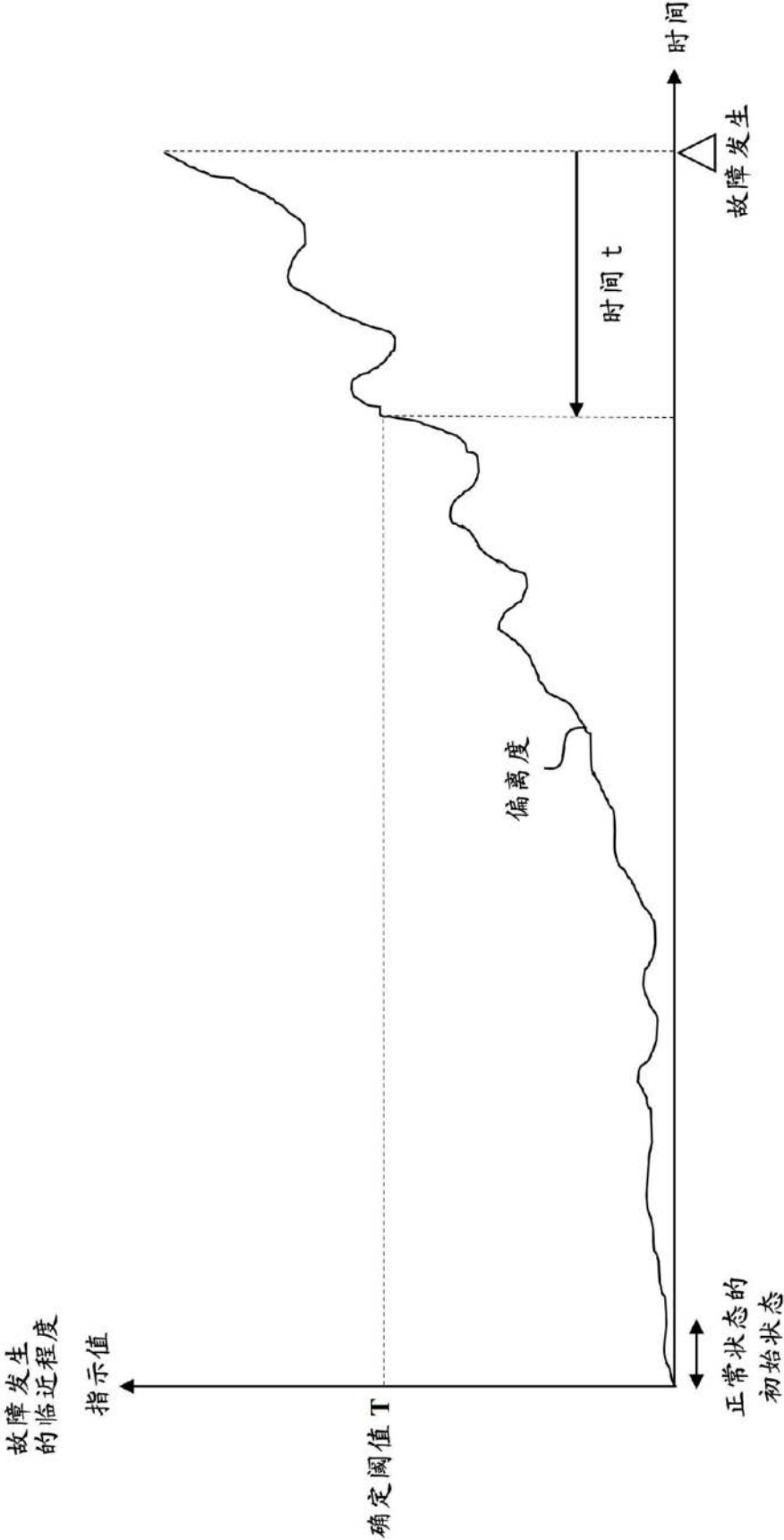


图11