



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 108444715 A

(43)申请公布日 2018.08.24

(21)申请号 201810533804.6

(22)申请日 2018.05.29

(71)申请人 内蒙古工业大学

地址 010051 内蒙古自治区呼和浩特市新城区爱民路(北)49号

(72)发明人 王秀玲 金睿 许霞 张嘉英 王文兰

(74)专利代理机构 北京英创嘉友知识产权代理事务所(普通合伙) 11447

代理人 魏嘉熹 南毅宁

(51)Int.Cl.

G01M 13/04(2006.01)

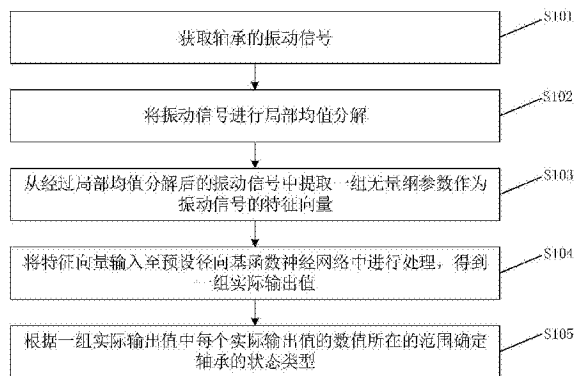
权利要求书2页 说明书12页 附图4页

(54)发明名称

轴承状态诊断方法、装置、存储介质及电子设备

(57)摘要

本公开涉及一种轴承状态诊断方法、装置、存储介质及电子设备,该方法包括获取轴承的振动信号;将振动信号进行局部均值分解;从经过所述局部均值分解后的振动信号中提取一组无量纲参数作为所述振动信号的特征向量;将特征向量输入至预设径向基函数神经网络中进行处理,得到一组实际输出值;根据一组实际输出值中每个实际输出值的数值所在的范围确定轴承的状态类型。由于局部均值分解方法正适用于风力发电机组的振动信号这种非高斯的、非平稳和非线性的信号,且使用不受轴承载荷和转速等因素影响的无量纲参数作为状态诊断的特征向量,并结合径向基函数神经网络进行分析,能够使得诊断结果更加的精确,且使得在实际应用中的使用更加的方便快捷。



1. 一种轴承状态诊断方法,其特征在于,所述方法包括:
 - 获取轴承的振动信号,其中,所述振动信号包括所述轴承在至少一个方向上的加速度信号;
 - 将所述振动信号进行局部均值分解;
 - 从经过所述局部均值分解后的振动信号中提取一组无量纲参数作为所述振动信号的特征向量;
 - 将所述特征向量输入至预设径向基函数神经网络中进行处理,得到一组实际输出值;
 - 根据所述一组实际输出值中每个实际输出值的数值所在的范围确定所述轴承的状态类型。
2. 根据权利要求1所述的方法,其特征在于,所述方法还包括:
 - 在对所述振动信号进行所述局部均值分解之前,使用低通滤波器对所述振动信号进行平滑去噪处理。
3. 根据权利要求1所述的方法,其特征在于,所述无量纲参数包括:峰值因子、波形因子、脉冲因子、裕度因子和峭度因子。
4. 根据权利要求1所述的方法,其特征在于,所述状态类型包括:正常、内圈故障、外圈故障、滚珠故障和保持架故障。
5. 根据权利要求1所述的方法,其特征在于,所述根据所述一组实际输出值中每个实际输出值的数值所在的范围确定所述轴承的状态类型包括:
 - 将所述一组实际输出值中数值最接近预设阈值的实际输出值所对应的状态类型确定为所述轴承的状态类型。
6. 根据权利要求1-5中任一权利要求所述的方法,其特征在于,在所述根据所述一组实际输出值中每个实际输出值的数值所在的范围确定所述轴承的状态类型步骤之前,所述方法还包括:
 - 判断所述一组实际输出值中是否存在其数值在预设范围内的实际输出值;
 - 所述根据所述一组实际输出值中每个实际输出值的数值所在的范围确定所述轴承的状态类型包括:
 - 当判定所述一组实际输出值中不存在其数值在预设范围内的实际输出值时,根据所述一组实际输出值中每个实际输出值的数值所在的范围确定所述轴承的状态类型。
7. 根据权利要求6所述的方法,其特征在于,所述方法还包括:
 - 当判定所述一组实际输出值中存在其数值在预设范围内的实际输出值时,返回所述获取轴承的振动信号的步骤。
8. 一种轴承状态诊断装置,其特征在于,所述装置包括:
 - 获取模块,用于获取轴承的振动信号,其中所述振动信号包括所述轴承在至少一个方向上的加速度信号;
 - 分解模块,用于将所述振动信号进行局部均值分解;
 - 特征向量提取模块,用于从经过所述分解模块分解后的振动信号中提取一组无量纲参数作为所述振动信号的特征向量;
 - 神经网络处理模块,用于将所述特征向量输入至预设径向基函数神经网络中进行处理,得到一组实际输出值;

状态类型确定模块,用于根据所述一组实际输出值中每个实际输出值的数值所在的范围确定所述轴承的状态类型。

9.一种计算机可读存储介质,其上存储有计算机程序,其特征在于,该程序被处理器执行时实现权利要求1-7中任一项权利要求所述的轴承状态诊断方法的步骤。

10.一种电子设备,其特征在于,包括:

存储器,其上存储有计算机程序;

处理器,用于执行所述存储器中的所述计算机程序,以实现权利要求1-7中任一项权利要求所述的轴承状态诊断方法的步骤。

轴承状态诊断方法、装置、存储介质及电子设备

技术领域

[0001] 本公开涉及轴承检测领域,具体地,涉及一种轴承状态诊断方法、装置、存储介质及电子设备。

背景技术

[0002] 轴承在各个领域的使用十分广泛,很多机械结构中都需要使用到轴承结构,例如风力发电机组中就需要使用固定轴承。对于风力发电机组的健康状态检测和诊断主要可以根据对机组中的轴承的状态来进行判断。通常,机组中的轴承的状态会通过通过对轴承的振动信号进行检测和分析来得到,从而根据该轴承的状态为基础来对风力发电机组的状态进行判断。

[0003] 对于轴承的振动信号的处理与分析,在分析研究初期,大多使用时域分析方法。但由于风机的自然特性是缓慢性和非平稳性,至少对于大型风机来说,振动信号通常含有大量的噪声和其他干扰,数据的结果不是很令人满意,所以近年来几乎不再使用时域分析来处理轴承的振动信号。

[0004] 考虑到当风力发电机传动系统的轴承或齿轮发生故障时,其会产生振动,振动的频率取决于轴的转速和轴承的类型参数等,基于振动信号的这些特性,使用频域分析对振动信号进行处理可以得到更好的效果,例如,快速傅里叶变换(Fast Fourier Transformation,FFT),是频域分析中最基础也是最常用的一种方法。然而,在风电机组中存在多部分耦合振动,同时工作振动的噪声干扰也很大,且振动一般是非高斯的、非平稳的和非线性的信号,针对振动信号的这些特性,快速傅里叶变换对于振动信号的处理仍然存在缺陷。

[0005] 因此,有研究者提出了新的时频分析方法,例如小波分析,其可以应用于有着离散和非线性信号特性的振动信号,能够真正地把时频分析应用到振动信号上。可是在实际的运用过程中,小波分析这项技术仍然存在一定弊端。比如,在分析过程中必须选择相应的小波基,但小波基不是动态变化的,而是固定的函数,所以它的适应性仍然很差。当固定了小波基,它们在整个分析过程中都不可以改变,这样容易造成振动信号中的某些频段的分析效果不好。

[0006] 因此,针对小波分析的弊端,又有研究者提出了使用经验模态分解法(Empirical Mode Decomposition,EMD)对信号进行分解,解决小波分析中对某些频段的信号分析效果不好的问题,可是这种方法针对某种特定的信号的干扰比较大,且在一定的条件下,该方法也许会导致端点以及混叠效应等严重后果。

发明内容

[0007] 本公开的目的是提供一种轴承状态诊断方法、装置、存储介质及电子设备,该方法能够大大提高轴承状态诊断的精准性。

[0008] 为了实现上述目的,本公开提供一种轴承状态诊断方法,所述方法包括:

- [0009] 获取轴承的振动信号,其中所述振动信号包括所述轴承在至少一个方向上的加速度信号;
- [0010] 将所述振动信号进行局部均值分解;
- [0011] 从经过所述局部均值分解后的振动信号中提取一组无量纲参数作为所述振动信号的特征向量;
- [0012] 将所述特征向量输入至预设径向基函数神经网络中进行处理,得到一组实际输出值;
- [0013] 根据所述一组实际输出值中每个实际输出值的数值所在的范围确定所述轴承的状态类型。
- [0014] 可选地,所述方法还包括:
- [0015] 在对所述振动信号进行所述局部均值分解之前,使用低通滤波器对所述振动信号进行平滑去噪处理。
- [0016] 可选地,所述无量纲参数包括:峰值因子、波形因子、脉冲因子、裕度因子和峭度因子。
- [0017] 可选地,所述状态类型包括:正常、内圈故障、外圈故障、滚珠故障和保持架故障。
- [0018] 可选地,所述根据所述一组实际输出值中每个实际输出值的数值所在的范围确定所述轴承的状态类型包括:
- [0019] 将所述一组实际输出值中数值最接近预设阈值的实际输出值所对应的状态类型判定为所述轴承的状态类型。
- [0020] 可选地,在所述根据所述一组实际输出值中每个实际输出值的数值所在的范围确定所述轴承的状态类型步骤之前,所述方法还包括:
- [0021] 判断所述一组实际输出值中是否存在其数值在预设范围内的实际输出值;
- [0022] 所述根据所述一组实际输出值中每个实际输出值的数值所在的范围确定所述轴承的状态类型包括:
- [0023] 当判定所述一组实际输出值中不存在其数值在预设范围内的实际输出值时,根据所述一组实际输出值中每个实际输出值的数值所在的范围确定所述轴承的状态类型。
- [0024] 可选地,所述方法还包括:
- [0025] 当判定所述一组实际输出值中存在其数值在预设范围内的实际输出值时,返回所述获取轴承的振动信号的步骤。
- [0026] 本公开还提供一种轴承状态诊断装置,所述装置包括:
- [0027] 获取模块,用于获取轴承的振动信号,其中所述振动信号包括所述轴承在至少一个方向上的加速度信号;
- [0028] 分解模块,用于将所述振动信号进行局部均值分解;
- [0029] 特征向量提取模块,用于从经过所述分解模块分解后的振动信号中提取一组无量纲参数作为所述振动信号的特征向量;
- [0030] 神经网络处理模块,用于将所述特征向量输入至预设径向基函数神经网络中进行处理,得到一组实际输出值;
- [0031] 状态类型确定模块,用于根据所述一组实际输出值中每个实际输出值的数值所在的范围确定所述轴承的状态类型。

- [0032] 可选地,所述装置还包括:
- [0033] 优化模块,用于在所述分解模块将所述振动信号进行局部均值分解之前,使用低通滤波器对所述振动信号进行平滑去噪处理。
- [0034] 可选地,所述无量纲参数包括:
- [0035] 峰值因子、波形因子、脉冲因子、裕度因子和峭度因子。
- [0036] 可选地,所述状态类型包括:正常、内圈故障、外圈故障、滚珠故障和保持架故障。
- [0037] 可选地,所述状态类型确定模块用于:
- [0038] 将所述一组实际输出值中数值最接近预设阈值的实际输出值所对应的状态类型确定为所述轴承的状态类型。
- [0039] 可选地,所述装置还包括:
- [0040] 判断模块,用于在所述状态类型确定模块根据所述一组实际输出值中每个实际输出值的数值所在的范围确定所述轴承的状态类型之前,判断所述一组实际输出值中是否存在其数值在预设范围内的实际输出值;
- [0041] 所述状态类型确定模块用于:
- [0042] 当判定所述一组实际输出值中不存在其数值在预设范围内的实际输出值时,根据所述一组实际输出值中每个实际输出值的数值所在的范围确定所述轴承的状态类型。
- [0043] 可选地,所述判断模块还用于:
- [0044] 当判定所述一组实际输出值中存在其数值在预设范围内的实际输出值时,触发所述获取模块获取轴承的振动信号。
- [0045] 本公开还提供一种计算机可读存储介质,其上存储有计算机程序,该程序被处理器执行时实现以上所述的轴承状态诊断方法的步骤。
- [0046] 本公开还提供一种电子设备,包括:
- [0047] 存储器,其上存储有计算机程序;
- [0048] 处理器,用于执行所述存储器中的所述计算机程序,以实现以上所述的轴承诊断状态方法的步骤。
- [0049] 通过上述技术方案,获取轴承的振动信号来对轴承进行状态诊断,并先对振动信号进行局部均值分解后再提取无量纲参数作为输入至径向基函数神经网络中的特征向量,最后通过对径向基函数神经网络输出的结果进行比较判断最终得到轴承的真正状态。这样,由于局部均值分解方法正适用于非高斯的、非平稳的和非线性的信号,而风力发电机组轴承的振动信号正是这种特点的信号;且选用时域分析中的无量纲参数作为状态诊断的特征向量,能够使得诊断结果不受轴承载荷和转速等因素的影响,无需考虑相对标准值,也无需参照以往数据,还不会受到振动信号绝对水平的影响,即使每次的测量点不相同,对于诊断的结果也不会产生影响;且使用径向基函数神经网络对选取的特征向量进行分析,由于径向基函数神经网络具有唯一最佳逼近的功能,且能够解决局部极小的问题,能够使得诊断结果更加的精确,又因为其具有学习收敛速率快的特点,使得在实际应用中的使用更加的方便快捷。
- [0050] 本公开的其他特征和优点将在随后的具体实施方式部分予以详细说明。

附图说明

[0051] 附图是用来提供对本公开的进一步理解,并且构成说明书的一部分,与下面的具体实施方式一起用于解释本公开,但并不构成对本公开的限制。在附图中:

[0052] 图1是根据一示例性实施例示出的一种轴承状态诊断方法的流程图。

[0053] 图2是根据又一示例性实施例示出的一种轴承状态诊断方法的流程图。

[0054] 图3是根据又一示例性实施例示出的一种轴承状态诊断方法的流程图。

[0055] 图4是根据一示例性实施例示出的一种轴承状态诊断装置的结构示意框图。

[0056] 图5是根据又一示例性实施例示出的一种轴承状态诊断装置的结构示意框图。

[0057] 图6是根据又一示例性实施例示出的一种轴承状态诊断装置的结构示意框图。

[0058] 图7是根据一示例性实施例示出的一种电子设备的框图。

[0059] 图8是根据一示例性实施例示出的一种电子设备的框图。

具体实施方式

[0060] 以下结合附图对本公开的具体实施方式进行详细说明。应当理解的是,此处所描述的具体实施方式仅用于说明和解释本公开,并不用于限制本公开。

[0061] 图1是根据一示例性实施例示出的一种轴承状态诊断方法,如图1所示,所述方法包括步骤101至步骤105。其中,该轴承可以为任意机械中的需要进行状态诊断的轴承,例如风力发电机组中使用的轴承等。

[0062] 在步骤101中,获取轴承的振动信号,其中所述振动信号包括所述轴承在至少一个方向上的加速度信号。例如,该振动信号可以是该轴承上的三维坐标系中X方向的加速度信号 a_x ,也可是Y方向的加速度信号 a_y ,还可以是Z方向上的加速度信号 a_z ;另外,该振动信号也可以是该轴承上的三维坐标系中的X方向和Y方向两个方向的加速度信号合成得到的加速度矢量 a ,其中 $a = \sqrt{a_x^2 + a_y^2}$,也可以是该轴承上的三维坐标系中的X方向和Z方向两个方向的

加速度信号合成得到的加速度矢量 a ,其中 $a = \sqrt{a_x^2 + a_z^2}$,还可以是该轴承上的三维坐标系中的Y方向和Z方向两个方向的加速度信号合成得到的加速度矢量 a ,其中 $a = \sqrt{a_z^2 + a_y^2}$;

另外,该振动信号还可以是该轴承上的三维坐标系中X方向、Y方向和Z方向三个方向的加速度信号合成得到的加速度矢量 a ,其中, $a = \sqrt{a_x^2 + a_y^2 + a_z^2}$ 。其中,该轴承上的三维坐标系可以根据轴承的安装位置所建立的坐标系,也可以是以其他参照物所建立的坐标系,本公开中对该坐标系不做限制,只要满足获取到所述轴承在空间中的至少一个方向上的加速度信号即可。

[0063] 其中,该振动信号可以通过安装于该轴承上的三轴加速度传感器、二轴加速度传感器或加速度传感器中的任意一者来获取。

[0064] 在步骤102中,将所述振动信号进行局部均值分解。

[0065] 局部均值分解(Local Mean Decomposition,LMD)是一种用于处理非平稳信号的方法,该方法能够分解信号,把它分解变成各个尺度之下的不同的包络以及调频的信号,再将这两个信号相乘从而得到乘积函数(Product Function,PF),其瞬时频率则存在物理意义,可以有效实现对复杂非平稳信号的分析。即,局部均值分解是一个逐渐将高频信号分解成低频信号的过程。这个方法利用特定的方法将极为复杂的含有许多不同分量的信号一步

步的转化成单个分量,便于后续对信号的进一步分析。其主要的流程如下:

[0066] (1) 首先对需要进行局部均值分解的信号 $x(t)$ 完成求导操作,从而得到信号 $x(t)$ 的全部极值点的信号 $n_i (i=1,2,3,\Lambda)$,其中, t 为信号 $x(t)$ 中的时间变量。

[0067] (2) 计算该全部极值点中每两个相邻的极值点 n_i 以及 n_{i+1} 的平均值 m_i 以及包络估计值 a_i ,其中平均值 m_i 和包络估计值 a_i 的计算公式如下:

$$[0068] \quad m_i = \frac{n_i + n_{i+1}}{2}, \text{ 以及}$$

$$[0069] \quad a_i = \frac{|n_i - n_{i+1}|}{2},$$

[0070] 在得到平均值 m_i 和包络估计值 a_i 之后,用直线将得到的每个平均值 m_i 以及包络估计值 a_i 分别相连,然后利用滑动平均法对两个连接得到的图形都进行平滑处理,从而得到该信号 $x(t)$ 的局部均值函数 $m_{11}(t)$ 和包络估计函数 $a_{11}(t)$ 。

[0071] (3) 将局部均值函数 $m_{11}(t)$ 从信号 $x(t)$ 中分离出来,得到 $h_{11}(t)$ 信号,公式如下:

$$[0072] \quad h_{11}(t) = x(t) - m_{11}(t)。$$

[0073] (4) 利用得到的 $h_{11}(t)$ 信号除以包络估计函数 $a_{11}(t)$,以对 $h_{11}(t)$ 信号进行调解,得到调解后的信号 $s_{11}(t)$,公式如下:

$$[0074] \quad s_{11}(t) = \frac{h_{11}(t)}{a_{11}(t)},$$

[0075] 计算信号 $s_{11}(t)$ 的包络估计函数 $a_{12}(t)$,当该包络估计函数 $a_{12}(t)$ 满足 $a_{12}(t) = 1$ 时,信号 $s_{11}(t)$ 为纯调频信号;当该包络估计函数 $a_{12}(t)$ 不满足 $a_{12}(t) = 1$ 时,则将信号 $s_{11}(t)$ 作为原始信号 $x(t)$ 再次重复以上步骤,直到信号 $s_{1n}(t)$ 为纯调频信号时,即 $1 \leq s_{1n}(t) \leq 1$ 时,停止循环,此时,其包络估计函数 $a_{1(n+1)}$ 满足 $a_{1(n+1)} \approx 1$,具体的计算公式如下所示:

$$[0076] \quad \begin{cases} h_{11}(t) = x(t) - m_{11}(t) \\ h_{12}(t) = s_{11}(t) - m_{12}(t) \\ \dots\dots \\ h_{1n}(t) = s_{1(n-1)}(t) - m_{1n}(t) \end{cases}, \text{ 以及}$$

$$[0077] \quad \begin{cases} s_{11}(t) = \frac{h_{11}(t)}{a_{11}(t)} \\ s_{12}(t) = \frac{h_{12}(t)}{a_{12}(t)} \circ \\ \dots\dots \\ s_{1n}(t) = \frac{h_{1n}(t)}{a_{1n}(t)} \end{cases}$$

[0078] (5) 计算所有的包络估计函数的乘积,可获得包络信号 $a_1(t)$,计算公式如下所示:

$$[0079] \quad a_1(t) = a_{11}(t) a_{12}(t) \Delta a_{1n}(t) = \prod_{q=1}^n a_{1q}(t) \circ$$

[0080] (6) 将包络信号 $a_1(t)$ 乘以纯调频信号 $s_{1n}(t)$ 获得第一个PF分量,具体计算公式如下所示:

$$[0081] \quad PF_1 = a_1(t) s_{1n}(t) \circ$$

[0082] (7) 将第一个分量 PF_1 从信号 $x(t)$ 中分离出来,获得一个新信号 $c_1(t)$,并将该信号 $c_1(t)$ 作为原始信号重复以上步骤,循环 m 次,直到信号 $c_m(t)$ 的极值点的个数少于或等于1为止,这样就完成了把信号 $x(t)$ 分解成 m 个PF分量和 c_m 之和,如以下公式所示:

$$[0083] \quad x(t) = \sum_{p=1}^m PF_p(t) + c_m(t),$$

[0084] 其中 $c_m(t)$ 为一个单调函数,表示的是信号的趋势。

[0085] 目前,经常还会使用经验模态分解(Empirical Mode Decomposition,EMD)的方法对信号进行分解处理,但是,与局部均值分解的方法相比,局部均值分解的信号端点附近未知包络线的长度要比经验模态分解的方法中的长度短,这样有助于提高分解处理的精度;且当被处理的信号中出现一些特殊的信号时,局部均值分解获得的分解结果不会受到端点效应的干扰,例如,当被处理的信号为端点为极值的信号时;另外,局部均值分解的端点效应的扩散速度比经验模态分解的扩散速度慢,因此局部均值分解的精度要比经验模态分解的精度更高。

[0086] 在步骤103中,从经过所述局部均值分解后的振动信号中提取一组无量纲参数作为所述振动信号的特征向量。该特征向量即能够反映该轴承状态的参数。由于振动信号的随机性比较强,因此,通过对该振动信号中的参数进行统计计算,把这些参数转换成能够反映轴承状态的特征向量,从而对轴承的状态进行分析诊断,这样,能够更加准确地反映出轴承当前的状态。

[0087] 该无量纲参数为时域特征参数中的一种类型的参数,时域特征参数中还包括有量纲参数,但由于有量纲的参数指标依赖于历史数据,而且对载荷和转速等因素的变化比较敏感,不适用于风力发电机组中轴承的振动信号,因此选用无量纲参数作为表征轴承状态的特征向量。无量纲的参数指标不受载荷和转速等因素的影响,无需考虑相对标准值,也无需与以往的数据进行对比,另外,无量纲参数也不受信号绝对水平的影响,即使每次的测量点不同,对参数的计算结果也不会产生明显的影响,因此能够进一步保证轴承状态的诊断准确性。

[0088] 无量纲参数在轴承出现故障的早期有着更强的灵敏度,但是效果并不稳定,因此,在根据本公开一种示例性实施例所示出的轴承状态诊断方法中,将其与局部均值分解的方法结合起来对轴承的振动信号进行分析。

[0089] 在步骤104中,将所述特征向量输入至预设径向基函数神经网络中进行处理,得到一组实际输出值。

[0090] 该预设径向基函数神经网络即提前训练好的径向基函数(Radial basis function,RBF)神经网络,该径向基函数神经网络的训练过程可以如下流程所示:

[0091] (1) 从数据库中获取确定了状态类型的轴承的振动信号,其中数据库可以为任意包含风力发电机组的轴承的振动信号的数据库,此处不对训练数据的来源做限定。

[0092] (2) 对所述振动信号进行局部均值分解,然后从经过局部均值分解后的信号中提取无量纲参数作为该振动信号的特征向量。

[0093] (3) 使用编码的方式对可能的状态类型进行编码,例如,轴承正常工作以 $[1,0,0,0]$ 表示;内圈故障以 $[0,1,0,0]$ 表示;外圈故障以 $[0,0,1,0]$ 表示;滚珠故障以 $[0,0,0,1]$ 表示。

[0094] (4) 利用MATLAB中的newrd函数创建一个径向基函数神经网络,并将从获取到的确定了状态类型的轴承的振动信号的特征向量输入该径向基函数神经网络中进行训练,其中,该径向基函数神经网络的参数为:Spread=0.7,目标误差=0.0001。该径向基函数神经网络中的其他参数设置均使用默认参数;当该径向基函数神经网络的精度达到该目标误差时,该径向基函数神经网络训练完毕。

[0095] 其中,该一组实际输出值中的实际输出值的个数表征轴承的状态类型的个数,即该一组实际输出值中每一个实际输出值都表征一种轴承的状态类型。

[0096] 在训练好的预设径向基函数神经网络中,输入获取到的振动信号的特征向量,即可得到相应的表征该轴承的状态的一组输出值。径向基函数神经网络的优点在于,径向基函数神经网络的创建简单,训练时间短,整体训练效果更好,且稳定性更好,波动较小,且由于径向基函数神经网络的特性,利用径向基函数神经网络对特征向量进行分析不会出现局部较小的问题,具有较好的逼近能力,这样,径向基函数神经网络能够使得本公开的轴承状态诊断方法的性能进一步提高。

[0097] 在步骤105中,根据所述一组实际输出值中每个实际输出值的数值所在的范围确定所述轴承的状态类型。

[0098] 由于该一组实际输出值中每一个实际输出值都表征一种轴承的状态类型,根据该一组实际输出值中每一个实际输出值的数值所在的范围就能够确定该振动信号所表征的该轴承的状态类型。

[0099] 其中,该一组实际输出值中每个实际输出值的数值所在范围还能用于判断该一组实际输出值的准确性,例如,当该数值出现在预设范围中时,可以表示径向基函数神经网络的判断错误,结果无效等。

[0100] 通过上述技术方案,获取轴承的振动信号来对轴承进行状态诊断,并先对振动信号进行局部均值分解后再提取无量纲参数作为输入至径向基函数神经网络中的特征向量,最后通过对径向基函数神经网络输出的结果进行比较判断最终得到轴承的真正状态。这样,由于局部均值分解方法正适用于非高斯的、非平稳的和非线性的信号,而风力发电机组轴承的振动信号正是这种特点的信号;且选用时域分析中的无量纲参数作为状态诊断的特征向量,能够使得诊断结果不受轴承载荷和转速等因素的影响,无需考虑相对标准值,也无需参照以往数据,还不会受到振动信号绝对水平的影响,即使每次的测量点不相同,对于诊断的结果也不会产生影响;且使用径向基函数神经网络对选取的特征向量进行分析,由于径向基函数神经网络具有唯一最佳逼近的功能,且能够解决局部极小的问题,能够使得诊断结果更加的精确,又因为其具有学习收敛速率快的特点,使得在实际应用中的使用更加的方便快捷。

[0101] 在一种可能的实施方式中,该方法还可以包括:在将所述振动信号进行局部均值分解之前,对所述振动信号进行平滑去噪处理。其中,可以通过小波包分解的方法对所述振动信号进行平滑去噪处理,还可以根据例如图2中步骤201所示的低通滤波器对所述振动信号进行平滑去噪处理。

[0102] 图2是根据本公开又一示例性实施例示出的一种轴承状态诊断方法的流程图,如图2所示,所述方法除了包括图1中所示的步骤101至步骤105之外,在步骤102之前,还包括步骤201。

[0103] 在步骤201中,使用低通滤波器对所述振动信号进行平滑去噪处理。其中,该低通滤波器可以为:Butterworth低通滤波器、切比雪夫低通滤波器和移动平均滤波器中的任意一者。

[0104] 通过上述技术方案,在获取轴承的振动信号之后,先对振动信号进行平滑去噪处理,能够滤除振动信号中的一部分噪声,这样,能够使振动信号中的噪声在后续的信号分析判断过程中的影响变小,使得轴承状态诊断结果更加精确。

[0105] 在一种可能的实施方式中,所述无量纲参数包括:峰值因子、波形因子、脉冲因子、裕度因子和峭度因子。

[0106] 其中,该峰值因子的计算公式为:

$$[0107] \quad c_f = \frac{X_p}{X_{rms}},$$

[0108] c_f 为峰值因子, X_p 表示有量纲参数中的峰值参数, X_{rms} 表示有量纲参数中的均方根值参数。在轴承部件上会出现一些瑕疵,例如表面剥落、磨损、印迹和凹陷等这一些离散型缺点。这类瑕疵所形成的脉冲波形总能量并不很大,可是其波形的峰值会很明显。因此,峰值因子适用于这类故障的诊断。

[0109] 波形因子的计算公式为:

$$[0110] \quad W_s = \frac{X_{rms}}{\overline{X}},$$

[0111] W_s 为波形因子, \overline{X} 表示有量纲参数中的均值参数。如果波形因子过大,可以说明滚轴可能出现了点蚀现象;如果波形因子过小,表明滚轴有可能发生了磨损。

[0112] 脉冲因子的计算公式为:

$$[0113] \quad I = \frac{X_p}{\overline{X}},$$

[0114] I 为脉冲因子,脉冲因子是为了判断信号当中是否有强烈的信号冲击的统计指标。

[0115] 裕度因子的计算公式为:

$$[0116] \quad L = \frac{X_{rms}}{\overline{X}},$$

[0117] L 为裕度因子,机械装置可以通过裕度因子来表达其受损强度。如果是因摩擦所造成的缝隙扩大,则均方根值的增速要快于均值的增速,同时裕度因子随之增加。

[0118] 峭度因子的计算公式为:

$$[0119] \quad K = \frac{1}{N} \frac{\sum_{i=1}^N x_i^4}{X_{rms}^4},$$

[0120] K 为峭度因子, x_i 表示振动信号, $i=1,2,\dots,N$, N 表示振动信号中的采样点数。峭

度因子是一个对信号当中脉冲特征具有灵敏度的指标。其中, $\beta = \frac{\sum_{i=1}^N x_i^4}{N}$ 被称为峭度值,当峭

度值为3时,就可以符合正态分布规律的正常轴承,即表征该轴承的状态正常。当轴承的振动信号的峭度值高过4时,表征轴承在某种程度上有了损坏。

[0121] 在一种可能的实施方式中,所述实际输出值对应的状态类型包括:正常、内圈故障、外圈故障、滚珠故障和保持架故障。

[0122] 轴承是机械中使用最多的零部件。轴承的结构构造可以分为四部分,分别为外圈、滚动体、保持架和内圈。内圈与轴相互配合着固定轴承,并提供滚动体的一半的运动轨道,同时传递载荷;外圈与轴承座相互配合着固定轴承,并且提供滚动体的另一半运动轨道,还传递载荷;然而保持架能够把所有滚动体连接到一块,使得滚动体平均受力;滚动体则是受到内圈或外圈传递来的负荷的压力,使得轴承保持转动。

[0123] 通常来说,有很多因素都可能导致机械中的轴承失效,如:超出可承受程度、润滑方法不恰当、运行和停机维修时的处理问题、电腐蚀、安装拆卸时的方法不合适等,以上每一个因素都可以导致轴承的程度不一的损坏,并且不同的因素对轴承造成的损坏特征都有一定区别。通常会出现的几种轴承故障有疲劳失效、磨损失效、腐蚀失效、断裂失效等。其中,无论是哪种故障,都是通过令轴承中的内圈、外圈、滚动体和保持架中的一个或多个部件出现故障,从而导致轴承不能正常使用。

[0124] 因此,在根据本示例性实施例示出的轴承状态诊断方法中,能够诊断出轴承的内圈、外圈、滚珠和保持架四个最主要的故障源头,保证了当诊断出轴承故障时,能够精确诊断出具体的故障位置。

[0125] 在一种可能的实施方式中,所述根据所述一组实际输出值中每个实际输出值的数值所在的范围确定所述轴承的状态类型包括:将所述一组实际输出值中数值最接近预设阈值的实际输出值所对应的状态类型确定为所述轴承的状态类型。其中,该预设阈值可以为例如1。即,将该一组实际输出值中数值最接近1的实际输出值对应的状态类型确定为所述轴承的状态类型。例如,当该实际输出值对应的轴承状态包括正常、内圈故障、外圈故障、滚珠故障和保持架故障时,该一组实际输出值中应该有五个标准数据分别表征上述五种不同轴承状态的实际输出值,例如,其五个轴承状态可以分别表示为 $[1, 0, 0, 0, 0]$, $[0, 1, 0, 0, 0]$, $[0, 0, 1, 0, 0]$, $[0, 0, 0, 1, 0]$, $[0, 0, 0, 0, 1]$,即,该一组实际输出值中第一位数据对应的轴承状态为正常,第二位数据对应的轴承状态为内圈故障,第三位数据对应的轴承状态为外圈故障,第四位数据对应的轴承状态为滚珠故障,第五位数据对应的轴承状态为保持架故障。那么,例如,当该径向基函数神经网络输出的一组实际输出值中第二个数最接近于1时,则该一组实际输出值表征该轴承状态为内圈故障。

[0126] 图3是根据又一示例性实施例示出的一种轴承状态诊断方法的流程图,如图3所示,该方法中除了包括图1中所示的步骤101至步骤105之外,在步骤105之前,还包括步骤301。

[0127] 在步骤301中,判断所述一组实际输出值中是否存在其数值在预设范围内的实际输出值。如果是,则转至步骤101;如果否,则转至步骤105。

[0128] 当判定所述一组实际输出值中不存在其数值在预设范围内的实际输出值时,转至步骤105,根据所述一组实际输出值中每个实际输出值的数值所在的范围确定所述轴承的状态类型。

[0129] 当判定所述一组实际输出值中存在其数值在预设范围内的实际输出值时,返回所述获取轴承的振动信号的步骤,即步骤101。

[0130] 该预设范围可以设置为例如 $(0.1, 0.8)$ 。当该一组实际输出值中有任意一个实际

输出值的数值在(0.1,0.8)的范围内时,表示该一组实际输出值是无效的,可以判定该次轴承状态诊断失败,无法根据该一组实际输出值判断出轴承的真正状态,因此返回步骤101,再次对轴承的振动信号进行获取并再次进行分析。而当该一组实际输出值中没有实际输出值的数值在(0.1,0.8)的范围内时,表示该组实际输出值是有效的,可以根据该实际输出值对轴承状态进行精确的诊断,因此执行步骤105中对该组实际输出值进行分析判断的步骤从而得到所需的轴承状态。

[0131] 下面,给出一组具体的实验数据来对根据本公开一种示例性实施例示出的一种轴承状态诊断方法进行描述。

[0132] 从任意数据库中选取四组振动信号作为测试样本,分别表征轴承状态为正常、内圈故障、外圈故障和滚珠故障。在经过上述的平滑去噪处理之后,再对其进行局部均值分解,并从中提取峰值因子、波形因子、脉冲因子、裕度因子和峭度因子5个无量纲参数构成该振动信号的特征向量,该特征向量如表1所示。将表1中的数据输入至已经训练好的径向基函数神经网络中,得到如表2所示的四组输出值。

[0133] 表1

[0134]

序号	轴承状态	峰值因子	波形因子	脉冲因子	裕度因子	峭度因子
1	正常	0.0032	0.0035	0.0007	0.0005	0.0043
2	内圈故障	0.5521	0.2734	0.2577	0.3099	0.2356
3	外圈故障	0.2635	0.0978	0.1001	0.0997	0.0902
4	滚珠故障	0.6798	0.5002	0.5037	0.4741	0.9794

[0135] 表2

[0136]

序号	正常	内圈故障	外圈故障	滚珠故障	预期目标
1	1.0041	0.0014	0.0036	-0.0007	1,0,0,0
2	0.0018	1.0050	-0.0017	0.0009	0,1,0,0
3	-0.0052	-0.0043	0.9999	0.0008	0,0,1,0
4	-0.0003	0.0001	0.0023	1.0008	0,0,0,1

[0137] 由表2中的数据可以看出,根据本公开示例性实施例示出的轴承状态诊断方法的诊断效果非常准确。

[0138] 图4是根据本公开一种示例性实施例示出的一种轴承状态诊断装置的结构示意框图,如图4所示,所述装置包括:获取模块10,用于获取轴承的振动信号,其中所述振动信号包括所述轴承在至少一个方向上的加速度信号;分解模块20,用于将所述振动信号进行局部均值分解;特征向量提取模块30,用于从经过所述分解模块分解后的振动信号中提取一组无量纲参数作为所述振动信号的特征向量;神经网络处理模块40,用于将所述特征向量输入至预设径向基函数神经网络中进行处理,得到一组实际输出值;状态类型确定模块50,用于根据所述一组实际输出值中每个实际输出值的数值所在的范围确定所述轴承的状态类型。

[0139] 图5是根据本公开又一示例性实施例示出的一种轴承状态诊断装置的结构示意框图,如图5所示,所述装置还包括:优化模块60,用于在所述分解模块20将所述振动信号进行局部均值分解之前,使用低通滤波器对所述振动信号进行平滑去噪处理。

[0140] 在一种可能的实施方式中,所述无量纲参数包括:峰值因子、波形因子、脉冲因子、裕度因子和峭度因子。

[0141] 在一种可能的实施方式中,所述实际输出值对应的状态类型包括:正常、内圈故障、外圈故障、滚珠故障和保持架故障。

[0142] 在一种可能的实施方式中,所述状态类型确定模块50用于:将所述一组实际输出值中数值最接近预设阈值的实际输出值所对应的状态类型确定为所述轴承的状态类型。

[0143] 图6是根据本公开又一示例性实施例示出的一种轴承状态诊断装置的结构示意框图,如图6所示,所述装置还包括:判断模块70,用于在所述状态类型确定模块50根据所述一组实际输出值中每个实际输出值的数值所在的范围确定所述轴承的状态类型之前,判断所述一组实际输出值中是否存在其数值在预设范围内的实际输出值。

[0144] 所述状态类型确定模块50用于:当判定所述一组实际输出值中不存在其数值在预设范围内的实际输出值时,根据所述一组实际输出值中每个实际输出值的数值所在的范围确定所述轴承的状态类型。

[0145] 在一种可能的实施方式中,所述判断模块70还用于:当判定所述一组实际输出值中存在其数值在预设范围内的实际输出值时,触发所述获取模块获取轴承的振动信号。

[0146] 图7是根据一示例性实施例示出的一种电子设备700的框图。如图7所示,该电子设备700可以包括:处理器701,存储器702。该电子设备700还可以包括多媒体组件703,输入/输出(I/O)接口704,以及通信组件705中的一者或多者。

[0147] 其中,处理器701用于控制该电子设备700的整体操作,以完成上述的轴承状态诊断方法中的全部或部分步骤。存储器702用于存储各种类型的数据以支持在该电子设备700的操作,这些数据例如可以包括用于在该电子设备700上操作的任何应用程序或方法的指令,以及应用程序相关的数据,例如联系人数据、收发的消息、图片、音频、视频等等。该存储器702可以由任何类型的易失性或非易失性存储设备或者它们的组合实现,例如静态随机存取存储器(Static Random Access Memory,简称SRAM),电可擦除可编程只读存储器(Electrically Erasable Programmable Read-Only Memory,简称EEPROM),可擦除可编程只读存储器(Erasable Programmable Read-Only Memory,简称EPROM),可编程只读存储器(Programmable Read-Only Memory,简称PROM),只读存储器(Read-Only Memory,简称ROM),磁存储器,快闪存储器,磁盘或光盘。多媒体组件703可以包括屏幕和音频组件。其中屏幕例如可以是触摸屏,音频组件用于输出和/或输入音频信号。例如,音频组件可以包括一个麦克风,麦克风用于接收外部音频信号。所接收的音频信号可以被进一步存储在存储器702或通过通信组件705发送。音频组件还包括至少一个扬声器,用于输出音频信号。I/O接口704为处理器701和其他接口模块之间提供接口,上述其他接口模块可以是键盘,鼠标,按钮等。这些按钮可以是虚拟按钮或者实体按钮。通信组件705用于该电子设备700与其他设备之间进行有线或无线通信。无线通信,例如Wi-Fi,蓝牙,近场通信(Near Field Communication,简称NFC),2G、3G或4G,或它们中的一种或几种的组合,因此相应的该通信组件705可以包括:Wi-Fi模块,蓝牙模块,NFC模块。

[0148] 在一示例性实施例中,电子设备700可以被一个或多个应用专用集成电路(Application Specific Integrated Circuit,简称ASIC)、数字信号处理器(Digital Signal Processor,简称DSP)、数字信号处理设备(Digital Signal Processing Device,简称DSPD)、可编程逻辑器件(Programmable Logic Device,简称PLD)、现场可编程门阵列(Field Programmable Gate Array,简称FPGA)、控制器、微控制器、微处理器或其他电子元件实现,用于执行上述的轴承状态诊断方法。

[0149] 在另一示例性实施例中,还提供了一种包括程序指令的计算机可读存储介质,该程序指令被处理器执行时实现上述的轴承状态诊断方法的步骤。例如,该计算机可读存储介质可以为上述包括程序指令的存储器702,上述程序指令可由电子设备700的处理器701执行以完成上述的轴承状态诊断方法。

[0150] 图8是根据一示例性实施例示出的一种电子设备800的框图。例如,电子设备800可以被提供为一服务器。参照图8,电子设备800包括处理器822,其数量可以为一个或多个,以及存储器832,用于存储可由处理器822执行的计算机程序。存储器832中存储的计算机程序可以包括一个或一个以上的每一个对应于一组指令的模块。此外,处理器822可以被配置为执行该计算机程序,以执行上述的轴承状态诊断方法。

[0151] 另外,电子设备800还可以包括电源组件826和通信组件850,该电源组件826可以被配置为执行电子设备800的电源管理,该通信组件850可以被配置为实现电子设备800的通信,例如,有线或无线通信。此外,该电子设备800还可以包括输入/输出(I/O)接口858。电子设备800可以操作基于存储在存储器832的操作系统,例如Windows Server™,Mac OS X™,Unix™,Linux™等等。

[0152] 在另一示例性实施例中,还提供了一种包括程序指令的计算机可读存储介质,该程序指令被处理器执行时实现上述的轴承状态诊断方法的步骤。例如,该计算机可读存储介质可以为上述包括程序指令的存储器832,上述程序指令可由电子设备800的处理器822执行以完成上述的轴承状态诊断方法。

[0153] 本领域的技术人员可以清楚地了解到,为描述的方便和简洁,仅以上述各功能模块的划分进行举例说明,实际应用中,可以根据需要而将上述功能分配由不同的功能模块完成,即将装置的内部结构划分成不同的功能模块,以完成以上描述的全部或者部分功能。上述描述功能模块的具体工作过程,可以参考前述方法实施例中的对应过程,在此不再赘述。

[0154] 以上结合附图详细描述了本公开的优选实施方式,但是,本公开并不限于上述实施方式中的具体细节,在本公开的技术构思范围内,可以对本公开的技术方案进行多种简单变型,这些简单变型均属于本公开的保护范围。另外需要说明的是,在上述具体实施方式中所描述的各个具体技术特征,在不矛盾的情况下,可以通过任何合适的方式进行组合。为了避免不必要的重复,本公开对各种可能的组合方式不再另行说明。

[0155] 此外,本公开的各种不同的实施方式之间也可以进行任意组合,只要其不违背本公开的思想,其同样应当视为本公开所公开的内容。

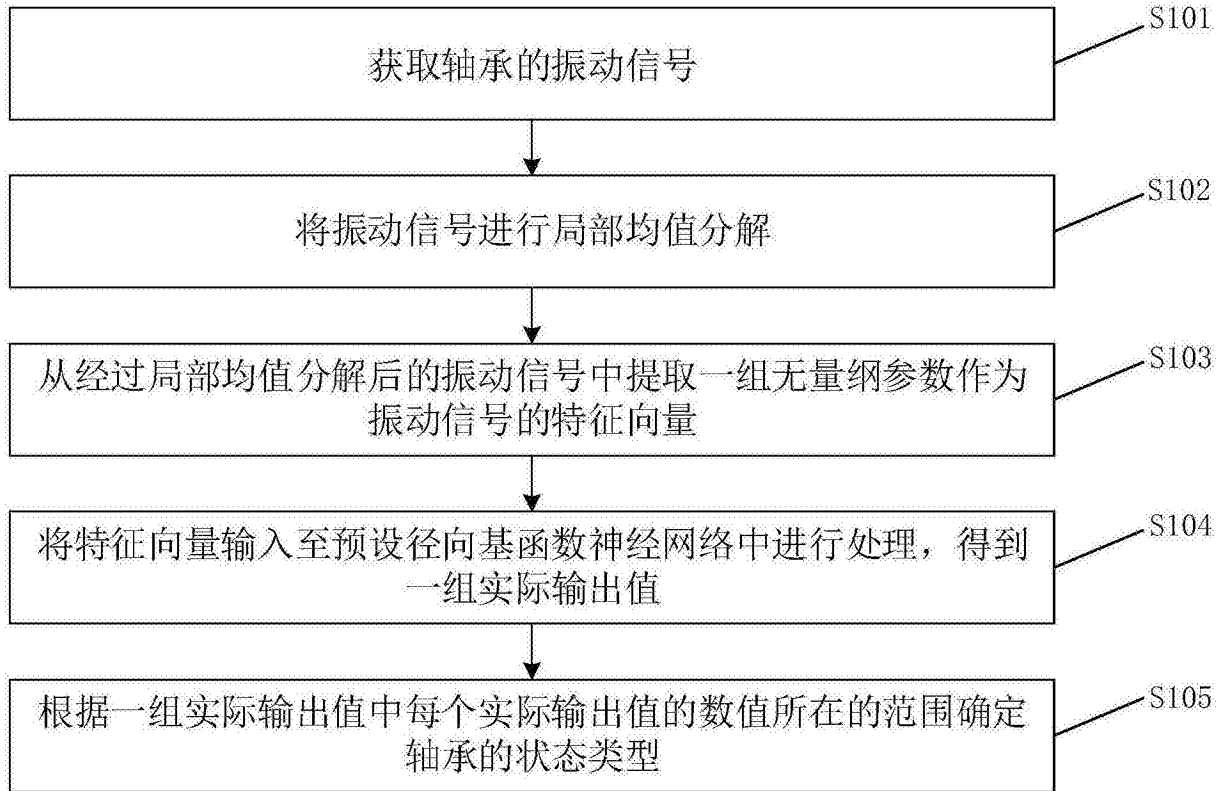


图1

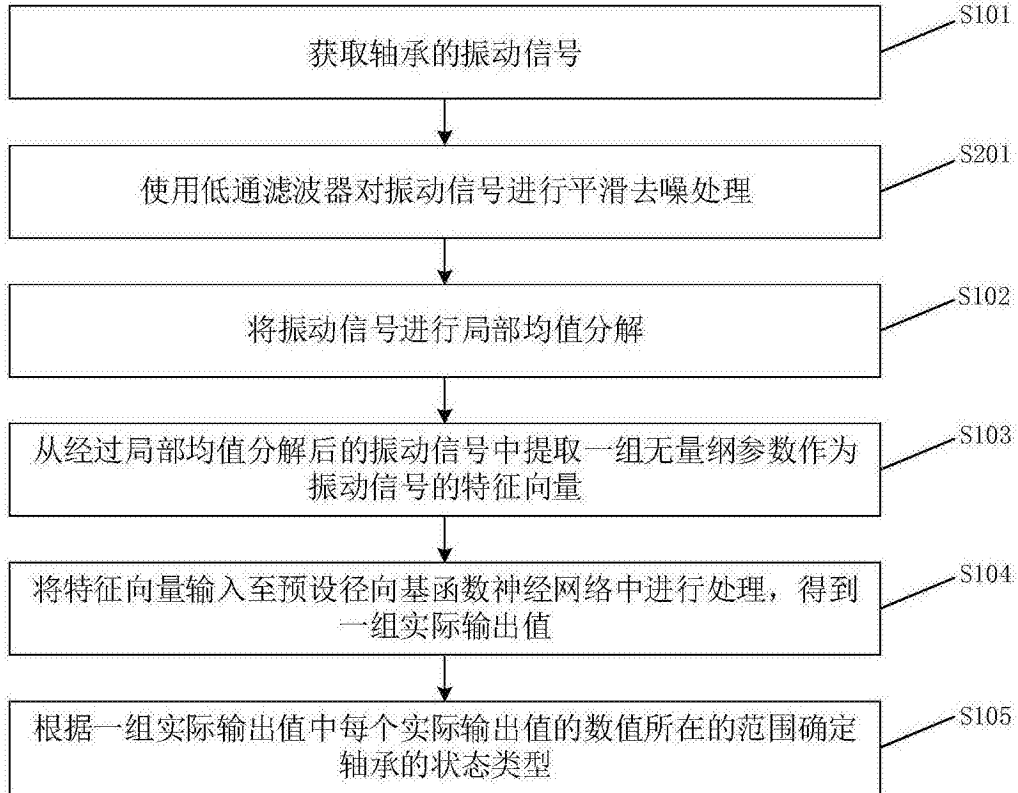


图2

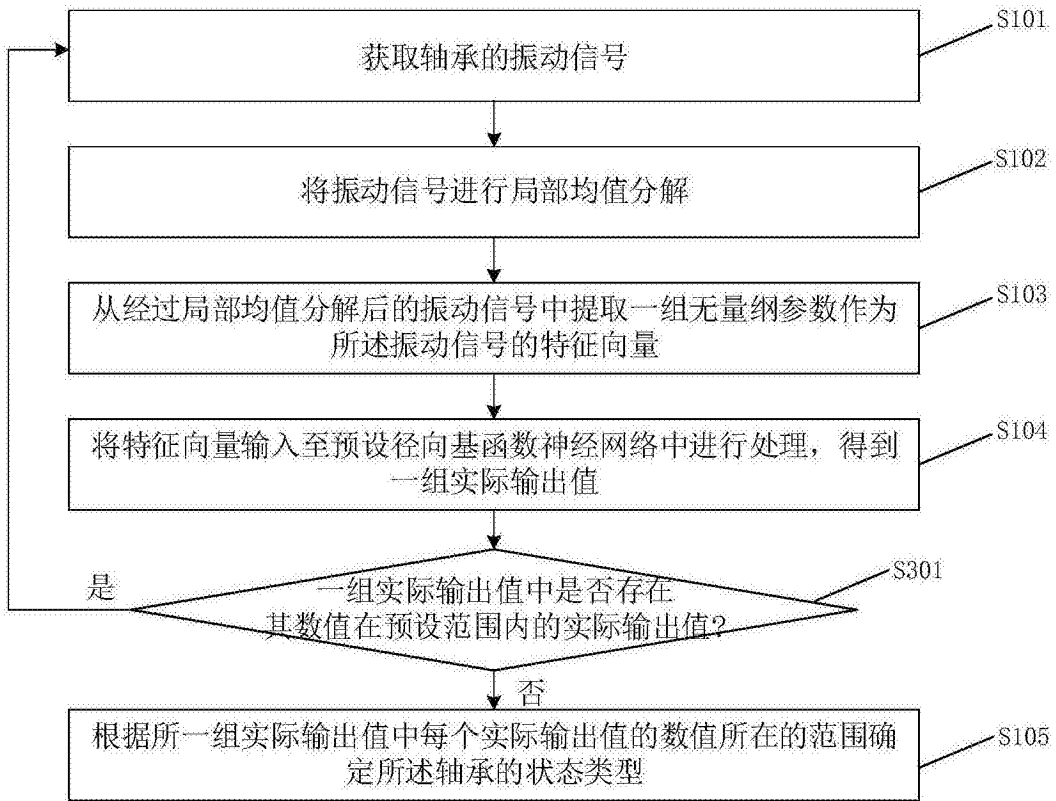


图3



图4



图5

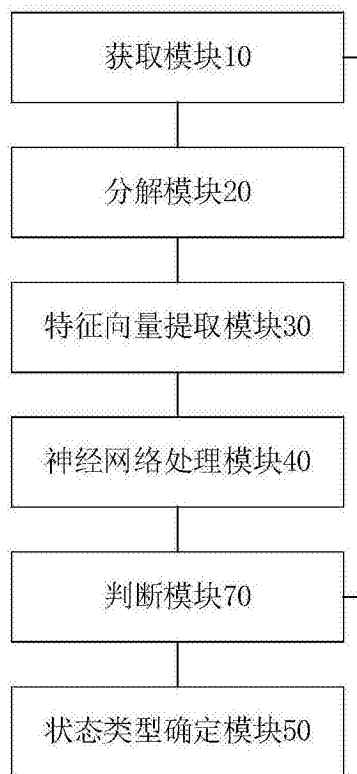


图6

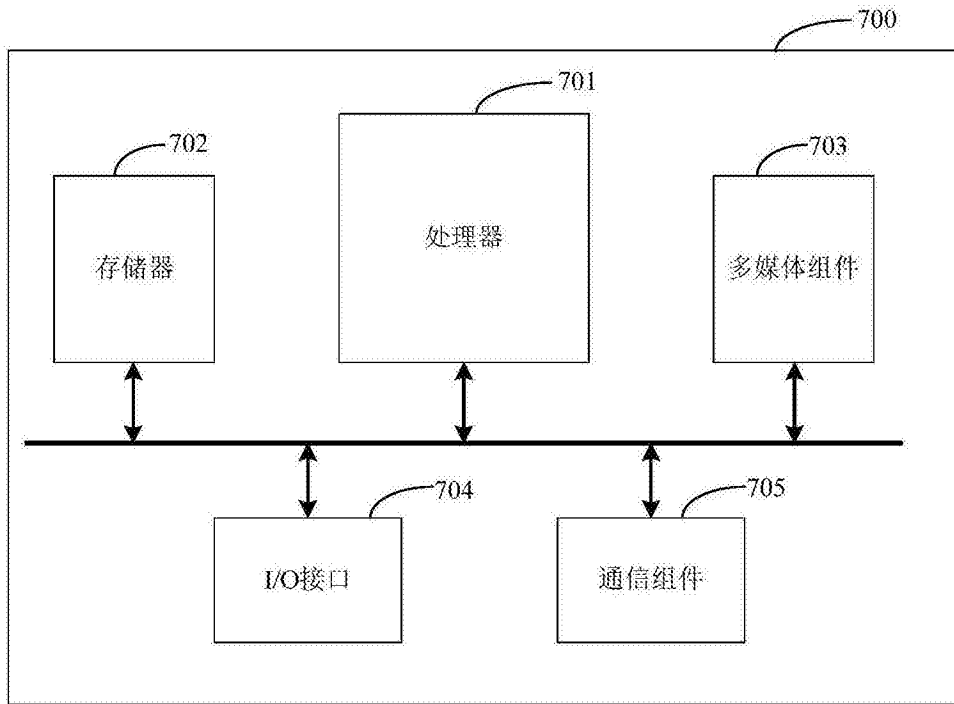


图7

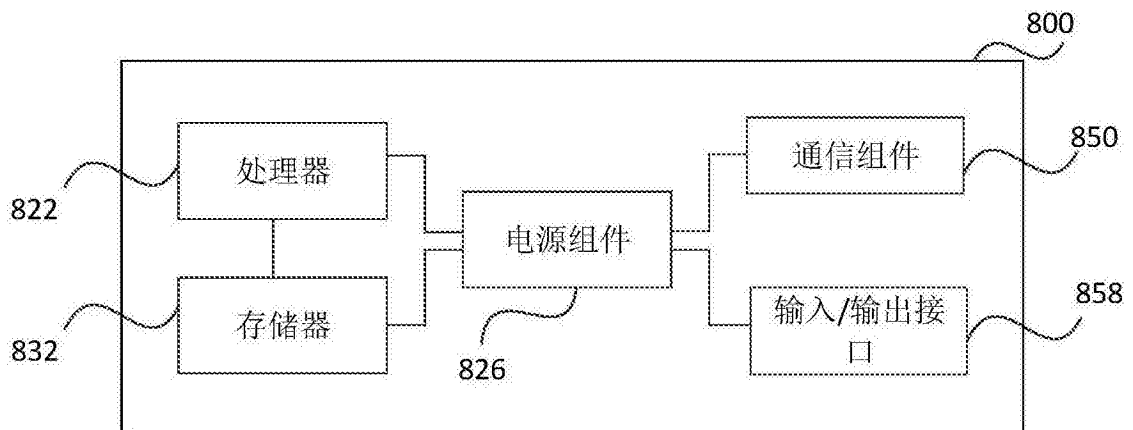


图8