



(12) 发明专利

(10) 授权公告号 CN 119808441 B

(45) 授权公告日 2025.06.03

(21) 申请号 202510299717.9

G06F 17/18 (2006.01)

(22) 申请日 2025.03.14

G06F 18/25 (2023.01)

(65) 同一申请的已公布的文献号

G06F 119/04 (2020.01)

申请公布号 CN 119808441 A

G06F 123/02 (2023.01)

G06F 119/14 (2020.01)

(43) 申请公布日 2025.04.11

(56) 对比文件

(73) 专利权人 西南交通大学

CN 114065433 A, 2022.02.18

地址 610000 四川省成都市金牛区二环路  
北一段

WO 2019174142 A1, 2019.09.19

审查员 宋梦玲

(72) 发明人 高宏力 孙弋 冯珽婷 刘晓红  
由智超 李世超 宋虹亮 翁正阳

(74) 专利代理机构 成都行之专利代理有限公司  
51220

专利代理师 曾凯

(51) Int. Cl.

G06F 30/20 (2020.01)

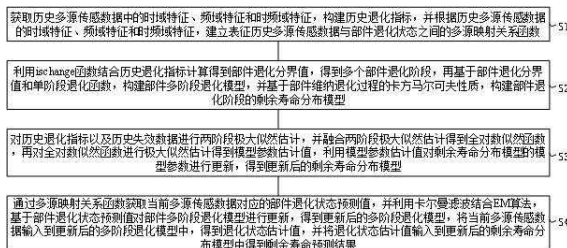
权利要求书4页 说明书12页 附图5页

(54) 发明名称

一种装备部件剩余寿命预测方法、系统、设备及介质

(57) 摘要

本发明公开了一种装备部件剩余寿命预测方法、系统、设备及介质,具体涉及部件寿命预测领域,其技术要点为:对历史退化指标以及历史失效数据进行两阶段极大似然估计,并融合两阶段极大似然估计得到全对数似然函数,再对全对数似然函数进行极大似然估计得到模型参数估计值,利用模型参数估计值对剩余寿命分布模型的模型参数进行更新,得到更新后的剩余寿命分布模型;利用卡尔曼滤波结合EM算法,基于部件退化状态预测值对部件多阶段退化模型进行更新,得到更新后的多阶段退化模型,将当前多源传感数据输入到更新后的多阶段退化模型中,得到退化状态估计值,并将退化状态估计值输入到更新后的剩余寿命分布模型中得到剩余寿命预测结果。



CN 119808441 B

1. 一种装备部件剩余寿命预测方法,其特征在于,方法包括:

获取历史多源传感数据中的时域特征、频域特征和时频域特征,构建历史退化指标,并根据历史多源传感数据的时域特征、频域特征和时频域特征,建立表征历史多源传感数据与部件退化状态之间的多源映射关系函数;

基于观测函数,构建多源映射关系函数的退化状态映射结果与真实退化状态之间的状态关系函数,利用状态关系函数对多源映射关系函数的函数参数进行优化更新,得到参数优化更新后的多源映射关系函数;

利用ischange函数结合历史退化指标计算得到部件退化分界值,得到多个部件退化阶段,再基于部件退化分界值和单阶段退化函数,构建部件多阶段退化模型,并基于部件维纳退化过程的卡方马尔可夫性质,构建部件退化阶段的剩余寿命分布模型;

基于第1~q-1个部件退化阶段的历史退化指标,构建剩余寿命分布模型的第一模型参数和第二模型参数的第一对数似然函数,并利用极大似然估计法进行极大似然估计得到第一模型参数估计值,其中,第一模型参数和第二模型参数的第一对数似然函数,具体为:

$$\ln(L(\theta_p, \sigma_p | \mathbf{x})) = -\frac{Nm_p}{2} \ln(2\pi\Delta t) - \frac{Nm_p}{2} \ln\sigma_p^2 - \frac{1}{2\sigma_p^2\Delta t} \sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^{m_p} \left( \Delta x_{n,m} - (h(t_m, \theta_p) - h(t_{m-1}, \theta_p)) \right)^2 \quad \text{其}$$

中, $\theta_p$ 表示第一模型参数, $\sigma_p$ 表示第二模型参数, $\mathbf{x}$ 表示退化状态值, $N$ 表示历史设备个数, $m_p$ 表示第 $n$ 个历史设备在第 $p$ 个退化阶段的退化指标个数, $\Delta t$ 表示时间间隔, $\Delta x_{n,m}$ 表示退化差值, $t_m$ 表示时间, $h(t_m, \theta_p)$ 表示漂移函数;并利用极大似然估计法进行极大似然估计得到第一模型参数估计值;

基于第 $q$ 个部件退化阶段的历史失效数据,构建剩余寿命分布模型的第三模型参数和第四模型参数的第二对数似然函数,其中,第三模型参数和第四模型参数的第二对数似然

$$\ln(L(\theta_q, \sigma_q | \Delta T_q)) = -\frac{(L-N)}{2} \ln(2\pi\sigma_q^2) + \frac{3}{2} \sum_{i=N+1}^L \ln(\Delta T_{i,q})$$

函数,具体为: 
$$+ \sum_{i=N+1}^L \ln(\Delta w_q - h(\Delta T_{i,q}, \theta_q) + \mu(\Delta T_{i,q}, \theta_q) \Delta T_{i,q}) - \sum_{i=N+1}^L \left( \Delta w_q - h(\Delta T_{i,q}, \theta_q) \right)^2 / (2\sigma_q^2 \Delta T_{i,q})$$
 其中, $\theta_q$ 表示第三模

型参数, $\sigma_q$ 表示第四模型参数, $\Delta T_q$ 表示在第3阶段的时间, $L$ 表示历史数据个数, $N$ 表示具有退化数据的数据个数, $\Delta T_{i,q}$ 表示第 $i$ 个历史失效时间, $\Delta w_q$ 表示失效阈值, $h(\Delta T_{i,q}, \theta_q)$ 表示漂移函数, $\mu(\Delta T_{i,q}, \theta_q)$ 表示表征退化速率的非线性函数;

将第一对数似然函数和第二对数似然函数融合得到全对数似然函数,并对全对数似然函数进行极大似然估计得到第二模型参数估计值;利用第一模型参数估计值和第二模型参数估计值对剩余寿命分布模型的模型参数进行更新,得到更新后的剩余寿命分布模型;

通过多源映射关系函数获取当前多源传感数据对应的部件退化状态预测值,并利用卡尔曼滤波结合EM算法,基于部件退化状态预测值对部件多阶段退化模型进行更新,得到更

新后的多阶段退化模型,将当前多源传感数据输入到更新后的多阶段退化模型中,得到退化状态估计值,并将退化状态估计值输入到更新后的剩余寿命分布模型中得到剩余寿命预测结果。

2. 根据权利要求1所述的一种装备部件剩余寿命预测方法,其特征在于,获取历史多源传感数据中的时域特征、频域特征和时频域特征,构建历史退化指标,并根据历史多源传感数据的时域特征、频域特征和时频域特征,建立表征历史多源传感数据与部件退化状态之间的多源映射关系函数,其中,多源传感数据包括振动数据、电流数据以及切削力数据,具体为:

分别获取历史振动数据、历史电流数据以及历史切削力数据的时域特征、频域特征和时频域特征;

计算多个时域特征、频域特征和时频域特征与部件退化状态之间的皮尔逊相关系数,选取高相关性的特征作为历史退化指标;

并将历史退化指标输入至注意力机制的特征融合网络中,预测获得部件退化状态,并构建表征历史多源传感数据与部件退化状态之间的多源映射关系函数。

3. 根据权利要求1所述的一种装备部件剩余寿命预测方法,其特征在于,基于部件维纳退化过程的卡方马尔可夫性质,构建部件退化阶段的剩余寿命分布模型,具体为:

定义从退化初始时刻到退化状态首次超过第p个退化阶段阈值的时间为 $T_p$ ,根据部件维纳退化过程的卡方马尔可夫性质, $\Delta T_p$ 表示为: $\Delta T_p = \inf \{t: X_p(t) \geq \Delta w_p, t > 0\}$ ,其中, $\Delta T_p = T_p - T_{p-1}$ , $\Delta w_p = w_p - w_{p-1}$ ,其中, $\Delta T_p$ 表示第p阶段寿命, $X_p(t)$ 表示第p阶段退化值, $w_p$ 表示第p退化阶段部件退化分界值;

利用逆高斯分布函数构建部件退化阶段的剩余寿命分布模型,具体为:

$$f(\Delta T_p | \theta_p) = \frac{\Delta w_p - \int_0^{\Delta T_p} \mu(\tau, \theta_p) d\tau + \mu(\Delta T_p, \theta_p) \Delta T_p}{\sqrt{2\pi\sigma_p^2 \Delta T_p^2}} \cdot \exp \left[ -\frac{\left( \Delta w_p - \int_0^{\Delta T_p} \mu(\tau, \theta_p) d\tau \right)^2}{2\sigma_p^2 \Delta T_p^2} \right],$$

其中, $\theta_p$ 表示第p阶段退化模型参数, $\mu(\cdot)$ 表示漂移函数, $\tau$ 表示积分算子, $\Delta T_p$ 表示第p阶段寿命, $\sigma_p$ 表示第p阶段退化模型扩散参数。

4. 根据权利要求1所述的一种装备部件剩余寿命预测方法,其特征在于,利用ischange函数结合历史退化指标计算得到部件退化分界值,得到多个部件退化阶段,再基于部件退化分界值和单阶段退化函数构建部件多阶段退化模型,具体为:

利用ischange函数结合历史退化指标寻找多个部件退化分界值,得到多个部件退化阶段;

基于单阶段退化函数,利用多个部件退化分界值构建多阶段退化模型,具体为:

$$\begin{aligned}
X(t) = & \left( \int_0^{t_1} \mu_1(\tau; \theta_1) d\tau + \sigma_1 B(t) \right) I_{(0, t_1)}(t) \\
& + \left[ w_1 + \int_0^{t_2 - t_1} \mu_2(\tau; \theta_2) d\tau + \sigma_2 B(t_2 - t_1) \right] I_{(t_1, t_2)}(t) \quad \text{其中, } X \\
& + \left[ w_2 + \int_0^{t_3 - t_2} \mu_3(\tau; \theta_3) d\tau + \sigma_3 B(t_3 - t_2) \right] I_{(t_2, t_3)}(t)
\end{aligned}$$

(t) 表示退化状态,  $\mu_1(\cdot)$  表示第一阶段退化漂移函数,  $\tau$  表示积分算子,  $\theta_1$  表示第一阶段退化模型参数,  $\sigma_1$  表示第一阶段退化模型扩散参数,  $B(t)$  表示标准布朗运动,  $I_{(0, t_1)}(t)$  表示表性函数,  $w_1$  表示第一退化阶段部件退化分界值,  $\mu_2(\cdot)$  表示第二阶段退化漂移函数,  $\theta_2$  表示第二阶段退化模型参数,  $\sigma_2$  表示第二阶段退化模型扩散参数,  $B(t_2 - t_1)$  表示标准布朗运动,  $I_{(t_1, t_2)}(t)$  表示表性函数,  $w_2$  表示第二退化阶段部件退化分界值,  $\mu_3(\cdot)$  表示第三阶段退化漂移函数,  $\theta_3$  表示第三阶段退化模型参数,  $\sigma_3$  表示第三阶段退化模型扩散参数,  $B(t_3 - t_2)$  表示标准布朗运动,  $I_{(t_2, t_3)}(t)$  表示表性函数。

5. 一种装备部件剩余寿命预测系统, 其特征在于, 该系统用于权利要求1-4任意一项所述的一种装备部件剩余寿命预测方法中, 所述系统包括:

第一模块, 用于获取历史多源传感数据中的时域特征、频域特征和时频域特征, 构建历史退化指标, 并根据历史多源传感数据的时域特征、频域特征和时频域特征, 建立表征历史多源传感数据与部件退化状态之间的多源映射关系函数;

第二模块, 用于利用 ischange 函数结合历史退化指标计算得到部件退化分界值, 得到多个部件退化阶段, 再基于部件退化分界值和单阶段退化函数, 构建部件多阶段退化模型, 并基于部件维纳退化过程的卡方马尔可夫性质, 构建部件退化阶段的剩余寿命分布模型;

第三模块, 用于对历史退化指标以及历史失效数据进行两阶段极大似然估计, 并融合两阶段极大似然估计得到全对数似然函数, 再对全对数似然函数进行极大似然估计得到模型参数估计值, 利用模型参数估计值对剩余寿命分布模型的模型参数进行更新, 得到更新后的剩余寿命分布模型;

第四模块, 用于通过多源映射关系函数获取当前多源传感数据对应的部件退化状态预测值, 并利用卡尔曼滤波结合 EM 算法, 基于部件退化状态预测值对部件多阶段退化模型进行更新, 得到更新后的多阶段退化模型, 将当前多源传感数据输入到更新后的多阶段退化模型中, 得到退化状态估计值, 并将退化状态估计值输入到更新后的剩余寿命分布模型中得到剩余寿命预测结果。

6. 一种计算机设备, 包括系统存储器和处理器, 所述系统存储器存储有计算机程序, 其特征在于, 所述处理器执行所述计算机程序时实现权利要求1至4中任意一项所述的方法的步骤。

7. 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, 所述计算机程序被处理器执行时实现权利要求1至4中任意一项所述的方法的步骤。

8.一种包含指令的计算机程序产品,其特征在于,当所述指令被计算机设备集群运行时,使得所述计算机设备集群执行如权利要求的1至4任一项所述的方法。

## 一种装备部件剩余寿命预测方法、系统、设备及介质

### 技术领域

[0001] 本发明涉及部件寿命预测领域,具体涉及一种装备部件剩余寿命预测方法、系统、设备及介质。

### 背景技术

[0002] 装备的状态监测与剩余寿命预测对于保障装备的安全高效运行具有重要意义。目前,变工况下的装备剩余寿命预测存在两个问题:一方面是装备在寿命周期内的工况频繁变化会对退化数据的幅值产生影响,使得时变工况下装备的剩余寿命预测更加困难;第二方面是利用单个退化指标进行建模,难以全面的反映装备的退化过程。

[0003] 在一篇公开号为CN118294138A的中国专利中公开了一种滚动轴承寿命预测方法及系统,包括振动传感器获取滚动轴承的原始振动信号,采集到原始振动信号汇总并计算出均方根值,通过振动信号的均方根值监测轴承工作信息,并实时对均方根值进行存储;采集滚动轴承振动时的时域信号,采用基于频域分析方法,对所获时域信号进行滑动窗口采样,获取多个时间步长的时域信号。本发明通过采集传感器测量的振动信号并进行预处理得到有效值,结合频域分析和滤波算法,实现了对滚动轴承全面、精准的监测和寿命预测。但在该技术方案中仅依赖振动信号均方根值和频域相干性分析,未融合多源数据导致退化特征表征相对局限。

[0004] 在另一篇公开号为CN11967640A的中国专利中公开了一种考虑刀具磨损量和表面粗糙度的刀具剩余寿命预测方法,包括以下步骤:步骤1、建立单一退化指标刀具剩余寿命预测模型;步骤2、测量同一时刻的后刀面磨损量和工件表面粗糙度,对步骤1中的所述刀具后刀面磨损量退化模型或工件表面粗糙度退化模型中用于描述刀具个体之间的差异性和同类刀具共性的相关参数,进行两阶段极大似然估计的第一阶段先验估计;步骤3、根据步骤2中先验估计得到的参数值,建立多退化指标刀具剩余寿命预测模型;步骤4、将步骤2、步骤3中估计得到的参数导入多退化指标刀具剩余寿命预测模型,可得刀具剩余寿命预测结果。解决了现有技术中评价刀具剩余寿命的指标单一,造成结果不精准的问题。虽然该技术方案解决了指标单一的问题,但其退化模型不能根据指标参数进行动态更新。

[0005] 因此,本发明旨在提供一种装备部件剩余寿命预测方法、系统、设备及介质,以解决上述提到的相关问题。

### 发明内容

[0006] 本发明所要解决的技术问题是现有剩余寿命预测方法的评价指标单一,退化模型不能根据指标参数动态更新,容易造成预测结果不准确的相关问题,目的在于提供一种装备部件剩余寿命预测方法、系统、设备及介质,通过融合振动、电流、切削力等多源传感数据信号,通过时域、频域、时频域特征提取,构建多源映射关系函数,以全面捕捉非线性退化特征,解决了预测评价指标单一的问题;通过对多源映射关系函数的动态调整,使多源映射关系函数的预测值更贴近真实退化状态,提升了剩余寿命预测的准确性,能够进一步降低预

测误差,同时能够确保多源映射关系函数在长期运行中的稳定性和适应性;通过历史退化指标与ischange函数能够自适应划分阶段分界值,避免了人工设定阈值的主观性,以提高退化过程描述的准确性;同时通过结合卡尔曼滤波与EM算法,能够动态更新各阶段漂移系数和扩散系数,解决了由于参数固定导致预测偏差,以及离线模型无法适应实时退化的相关问题,同时还确保了多阶段退化模型在多阶段切换时的连续性。

[0007] 本发明通过下述技术方案实现:

[0008] 一种装备部件剩余寿命预测方法,方法包括:

[0009] 获取历史多源传感数据中的时域特征、频域特征和时频域特征,构建历史退化指标,并根据历史多源传感数据的时域特征、频域特征和时频域特征,建立表征历史多源传感数据与部件退化状态之间的多源映射关系函数;

[0010] 利用ischange函数结合历史退化指标计算得到部件退化分界值,得到多个部件退化阶段,再基于部件退化分界值和单阶段退化函数,构建部件多阶段退化模型,并基于部件维纳退化过程的卡方马尔可夫性质,构建部件退化阶段的剩余寿命分布模型;

[0011] 对历史退化指标以及历史失效数据进行两阶段极大似然估计,并融合两阶段极大似然估计得到全对数似然函数,再对全对数似然函数进行极大似然估计得到模型参数估计值,利用模型参数估计值对剩余寿命分布模型的模型参数进行更新,得到更新后的剩余寿命分布模型;

[0012] 通过多源映射关系函数获取当前多源传感数据对应的部件退化状态预测值,并利用卡尔曼滤波结合EM算法,基于部件退化状态预测值对部件多阶段退化模型进行更新,得到更新后的多阶段退化模型,将当前多源传感数据输入到更新后的多阶段退化模型中,得到退化状态估计值,并将退化状态估计值输入到更新后的剩余寿命分布模型中得到剩余寿命预测结果。

[0013] 进一步地,获取历史多源传感数据中的时域特征、频域特征和时频域特征,构建历史退化指标,并根据历史多源传感数据的时域特征、频域特征和时频域特征,建立表征历史多源传感数据与部件退化状态之间的多源映射关系函数,其中,多源传感数据包括振动数据、电流数据以及切削力数据,具体为:

[0014] 分别获取历史振动数据、历史电流数据以及历史切削力数据的时域特征、频域特征和时频域特征;

[0015] 计算多个时域特征、频域特征和时频域特征与部件退化状态之间的皮尔逊相关系数,选取高相关性的特征作为历史退化指标;

[0016] 并将历史退化指标输入至注意力机制的特征融合网络中,预测获得部件退化状态,并构建表征历史多源传感数据与部件退化状态之间的多源映射关系函数。

[0017] 进一步地,方法还包括:基于观测函数,构建多源映射关系函数的退化状态映射结果与真实退化状态之间的状态关系函数,利用状态关系函数对多源映射关系函数的函数参数进行优化更新,得到参数优化更新后的多源映射关系函数。

[0018] 进一步地,基于部件维纳退化过程的卡方马尔可夫性质,构建部件退化阶段的剩余寿命分布模型,具体为:

[0019] 定义从退化初始时刻到退化状态首次超过第 $P$ 个退化阶段阈值的时间为 $T_p$ ,根

据部件维纳退化过程的卡方马尔可夫性质,  $\Delta T_p$  表示为:

$$\Delta T_p = \inf \{t : X_p(t) \geq \Delta w_p, t > 0\}, \text{其中, } \Delta T_p = T_p - T_{p-1},$$

$\Delta w_p = w_p - w_{p-1}$ , 其中,  $\Delta T_p$  表示第p阶段寿命,  $X_p(t)$  表示第p阶段退化值,  $w_p$  表示第p退化阶段部件退化分界值;

[0020] 利用逆高斯分布函数构建部件退化阶段的剩余寿命分布模型, 具体为:

$$f(\Delta T_p | \theta_p) = \frac{\Delta w_p - \int_0^{\Delta T_p} \mu(\tau, \theta_p) d\tau + \mu(\Delta T_p, \theta_p) \Delta T_p}{\sqrt{2\pi\sigma_p^2 \Delta T_p^2}} \cdot \exp \left[ -\frac{\left( \Delta w_p - \int_0^{\Delta T_p} \mu(\tau, \theta_p) d\tau \right)^2}{2\sigma_p^2 \Delta T_p^2} \right], \text{其中,}$$

$\theta_p$  表示第p阶段退化模型参数,  $\mu(\cdot)$  表示漂移函数,  $\tau$  表示积分算子,  $\Delta T_p$  表示第p阶段寿命,  $\sigma_p$  表示第p阶段退化模型扩散参数。

[0021] 进一步地, 利用ischange函数结合历史退化指标计算得到部件退化分界值, 得到多个部件退化阶段, 再基于部件退化分界值和单阶段退化函数构建部件多阶段退化模型, 具体为:

[0022] 利用ischange函数结合历史退化指标寻找多个部件退化分界值, 得到多个部件退化阶段;

[0023] 基于单阶段退化函数, 利用多个部件退化分界值构建多阶段退化模型, 具体为:

$$\begin{aligned} X(t) = & \left( \int_0^{t_1} \mu_1(\tau; \theta_1) d\tau + \sigma_1 B(t) \right) I_{(0, t_1)}(t) \\ & + \left[ w_1 + \int_0^{t_2-t_1} \mu_2(\tau; \theta_2) d\tau + \sigma_2 B(t_2 - t_1) \right] I_{(t_1, t_2)}(t), \text{其中, } x(t) \text{ 表示退化状} \\ & + \left[ w_2 + \int_0^{t_3-t_2} \mu_3(\tau; \theta_3) d\tau + \sigma_3 B(t_3 - t_2) \right] I_{(t_2, t_3)}(t) \end{aligned}$$

态,  $\mu_1(\cdot)$  表示第一阶段退化漂移函数,  $\tau$  表示积分算子,  $\theta_1$  表示第一阶段退化模型参数,  $\sigma_1$  表示第一阶段退化模型扩散参数,  $B(t)$  表示标准布朗运动,  $I_{(0, t_1)}(t)$  表示表性函数,  $w_1$  表示第一退化阶段部件退化分界值,  $\mu_2(\cdot)$  表示第二阶段退化漂移函数,  $\theta_2$  表示第二阶段退化模型参数,  $\sigma_2$  表示第二阶段退化模型扩散参数,  $B(t_2 - t_1)$  表示标准布朗运动,  $I_{(t_1, t_2)}(t)$  表示表性函数,  $w_2$  表示第二退化阶段部件退化分界值,  $\mu_3(\cdot)$  表示第三阶段退化漂移函数,  $\theta_3$  表示第三阶段退化模型参数,  $\sigma_3$  表示第三阶段退化模型扩散参数,  $B(t_3 - t_2)$  表示标准布朗运动,  $I_{(t_2, t_3)}(t)$  表示表性函数。

[0024] 进一步地,对历史退化指标以及历史失效数据进行两阶段极大似然估计,并融合两阶段极大似然估计得到全对数似然函数,再对全对数似然函数进行极大似然估计得到模型参数估计值,利用模型参数估计值对剩余寿命分布模型的模型参数进行更新,得到更新后的剩余寿命分布模型,具体为:

[0025] 基于第 $l \sim q-l$ 个部件退化阶段的历史退化指标,构建剩余寿命分布模型的第一模型参数和第二模型参数的第一对数似然函数,并利用极大似然估计法进行极大似然估计得到第一模型参数估计值;

[0026] 基于第 $q$ 个部件退化阶段的历史失效数据,构建剩余寿命分布模型的第三模型参数和第四模型参数的第二对数似然函数,并将第一对数似然函数和第二对数似然函数融合得到全对数似然函数,并对全对数似然函数进行极大似然估计得到第二模型参数估计值;

[0027] 利用第一模型参数估计值和第二模型参数估计值对剩余寿命分布模型的模型参数进行更新,得到更新后的剩余寿命分布模型。

[0028] 本发明还提供一种装备部件剩余寿命预测系统,该系统用于上述任意一项所述的一种装备部件剩余寿命预测方法中,所述系统包括:

[0029] 第一模块,用于获取历史多源传感数据中的时域特征、频域特征和时频域特征,构建历史退化指标,并根据历史多源传感数据的时域特征、频域特征和时频域特征,建立表征历史多源传感数据与部件退化状态之间的多源映射关系函数;

[0030] 第二模块,用于利用ischange函数结合历史退化指标计算得到部件退化分界值,得到多个部件退化阶段,再基于部件退化分界值和单阶段退化函数,构建部件多阶段退化模型,并基于部件维纳退化过程的卡方马尔可夫性质,构建部件退化阶段的剩余寿命分布模型;

[0031] 第三模块,用于对历史退化指标以及历史失效数据进行两阶段极大似然估计,并融合两阶段极大似然估计得到全对数似然函数,再对全对数似然函数进行极大似然估计得到模型参数估计值,利用模型参数估计值对剩余寿命分布模型的模型参数进行更新,得到更新后的剩余寿命分布模型;

[0032] 第四模块,用于通过多源映射关系函数获取当前多源传感数据对应的部件退化状态预测值,并利用卡尔曼滤波结合EM算法,基于部件退化状态预测值对部件多阶段退化模型进行更新,得到更新后的多阶段退化模型,将当前多源传感数据输入到更新后的多阶段退化模型中,得到退化状态估计值,并将退化状态估计值输入到更新后的剩余寿命分布模型中得到剩余寿命预测结果。

[0033] 本发明还提供一种计算机设备,包括系统存储器和处理器,所述系统存储器存储有计算机程序,所述处理器执行所述计算机程序时实现上述中任意一项所述的方法的步骤。

[0034] 本发明还提供一种计算机可读存储介质,其上存储有计算机程序,所述计算机程序被处理器执行时实现上述中任意一项所述的方法的步骤。

[0035] 本发明还提供一种包含指令的计算机程序产品,当所述指令被计算机设备集群运行时,使得所述计算机设备集群执行如上述任一项所述的方法。

[0036] 本发明与现有技术相比,具有如下的优点和有益效果:

[0037] 在本发明中,通过融合振动、电流、切削力等多源传感数据信号,通过时域、频域、时频域特征提取,构建多源映射关系函数,以全面捕捉非线性退化特征,解决了预测评价指标单一的问题;通过对多源映射关系函数的动态调整,使多源映射关系函数的预测值更贴近真实退化状态,提升了剩余寿命预测的准确性,能够进一步降低预测误差,同时能够确保多源映射关系函数在长期运行中的稳定性和适应性;通过历史退化指标与ischange函数能够自适应划分阶段分界值,避免了人工设定阈值的主观性,以提高退化过程描述的准确性;同时通过结合卡尔曼滤波与EM算法,能够动态更新各阶段漂移系数和扩散系数,解决了由于参数固定导致预测偏差,以及离线模型无法适应实时退化的相关问题,同时还确保了多阶段退化模型在多阶段切换时的连续性。

## 附图说明

[0038] 为了更清楚地说明本发明示例性实施方式的技术方案,下面将对实施例中所需要使用的附图作简单地介绍,应当理解,以下附图仅示出了本发明的某些实施例,因此不应被看作是对范围的限定,对于本领域普通技术人员来讲,在不付出创造性劳动的前提下,还可以根据这些附图获得其他相关的附图。在附图中:

[0039] 图1为本实施例中一种装备部件剩余寿命预测方法的方法流程图;

[0040] 图2a为本实施例中采用本技术方案的Cutter4磨损状态估计结果示意图;

[0041] 图2b为本实施例中采用本技术方案的Cutter7磨损状态估计结果示意图;

[0042] 图3a为本实施例中四种现有预测方法与本申请预测方法的Cutter5磨损状态估计结果示意对比图;

[0043] 图3b为本实施例中四种现有预测方法与本申请预测方法的Cutter9磨损状态估计结果示意对比图;

[0044] 图4为本实施例中一种装备部件剩余寿命预测系统的系统模块示意图;

[0045] 图5为本实施例中一种计算机设备的结构示意图。

## 具体实施方式

[0046] 以下结合附图对本公开的示范性实施例做出说明,其中包括本公开实施例的各种细节以助于理解,应当将它们认为仅仅是示范性的。因此,本领域普通技术人员应当认识到,可以对这里描述的实施例做出各种改变和修改,而不会背离本公开的范围。同样,为了清楚和简明,以下的描述中省略了对公知功能和结构的描述。

[0047] 在本公开中,除非另有说明,否则使用术语“第一”、“第二”等来描述各种要素不意图限定这些要素的位置关系、时序关系或重要性关系,这种术语只是用于将一个元件与另一元件区分开。在一些示例中,第一要素和第二要素可以指向该要素的同一实例,而在某些情况下,基于上下文的描述,它们也可以指代不同实例。

[0048] 在本公开中对各种示例的描述中所使用的术语只是为了描述特定示例的目的,而并非旨在进行限制。除非上下文另外明确地表明,如果不特意限定要素的数量,则该要素可以是一个也可以是多个。此外,本公开中所使用的术语“和/或”涵盖所列出的项目中的任何一个以及全部可能的组合方式。

[0049] 实施例1

[0050] 参见图1,示出了一种装备部件剩余寿命预测方法的方法流程图,方法包括:

[0051] S1:获取历史多源传感数据中的时域特征、频域特征和时频域特征,构建历史退化指标,并根据历史多源传感数据的时域特征、频域特征和时频域特征,建立表征历史多源传感数据与部件退化状态之间的多源映射关系函数;

[0052] 具体的,在本实施例中,多源传感数据包括振动数据、电流数据以及切削力数据,建立表征历史多源传感数据与部件退化状态之间的多源映射关系函数,具体为:分别获取历史振动数据、历史电流数据以及历史切削力数据的时域特征、频域特征和时频域特征;

[0053] 需要说明的是,在本实施例中,从多源传感器中分别提取振动数据、电流数据以及切削力数据的时域特征、频域特征和时频域特征,共 $I$ 个特征,具体个数根据实际情况而定,在此处不做过多限制。

[0054] 具体的,在本实施例中,通过融合振动、电流、切削力等多源信号,通过时域、频域、时频域特征提取,以全面捕捉非线性退化特征。

[0055] 计算多个时域特征、频域特征和时频域特征与部件退化状态之间的皮尔逊相关系数,选取高相关性的特征作为历史退化指标;

[0056] 需要说明的是,在本实施例中,计算个特征与部件退化状态之间的皮尔逊相关系数,计算函数为: $R_e(x_i, y) = \frac{cov(x_i, y)}{\sigma_{x_i} \sigma_y}$ ,其中, $R_e(x_i, y)$ 表示特征 $x_i$ 与部件历史退化状

态 $y$ 之间的皮尔逊相关系数, $cov(x_i, y)$ 表示协方差函数, $\sigma_{x_i}$ 表示特征 $x_i$ 的标准差, $\sigma_y$ 表示历史退化状态 $y$ 的标准差;选取高皮尔逊相关系数的特征作为历史退化指标;

[0057] 并将历史退化指标输入至注意力机制的特征融合网络中,预测获得部件退化状态,并构建表征历史多源传感数据与部件退化状态之间的多源映射关系函数;

[0058] 需要说明的是,在本实施例中,利用注意力机制的特征融合网络根据退化指标预测部件退化状态,为本领域的常规技术手段,在此处不再过多赘述;同时,构建表征历史多源传感数据与部件退化状态之间的多源映射关系函数,具体为: $y_k = f(S_{1,k}, S_{2,k}, \dots, S_{D,k})$ ,

其中, $S_{D,k}$ 表示当前时刻 $k$ 采集到的多源传感器信号, $D$ 表示传感信号的通道数, $D$ 为正整数, $f(S_{1,k}, S_{2,k}, \dots, S_{D,k})$ 表示从多源传感数据的特征到部件退化状态的映射关系。

[0059] 具体的,在本实施例中,通过采用注意力机制的特征融合网络,自适应消除工况变化对退化指标的影响(如幅值波动),解决了在变工况下监测稳定性差的问题。

[0060] S2:利用ischange函数结合历史退化指标计算得到部件退化分界值,得到多个部件退化阶段,再基于部件退化分界值和单阶段退化函数,构建部件多阶段退化模型,并基于部件维纳退化过程的卡方马尔可夫性质,构建部件退化阶段的剩余寿命分布模型;

[0061] 需要说明的是,在本实施例中,基于部件退化分界值和单阶段退化函数,构建部件多阶段退化模型,具体为:首先基于维纳过程建立部件单阶段退化函数:

$X(t) = X(0) + \int_0^t \mu(\tau; \theta) d\tau + \sigma B(t)$ ,其中, $X(t)$ 表示 $t$ 时刻的部件退化状态, $X(0)$ 表示

初始退化状态, 设为0,  $\int_0^t \mu(\tau; \theta) d\tau = at^b$  表示漂移函数,  $\theta$  表示模型参数,  $\sigma$  表示扩散系数,  $B(t)$  是标准布朗运动; 该技术手段为本领域常规技术手段, 在此处不再过多赘述;

[0062] 然后利用ischange函数结合历史退化指标计算得到部件退化分界值, 构建部件多

$$X(t) = \left( \int_0^{t_1} \mu_1(\tau; \theta_1) d\tau + \sigma_1 B(t) \right) I_{(0, t_1)}(t)$$

阶段退化模型, 具体为:

$$+ \left[ w_1 + \int_0^{t_2-t_1} \mu_2(\tau; \theta_2) d\tau + \sigma_2 B(t_2 - t_1) \right] I_{(t_1, t_2)}(t),$$

$$+ \left[ w_2 + \int_0^{t_3-t_2} \mu_3(\tau; \theta_3) d\tau + \sigma_3 B(t_3 - t_2) \right] I_{(t_2, t_3)}(t)$$

其中,  $x(t)$  表示退化状态,  $\mu_1(\cdot)$  表示第一阶段退化漂移函数,  $\tau$  表示积分算子,  $\theta_1$  表示第一阶段退化模型参数,  $\sigma_1$  表示第一阶段退化模型扩散参数,  $B(t)$  表示标准布朗运动,  $I_{(0, t_1)}(t)$  表示表性函数,  $w_1$  表示第一退化阶段部件退化分界值,  $\mu_2(\cdot)$  表示第二阶段退化漂移函数,  $\theta_2$  表示第二阶段退化模型参数,  $\sigma_2$  表示第二阶段退化模型扩散参数,  $B(t_2 - t_1)$  表示标准布朗运动,  $I_{(t_1, t_2)}(t)$  表示表性函数,  $w_2$  表示第二退化阶段部件退化分界值,  $\mu_3(\cdot)$  表示第三阶段退化漂移函数,  $\theta_3$  表示第三阶段退化模型参数,  $\sigma_3$  表示第三阶段退化模型扩散参数,  $B(t_3 - t_2)$  表示标准布朗运动,  $I_{(t_2, t_3)}(t)$  表示表性函数。

[0063] 具体的, 在本实施例中, 基于历史退化指标与ischange函数, 自适应划分阶段分界值(如分界值 $w_1$ 、 $w_2$ , 避免了人工设定阈值的主观性, 以提高退化过程描述的准确性。

[0064] 基于部件维纳退化过程的卡方马尔可夫性质, 构建部件退化阶段的剩余寿命分布模型, 具体为: 定义从退化初始时刻到退化状态首次超过第 $P$ 个退化阶段阈值的时间为 $T_p$

, 表示为:  $T_p = \inf \{t: X(t) \geq w_p, t > 0\}$ , 根据部件维纳退化过程的卡方马尔可夫性质, 可

以将 $T_p$  改写为:  $T_p = T_{p-1} + \inf \{t: X_p(t) \geq w_p - w_{p-1}, t > 0\}$ , 然后  $\Delta T_p$  可以表示为:

$$\Delta T_p = \inf \{t: X_p(t) \geq \Delta w_p, t > 0\}, \text{ 其中, } \Delta T_p = T_p - T_{p-1},$$

$\Delta w_p = w_p - w_{p-1}$ , 其中,  $\Delta T_p$  表示第 $p$ 阶段寿命,  $X_p(t)$  表示第 $p$ 阶段退化值,  $w_p$  表示第 $p$ 退化阶段部件退化分界值;

[0065] 利用逆高斯分布函数构建部件退化阶段的剩余寿命分布模型, 具体为:

$$f(\Delta T_p | \theta_p) = \frac{\Delta w_p - \int_0^{\Delta T_p} \mu(\tau, \theta_p) d\tau + \mu(\Delta T_p, \theta_p) \Delta T_p}{\sqrt{2\pi\sigma_p^2 \Delta T_p^2}} \cdot \exp \left[ -\frac{\left( \Delta w_p - \int_0^{\Delta T_p} \mu(\tau, \theta_p) d\tau \right)^2}{2\sigma_p^2 \Delta T_p^2} \right], \text{ 其中,}$$

$\theta_p$  表示第  $p$  阶段退化模型参数,  $\mu(\cdot)$  表示漂移函数,  $\tau$  表示积分算子,  $\Delta T_p$  表示第  $p$  阶段寿命,  $\sigma_p$  表示第  $p$  阶段退化模型扩散参数。

[0066] S3: 对历史退化指标以及历史失效数据进行两阶段极大似然估计, 并融合两阶段极大似然估计得到全对数似然函数, 再对全对数似然函数进行极大似然估计得到模型参数估计值, 利用模型参数估计值对剩余寿命分布模型的模型参数进行更新, 得到更新后的剩余寿命分布模型;

[0067] 具体的, 在本实施例, 对历史退化指标以及历史失效数据进行两阶段极大似然估计, 并融合两阶段极大似然估计得到全对数似然函数, 再对全对数似然函数进行极大似然估计得到模型参数估计值, 具体为: 基于第  $1 \sim q-1$  个部件退化阶段的历史退化指标, 构建剩余寿命分布模型的第一模型参数和第二模型参数的第一对数似然函数, 具体为:

$$\ln(L(\theta_p, \sigma_p | \mathbf{x})) = -\frac{Nm_p}{2} \ln(2\pi\Delta t) - \frac{Nm_p}{2} \ln\sigma_p^2 - \frac{1}{2\sigma_p^2 \Delta t} \sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^{m_p} \left( \Delta x_{n,m} - (h(t_m, \theta_p) - h(t_{m-1}, \theta_p)) \right)^2, \text{ 其中, } \theta_p \text{ 表示第}$$

一模型参数,  $\sigma_p$  表示第二模型参数,  $\mathbf{x}$  表示退化状态值,  $N$  表示历史设备个数,  $m_p$  表示第  $n$  个历史设备在第  $p$  个退化阶段的退化指标个数,  $\Delta t$  表示时间间隔,  $\Delta x_{n,m}$  表示退化差值,  $t_m$  表示时间,  $h(t_m, \theta_p)$  表示漂移函数; 并利用极大似然估计法进行极大似然估计得到第一模型参数估计值;

[0068] 基于第  $q$  个部件退化阶段的历史失效数据, 构建剩余寿命分布模型的第三模型参数和第四模型参数的第二对数似然函数, 具体为:

$$\ln(L(\theta_q, \sigma_q | \Delta T_q)) = -\frac{(L-N)}{2} \ln(2\pi\sigma_q^2) + \frac{3}{2} \sum_{i=N+1}^L \ln(\Delta T_{i,q}) + \sum_{i=N+1}^L \ln(\Delta w_q - h(\Delta T_{i,q}, \theta_q) + \mu(\Delta T_{i,q}, \theta_q) \Delta T_{i,q}) - \sum_{i=N+1}^L \left( \Delta w_q - h(\Delta T_{i,q}, \theta_q) \right)^2 / (2\sigma_q^2 \Delta T_{i,q}), \text{ 其中, } \theta_q \text{ 表示第三模型参数, } \sigma_q \text{ 表示第}$$

四模型参数,  $\Delta T_q$  表示在第 3 阶段的时间,  $L$  表示历史数据个数,  $N$  表示具有退化数据的数据个数,  $\Delta T_{i,q}$  表示第  $i$  个历史失效时间,  $\Delta w_q$  表示失效阈值,  $h(\Delta T_{i,q}, \theta_q)$  表示漂移函数,  $\mu(\Delta T_{i,q}, \theta_q)$  表示表征退化速率的非线性函数, 将第一对数似然函数和第二对数似然函数融

合得到全对数似然函数,具体为:  $\ln(L(\theta_q, \sigma_q | \mathbf{x}, \Delta T_q)) = \ln(L(\theta_q, \sigma_q | \mathbf{x})) + \ln(L(\theta_q, \sigma_q | \Delta T_q))$

,并对全对数似然函数进行极大似然估计得到第二模型参数估计值;利用第一模型参数估计值和第二模型参数估计值,对剩余寿命分布模型的模型参数进行更新,得到更新后的剩余寿命分布模型。

[0069] 具体的,在本实施例中,通过分阶段处理历史退化指标与历史失效数据,分别构建对数似然函数,能够避免退化过程的过拟合风险;通过融合反映过程动态性的退化数据与反映寿命终点统计特性的失效数据,能够提升参数估计鲁棒性。

[0070] S4:通过多源映射关系函数获取当前多源传感数据对应的部件退化状态预测值,并利用卡尔曼滤波结合EM算法,基于部件退化状态预测值对部件多阶段退化模型进行更新,得到更新后的多阶段退化模型,将当前多源传感数据输入到更新后的多阶段退化模型中,得到退化状态估计值,并将退化状态估计值输入到更新后的剩余寿命分布模型中得到剩余寿命预测结果。

[0071] 需要说明的是,在本实施例中,利用卡尔曼滤波结合EM算法对部件多阶段退化模型进行更新,得到更新后的多阶段退化模型,具体为:通过建立的多源映射关系函数获取当前多源传感数据对应的部件退化状态预测值;将部件退化状态预测值引入卡尔曼滤波器中得到部件退化状态的估计值  $x_k \sim N(x_{k|k}, P_{k|k})$ ,其中,  $x_{k|k}$  表示均值,  $P_{k|k}$  表示和方差;将估计值结合EM算法对多阶段退化模型进行动态更新,得到更新后的多阶段退化模型;

[0072] 具体的,在本实施例中,通过结合卡尔曼滤波与EM算法,能够动态更新各阶段漂移系数和扩散系数,解决了由于参数固定导致预测偏差,以及离线模型无法适应实时退化的相关问题,同时还确保了多阶段退化模型在多阶段切换时的连续性。

[0073] 将当前多源传感数据输入到更新后的多阶段退化模型中,得到退化状态估计值,并将退化状态估计值输入到更新后的剩余寿命分布模型中得到剩余寿命预测结果,具体

为: 
$$f_{L_{p,k}}(l_{p,k} | \xi_p, y_{p,l:k}) \approx \frac{1}{\sqrt{2\pi l_{p,k}^2 (P_{p,k|k} + \sigma^2 l_{p,k})}} [\Delta w_p - \lambda(l_{p,k}; \theta_p) + l_{p,k} \mu(l_{p,k} + t_{p,k}; \theta_p) - \frac{P_{p,k|k} (\Delta w_p - \lambda(l_{p,k}; \theta_p) + \hat{x}_{p,k|k} \sigma^2 l_{p,k})}{P_{p,k|k} + \sigma^2 l_{p,k}}] \exp \left( -\frac{(\Delta w_p - \lambda(l_{p,k}; \theta_p) - \hat{x}_{p,k|k})^2}{2(P_{p,k|k} + \sigma^2 l_{p,k})} \right)$$
, 其中,  $\lambda(l_{p,k}; \theta_p) = h(l_{p,k} + t_{p,k}; \theta_p) - h(t_{p,k}; \theta_p)$ ,  $h(t; \theta_p) = \int_0^t \mu(\tau, \theta_p) d\tau$ ,  $f_{L_{p,k}}(\cdot)$  表示剩余寿命概率密度函数,  $l_{p,k}$  表示剩余寿命,  $\xi_p$  表示平移缩放参数,  $y_{p,l:k}$  表示多源映射结果,  $P_{p,k|k}$  表示状态估计方差,  $\sigma$  表示扩散系数,  $\mu(l_{p,k} + t_{p,k}; \theta_p)$  表示表征退化速率的非线性函数,  $t_{p,k}$  表示时间,  $\hat{x}_{p,k|k}$  表示状态估计均值,  $h(t; \theta_p)$  表示漂移函数;在  $t_k$  时刻,  $X(t_k)$  满足  $X(T_{p-1}) \leq X(t_k) \leq X(T_p)$  时,核心部件的剩余寿命可以表示为:  $L_k = l_{p,k} + \Delta T_{p+1} + \dots + \Delta T_3$ , 其中,  $X(t_k)$  表示  $t_k$  时刻退化状态,  $X(T_{p-1})$  表示  $T_{p-1}$  时刻退

化状态,  $X(T_p)$  表示  $T_p$  时刻退化状态,  $L_k$  表示剩余寿命,  $\Delta T_{p+1}$  表示第  $p+1$  阶段寿命,  $\Delta T_3$  表示第 3 阶段寿命。

[0074] 在另一个实施方式中, 方法还包括: 基于观测函数, 构建多源映射关系函数的退化状态映射结果与真实退化状态之间的状态关系函数, 利用状态关系函数对多源映射关系函数的函数参数进行优化更新, 得到参数优化更新后的多源映射关系函数。

[0075] 需要说明的是, 在本实施例中, 观测函数是通过一个线性函数描述, 其可以表示为:  $y_n = \beta_0 + \beta_1 x_n + v$ , 其中,  $y_n$  表示多源映射结果,  $\beta_0$  和  $\beta_1$  表示平移缩放参数,  $v$  表示映射噪声; 在通过前述多源映射关系函数获得退化状态预测值后, 通过最小化预测值和真实退化状态之间的距离  $\eta^2$  来估计  $\beta_0$  和  $\beta_1$  的估计值。  $\eta^2$  表示为:

$$\hat{\eta}^2 = \sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^{M_n} (y_{n,m} - \hat{\beta}_0 - \hat{\beta}_1 x_{n,m})^2 / \sum_{n=1}^N M_n, y_{n,m} \text{ 表示多源映射结果, } \hat{\beta}_0 \text{ 和 } \hat{\beta}_1 \text{ 表示移缩放参数估计值, } x_{n,m} \text{ 表示退化状态, } M_n \text{ 表示数据个数。}$$

[0076] 具体的, 在本实施例中, 通过对多源映射关系函数的动态调整, 使多源映射关系函数的预测值更贴近真实退化状态, 提升了剩余寿命预测的准确性, 能够进一步降低预测误差, 同时能够确保多源映射关系函数在长期运行中的稳定性和适应性。

[0077] 为验证本方法的预测效果, 利用 9 个全寿命刀具铣削数据进行了验证, 将从工件一侧开始并在工件另一侧完成的切割过程设置为一个循环。在每个循环中, 通过三轴加速度计 PCB 356A15、电流传感器 CSA201-P030T01、KISTLER 9257B 三轴力传感器和自由场麦克风 Bruel&Kjaer 4966 收集了五种类型的信号; 在完成 8 个切削循环后, 拆卸刀具, 用视觉显微镜测量后刀面磨损 VB; 离线估计阶段, 首先, 从时域、频域以及时频域中提取各个通道数据的特征。其中, 时域包括均值、方差、均方根值、平均绝对值和峰值 5 个有量纲特征与波形指标、峰值指标、脉冲指标、裕度、偏斜度和峭度 6 个无量纲特征。频域信号由全频带信号和子频带信号组成, 分别提取了全频带和子频带的频谱和、频谱均值、频谱方差、频谱熵、频谱均方根、频谱峭度、频谱歪度、谱形均值、谱形方差、谱形三阶矩和谱形四阶矩共 11 个特征。8 个时频域特征通过进行 haar 小波包变换和三层分解生成。然后, 通过计算各个特征与刀具磨损值的皮尔逊相关系数, 选取高表征性特征训练基于注意力机制的特征融合网络。

[0078] 最后, 通过采集到的磨损数据得到刀具退化阶段变化分解值, 估计多阶段退化模型参数。在线预测阶段, 首先, 将在线刀具多源信号输入特征融合网络得到退化状态预测值。然后通过卡曼滤波得到刀具退化状态并更新退化模型参数。最后, 将刀具状态与参数带入剩余寿命预测分布, 实现核心部件的状态监测与剩余寿命预测。Cutter4 和 Cutter7 的磨损状态估计结果参见图 2a-图 2b 所示, 可以看出, 本申请的预测方法在估算刀具磨损方面是有效的。

[0079] 使用不同方法的预测结果如图 3a-图 3b 所示, M1 基于用于剩余寿命预测的非线性维纳过程。M2 考虑了基于 M1 的测量可变性。然而, 他们没有考虑刀具磨损退化的多阶段特征。M3 是一个基于线性维纳过程的多阶段退化模型。M4 是最常用的深度学习工具预测方法 (CNN+LSTM 网络)。从图中可以看出与其他四种方法相比, 本方法充分考虑了刀具退化的阶

段性和非线性特征,以更高的精度实现了不同工况下的RUL预测。

[0080] 实施例2

[0081] 参见图4所示,本发明还提供一种装备部件剩余寿命预测系统,该系统用于上述任意一项所述的一种装备部件剩余寿命预测方法中,所述系统包括:

[0082] 第一模块100,用于获取历史多源传感数据中的时域特征、频域特征和时频域特征,构建历史退化指标,并根据历史多源传感数据的时域特征、频域特征和时频域特征,建立表征历史多源传感数据与部件退化状态之间的多源映射关系函数;

[0083] 第二模块200,用于利用ischange函数结合历史退化指标计算得到部件退化分界值,得到多个部件退化阶段,再基于部件退化分界值和单阶段退化函数,构建部件多阶段退化模型,并基于部件维纳退化过程的卡方马尔可夫性质,构建部件退化阶段的剩余寿命分布模型;

[0084] 第三模块300,用于对历史退化指标以及历史失效数据进行两阶段极大似然估计,并融合两阶段极大似然估计得到全对数似然函数,再对全对数似然函数进行极大似然估计得到模型参数估计值,利用模型参数估计值对剩余寿命分布模型的模型参数进行更新,得到更新后的剩余寿命分布模型;

[0085] 第四模块400,用于通过多源映射关系函数获取当前多源传感数据对应的部件退化状态预测值,并利用卡尔曼滤波结合EM算法,基于部件退化状态预测值对部件多阶段退化模型进行更新,得到更新后的多阶段退化模型,将当前多源传感数据输入到更新后的多阶段退化模型中,得到退化状态估计值,并将退化状态估计值输入到更新后的剩余寿命分布模型中得到剩余寿命预测结果。

[0086] 需要说明的是,实施例2系统中的模块对应于实施例1方法中的步骤,实施例1方法中的步骤已在实施例一中详细阐述了,在此实施例2中不再对系统中的模块内容进行详细阐述。

[0087] 实施例3

[0088] 参见图5所示,本实施例还提供一种计算机设备,包括系统存储器1005和处理器1001,系统存储器1005存储有计算机程序,处理器1001执行计算机程序时实现上述中任一项的方法的步骤。

[0089] 需要说明的是,处理器1001用于根据程序代码中的指令执行上述的方法实施例中的步骤。或者,处理器1001执行计算机程序时实现上述各系统/装置实施例中各模块/单元的功能。

[0090] 具体的,在本实施例中,计算机程序可以被分割成一个或多个模块/单元,一个或多个模块/单元被存储在系统存储器1005中,并由处理器1001执行以完成本申请。一个或多个模块/单元可以是能够完成特定功能的一系列计算机程序指令段,该指令段用于描述计算机程序在终端设备中的执行过程。

[0091] 终端设备可以是桌上型计算机、笔记本、掌上电脑及云端服务器等计算设备。终端设备可包括,但不仅限于,处理器1001、系统存储器1005。本领域技术人员可以理解,并不构成对终端设备的限定,可以包括比图示更多或更少的部件,或者组合某些部件,或者不同的部件,例如终端设备还可以包括输入/输出设备1003、网络接入设备1002、总线1006等。

[0092] 处理器1001可以是中央处理单元(Central Processing Unit,CPU),还可以是其

他通用处理器、数字信号处理器 (Digital Signal Processor, DSP)、专用集成电路 (Application Specific Integrated Circuit, ASIC)、现成可编程门阵列 (Field-Programmable Gate Array, FPGA) 或者其他可编程逻辑器件、分立门或者晶体管逻辑器件、分立硬件组件等。通用处理器可以是微处理器或者该处理器也可以是任何常规的处理器等。

[0093] 系统存储器1005可以是终端设备的内部存储单元,例如终端设备的硬盘或内存。系统存储器1005也可以是终端设备的存储设备1004,例如终端设备上配备的插接式硬盘,智能存储卡 (SmartMedia Card, SMC),安全数字 (Secure Digital, SD) 卡,闪存卡 (Flash Card) 等。进一步地,系统存储器1005还可以既包括终端设备的内部存储单元也包括存储设备1004。系统存储器1005用于存储计算机程序以及终端设备所需的其他程序和数据。系统存储器1005还可以用于暂时地存储已经输出或者将要输出的数据。

[0094] 所属领域的技术人员可以清楚地了解到,为描述的方便和简洁,上述描述的系统,系统和单元的具体工作过程,可以参考前述方法实施例中的对应过程,在此不再赘述。

[0095] 实施例4

[0096] 本实施例提供一种计算机可读存储介质,其上存储有计算机程序,计算机程序被处理器执行时实现上述中任一项的方法的步骤。

[0097] 其中,计算机可读存储介质,例如可以是但不限于电、磁、光、电磁、红外线或半导体的系统、系统或器件,或者任意以上的组合。计算机可读存储介质的更具体的例子(非穷举的列表)包括:具有一个或多个导线的电连接、便携式计算机磁盘、硬盘。随机存取存储器 (Random Access Memory, RAM)、只读存储器 (Read-Only Memory, ROM)、可擦式可编程只读存储器 (Erasable Programmable Read Only Memory, EPROM)、寄存器、硬盘、光纤、便携式紧凑磁盘只读存储器 (Compact Disc Read-Only Memory, CD-ROM)、光存储器件、磁存储器件或者上述的任意合适的组合,或者本领域数值的任何其他形式的计算机可读存储介质。

[0098] 一种示例性的存储介质耦合至处理器,从而使处理器能够从该存储介质读取信息,且可向该存储介质写入信息。当然,存储介质也可以是处理器的组成部分。处理器和存储介质可以位于特定用途集成电路 (Application Specific Integrated Circuit, ASIC) 中。在本发明实施例中,计算机可读存储介质可以是任何包含或存储程序的有形介质,该程序可以被指令执行系统、系统或者器件使用或者与其结合使用。

[0099] 实施例5

[0100] 本实施例还提供一种包含指令的计算机程序产品,当所述指令被计算机设备集群运行时,使得所述计算机设备集群执行如实施例1中所述的方法。

[0101] 以上所述的具体实施方式,对本发明的目的、技术方案和有益效果进行了进一步详细说明,所应理解的是,以上所述仅为本发明的具体实施方式而已,并不用于限定本发明的保护范围,凡在本发明的精神和原则之内,所做的任何修改、等同替换、改进等,均应包含在本发明的保护范围之内。

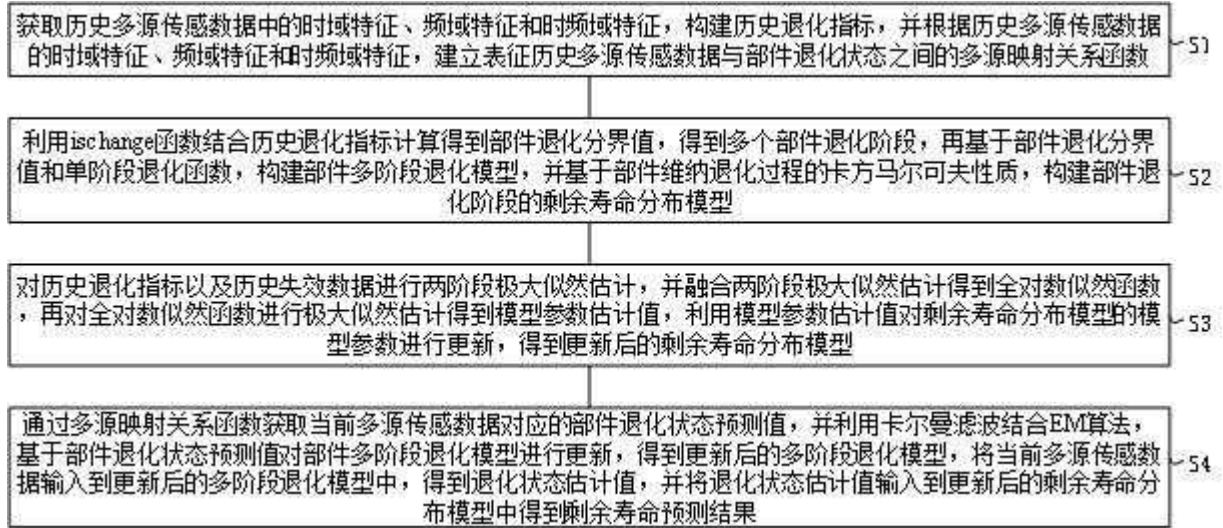


图 1

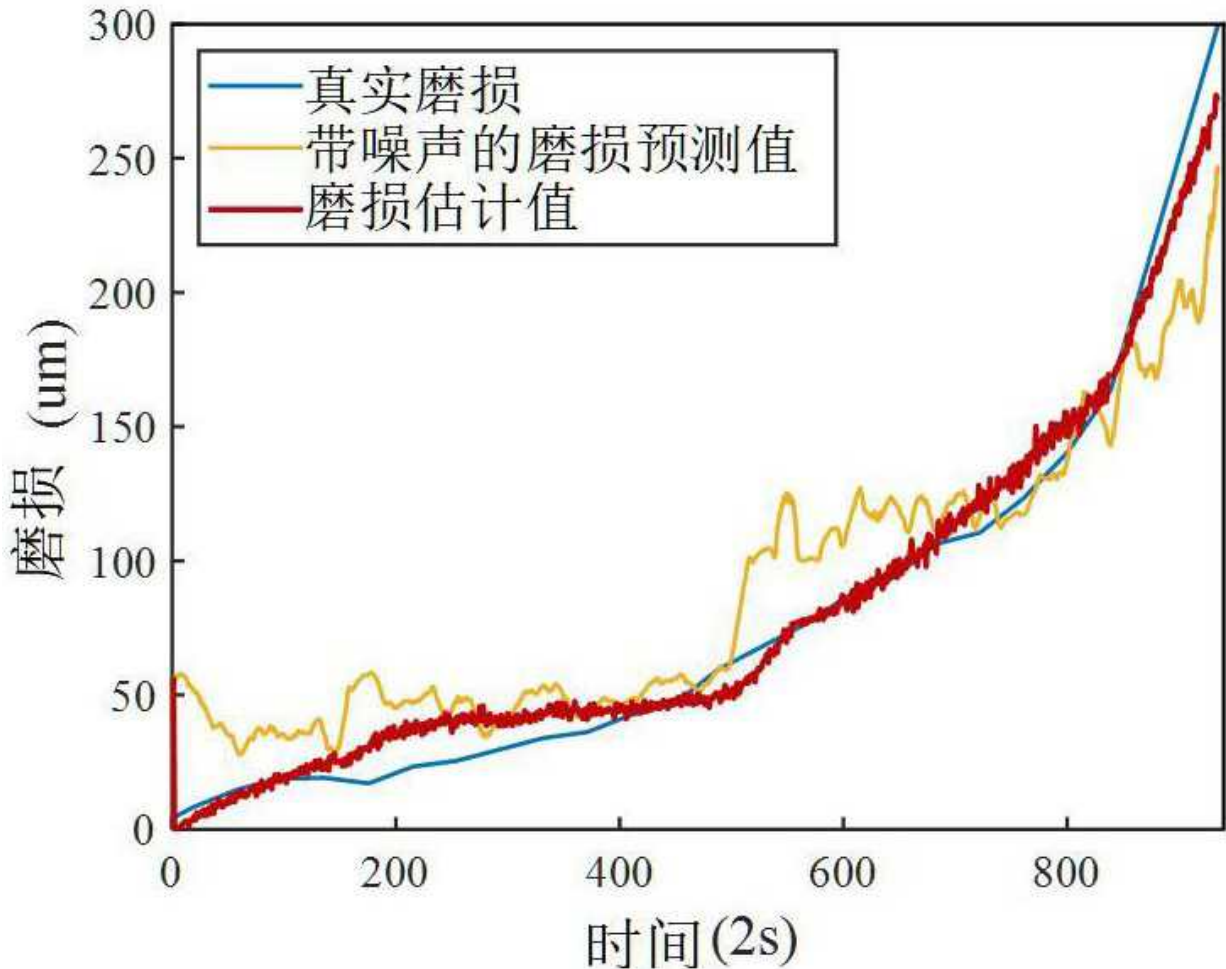


图 2a

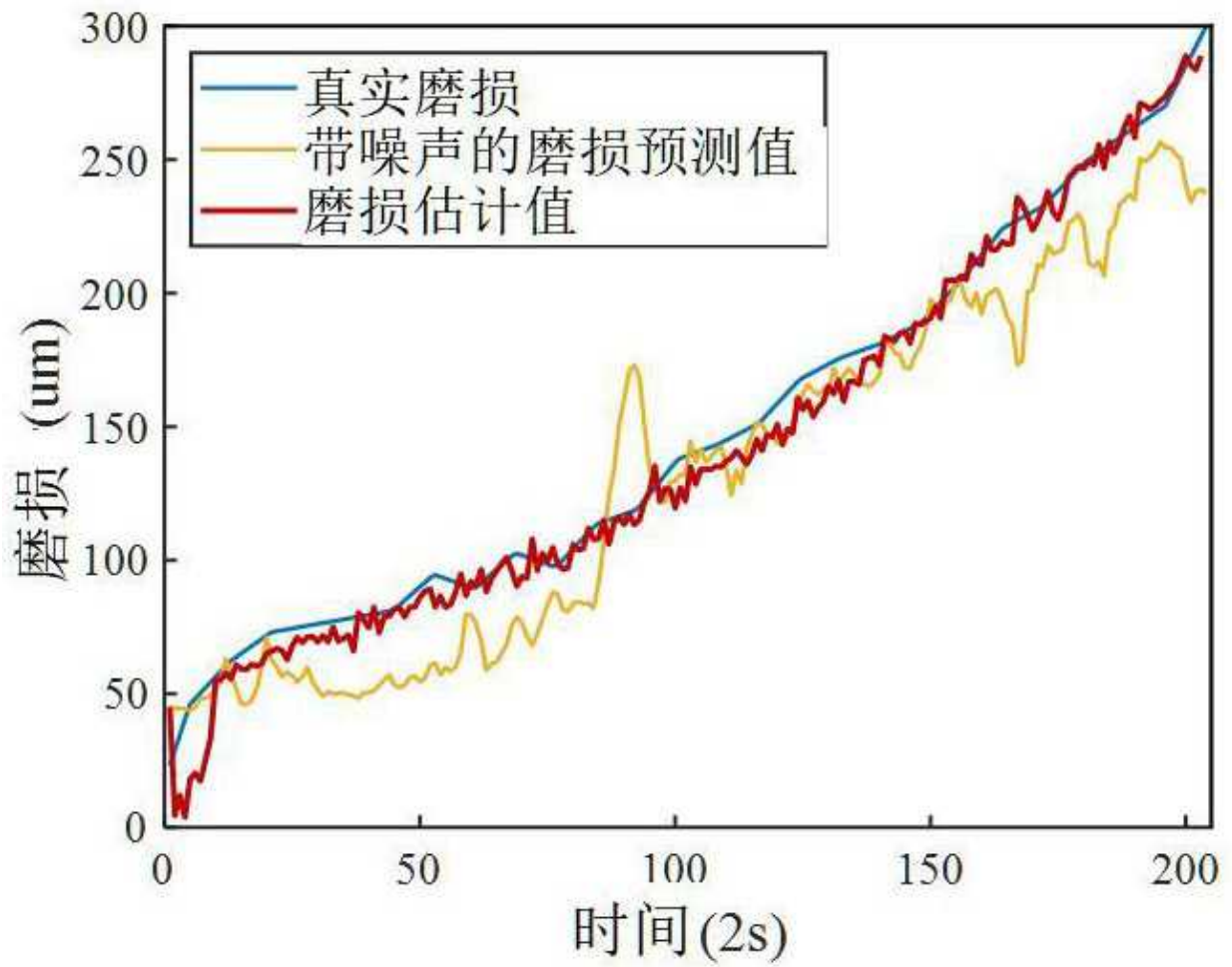


图 2b

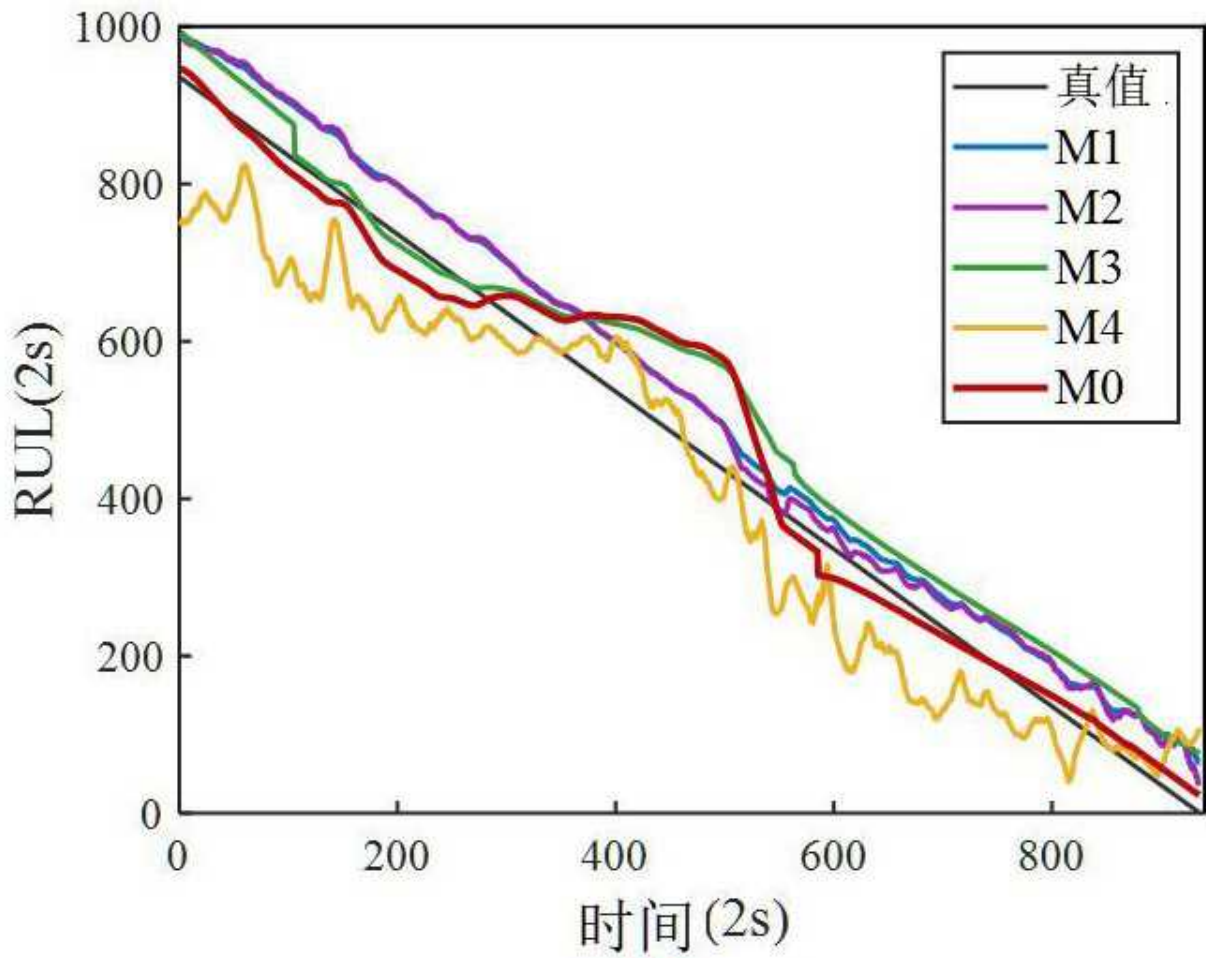


图 3a

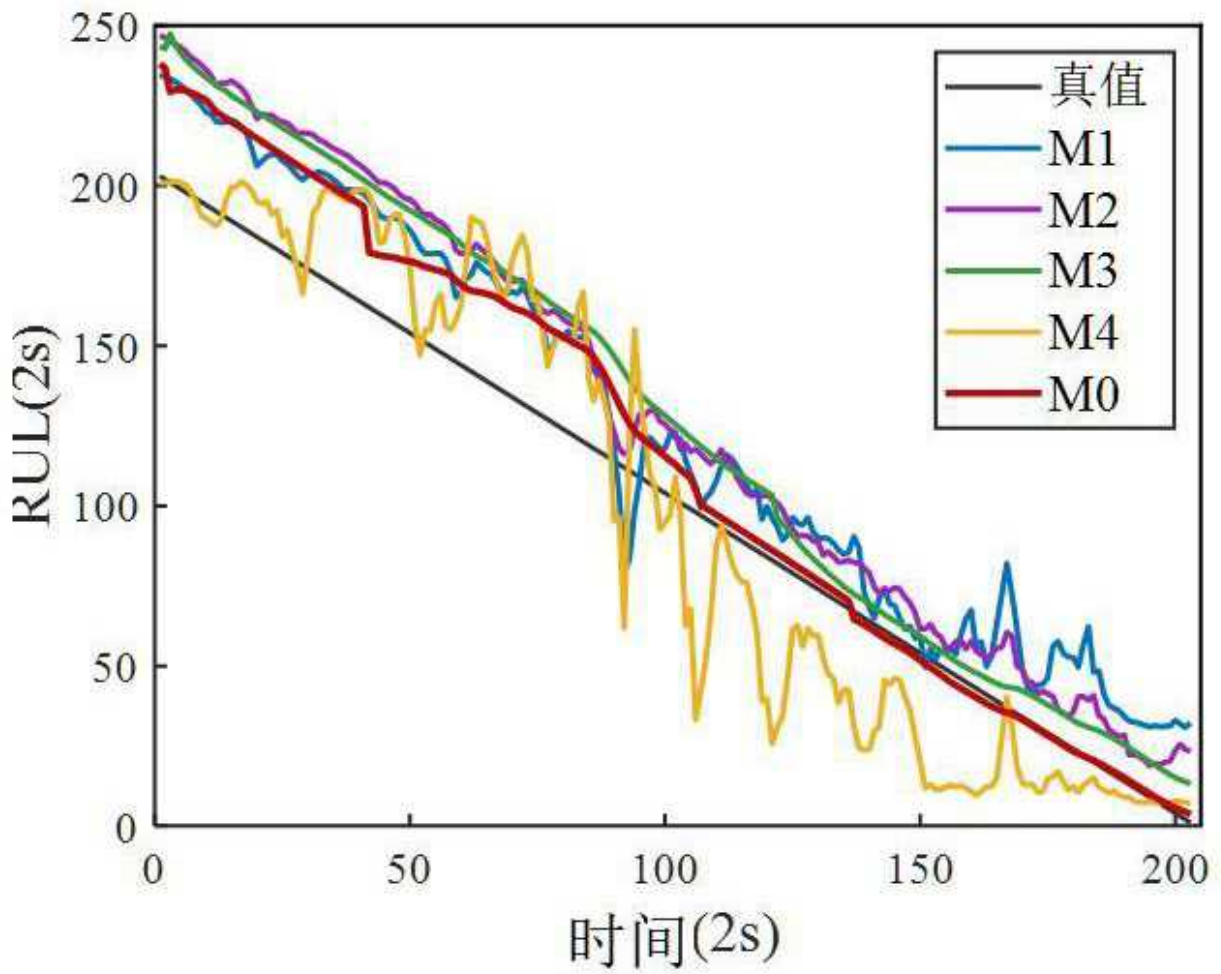


图 3b

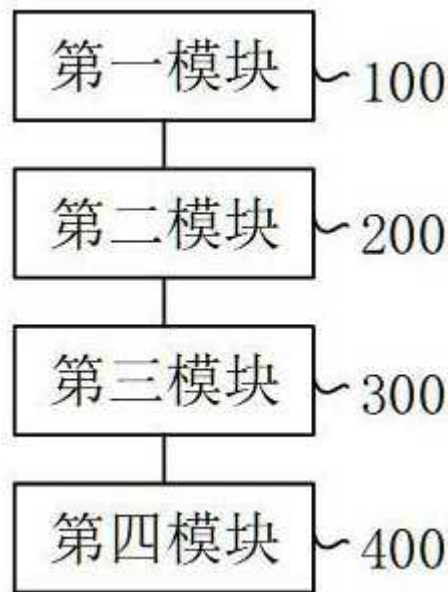


图 4

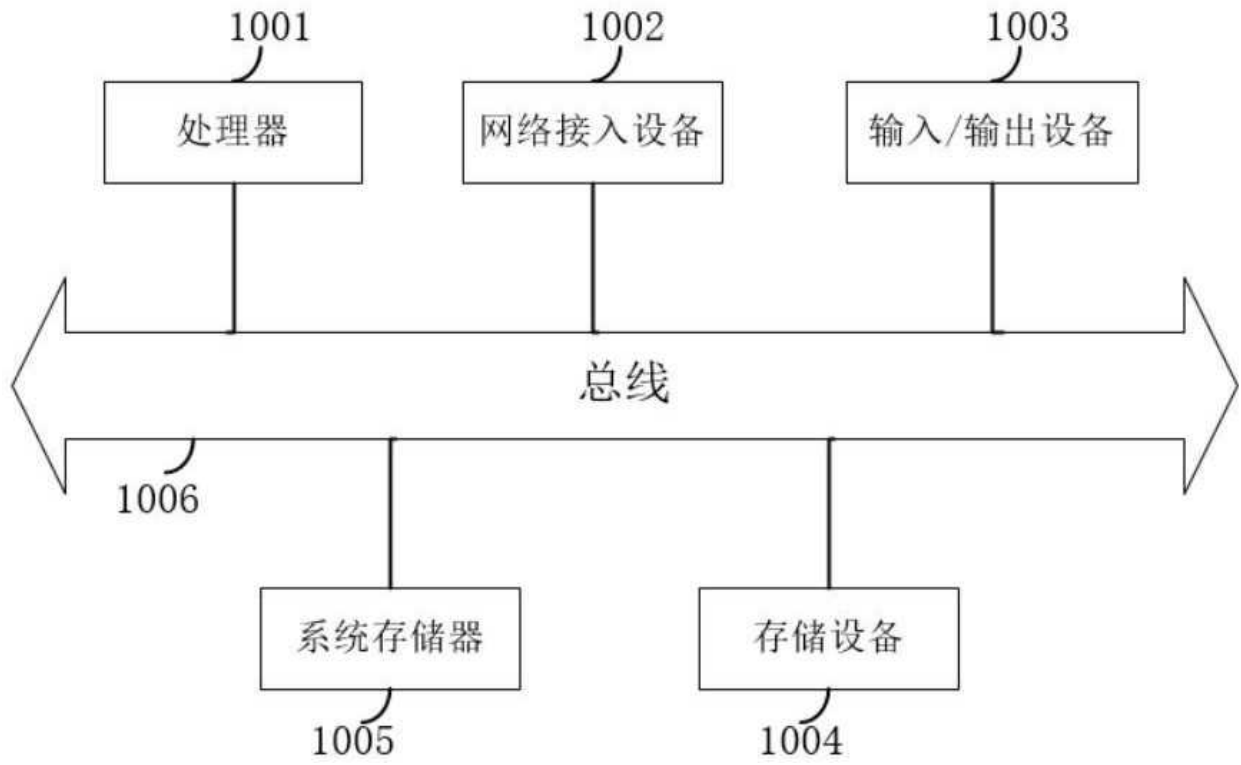


图 5