



(12) 发明专利

(10) 授权公告号 CN 115979310 B

(45) 授权公告日 2023. 07. 07

(21) 申请号 202310264419.7

(22) 申请日 2023.03.20

(65) 同一申请的已公布的文献号
申请公布号 CN 115979310 A

(43) 申请公布日 2023.04.18

(73) 专利权人 中国人民解放军火箭军工程大学
地址 710025 陕西省西安市灞桥区同心路2号

(72) 发明人 周志杰 廉正 冯志超 胡昌华

(74) 专利代理机构 北京高沃律师事务所 11569
专利代理师 王爱涛

(51) Int. Cl.
G01C 25/00 (2006.01)

(56) 对比文件

CN 115619106 A, 2023.01.17

审查员 安丽君

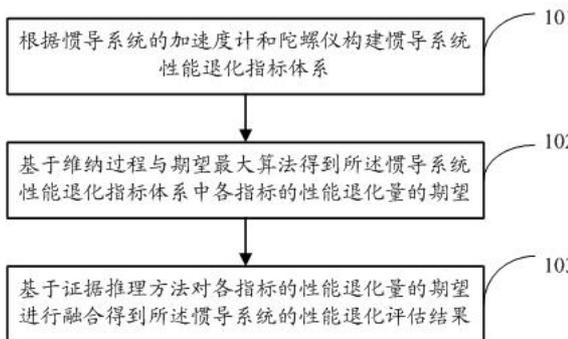
权利要求书3页 说明书11页 附图2页

(54) 发明名称

一种惯导系统性能退化评估方法、系统、电子设备及介质

(57) 摘要

本发明公开一种惯导系统性能退化评估方法、系统、电子设备及介质,涉及评估技术领域。所述方法包括:根据惯导系统的加速度计和陀螺仪构建惯导系统性能退化指标体系;基于维纳过程与期望最大算法得到所述惯导系统性能退化指标体系中各指标的性能退化量的期望;基于证据推理方法对各指标的性能退化量的期望进行融合得到所述惯导系统的性能退化评估结果。本发明可提高评估结果准确性。



1. 一种惯导系统性能退化评估方法,其特征在于,包括:

根据惯导系统的加速度计和陀螺仪构建惯导系统性能退化指标体系;

基于维纳过程与期望最大算法得到所述惯导系统性能退化指标体系中各指标的性能退化量的期望;

基于证据推理方法对各指标的性能退化量的期望进行融合得到所述惯导系统的性能退化评估结果;所述性能退化评估结果包括可用和不可用;

所述基于证据推理方法对各指标的性能退化量的期望进行融合得到所述惯导系统的性能退化评估结果,具体包括:

基于规则或效用的转化方法,根据各指标的性能退化量的期望得到各指标下对各评估等级参考值的置信度;

根据各指标的性能退化量的标准差得到各指标的可靠度;

将各评估等级对各评估等级参考值的置信度、各指标的可靠度以及各指标的证据权重带入证据融合公式得到所述惯导系统的性能退化分布式评估结果;

根据所述惯导系统的性能退化分布式评估结果得到所述惯导系统的性能退化评估结果;

所述证据融合公式为:

$$m_{\theta,i} = w_i \beta_{\theta,i} \hat{m}_{\theta,e(k)} = [(1-r_k)m_{\theta,e(k-1)} + m_{P(\gamma),e(k-1)}m_{\theta,k}] + \sum_{A \cap B = \theta} m_{A,e(k-1)}m_{B,k}, \forall \theta \subseteq Y$$

$$\hat{m}_{P(\gamma),e(k)} = (1-r_k)m_{P(\gamma),e(k-1)} \quad m_{\theta,e(k)} = \begin{cases} 0 & , \theta = \emptyset \\ \frac{\hat{m}_{\theta,e(k)}}{\sum_{A \subseteq Y} \hat{m}_{A,e(k)} + \hat{m}_{P(\gamma),e(k)}} & , \theta \neq \emptyset \end{cases} \quad P_{\theta,e(k)} = \begin{cases} 0 & , \theta = \emptyset \\ \frac{\hat{m}_{\theta,e(k)}}{\sum_{A \subseteq Y} \hat{m}_{A,e(k)}} & , \theta \subseteq Y, \theta \neq \emptyset \end{cases}$$

$S(e(L)) = \{(\theta, p_{\theta,e(L)}), \theta \subseteq Y\}$, 其中, $m_{\theta,i}$ 表示第 i 个指标的参考等级 θ 的基本概率质量, w_i 表示第 i 个指标的证据权重, $\beta_{\theta,i}$ 表示第 i 个指标下对第 θ 个评估等级参考值的置信度, $\hat{m}_{\theta,e(k)}$ 表示共 k 个指标融合后参考等级 θ 的未标准化基本概率质量, r_k 表示第 k 个指标的可靠度, $m_{\theta,e(k-1)}$ 表示第 $k-1$ 个指标的参考等级 θ 的基本概率质量, $m_{P(\gamma),e(k-1)}$ 表示第 $k-1$ 个指标的幂集的基本概率质量, $m_{\theta,e(k)}$ 表示第 k 个指标的参考等级 θ 的基本概率质量, $m_{A,e(k-1)}$ 表示第 $k-1$ 个指标的参考等级 A 的基本概率质量, $m_{B,k}$ 表示第 k 个指标的参考等级 B 的基本概率质量, Y 表示所有参考等级构成的辨识框架, $\hat{m}_{P(\gamma),e(k)}$ 表示共 k 个指标融合后幂集的未标准化基本概率质量, $\hat{m}_{A,e(k)}$ 表示共 k 个指标融合后参考等级 A 的未标准化基本概率质量, $P_{\theta,e(k)}$ 表示 k 个指标融合后参考等级 θ 的置信度, $s(e(L))$ 表示惯导系统的性能退化分布式评估结果, $P_{\theta,e(L)}$ 表示第 L 个指标融合后参考等级 θ 的置信度。

2. 根据权利要求1所述的惯导系统性能退化评估方法,其特征在于,所述基于维纳过程与期望最大算法得到所述惯导系统性能退化指标体系中各指标的性能退化量的期望,具体包括:

基于维纳过程构建所述惯导系统性能退化指标体系中单个部件的性能退化模型；

采用期望最大算法计算单个部件的性能退化模型中的参数得到单个部件的性能退化方程；

根据各指标的性能退化初始值以及单个部件的性能退化方程得到各指标的性能退化量；

根据各指标的性能退化量得到各指标的性能退化量的期望。

3. 一种惯导系统性能退化评估系统,其特征在于,包括:

指标体系构建模块,用于根据惯导系统的加速度计和陀螺仪构建惯导系统性能退化指标体系;

维纳计算模块,用于基于维纳过程与期望最大算法得到所述惯导系统性能退化指标体系中各指标的性能退化量的期望;

证据推理评估模块,用于基于证据推理方法对各指标的性能退化量的期望进行融合得到所述惯导系统的性能退化评估结果;所述性能退化评估结果包括可用和不可用;

所述证据推理评估模块,具体包括:

置信度计算单元,用于基于规则或效用的转化方法,根据各指标的性能退化量的期望得到各指标下对各评估等级参考值的置信度;

可靠度计算单元,用于根据各指标的性能退化量的标准差得到各指标的可靠度;

分布式评估结果确定单元,用于将各评估等级对各评估等级参考值的置信度、各指标的可靠度以及各指标的证据权重带入证据融合公式得到所述惯导系统的性能退化分布式评估结果;

性能退化评估结果确定单元,用于根据所述惯导系统的性能退化分布式评估结果得到所述惯导系统的性能退化评估结果所述证据融合公式为:

$$m_{\theta,i} = w_i \beta_{\theta,i} \hat{m}_{\theta,e(k)} = [(1-r_k)m_{\theta,e(k-1)} + m_{P(\gamma),e(k-1)}m_{\theta,k}] + \sum_{A \cap B = \theta} m_{A,e(k-1)}m_{B,k}, \forall \theta \subseteq \gamma$$

$$\hat{m}_{P(\gamma),e(k)} = (1-r_k)m_{P(\gamma),e(k-1)} \quad m_{\theta,e(k)} = \begin{cases} 0 & , \theta = \emptyset \\ \frac{\hat{m}_{\theta,e(k)}}{\sum_{A \subseteq \gamma} \hat{m}_{A,e(k)} + \hat{m}_{P(\gamma),e(k)}} & , \theta \neq \emptyset \end{cases} \quad p_{\theta,e(k)} = \begin{cases} 0 & , \theta = \emptyset \\ \frac{\hat{m}_{\theta,e(k)}}{\sum_{A \subseteq \gamma} \hat{m}_{A,e(k)}} & , \theta \subseteq \gamma, \theta \neq \emptyset \end{cases}$$

$S(e(L)) = \{(\theta, p_{\theta,e(L)}), \theta \subseteq \gamma\}$, 其中, $m_{\theta,i}$ 表示第*i*个指标的参考等级 θ 的基本概率质量, w_i 表示第*i*个指标的证据权重, $\beta_{\theta,i}$ 表示第*i*个指标下对第 θ 个评估等级参考值的置信度, $\hat{m}_{\theta,e(k)}$ 表示共*k*个指标融合后参考等级 θ 的未标准化基本概率质量, r_k 表示第*k*个指标的可靠度, $m_{\theta,e(k-1)}$ 表示第*k-1*个指标的参考等级 θ 的基本概率质量, $m_{P(\gamma),e(k-1)}$ 表示第*k-1*个指标的幂集的基本概率质量, $m_{\theta,e(k)}$ 表示第*k*个指标的参考等级 θ 的基本概率质量, $m_{A,e(k-1)}$ 表示第*k-1*个指标的参考等级A的基本概率质量, $m_{B,k}$ 表示第*k*个指标的参考等级B的基本概率质量, γ 表示所有参考等级构成的辨识框架, $\hat{m}_{P(\gamma),e(k)}$ 表示共*k*个指标融合后幂集的未标准化基本概率质量, $\hat{m}_{A,e(k)}$ 表示共*k*个指标融合后参考等级A的未标准化基本概率质量, $p_{\theta,e(k)}$ 表示*k*个指标融

合后参考等级 θ 的置信度, $s(e(L))$ 表示惯导系统的性能退化分布式评估结果, $P_{\theta, e(L)}$ 表示第L个指标融合后参考等级 θ 的置信度。

4. 根据权利要求3所述的惯导系统性能退化评估系统, 其特征在于, 所述维纳计算模块, 具体包括:

性能退化模型构建单元, 用于基于维纳过程构建所述惯导系统性能退化指标体系中单个部件的性能退化模型;

指标的性能退化方程确定单元, 用于采用期望最大算法计算单个部件的性能退化模型中的参数得到单个部件的性能退化方程;

性能退化量计算单元, 用于根据各指标的性能退化初始值以及单个部件的性能退化方程得到各指标的性能退化量;

性能退化量期望计算单元, 用于根据各指标的性能退化量得到各指标的性能退化量的期望。

5. 一种电子设备, 其特征在于, 包括:

存储器和处理器, 所述存储器用于存储计算机程序, 所述处理器运行所述计算机程序以使所述电子设备执行根据权利要求1至2中任一项所述的惯导系统性能退化评估方法。

6. 一种计算机可读存储介质, 其特征在于, 其存储有计算机程序, 所述计算机程序被处理器执行时实现如权利要求1至2中任一项所述的惯导系统性能退化评估方法。

一种惯导系统性能退化评估方法、系统、电子设备及介质

技术领域

[0001] 本发明涉及评估技术领域,特别是涉及一种惯导系统性能退化评估方法、系统、电子设备及介质。

背景技术

[0002] 惯导系统是一类具有全天候、自主性的导航系统,能够测量速度和位置等状态信息,因此该系统在载人航天、车辆船舶导航、国防科工等领域均发挥出中非常重要的作用。惯导系统在执行任务之前通常处于贮存状态。由于在存储过程中,惯导系统会受到外界环境的干扰和影响,其性能状态将会不可避免的发生退化并最终变成失效装备而无法完成任务使用要求。因此,一般每隔一段时间都需要定期检查其性能状态是否满足任务需求,这段时间称之为定检周期。当惯组性能退化没有超过给定阈值时,则可以继续储存。否则,就要对其进行维修或者更换。因此,建立惯导系统的整体性能退化模型并判断定检周期内的性能保持情况,对于提高惯导使用率和可靠性具有重要意义。

[0003] 在目前的性能退化建模方法中,有三类具有代表性的方法:(1)机理法。机理法根据设备的运行机理进行建模,具有良好的可解释性。但是由于如今的设备运行机制愈加复杂,难以根据系统机理建立起性能退化的模型,并且机理法的模型难以扩展到其他设备,不具备可延伸性。因此现在此类方法已被较少使用。(2)基于机器学习的方法。基于机器学习的方法不依赖于特定的数据分布假设,具有广泛的应用场景。该类方法可以直接实现输入到输出的端到端建模。但是此类方法对数据量的要求较高,想要获得较高的预测精度往往依赖大量的训练数据。这对于一些测试数据较难获取的场景来说难以实现。(3)基于统计数据驱动的方法。该类方法常常依赖于一些特定的假设,如正态分布或者伽马分布等,并且对训练数据的量要求不高。一般来说,仅通过少量的样本,便可以估计出性能退化函数的参数,为后面的决策评估等提供支撑。

[0004] 在基于统计数据驱动的方法中,目前常用的一种模型是基于维纳过程的性能退化建模方法。维纳过程是一类具有线性漂移参数的布朗运动,是一种连续时间随机过程 $Y(t)$,表示为 $Y(t) = \beta t + \sigma B(t)$,其中, $\sigma > 0$ 是扩散参数, $B(t)$ 是标准布朗运动,即 $B(t) \sim N(0, t)$ 。由于具备良好的物理性质与解析表达式,基于维纳过程的性能退化建模和寿命预测已经得到了广泛的应用。Li等人基于维纳过程建立了锂离子电池性能退化模型。Wang等人结合贝叶斯估计和维纳过程实现了对独立部件的性能退化件建模。Zhao等人结合k均值聚类和维纳过程实现了船舶动力系统设备的性能退化件建模。然而,在目前众多基于维纳过程的性能退化建模方法中,监测数据是否为等间隔时序采集几乎被忽略了。值得注意的是,当考虑维纳过程进行性能退化建模时,等间隔时间序列的数据是前提条件。然而,在实际场景中由于传感器受到外界干扰等因素,导致检测数据缺失的现象常有发生。此时获得的监测数据是非等间隔的,若直接采用维纳过程建模会产生较大的误差。

[0005] 综上,需要一种提高评估结果准确性的惯导系统性能退化评估方法。

发明内容

[0006] 本发明的目的是提供一种惯导系统性能退化评估方法、系统、电子设备及介质,可提高评估结果准确性。

[0007] 为实现上述目的,本发明提供了如下方案:

[0008] 一种惯导系统性能退化评估方法,包括:

[0009] 根据惯导系统的加速度计和陀螺仪构建惯导系统性能退化指标体系;

[0010] 基于维纳过程与期望最大算法得到所述惯导系统性能退化指标体系中各指标的性能退化量的期望;

[0011] 基于证据推理方法对各指标的性能退化量的期望进行融合得到所述惯导系统的性能退化评估结果;所述性能退化评估结果包括可用和不可用。

[0012] 可选的,所述基于维纳过程与期望最大算法得到所述惯导系统性能退化指标体系中各指标的性能退化量的期望,具体包括:

[0013] 基于维纳过程构建所述惯导系统性能退化指标体系中单个部件的性能退化模型;

[0014] 采用期望最大算法计算单个部件的性能退化模型中的参数得到单个部件的性能退化方程;

[0015] 根据各指标的性能退化初始值以及单个部件的性能退化方程得到各指标的性能退化量;

[0016] 根据各指标的性能退化量得到各指标的性能退化量的期望。

[0017] 可选的,所述基于证据推理方法对各指标的性能退化量的期望进行融合得到所述惯导系统的性能退化评估结果,具体包括:

[0018] 基于规则或效用的转化方法,根据各指标的性能退化量的期望得到各指标下对各评估等级参考值的置信度;

[0019] 根据各指标的性能退化量的标准差得到各指标的可靠度;

[0020] 将各评估等级对各评估等级参考值的置信度、各指标的可靠度以及各指标的证据权重带入证据融合公式得到所述惯导系统的性能退化分布式评估结果;

[0021] 根据所述惯导系统的性能退化分布式评估结果得到所述惯导系统的性能退化评估结果。

[0022] 一种惯导系统性能退化评估系统,包括:

[0023] 指标体系构建模块,用于根据惯导系统的加速度计和陀螺仪构建惯导系统性能退化指标体系;

[0024] 维纳计算模块,用于基于维纳过程与期望最大算法得到所述惯导系统性能退化指标体系中各指标的性能退化量的期望;

[0025] 证据推理评估模块,用于基于证据推理方法对各指标的性能退化量的期望进行融合得到所述惯导系统的性能退化评估结果;所述性能退化评估结果包括可用和不可用。

[0026] 可选的,所述维纳计算模块,具体包括:

[0027] 性能退化模型构建单元,用于基于维纳过程构建所述惯导系统性能退化指标体系中单个部件的性能退化模型;

[0028] 指标的性能退化方程确定单元,用于采用期望最大算法计算单个部件的性能退化模型中的参数得到单个部件的性能退化方程;

[0029] 性能退化量计算单元,用于根据各指标的性能退化初始值以及单个部件的性能退化方程得到各指标的性能退化量;

[0030] 性能退化量期望计算单元,用于根据各指标的性能退化量得到各指标的性能退化量的期望。

[0031] 可选的,所述证据推理评估模块,具体包括:

[0032] 信度计算单元,用于基于规则或效用的转化方法,根据各指标的性能退化量的期望得到各指标下对各评估等级参考值的置信度;

[0033] 可靠度计算单元,用于根据各指标的性能退化量的标准差得到各指标的可靠度;

[0034] 分布式评估结果确定单元,用于将各评估等级对各评估等级参考值的置信度、各指标的可靠度以及各指标的证据权重带入证据融合公式得到所述惯导系统的性能退化分布式评估结果;

[0035] 性能退化评估结果确定单元,用于根据所述惯导系统的性能退化分布式评估结果得到所述惯导系统的性能退化评估结果。

[0036] 一种电子设备,包括:

[0037] 存储器和处理器,所述存储器用于存储计算机程序,所述处理器运行所述计算机程序以使所述电子设备执行根据上述所述的惯导系统性能退化评估方法。

[0038] 一种计算机可读存储介质,其存储有计算机程序,所述计算机程序被处理器执行时实现上述所述的惯导系统性能退化评估方法。

[0039] 根据本发明提供的具体实施例,本发明公开了以下技术效果:本发明根据惯导系统的加速度计和陀螺仪构建惯导系统性能退化指标体系;基于维纳过程与期望最大算法得到惯导系统性能退化指标体系中各指标的性能退化量的期望,采用期望最大化算法,将缺失数据作为隐含变量,并且基于证据推理方法对各指标的性能退化量的期望进行融合得到所述惯导系统的性能退化评估结果,将各指标融合在一起,形成对设备的总体性能状态的预测,所以本发明可提高评估结果准确性。

附图说明

[0040] 为了更清楚地说明本发明实施例或现有技术中的技术方案,下面将对实施例中所需要使用的附图作简单地介绍,显而易见地,下面描述中的附图仅仅是本发明的一些实施例,对于本领域普通技术人员来讲,在不付出创造性劳动性的前提下,还可以根据这些附图获得其他的附图。

[0041] 图1为本发明实施例提供的一种惯导系统性能退化评估方法的流程图;

[0042] 图2为惯导系统整体性能退化指标体系结构图;

[0043] 图3为 x 轴陀螺仪性能退化建模结果与测试数据的对比图;

[0044] 图4为惯导系统整体性能退化建模结果图。

实施方式

[0045] 下面将结合本发明实施例中的附图,对本发明实施例中的技术方案进行清楚、完整地描述,显然,所描述的实施例仅仅是本发明一部分实施例,而不是全部的实施例。基于本发明中的实施例,本领域普通技术人员在没有做出创造性劳动前提下所获得的所有其他

实施例,都属于本发明保护的范围。

[0046] 为使本发明的上述目的、特征和优点能够更加明显易懂,下面结合附图和具体实施方式对本发明作进一步详细的说明。

[0047] 如图1所示,本发明实施例提供了一种惯导系统性能退化评估方法,包括:

[0048] 步骤101:根据惯导系统的加速度计和陀螺仪构建惯导系统性能退化指标体系。惯导系统的主要惯性器件为三轴的加速度计和陀螺仪,其中,加速度计测量三轴方向的视加速度,陀螺仪测量三轴方向的角加速度。然后,通过导航计算的过程积分得到了系统的速度和位置信息。因此,这两类惯性器件的工作精度直接影响了惯导系统整体的性能状态。在长期工作过程中,惯性器件的性能状态会不断退化,最终导致整个惯性组合的性能不断降低。考虑到惯性组合的实际物理结构,将其性能退化指标体系建立如图2所示,具体包括:X轴陀螺仪性能退化量、Y轴陀螺仪性能退化量、Z轴陀螺仪性能退化量、X轴加速度计性能退化量、Y轴加速度计性能退化量和Z轴加速度计性能退化量。

[0049] 步骤102:基于维纳过程与期望最大算法得到所述惯导系统性能退化指标体系中各指标的性能退化量的期望。

[0050] 步骤103:基于证据推理方法对各指标的性能退化量的期望进行融合得到所述惯导系统的性能退化评估结果;所述性能退化评估结果包括可用和不可用。

[0051] 在实际应用中,所述基于维纳过程与期望最大算法得到所述惯导系统性能退化指标体系中各指标的性能退化量的期望,具体包括:

[0052] 基于维纳过程构建所述惯导系统性能退化指标体系中单个部件的性能退化模型。

[0053] 采用期望最大算法计算单个部件的性能退化模型中的参数得到单个部件的性能退化方程。

[0054] 根据各指标的性能退化初始值以及单个部件的性能退化方程得到各指标的性能退化量。

[0055] 根据各指标的性能退化量得到各指标的性能退化量的期望。

[0056] 在实际应用中,基于维纳过程构建所述惯导系统性能退化指标体系中单个部件的性能退化模型,具体包括:

[0057] 根据维纳过程,将单个部件(单个部件即某个陀螺仪或者加速度计)的退化过程描述为: $X(t) = X_0 + \beta t + \sigma W(t)$ (1),其中, $X(t)$ 表示指标在t时刻的性能退化量; X_0 表示性能退化的初始值; β 表示漂移参数; $W(t)$ 表示退化过程随机性的标准布朗运动; σ 表示扩散参数。

[0058] 在实际应用中,采用期望最大算法计算单个部件的性能退化模型中的参数得到单个部件的性能退化方程,具体包括:

[0059] 在本发明中,将漂移参数 β 视为服从正态分布的随机变量,即 $\beta \sim N(\mu_\beta, \sigma_\beta^2)$ 。对于(1)式,当退化数据 $X = [x_0, x_1, \dots, x_m]$ 被获取后,其中, x_m 表示第m时刻的退化数据,采用期望最大算法对 μ_β, σ_β 和 σ 构成的参数向量 $\Theta = [\mu_\beta, \sigma_\beta, \sigma]$ 和缺失数据 $Z = [x'_1, x'_2, \dots, x'_M]$ 进行估计,其中, x'_M 表示第M个缺失数据,估计过程如下所示:

[0060] 计算关于 β 的对数似然函数 $L(Z|X, \Theta^{(k)})$ 的期望 $Q(Z|X, \Theta^{(k)})$ 。

[0061] 首先,根据维纳过程的性质,对数似然函数 $L(Z|X, \Theta^{(k)})$ 如下所示:

$$\begin{aligned}
 L(Z|X, \Theta^{(k)}) &= \sum_{j=1}^m [\ln p(X|\beta, Z) + \ln(\beta|Z)] \\
 &= -\frac{1}{2}[(m+1)\ln 2\pi + \\
 &\quad \sum_{j=1}^m \ln \Delta t_j + m \ln \sigma^2 + \sum_{j=1}^m \frac{(\Delta x_j - \beta \Delta t_j)^2}{\sigma^2 \Delta t_j} + \ln \sigma_\beta^2 + \frac{(\beta - \mu_\beta)^2}{\sigma_\beta^2}]
 \end{aligned} \quad (2)$$

[0063] 其中, $\Delta x_j = x_j - x_{j-1}$ 为对应时刻 $\Delta t_j = t_j - t_{j-1}$ 的退化增量, $j = 1, 2, \dots, m$, 其中, m 为退化数据的容量, $p(X|\beta, Z)$ 和 $p(\beta|Z)$ 均表示不同的连续概率密度函数。

[0064] 根据贝叶斯定理,在已知 X 和 $\Theta^{(k)}$ 时, β 服从如下的正态分布:

$$p(\beta|X, \Theta^{(k)}) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^{2(k)}}} \exp\left[-\frac{(\beta - \mu^{(k)})^2}{2\sigma^{2(k)}}\right] \quad (3)$$

[0066] 其中, $p(\beta|X, \Theta^{(k)})$ 表示连续概率密度函数, $\mu^{(k)}$ 表示第 k 步的正态分布的均值, $\sigma^{2(k)}$ 表示第 k 步的正态分布的方差;

$$\begin{aligned}
 \mu^{(k)} &= \frac{x_m \sigma_\beta^2 + \mu_\beta \sigma^{2(k)}}{t_m \sigma_\beta^2 + \sigma^{2(k)}} \\
 \sigma^{2(k)} &= \frac{\sigma^{2(k)} \sigma_\beta^2}{t_m \sigma_\beta^2 + \sigma^{2(k)}}
 \end{aligned} \quad (4)$$

[0068] 其中, σ_β^2 、 $\sigma^{2(k)}$ 和 μ_β 均为参数向量中待估计的参数, t_m 为获得第 m 组退化数据时的时刻。

[0069] 然后,计算 $L(Z|X, \Theta^{(k)})$ 的期望 $Q(Z|X, \Theta^{(k)})$ 如下所示:

$$\begin{aligned}
 Q(Z|X, \Theta^{(k)}) &= E_{\Omega, \Theta^{(k)}} [L(\Theta|X, \beta)] = -\frac{1}{2} \left[(m+1)\ln 2\pi + \sum_{j=1}^m \ln \Delta t_j + m \ln \sigma^2 \right. \\
 &\quad \left. \sum_{j=1}^m \frac{(\Delta x_j)^2 - 2\mu^{(k)} \Delta x_j \Delta t_j + (\Delta t_j)^2 \left((\mu^{(k)})^2 + \sigma^{2(k)} \right)}{\sigma^2 \Delta t_j} + \ln \sigma_\beta^2 + \right. \\
 &\quad \left. \frac{(\mu^{(k)})^2 + \sigma^{2(k)} - 2\mu^{(k)} \mu_\beta + \mu_\beta^2}{\sigma_\beta^2} \right]
 \end{aligned} \quad (5)$$

[0071] 其中, $E_{\Omega, \Theta^{(k)}} [L(\Theta|X, \beta)]$ 表示极大似然函数 $[L(\Theta|X, \beta)]$ 的期望, 令

$\frac{\partial Q(Z|X, \Theta^{(k)})}{\partial Z} = 0$, 则第 $k+1$ 步的参数向量 Θ 的估计值 $\Theta^{(k+1)}$ 为:

$$\mu_{\beta}^{(k+1)} = \mu^{(k)} \quad (6)$$

$$\sigma_{\beta}^{2(k+1)} = \sigma^{2(k)} \quad (7)$$

[0072]

$$\sigma^{2(k+1)} = \frac{1}{m} \sum_{j=1}^m \left(\frac{(\Delta x_j)^2 - 2\mu^{(k)}\Delta x_j\Delta t_j}{\Delta t_j} + \frac{(\Delta t_j)^2 \left((\mu^{(k)})^2 + \sigma^{2(k)} \right)}{\Delta t_j} \right) \quad (8)$$

[0073] 其中,三类参数的初始值 $\mu_{\beta}^{(0)}, \sigma_{\beta}^{(0)}, \sigma^{(0)}$ 均为0.2,EM算法的迭代终止条件为:相邻两次迭代的参数之差小于预设的阈值时,迭代终止。

[0074] 根据计算出来的 $\mu_{\beta}, \sigma_{\beta}$ 得到 β ,将 σ 和 β 带入公式(1)得到单个部件的性能退化方程。

[0075] 通过EM算法完成参数的估计后,单个指标t时刻的性能退化量 $X(t)$ 可以被实时地计算出并用于后续的惯导系统整体的性能退化建模。

[0076] 在实际应用中,所述基于证据推理方法对各指标的性能退化量的期望进行融合得到所述惯导系统的性能退化评估结果,具体包括:

[0077] 基于规则或效用的转化方法,根据各指标的性能退化量的期望得到各指标下对各评估等级参考值的置信度。

[0078] 根据各指标的性能退化量的标准差得到各指标的可靠度。

[0079] 将各评估等级对各评估等级参考值的置信度、各指标的可靠度以及各指标的证据权重带入证据融合公式得到所述惯导系统的性能退化分布式评估结果。

[0080] 根据所述惯导系统的性能退化分布式评估结果得到所述惯导系统的性能退化评估结果。

[0081] 假设惯导系统性能的评估等级为 $H = \{H_1, \dots, H_N\}$,各评估等级对应的参考值为 $U = \{U_1, \dots, U_N\}$ 。惯导系统的性能保持能力评估指标,即证据记为 $e = \{e_1, \dots, e_N\}$ 。在证据推理规则中,有两类参数:证据权重和可靠度。证据权重 $w = \{w_1, \dots, w_L\}$ 是一类反映证据之间的相对重要程度的参数,由专家的主观判断确定。可靠度 $r = \{r_1, \dots, r_L\}$ 反映了证据源提供真实信息的可靠程度,是证据的客观属性,其中, H_N 表示第N个指标对应的评估等级, U_N 表示第N个指标对应的评估等级的参考值, e_N 表示第N个指标, w_L 表示第L个指标的证据权重,由专家根据领域知识和经验主观确定, r_L 表示第L个指标的可靠度,在实际应用中,基于规则或效用的转化方法,根据各指标的性能退化量的期望得到各指标下对各评估等级参考值的置信度,具体包括:

[0082] 采用基于规则或效用的转化方法,将单指标的性能退化量的期望作为输入,并转化为评估等级的支持信度的置信分布,具体为根据公式(9)到公式(11)计算各指标下对各评估等级参考值的置信度:

$$\beta_{j,i} = \frac{U_{i,j+1} - x_i}{U_{i,j+1} - U_{i,j}}, \quad U_{i,j} \leq x_i \leq U_{i,j+1}, j=1,2,\dots,N-1 \quad (9)$$

$$[0083] \quad \beta_{j+1,i} = 1 - \beta_{j,i}, \quad U_{i,j} \leq x_i \leq U_{i,j+1}, j=1,2,\dots,N-1 \quad (10)$$

$$\beta_{s,i} = 0, \quad s=1,2,\dots,N, s \neq j, j+1 \quad (11)$$

[0084] 其中, x_i 为第 i 个指标的性能退化量的期望, $U_i = \{U_{i,1}, \dots, U_{i,N}\}$ 为第 i 个指标对应的评估等级的参考值, 是一个由专家根据领域知识和行业标准确定的数值变量, $U_{i,N}$ 表示第 N 个指标的第 i 个参考值。 $\beta_{j,i}$ 为第 i 个指标下对第 j 个评估等级参考值的置信度。

[0085] 在实际应用中, 根据各指标的性能退化量的标准差得到各指标的可靠度具体包括:

[0086] 计算各个指标的性能退化量的标准差 σ_i , 根据可靠度的定义, 将其进行归一化处理得到各指标的可靠度 r_i , $r_i = e^{-\sigma_i}$ (12)。

[0087] 在实际应用中, 将各评估等级对各评估等级参考值的置信度、各指标的可靠度以及各指标的证据权重带入证据融合公式得到所述惯导系统的性能退化分布式评估结果, 具体包括:

[0088] 将 $\beta_{\theta,i}$ 、证据权重和可靠度带入证据融合公式 (13) 到公式 (17), 其中, $\beta_{\theta,i}$ 为第 i 个指标下对第 θ 个评估等级参考值的置信度, 根据公式 (9) 到公式 (11) 计算得到:

$$m_{\theta,i} = w_i \beta_{\theta,i} \quad (13)$$

$$[0089] \quad \hat{m}_{\theta,e(k)} = [(1-r_k)m_{\theta,e(k-1)} + m_{P(Y),e(k-1)}m_{\theta,k}] + \sum_{A \cap B = \theta} m_{A,e(k-1)}m_{B,k}, \quad \forall \theta \subseteq Y \quad (14)$$

$$\hat{m}_{P(Y),e(k)} = (1-r_k)m_{P(Y),e(k-1)} \quad (15)$$

$$m_{\theta,e(k)} = \begin{cases} 0, & \theta = \emptyset \\ \frac{\hat{m}_{\theta,e(k)}}{\sum_{A \subseteq Y} \hat{m}_{A,e(k)} + \hat{m}_{P(Y),e(k)}}, & \theta \neq \emptyset \end{cases} \quad (16)$$

$$p_{\theta,e(k)} = \begin{cases} 0, & \theta = \emptyset \\ \frac{\hat{m}_{\theta,e(k)}}{\sum_{A \subseteq Y} \hat{m}_{A,e(k)}}, & \theta \subseteq Y, \theta \neq \emptyset \end{cases} \quad (17)$$

[0090] 其中, $m_{\theta,i}$ 表示第 i 个指标的参考等级 θ 的基本概率质量, $\hat{m}_{\theta,e(k)}$ 表示共 k 个指标融合后参考等级 θ 的未标准化基本概率质量, r_k 表示第 k 个指标的可靠度, $m_{\theta,e(k-1)}$ 表示第 $k-1$ 个指标的参考等级 θ 的基本概率质量, $m_{P(Y),e(k-1)}$ 表示第 $k-1$ 个指标的幂集的基本概率质量, $m_{\theta,e(k)}$

表示第k个指标的参考等级 θ 的基本概率质量, $m_{A,e(k-1)}$ 表示第k-1个指标的参考等级A的基本概率质量, $m_{B,k}$ 表示第k个指标的参考等级B的基本概率质量, \mathcal{Y} 表示所有参考等级构成的辨识框架, $\hat{m}_{P(\mathcal{Y}),e(k)}$ 表示共k个指标融合后幂集的未标准化基本概率质量, $\hat{m}_{A,e(k)}$ 表示共k个指标融合后参考等级A的未标准化基本概率质量。通过对所有指标按照(13)-(17)进行L-1次迭代,最终可以得到系统的性能状态的分布式结果如下, $P_{\theta,e(k)}$ 表示k个指标融合后参考等级 θ 的置信度, L个指标将进行L-1次迭代,最终产生一组分布式的评估结果 $S(e(L))$, $S(e(L)) = \{(\theta, p_{\theta,e(L)}), \theta \subseteq \mathcal{Y}\}$ (18), 简单来说,迭代步骤是这样:第一个指标和第二个指标融合之后,得到一组各个参考等级的 $p_{\theta,e(k)}$,然后将这一组 $p_{\theta,e(k)}$ 与第三个指标同样操作地融合,然后再将结果和第四个指标进行融合,这样反复迭代。

[0091] 在实际应用中,根据所述惯导系统的性能退化分布式评估结果得到所述惯导系统的性能退化评估结果,具体包括:

[0092] 根据公式(19)计算期望:

$$[0093] \quad u(S(e(L))) = \sum_{\theta \subseteq \mathcal{Y}} p_{\theta,e(L)} u(\theta) \quad (19)$$

[0094] 其中, $u(\theta)$ 为参考等级 θ 的效用值,一个实数值,将定检周期内的性能保持能力进行如下描述:在今后的时间 T 内,惯导系统的性能状态 $u(S(e(L)))$ 应当不低于一个值 a 。因此最终我们应当得到一个语义判断值 Y ,即该惯组是“可用”还是“不可用”,用如下规则进行描述:

$$[0095] \quad \begin{aligned} & \text{If } t = T \text{ and } u(S(e(L))) < a, \text{ then } Y \text{ is "不可用"} \\ & \text{else } Y \text{ is "可用"} \end{aligned} \quad (20)$$

[0096] 本发明实施例对于惯导系统的单个指标建立基于维纳过程的单指标性能退化模型,考虑到数据缺失的情况下,基于EM算法更新维纳过程的参数。然后将单指标的性能退化量采用证据推理方法进行融合,建立惯导系统整体的整体性能评估模型,结合具体的定检周期分析惯导系统的性能下降趋势,判断系统对于执行任务的可用性,因为,当考虑维纳过程进行性能退化建模时,等间隔时间序列的数据是前提条件。然而,在实际场景中由于传感器受到外界干扰等因素,导致检测数据缺失的现象常有发生。此时获得的监测数据是非等间隔的,若直接采用维纳过程建模会产生较大的误差,所以将缺失数据作为隐含变量考虑到建模过程中是相当必要的,期望最大算法(Expectation Maximum, EM)是一种常用于包含隐含变量问题的参数估计算法。在本发明中,EM算法被用于考虑数据缺失的维纳过程的参数估计,所以本发明能够对任意时间间隔序列的监测数据进行性能退化建模。此外,目前众多系统的性能退化建模方法中,仅考虑了单一指标的性能退化。而对于大型工业设备,其整体的性能可能受多个指标的性能状态的影响。因此,在进行惯导系统的整体性能保持评估时,有必要对单一指标的性能退化量进行融合处理,形成对设备的总体性能状态的综合预测。证据推理(Evidential Reasoning, ER)方法是信息融合领域中常用的方法,目前已被广泛的应用于多属性决策、专家系统和故障诊断等领域。在本发明中,ER方法被用于进行多个指标的性能退化的融合,从而建立惯导系统的整体性能退化模型。模型建立之后,结合具体

的定检周期间隔,判断惯导系统的整体性能退化情况,为下一步履行任务和维修决策提供技术支持。

[0097] 本发明还提供了一种与上述方法对应的惯导系统性能退化评估系统,包括:

[0098] 指标体系构建模块,用于根据惯导系统的加速度计和陀螺仪构建惯导系统性能退化指标体系。

[0099] 维纳计算模块,用于基于维纳过程与期望最大算法得到所述惯导系统性能退化指标体系中各指标的性能退化量的期望。

[0100] 证据推理评估模块,用于基于证据推理方法对各指标的性能退化量的期望进行融合得到所述惯导系统的性能退化评估结果;所述性能退化评估结果包括可用和不可用。

[0101] 作为一种可选的实施方式,所述维纳计算模块,具体包括:

[0102] 性能退化模型构建单元,用于基于维纳过程构建所述惯导系统性能退化指标体系中单个部件的性能退化模型。

[0103] 指标的性能退化方程确定单元,用于采用期望最大算法计算单个部件的性能退化模型中的参数得到单个部件的性能退化方程。

[0104] 性能退化量计算单元,用于根据各指标的性能退化初始值以及单个部件的性能退化方程得到各指标的性能退化量。

[0105] 性能退化量期望计算单元,用于根据各指标的性能退化量得到各指标的性能退化量的期望。

[0106] 作为一种可选的实施方式,所述证据推理评估模块,具体包括:

[0107] 信度计算单元,用于基于规则或效用的转化方法,根据各指标的性能退化量的期望得到各指标下对各评估等级参考值的置信度。

[0108] 可靠度计算单元,用于根据各指标的性能退化量的标准差得到各指标的可靠度。

[0109] 分布式评估结果确定单元,用于将各评估等级对各评估等级参考值的置信度、各指标的可靠度以及各指标的证据权重带入证据融合公式得到所述惯导系统的性能退化分布式评估结果。

[0110] 性能退化评估结果确定单元,用于根据所述惯导系统的性能退化分布式评估结果得到所述惯导系统的性能退化评估结果。

[0111] 本发明还提供了一种电子设备,包括:

[0112] 存储器和处理器,所述存储器用于存储计算机程序,所述处理器运行所述计算机程序以使所述电子设备执行上述实施例所述的惯导系统性能退化评估方法。

[0113] 本发明还提供了一种计算机可读存储介质,其存储有计算机程序,所述计算机程序被处理器执行时实现上述实施例所述的惯导系统性能退化评估方法。

[0114] 本实施例对上述方法进行具体说明:

[0115] 本实施例任务需求为某信号型号惯组在四个月后需要执行相关任务。需要分析今后四个月内的性能状态保持情况来判断其执行任务的可用性。

[0116] 第一步:单部件的性能退化模型建立

[0117] 本文以x轴陀螺仪为例说明单部件性能退化模型的建立过程。该陀螺仪的性能退化数据每个月测得5组,一共采集6个月,得到30组退化数据。考虑到保密等需要,将测试数据进行无量纲处理,归一化至0-1之间。陀螺仪的性能退化数据分布和建模结果如图3所示,

其中有5组缺失数据。采用EM算法建立该部件的性能退化模型得到的参数估计量为：

$\hat{\mu}_\beta = 8.21 \times 10^{-3}$, $\hat{\sigma}_\beta = 7.98 \times 10^{-4}$, $\hat{\sigma} = 1.135 \times 10^{-5}$ 。缺失数据的估计值依次为：

$Z = [0.0426, 0.0618, 0.1462, 0.1435, 0.2137]$ 。由图3可以看到，基于维纳过程的性能退化模型反映了该陀螺仪未来时刻的性能退化趋势，为惯导系统整体的性能保持能力评估奠定了基础。

[0118] 第二步：惯导系统的性能退化模型建立

[0119] 首先，根据专家的领域知识确定惯导系统的性能退化量的参考等级和各指标的性能退化量对应的系统性能退化量的参考等级和参考值，分别如表1和表2所示。其中，判定惯导系统系统处于“低”性能状态的依据是各个指标的性能退化阈值。即当指标退化达到阈值时，认为此时将会对整体的性能造成严重的损害。其次，根据专家判断和可靠度的计算过程，可得各指标的权重和可靠度分别为 $w = \{0.7, 0.6, 0.75, 0.8, 0.9, 0.85\}$ 和 $r = \{0.82, 0.89, 0.71, 0.56, 0.69, 0.74\}$ 。

[0120] 表1 惯导系统性能退化量参考等级的参考值表

[0121]	参考等级	<i>L</i>	<i>M</i>	<i>H</i>
	参考值	0	0.5	1

[0122] 表2 各指标参考等级的参考值表

[0123]		<i>H</i>	<i>M</i>	<i>L</i>
	X轴陀螺仪	0	0.26	0.54
	Y轴陀螺仪	0	0.24	0.49
	Z轴陀螺仪	0	0.33	0.68
	X轴加速度计	0	0.22	0.47
	Y轴加速度计	0	0.27	0.58
	Z轴加速度计	0	0.25	0.54

[0124] 在实验中，各个指标的性能退化数据均为30组，采用前述的维纳过程进行建模后，基于证据推理方法对单个指标的性能退化进行融合，因此得到该型惯组整体的性能下降趋势。预测后4个月的性能下降情况如图4所示。由于任务需要，其性能状态的得分不能低于0.5。由图4可知，后四个月内，惯导系统的性能状态在局部上略有波动，但总体上处于不断下降的趋势。在第四个月末，其性能状态已退化为0.05，已经处于比较低的等级。因此，该型惯组的性能已经处于比较差的状态，即“不可用”。若采用此惯组执行任务可能会造成较大的风险，因此应当及时进行维修或者更换。

[0125] 本发明考虑了数据缺失造成的非等间隔监测数据后，结合维纳过程和证据推理方法实现了惯导系统的定检周期性能保持能力评估，利用维纳过程建立了惯导系统单个部件的性能退化模型并使用期望最大算法对模型参数和缺失数据进行估计，从而准确预测了单个部件的性能退化趋势，并通过证据推理方法对单部件的性能退化量进行融合，实现了对惯导系统的整体性能退化的预测，从而根据实际定检周期进行惯导系统的性能保持能力评估，准确掌握惯导系统的工作性能，能充分结合工程中监测信息缺失的问题，结合各部件的退化程度对惯导系统整体性能状态进行精准预测，并结合实际定期检查需求进行惯导系统的性能状态评估，判断惯组在未来任务中的可用性，具有良好的工程价值，为惯导系统的健

康管理和履行任务提供技术支持。

[0126] 本说明书中各个实施例采用递进的方式描述,每个实施例重点说明的都是与其他实施例的不同之处,各个实施例之间相同相似部分互相参见即可。对于实施例公开的系统而言,由于其与实施例公开的方法相对应,所以描述的比较简单,相关之处参见方法部分说明即可。

[0127] 本文中应用了具体个例对本发明的原理及实施方式进行了阐述,以上实施例的说明只是用于帮助理解本发明的方法及其核心思想;同时,对于本领域的一般技术人员,依据本发明的思想,在具体实施方式及应用范围上均会有改变之处。综上所述,本说明书内容不应理解为对本发明的限制。

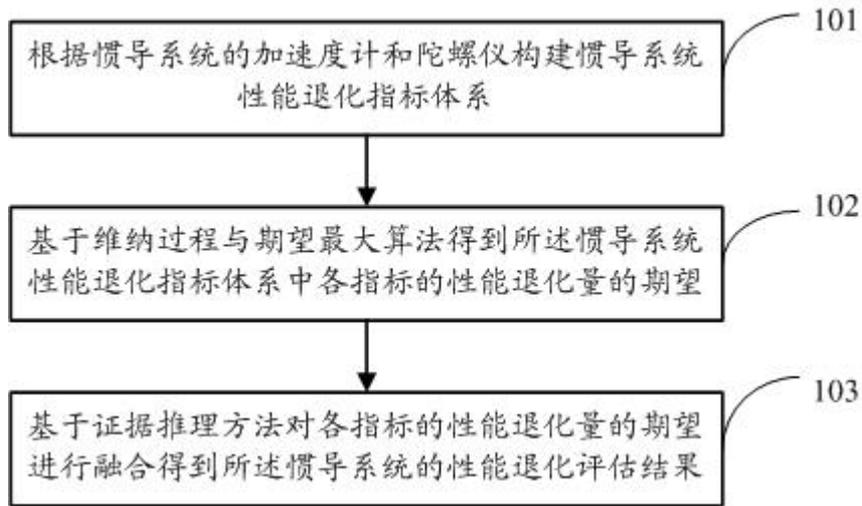


图 1

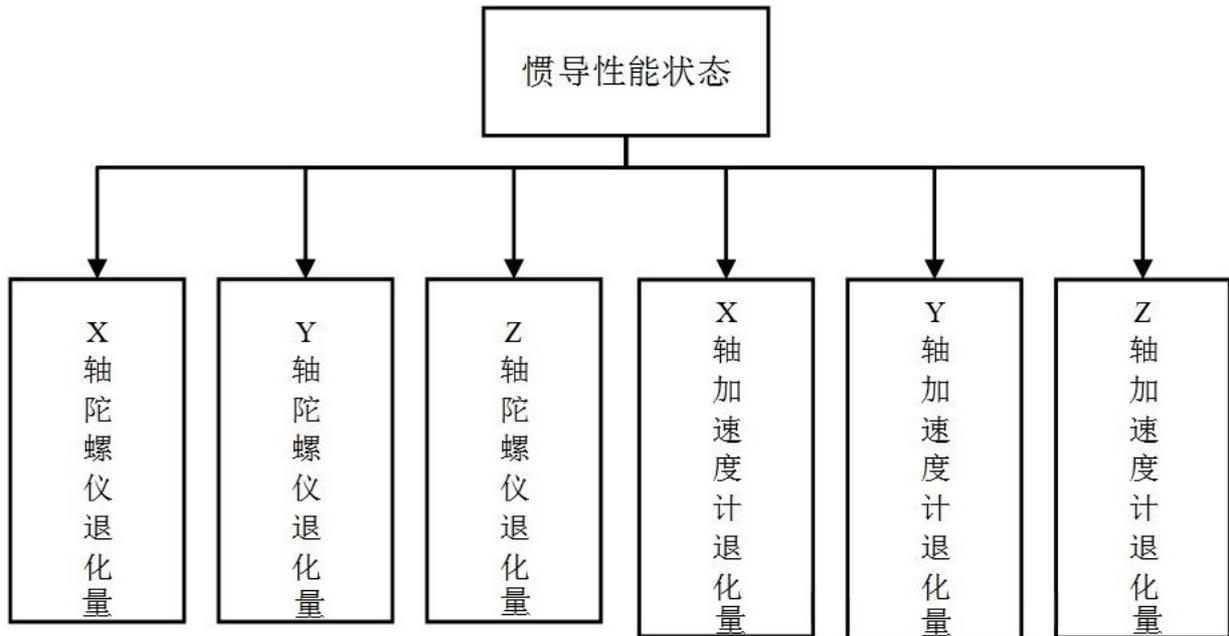


图 2

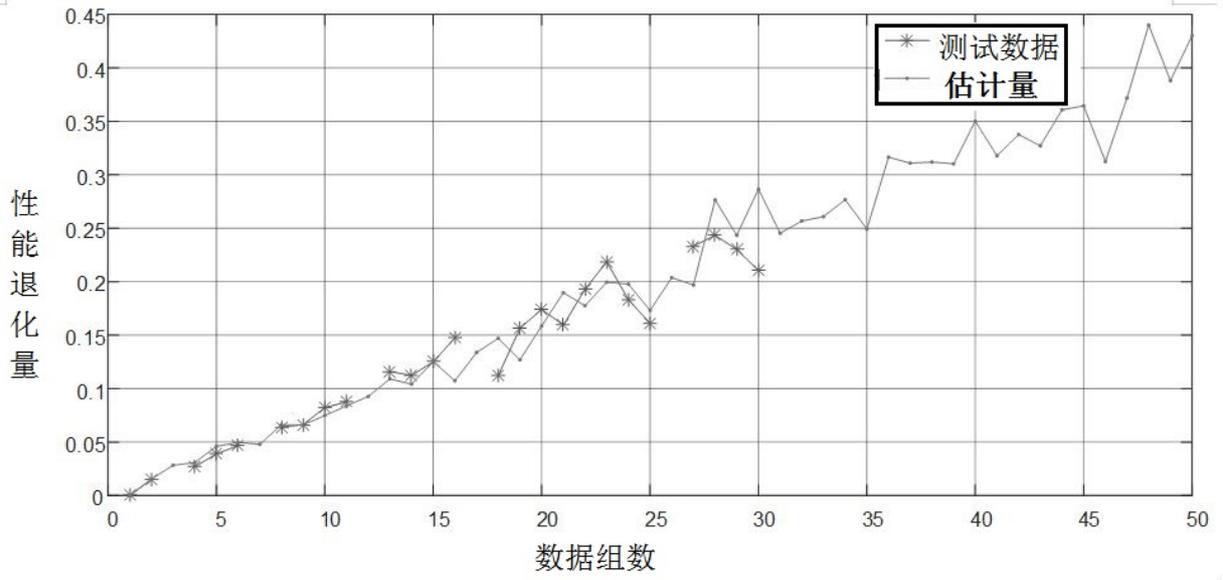


图 3

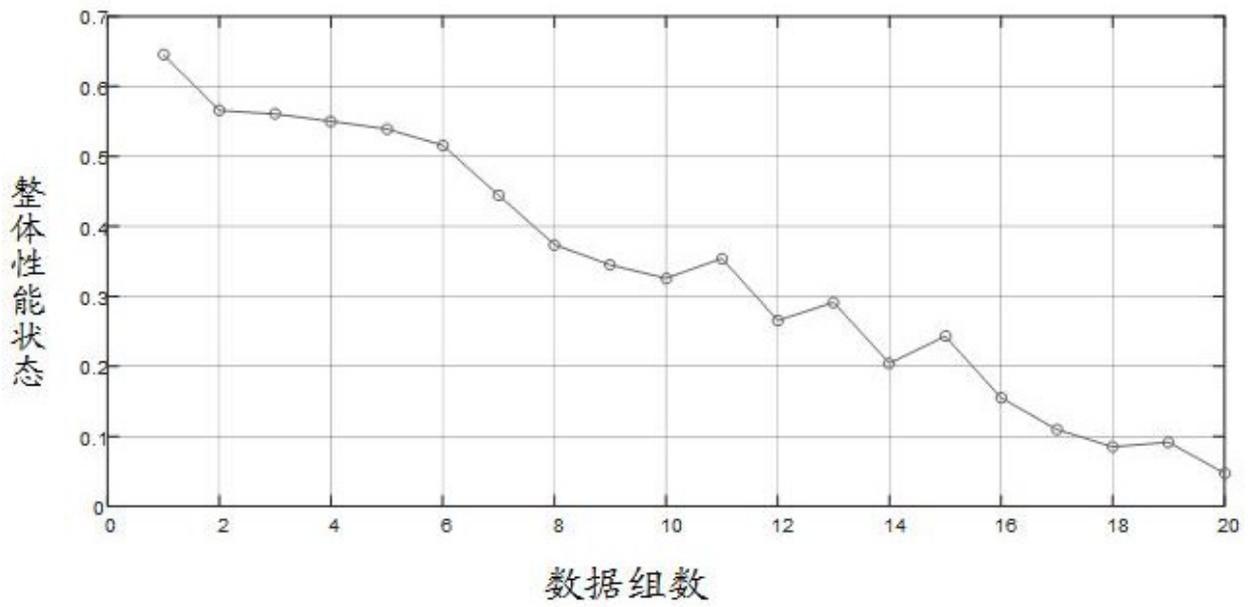


图 4