



(12)发明专利

(10)授权公告号 CN 106368816 B

(45)授权公告日 2018.09.25

(21)申请号 201610959364.1

F02B 77/08(2006.01)

(22)申请日 2016.10.27

审查员 汪炫妍

(65)同一申请的已公布的文献号

申请公布号 CN 106368816 A

(43)申请公布日 2017.02.01

(73)专利权人 中国船舶工业系统工程研究院

地址 100096 北京市海淀区翠微路16号(本部)

(72)发明人 魏慕恒 邱伯华 蒋云鹏 何晓

朱武

(74)专利代理机构 北京天达知识产权代理事务所(普通合伙) 11386

代理人 彭霜 武悦

(51)Int.Cl.

G01M 15/04(2006.01)

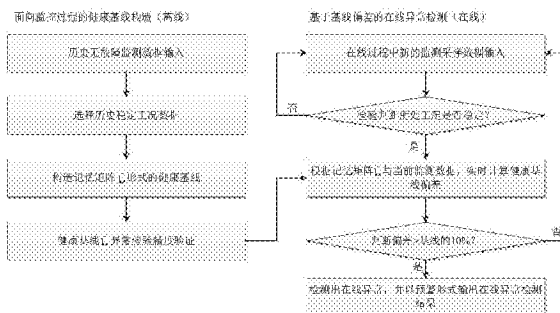
权利要求书1页 说明书7页 附图3页

(54)发明名称

一种基于基线偏差的船舶低速柴油机在线异常检测方法

(57)摘要

本发明涉及一种基于基线偏差的船舶低速柴油机在线异常检测方法,包括以下步骤:从船舶低速柴油机监控系统的参数历史记录中获取无故障数据,选择稳定工况数据构造记忆矩阵形式的健康基线,作为低速柴油机监控系统的健康状态基准;从船舶低速柴油机监控系统获取实时监测数据,对稳定工况下的实时监测数据进行基线偏差计算,输出基于基线偏差的在线异常检测结果。



1. 一种基于基线偏差的船舶低速柴油机在线异常检测方法,其特征在于,包括以下步骤:

步骤S101、获取船舶低速柴油机监控系统历史记录中历史时间长度T内所有的无故障数据,记为N个健康样本,每个样本包括多个监测参数;

步骤S102、从所获取的无故障数据中选择稳定工况数据;

步骤S103、根据所述稳定工况数据构造记忆矩阵形式的健康基线,作为低速柴油机监控系统的健康状态基准;

步骤S201、从船舶低速柴油机监控系统获取实时监测数据;

步骤S202、对所获取的实时监测数据进行稳定工况判断;

步骤S203、对稳定工况下的实时监测数据进行基线偏差计算;

步骤S204、输出基于基线偏差的在线异常检测结果。

2. 根据权利要求1所述的基于基线偏差的船舶低速柴油机在线异常检测方法,其特征在于,所述步骤S102进一步包括:

判断当前的转速时间序列是否为平稳过程,即对应时间的低速柴油机是否处于稳定工况运行状态,从N个健康样本中选出当中的稳定工况数据。

3. 根据权利要求1所述的基于基线偏差的船舶低速柴油机在线异常检测方法,其特征在于,所述步骤S103进一步包括:

利用N个健康样本中所有的稳定运行状态的观测向量X,构造出记录所有历史健康状态的记忆矩阵形式的健康基线,作为低速柴油机监控过程的健康状态基准。

4. 根据权利要求1所述的基于基线偏差的船舶低速柴油机在线异常检测方法,其特征在于,所述步骤S202进一步包括:

判断当前实时监测采样点数据的转速时间序列是否为平稳过程:

若当前转速时间序列不平稳,则不做异常检测,返回步骤S201;

若当前转速时间序列平稳,获得稳定工况运行状态量集合,重新构造低速柴油机稳定运行状态下、当前监测采样点处的观测向量。

5. 根据权利要求1所述的基于基线偏差的船舶低速柴油机在线异常检测方法,其特征在于,所述步骤S203进一步包括:

利用步骤S103中构造的记忆矩阵形式的健康基线,获得在当前实时监测采样点的健康状态估计向量,计算实时监测到的健康状态观测向量与健康状态估计向量的基线偏差。

6. 根据权利要求1所述的基于基线偏差的船舶低速柴油机在线异常检测方法,其特征在于,所述步骤S204进一步包括:

根据步骤S203计算得到的基线偏差判断是否出现异常;若判断为出现异常,以预警的形式进行在线异常检测结果输出;若判断为未出现异常,返回步骤S201,并继续下一个实时监测采样点。

7. 根据权利要求1所述的基于基线偏差的船舶低速柴油机在线异常检测方法,其特征在于,所述方法进一步包括步骤S104:

根据参数历史记录对由记忆矩阵构造的健康基线异常检验精度进行验证。

## 一种基于基线偏差的船舶低速柴油机在线异常检测方法

### 技术领域

[0001] 本发明涉及自动化技术领域,尤其涉及一种基于基线偏差的船舶低速柴油机在线异常检测方法。

### 背景技术

[0002] 作为海上最重要的交通工具,大型船舶自诞生以来在人类社会的变革、资源与知识的互通以及对世界的探索方面一直承担着不可或缺的角色。

[0003] 尤其在远洋船舶中,最常见的船舶主机即为低速柴油机,作为船舶的动力“心脏”,是船舶安全运行的重要保障,也是船舶安全事故发生率最高的部位,而远洋船舶航行中的安全要求高、在航保障能力弱等客观现状,又对低速柴油机的在航运行安全性提出了更高的要求。

[0004] 传统的保障低速柴油机运行安全性方法有两种:一是监控系统阈值报警,即超过阈值进行相应监测参数的报警,这种方法是基础安全保障方式,而对于缓变型故障而言,往往阈值前就已经发生了很长时间的异常、超过阈值时的问题已经非常严重甚至会发生安全事故;二是基于机理的故障诊断,即低速柴油机已经发生了故障,通过发生的故障部位及对应机理进行故障的诊断与排查,属于事后诊断。

[0005] 而远洋航行的安全性又希望能够及早发现异常或可能发生的问题来避免故障甚至事故的发生。在大数据时代背景下,船舶智能化已经成为当今船舶制造与航运领域发展的必然趋势,“通过机理做模型、通过阈值做监控、通过经验做管理”的传统模式已经难以满足未来船舶工业的发展需求。

### 发明内容

[0006] 鉴于上述的分析,本发明旨在提供一种基于基线偏差的船舶低速柴油机在线异常检测方法,用以解决现有保障低速柴油机运行安全性方法无法及早发现异常或可能发生的问题来避免故障甚至事故的发生的问题。

[0007] 本发明的目的主要是通过以下技术方案实现的:

[0008] 一种基于基线偏差的船舶低速柴油机在线异常检测方法,其特征在于,包括以下步骤:

[0009] 步骤S101、从船舶低速柴油机监控系统的参数历史记录中获取无故障数据;

[0010] 步骤S102、从所获取的无故障数据中选择稳定工况数据;

[0011] 步骤S103、根据所述稳定工况数据构造记忆矩阵形式的健康基线,作为低速柴油机监控系统的健康状态基准;

[0012] 步骤S201、从船舶低速柴油机监控系统获取实时监测数据;

[0013] 步骤S202、对所获取的实时监测数据进行稳定工况判断;

[0014] 步骤S203、对稳定工况下的实时监测数据进行基线偏差计算;

[0015] 步骤S204、输出基于基线偏差的在线异常检测结果。

[0016] 所述步骤S101进一步包括：

[0017] 获取船舶低速柴油机监控系统历史记录中历史时间长度T内所有的无故障数据，记为N个健康样本，每个样本包括多个监测参数。

[0018] 所述步骤S102进一步包括：

[0019] 判断当前的转速时间序列是否为平稳过程，即对应时间的低速柴油机是否处于稳定工况运行状态，从N个健康样本中选出当中的稳定工况数据。

[0020] 所述步骤S103进一步包括：

[0021] 利用N个健康样本中所有的稳定运行状态的观测向量 $\hat{x}$ ，构造出记录所有历史健康状态的记忆矩阵形式的健康基线，作为低速柴油机监控过程的健康状态基准。

[0022] 所述步骤S202进一步包括：

[0023] 判断当前实时监测采样点数据的转速时间序列是否为平稳过程：

[0024] 若当前转速时间序列不平稳，则不做异常检测，返回步骤S201；

[0025] 若当前转速时间序列平稳，获得稳定工况运行状态量集合，重新构造低速柴油机稳定运行状态下、当前监测采样点处的观测向量。

[0026] 所述步骤S203进一步包括：

[0027] 利用步骤S103中构造的记忆矩阵形式的健康基线，获得在当前实时监测采样点的健康状态估计向量，计算实时监测到的健康状态观测向量与健康状态估计向量的基线偏差。

[0028] 所述步骤S204进一步包括：

[0029] 根据步骤S203计算得到的基线偏差判断是否出现异常；若判断为出现异常，以预警的形式进行在线异常检测结果输出；若判断为未出现异常，返回步骤S201，并继续下一个实时监测采样点。

[0030] 所述方法进一步包括步骤S104：

[0031] 根据参数历史记录对由记忆矩阵构造的健康基线异常检验精度进行验证。

[0032] 本发明有益效果如下：

[0033] 本发明所述方法采用面向监控过程的离线健康基线构造和基于基线偏差的在线异常检测，离线过程考虑到工况的稳定性与监测状态的全面性，在线过程利用了AAKR的无监督学习与检测方法，构造方法简单（无需大量样本）、计算量小、模型敏感且异常检测精度高，利于工程实现。

[0034] 可在阈值报警前快速、及时发现各参数发生的异常趋势，通过预警方式、有效避免超限故障甚至事故的进一步发生，尤其对远洋船舶航行安全要求高、在航保障能力弱的现状而言，可用于有效评估低速柴油机在船舶实际航行中的安全性能、大幅降低故障及意外事故、提高主机远洋保障能力，用以支持达成“近零故障”运行的终极目标。

[0035] 本发明的其他特征和优点将在随后的说明书中阐述，并且，部分的从说明书中变得显而易见，或者通过实施本发明而了解。本发明的目的和其他优点可通过在所写的说明书、权利要求书、以及附图中所特别指出的结构来实现和获得。

## 附图说明

[0036] 附图仅用于示出具体实施例的目的，而并不认为是对本发明的限制，在整个附图

中,相同的参考符号表示相同的部件。

[0037] 图1为本发明具体实施例所述基于基线偏差的船舶低速柴油机在线异常检测方法的流程图;

[0038] 图2为本发明具体实施例的稳定工况示意图;

[0039] 图3为本发明具体实施例的对比验证结果示意图;

[0040] 图4为本发明具体实施例的冷却系统异常示意图。

### 具体实施方式

[0041] 下面结合附图来具体描述本发明的优选实施例,其中,附图构成本申请一部分,并与本发明的实施例一起用于阐释本发明的原理。

[0042] 根据本发明的一个具体实施例,公开了一种基于基线偏差的船舶低速柴油机在线异常检测方法,包括:

[0043] 面向监控过程的健康基线构造,即通过历史监测数据的清洗,获得健康的稳定工况数据,以记忆矩阵的形式构造船舶低速柴油机监控过程的健康基线。

[0044] 基于基线偏差的在线异常检测,即通过在线监测数据的获取,实时计算在稳定工况条件下与健康基线的偏差程度,由此进行在线的异常检测,对于异常及时发出异常预警结果,以避免船舶低速柴油机更进一步程度故障、甚至事故的发生。

[0045] 具体地,

[0046] 所述面向监控过程的健康基线构造包括以下步骤:

[0047] 步骤S101、从船舶低速柴油机监控参数历史记录中获取无故障数据

[0048] 对于船舶低速柴油机而言,通常通过多参数的监控系统来实时监测其在运行过程中的状态,而监测的关键正是在于能否及时、准确地检测出监控参数的异常,进而判断低速柴油机是否发生安全隐患或故障。一般的低速柴油机在线监控系统通常包括了对于气缸系统、燃油系统、滑油系统、冷却系统、增压器系统、主轴承等多个部位的参数监测。在数据源的选择方面,低速柴油机的状态参数监控考虑到工况数据及数据范围的全面性,能够客观反映出监控过程中对应不同工况操作(即转速状态)的客观安全状态。

[0049] 将包括多个监测参数的低速柴油机监控系统观测向量 $X$ 统一描述为:

[0050]  $X(k) = [s(k), x_1(k), x_2(k), \dots, x_m(k)]^T$  (1)

[0051] 式中, $s(k)$ 为第 $k$ 个监测采样点的转速,代表了低速柴油机当前的工作条件, $x_i(k)$ , $i=1, \dots, m$ 为第 $i$ 个监测参数, $m$ 为监测参数的个数。

[0052] 低速柴油机在线监控系统将观测向量 $X$ 存储到历史记录当中,同时还存储了其根据阈值对比得到的健康与非健康状态。在一个优选实施例中,低速柴油机在线监控系统将观测向量 $X$ 存储到历史记录当中的过程中,会对观测向量 $X$ 进行过滤,滤除明显错误数据。

[0053] 获取船舶低速柴油机监控系统历史记录中历史时间长度 $T$ 内所有的无故障数据,记为 $N$ 个健康样本,即健康观测向量,其中的第 $n$ 个监测采样点处的观测向量 $X$ ,根据(1)可描述为:

[0054]  $X(n) = [s(n), x_1(n), x_2(n), \dots, x_m(n)]^T, n=1, \dots, N$  (2)

[0055] 步骤S102、从无故障数据中选择稳定工况数据

[0056] 本实施例中,采用ADF(Augmented Dickey-Fuller,增广迪基-福勒)检验方法,从 $N$

个健康样本中选出当中的稳定工况数据。

[0057] 由于船舶低速柴油机的转速为运行工况的判断依据,因此,对于稳定工况数据的判断,关键在于判断当前的转速时间序列是否为平稳过程,ADF检验则是用于判断平稳过程的典型单位根检验方法。

[0058] 对于N个健康样本,在第n个监测采样点处,固定采样时间序列窗口 $n_0$ ,则当前转速时间序列描述为:

$$[0059] \quad s(n_i) = \mu + \rho s(n_i - 1) + u(n_i), n_i = n - n_0, \dots, n, n > n_0 \quad (3)$$

[0060] 其中, $u(n_i)$ 为平稳可逆的ARMA(自回归滑动平均)过程且 $E(u(n_i)) = 0$ ;当通过ADF检验通过假设 $|\rho| < 1$ 时,可以判定(3)中的转速时间序列 $s(n_i)$ 为平稳过程,即对应时间的低速柴油机处于稳定工况运行状态。

[0061] 在这里,基于(3)获得ADF检验的检验过程为:

$$[0062] \quad s(i) = \mu + \rho s(i-1) + \sum_{j=1}^i \phi(j) \Delta s(i-1) + \epsilon(i), i = 1, \dots, k \quad (4)$$

[0063] 其中,选择 $\tau = \frac{(\hat{\rho} - 1)}{\hat{\sigma}_\rho}$ 为检验平稳过程的假设检验统计量,且 $\hat{\sigma}_\rho$ 为 $\hat{\rho}$ 的标准差估计量。

[0064] 由此,可以通过 $s(n_i)$ 获得在N个健康样本中所有的稳定工况运行状态量集合 $\bar{S}_N$ ,同时,基于(2)重新构造低速柴油机稳定运行状态下、第n个监测采样点处的观测向量 $\hat{\mathbf{X}}$ :

$$[0065] \quad \hat{\mathbf{X}}(n) = [\hat{s}(n), x_1(n), x_2(n), \dots, x_m(n) | \hat{s}(n) > 0, \hat{s}(n) \in \bar{S}_N]^T, n = 1, \dots, N \quad (5)$$

[0066] 其中, $\hat{s}(n)$ 为第n个监测采样点处的稳定转速。

[0067] 步骤S103、构造记忆矩阵形式的健康基线

[0068] 利用N个健康样本中所有的稳定运行状态观测向量 $\hat{\mathbf{X}}$ ,构造出记录所有历史健康状态的“记忆矩阵”,作为低速柴油机监控过程的健康状态基准(也称健康基线,以下无特殊说明,均称为健康基线或基线)。

[0069] 假设N个健康样本中有M个稳定运行、无故障的观测向量,则记忆矩阵 $\hat{\mathbf{D}}$ 可基于(5)构造为:

$$[0070] \quad \hat{\mathbf{D}} = [\hat{\mathbf{X}}(1), \hat{\mathbf{X}}(2), \dots, \hat{\mathbf{X}}(M)] = \begin{bmatrix} \hat{s}(1) & \hat{s}(2) & \dots & \hat{s}(M) \\ x_1(1) & x_1(2) & \dots & x_1(M) \\ x_2(1) & x_2(2) & \dots & x_2(M) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_m(1) & x_m(2) & \dots & x_m(M) \end{bmatrix}, \hat{s}(i) > 0, \hat{s}(i) \in \bar{S}_M, i = 1, \dots, M \quad (6)$$

[0071] 当M个历史观测向量规模能够覆盖典型稳定转速(本实施例中,以5RPM为间隔覆盖航行的正常转速范围60-90RPM,且每个转速间隔内不少于10个样本)时,记忆矩阵 $\hat{\mathbf{D}}$ 则可表征为整个低速柴油机正常运行过程的健康基线;由此,通过在线时的监控观测数据与记忆矩阵 $\hat{\mathbf{D}}$ 的实时比对即可及时、有效检测出监控过程是否存在异常。

[0072] 进一步的,还可以包括步骤S104,根据历史数据对由记忆矩阵构造的健康基线异

常检验精度进行验证。即计算历史数据与由记忆矩阵构造的健康基线的计算差,各参数的均值超过了历史数据各参数均值的10%,则不满足检验精度,调整健康样本的个数,以调整稳定转速条件下样本量,即调整记忆矩阵中的向量数,以提高精度。

[0073] 基于基线偏差的在线异常检测

[0074] 具体步骤如下:

[0075] 步骤S201、获取实时监测数据

[0076] 通过船舶低速柴油机监控系统,获得第k个实时监测采样点处的观测向量 $X$ ,根据(1)可描述为:

$$[0077] \quad X(k) = [s(k), x_1(k), x_2(k), \dots, x_m(k)]^T \quad (7)$$

[0078] 步骤S202、进行稳定工况判断

[0079] 固定采样时间序列窗口 $k_0$ ,采用步骤S102中的ADF检验方法(4),判断当前的转速时间序列 $s(k_i) = \mu + \rho s(k_i - 1) + u(k_i)$ ,  $k_i = k - k_0, \dots, k, k > k_0$ 是否为平稳过程:

[0080] 若当前转速时间序列不平稳,则返回步骤S201,并继续到第k+1个实时监测采样点;

[0081] 若当前转速时间序列平稳,可以通过 $s(k_i)$ 获得前k个稳定工况运行状态量集合 $\bar{S}_k$ ,同时,基于(7)重新构造低速柴油机稳定运行状态下、第k个监测采样点处的观测向量 $\hat{X}$ :

$$[0082] \quad \hat{X}(k) = [\bar{s}(k), x_1(k), x_2(k), \dots, x_m(k) | \bar{s}(k) > 0, \bar{s}(k) \in \bar{S}_k]^T \quad (8)$$

[0083] 其中, $\bar{s}(k)$ 为当前稳定转速。

[0084] 由于低速柴油机电控系统的控制过程特性,每次低速柴油机工况(即转速)的变化均有控制系统调节所带来的过渡过程,即通常需要一定的时间使得工况稳定,而过渡过程中的监测参数状态并不能代表客观状态,因此,采用了单位根方法(ADF检验)可有效判断出稳定的工况、剔除过渡过程,以保障评估及异常检测结果的准确性与有效性。

[0085] 步骤S203:基于AAKR方法的实时基线偏差计算。自关联核回归(Autoassociative Kernel Regression,简称AAKR)模型是一种基于多变量递归核回归方法,由于其无参数性、数据驱动的建模方式,可在本专利中较好地利用历史的无故障(或称健康状态)观测数据(即在步骤S103中构造的记忆矩阵),计算实时监测到的输出数据与记忆矩阵构造的基线偏差,来判断实时监测到的输出数据是否处于健康或异常状态。

[0086] AAKR方法,是为无监督学习方法,仅需工况全面的记忆矩阵作为历史样本,计算过程简单、在线计算量小、工程适用,即在线过程中,直接利用当前稳定工况条件下观测量计算出健康基线估计量(即如果观测量无异常,则估计量应与观测量偏差不超过10%),通过观测量与估计量的偏差计算即可在线输出异常检测结果,准确度高,可有效指导船舶操作人员尽快关注柴油机异常部位、采取相应的安全措施避免故障事件的进一步发生。

[0087] 具体方法如下:

[0088] 记第k个监测采样点处、工况稳定的观测向量 $\hat{X}(8)$ 为 $\hat{X}_o(k)$ ,首先,需要计算 $\hat{X}_o(k)$ 与由(6)构造的记忆矩阵 $\hat{D}$ 中每个记忆向量的欧式距离(Euclidean distance)如下:

[0089]

$$d_j(\widehat{\mathbf{X}}(j), \widehat{\mathbf{X}}_o(k)) = \sqrt{(\widehat{s}(j) - \widehat{s}(k))^2 + (x_1(j) - x_{1,o}(k))^2 + \dots + (x_n(j) - x_{n,o}(k))^2}, j=1, \dots, M \quad (9)$$

[0090] 由此,对于在第k个监测采样点处的新观测向量 $\widehat{\mathbf{X}}_o(k)$ ,就可以计算获得 $M \times 1$ 的距离向量 $\mathbf{d}(k) = [d_1(k), d_2(k), \dots, d_M(k)]^T$ 。

[0091] 而后,距离向量可利用高斯核函数(Gaussian Kernel)的计算来转换为相似性权重,即

$$\mathbf{W}(k) = [w_1(k), w_2(k), \dots, w_M(k)]^T = K_h(\mathbf{d}(k)) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}h^2} \exp\left(-\frac{\mathbf{d}(k)^2}{h^2}\right) \quad (10)$$

[0093] 其中,h为核带宽(kernel bandwidth), $w(k)$ 为第k个监测采样点在记忆矩阵 $\widehat{\mathbf{D}}$ 中 $M \times 1$ 的相似性权重向量。根据权重向量 $w(k)$ ,可通过其与记忆矩阵 $\widehat{\mathbf{D}}$ (即健康基线)中每个记忆向量的组合计算,获得在第k个监测采样点的健康状态估计向量 $\widehat{\mathbf{X}}_E(k)$ :

$$\widehat{\mathbf{X}}_E(k) = \frac{\sum_{j=1}^M (w_j(k) \widehat{\mathbf{X}}_j(k))}{\sum_{j=1}^M w_j(k)} \quad (11)$$

[0095] 将权重的和记为标量 $\alpha(k) = \sum_{j=1}^M w_j(k)$ ,则(11)可转换为更紧凑的矩阵形式:

$$\widehat{\mathbf{X}}_E(k) = \frac{\mathbf{W}(k)^T \widehat{\mathbf{X}}(k)}{\alpha} \quad (12)$$

[0097] 则 $\widehat{\mathbf{X}}_o(k)$ 与 $\widehat{\mathbf{X}}_E(k)$ 的计算差记为在第k个监测采样点基线偏差。

[0098] 步骤S204:输出基于基线偏差的在线异常检测结果。

[0099] 在第k个监测采样点基线偏差为 $\widehat{\mathbf{X}}_o(k)$ 与 $\widehat{\mathbf{X}}_E(k)$ 的计算差,根据工程统计学常用的0.1置信度,若 $\widehat{\mathbf{X}}_o(k)$ 与 $\widehat{\mathbf{X}}_E(k)$ 的计算差中,各参数的均值超过了基线估计 $\widehat{\mathbf{X}}_E(k)$ 各参数均值的10%,则认为出现异常,即以预警的形式进行在线异常检测结果输出;否则,认为监控正常,返回步骤S201,,并继续到第k+1个实时监测采样点。

[0100] 通过对一台低速柴油机进行实船监控,该柴油机监控系统包括6个气缸排气温度与活塞冷却油出口温度(气缸系统)、燃油进口温度与压力(燃油系统)、滑油进口温度(滑油系统)、空冷器前后扫气温度与空冷器进出口冷却水温度(冷却系统)、涡轮增压器转速与进出口排气温度(增压器)、以及中间轴轴承滑油温度与尾管后轴承温度(主轴承)等典型监测参数组成。

[0101] 为了健康基线构造的全面性,利用2015/08/02至2015/08/09试航期间的数据进行低速柴油机的健康基线构造(包括稳定工况的提取与记忆矩阵的构造),且该段数据的主机转速范围为60RMP至90RMP,涵盖了该船正常航行过程中的所有工况。其中,提取出2015/08/0514:00至2015/08/06 16:00期间的稳定工况过程如附图图2所示:

[0102] 对由记忆矩阵构造的健康基线异常检验精度进行验证如下:



[0103] 利用该散货船2015/09/06至2015/09/15期间的航行数据(该航行期间无故障、且转速范围在70RPM至85RPM)进行健康基线精度估计。在第k个监测采样点处,航行数据向量记为 $\mathbf{X}_o(k)$ ,利用(9)-(12)由健康基线计算的健康状态估计向量 $\mathbf{X}_E(k)$ ,我们可获得在此航行期间2500个监测采样点处的航行数据与健康状态估计量对比验证结果如附图图3所示。

[0104] 根据计算,利用该方法计算出的所有系统健康状态估计误差均值为3.51%(最大误差不超过7.82%),表明由记忆矩阵构造的健康基线异常检验精度可接受,并可用于在线的异常检测。

[0105] 基于通过验证的健康基线,继续利用本方法对该散货船2015/09/15至2015/09/20的航行数据进行异常检测,在2015/09/16 21:32:00检测出冷却系统异常如图4所示。

[0106] 通过在线的异常检测方法,在转速平稳的前提下及时发现冷却系统的相关参数(空冷器进出口冷却水温度)偏离10%的基线。由此输出该低速柴油机冷却系统异常预警结果,以避免更进一步的故障事件发生。

[0107] 综上所述,本发明实施例提供了一种基于基线偏差的船舶低速柴油机在线异常检测方法。

[0108] 本发明所述方法采用面向监控过程的离线健康基线构造和基于基线偏差的在线异常检测,离线过程考虑到工况的稳定性与监测状态的全面性,在线过程利用了AAKR的无监督学习与检测方法,构造方法简单(无需大量样本)、计算量小、模型敏感且异常检测精度高,利于工程实现。

[0109] 可在阈值报警前快速、及时发现各参数发生的异常趋势,通过预警方式、有效避免超限故障甚至事故的进一步发生,尤其对远洋船舶航行安全要求高、在航保障能力弱的现状而言,可用于有效评估低速柴油机在船舶实际航行中的安全性能、大幅降低故障及意外事故、提高主机远洋保障能力,用以支持达成“近零故障”运行的终极目标。

[0110] 本领域技术人员可以理解,实现上述实施例方法的全部或部分流程,可以通过计算机程序来指令相关的硬件来完成,所述的程序可存储于计算机可读存储介质中。其中,所述计算机可读存储介质为磁盘、光盘、只读存储记忆体或随机存储记忆体等。

[0111] 以上所述,仅为本发明较佳的具体实施方式,但本发明的保护范围并不局限于此,任何熟悉本技术领域的技术人员在本发明揭露的技术范围内,可轻易想到的变化或替换,都应涵盖在本发明的保护范围之内。

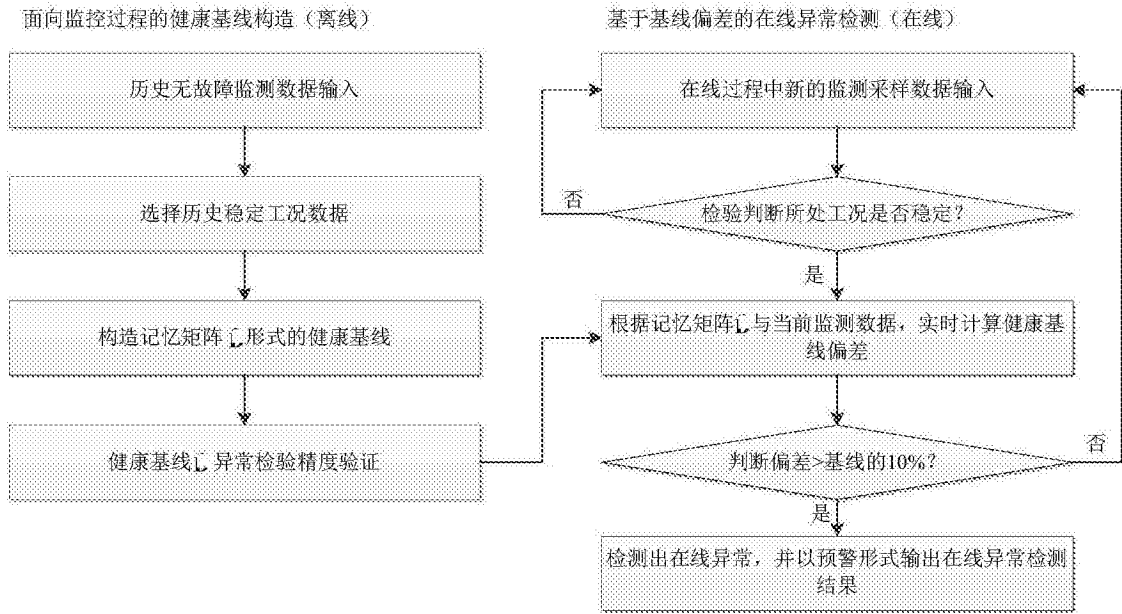


图1

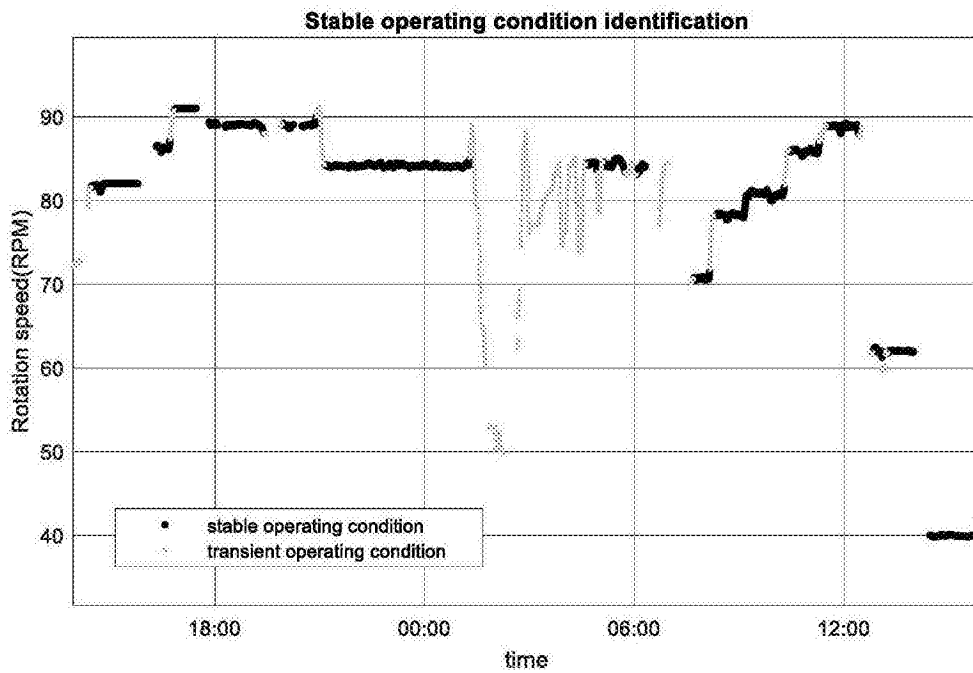


图2

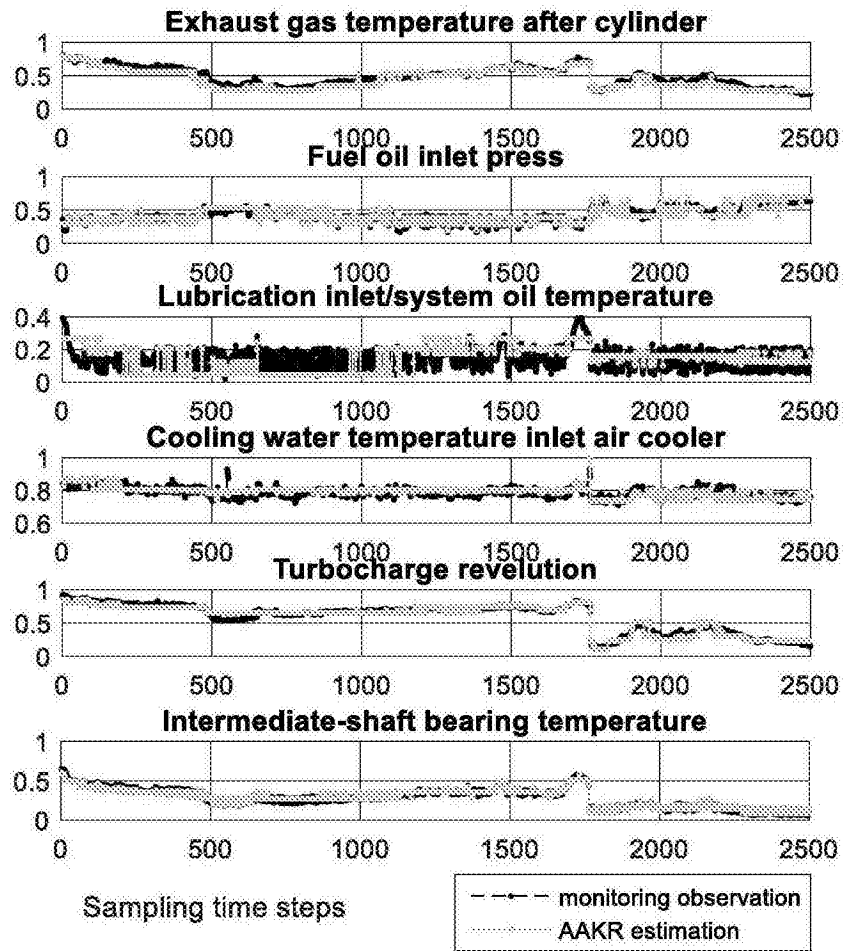


图3

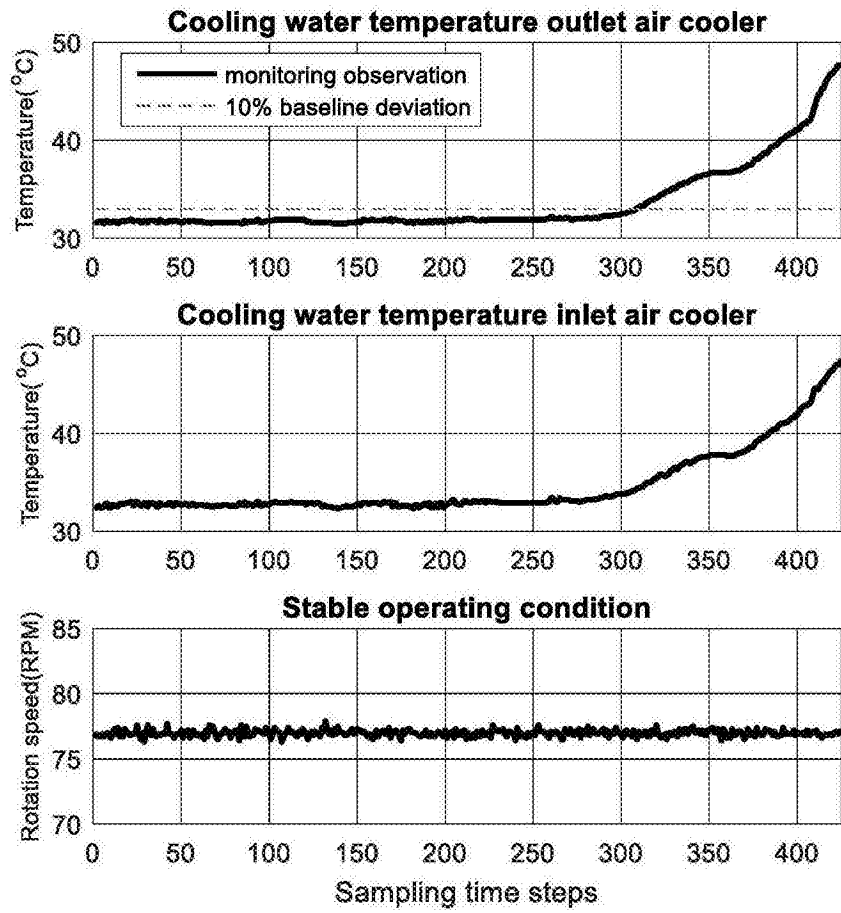


图4