



(12) 发明专利

(10) 授权公告号 CN 112016193 B

(45) 授权公告日 2021.05.04

(21) 申请号 202010788212.6

(22) 申请日 2020.08.07

(65) 同一申请的已公布的文献号
申请公布号 CN 112016193 A

(43) 申请公布日 2020.12.01

(73) 专利权人 震坤行工业超市(上海)有限公司
地址 201203 上海市闵行区申滨路36号丽
宝广场T4座7层

(72) 发明人 陈芳 潘翔 宋法山

(74) 专利代理机构 北京高沃律师事务所 11569
代理人 王立普

(51) Int. Cl.
G06F 30/20 (2020.01)
G06F 111/10 (2020.01)

(56) 对比文件

- CN 110533065 A, 2019.12.03
- CN 110210169 A, 2019.09.06
- CN 110096827 A, 2019.08.06
- CN 111488694 A, 2020.08.04
- CN 110195592 A, 2019.09.03
- CN 110069893 A, 2019.07.30
- US 2019005400 A1, 2019.01.03

审查员 王宇莉

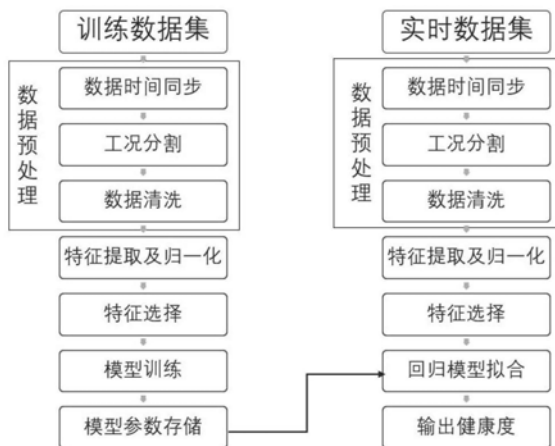
权利要求书2页 说明书7页 附图5页

(54) 发明名称

一种盾构机系统的润滑失效在线预测方法及系统

(57) 摘要

本发明涉及一种盾构机系统的润滑失效在线预测方法及系统,对传感器实测得到的数据进行预处理后进行特征提取和归一化处理,再通过Fisher判别法进行特征选择,并以选择后的特征建立润滑衰退逻辑回归模型,最后通过对模型进行训练后用于润滑失效预警。本发明基于特征工程及大数据机器学习算法,实时数据实现健康度在线分析,对液压系统等关键部件进行实时在线监测,能够实时获取盾构机现场运行数据,有效避免意外故障造成停机;为实现准备可靠的预测性维护评估保障了必要的的数据信息。



1. 一种盾构机系统的润滑失效在线预测方法,其特征在于,所述方法包括:

获取传感器实时测量的数据;

对所述数据进行预处理;

对所述预处理后的数据进行特征提取和归一化处理;

对所述特征提取和归一化处理后的数据进行特征选择;

对所述特征提取和归一化处理后的数据进行特征选择具体包括:提取润滑正常情况下的多组特征量,当特征量组数大于等于100时,此类数据为正常情况数据,添加正常标签;提取润滑异常或者失效情况下的多组特征量,当特征量组数大于等于10时,此类数据为异常情况数据,添加异常标签;按照Fisher计算公式得出各个特征量对正常情况和异常情况差异性的贡献度;

$J_{f_i}(P,Q) = \frac{|\mu P, f_i - \mu Q, f_i|^2}{\sigma_{P, f_i}^2 + \sigma_{Q, f_i}^2}$,其中,P和Q为正常和异常两类情况, f_1 为第

1个特征, μ 为特征向量的均值, σ 为特征向量的方差;选取前10个贡献度最高的特征值作为用于建立润滑衰退模型的特征量;

基于特征选择后的数据建立润滑衰退逻辑回归模型;

对所述润滑衰退逻辑回归模型进行训练;

基于所述训练后的润滑衰退逻辑回归模型进行润滑失效预警。

2. 根据权利要求1所述的盾构机系统的润滑失效在线预测方法,其特征在于,对所述数据进行预处理包括:

数据时间同步、工况分割以及数据清洗。

3. 根据权利要求2所述的盾构机系统的润滑失效在线预测方法,其特征在于,所述方法在对所述数据进行预处理之后还包括:

获取工况信息;所述工况包括:工况1:非工作状态;此状态下无需监测;工况2:无负载工作状态;此状态下降低监测频率至30分钟一次;工况3:有负载工作状态;此状态下提高监测频率至5分钟一次;

基于所述工况信息判断是否进行后续步骤处理。

4. 根据权利要求3所述的盾构机系统的润滑失效在线预测方法,其特征在于,基于所述工况信息判断是否进行后续步骤处理具体包括:

判断当前工况处于哪种工况;

当处于工况1时,不进行后续步骤处理;

当处于工况2和工况3时,进行后续步骤处理。

5. 根据权利要求1所述的盾构机系统的润滑失效在线预测方法,其特征在于,对所述预处理后的数据进行特征提取具体包括:

按照污染度颗粒尺寸的大小对原始的污染度传感器通道测量值进行聚合获得二次特征;

对原始数据进行求和;

对原始数据进行平均值计算。

6. 根据权利要求1所述的盾构机系统的润滑失效在线预测方法,其特征在于,对所述润滑衰退逻辑回归模型进行训练具体包括:

获取训练样本;所述训练样本为10个贡献度最高的特征值;

基于所述训练样本对所述润滑衰退逻辑回归模型线性化处理;

$$Y_{i,linear} = \ln\left(\frac{Y_i}{1-Y_i}\right) = \beta_0 + \beta_1 X_i; \text{其中, } Y_i \text{ 为第 } i \text{ 个样本的对应的输出结果,即归一化之后的}$$

健康度数值,取值范围为 $[0,1]$, β_0, β_1 是逻辑回归模型相关参数, X_i 是连续的输入特征向量;

根据k组训练样本数及基于牛顿-拉夫森迭代算法求解所述润滑衰退逻辑回归模型公式,得到 β_0, β_1 数值。

7.一种盾构机系统的润滑失效在线预测系统,其特征在于,所述系统包括:

数据获取模块,用于获取传感器实时测量的数据;

预处理模块,用于对所述数据进行预处理;

特征提取和归一化处理模块,用于对所述预处理后的数据进行特征提取和归一化处理;

特征选择模块,用于对所述特征提取和归一化处理后的数据进行特征选择;

所述特征选择模块用于提取润滑正常情况下的多组特征量,当特征量组数大于等于100时,此类数据为正常情况数据,添加正常标签;提取润滑异常或者失效情况下的多组特征量,当特征量组数大于等于10时,此类数据为异常情况数据,添加异常标签;按照Fisher计算公式得出各个特征量对正常情况和异常情况差异性的贡献度;

$$J_{f_i}(P, Q) = \frac{|\mu P, f_i - \mu Q, f_i|^2}{\sigma_{P, f_i}^2 + \sigma_{Q, f_i}^2}, \text{其中, } P \text{ 和 } Q \text{ 为正常和异常两类情况, } f_i \text{ 为第 } i \text{ 个特征, } \mu \text{ 为特}$$

征向量的均值, σ 为特征向量的方差;选取前10个贡献度最高的特征值作为用于建立润滑衰退模型的特征量;

润滑衰退逻辑回归模型建立模块,用于基于特征选择后的数据建立润滑衰退逻辑回归模型;

训练模块,用于对所述润滑衰退逻辑回归模型进行训练;

润滑失效预警模块,用于基于所述训练后的润滑衰退逻辑回归模型进行润滑失效预警。

一种盾构机系统的润滑失效在线预测方法及系统

技术领域

[0001] 本发明涉及工程设备智能维护领域,特别是涉及一种盾构机系统的润滑失效在线预测方法及系统。

背景技术

[0002] 盾构机的液压系统是最重要的动力来源,多个动力单元包含液压支持,液压系统的运行状况直接影响盾构机的挖掘效率。液压油作为液压系统的“血液”,能有效地转换压力能,从而帮助盾构机正常的挖掘推进。目前盾构机液压油面临污染包括:粉尘污染造成液压油清洁度上升,产生液压系统卡阀现象,造成系统停机或者系统异常磨损;水污染造成液压油含水量上升,油品乳化,腐蚀液压元件,造成异常停机;冷却系统失效造成液压油品异常氧化,液压系统磨损严重。

[0003] 现有的盾构机的液压主油箱回路做油液监控如图3所示,通过油液传感器对润滑油进行在线状态监测是最直接的常识方法,但单纯获得传感器数据并不能达到故障诊断和预警的目标,其所涉及的技术问题包括:

[0004] (1) 针对专用设备的润滑油液传感器选型、部署都缺乏金标准;

[0005] (2) 单种润滑监测的价值小,容易受到外界环境干扰造成故障识别单一和鲁棒性差;

[0006] (3) 算法通用性差:盾构机及其子系统型号纷繁复杂,即使在一种型号上调试性能较好的算法很难直接用于另外一种型号,根本原因是缺乏泛化型强、通用性好的油液数据处理方法及算法流程。

发明内容

[0007] 本发明的目的是提供一种盾构机系统的润滑失效在线预测方法及系统,基于特征工程及大数据机器学习算法,实时数据实现健康度在线分析,对液压系统等关键部件进行实时在线监测,能够实时获取盾构机现场运行数据,有效避免意外故障造成停机;为实现准备可靠的预测性维护评估保障了必要的数据信息。

[0008] 为实现上述目的,本发明提供了如下方案:

[0009] 一种盾构机系统的润滑失效在线预测方法,所述方法包括:

[0010] 获取传感器实时测量的数据;

[0011] 对所述数据进行预处理;

[0012] 对所述预处理后的数据进行特征提取和归一化处理;

[0013] 对所述特征提取和归一化处理后的数据进行特征选择;

[0014] 基于特征选择后的数据建立润滑衰退逻辑回归模型;

[0015] 对所述润滑衰退逻辑回归模型进行训练;

[0016] 基于所述训练后的润滑衰退逻辑回归模型进行润滑失效预警。

[0017] 可选的,对所述数据进行预处理包括:

[0018] 数据时间同步、工况分割以及数据清洗。

[0019] 可选的,所述方法在对所述数据进行预处理之后还包括:

[0020] 获取工况信息;所述工况包括:工况1:非工作状态;此状态下无需监测;工况2:无负载工作状态;此状态下降低监测频率至30分钟一次;工况3:有负载工作状态;此状态下提高监测频率至5分钟一次;

[0021] 基于所述工况信息判断是否进行后续步骤处理。

[0022] 可选的,基于所述工况信息判断是否进行后续步骤处理具体包括:

[0023] 判断当前工况处于哪种工况;

[0024] 当处于工况1时,不进行后续步骤处理;

[0025] 当处于工况2和工况3时,进行后续步骤处理。

[0026] 可选的,对所述预处理后的数据进行特征提取具体包括:

[0027] 按照污染度颗粒尺寸的大小对原始污染度传感器通道测量值进行聚合获得二次特征;

[0028] 对原始数据进行求和;

[0029] 对原始数据进行平均值计算。

[0030] 可选的,对所述特征提取和归一化处理后的数据进行特征选择具体包括:

[0031] 提取润滑正常情况下的多组特征量,当特征量组数大于等于100时,此类数据为正常情况数据,添加正常标签;

[0032] 提取润滑异常或者失效情况下的多组特征量,当特征量组数大于等于10时,此类数据为异常情况数据,添加异常标签;

[0033] 按照Fisher计算公式得出各个特征量对正常情况和异常情况差异性的贡献度;

$$J_{f_1}(P, Q) = \frac{|\mu P, f_1 - \mu Q, f_1|^2}{\sigma_{P, f_1}^2 + \sigma_{Q, f_1}^2}, \text{其中, } P \text{ 和 } Q \text{ 为正常和异常两类情况, } f_1 \text{ 为第1个特征, } \mu \text{ 为特征向量的均值, } \sigma \text{ 为特征向量的方差;}$$

征向量的均值, σ 为特征向量的方差;

[0034] 选取前10个贡献度最高的特征值作为用于建立润滑衰退模型的特征量。

[0035] 可选的,对所述润滑衰退逻辑回归模型进行训练具体包括:

[0036] 获取训练样本;所述训练样本为10个贡献度最高的特征值;

[0037] 基于所述训练样本对所述润滑衰退逻辑回归模型线性化处理;

$$Y_{i, linear} = \ln\left(\frac{Y_i}{1 - Y_i}\right) = \beta_0 + \beta_1 X_i;$$

[0038] 根据k组训练样本数及基于牛顿-拉夫森迭代算法求解所述润滑衰退逻辑回归模型公式,得到 β_0 、 β_1 数值。

[0039] 本发明另外提供一种盾构机系统的润滑失效在线预测系统,所述系统包括:

[0040] 数据获取模块,用于获取传感器实时测量的数据;

[0041] 预处理模块,用于对所述数据进行预处理;

[0042] 特征提取和归一化处理模块,用于对所述预处理后的数据进行特征提取和归一化处理;

[0043] 特征选择模块,用于对所述特征提取和归一化处理后的数据进行特征选择;

[0044] 润滑衰退逻辑回归模型建立模块,用于基于特征选择后的数据建立润滑衰退逻辑回归模型;

[0045] 训练模块,用于对所述润滑衰退逻辑回归模型进行训练;

[0046] 润滑失效预警模块,用于基于所述训练后的润滑衰退逻辑回归模型进行润滑失效预警。

[0047] 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:

[0048] 与现有技术相比,本发明实时度高,真正实现盾构关键系统在线健康监测;精度高,误报率为0,同时基于标准流程的泛化程度高,可以适用于各种型号的盾构设备。

附图说明

[0049] 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。

[0050] 图1为本发明实施例盾构机系统的润滑失效在线预测方法流程图;

[0051] 图2为本发明实施例设备健康衰退曲线及相应状态体现示意图;

[0052] 图3为本发明实施例现有的盾构机的液压主油箱回路油液监控示意图;

[0053] 图4为本发明实施例工况分割及切换示意图;

[0054] 图5(a)为本发明实施例数据清洗前示意图;

[0055] 图5(b)为本发明实施例数据分布示意图;

[0056] 图5(c)为本发明实施例数据清洗后示意图;

[0057] 图6为本发明实施例Fisher判别方法原理示意图;

[0058] 图7为本发明实施例盾构机系统的润滑失效在线预测系统结构示意图。

具体实施方式

[0059] 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。

[0060] 本发明的目的是提供一种盾构机系统的润滑失效在线预测方法及系统,基于特征工程及大数据机器学习算法,实时数据实现健康度在线分析,对液压系统等关键部件进行实时在线监测,能够实时获取盾构机现场运行数据,有效避免意外故障造成停机;为实现准备可靠的预测性维护评估保障了必要的数据信息。

[0061] 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。

[0062] 图1为本发明实施例盾构机系统的润滑失效在线预测方法流程图,如图1所示,所述方法包括:

[0063] 步骤101:获取传感器实时测量的数据。

[0064] 步骤102:对所述数据进行预处理。

[0065] 具体的,数据预处理包括:数据时间同步、工况分割以及数据清洗。

[0066] 其中,数据时间同步:

[0067] 由于原始数据来自于不同的传感器,传感器部署上有一定的空间距离,工作状态也并不同步,数据上传路径往往至少有2个以上的物联网关,这就造成有一定的时间戳偏差,会影响后续的数据分析流程。润滑油相关参数在早期衰退期中数值变化不会很剧烈,故以5分钟为一个最小颗粒度:当5分钟以内有多个数值,则仅保留最后一个数值作为有效值,时间戳也记为该5分钟时间段内的最后一个秒数。

[0068] 所述的原始数据包括但不限于:油液污染度传感数据、油液运动粘度传感数据、油品密度传感数据、油液水活性传感数据、油液介电常数传感数据、油液含水量传感数据、油液温度传感数据、油液含水率传感数据、设备振动级数据数据等。

[0069] 工况分割:

[0070] 由于不同工况下,不同的特征会有不同重要程度的表征意义,通过工况分割和数据清洗能够有效减少无效分析,剔除低价值数据存储。如图4所示,图4为工况分割及切换示意图。

[0071] 所述的工况包括:

[0072] 工况1:非工作状态;此状态下无需监测;

[0073] 工况2:无负载工作状态;此状态下降低监测频率至30分钟一次;

[0074] 工况3:有负载工作状态;此状态下提高监测频率至5分钟一次。

[0075] 通过设备控制器接口获得基本工况信息,并根据工况来决定数据存储机制及是否进行后续数据处理。如果设备处于工况1,则不需要进行存储和后续数据处理;如果设备处于工况2或3,则按照上述监测频率进行数据存储和后续数据处理。目前最基本的工况判别方法是基于设备振动级数据,该数据基于机型不同可以由控制器中直接读取,也可以通过外装振动传感器获得。

[0076] 所述的设备振动级是指:三个不同工况下对应振动级大小为A、B、C,后续监测状态

下实时测得阈值为 x ,则区别三个工况的阈值区间分别为:
$$I_{\text{阈}} = \begin{cases} I_{\text{阈}1} & x \in [0, \frac{A}{2}) \\ I_{\text{阈}2} & x \in [\frac{A}{2}, \frac{A+B}{2}) \\ I_{\text{阈}3} & x \in [\frac{B+C}{2}, \infty) \end{cases}$$
 其中:

A、B、C分别为该设备在工况1、工况2、工况3状况下的振动级大小,单位:g。

[0077] 数据清洗:

[0078] 由于在数据采集过程中,会发生一些异常采集点或者错误记录点,如图5(a)所示,造成的原因多种多样,例如外部脉冲冲击、计算机解析失误、数据传输错误等,故需要根据数据分布状态图进行数据清洗,去除数据奇异点,具体为:按数值进行相应直方图统计,计算数据分布重心,以分布重心为中心、左右对称包含95%数量以内的点属于正常点,95%范围以外的点属于异常点。对于识别出的异常点,基于其原位置前后各2个点数值进行平均作为原异常点的新值,并更新到原数据流中。

[0079] 步骤103:对所述预处理后的数据进行特征提取和归一化处理。

[0080] 其中,特征提取包括:

[0081] 从步骤102得到的结果中进行进一步整合和计算之后得到特征量,即按照污染度

颗粒尺寸的大小对原始的8个污染度传感器通道测量值进行聚合获得二次特征,如5~15 μm 组、15-25 μm 组等;对原始数据进行求和;对原始数据进行平均值计算。

[0082] 本实施例针对单个盾构机液压系统布测点采用以下特征量,具体包括:温度值、水活值、含水量值、粘度值、密度值、介电常数、污染度传感器通道1数值、污染度传感器通道2数值、污染度传感器通道3数值、污染度传感器通道4数值、污染度传感器通道5数值、污染度传感器通道6数值、污染度传感器通道7数值、污染度传感器通道8数值、污染度传感器等级数1数值、污染度传感器等级数2数值、污染度传感器等级数3数值、污染度传感器等级数4数值、污染度传感器等级数5数值、污染度传感器等级数6数值、污染度低通道数值和、污染度高通道数值和、污染度各通道平均值、5-15 μm 污染度计数和、15-25 μm 污染度计数和、25-50 μm 污染度计数和、50-100 μm 污染度计数和、>100 μm 污染度计数和。

[0083] 归一化处理包括:

[0084] 对每个特征量进行归一化处理后再进行润滑衰退模型的建立,以提高泛化能力。

[0085] 所述的归一化采用正态归一化方法,即将所有数据归一化为一个均值为0、方差为

1的正态分布,即 $y_i = \frac{x_i - \text{Mean}(x)}{\text{Std}(x)}$,其中: x_i 为未归一化前x序列中第i个元素, y_i 为归一化

后y序列中第i个元素,x为未归一化的数值序列,Mean()为平均值,Std()为标准差。

[0086] 步骤104:对所述特征提取和归一化处理后的数据进行特征选择。

[0087] 如图6所示,在归一化后的特征量中通过Fisher判别法进行特征选择,以避免信息干扰和复杂度增加,具体为:

[0088] 1)提取润滑正常情况下的多组特征量,组数大于等于100,此类数据为图6中所示的正常情况数据,添加正常标签;

[0089] 2)提取润滑异常或者失效情况下的多组特征量,组数大于等于10,此类数据为图6中所示的异常情况数据,添加异常标签;

[0090] 3)按照Fisher计算公式得出各个特征量对正常情况和异常情况差异性的贡献度,即Fisher评分,评分越高说明对差异性贡献度越大,即对区分设备健康状况更有价值,第1

个特征的Fisher评分为: $J_{f_1}(P,Q) = \frac{|\mu_P, f_1 - \mu_Q, f_1|^2}{\sigma_{P, f_1}^2 + \sigma_{Q, f_1}^2}$,其中:P和Q为正常和异常两类情

况, f_1 为第1个特征, μ 为特征向量的均值, σ 为特征向量的方差。

[0091] 4)选择前10个Fisher评分最高的特征值作为用于建立润滑衰退模型的特征量。

[0092] 步骤105:基于特征选择后的数据建立润滑衰退逻辑回归模型。

[0093] 将步骤104得到的特征量建立润滑衰退逻辑回归模型,

$Y_i = \frac{1}{1 + \exp[-(\beta_0 + \beta_1 X_i)]} + \varepsilon_i$,其中, Y_i 为第i个样本的对应的输出结果,即归一化之后

的健康度数值,取值范围为[0,1], β_0, β_1 是逻辑回归模型相关参数, X_i 是连续的输入特征向量, ε_i 是逻辑回归模型的偏差。

[0094] 所述的健康度数值是指:逻辑回归模型输出的健康度数值,表征润滑健康状况,值域为[0,1],其中1代表完全健康,0代表完全异常。

[0095] 所述的低于设定阈值是指:健康度计算过程已经归一化为 $[0, 1]$,设0.8为提醒阈值;设0.6为预警阈值,设0.4为紧急告警阈值。

[0096] 步骤106:对所述润滑衰退逻辑回归模型进行训练。

[0097] 用步骤104处理得到的带标签的特征量作为训练样本对步骤105建立的模型进行训练,建立从特征量到健康度的映射关系,拟合计算出相应的 β_0, β_1 值,即可作为训练得出的润滑健康衰退诊断模型。

[0098] 所述的训练,具体操作为:

[0099] 1) 以步骤104选择得到的10个特征量作为一组训练样本,所有训练样本为 $X_1 \cdots X_k$,其中k代表训练样本组数;

[0100] 2) 对润滑衰退逻辑回归模型线性化处理, $Y_{i,linear} = \ln\left(\frac{Y_i}{1-Y_i}\right) = \beta_0 + \beta_1 X_i$;

[0101] 3) 根据k组样本数及基于牛顿-拉夫森迭代算法求解该模型公式,最终得到 β_0, β_1 数值。

[0102] 本实施例中对训练后得到的润滑健康衰退诊断模型采用最小均方根误差 (Mean Square Error, MSE) 进行评价, $MSE = \frac{SSE}{n}$,其中:n为总点数,SSE为和方差,即拟合数据和原始数据对应点的平方和,公式表示为 $SSE = (Y - \hat{Y})^T (Y - \hat{Y})$, \hat{Y} 为拟合数据向量,Y为原始数据向量。

[0103] 步骤107:基于所述训练后的润滑衰退逻辑回归模型进行润滑失效预警。

[0104] 如图2所示,通过步骤106得到的润滑健康衰退诊断模型,进行实时部署,部署之后的模型对每一组新采集的数据点执行数据预处理、特征提取及归一化、特征选择、回归模型拟合计算并最终输出健康度数值。

[0105] 所述的实时部署具体是指:通过步骤101~步骤106得到训练后的润滑健康衰退诊断模型,通过Python语言将该模型计算过程及读取传感器原始数据接口实现程序化,并将整个程序部署在PC硬件及Windows或Linux操作系统软件下进行运行,实现实时获取数据并计算健康度数值结果。

[0106] 经测试,在常规配置的PC机中执行时间约为1秒,满足实时监测需求,能够在线实时监测健康度数值,当健康度数值低于设定阈值时,可以认为需要进行润滑维护,将预警信号发送给现场维护人员或远程运维人员。采用上述标准步骤和默认参数运行上述方法1000次,平均单次数据处理运行时间小于0.1s;通过客户现场验证,通过本方法能够及时监测到油品乳化等异常情况,误报率为0,预警相关设备管理人员进行实际操作,进而带来相应经济收益:油品寿命延长1.5倍,液压泵阀寿命延长20%,滤芯减少20%。

[0107] 与现有技术相比,本方法实时度高,真正实现盾构关键系统在线健康监测;精度高,误报率为0,同时基于标准流程的泛化程度高,可以适用于各种型号的盾构设备。

[0108] 具体的,所述方法在对所述数据进行预处理之后还包括:

[0109] 获取工况信息;所述工况包括:工况1:非工作状态;此状态下无需监测;工况2:无负载工作状态;此状态降低监测频率至30分钟一次;工况3:有负载工作状态;此状态下提高监测频率至5分钟一次;

- [0110] 基于所述工况信息判断是否进行后续步骤处理。
- [0111] 其中,基于所述工况信息判断是否进行后续步骤处理具体包括:
- [0112] 判断当前工况处于哪种工况;
- [0113] 当处于工况1时,不进行后续步骤处理;
- [0114] 当处于工况2和工况3时,进行后续步骤处理。
- [0115] 8、一种盾构机系统的润滑失效在线预测系统,其特征在于,所述系统包括:
- [0116] 数据获取模块,用于获取传感器实时测量的数据;
- [0117] 预处理模块,用于对所述数据进行预处理;
- [0118] 特征提取和归一化处理模块,用于对所述预处理后的数据进行特征提取和归一化处理;
- [0119] 特征选择模块,用于对所述特征提取和归一化处理后的数据进行特征选择;
- [0120] 润滑衰退逻辑回归模型建立模块,用于基于特征选择后的数据建立润滑衰退逻辑回归模型;
- [0121] 训练模块,用于对所述润滑衰退逻辑回归模型进行训练;
- [0122] 润滑失效预警模块,用于基于所述训练后的润滑衰退逻辑回归模型进行润滑失效预警。
- [0123] 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。
- [0124] 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。

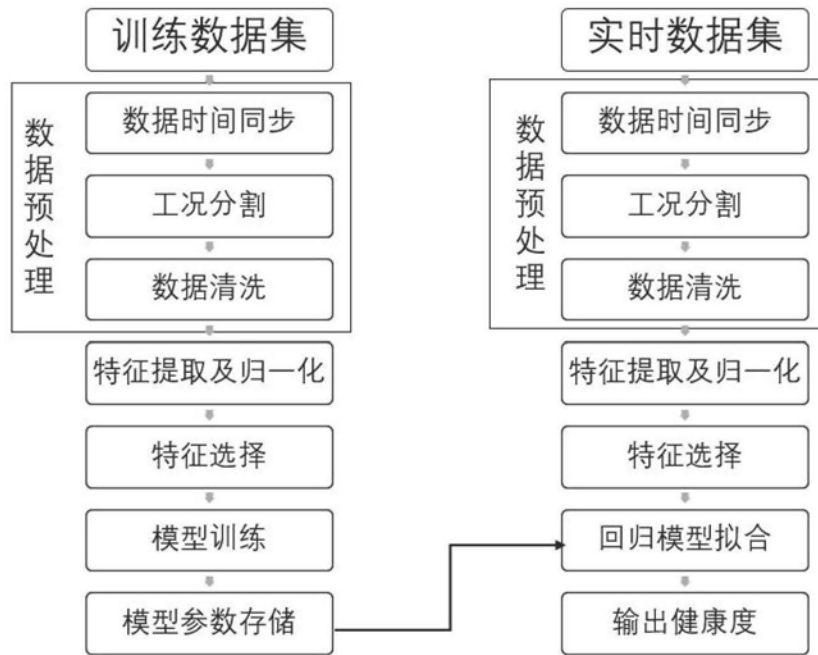


图1

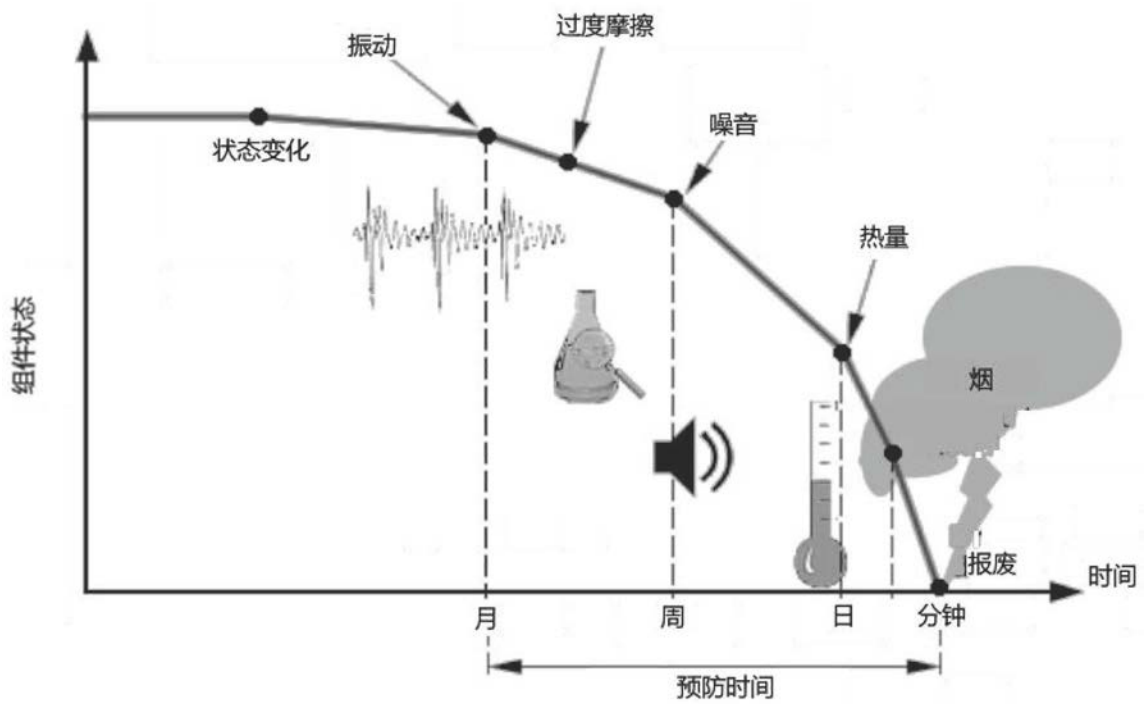


图2

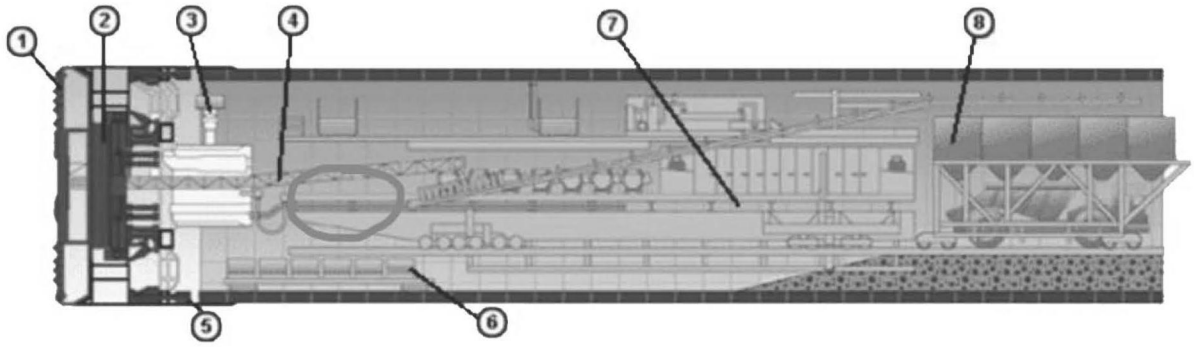


图3

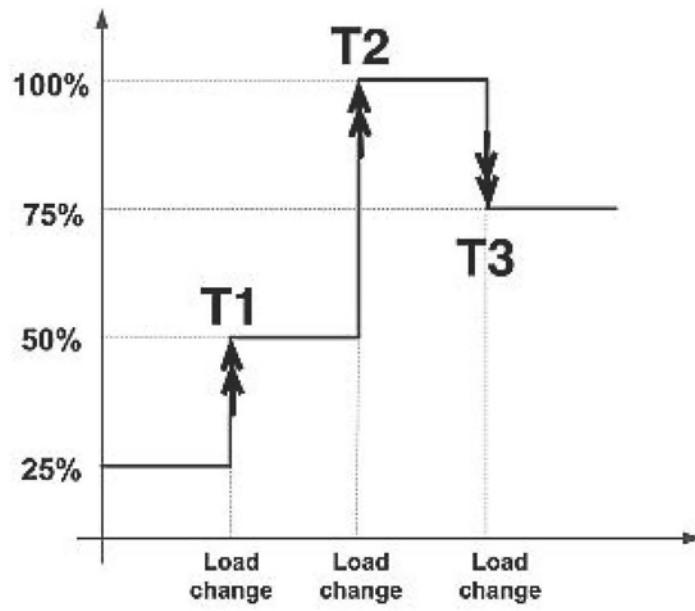


图4

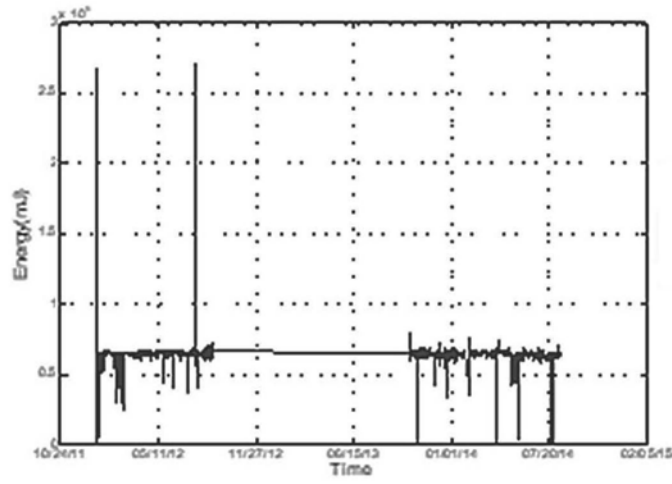


图5 (a)

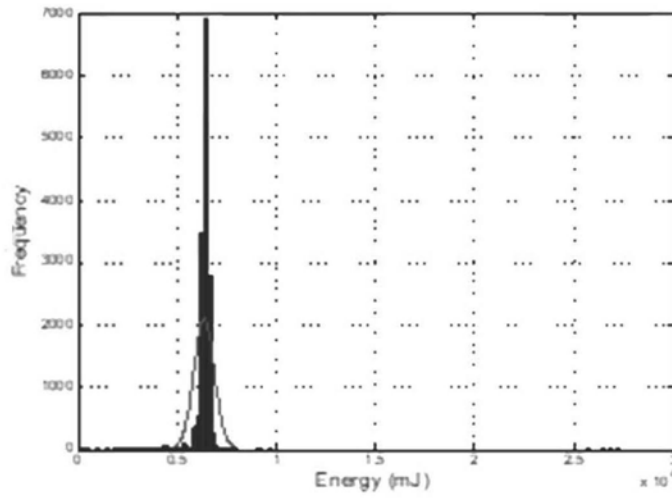


图5 (b)

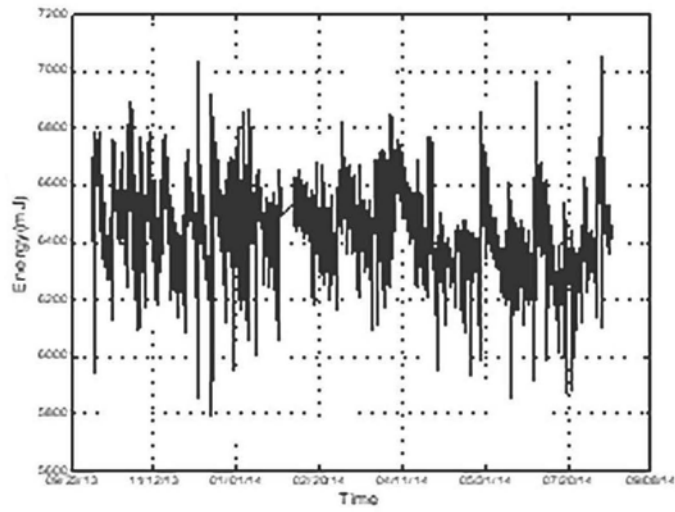


图5 (c)

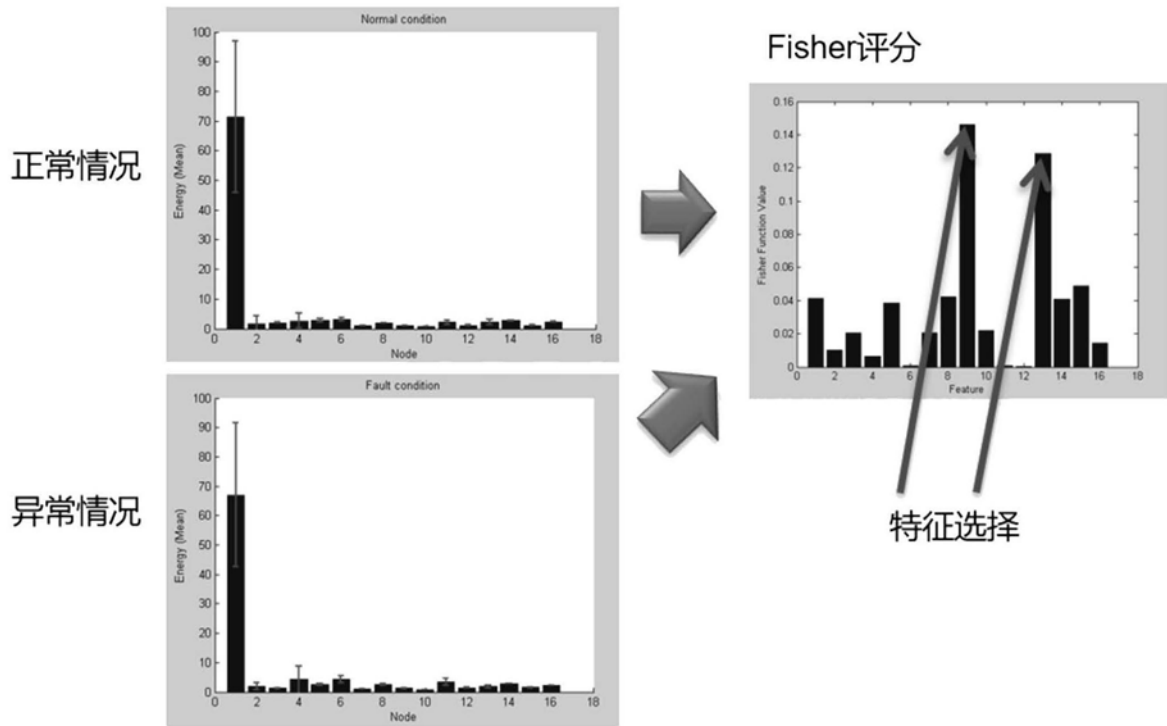


图6



图7