



(12) 发明专利申请

(10) 申请公布号 CN 116862284 A

(43) 申请公布日 2023. 10. 10

(21) 申请号 202310667387.5

G06N 3/08 (2023.01)

(22) 申请日 2023.06.07

(71) 申请人 中国船舶集团有限公司系统工程研究院

地址 100094 北京市海淀区丰贤东路1号

(72) 发明人 田甜 高甲子 许萌萌 刘子杰 张颢 张培军 雷萌

(74) 专利代理机构 中国船舶专利中心 11026 专利代理师 魏剑

(51) Int. Cl.

G06Q 10/0639 (2023.01)

G06Q 50/30 (2012.01)

G06F 17/16 (2006.01)

G06F 18/213 (2023.01)

G06N 3/04 (2023.01)

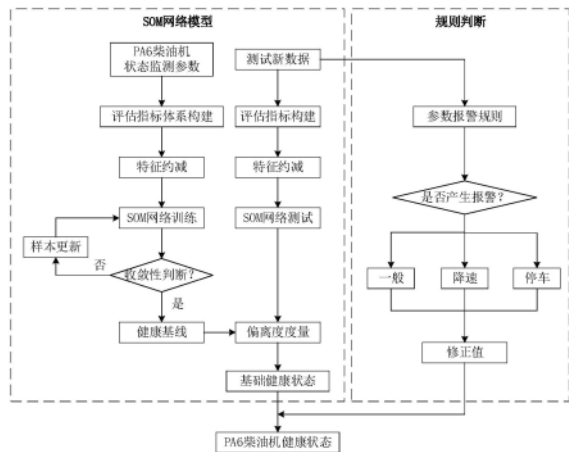
权利要求书2页 说明书5页 附图4页

(54) 发明名称

基于SOM网络与规则融合的船用柴油机健康状态评估方法

(57) 摘要

本发明提出的基于SOM网络与规则融合的船用柴油机健康状态评估方法,以船用柴油机的状态监测参数数据为输入,采用SOM网络训练其健康基线,通过度量实时数据与健康基线之间的距离,得到柴油机的初始健康状态CV值;同步统计柴油机的报警信息,根据规则对柴油机初始健康状态CV值进行修正,进而得到最终的柴油机健康状态CV值。本发明可以对船用柴油机的健康状态进行整体展示,为使用人员的辅助决策提供了有力支撑;通过评估模型与评估规则融合,提高了柴油机健康状态评估结果的可解释性和可信度。



1. 基于SOM网络与规则融合的船用柴油机健康状态评估方法,其特征在于,包括以下步骤:

构建评估指标体系,评估指标体系包括温度、压力、转速、振动和效率这类特征参数;

特征约减,对评估指标体系中的互相关联的特征指标进行特征约减;

健康基线构建,将特征约减后的评估指标体系输入SOM网络进行训练,构建船用柴油机的健康基线;

状态偏移度量,度量测试样本与健康状态基线之间的距离,得到柴油机测试样本与柴油机正常状态之间的差异性;

报警规则判断,同步收集船用柴油机的报警信息,根据报警信息对柴油机初始健康状态进行修正;

融合评估,采用最安全原则对基于SOM模型和基于规则的两种评估方法进行融合,进而得到最终的船用柴油机健康状态值。

2. 根据权利要求1所述的基于SOM网络与规则融合的船用柴油机健康状态评估方法,其特征在于:对于船用柴油机来说,评估指标体系中的互相关联的特征指标包括温度、振动和压力。

3. 根据权利要求2所述的基于SOM网络与规则融合的船用柴油机健康状态评估方法,其特征在于,对特征指标体系进行特征约减具体包括:

1) 样本标准化处理

假设获得 n 个特征指标,每一指标有 m 个样品,则将所获得的特征指标数据写成一个 $m \times n$ 维数据矩阵:

$$A = \begin{pmatrix} a_{11} & \cdots & a_{1n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{m1} & \cdots & a_{mn} \end{pmatrix}$$

式中, a_{mn} 为第 n 个指标特征的第 m 个样本;

相应的标准化数据阵为:

$$X = (X_{ij})_{m \times n}$$

$$X_{ij} = \frac{a_{ij} - \bar{a}_j}{\sigma_j}$$

式中, $i=1,2,\dots,m,j=1,2,\dots,n;a_{ij}$ 为第 j 个特征指标的第 i 个样本; \bar{a}_j 为第 j 个特征的平均值; σ_j 为第 j 个特征的标准差;

2) 计算核矩阵

先选定高斯径向核函数中的参数,计算核矩阵 K ,通过修正得到核矩阵 KL ;

3) KL 相关矩阵特征值分解

运用Jacobi迭代方法计算 KL 的特征值 $\lambda_1, \dots, \lambda_n$ 即对应的特征向量 v_1, \dots, v_n 。特征值按降序排序(通过选择排序)得 $\lambda_1' > \dots > \lambda_n'$ 并对特征向量进行相应调整得 v_1', \dots, v_n' 。通过施密特正交化方法单位正交化特征向量,得到 $\alpha_1, \dots, \alpha_n$;

4) 核主成分导出

计算特征值的累积贡献率 B_1, \dots, B_n ,根据给定的提取效率 p ,如果 $B_t \geq p$,则提取 t 个主

分量 $\alpha_1, \dots, \alpha_t$ 。计算已修正的核矩阵KL在提取出的特征向量上的投影 $Y=KL \cdot \alpha$,其中 $\alpha=(\alpha_1, \dots, \alpha_t)$,所得的投影Y即为数据经KPCA降维后所得数据。

4. 根据权利要求3所述的基于SOM网络与规则融合的船用柴油机健康状态评估方法,其特征在于,健康基线构建具体包括:

网络初始化,对初始连接权值随机赋较小值,设置较大初始邻域,建立学习率初始值,定义训练结束条件;

寻找获胜神经元,从训练样本集中随机抽取一个样本,并进行归一化,归一化后的样本记为 x ,计算该样本与每个输出节点的距离,距离最小的为获胜神经元,确定优胜邻域;

调整权值,调整该神经元节点及优胜邻域中所有节点的权值,权值调整公式如下:

$$w_i(t+1) = w_i(t) + \alpha(t) (x(t) - w_i(t))$$

其中, $w_i(t)$ 表示神经元 i 在第 t 轮训练中的权值, $\alpha(t)$ 表示第 t 轮训练时的学习率,学习率是一个随训练进行而衰减的函数,数值范围在0到1之间;

结束检查,训练达到初始定义的结束条件时即结束训练,如学习率达到某一预先设定的最小值或者达到预设最大训练次数,否则返回寻找获胜神经元步骤;

SOM网络训练结束后,柴油机的健康基线构建完成。

5. 根据权利要求4所述的基于SOM网络与规则融合的船用柴油机健康状态评估方法,其特征在于,状态偏移度量具体包括:

利用SOM网络进行健康评估时应用到了欧式距离, N 维向量 x_1, x_2 之间的欧式距离计算公式如下:

$$d = \sqrt{\sum_{i=1}^N (x_{1i} - x_{2i})^2}$$

式中, d 为状态偏移的距离; N 为指标个数; x_{1i} 为第一个状态向量的第 i 个指标; x_{2i} 为第二个状态向量的第 i 个指标;

采用上述欧式距离计算公式,度量测试样本与健康状态基线之间的距离,得到柴油机测试样本与柴油机正常状态之间的差异性。对所得的距离进行标定处理,得到船用柴油机的初始健康状态即CV值。

6. 根据权利要求5所述的基于SOM网络与规则融合的船用柴油机健康状态评估方法,其特征在于:

最终的船用柴油机健康状态CV值 $=\min(CV_{模型}, CV_{规则})$ 。

基于SOM网络与规则融合的船用柴油机健康状态评估方法

技术领域

[0001] 本发明属于船舶故障预测技术领域,具体涉及一种基于SOM网络与规则融合的船用柴油机健康状态评估方法。

背景技术

[0002] 柴油机作为船舶主要动力来源,是保障船舶安全可靠航行的核心设备。但由于柴油机结构与功能复杂、运行工况及海况多变,极易发生各种异常。同时,随着柴油机服役时间的延长,柴油机活塞、汽缸等零部件势必会发生不同程度的退化,从而使得柴油机的健康状态下降,严重时可能无法满足柴油机的使用要求,极大影响了船舶航行任务的完成。目前传统的柴油机健康状态评估方法主要分为参数阈值法和智能评估法,其中参数阈值法的评估结果可信度强烈依赖于阈值的设定,具有较强的人为主观因素,同时单一的监测参数无法全面反映柴油机整机的健康状态,一定程度上制约了在工程领域的应用;智能评估法,大多采用神经网络、支持向量机等方法,通过数据驱动的方式实现柴油机健康状态评估,但是由于未充分考虑船舶柴油机在实际使用中人员积累的经验,且方法不具有可解释性,也未在实际工程中展开有效应用。

发明内容

[0003] 为了解决上述现有技术存在的问题,本申请提出基于SOM网络与规则融合的船用柴油机健康状态评估方法,包括以下步骤:

[0004] 构建评估指标体系,评估指标体系包括温度、压力、转速、振动和效率这类特征参数;

[0005] 特征约减,对评估指标体系中的互相关联的特征指标进行特征约减;

[0006] 健康基线构建,将特征约减后的评估指标体系输入SOM网络进行训练,构建船用柴油机的健康基线;

[0007] 状态偏移度量,度量测试样本与健康状态基线之间的距离,得到柴油机测试样本与柴油机正常状态之间的差异性;

[0008] 报警规则判断,同步收集船用柴油机的报警信息,根据报警信息对柴油机初始健康状态进行修正;

[0009] 融合评估,采用最安全原则对基于SOM模型和基于规则的两种评估方法进行融合,进而得到最终的船用柴油机健康状态值。

[0010] 进一步的,对于船用柴油机来说,评估指标体系中的互相关联的特征指标包括温度、振动和压力。

[0011] 进一步的,对特征指标体系进行特征约减具体包括:

[0012] 1) 样本标准化处理

[0013] 假设获得 n 个特征指标,每一指标有 m 个样品,则将所获得的特征指标数据写成一个 $m \times n$ 维数据矩阵:

$$[0014] \quad A = \begin{pmatrix} a_{11} & \cdots & a_{1n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{m1} & \cdots & a_{mn} \end{pmatrix}$$

[0015] 式中, a_{mn} 为第 n 个指标特征的第 m 个样本;

[0016] 相应的标准化数据阵为:

$$[0017] \quad X = (X_{ij})_{m \times n}$$

$$[0018] \quad X_{ij} = \frac{a_{ij} - \bar{a}_j}{\sigma_j}$$

[0019] 式中, $i=1, 2, \dots, m, j=1, 2, \dots, n; a_{ij}$ 为第 j 个特征指标的第 i 个样本; \bar{a}_j 为第 j 个特征的平均值; σ_j 为第 j 个特征的标准差;

[0020] 2) 计算核矩阵

[0021] 先选定高斯径向核函数中的参数, 计算核矩阵 K , 通过修正得到核矩阵 KL ;

[0022] 3) KL 相关矩阵特征值分解

[0023] 运用 Jacobi 迭代方法计算 KL 的特征值 $\lambda_1, \dots, \lambda_n$ 即对应的特征向量 v_1, \dots, v_n 。特征值按降序排序 (通过选择排序) 得 $\lambda_1' > \dots > \lambda_n'$ 并对特征向量进行相应调整得 v_1', \dots, v_n' 。通过施密特正交化方法单位正交化特征向量, 得到 $\alpha_1, \dots, \alpha_n$;

[0024] 4) 核主成分导出

[0025] 计算特征值的累积贡献率 B_1, \dots, B_n , 根据给定的提取效率 p , 如果 $B_t \geq p$, 则提取 t 个主分量 $\alpha_1, \dots, \alpha_t$ 。计算已修正的核矩阵 KL 在提取出的特征向量上的投影 $Y = KL \cdot \alpha$, 其中 $\alpha = (\alpha_1, \dots, \alpha_t)$, 所得的投影 Y 即为数据经 KPCA 降维后所得数据。

[0026] 进一步的, 健康基线构建具体包括:

[0027] 网络初始化, 对初始连接权值随机赋较小值, 设置较大初始邻域, 建立学习率初始值, 定义训练结束条件;

[0028] 寻找获胜神经元, 从训练样本集中随机抽取一个样本, 并进行归一化, 归一化后的样本记为 x , 计算该样本与每个输出节点的距离, 距离最小的为获胜神经元, 确定优胜邻域;

[0029] 调整权值, 调整该神经元节点及优胜邻域中所有节点的权值, 权值调整公式如下:

$$[0030] \quad w_i(t+1) = w_i(t) + \alpha(t)(x(t) - w_i(t))$$

[0031] 其中, $w_i(t)$ 表示神经元 i 在第 t 轮训练中的权值, $\alpha(t)$ 表示第 t 轮训练时的学习率, 学习率是一个随训练进行而衰减的函数, 数值范围在 0 到 1 之间;

[0032] 结束检查, 训练达到初始定义的结束条件时即结束训练, 如学习率达到某一预先设定的最小值或者达到预设最大训练次数, 否则返回寻找获胜神经元步骤;

[0033] SOM 网络训练结束后, 柴油机的健康基线构建完成。

[0034] 进一步的, 状态偏移度量具体包括:

[0035] 利用 SOM 网络进行健康评估时应用到了欧式距离, N 维向量 x_1, x_2 之间的欧式距离计算公式如下:

$$[0036] \quad d = \sqrt{\sum_{i=1}^N (x_{1i} - x_{2i})^2} \#$$

[0037] 式中,d为状态偏移的距离;N为指标个数; x_{1i} 为第一个状态向量的第i个指标; x_{2i} 为第二个状态向量的第i个指标;

[0038] 采用上述欧式距离计算公式,度量测试样本与健康状态基线之间的距离,得到柴油机测试样本与柴油机正常状态之间的差异性。对所得的距离进行标定处理,得到船用柴油机的初始健康状态即CV值。

[0039] 进一步的:

[0040] 最终的船用柴油机健康状态CV值= $\min(CV_{\text{模型}}, CV_{\text{规则}})$ 。

[0041] 本发明提出的船用柴油机健康状态评估方法,与现有技术相比,其有益效果在于:

[0042] 本发明可以对船用柴油机的健康状态进行整体展示,为使用人员的辅助决策提供了有力支撑;通过评估模型与评估规则融合,提高了柴油机健康状态评估结果的可解释性和可信度。

附图说明

[0043] 图1为本发明的柴油机健康状态评估流程图;

[0044] 图2为本发明的柴油机评估指标体系示意图;

[0045] 图3为本发明的特征约减结果示意图;

[0046] 图4为本发明的特征约减后指标体系分布示意图;

[0047] 图5为PA6柴油机初始的健康状态CV值;

[0048] 图6为PA6柴油机最终的健康状态CV值。

具体实施方式

[0049] 为使本领域技术人员能够更好的理解本发明的技术方案,下面结合附图和具体实施方式对本发明做进一步的说明。

[0050] 参照图1,本发明提供了一种船用柴油机健康状态评估方法,其以船用柴油机的状态监测参数数据为输入,采用SOM网络训练其健康基线,通过度量实时数据与健康基线之间的距离,得到柴油机的初始健康状态CV值;同步统计柴油机的报警信息,根据规则对柴油机初始健康状态CV值进行修正,进而得到最终的柴油机健康状态CV值。

[0051] 其具体包括以下步骤:

[0052] 步骤1、评估指标体系构建:

[0053] 根据船用柴油机运行机理及状态监测测点的实际情况,分别从整机、冷却系统、滑油系统、进排气系统和燃油系统等几个方面展开,为尽可能全面地反映柴油机健康状态,评估指标体系应由温度、压力、转速、振动和效率等特征参数构成;

[0054] 步骤2、特征约减:

[0055] 对于船用柴油机来说,温度、振动、压力等特征参数之间相互关联,故需要对特征指标体系进行特征约减;

[0056] a) 样本标准化处理

[0057] 将所获得的 n 个特征指标(每一指标有 m 个样品)的一批数据写成一个 $(m \times n)$ 维数据矩阵

$$[0058] \quad A = \begin{pmatrix} a_{11} & \cdots & a_{1n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{m1} & \cdots & a_{mn} \end{pmatrix}$$

[0059] 式中, a_{mn} 为第 n 个特征指标的第 m 个样本;

[0060] 在工程上,测量变量的取值范围变化很大,量纲也不尽相同,因而在主成分分析前一般应首先将变量 Z 标准化,相应的标准化数据阵为:

$$[0061] \quad X = (X_{ij})_{m \times n}$$

$$[0062] \quad X_{ij} = \frac{a_{ij} - \bar{a}_j}{\sigma_j}$$

[0063] 式中, $i=1,2,\dots,m, j=1,2,\dots,n; a_{ij}$ 为第 j 个特征指标的第 i 个样本; \bar{a}_j 为第 j 个特征的平均值; σ_j 为第 j 个特征的标准差;

[0064] b) 计算核矩阵

[0065] 先选定高斯径向核函数中的参数,计算核矩阵 K ,通过修正得到核矩阵 KL ;

[0066] c) KL 相关矩阵特征值分解

[0067] 运用Jacobi迭代方法计算 KL 的特征值 $\lambda_1, \dots, \lambda_n$ 即对应的特征向量 v_1, \dots, v_n 。特征值按降序排序(通过选择排序)得 $\lambda_1' > \dots > \lambda_n'$ 并对特征向量进行相应调整得 v_1', \dots, v_n' 。通过施密特正交化方法单位正交化特征向量,得到 $\alpha_1, \dots, \alpha_n$;

[0068] d) 核主成分导出

[0069] 计算特征值的累积贡献率 B_1, \dots, B_n ,根据给定的提取效率 p ,如果 $B_t \geq p$,则提取 t 个主分量 $\alpha_1, \dots, \alpha_t$ 。计算已修正的核矩阵 KL 在提取出的特征向量上的投影 $Y = KL \cdot \alpha$,其中 $\alpha = (\alpha_1, \dots, \alpha_t)$;所得的投影 Y 即为数据经KPCA降维后所得数据。

[0070] 步骤3、健康基线构建:

[0071] 将上述特征约减后的指标体系输入SOM网络进行训练,从而构建船用柴油机的健康基线;

[0072] a) 网络初始化:对初始连接权值随机赋较小值,设置较大初始邻域(在训练过程中邻域会逐渐收缩),建立学习率初始值,定义训练结束条件;

[0073] b) 寻找获胜神经元:从训练样本集中随机抽取一个样本,并进行归一化,归一化后的样本记为 x ,计算该样本与每个输出节点的距离,距离最小的为获胜神经元,确定优胜邻域;

[0074] c) 调整权值:调整该神经元节点及优胜邻域中所有节点的权值,权值调整公式如下:

$$[0075] \quad w_i(t+1) = w_i(t) + \alpha(t)(x(t) - w_i(t))$$

[0076] 其中, $w_i(t)$ 表示神经元 i 在第 t 轮训练中的权值, $\alpha(t)$ 表示第 t 轮训练时的学习率,学习率是一个随训练进行而衰减的函数,数值范围在0到1之间;

[0077] d) 结束检查:训练达到初始定义的结束条件时即结束训练,如学习率达到某一预

先设定的最小值或者达到预设最大训练次数,否则返回步骤b);

[0078] SOM网络训练结束后,柴油机的健康基线构建完成;

[0079] 步骤4、状态偏移度量:

[0080] 用距离衡量状态偏移度是很常见的方法,利用SOM网络进行健康评估时应用到了欧式距离,N维向量 x_1, x_2 之间的欧式距离计算公式如下:

$$[0081] \quad d = \sqrt{\sum_{i=1}^N (x_{1i} - x_{2i})^2} \quad \#$$

[0082] 式中,d为状态偏移的距离;N为指标个数; x_{1i} 为第一个状态向量的第i个指标; x_{2i} 为第二个状态向量的第i个指标;

[0083] 采用上述欧式距离计算公式,度量测试样本与健康状态基线之间的距离,得到柴油机测试样本与柴油机正常状态之间的差异性。对所得的距离进行标定处理,得到船用柴油机的初始健康状态即CV值;

[0084] 步骤5、报警规则判断:

[0085] 同步收集船用柴油机的报警信息,根据报警信息对柴油机初始健康状态进行修正。若出现一般报警,柴油机健康状态CV值修正为0.7;若出现降速报警,柴油机健康状态CV值修正为0.6;若出现停车报警,柴油机健康状态CV值修正为0。

[0086] 步骤6、融合评估:

[0087] 采用最安全原则对基于SOM模型和基于规则的两种评估方法进行融合,最终的船用柴油机健康状态CV值 $=\min(CV_{\text{模型}}, CV_{\text{规则}})$;

[0088] 以船用PA6柴油机为例,本发明的具体实施方法为:

[0089] 按照PA6柴油机的结构组成、运行机理和当前监测参数的实际情况,构建PA6柴油机的健康状态评估指标体系,如图2所示;

[0090] 按照特征约减步骤将PA6柴油机的22维状态特征指标进行标准化处理,并进行特征贡献率分析,当贡献率超过90%时,特征约减符合要求,此时的特征矩阵为去除冗余信息后的结果。其中PA6柴油机健康状态特征约减的过程如图3所示,约减后的指标分布情况如图4所示;

[0091] 将约减后的特征指标输入SOM网路进行训练,学习完成后获得PA6柴油机的健康状态基线,采用距离度量测试数据与健康状态基线的偏离度,经过标定之后得到PA6柴油机初始健康状态偏离值,如图5所示;

[0092] 统计PA6柴油机的报警信息,如转速超高停车报警、燃油进口压力低一般报警、曲轴箱压力高降速报警等信息,根据状态判断规则对健康状态CV值进行修正,基于SOM网络的评估结果与基于规则的判断结果按照最安全原则融合后得到最终的PA6柴油机健康状态CV值。当柴油机分别出现一般、降速、停机报警时,基于本发明的PA6柴油机健康状态评估结果如图6所示。

[0093] 综上,仅为本发明之较佳实施例,不以此限定本发明的保护范围,凡依本发明专利范围及说明书内容所作的等效变化与修饰,皆为本发明专利涵盖的范围之内。

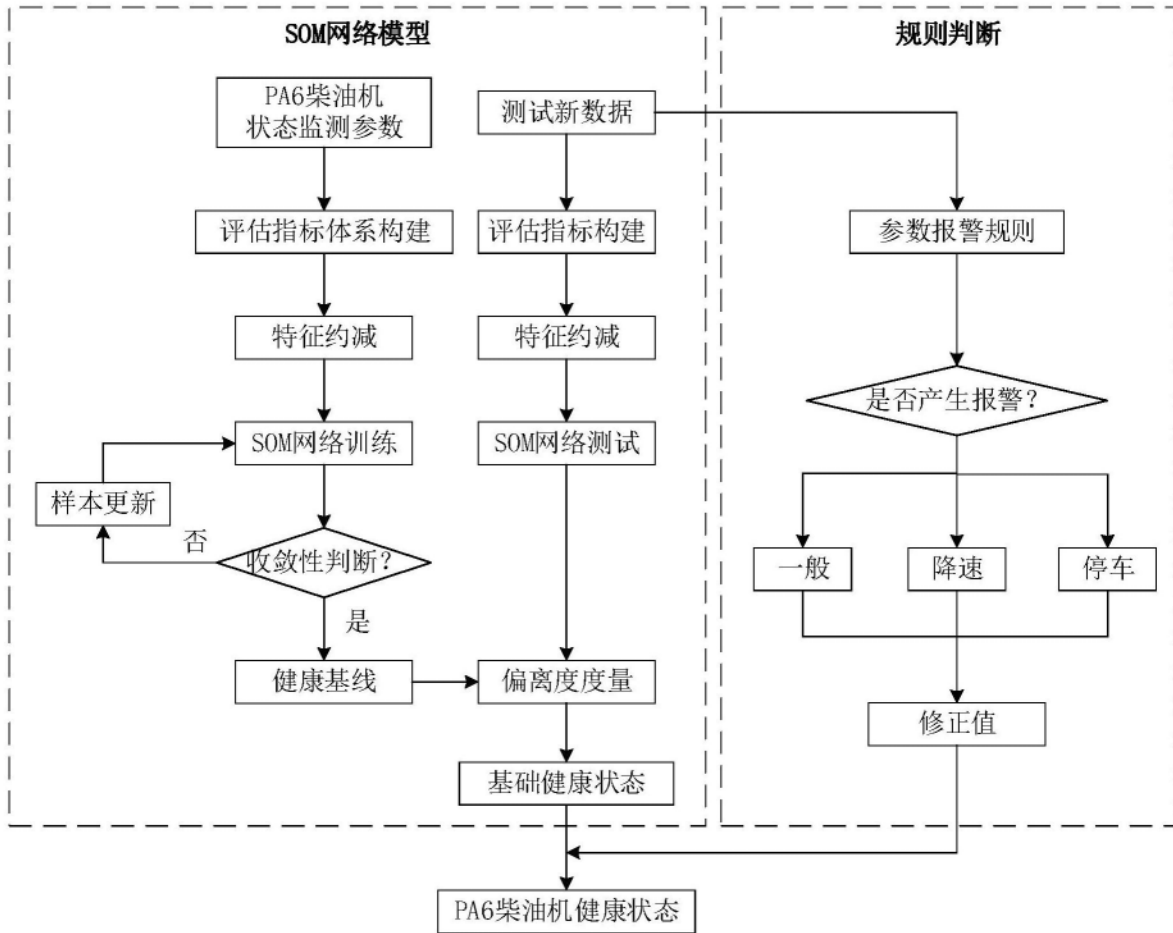


图1

序号	指标名称	指标单位	备注
1.	柴油机转速	r/min	
2.	柴油机主轴承平均温度	°C	
3.	A 列汽缸排气平均温度	°C	
4.	B 列汽缸排气平均温度	°C	
5.	柴油机预供滑油压力	MPa	
6.	柴油机冷却效率	%	
7.	柴油机淡水进口压力	MPa	
8.	柴油机滑油进口压力	MPa	
9.	柴油机燃油进口压力	MPa	
10.	曲轴箱压力	MPa	
11.	柴油机淡水出口温度	°C	
12.	A 列增压器转速	r/min	
13.	B 列增压器转速	r/min	
14.	增压器滑油滤器压差	MPa	
15.	空冷器空气进出口压差	MPa	
16.	控制空气压力	MPa	
17.	中间支架冷却器滑油温度	°C	
18.	柴油机海水泵出口压力	MPa	
19.	柴油机 A 列背压	MPa	
20.	柴油机 B 列背压	MPa	
21.	柴油机淡水出口温度	°C	
22.	柴油机滑油进口温度	°C	

图2

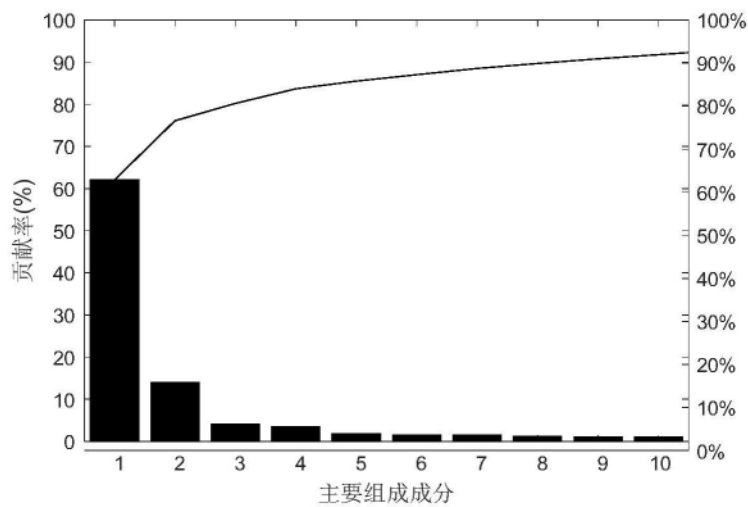


图3

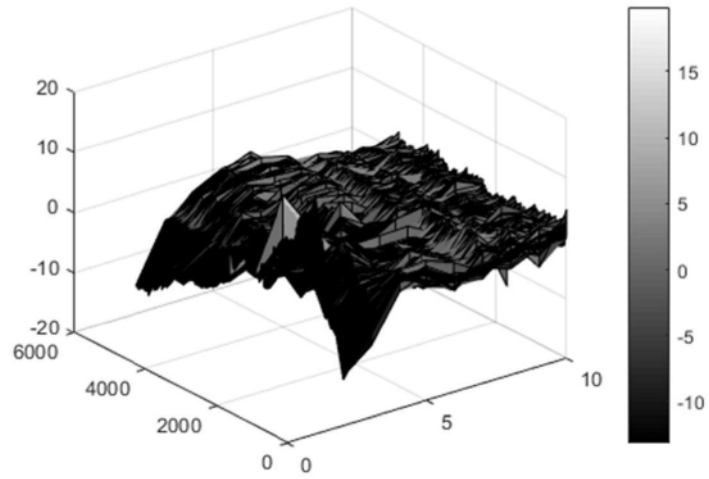


图4

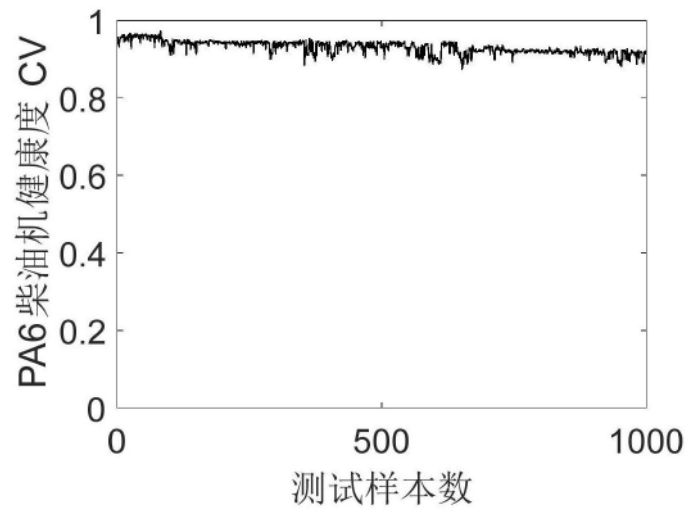


图5

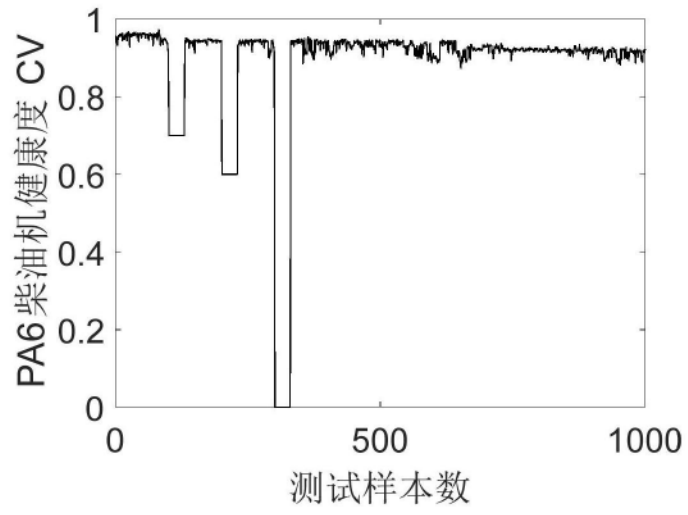


图6