(19)中华人民共和国国家知识产权局

(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 103473447 A
(43)申请公布日 2013.12.25

(21)申请号 201310386804.5

(22)申请日 2013.08.30

(71)申请人 上海海维工业控制有限公司
地址 201611 上海市奉贤区拓林镇立新村十一组 6301 号

(72)发明人 申景双

(74)专利代理机构 上海新天专利代理有限公司 31213
代理人 田申荣

(51)Int.Cl.
G06F 19/00(2011.01)

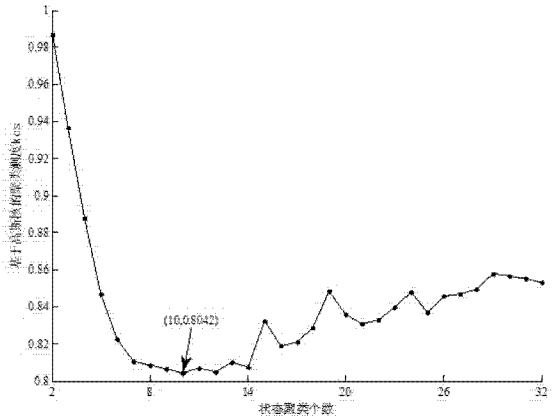
权利要求书1页 说明书4页 附图1页

(54)发明名称

电动机执行机构性能老化评估方法

(57)摘要

一种电动执行机构性能老化评估方法，获取电动机执行机构的运行数据，对运行数据进行模拟，获取电动机执行机构的性能数据；本发明解决了现有技术中无法对电动机执行机构的退化程度进行有效的预测，使得技术人员无法对电动机执行机构进行及时、有效的维护的问题，通过模拟出这些元器件的退化失效过程与寿命分布逼近，评估出电动执行机构性能老化过程，从而预测出寿命残值，为执行机构智能维护提供依据。



CN 103473447 A

1. 一种电动执行机构性能老化评估方法，其特征在于，获取电动机执行机构的运行数据，对运行数据进行模拟，获取电动机执行机构的性能数据。

2. 根据权利要求 1 所述的电动机执行机构性能老化评估方法，其特征在于，获取电动机执行机构的数据具体包括：获取电动机执行机构的润滑油光谱铁粒子浓度数据。

3. 根据权利要求 2 所述的电动机执行机构性能老化评估方法，其特征在于，电动机执行机构具体包括：蜗轮蜗杆、驱动轴套、主轴、计数大齿轮、计数小齿轮、计数杆、中铜封。

4. 根据权利要求 2 所述的电动机执行机构性能老化评估方法，其特征在于，获取多台电动机执行机构润滑油光谱铁粒子浓度数据，对多台电动机执行机构润滑油光谱铁粒子浓度演化轨迹进行多次仿真抽样，获得多条抽样样本。

5. 根据权利要求 4 所述的电动机执行机构性能老化评估方法，其特征在于，将多条抽样样本与数据库中现有的判据数据进行对比，获得多个失效样本数据，以及多个截尾样本数据，最终获取电动机执行机构的性能数据。

6. 根据权利要求 5 所述的电动机执行机构性能老化评估方法，其特征在于，获取电动机执行机构的性能数据具体包括：获取一沿时间轴分布的电动机执行机构磨损失效时间数据。

7. 根据权利要求 6 所述的电动机执行机构性能老化评估方法，其特征在于，根据电动机执行机构磨损失效时间数据通过一显示装置对电动机执行机构的运行状态进行显示。

电动机执行机构性能老化评估方法

技术领域

[0001] 本发明涉及一种电动机评估方法，尤其涉及一种电动机执行机构性能老化方法。

背景技术

[0002] 电动执行机构安装运行后，随着时间的推移，运行状况的不断变化，执行机构机械部件会发生老化，比如蜗轮蜗杆发生磨损，驱动轴套、主轴、计数大齿轮、计数小齿轮、计数杆、中铜封等均发生不同程度的老化磨损。现有技术中无法对电动机执行机构的退化程度进行有效的预测，使得技术人员无法对电动机执行机构进行及时、有效的维护。

发明内容

[0003] 本发明公开了一种电动执行机构性能老化评估方法，用以解决现有技术中无法对电动机执行机构的退化程度进行有效的预测，使得技术人员无法对电动机执行机构进行及时、有效的维护的问题。

[0004] 本发明的上述目的是通过以下技术方案实现的：

一种电动执行机构性能老化评估方法，其中，获取电动机执行机构的运行数据，对运行数据进行模拟，获取电动机执行机构的性能数据。

[0005] 如上所述的电动机执行机构性能老化评估方法，其中，获取电动机执行机构的数据具体包括：获取电动机执行机构的润滑油光谱铁粒子浓度数据。

[0006] 如上所述的电动机执行机构性能老化评估方法，其中，电动机执行机构具体包括：蜗轮蜗杆、驱动轴套、主轴、计数大齿轮、计数小齿轮、计数杆、中铜封。

[0007] 如上所述的电动机执行机构性能老化评估方法，其中，获取多台电动机执行机构润滑油光谱铁粒子浓度数据，对多台电动机执行机构润滑油光谱铁粒子浓度演化轨迹进行多次仿真抽样，获得多条抽样样本。

[0008] 如上所述的电动机执行机构性能老化评估方法，其中，将多条抽样样本与数据库中现有的判据数据进行对比，获得多个失效样本数据，以及多个截尾样本数据，最终获取电动机执行机构的性能数据。

[0009] 如上所述的电动机执行机构性能老化评估方法，其中，获取电动机执行机构的性能数据具体包括：获取一沿时间轴分布的电动机执行机构磨损失效时间数据。

[0010] 如上所述的电动机执行机构性能老化评估方法，其中，根据电动机执行机构磨损失效时间数据通过一显示装置对电动机执行机构的运行状态进行显示。

[0011] 综上所述，由于采用了上述技术方案，本发明电动机执行机构性能老化评估方法解决了现有技术中无法对电动机执行机构的退化程度进行有效的预测，使得技术人员无法对电动机执行机构进行及时、有效的维护的问题，通过模拟出这些元器件的退化失效过程与寿命分布逼近，评估出电动执行机构性能老化过程，从而预测出寿命残值，为执行机构智能维护提供依据。

附图说明

[0012] 图 1 是本发明电动机执行机构性能老化评估方法的高斯核聚类有效性测度与聚类个数的关系曲线的示意图。

具体实施方式

[0013] 下面结合附图和实施例对本发明做进一步描述：

一种电动执行机构性能老化评估方法，其中，获取电动机执行机构的运行数据，对运行数据进行模拟，获取电动机执行机构的性能数据。

[0014] 本发明获取电动机执行机构的数据具体包括：获取电动机执行机构的润滑油光谱铁粒子浓度数据。

[0015] 本发明电动机执行机构具体包括：蜗轮蜗杆、驱动轴套、主轴、计数大齿轮、计数小齿轮、计数杆、中铜封。

[0016] 本发明获取多台电动机执行机构润滑油光谱铁粒子浓度数据，对多台电动机执行机构润滑油光谱铁粒子浓度演化轨迹进行多次仿真抽样，获得多条抽样样本。

[0017] 本发明将多条抽样样本与数据库中现有的判据数据进行对比，获得多个失效样本数据，以及多个截尾样本数据，最终获取电动机执行机构的性能数据。

[0018] 本发明获取电动机执行机构的性能数据具体包括：获取一沿时间轴分布的电动机执行机构磨损失效时间数据。

[0019] 本发明根据电动机执行机构磨损失效时间数据通过一显示装置对电动机执行机构的运行状态进行显示。

[0020] 在本发明的一个实施例中：本发明采用动力学分析电动执行机构退化失效过程来获得电动执行机构退化失效过程中的状态演化规律，也即状态转移概率，和寿命分布。要估计电动执行机构退化的状态转移和失效寿命分布，必须解决两个问题，分别是要确定电动执行机构退化失效过程所历经的退化状态，以及估计这些状态上的转移概率。

[0021] 本发明根据某些确定的指标对执行机构部件老化变化率信息进行自动聚类，使得指标最佳的聚类个数即可认为是最好的状态划分。如果没有大量的状态监控数据，则可以利用辨识得到的动力学方程进行抽样仿真，如此即能获得伴随电动执行机构退化的物理参数的变化率信息。

[0022] 本发明采用数据聚类算法，该算法有层次化和分割化两种：层次化聚类的输出是一个树，树的枝干代表了一个聚类，表示原始数据集的一个分割；而分割聚类算法则是直接对原始数据集进行分割，通过优化一定的聚类指标，例如均方误差函数，从而将聚类分散到概率密度函数的顶点上。设 $X=\{x_1,x_2,\mathrm{L},x_n\}$ 是 n 个没有标记的数据集，给定这样的数据集，分割聚类算法试图找到一个分割 $C=\{C_1,C_2,\mathrm{L},C_k\}$，从而使得同一个类中的数据之间的相似性最大而不同类之间的数据的差异性最大。分割应该满足如下属性：$\forall i\in\{1,2,\mathrm{L},k\}$，$C_i\neq\varnothing$，$\bigcup_{i=1}^{k}C_i=X$；$\forall i\neq j,i\in\{1,2,\mathrm{L},k\},j\in\{1,2,\mathrm{L},k\}$，$C_i\cap C_j=\varnothing$。

[0023] 定义高斯核为$K(x_i,x_j)=\exp\left(-\frac{\|x_i-x_j\|^2}{2\sigma^2}\right),\sigma>0$。每个聚类的质心用该类中数据的均值来表示，即$m_j=\frac{1}{N_j}\sum_{x_i\in C_j}x_i$。任意两个数据$x_i,x_j$之间的距离为$d(x_i,x_j)=\|x_i-x_j\|$，于是可定义基于高斯核的聚类有效性测度为：

$$CS_{\text{kernel}}(k)=\frac{\sum_{i=1}^{k}\left\{\frac{1}{N_i}\sum_{x_j,x_q\in C_i}\max\left[2\left(1-K(x_j,x_q)\right)\right]\right\}}{\sum_{i=1}^{k}\left\{\min_{s\in K,s\neq i}\left[2\left(1-K(m_j,m_q)\right)\right]\right\}}。$$

在所有可能的聚类个数k中，使得CS_{kernel}值最小的k是最佳分割。

[0024] 应用上述基于高斯核的聚类有效性测度，采用经典的K均值聚类算法，即可确定最佳的电动执行机构退化状态个数，同时也能确认各个退化状态上的状态监控数据的平均变化率。

[0025] 一般地，如果能够获得完整的退化失效路径数据，则可以根据聚类获得的状态划分，计算这些状态上的转移频率由此获得PH分布中矩阵T的渐近逼近。但是在状态监控数据不完整和片段的情况下，无法统计计算上述状态转移频率。尽管如此，如果这些不完整的状态监控数据包含了状态监控的时间信息，基于这些到状态监控时刻为止的电动执行机构使用时间信息，有可能获得电动执行机构失效分布的估计。如果能够基于截尾的使用时间数据获得电动执行机构失效分布的PH分布表示，则同时也就获得了电动执行机构退化失效的状态演化规律。

[0026] 事实上，从不完整的截尾数据中估计PH分布表示，已经有大量研究[194]，其经典方法是采用期望最大化(Expectation Maximization-EM)算法对PH分布表示中的参数α和T进行估计。

[0027] EM算法是不完整数据集下寻找参数最大似然估计的一般方法，不完整数据的一般形式意味着存在两个抽样空间$\mathbf{Y}$和$\mathbf{X}$，以及将$\mathbf{X}$映射为$\mathbf{Y}$的多对一映射。被观测的数据y是来自$\mathbf{Y}$的一个现实。对应的$\mathbf{X}$中的x是不能直接观测的，但是可以通过y间接观测。更一般地，假设存在一个$x\to y(x)$的映射使得$\mathbf{X}$映射到$\mathbf{Y}$，并且x只能通过$y(x)$来知晓，$\mathbf{X}$的子集可通过方程$y=y(x)$来确定。

[0028] 对于上述问题，EM的关键思想是引入隐藏变量z，其概率密度函数关于未知参数θ具有如下性质，即最大化$p(z|\theta)$要比最大化$p(y|\theta)$要容易。简而言之，可以通过猜想某些附加的有用信息从而增强不完整数据。技术上，z可以是任意变量，诸如$\theta\to z\to y$从而形成一个马尔可夫链，即假设$p(y|\theta)$独立于θ，从而可产生Chapman-Kolmogorov方程$p(z,y|\theta)=p(z|\theta)p(z|y)$。概念上，$z$是完整数据空间，在某种意义上，如果它是全部可观

测的，那么θ的观测就比较容易。

[0029] 回到PH分布中未知参数α和T的估计，当k个转移状态的吸收马尔可夫过程完全可观测时，其PH分布族可以看成是多参数的指数分布族。尽管完整观测的失效时间数据应该是独立同分布的，但当存在右截尾观测时，即可假设其失效时间存在，从而将截尾数据下的PH分布参数的估计问题看成是不完整数据集下的参数估计问题，于是可应用经典的EM算法迭代得到其最大似然估计。

[0030] 本发明在具体计算时，假设$\theta^{(n)}$表示算法在经过n次迭代后的参数θ的值，则下一次迭代需完成如下两个步骤：

① E阶段，估计完整数据的充分统计量$st(x)$：$st^{(n)} = E\left[st(x)\middle|y,\theta^{(n)}\right]$；

② M阶段，确定$\theta^{(n+1)}$作为方程$st^{(n)} = E\left[st(x)\middle|\theta\right]$的解。

[0031] EM算法的具体步骤可参考文有关献，在应用EM算法根据截尾的不完整时间数据对PH分布表示进行逼近时，可以利用现成的C语言计算程序EMpht进行计算。

[0032] 图1是本发明电动机执行机构性能老化评估方法的高斯核聚类有效性测度与聚类个数的关系曲线的示意图，请参见图1，在本发明的另一个实施例中，本发明采用了如下步骤获取最终的电动机执行机构性能数据：对每台电动执行机构润滑油光谱铁粒子浓度演化轨迹仿真抽样100次，共得到3000条抽样样本，其中根据现有判据判定为失效的样本1901个，截尾样本1099个。考虑到滑油中粒子浓度的变化实际上是受底层不可观测的电动执行机构机械部件累积磨损影响的结果，因此可以认为粒子浓度每出现一个新的模式即对应了电动执行机构磨损累积到一个新的阶段，这些阶段即构成了电动执行机构磨损退化过程中的不同状态，这些状态之间的转移过程即电动执行机构的累积磨损过程。判定电动执行机构发生磨损失效的状态称之为吸收态，在此之前的转移状态称为暂态，从而电动执行机构磨损的失效时间分布可以用这些状态上的停留时间分布的性质来刻画，电动执行机构磨损失效的寿命分布就是在磨损退化进入吸收态之间的暂态上停留时间的分布。

[0033] 综上所述，由于采用了上述技术方案，本发明电动机执行机构性能老化评估方法解决了现有技术中无法对电动机执行机构的退化程度进行有效的预测，使得技术人员无法对电动机执行机构进行及时、有效的维护的问题，通过模拟出这些元器件的退化失效过程与寿命分布逼近，评估出电动执行机构性能老化过程，从而预测出寿命残值，为执行机构智能维护提供依据。

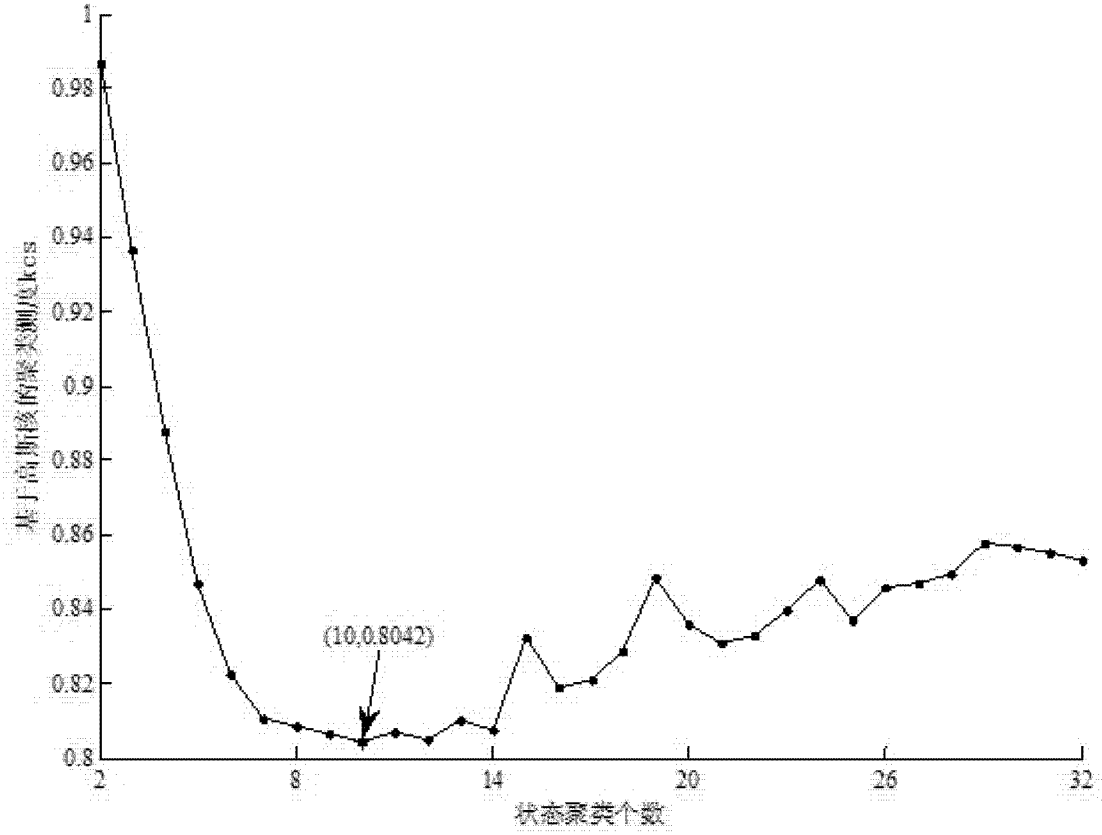

1
0.98
0.96
0.94
0.92
0.9
0.88
0.86
0.84
0.82
0.8
基于高斯核的聚类测度kcs
(10,0.8042)
2
8
14
20
26
32
状态聚类个数

图 1