



(12) 发明专利

(10) 授权公告号 CN 109858104 B

(45) 授权公告日 2022.09.02

(21) 申请号 201910023642.6

G01M 13/045 (2019.01)

(22) 申请日 2019.01.10

(56) 对比文件

(65) 同一申请的已公布的文献号

CN 107101828 A, 2017.08.29

申请公布号 CN 109858104 A

CN 107727395 A, 2018.02.23

CN 108398265 A, 2018.08.14

(43) 申请公布日 2019.06.07

Guoliang Lu et al..Graph-based

(73) 专利权人 山东大学

structural change detection for rotating machinery monitoring.《Mechanical Systems and Signal Processing》.2017,

地址 250061 山东省济南市历下区经十路17923号

李恒 等.基于短时傅里叶变换和卷积神经网络的轴承故障诊断方法.《振动与冲击》.2018,第37卷(第19期),

(72) 发明人 卢国梁 张迪 闫鹏

岳应娟 等.基于变分模态分解近似熵和支持向量机的轴承故障诊断方法.《轴承》.2016,

(74) 专利代理机构 济南圣达知识产权代理有限公司 37221

专利代理师 赵敏玲

审查员 宋佳璇

(51) Int. Cl.

G06K 9/00 (2022.01)

G06K 9/62 (2022.01)

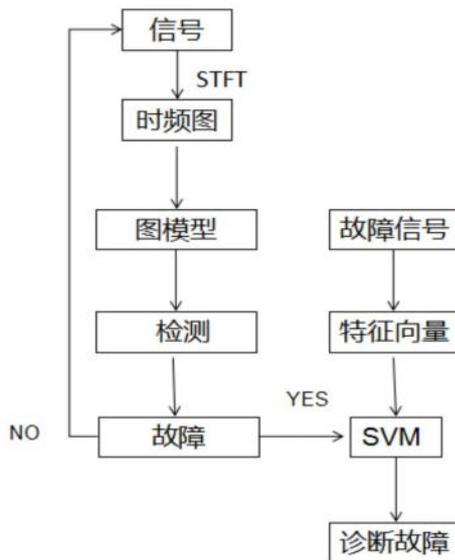
权利要求书1页 说明书4页 附图3页

(54) 发明名称

一种滚动轴承健康评估与故障诊断及监测系统

(57) 摘要

本发明公开了一种滚动轴承健康评估与故障诊断及监测系统,它解决了现有技术中需要大量先知数据或者过多人为经验干预来保证监测效果的问题,具有能够通过对轴承振动信号进行在线实时分析精确的检测和识别轴承故障的效果;其技术方案为:包括以下步骤:获取轴承的振动信号,对振动信号进行处理得到频谱图;对频谱图建立图模型;对图模型产生的邻接矩阵进行相似性比较以计算异常度,并对异常度指标进行决策;设定阈值进行假设检验,对轴承进行故障检验;轴承信号发生故障时进行故障诊断。



1. 一种滚动轴承健康评估与故障诊断方法,其特征在于,包括以下步骤:

步骤(1) 获取滚动轴承的振动信号,对振动信号进行处理得到频谱图;

步骤(2) 对频谱图建立图模型;

所述步骤(2)中,选取频率区间,并将其划分为等长度的频率段,计算每一个频率段的能量;

将每个频率段作为图结构顶点,两个频率段之间的连线作为图结构的加权边,以各频率段能量的差值作为加权边的权重 $d_{i,j}$,其中, i,j 为顶点中的任意两点;

步骤(3) 对图模型产生的邻接矩阵进行相似性比较以计算异常度,并对异常度指标进行决策;

步骤(4) 设定阈值进行假设检验,对滚动轴承进行故障检验;轴承信号发生故障时进行故障诊断。

2. 根据权利要求1所述的一种滚动轴承健康评估与故障诊断方法,其特征在于,所述步骤(1)中,选取窗函数,对采集的振动信号进行加窗处理;对窗口内振动信号进行傅里叶变换得到频谱图。

3. 根据权利要求1所述的一种滚动轴承健康评估与故障诊断方法,其特征在于,将权重 $d_{i,j}$ 作为矩阵中第*i*行、第*j*列的数值,从而将图结构转化为一个 $N*N$ 的邻接矩阵,其中, N 为频率段个数。

4. 根据权利要求1所述的一种滚动轴承健康评估与故障诊断方法,其特征在于,所述步骤(3)中,对邻接矩阵 X_t 进行对角化分解以计算异常度 s_t ,并通过martingale-test对邻接矩阵的异常度进行决策。

5. 根据权利要求1所述的一种滚动轴承健康评估与故障诊断方法,其特征在于,所述步骤(4)中,若轴承信号正常,将当前时刻的图模型与之前时刻的图模型平均值作为新的图模型,并进行下一时刻数据的故障检测。

6. 根据权利要求5所述的一种滚动轴承健康评估与故障诊断方法,其特征在于,若轴承信号发生故障则进行报警,并进行故障诊断;

选取不同故障类型的故障信号,通过熵值法计算图模型邻接矩阵每一行的权重,并将其作为特征向量输入SVM进行训练。

7. 根据权利要求6所述的一种滚动轴承健康评估与故障诊断方法,其特征在于,计算故障时刻图模型邻接矩阵每一行的权重,将其输入SVM中进行故障诊断。

8. 一种滚动轴承健康评估与故障诊断的监测系统,其特征在于,包括加速度传感器、计算机可读存储介质和处理器,

其中,加速度传感器用于监测滚动轴承运转过程中的振动信号并将其传送至处理器;计算机可读存储介质存储有计算机程序,所述计算机程序被处理器执行时实现如权利要求1-7任一所述的方法。

一种滚动轴承健康评估与故障诊断及监测系统

技术领域

[0001] 本发明涉及滚动轴承故障在线监测领域,尤其涉及一种滚动轴承健康评估与故障诊断及监测系统。

背景技术

[0002] 滚动轴承作为旋转机械的基础零部件,其工作状态对整台设备乃至整个生产线的安全有重大影响。因此,对其进行故障诊断具有重要意义。但滚动轴承信号具有非线性和非平稳性的特点,仅从时域和频域很难发现故障特征。时频方法(如短时傅里叶变换,小波包分解等)的出现有效地弥补了这一不足。

[0003] 虽然现有方法也取得了一定效果,但是,一般都需要大量先知数据或者过多人为经验干预来保证监测效果。

发明内容

[0004] 为了克服现有技术的不足,本发明提供了一种滚动轴承健康评估与故障诊断及监测系统,其具有能够通过对滚动轴承振动信号进行在线实时分析精确的检测和识别滚动轴承故障的效果。

[0005] 本发明采用下述技术方案:

[0006] 滚动轴承健康评估与故障诊断方法,包括以下步骤:

[0007] 步骤(1)获取滚动轴承的振动信号,对振动信号进行处理得到频谱图;

[0008] 步骤(2)对频谱图建立图模型;

[0009] 步骤(3)对图模型产生的邻接矩阵进行相似性比较以计算异常度,并对异常度指标进行决策;

[0010] 步骤(4)设定阈值进行假设检验,对滚动轴承进行故障检验;轴承信号发生故障时进行故障诊断。

[0011] 进一步的,所述步骤(1)中,选取窗函数,对采集的振动信号进行加窗处理;对窗口内振动信号进行傅里叶变换得到频谱图。

[0012] 进一步的,所述步骤(2)中,选取频率区间,并将其划分为等长度的频率段,计算每一个频率段的能量。

[0013] 进一步的,将每个频率段作为图结构顶点,两个频率段之间的连线作为图结构的加权边,以各频率段能量的差值作为加权边的权重 $d_{i,j}$,其中, i,j 为顶点中的任意两点。

[0014] 进一步的,将权重 $d_{i,j}$ 作为矩阵中第 i 行、第 j 列的数值,从而将图结构转化为一个 $N*N$ 的邻接矩阵,其中, N 为频率段个数。

[0015] 进一步的,所述步骤(3)中,对邻接矩阵 X_t 进行对角化分解以计算异常度 s_t ,并通过martingale-test对邻接矩阵的异常度进行决策。

[0016] 进一步的,所述步骤(4)中,若轴承信号正常,将当前时刻的图模型与之前时刻的图模型平均值作为新的图模型,并进行下一时刻数据的故障检测。

- [0017] 进一步的,若轴承信号发生故障则进行报警,并进行故障诊断;
- [0018] 选取不同故障类型的故障信号,通过熵值法计算图模型邻接矩阵每一行的权重,并将其作为特征向量输入SVM进行训练。
- [0019] 进一步的,计算故障时刻图模型邻接矩阵每一行的权重,将其输入SVM中进行故障诊断。
- [0020] 一种滚动轴承健康评估与故障诊断的监测系统,包括加速度传感器、计算机可读存储介质和处理器,
- [0021] 其中,加速度传感器用于监测轴承运转过程中的振动信号并将其传送至处理器;计算机可读存储介质存储有计算机程序,所述计算机程序被处理器执行时实现上述轴承健康评估与故障诊断方法。
- [0022] 与现有技术相比,本发明的有益效果是:
- [0023] (1) 本发明在机械运行中对滚动轴承振动信号进行故障检测,进而对其健康状况进行评估,无需大量先知数据,可进行滚动轴承状态实时监测;通过对滚动轴承振动信号进行在线实时分析,可以精确检测和识别滚动轴承故障,对滚动轴承进行全生命周期的健康评估;
- [0024] (2) 本发明的故障诊断结合SVM进行分类,无需人为经验干预,提高故障诊断准确度。

附图说明

- [0025] 构成本申请的一部分的说明书附图用来提供对本申请的进一步理解,本申请的示意性实施例及其说明用于解释本申请,并不构成对本申请的不当限定。
- [0026] 图1为本发明的流程图;
- [0027] 图2为本发明的图建模过程图;
- [0028] 图3为滚动轴承振动信号时域图;
- [0029] 图4为本发明的故障检测结果图;
- [0030] 图5为本发明的滚动轴承故障类型诊断结果图。

具体实施方式

- [0031] 应该指出,以下详细说明都是例示性的,旨在对本申请提供进一步的说明。除非另有指明,本文使用的所有技术和科学术语具有与本申请所属技术领域的普通技术人员通常理解的相同含义。
- [0032] martingale-test为鞅测试。
- [0033] SVM(Support Vector Machine)指的是支持向量机,是常见的一种判别方法。
- [0034] 需要注意的是,这里所使用的术语仅是为了描述具体实施方式,而非意图限制根据本申请的示例性实施方式。如在这里所使用的,除非上下文另外明确指出,否则单数形式也意图包括复数形式,此外,还应当理解的是,当在本说明书中使用术语“包含”和/或“包括”时,其指明存在特征、步骤、操作、器件、组件和/或它们的组合。
- [0035] 正如背景技术所介绍的,现有技术中存在需要大量先知数据或者过多人为经验干预来保证监测效果的不足,为了解决如上的技术问题,本申请提出了滚动轴承健康评估与

故障诊断及监测系统。

[0036] 本申请的一种典型的实施方式中,如图1-图5所示,提供了一种滚动轴承健康评估与故障诊断方法,

[0037] (1) 获取轴承的振动信号,对振动信号进行处理得到频谱图:

[0038] (1-1) 选取窗函数,一般选用矩形窗或汉宁窗,对振动信号进行截取;

[0039] (1-2) 对窗口内振动信号进行傅里叶变换得到频谱图。

[0040] 随着时间移动窗口得到信号的时频谱;将每一个窗口的频谱图记为 P_t ,其中, t 表示时间。

[0041] (2) 对频谱图建立图模型:

[0042] 针对每个窗口所提取的频谱图 P_t 进行图结构建模,如图2所示。

[0043] 具体步骤为:

[0044] (2-1) 选取频率区间,将其划分为等长度的频率段,计算每一个频率段的能量;

[0045] (2-2) 将每个频率段作为图结构顶点,两个频率段之间的连线作为图结构的加权边,计算各频率段能量的差值作为加权边的权重 $d_{i,j}$,其中 i,j 为顶点中的任意两点;

[0046] (2-3) 将权重 $d_{i,j}$ 作为矩阵中第 i 行、第 j 列的数值,从而将图结构转化为一个 $N*N$ 的邻接矩阵,其中, N 为频率段个数。

[0047] (3) 故障检测:

[0048] (3-1) 对邻接矩阵 X_t 进行对角化分解,公式为:

$$\begin{aligned} [0049] \quad X_t &= \Gamma Y_t \Gamma^{-1} \\ [0050] \quad &= \Gamma (\text{diag}(Y_t)) \Gamma^{-1} + \Gamma (\text{non-diag}(Y_t)) \Gamma^{-1} \quad (1) \end{aligned}$$

[0051] 其中,非对角阵 $\text{non-diag}(Y_t)$ 用来计算异常度 s_t ,公式为:

$$[0052] \quad Z_t = \|\text{non-diag}(Y_t)\|_f \quad (2)$$

$$[0053] \quad s_t = s(\{z_1, z_2, \dots, z_{t-1}\}, z_t) = \left\| Z_t - \frac{1}{t-1} \sum_{i=1}^{t-1} Z_i \right\| \quad (3)$$

[0054] (3-2) 通过martingale-test对邻接矩阵的异常度进行决策,其公式为:

$$[0055] \quad \hat{p}_i(\{s_1, \dots, s_{i-1}\}, s_i) = \frac{\#\{j: s(j) > s(i)\} + \theta_i \#\{j: s(j) = s(i)\}}{i} \quad (4)$$

$$[0056] \quad M(t) = \prod_{i=1}^t (\psi \hat{p}_i^{\epsilon-1}) \quad (5)$$

[0057] 其中, $\psi \in (0, 1)$, $\#\{\cdot\}$ 为计数函数, θ_i 为0到1均匀分布的随机值, $j \in \{1, 2, \dots, i-1\}$ 。

[0058] (3-3) 设定阈值 λ 进行假设检验,如图4所示;

[0059] H_0 : 无异常: $M(t) < \lambda$

[0060] H_A : 出现异常: $M(t) > \lambda$

[0061] (4) 故障诊断:

[0062] (4-1) 若轴承信号正常,将当前时刻的图模型与之前时刻的图模型平均值作为新的图模型,并进行下一时刻数据的故障检测;

[0063] (4-2) 若轴承信号发生故障则进行报警,进行故障诊断。

[0064] 选取不同故障类型(内圈故障、外圈故障和滚动体故障)的故障信号,通过熵值法确定其图模型邻接矩阵的每一行的权重,以每一行的权重为特征向量输入SVM进行训练。

[0065] 熵值法确定权重步骤如下:

[0066] ①计算第j列下第i项占该指标的比重:

$$[0067] \quad p_{ij} = \frac{d_{ij}}{\sum_{i=1}^n d_{ij}} \quad i=1, \dots, n \quad j=1, \dots, m \quad (6)$$

[0068] ②计算第j列的熵值:

$$[0069] \quad e_j = -k \sum_{i=1}^n p_{ij} \ln(p_{ij}) \quad (7)$$

[0070] ③计算信息熵冗余度:

$$[0071] \quad h_j = 1 - e_j \quad (8)$$

[0072] ④计算各项指标的权值:

$$[0073] \quad w_j = \frac{h_j}{\sum_{j=1}^m h_j} \quad (9)$$

[0074] ⑤计算各行的权重:

$$[0075] \quad Q_i = \sum_{j=1}^m w_j \cdot p_{ij} \quad (10)$$

[0076] (4-3) 计算故障时刻图模型邻接矩阵每一行的权重,将其输入SVM中进行故障诊断,如图5所示。

[0077] 本申请的另一种实施方式中,提供了一种滚动轴承健康评估与故障诊断的监测系统,包括加速度传感器、计算机可读存储介质和处理器。

[0078] 其中,加速度传感器用于监测滚动轴承运转过程中的振动信号并将其传送至处理器;

[0079] 计算机可读存储介质存储有计算机程序,所述计算机程序被处理器执行时实现上述实施方式中轴承健康评估与故障诊断方法。

[0080] 以上所述仅为本申请的优选实施例而已,并不用于限制本申请,对于本领域的技术人员来说,本申请可以有各种更改和变化。凡在本申请的精神和原则之内,所作的任何修改、等同替换、改进等,均应包含在本申请的保护范围之内。

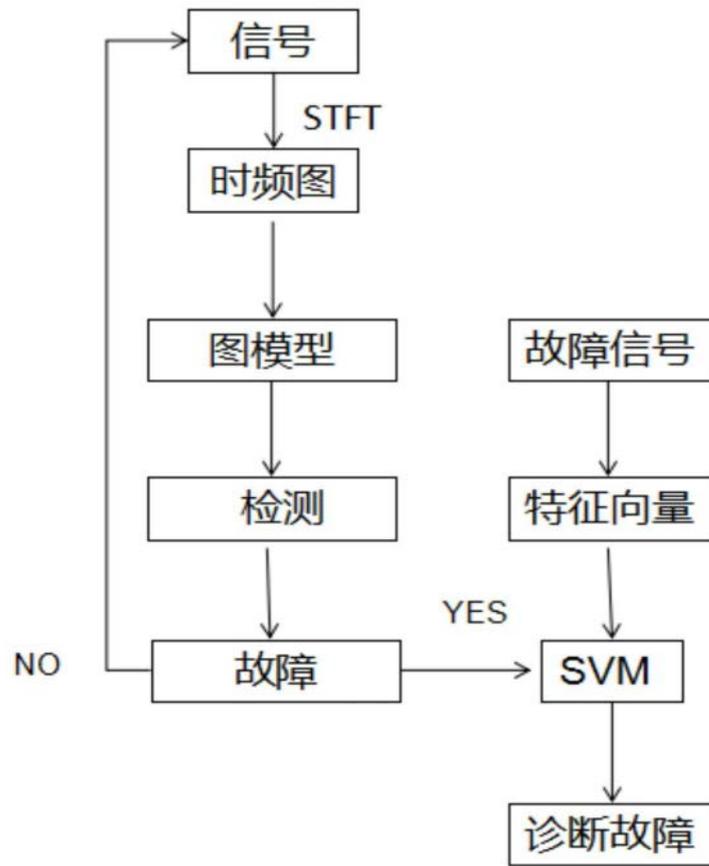


图1

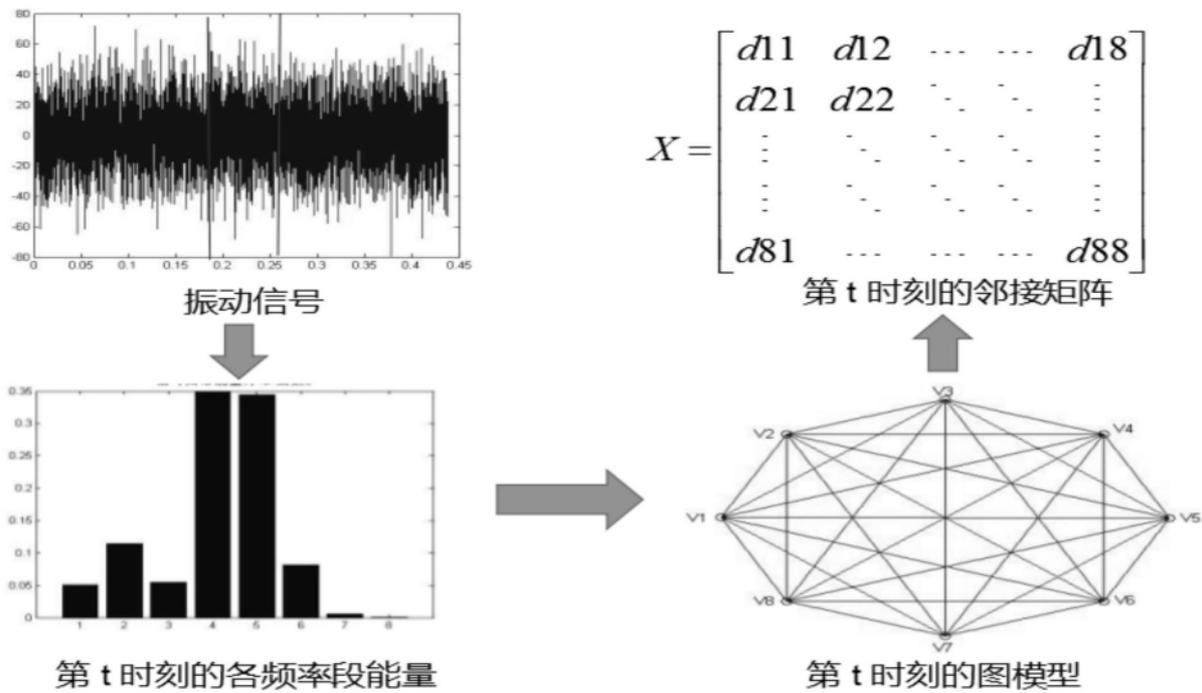


图2

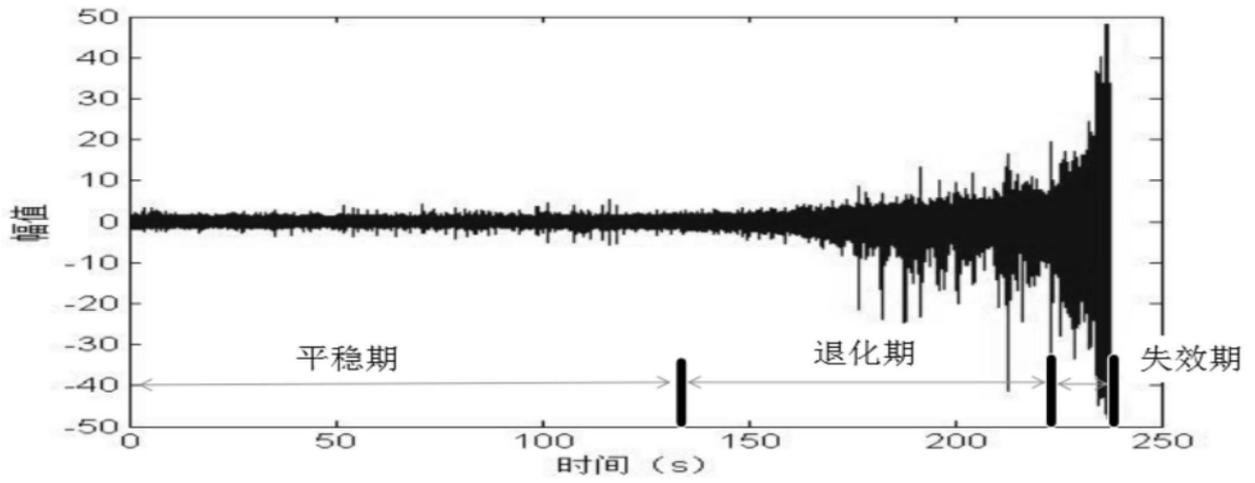


图3

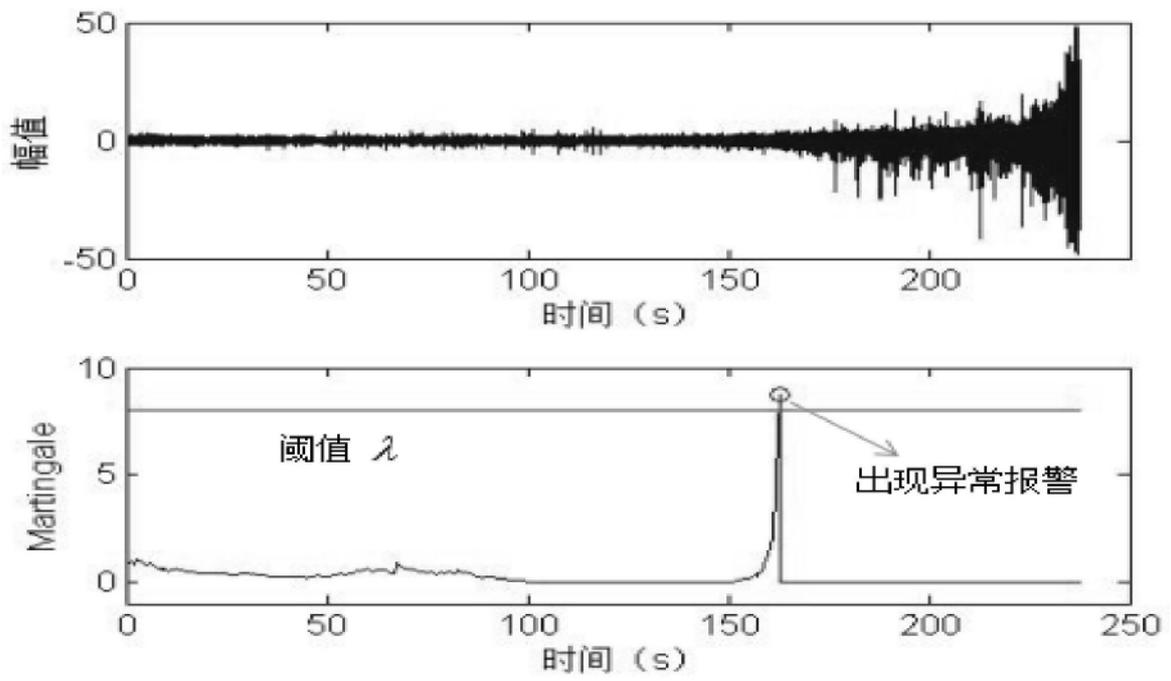


图4

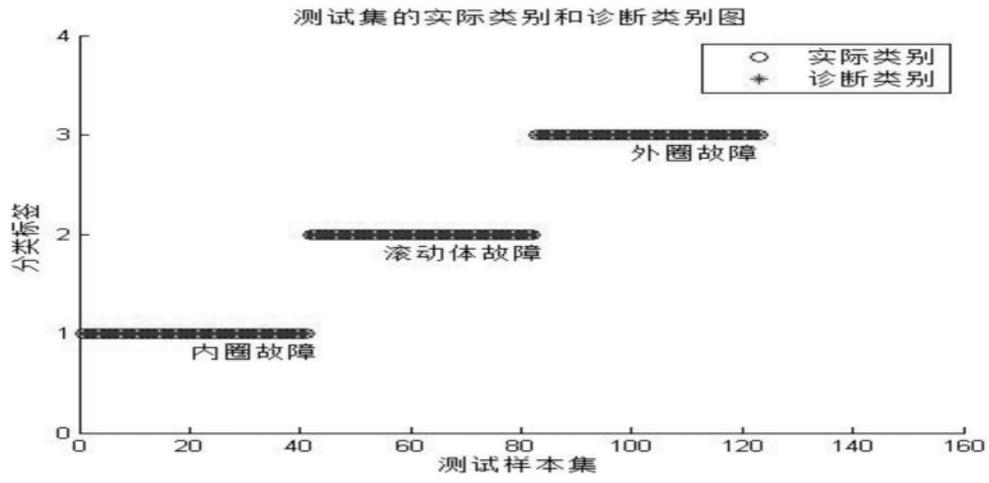


图5