



(12) 发明专利

(10) 授权公告号 CN 115855509 B

(45) 授权公告日 2023.06.16

(21) 申请号 202310167675.4

G06F 18/24 (2023.01)

(22) 申请日 2023.02.27

G06F 18/2415 (2023.01)

(65) 同一申请的已公布的文献号

G06N 7/01 (2023.01)

申请公布号 CN 115855509 A

审查员 孔芳芳

(43) 申请公布日 2023.03.28

(73) 专利权人 香港理工大学深圳研究院

地址 518057 广东省深圳市南山区粤海街道高新技术产业园南区粤兴一道18号  
香港理工大学产学研大楼205室

(72) 发明人 魏元昊 王友武 倪一清 郑有梁

(74) 专利代理机构 深圳市君胜知识产权代理事

务所(普通合伙) 44268

专利代理师 谢松

(51) Int. Cl.

G01M 13/045 (2019.01)

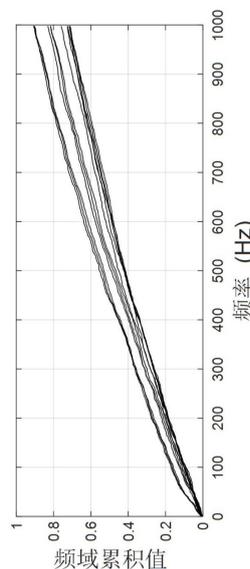
权利要求书2页 说明书7页 附图7页

(54) 发明名称

一种数据驱动的车辆轴承故障诊断方法

(57) 摘要

本发明公开了一种数据驱动的车辆轴承故障诊断方法,包括步骤:获取待测轴承的声学信号;根据所述声学信号,确定频域累积值;基于非参数概率回归模型,根据所述频域累积值,确定归一化对数贝叶斯因子;其中,所述非参数概率回归模型是基于相关向量机和无损轴承的声学信号建立的;根据所述归一化对数贝叶斯因子,确定所述待测轴承的诊断结果。本发明诊断方法通过相关向量机建立关于累积频域值的数据驱动稀疏模型,模型简单,计算快速,可以实时监控轴承健康状态。频域累积值被首次提出用于建模,机制简单,效果直接明显。



1. 一种数据驱动的车辆轴承故障诊断方法,其特征在于,包括步骤:

获取待测轴承的声学信号;

根据所述声学信号,确定频域累积值;

基于非参数概率回归模型,根据所述频域累积值,确定归一化对数贝叶斯因子;其中,所述非参数概率回归模型是基于相关向量机和无损轴承的声学信号建立的;

根据所述归一化对数贝叶斯因子,确定所述待测轴承的诊断结果;

所述非参数概率回归模型包括:健康假设的分布模型和损伤假设的分布模型,并采用如下步骤建立得到:

获取若干个无损轴承的声学信号;

根据所述无损轴承的声学信号,确定所述无损轴承的频域累积值;

基于相关向量机,根据若干个所述无损轴承的频域累积值,确定健康假设的分布模型;

根据所述健康假设的分布模型,确定损伤假设的分布模型;

所述健康假设的分布模型为:

$$H_0 \sim N(\mu, \xi),$$

所述损伤假设的分布模型为:

$$H_1 \sim N(\mu + p, \xi),$$

其中, $H_0$ 表示健康假设, $N(\cdot)$ 表示正态分布, $\mu$ 表示无损轴承的频域累积值的均值, $\xi$ 表示无损轴承的频域累积值的标准差, $H_1$ 表示损伤假设, $p$ 表示偏移因子,所述偏移因子根据所述无损轴承的频域累积值的标准差确定。

2. 根据权利要求1所述的数据驱动的车辆轴承故障诊断方法,其特征在于,所述根据所述声学信号,确定频域累积值,包括:

将所述声学信号进行傅里叶变换,得到所述声学信号的频域值;

根据所述频域值,确定频域累积值。

3. 根据权利要求2所述的数据驱动的车辆轴承故障诊断方法,其特征在于,所述频域累积值为:

$$y_p = \sum_{i=1}^n A_i,$$

其中, $y_p$ 表示 $n$ 个频率点的频域累积值, $A_i$ 表示声学信号中第 $i$ 个频率点的频域幅值, $\Sigma$ 表示求和。

4. 根据权利要求1-3任意一项所述的数据驱动的车辆轴承故障诊断方法,其特征在于,所述归一化对数贝叶斯因子为:

$$NBF = \frac{1}{N} \left( \tau_1^T \xi^{-1} \tau_1 - \tau_0^T \xi^{-1} \tau_0 \right),$$

$$\tau_0 = y_p - \mu,$$

$$\tau_1 = y_p - (\mu + p),$$

其中, $NBF$ 表示归一化对数贝叶斯因子, $N$ 表示频率数据点的数量, $T$ 表示向量的转

置,  $\tau_0$  表示频域累积值  $Y_p$  与无损轴承的频域累积值的均值  $\mu$  之间的差值,  $\tau_1$  表示频域累积值  $Y_p$  减去无损轴承的频域累积值的均值  $\mu$  及偏移因子  $p$  的差值。

5. 根据权利要求1所述的数据驱动的车辆轴承故障诊断方法, 其特征在于, 所述诊断结果包括: 健康状态和损伤状态; 所述根据所述归一化对数贝叶斯因子, 确定所述待测轴承的诊断结果, 包括:

当所述归一化对数贝叶斯因子为正值, 所述待测轴承为健康状态;

当所述归一化对数贝叶斯因子为负值, 所述待测轴承为损伤状态。

6. 一种数据驱动的车辆轴承故障诊断系统, 其特征在于, 包括:

获取模块, 用于获取待测轴承的声学信号;

频域累积模块, 用于根据所述声学信号, 确定频域累积值;

因子模块, 用于基于非参数概率回归模型, 根据所述频域累积值, 确定归一化对数贝叶斯因子;

诊断模块, 用于根据所述归一化对数贝叶斯因子, 确定所述待测轴承的诊断结果;

所述非参数概率回归模型包括: 健康假设的分布模型和损伤假设的分布模型, 并采用如下步骤建立得到:

获取若干个无损轴承的声学信号;

根据所述无损轴承的声学信号, 确定所述无损轴承的频域累积值;

基于相关向量机, 根据若干个所述无损轴承的频域累积值, 确定健康假设的分布模型;

根据所述健康假设的分布模型, 确定损伤假设的分布模型;

所述健康假设的分布模型为:

$$H_0 \sim N(\mu, \xi),$$

所述损伤假设的分布模型为:

$$H_1 \sim N(\mu + p, \xi),$$

其中,  $H_0$  表示健康假设,  $N(\cdot)$  表示正态分布,  $\mu$  表示无损轴承的频域累积值的均值,  $\xi$  表示无损轴承的频域累积值的标准差,  $H_1$  表示损伤假设,  $p$  表示偏移因子, 所述偏移因子根据所述无损轴承的频域累积值的标准差确定。

7. 一种计算机设备, 包括存储器和处理器, 所述存储器存储有计算机程序, 其特征在于, 所述处理器执行所述计算机程序时实现权利要求1至5中任一项所述方法的步骤。

8. 一种计算机可读存储介质, 其上存储有计算机程序, 其特征在于, 所述计算机程序被处理器执行时实现权利要求1至5中任一项所述的方法的步骤。

## 一种数据驱动的列车轴承故障诊断方法

### 技术领域

[0001] 本发明涉及故障诊断技术领域,尤其涉及的是一种数据驱动的列车轴承故障诊断方法。

### 背景技术

[0002] 由于速度远远快于一般列车,需要以更高的标准要求高速铁路的安全性。滚动轴承作为高速铁路列车的关键构件,对列车的安全运行起着至关重要的作用。作为支撑机械旋转体的重要零部件,是极其易于发生故障的部位。受限于各种列车的安装和运行条件,无法在有轴承部件的各个部位都安装加速度或传感器,现有技术中难以对列车轴承进行故障诊断。

[0003] 因此,现有技术还有待于改进和发展。

### 发明内容

[0004] 本发明要解决的技术问题在于,针对现有技术的上述缺陷,提供一种数据驱动的列车轴承故障诊断方法,旨在解决现有技术中对列车轴承进行故障诊断难度较大的问题。

[0005] 本发明解决技术问题所采用的技术方案如下:

[0006] 一种数据驱动的列车轴承故障诊断方法,其中,包括步骤:

[0007] 获取待测轴承的声学信号;

[0008] 根据所述声学信号,确定频域累积值;

[0009] 基于非参数概率回归模型,根据所述频域累积值,确定归一化对数贝叶斯因子;其中,所述非参数概率回归模型是基于相关向量机和无损轴承的声学信号建立的;

[0010] 根据所述归一化对数贝叶斯因子,确定所述待测轴承的诊断结果。

[0011] 所述的数据驱动的列车轴承故障诊断方法,其中,所述根据所述声学信号,确定频域累积值,包括:

[0012] 将所述声学信号进行傅里叶变换,得到所述声学信号的频域值;

[0013] 根据所述频域值,确定频域累积值。

[0014] 所述的数据驱动的列车轴承故障诊断方法,其中,所述频域累积值为:

$$[0015] \quad y_p = \sum_{i=1}^n A_i,$$

[0016] 其中, $y_p$ 表示 $n$ 个频率点的频域累积值, $A_i$ 表示声学信号中第 $i$ 个频率点的频域幅值, $\Sigma$ 表示求和。

[0017] 所述的数据驱动的列车轴承故障诊断方法,其中,所述非参数概率回归模型包括:健康假设的分布模型和损伤假设的分布模型,并采用如下步骤建立得到:

[0018] 获取若干个无损轴承的声学信号;

[0019] 根据所述无损轴承的声学信号,确定所述无损轴承的频域累积值;

[0020] 基于相关向量机,根据若干个所述无损轴承的频域累积值,确定健康假设的分布

模型；

[0021] 根据所述健康假设的分布模型，确定损伤假设的分布模型。

[0022] 所述的数据驱动的车辆轴承故障诊断方法，其中，所述健康假设的分布模型为：

$$[0023] \quad H_0 \sim N(\mu, \xi),$$

[0024] 所述损伤假设的分布模型为：

$$[0025] \quad H_1 \sim N(\mu + p, \xi),$$

[0026] 其中， $H_0$  表示健康假设， $N(\cdot)$  表示正态分布， $\mu$  表示无损轴承的频域累积值的均值， $\xi$  表示无损轴承的频域累积值的标准差， $H_1$  表示损伤假设， $p$  表示偏移因子，所述偏移因子根据所述无损轴承的频域累积值的标准差确定。

[0027] 所述的数据驱动的车辆轴承故障诊断方法，其中，所述归一化对数贝叶斯因子为：

$$[0028] \quad NBF = \frac{1}{N} \left( \tau_1^T \xi^{-1} \tau_1 - \tau_0^T \xi^{-1} \tau_0 \right),$$

$$[0029] \quad \tau_0 = y_p - \mu,$$

$$[0030] \quad \tau_1 = y_p - (\mu + p),$$

[0031] 其中， $NBF$  表示归一化对数贝叶斯因子， $N$  表示频率数据点的数量， $T$  表示向量的转置， $\tau_1$  表示频域累积值  $y_p$  与无损轴承的频域累积值的均值  $\mu$  之间的差值，表示频域累积值  $y_p$  与无损轴承的频域累积值的均值  $\mu$ 、偏移因子  $p$  之间的差值。

[0032] 所述的数据驱动的车辆轴承故障诊断方法，其中，所述诊断结果包括：健康状态和损伤状态；所述根据所述归一化对数贝叶斯因子，确定所述待测轴承的诊断结果，包括：

[0033] 当所述归一化对数贝叶斯因子为正值，所述待测轴承为健康状态；

[0034] 当所述归一化对数贝叶斯因子为负值，所述待测轴承为损伤状态。

[0035] 一种数据驱动的车辆轴承故障诊断系统，其中，包括：

[0036] 获取模块，用于获取待测轴承的声学信号；

[0037] 频域累积模块，用于根据所述声学信号，确定频域累积值；

[0038] 因子模块，用于基于非参数概率回归模型，根据所述频域累积值，确定归一化对数贝叶斯因子；

[0039] 诊断模块，用于根据所述归一化对数贝叶斯因子，确定所述待测轴承的诊断结果。

[0040] 一种计算机设备，包括存储器和处理器，所述存储器存储有计算机程序，其中，所述处理器执行所述计算机程序时实现如上任一项所述方法的步骤。

[0041] 一种计算机可读存储介质，其上存储有计算机程序，其中，所述计算机程序被处理器执行时实现如上任一项所述的方法的步骤。

[0042] 有益效果：本发明诊断方法通过相关向量机建立关于累积频域值的数据驱动稀疏模型，模型简单，计算快速，可以实时监控轴承健康状态。频域累积值被首次提出用于建模，机制简单，效果直接明显。

## 附图说明

- [0043] 图1是本发明实施例中麦克风采集轴承的声学信号的时程图。  
 [0044] 图2是本发明实施例中预处理后的声学信号的时域图。  
 [0045] 图3是本发明实施例中预处理后的声学信号的频域图。  
 [0046] 图4是本发明实施例中多个频域累积值样本集合图。  
 [0047] 图5是本发明实施例中相关向量机模型。  
 [0048] 图6是本发明实施例中健康状态下轴承的归一化贝叶斯因子图。  
 [0049] 图7是本发明实施例中损伤状态下轴承的归一化贝叶斯因子图。

## 具体实施方式

[0050] 为使本发明的目的、技术方案及优点更加清楚、明确,以下参照附图并举实施例对本发明进一步详细说明。应当理解,此处所描述的具体实施例仅仅用以解释本发明,并不用于限定本发明。

[0051] 请同时参阅图1-图7,本发明提供了一种数据驱动的列车轴承故障诊断方法的一些实施例。

[0052] 本发明实施例的数据驱动的列车轴承故障诊断方法,包括以下步骤:

[0053] 步骤S100、获取待测轴承的声学信号。

[0054] 具体地,通过麦克风采集的待测轴承的原始声学信号如图1所示。因采集的原始声学信号包含许多跟轴承无关的噪声成分,因此有必要先对原始声学信号进行预处理,常见轴承预处理方法例如自回归模型获得如轴或者齿轮等离散信号,从原始信号中剔除离散信号作为预处理第一步,第二步进行包络分析预处理,经包络分析预处理后虽可初步进行故障诊断,但需观察包络频谱和故障频率是否匹配,并在某些工况下故障诊断直观度不明显,并且无法量化轴承损伤程度。经过对待测轴承的原始声学信号进行预处理,得到待测轴承的声学信号,具体如图2所示。

[0055] 步骤S200、根据所述声学信号,确定频域累积值。

[0056] 具体地,根据待测轴承的声学信号,确定待测轴承的频域累积值,声学信号的频域幅值走势起伏大,平滑性差,难于直接建模。为此,将声学信号转化为频域累积值,增加数据走势的一致性。频域累积值变为单调递增的曲线,易于建模。

[0057] 步骤S200具体包括:

[0058] 步骤S210、将所述声学信号进行傅里叶变换,得到所述声学信号的频域值。

[0059] 步骤S220、根据所述频域值,确定频域累积值。

[0060] 具体地,先采用傅里叶变换,将待测轴承的声学信号变换成声学信号的频域值。然后根据频域值,得到频域累积值。如图3所示,经过傅里叶变换后,得到声学信号的频域值,频率点的范围为0-1000Hz。对所有频率点的振幅进行累积,得到频域累积值。如图4所示,随着频率点的频率的增加,频域累积值逐渐增加,由于频域累积值变为单调递增的曲线,易于建模。

[0061] 所述频域累积值为:

[0062] 
$$y_p = \sum_{i=1}^n A_i,$$

[0063] 其中,  $\mathcal{Y}_p$  表示  $n$  个频率点的频域累积值,  $A_i$  表示声学信号中第  $i$  个频率点的频域幅值,  $\Sigma$  表示求和。

[0064] 步骤S300、基于非参数概率回归模型,根据所述频域累积值,确定归一化对数贝叶斯因子;其中,所述非参数概率回归模型是基于相关向量机和无损轴承的声学信号建立的。

[0065] 具体地,通过无损轴承的声学信号建立非参数概率回归模型,并基于非参数概率回归模型,根据待测轴承的频域累积值,得到待测轴承的归一化对数贝叶斯因子。

[0066] 所述归一化对数贝叶斯因子为:

$$[0067] \quad NBF = \frac{1}{N} \left( \tau_1^T \xi^{-1} \tau_1 - \tau_0^T \xi^{-1} \tau_0 \right),$$

$$[0068] \quad \tau_0 = \mathcal{Y}_p - \mu,$$

$$[0069] \quad \tau_1 = \mathcal{Y}_p - (\mu + p),$$

[0070] 其中,  $NBF$  表示归一化对数贝叶斯因子,  $N$  表示频率数据点的数量,  $T$  表示向量的转置,  $\xi$  表示无损轴承的频域累积值的标准差,  $\tau_1$  表示频域累积值  $\mathcal{Y}_p$  与无损轴承的频域累积值的均值  $\mu$  之间的差值,表示频域累积值  $\mathcal{Y}_p$  与无损轴承的频域累积值的均值  $\mu$ 、偏移因子  $p$  之间的差值。由于非参数概率回归模型是基于相关向量机建立的,因此,仅有少量频率数据点会被推导为相关向量,从而使模型表达十分简化,在计算归一化对数贝叶斯因子也更简单。

[0071] 建立非参数概率回归模型后,可以得到无损轴承的频域累积值的均值  $\mu$ 、偏移因子  $p$  以及无损轴承的频域累积值的标准差  $\xi$ ,然后可以计算归一化对数贝叶斯因子。

[0072] 步骤S400、根据所述归一化对数贝叶斯因子,确定所述待测轴承的诊断结果。

[0073] 具体地,得到归一化对数贝叶斯因子后,根据归一化对数贝叶斯因子判断待测轴承的状态,得出诊断结果。诊断结果包括:健康状态和损伤状态;待测轴承处于健康状态时,表明待测轴承没有损坏;待测轴承处于损伤状态时,表明待测轴承已损坏,而且,根据归一化对数贝叶斯因子的大小,可以量化待测轴承损坏的程度。

[0074] 步骤S400具体包括:

[0075] 步骤S410、当所述归一化对数贝叶斯因子为正值,所述待测轴承为健康状态。

[0076] 步骤S420、当所述归一化对数贝叶斯因子为负值,所述待测轴承为损伤状态。

[0077] 具体地,当归一化对数贝叶斯因子为正值时,待测轴承为健康状态;当归一化对数贝叶斯因子为负值时,待测轴承为损伤状态。

[0078] 所述非参数概率回归模型包括:健康假设的分布模型和损伤假设的分布模型,并采用如下步骤建立得到:

[0079] 步骤A100、获取若干个无损轴承的声学信号。

[0080] 步骤A200、根据所述无损轴承的声学信号,确定所述无损轴承的频域累积值。

[0081] 步骤A300、基于相关向量机,根据若干个所述无损轴承的频域累积值,确定健康假设的分布模型。

[0082] 步骤A400、根据所述健康假设的分布模型，确定损伤假设的分布模型。

[0083] 具体地，步骤A100、步骤A200分别与步骤S100、步骤S200相似，在步骤A100和步骤A200中通过麦克风采集无损轴承的原始声学信号，并进行预处理，得到无损轴承的声学信号。然后根据无损轴承的声学信号，确定无损轴承的频域累积值。具体将无损轴承的声学信号进行傅里叶变换，得到无损轴承的声学信号的频域值；根据无损轴承的声学信号的频域值，确定无损轴承的频域累积值。获取若干个无损轴承的声学信号，可以是同一个无损轴承的声学信号，也可以是不同无损轴承的声学信号。最后可以得到若干个无损轴承的频域累积值，如图4所示，得到多条单调递增的曲线样本，这些曲线代表了健康状态下频域累积值得走势，而频域累积值则包含了健康状态下轴承的频域信息。通过这些数据，可以抛开复杂的物理模型，而直接建立简单的数据模型。可以发现，同一状态下的频域累积值样本并非定值，而是服从一定的分布，因此需要将其视为随机变量并进行概率建模。

[0084] 选取相关向量机建立非参数概率模型，其优点是重复发挥数据模型的稀疏特质，模型参数简单，具有鲁棒性。在相关向量机框架下，上述频域累积值样本集合可以用以下数学模型表示：

$$[0085] \quad y = \sum_1^N w_i \phi(x, x_i) + \varepsilon = \mathbf{w}\Phi + \varepsilon,$$

[0086] 其中， $\mathbf{y}$ 代表样本集合回归模型的期望， $\phi(x, x_i)$ 则是以每个频率数据点 $x_i$ 为均值的径向基核函数：

$$[0087] \quad \phi(x, x_i) = \exp\left(\frac{\|x - x_i\|^2}{-r^2}\right),$$

[0088] 其中， $r$ 代表核宽度，为一种超参数。而 $w_i$ 代表每个核函数的权重。 $\varepsilon$ 代表噪音，用来表征模型的不确定度。通过相关向量机算法，大部分 $\phi(x, x_i)$ 的权重会趋近于零，从而被模型忽略，仅有少量数据点会被推导为相关向量，从而使模型表达十分简化。

$$\mathbf{w} = [w_1, w_2, \dots, w_i, \dots, w_N],$$

$$\Phi = [\phi(x, x_1), \phi(x, x_2), \dots, \phi(x, x_i), \dots, \phi(x, x_N)]^T, \text{ 其中, } T \text{ 表示转置。}$$

[0089] 图5展示了训练完成的相关向量机模型，可以发现，仅有6个数据点的核函数的权重不为零，从而使得模型的表达鲁棒而简洁。

[0090] 跟据实验显示，受损轴承声学信号的频域累积值会偏移无损状态建立的相关向量机模型，跟据这种偏移，可以判定轴承的异常。为了对偏移进行量化，我们采用了贝叶斯因子。假设轴承存在两个状态，即健康假设 $H_0$ 和损伤假设 $H_1$ 。健康假设的分布模型如图5所示，记为 $H_0 \sim N(\mu, \xi)$ 。而损伤假设 $H_1$ 的均值被设为健康假设的均值加上偏移因子 $p$ ，损伤假设的分布模型，记为 $H_1 \sim N(\mu + p, \xi)$ 。 $N(\cdot)$ 表示正态分布， $\mu$ 表示无损轴承的频域累积值的均值， $\xi$ 表示无损轴承的频域累积值的标准差，所述偏移因子根据所述

无损轴承的频域累积值的标准差确定。建议偏移因子定为健康模型标准差的三倍 ( $3\xi$ )，这也是模型95%置信区间的范围。

[0091] 当有未知健康状态的待测轴承的频域累积值后，可跟据贝叶斯因子判断其与健康状态回归模型的偏离程度，判断其是否出现异常和损伤。

$$[0092] \quad BF = \frac{P(y_p | H_0)}{P(y_p | H_1)} = \exp \left[ \frac{1}{2} \left( \tau_1^T \xi^{-1} \tau_1 - \tau_0^T \xi^{-1} \tau_0 \right) \right],$$

[0093] 其中， $\tau_0 = y_p - \mu$  且  $\tau_1 = y_p - (\mu + p)$ 。通过取对数，并除以每个  $y$  含有的数据点的数量  $N$ ，得到归一化对数贝叶斯因子：

$$[0094] \quad NBF = \frac{1}{N} \left( \tau_1^T \xi^{-1} \tau_1 - \tau_0^T \xi^{-1} \tau_0 \right),$$

[0095] 在取对数条件后，当归一化对数贝叶斯因子为正时，说明新数据更符合健康假设的分布，表示轴承状态正常，即处于健康状态；反之则说明新数据更符合损伤假设的分布，表示轴承状态异常，即处于损伤状态。当归一化对数贝叶斯因子为负时，归一化对数贝叶斯因子不同值代表不同的损伤程度，值越小，意味着采集自轴承的数据越偏离正常状态，也就意味着损伤越大。图6和图7分别展示了轴承健康和损伤情况，统计了数个声学信号转化的频域累积值所得的贝叶斯因子的取值，其中健康状态的10个样本皆不是用于建立模型的样本，而是新采集健康状态的样本。可以看出，健康状态下归一化贝叶斯因子取值为正，而损伤状态下的15个样本取值皆为负数。由此可以看出此方法在识别轴承损伤的潜力。

[0096] 相较于传统的基于加速度或其它传感器的方法，本发明诊断方法通过相关向量机建立关于累积频域值的数据驱动稀疏模型，模型简单，计算快速，可以实时监控轴承健康状态。频域累积值被首次提出用于建模，机制简单，效果直接明显。可以通过简单的麦克风收集声学信号，麦克风阵列可以跟据需要随时简易安装和拆除，其效率高，成本低，方便装卸。

[0097] 基于上述任意一实施例所述的数据驱动的列车轴承故障诊断方法，本发明还提供了一种数据驱动的列车轴承故障诊断系统的较佳实施例：

[0098] 本发明的数据驱动的列车轴承故障诊断系统，包括：

[0099] 获取模块，用于获取待测轴承的声学信号；

[0100] 频域累积模块，用于根据所述声学信号，确定频域累积值；

[0101] 因子模块，用于基于非参数概率回归模型，根据所述频域累积值，确定归一化对数贝叶斯因子；

[0102] 诊断模块，用于根据所述归一化对数贝叶斯因子，确定所述待测轴承的诊断结果。

[0103] 频域累积模块具体用于将所述声学信号进行傅里叶变换，得到所述声学信号的频域值；并根据所述频域值，确定频域累积值。

[0104] 诊断模块具体用于当所述归一化对数贝叶斯因子为正值，所述待测轴承为健康状态；当所述归一化对数贝叶斯因子为负值，所述待测轴承为损伤状态。

[0105] 基于上述任意一实施例所述的数据驱动的列车轴承故障诊断方法，本发明还提供了一种计算机设备的实施例：

[0106] 本发明的计算机设备,包括储器和处理器,所述存储器存储有计算机程序,所述处理器执行所述计算机程序时实现如上述任意一实施例所述方法的步骤。

[0107] 基于上述任意一实施例所述的数据驱动的列车轴承故障诊断方法,本发明还提供了一种计算机可读存储介质的实施例:

[0108] 本发明的计算机可读存储介质,其上存储有计算机程序,所述计算机程序被处理器执行时实现如上述任意一实施例所述方法的步骤。

[0109] 应当理解的是,本发明的应用不限于上述的举例,对本领域普通技术人员来说,可以根据上述说明加以改进或变换,所有这些改进和变换都应属于本发明所附权利要求的保护范围。

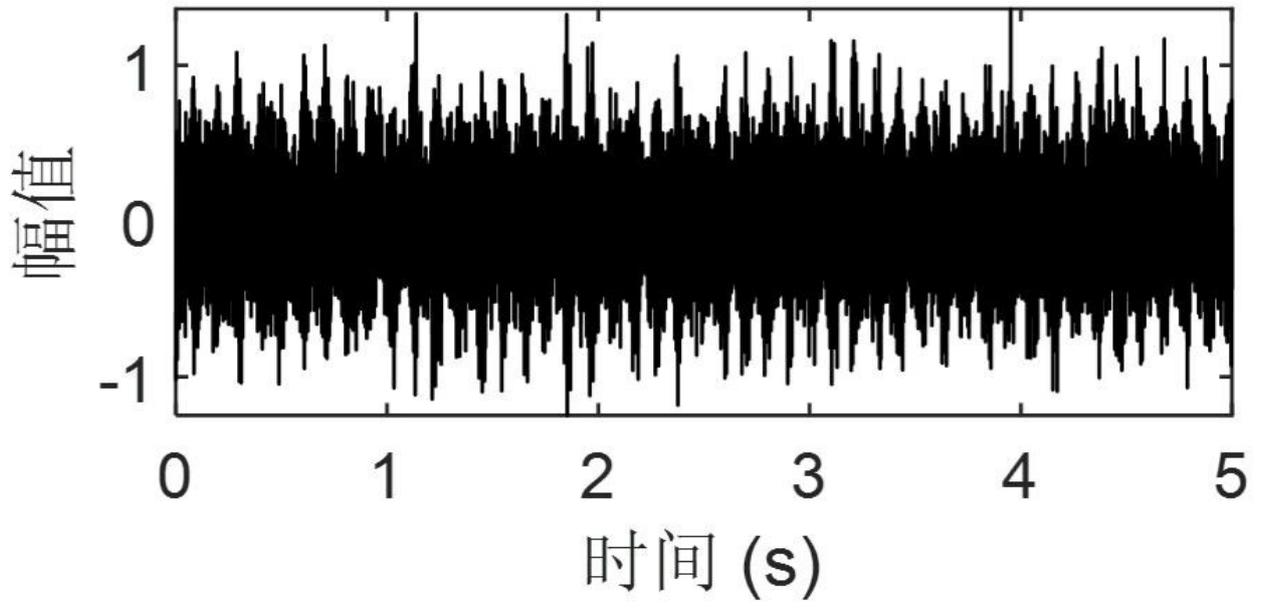


图 1

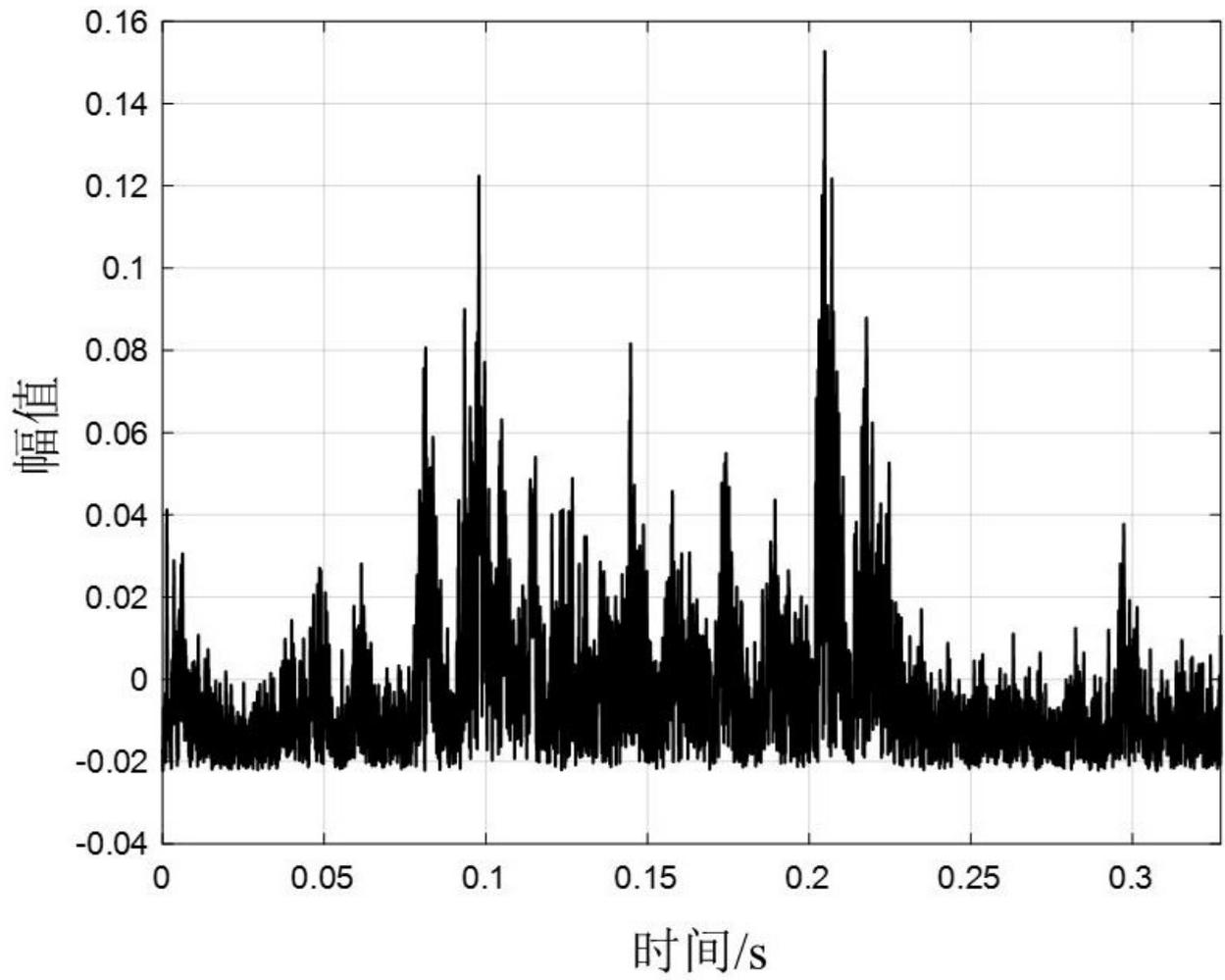


图 2

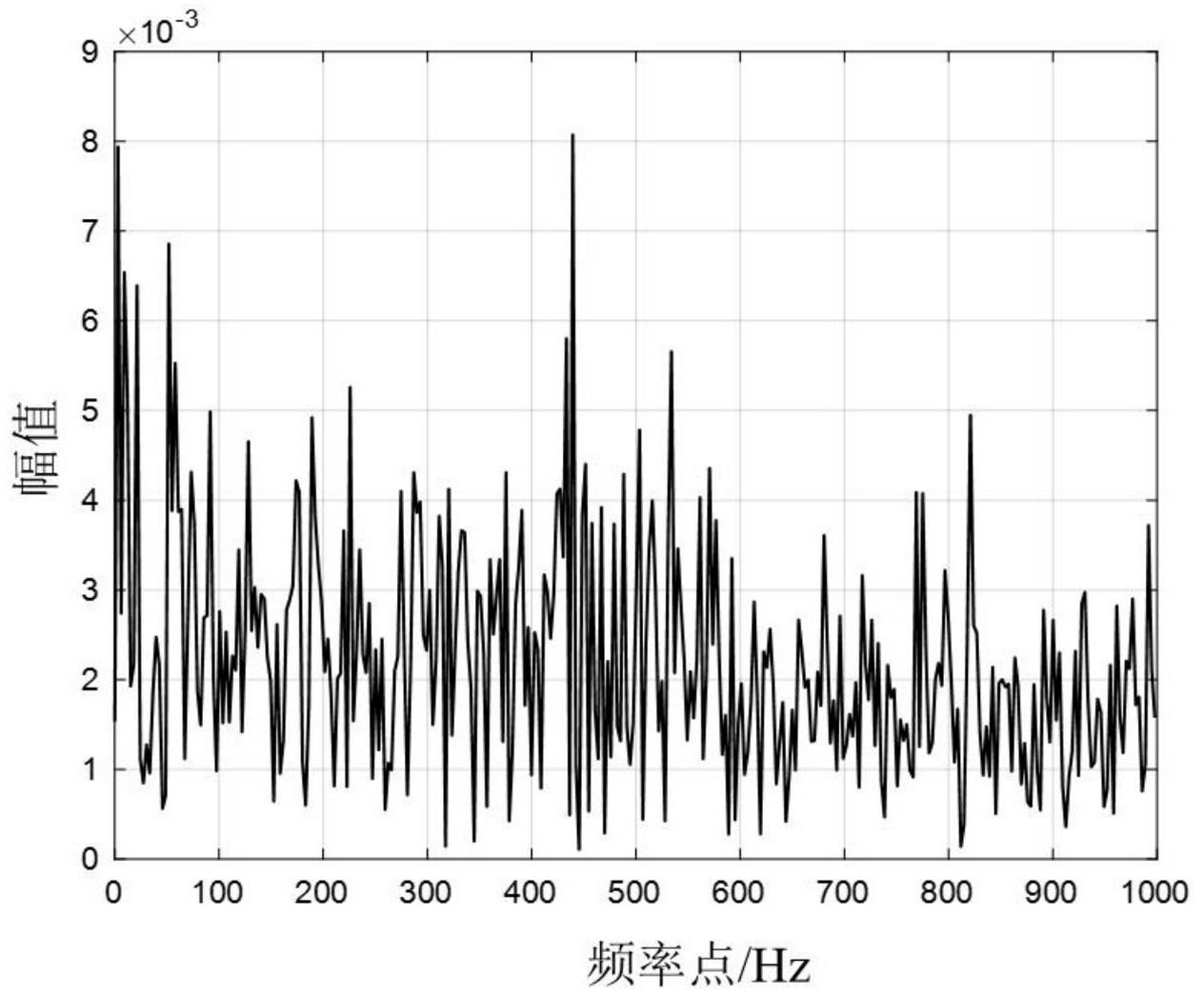


图 3

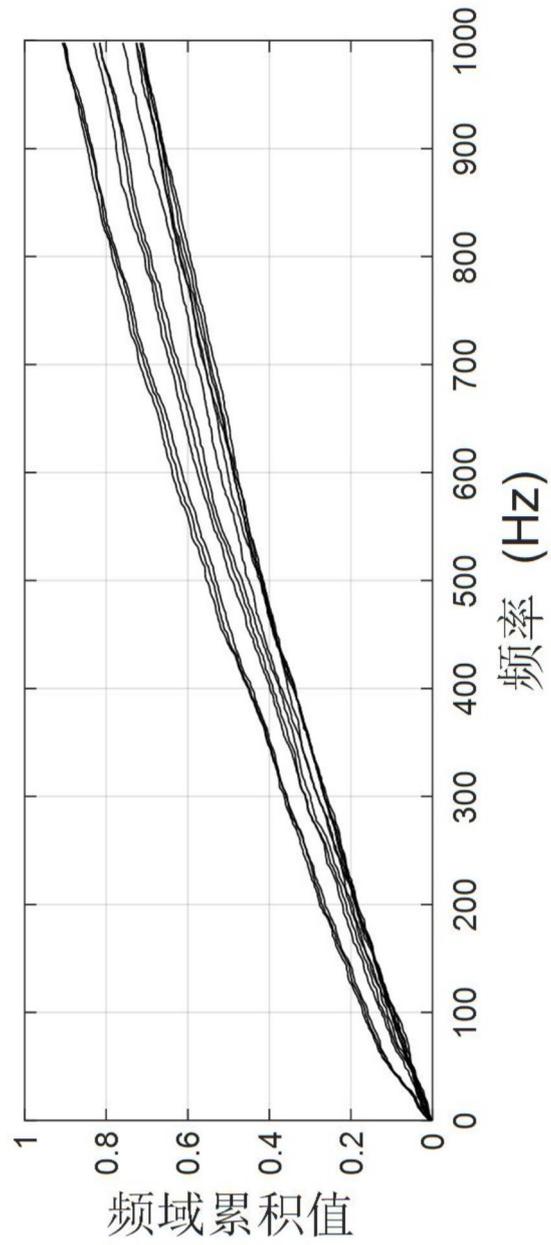


图 4

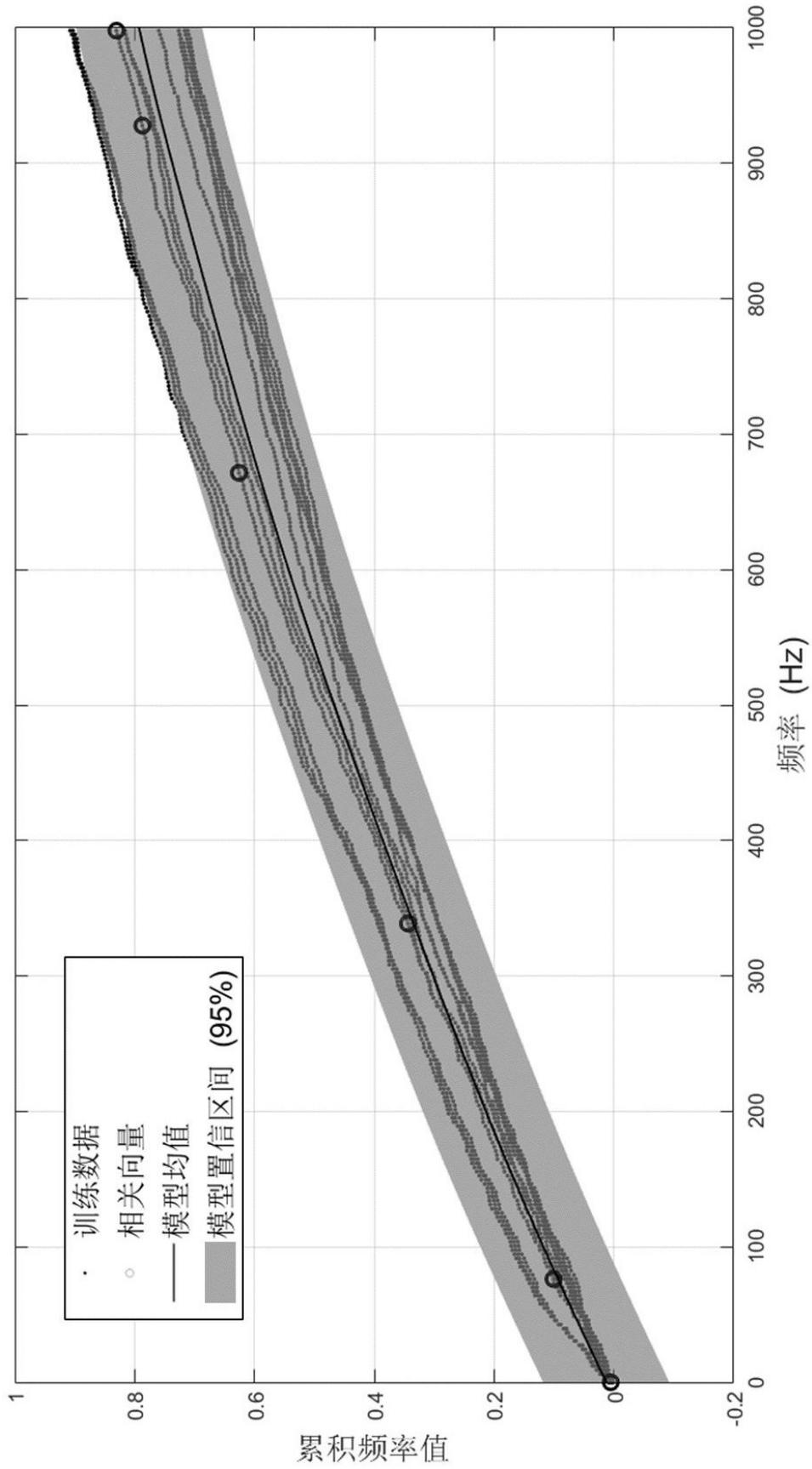


图 5

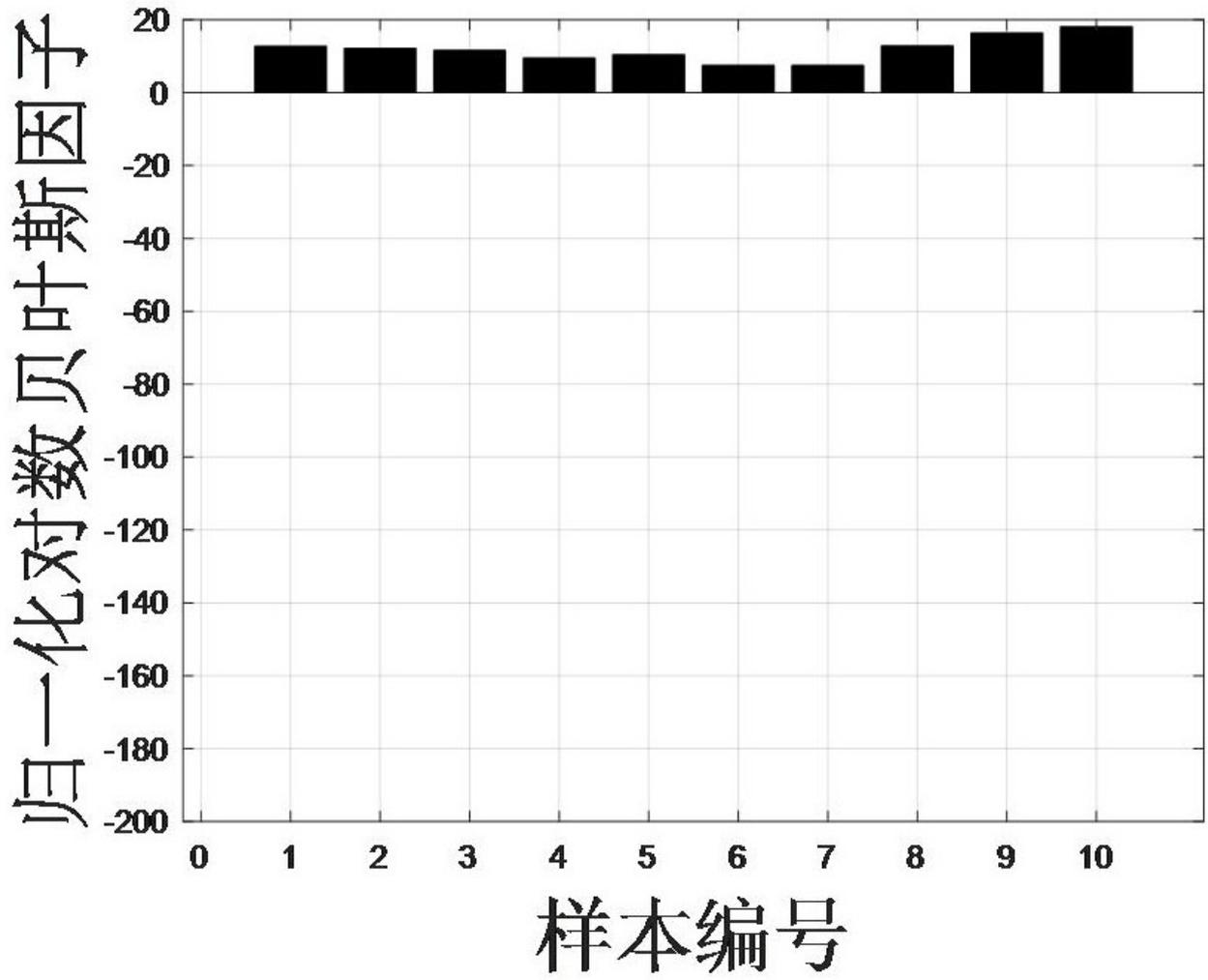


图 6

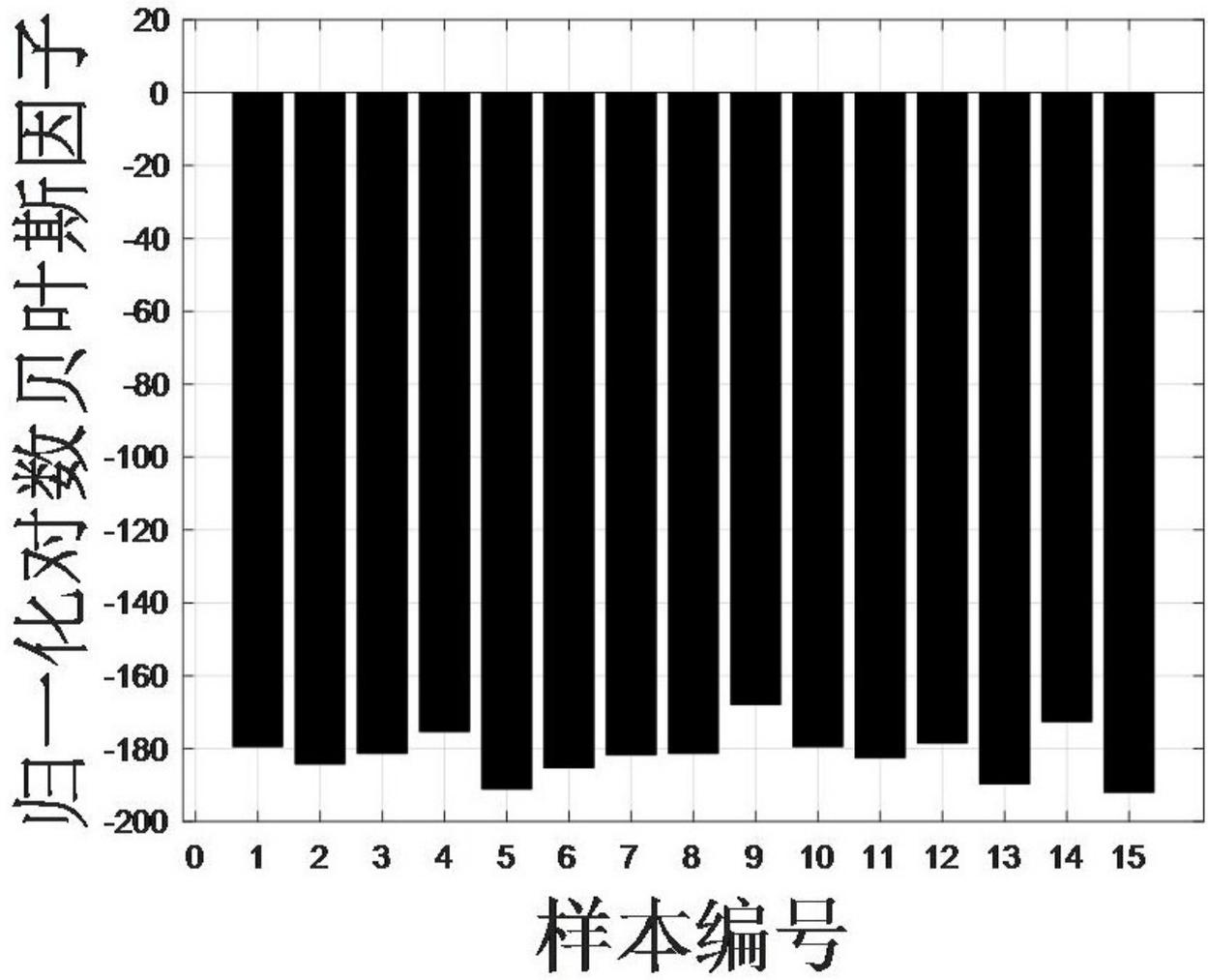


图 7