



(12)发明专利

(10)授权公告号 CN 109000930 B

(45)授权公告日 2020.06.16

(21)申请号 201810565712.6

(56)对比文件

(22)申请日 2018.06.04

US 2016370341 A1,2016.12.22,

EP 1258618 A2,2002.11.20,

(65)同一申请的已公布的文献号

申请公布号 CN 109000930 A

审查员 秦鲲

(43)申请公布日 2018.12.14

(73)专利权人 哈尔滨工业大学

地址 150001 黑龙江省哈尔滨市南岗区西
大直街92号

(72)发明人 赵光权 王少军 刘小勇 刘月峰

姜泽东 高永成 胡聪 彭喜元

(74)专利代理机构 哈尔滨市松花江专利商标事

务所 23109

代理人 杨立超

(51)Int.Cl.

G01M 15/14(2006.01)

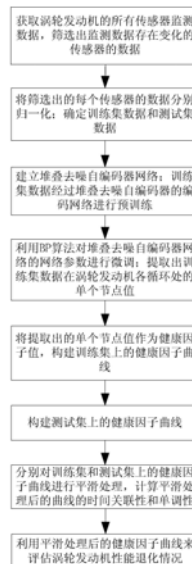
权利要求书4页 说明书9页 附图7页

(54)发明名称

一种基于堆叠去噪自编码器的涡轮发动机性能退化评估方法

(57)摘要

一种基于堆叠去噪自编码器的涡轮发动机性能退化评估方法,它用于发动机性能退化评估技术领域。本发明解决了传统多传感器数据选择需要依赖复杂信息评价准则,HI构建时提取退化特征需依赖大量信号处理技术及专家经验,有监督训练方式标签选择需依赖人工参与,方法通用性不足的问题。本发明的4个去噪自编码器构建堆叠去噪自编码器来对输入数据进行单个节点值提取,训练集数据对网络进行预训练后利用BP算法微调参数,将提取的单个节点值作为各循环处的健康因子值,并构建训练集的HI曲线;将测试集输入训练好的堆叠去噪自编码器得到各循环处的健康因子值,并构建HI曲线;分别对训练集和测试集的HI曲线平滑处理,对平滑处理后的HI曲线进行评价。



1. 一种基于堆叠去噪自编码器的涡轮增压发动机性能退化评估方法,其特征在于,该方法的具体步骤为:

步骤一、利用N个监控单元获取涡轮增压机的所有传感器监测数据;观察、并筛选出监测数据存在变化的传感器的数据 $x_k, k=1, 2, \dots, Q, Q$ 是监测数据存在变化的传感器个数;

步骤二、将步骤一筛选出的每个传感器的数据 x_k 分别归一化至 $[0, 1]$ 区间内;将筛选后的一部分监控单元的传感器数据作为训练集数据,另一部分监控单元的传感器数据作为测试集数据;

步骤三、建立由4个去噪自动编码器组成的堆叠去噪自编码器网络用于对训练集数据和测试集数据进行特征提取,其中,第一去噪自编码器和第二去噪自编码器构成堆叠去噪自编码器网络的编码网络,第三去噪自编码器和第四去噪自编码器构成堆叠去噪自编码器网络的解码网络;

将步骤二确定的训练集数据输入堆叠去噪自编码器网络的编码网络中,使训练集数据依次经过编码网络的第一去噪自编码器和第二去噪自编码器的无监督预训练,得到编码网络的第一去噪自编码器的编码参数 $\theta_1 = \{W_1, b_1\}$,第二去噪自编码器的编码参数 $\theta_2 = \{W_2, b_2\}$;

设置解码网络的第三去噪自编码器的编码权值 W_3 为 W_2 的转置,第四去噪自编码器的编码权值 W_4 为 W_1 的转置;预训练完成后,利用BP算法对堆叠去噪自编码器网络的网络参数进行微调;利用微调后的网络参数得到编码网络输出的单个节点值;

所述步骤三的具体过程为:

堆叠去噪自编码器网络的结构包括输入层、编码网络的一个隐含层、编码网络的输出层、解码网络的一个隐含层和解码网络的输出层;

堆叠去噪自编码器网络参数进行随机初始化后,训练集数据依次经过编码网络中的第一去噪自编码器和第二去噪自编码器的无监督预训练;第一去噪自编码器预训练完成后保留隐含层的输出 h_1^m ,并将隐含层的输出 h_1^m 作为第二去噪自编码器的输入,完成训练集数据在编码网络中的无监督预训练;

以训练集的原始数据作为标签,利用BP算法对堆叠去噪自编码器网络的网络参数进行微调的具体过程为:

假设训练集的原始数据为 $x_k^m, m=1, 2, \dots, M$,其中, x_k^m 是训练集原始数据的第m个原始样本,m的取值范围是 $1 \sim M$;则堆叠去噪自编码器网络的第一去噪自编码器的隐含层输出为 $h_1^m = f_{\theta_1}(x_k^m)$,将第一去噪自编码器的隐含层输出 h_1^m 作为第二去噪自动编码器的输入,则第二去噪自编码器的隐含层输出为 $h_2^m = f_{\theta_2}(h_1^m)$,以此类推,堆叠去噪自编码器网络的第四去噪自动编码器的输出为 $y^m = f_{\theta_4}(h_3^m)$;

将训练集的原始样本 x_k^m 作为标签值,计算误差函数 $\phi(\Theta)$

$$\phi(\Theta) = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M L_H(x_k^m, y^m) \quad (5)$$

其中, $\Theta = \{\theta_1, \theta_2, \theta_3, \theta_4\}$, 参数更新方式为 $\Theta = \Theta - \alpha \frac{\partial \phi(\Theta)}{\partial \Theta}$, 其中 α 为参数微调过程中的学习速率;

中的学习速率;

利用微调后的网络参数提取出编码网络输出的单个节点值;

步骤四、将步骤三提取出的单个节点值作为涡轮发动机循环处的健康因子值, 构建出训练集上的健康因子曲线;

步骤五、将测试集数据输入到步骤三训练好的堆叠自编码器网络中, 通过多个隐含层提取单个节点值; 利用步骤四的方法构建测试集上的健康因子曲线;

步骤六、分别对步骤四和步骤五中构建好的健康因子曲线进行平滑处理, 得到平滑处理后的训练集健康因子曲线和测试集健康因子曲线;

步骤七、分别计算训练集健康因子曲线和测试集健康因子曲线的时间关联性和单调性; 利用平滑处理后的测试集健康因子曲线来评估涡轮发动机性能退化情况。

2. 根据权利要求1所述的一种基于堆叠去噪自编码器的涡轮发动机性能退化评估方法, 其特征在于, 所述步骤二中每个传感器的数据归一化的过程为:

归一化方式为 $x_k^* = (x_k - x_{k, \min}) / (x_{k, \max} - x_{k, \min})$, 其中 x_k^* 是每个传感器数据 x_k 归一化后的值, $x_{k, \max}$ 和 $x_{k, \min}$ 分别对应于每个传感器在涡轮发动机各个循环的最大值和最小值。

3. 根据权利要求2所述的一种基于堆叠去噪自编码器的涡轮发动机性能退化评估方法, 其特征在于, 所述第一去噪自编码器的工作过程为:

将训练集数据作为堆叠去噪自编码器网络的第一去噪自编码器的输入数据, 第一去噪自编码器通过随机映射函数 q_D 对输入数据 x_k 进行破坏, 得到加入噪声后的数据 \tilde{x}_k , \tilde{x}_k 经过编码过程 f_{θ_1} 生成隐含层的输出 h_1^m , 隐含层的输出 h_1^m 再经过解码过程 $g_{\theta_1'}$ 生成重构数据 z ; 输入数据 x_k 与重构数据 z 的差作为重构误差 $L_H(x_k, z)$ 用于训练;

编码过程 f_{θ_1} 的具体过程如下:

$$h_1^m = f_{\theta_1}(\tilde{x}_k) = s(W_1 \tilde{x}_k + b_1) \quad (1)$$

其中 s 为 sigmoid 激活函数, W_1 是第一去噪自编码器的编码权值, b_1 是第一去噪自编码器的编码偏置, θ_1 是第一去噪自动编码器预训练好的编码参数;

$$\theta_1 = \{W_1, b_1\} \quad (2)$$

解码过程 $g_{\theta_1'}$ 的具体过程如下:

$$z = g_{\theta_1'}(h_1^m) = s(W_1' h_1^m + b_1') \quad (3)$$

其中 W_1' 是编码网络的第一去噪自编码器的解码权值, b_1' 是编码网络的第一去噪自编码器的解码偏置, θ_1' 是编码网络的第一去噪自动编码器的解码参数;

$$\theta_1' = \{W_1', b_1'\} \quad (4)$$

重构误差 $L_H(x_k, z) = \|x_k - z\|^2$, 其中, $\|\cdot\|$ 表示 2 范数;

通过使用梯度下降算法将目标函数 $J = \frac{1}{2n} \sum_{i=1}^n L_H(x_k^{(i)}, g_{\theta_1'}(f_{\theta_1}(\tilde{x}_k^{(i)})))$ 最小化, 提高

去噪自编码器从输入数据 x_k 中学习到的特征的鲁棒性,其中 n 为训练集样本数目, $x_k^{(i)}$ 是第 i 个样本数据, $\tilde{x}_k^{(i)}$ 是第 i 个样本数据加入噪声后的数据, $i=1,2,\dots,n$;

第二去噪自编码器、第三去噪自编码器和第四去噪自编码器的工作原理均与第一去噪自编码器的工作原理相同。

4. 根据权利要求3所述的一种基于堆叠去噪自编码器的涡轮增压发动机性能退化评估方法,其特征在于,所述步骤六对健康因子曲线进行平滑处理的具体过程为:

设健康因子曲线长度为 $L1$,滤波器窗宽为 $L2$,且 $L2$ 为奇数;返回与健康因子曲线等长的向量,平滑处理时平滑点处左右两端数据点数相同:

$$yy(1) = y(1), yy(2) = \frac{y(1)+y(2)+y(3)}{3}, yy(3) = \frac{y(1)+y(2)+y(3)+y(4)+y(5)}{5},$$

以此类推,

$$yy(k) = \frac{y(k-(L2-1)/2)+\dots+y(k-1)+y(k)+y(k+1)+\dots+y(k+(L2-1)/2)}{L2}, \text{其中}$$

$$k=1,2,\dots,L1; yy(L1-1) = \frac{y(L1-2)+y(L1-1)+y(L1)}{3}, yy(L1) = y(L1);$$

其中, y 为健康因子曲线中涡轮增压发动机各循环处对应的健康因子数据, yy 为健康因子曲线经过平滑滤波处理后各循环处对应的健康因子数据。

5. 根据权利要求4所述的一种基于堆叠去噪自编码器的涡轮增压发动机性能退化评估方法,其特征在于,所述步骤七中计算健康因子曲线的时间关联性和单调性的具体过程为:

训练集的第 j 个监控单元的健康因子曲线的时间关联性如下:

$$Corr_j = \frac{\left| \sum_{t=1}^{T_j} (yy_{tj} - \overline{yy_j})(l_{tj} - \overline{l_j}) \right|}{\sqrt{\sum_{t=1}^{T_j} (yy_{tj} - \overline{yy_j})^2 \sum_{t=1}^{T_j} (l_{tj} - \overline{l_j})^2}} \quad (6)$$

其中, yy_{tj} 代表训练集的第 j 个监控单元的健康因子曲线第 t 个循环处的健康因子曲线值, $j=1,2,\dots,K$,且 $K \in \mathbb{N}$, K 是训练集数据对应的监控单元的个数; l_{tj} 代表第 j 个监测单元涡轮增压发动机循环的编号, T_j 为训练集第 j 个监测单元涡轮增压发动机健康因子曲线长度, $\overline{yy_j}$ 为训练集第 j 个监测单元健康因子曲线的各循环处对应的曲线值的平均值, $\overline{l_j}$ 为第 j 个监测单元涡轮增压发动机循环编号的平均值;

训练集第 j 个监测单元的健康因子曲线的单调性如下:

$$Mon_j = \left| \frac{\text{Num of } dF_j > 0}{T_j - 1} - \frac{\text{Num of } dF_j < 0}{T_j - 1} \right| \quad (7)$$

其中, dF_j 为第 j 个监测单元健康因子曲线中序列值之间的微分; $\text{Num of } dF_j > 0$ 表示大于 0 的 dF_j 值的个数, $\text{Num of } dF_j < 0$ 表示小于 0 的 dF_j 值的个数;

则总体评价训练集 K 个监控单元的健康因子曲线, K 个曲线的时间关联性的平均值 Corr_{avg} 为:

$$\text{Corr}_{avg} = \frac{\sum_{j=1}^K \text{Corr}_j}{K} \quad (8)$$

K 个曲线的单调性的平均值 Mon_{avg} 为:

$$\text{Mon}_{avg} = \frac{\sum_{j=1}^K \text{Mon}_j}{K} \quad (9)$$

测试集健康因子曲线与训练集健康因子曲线的时间关联性和单调性计算方式相同。

一种基于堆叠去噪自编码器的涡轮发动机性能退化评估方法

技术领域

[0001] 本发明属于发动机性能退化评估技术领域,具体涉及一种基于堆叠去噪自编码器的涡轮发动机性能退化评估方法。

背景技术

[0002] 涡轮发动机作为常用且重要的航空器部件之一,保证其可靠的运行状态对于航空器的稳定运行、降低维护成本具有非常重要的现实意义。涡轮发动机的健康因子作为一种评价其健康水平的特征量,可以表征发动机健康水平的退化状态或退化程度。它是由运行过程中不同的退化性能变量映射得到,构建出的健康因子曲线将发动机性能退化过程表征为单调上升或下降趋势,通过预测健康因子曲线的变化是否达到退化失效阈值可以获得设备的剩余寿命,因此构建良好的健康因子曲线对涡轮发动机的运行状况监测及剩余寿命预测具有重要意义。

[0003] 发动机运行工况复杂度的增加使得对其退化过程建立准确的物理解析模型变得愈加复杂,而基于数据驱动的方法受益于传感器技术以及存储技术的发展,可以利用大量的传感器监测数据挖掘退化信息,减少了对专家经验的依赖,因此逐渐成为主流方式。按照处理数据所反映目标对象健康状态的特性,即表征对象系统退化行为和寿命的健康因子,数据驱动的方法可以分为直接预测和间接预测两大类。由于直接预测方法是原始数据直接作为被测对象的健康因子,通常情况难以满足较好的趋势性,且涡轮发动机的监测过程往往由多个传感器协作完成,无法直接将原始监测数据直接作为健康因子,因此国内外学者对间接的涡轮发动机HI构建方法做了广泛的研究。

[0004] 在间接HI构建过程中,往往需要先根据一定的评价指标对各个传感器包含的有益信息进行评价,对传感器监测数据进行选择;之后还需进行特征提取过程获得特征集从而对原始数据进行更加高级的表征,在此基础上进行特征选择去除冗余特征,之后在必要情况下需继续进行特征融合,通过多种特征结合共同反映设备的健康状态。传感器选择方法如人工观察数据趋势性、主成份分析、根据排列熵计算传感器数据趋势等等,特征提取方法作为关键的一步,主要有基于传统信号处理技术的方法以及机器学习的方法。如LiYongxiang等人首先利用主成份分析对多传感器数据进行维数约减,之后借助加权欧氏距离和回归算法获得HI曲线;RachaKhelif等人在对传感器信息进行筛选后,利用线性回归和曲线拟合获得HI曲线;此外还有聚类分析、维纳过程、向量机模型等等。

[0005] 深度学习因其强大的自适应提取特征能力以及非线性函数表征能力在图像处理、语音识别等领域取得了显著成果。自从2013年Tamilselvan等人第一次将深度学习应用于故障诊断领域以来,深度神经网络、卷积神经网络等典型深度学习算法在设备的健康管理领域中得到了愈加广泛的应用。如Pankaj Malhotra等人首先对原始传感器信息进行主成份分析进行优化选择,之后利用长短时记忆网络对其信息编码及解码,之后将重构误差通过线性回归模型映射为HI曲线。尽管传统的数据驱动方法在涡轮发动机HI构建中取得了显著成就,但仍存在以下问题:往往需要借助复杂的传感器信息评价准则对原始传感器信息

进行优化选择,提取退化特征仍需依赖大量专家经验以及传统的信号处理方法;部分HI构建模型的训练通常采用有监督方式,即训练过程中需要提供输入对应的真实输出值作为标签,而标签的选择需依赖人工参与,费时且没有一致标准;为了得到综合的单调HI曲线,往往需针对具体预测问题采用多种信号处理方法融合及依赖人工经验选择参数,缺乏一定的通用性。

发明内容

[0006] 本发明的目的是为解决传统涡轮发动机健康因子(HI)曲线构建方法中存在的需要借助复杂的传感器信息评价准则对原始传感器信息优化选择,且提取退化特征仍需依赖大量专家经验;HI曲线构建模型的训练仍通常采用有监督方式,训练标签的选择费时且没有一致标准;需要多种信号处理方法融合,缺乏一定的通用性的问题。

[0007] 本发明为解决上述技术问题采取的技术方案是:

[0008] 一种基于堆叠去噪自编码器的涡轮发动机性能退化评估方法,该方法的具体步骤为:

[0009] 步骤一、利用N个监控单元获取涡轮发动机的所有传感器监测数据;观察、并筛选出监测数据存在变化的传感器的数据 $x_k, k=1, 2, \dots, Q, Q$ 是监测数据存在变化的传感器个数;

[0010] 步骤二、将步骤一筛选出的每个传感器的数据 x_k 分别归一化至 $[0, 1]$ 区间内;将筛选后的一部分监控单元的传感器数据作为训练集数据,另一部分监控单元的传感器数据作为测试集数据;

[0011] 步骤三、建立由4个去噪自动编码器组成的堆叠去噪自编码器网络用于对训练集数据和测试集数据进行特征提取,其中,第一去噪自编码器和第二去噪自编码器构成堆叠去噪自编码器网络的编码网络,第三去噪自编码器和第四去噪自编码器构成堆叠去噪自编码器网络的解码网络;

[0012] 将步骤二确定的训练集数据输入堆叠去噪自编码器网络的编码网络中,使训练集数据依次经过编码网络的第一去噪自编码器和第二去噪自编码器的无监督预训练,得到编码网络的第一去噪自编码器的编码参数 $\theta_1 = \{W_1, b_1\}$,第二去噪自编码器的编码参数 $\theta_2 = \{W_2, b_2\}$;

[0013] 设置解码网络的第三去噪自编码器的编码权值 W_3 为 W_2 的转置,第四去噪自编码器的编码权值 W_4 为 W_1 的转置;预训练完成后,利用BP算法对堆叠去噪自编码器网络的网络参数进行微调;利用微调后的网络参数得到编码网络输出的单个节点值;

[0014] 步骤四、将步骤三提取出的单个节点值作为涡轮发动机循环处的健康因子值,构建出训练集上的健康因子曲线;

[0015] 步骤五、将测试集数据输入到步骤三训练好的堆叠自编码器网络中,通过多个隐含层提取单个节点值;利用步骤四的方法构建测试集上的健康因子曲线;

[0016] 步骤六、分别对步骤四和步骤五中构建好的健康因子曲线进行平滑处理,得到平滑处理后的训练集健康因子曲线和测试集健康因子曲线;

[0017] 步骤七、分别计算训练集健康因子曲线和测试集健康因子曲线的时间关联性和单调性;利用平滑处理后的测试集健康因子曲线来评估涡轮发动机性能退化情况。

[0018] 本发明的有益效果是：本发明提供了一种基于堆叠去噪自编码器的涡轮发动机性能退化评估方法，本发明采用直接观察数据的方法即可筛选出监测数据存在变化的传感器的数据，不需要根据复杂指标对传感器进行分析处理，简化了处理过程；本发明利用4个去噪自编码器构建一个堆叠去噪自编码器，来提取涡轮发动机各循环处的单个节点值，不同于现有HI曲线构建模型的训练采用有监督方式，本发明的训练集数据可以在无监督的方式进行训练，本发明减少了人工和专家经验的参与，避免引入人为因素造成的干扰，省时省力；相比较于传统方法，本发明通过观察即可筛选出有用的传感器数据，提取的传感器数据经过堆叠去噪自编码器的无监督训练即可提取出单个节点值，即预测涡轮发动机的退化情况不需要采用多种信号处理方法，且不需要依赖于人工和专家经验参与，具有很好的通用性。

[0019] 本发明方法构建出的涡轮发动机健康因子曲线可以更好地刻画出涡轮发动机全寿命周期内健康状况的退化趋势，并且局部振荡更小，曲线更加平滑，且涡轮发动机健康因子曲线相比较于现有方法曲线的时间关联性提高了约82%，单调性提高了约7.4倍，因此，可以更好的预估出涡轮发动机性能的退化情况。

附图说明

[0020] 图1为本发明所述的一种基于堆叠去噪自编码器的涡轮发动机性能退化评估方法的流程图；

[0021] 图2为本发明所述的堆叠去噪自编码器的结构图；

[0022] 其中：编码网络和解码网络的虚线框内共有的部分为：编码网络的输出层，同时也是解码网络的输入层；

[0023] 图3为本发明所述的第一去噪自编码器的工作原理图；

[0024] h是隐含层；

[0025] 图4为本发明实施例所述的涡轮发动机仿真图解；

[0026] 其中：1代表风扇 (Fan)，2代表燃烧室 (Combustor)，3代表高压通路 (N1)，4代表低压涡轮 (LPT)，5代表低压压缩机 (LPC)，6代表高压压缩机 (HPC)，7代表低压通路 (N2)，8代表高压涡轮 (HPT)，9代表喷嘴 (Nozzle)；

[0027] 图5为本发明实施例所述涡轮发动机的不同模块及相互连接关系图；

[0028] 其中：外界环境为Ambient，入口为Inlet，分流器为Splitter，旁路通道为Bypass Path，旁路喷嘴为Bypass Nozzle，燃料为Fuel，燃烧器为Burner，核心喷嘴为Core Nozzle。

[0029] 图6为本发明实施例的监控单元在2#传感器上的退化数据图；

[0030] 图7为本发明实施例的监控单元在7#传感器上的退化数据图；

[0031] 图8为本发明实施例的监控单元在14#传感器上的退化数据图；

[0032] 图9为本发明实施例的平滑处理后涡轮发动机的训练集健康因子曲线图；

[0033] 图10为本发明实施例的平滑处理后涡轮发动机的测试集健康因子曲线图。

具体实施方式

[0034] 下面结合附图对本发明的技术方案作进一步的说明，但并不局限于此，凡是对本发明技术方案进行修改或者等同替换，而不脱离本发明技术方案的精神和范围，均应涵盖

在本发明的保护范围内。

[0035] 具体实施方式一：结合图1和图2说明本实施方式。本实施方式所述的一种基于堆叠去噪自编码器的涡轮发动机性能退化评估方法，该方法的具体步骤为：

[0036] 步骤一、利用N个监控单元获取涡轮发动机的所有传感器监测数据；观察、并筛选出监测数据存在变化的传感器的数据 x_k , $k=1, 2, \dots, Q$, Q是监测数据存在变化的传感器个数；

[0037] 步骤二、将步骤一筛选出的每个传感器的数据 x_k 分别归一化至 $[0, 1]$ 区间内；将筛选后的一部分监控单元的传感器数据作为训练集数据，另一部分监控单元的传感器数据作为测试集数据；

[0038] 步骤三、建立由4个去噪自动编码器组成的堆叠去噪自编码器网络用于对训练集数据和测试集数据进行特征提取，其中，第一去噪自编码器和第二去噪自编码器构成堆叠去噪自编码器网络的编码网络，第三去噪自编码器和第四去噪自编码器构成堆叠去噪自编码器网络的解码网络；

[0039] 将步骤二确定的训练集数据输入堆叠去噪自编码器网络的编码网络中，使训练集数据依次经过编码网络的第一去噪自编码器和第二去噪自编码器的无监督预训练，得到编码网络的第一去噪自编码器的编码参数 $\theta_1 = \{W_1, b_1\}$ ，第二去噪自编码器的编码参数 $\theta_2 = \{W_2, b_2\}$ ；

[0040] 设置解码网络的第三去噪自编码器的编码权值 W_3 为 W_2 的转置，第四去噪自编码器的编码权值 W_4 为 W_1 的转置；预训练完成后，利用BP算法对堆叠去噪自编码器网络的网络参数进行微调；利用微调后的网络参数得到编码网络输出的单个节点值；

[0041] 步骤四、将步骤三提取出的单个节点值作为涡轮发动机循环处的健康因子值，构建出训练集上的健康因子曲线；

[0042] 步骤五、将测试集数据输入到步骤三训练好的堆叠自编码器网络中，通过多个隐含层提取单个节点值；利用步骤四的方法构建测试集上的健康因子曲线；

[0043] 步骤六、分别对步骤四和步骤五中构建好的健康因子曲线进行平滑处理，得到平滑处理后的训练集健康因子曲线和测试集健康因子曲线；

[0044] 步骤七、分别计算训练集健康因子曲线和测试集健康因子曲线的时间关联性和单调性；利用平滑处理后的测试集健康因子曲线来评估涡轮发动机性能退化情况。

[0045] 本实施方式中建立的堆叠去噪自编码器网络可以由2、4、6、8，或8以上的偶数个去噪自动编码器组成，而且，各个去噪自编码器的网络节点数具体可以根据数据的实际情况确定；而且本发明提取出每个循环处的单个节点值，根据提取的节点值构建HI曲线。为了使构建的HI曲线能够具有强化趋势，并保留局部细节，我们按照实际曲线结果选择平滑处理次数为15次。

[0046] 采集到多个传感器信息之后，我们的方法只需要通过观察，就可以去除没有变化的值以直接得到输入数据，相比较于已有方法则需要根据复杂指标对传感器进行分析处理，而且本发明的方法不需要先提取多个特征再输入到SOM网络进行降维，而是直接提取单个节点值即可作为健康因子值，因此，减少了人工和专家经验参与，简化了数据处理流程，实现了效益的提升。

[0047] 通过观察平滑处理后的测试集健康因子曲线，可以对涡轮发动机当前状态的性能

退化情况进行评估,进一步对健康因子曲线进行外推可以对涡轮发动机的未来运行状况进行预测。

[0048] 具体实施方式二:本实施方式对实施方式一所述的一种基于堆叠去噪自编码器的涡轮发动机性能退化评估方法进行进一步的限定,所述步骤二中每个传感器的数据归一化的过程为:

[0049] 归一化方式为 $x_k^* = (x_k - x_{k,\min}) / (x_{k,\max} - x_{k,\min})$,其中 x_k^* 是每个传感器数据 x_k 归一化后的值, $x_{k,\max}$ 和 $x_{k,\min}$ 分别对应于每个传感器在涡轮发动机各个循环的最大值和最小值。

[0050] 具体实施方式三:结合图3说明本实施方式。本实施方式对实施方式二所述的一种基于堆叠去噪自编码器的涡轮发动机性能退化评估方法进行进一步的限定,所述第一去噪自编码器的工作原理为:

[0051] 将训练集数据作为堆叠去噪自编码器网络的第一去噪自编码器的输入数据,第一去噪自编码器通过随机映射函数 q_D 对输入数据 x_k 进行破坏,得到加入噪声后的数据 \tilde{x}_k , \tilde{x}_k 经过编码过程 f_{θ_1} 生成隐含层的输出 h_1^m ,隐含层的输出 h_1^m 再经过解码过程 $g_{\theta_1'}$ 生成重构数据 z ;输入数据 x_k 与重构数据 z 的差作为重构误差 $L_H(x_k, z)$ 用于训练;

[0052] 编码过程 f_{θ_1} 的具体过程如下:

$$[0053] \quad h_1^m = f_{\theta_1}(\tilde{x}_k) = s(W_1 \tilde{x}_k + b_1) \quad (1)$$

[0054] 其中 s 为sigmoid激活函数, W_1 是第一去噪自编码器的编码权值, b_1 是第一去噪自编码器的编码偏置, θ_1 是第一去噪自动编码器预训练好的编码参数;

$$[0055] \quad \theta_1 = \{W_1, b_1\} \quad (2)$$

[0056] 解码过程 $g_{\theta_1'}$ 的具体过程如下:

$$[0057] \quad z = g_{\theta_1'}(h_1^m) = s(W_1' h_1^m + b_1') \quad (3)$$

[0058] 其中 W_1' 是编码网络的第一去噪自编码器的解码权值, b_1' 是编码网络的第一去噪自编码器的解码偏置, θ_1' 是编码网络的第一去噪自动编码器的解码参数;

$$[0059] \quad \theta_1' = \{W_1', b_1'\} \quad (4)$$

[0060] 重构误差 $L_H(x_k, z) = ||x_k - z||^2$,其中, $|| \cdot ||$ 表示2范数;

[0061] 通过使用梯度下降算法将目标函数 $J = \frac{1}{2n} \sum_{i=1}^n L_H(x_k^{(i)}, g_{\theta_1'}(f_{\theta_1}(\tilde{x}_k^{(i)})))$ 最小化,提高去噪自编码器从输入数据 x_k 中学习到的特征的鲁棒性,其中 n 为训练集样本数目, $x_k^{(i)}$ 是第 i 个样本数据, $\tilde{x}_k^{(i)}$ 是第 i 个样本数据加入噪声后的数据, $i = 1, 2, \dots, n$;

[0062] 第二去噪自编码器、第三去噪自编码器和第四去噪自编码器的工作原理均与第一去噪自编码器的工作原理相同。

[0063] 具体实施方式四:本实施方式对实施方式三所述的一种基于堆叠去噪自编码器的涡轮发动机性能退化评估方法进行进一步的限定,所述步骤三具体为:

[0064] 堆叠去噪自编码器网络的结构包括输入层、编码网络的一个隐含层、编码网络的输出层、解码网络的一个隐含层和解码网络的输出层;

[0065] 堆叠去噪自编码器网络参数进行随机初始化后,训练集数据依次经过编码网络中

的第一去噪自编码器和第二去噪自编码器的无监督预训练；第一去噪自编码器预训练完成后保留隐含层的输出 h_1^m ，并将隐含层的输出 h_1^m 作为第二去噪自编码器的输入，完成训练集数据在编码网络中的无监督预训练；

[0066] 以训练集的原始数据作为标签，利用BP算法对堆叠去噪自编码器网络的网络参数进行微调的具体过程为：

[0067] 假设训练集的原始数据为 x_k^m ， $m=1,2,\dots,M$ ，其中， x_k^m 是训练集原始数据的第 m 个原始样本， m 的取值范围是 $1\sim M$ ；则堆叠去噪自编码器网络的第一去噪自编码器的隐含层输出为 $h_1^m = f_{\theta_1}(x_k^m)$ ，将第一去噪自编码器的隐含层输出 h_1^m 作为第二去噪自动编码器的输入，则第二去噪自编码器的隐含层输出为 $h_2^m = f_{\theta_2}(h_1^m)$ ，以此类推，堆叠去噪自编码器网络的第四去噪自动编码器的输出为 $y^m = f_{\theta_4}(h_3^m)$ ；

[0068] 将训练集的原始样本 x_k^m 作为标签值，计算误差函数 $\phi(\Theta)$

$$[0069] \quad \phi(\Theta) = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M L_H(x_k^m, y^m) \quad (5)$$

[0070] 其中， $\Theta = \{\theta_1, \theta_2, \theta_3, \theta_4\}$ ，参数更新方式为 $\Theta = \Theta - \alpha \frac{\partial \phi(\Theta)}{\partial \Theta}$ ，其中 α 为参数微调

过程中的学习速率；

[0071] 利用微调后的网络参数提取出编码网络输出的单个节点值。

[0072] 本实施方式中的堆叠去噪自编码器网络的结构为14-7-1-7-14，其中，14为涡轮增压发动机数据的14维传感器值，14-7-14和7-1-7分别构成了从输入层到编码网络输出层对应的2个去噪自编码器。

[0073] 具体实施方式五：本实施方式对实施方式四所述的一种基于堆叠去噪自编码器的涡轮增压发动机性能退化评估方法进行进一步的限定，所述步骤六对健康因子曲线进行平滑处理的具体过程为：

[0074] 设健康因子曲线长度为 $L1$ ，滤波器窗宽为 $L2$ ，且 $L2$ 为奇数；返回与健康因子曲线等长的向量，应注意平滑处理时平滑点处左右两端数据点数需相同：

$$[0075] \quad yy(1) = y(1), \quad yy(2) = \frac{y(1)+y(2)+y(3)}{3}, \quad yy(3) = \frac{y(1)+y(2)+y(3)+y(4)+y(5)}{5},$$

[0076] 以此类推，

$$[0077] \quad yy(k) = \frac{y(k-(L2-1)/2)+\dots+y(k-1)+y(k)+y(k+1)+\dots+y(k+(L2-1)/2)}{L2},$$

$$[0078] \quad \text{其中 } k=1,2,\dots,L1; \quad yy(L1-1) = \frac{y(L1-2)+y(L1-1)+y(L1)}{3}, \quad yy(L1) = y(L1);$$

[0079] 其中， y 为健康因子曲线中涡轮增压发动机各循环处对应的健康因子数据， yy 为健康因子曲线经过平滑滤波处理后各循环处对应的健康因子数据。

[0080] 例如,当滤波器窗宽为15时,则 $yy(1) = y(1)$, $yy(2) = \frac{y(1)+y(2)+y(3)}{3}$,

$yy(3) = \frac{y(1)+y(2)+y(3)+y(4)+y(5)}{5}$, $yy(4) = \frac{y(1)+y(2)+y(3)+y(4)+y(5)+y(6)+y(7)}{7}$,

以此类推, $yy(100) = \frac{y(93)+y(94)+\dots+y(99)+y(100)+y(101)+\dots+y(106)+y(107)}{15}$ 。

[0081] 具体实施方式六:本实施方式对实施方式五所述的种基于堆叠去噪自编码器的涡轮增压发动机性能退化评估方进行进一步的限定,所述步骤七中计算健康因子曲线的时间关联性和单调性的具体过程为:

[0082] 时间关联性和单调性是两个评价健康因子曲线的指标,前者表征健康因子值和运行时间的线性相关程度,后者衡量健康因子曲线的单调变化趋势情况;

[0083] 训练集的第j个监控单元的健康因子曲线的时间关联性如下:

$$[0084] \quad Corr_j = \frac{\left| \sum_{t=1}^{T_j} (yy_{tj} - \overline{yy_j})(l_{tj} - \overline{l_j}) \right|}{\sqrt{\sum_{t=1}^{T_j} (yy_{tj} - \overline{yy_j})^2 \sum_{t=1}^{T_j} (l_{tj} - \overline{l_j})^2}} \quad (6)$$

[0085] 其中, yy_{tj} 代表训练集的第j个监控单元的健康因子曲线第t个循环处的健康因子曲线值, $j=1,2,\dots,K$,且 $K \in \mathbb{N}$, K 是训练集数据对应的监控单元的个数; l_{tj} 代表第j个监测单元涡轮增压发动机循环的编号, T_j 为训练集第j个监测单元涡轮增压发动机健康因子曲线长度, $\overline{yy_j}$ 为训练集第j个监测单元健康因子曲线的各循环处对应的曲线值的平均值, $\overline{l_j}$ 为第j个监测单元涡轮增压发动机循环编号的平均值;

[0086] 训练集第j个监测单元的健康因子曲线的单调性如下:

$$[0087] \quad Mon_j = \left| \frac{\text{Num of } dF_j > 0}{T_j - 1} - \frac{\text{Num of } dF_j < 0}{T_j - 1} \right| \quad (7)$$

[0088] 其中, dF_j 为第j个监测单元健康因子曲线中序列值之间的微分; $\text{Num of } dF_j > 0$ 表示大于0的 dF_j 值的个数, $\text{Num of } dF_j < 0$ 表示小于0的 dF_j 值的个数;

[0089] 则总体评价训练集K个监控单元的健康因子曲线,K个曲线的时间关联性的平均值 $Corr_{avg}$ 为:

$$[0090] \quad Corr_{avg} = \frac{\sum_{j=1}^K Corr_j}{K} \quad (8)$$

[0091] K个曲线的单调性的平均值 Mon_{avg} 为:

$$[0092] \quad Mon_{avg} = \frac{\sum_{j=1}^K Mon_j}{K} \quad (9)$$

[0093] 测试集健康因子曲线与训练集健康因子曲线的时间关联性和单调性计算方式相同。

[0094] 实施例

[0095] 本发明选择NASA卓越故障预测研究中心(Prognostics Center of Excellence, PCoE)提供的飞机发动机仿真状态监测公开数据集——C-MAPSS。

[0096] 发动机仿真图解如图4所示,不同模块及相互连接关系如图5所示。本发明获取涡轮发动机所有传感器监测数据的监控单元为200个,即200个监控单元中的100个监控单元的数据作为训练集数据,另100个监控单元的数据作为测试集数据。

[0097] 本实施例利用数据集提供的“train_FD001”和“test_FD001”文件分别作为训练集和测试集进行HI曲线构建,该数据是在单一工况下连续监测的21个传感器参量,传感器的物理含义如表1所示。

[0098] 200个监测单元的时间序列长度不同。训练集和测试集分别包括20631和13096个循环。实验过程中,所有监控单元均从不同程度的轻微损耗状态开始退化。

[0099] 经对数据分析可以发现,21维传感器信息中14维信息具有不同程度的趋势性(#2,#3,#4,#7,#8,#9,#11,#12,#13,#14,#15,#17,#20,#21),其余7维监测信息无变化(#1,#5,#6,#10,#16,#18,#19),不具备有益信息。

[0100] 图6、图7和图8分别以所有监控单元均具有上升趋势的传感器#2、所有监控单元均具有下降趋势的传感器#7、所有监控单元变化趋势不一致的传感器#14为例给出了具体的退化过程示意图。

[0101] 将原始传感器监测信号数据输入本发明的堆叠去噪自编码器网络,通过本发明的方法,得到如图9所示的平滑处理后的涡轮发动机的训练集健康因子曲线图;

[0102] 如图10所示的平滑处理后的涡轮发动机的测试集健康因子曲线图,根据获得的平滑处理后的涡轮发动机健康因子曲线图,根据涡轮发动机已工作的时间情况,可以评估涡轮发动机性能的退化情况。

[0103] 经过算法验证,本发明构建涡轮发动机健康因子曲线的方法相比较于传统方法而言,获得的涡轮发动机健康因子曲线的时间关联性提高了约82%,单调性提高了约7.4倍。

[0104] 表1 飞机发动机多传感器信息

序号	符号	描述
1	T2	风扇入口总温度
2	T24	低压压缩机温度
3	T30	高压压缩机温度
4	T50	低压涡轮温度
5	P2	风扇入口压力
6	P15	旁路输送管压力
7	P30	高压压缩机气压
8	Nf	物理风扇转速
9	Nc	物理核心转速
10	Epr	发动机压力比
[0105] 11	Ps30	高压压缩机静态压
12	Phi	燃料流量与高压压缩机静态压比
13	NRf	校正风扇转速
14	NRc	校正核心转速
15	BPR	旁通比
16	farB	燃烧室内燃料空气比
17	htBleed	排气阀热含量
18	Nf_dmd	需求风扇转速
19	PCNfR_dmd	校正的需求风扇转速
20	W31	高压涡轮冷却剂排放
21	W32	低压涡轮冷却剂排放

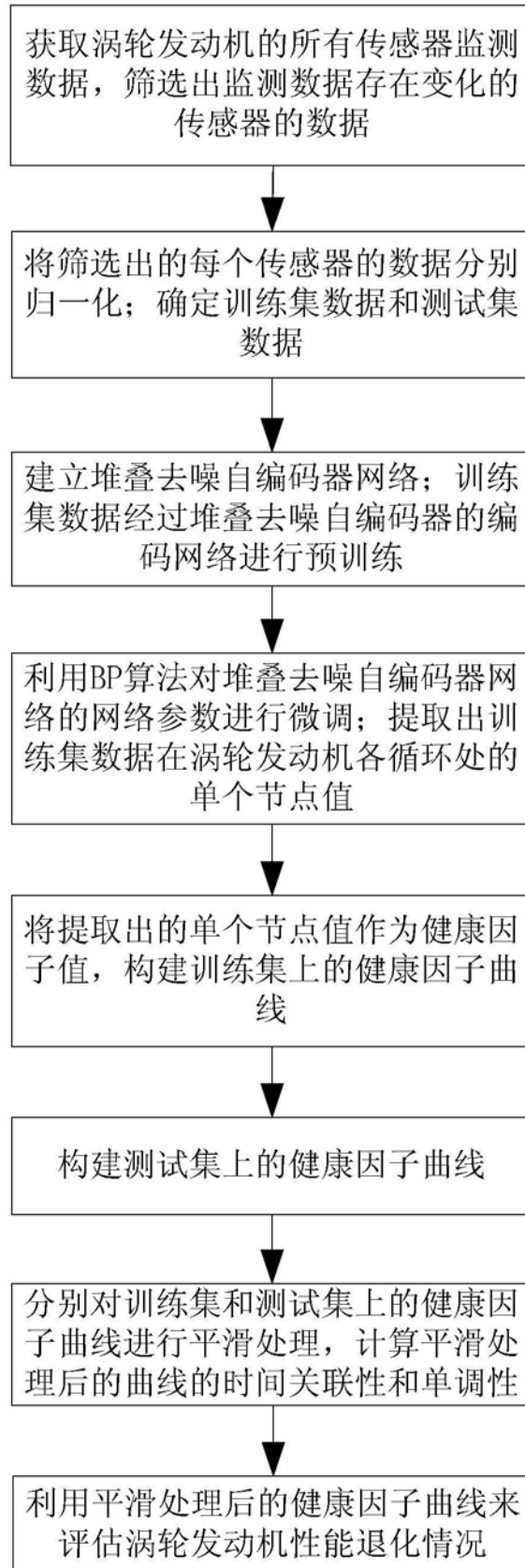


图1

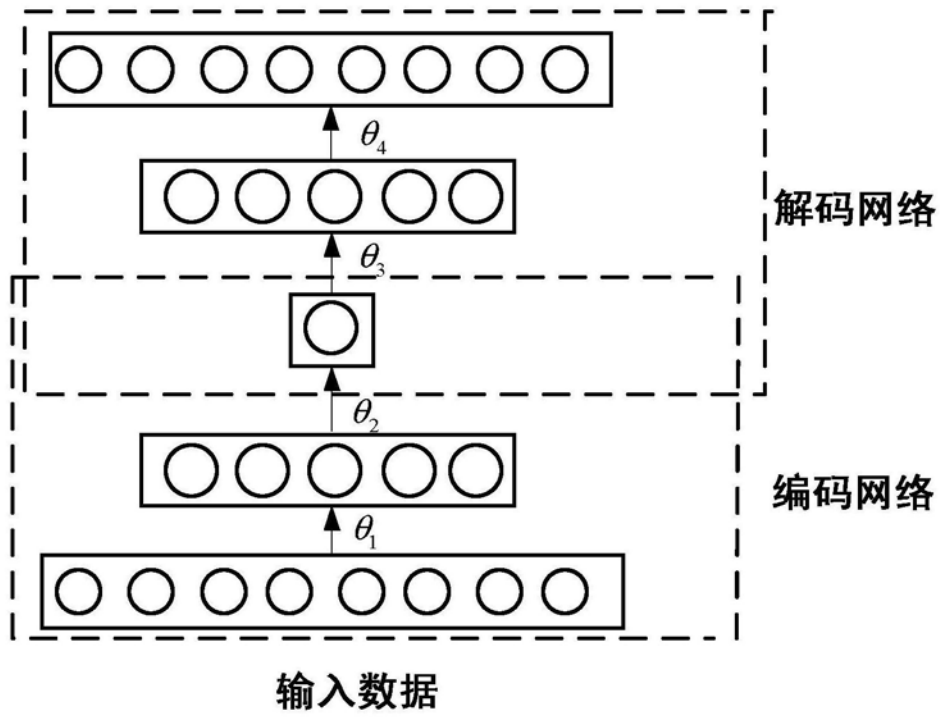


图2

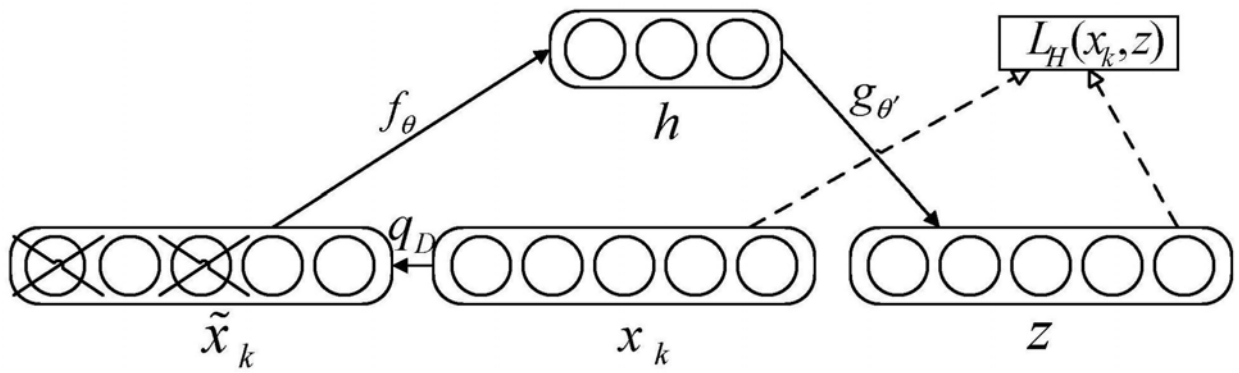


图3

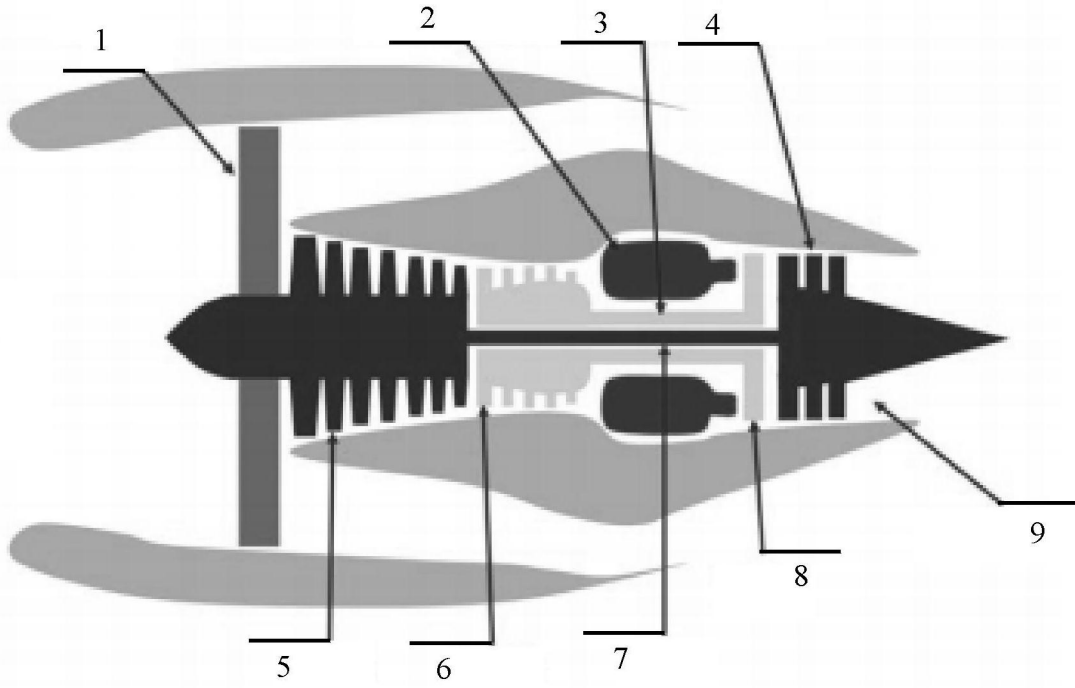


图4

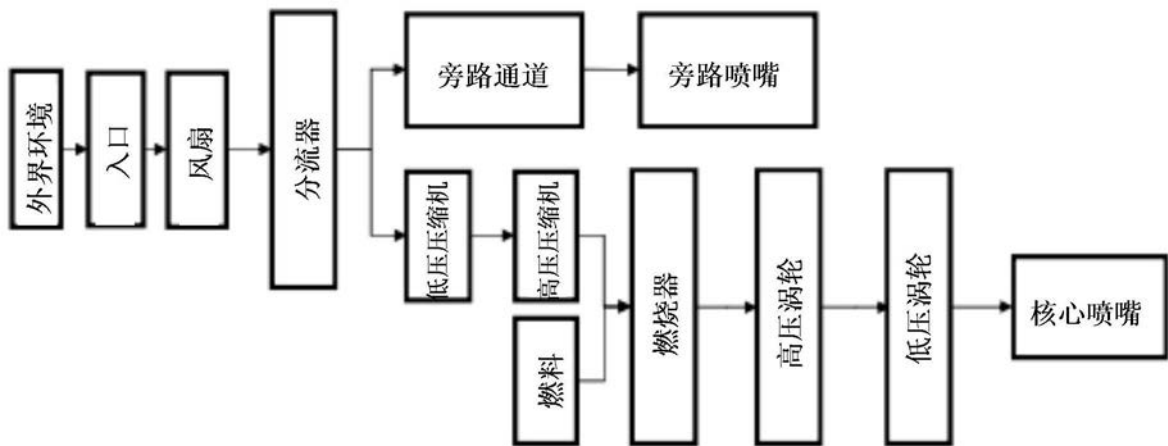


图5

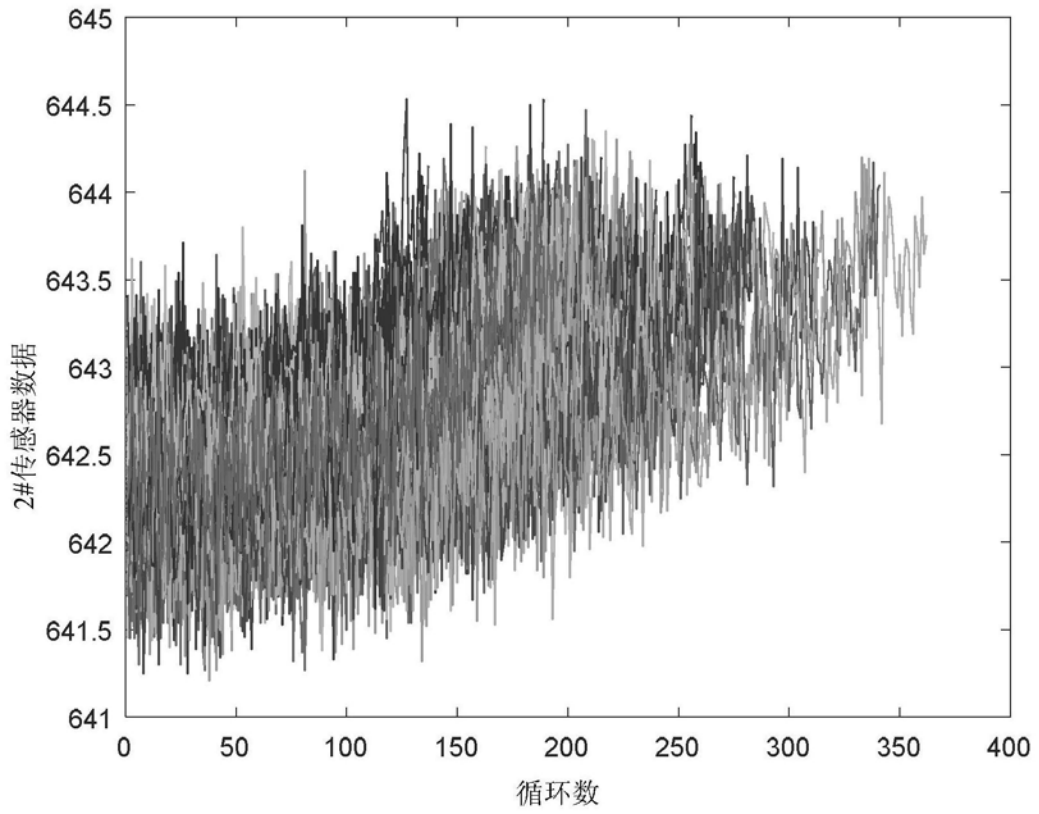


图6

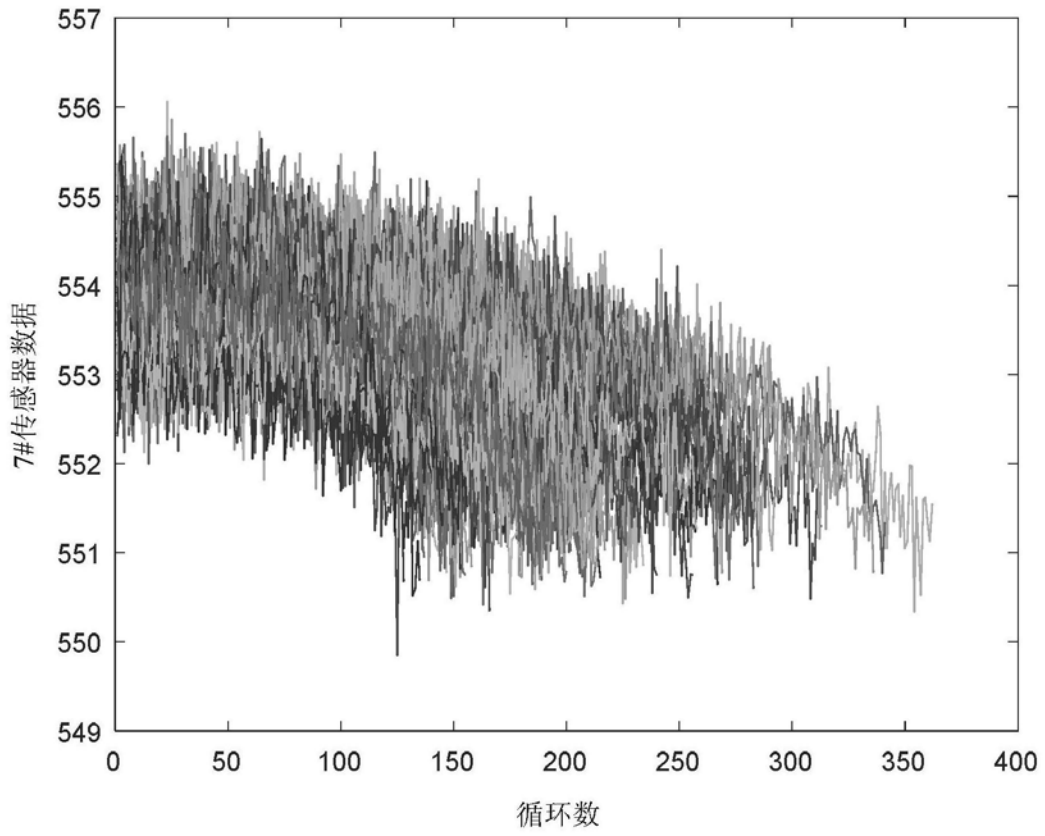


图7

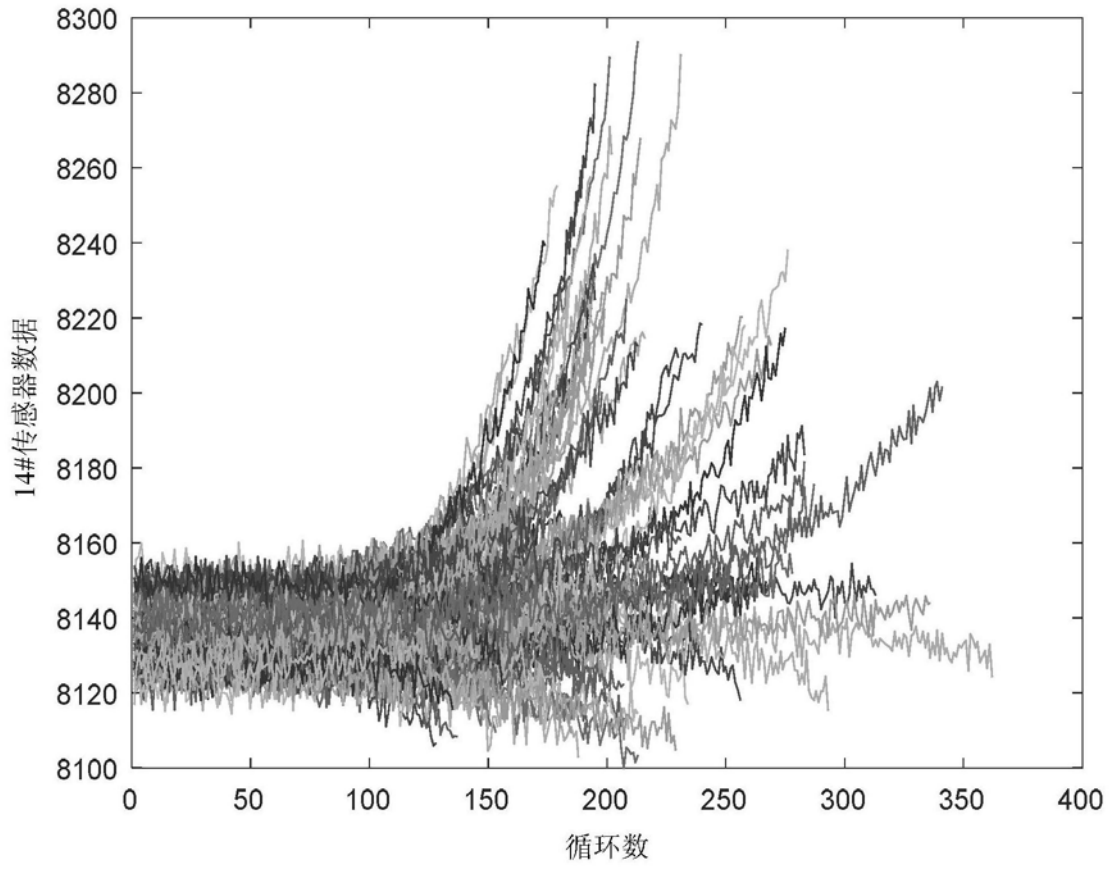


图8

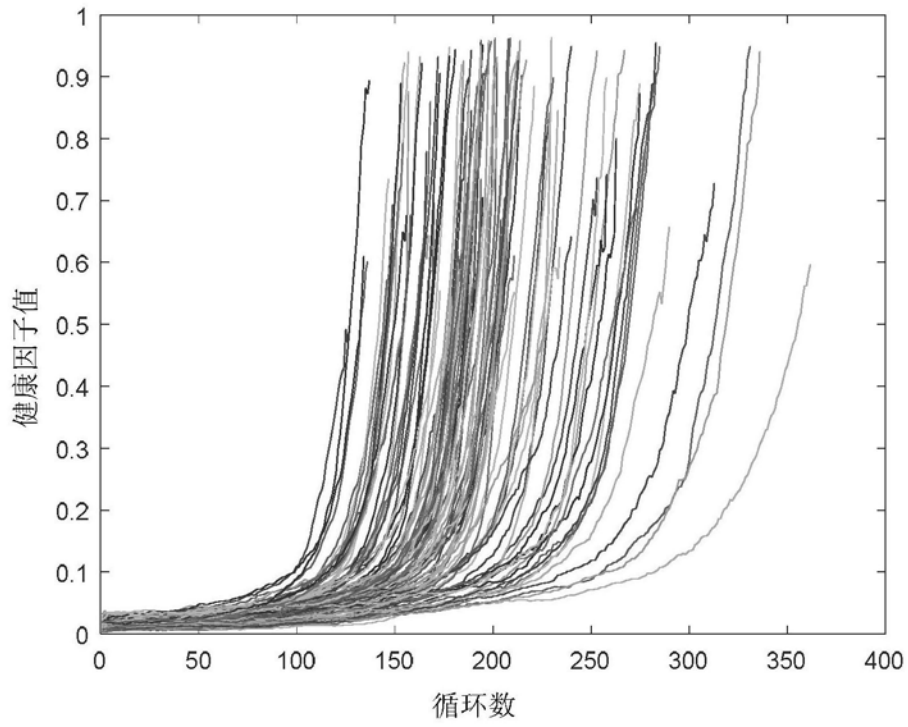


图9

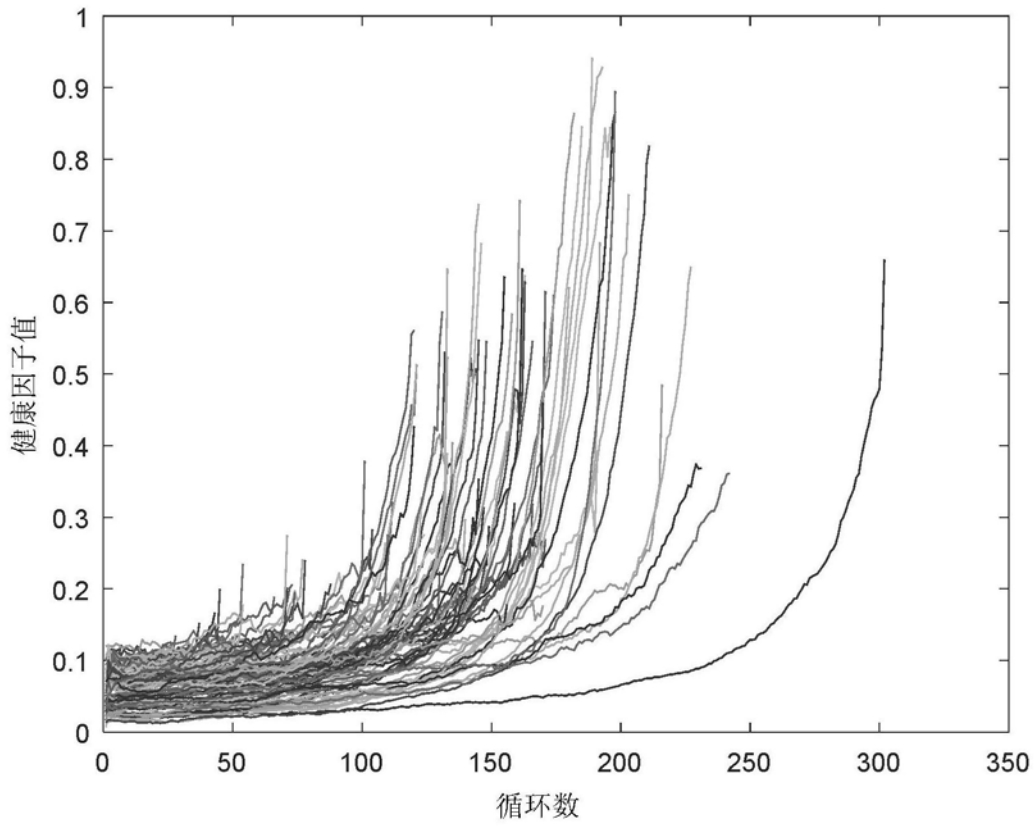


图10