

旋转机械设备状态预警与维修优化

章立军¹⁾✉, 荣银龙¹⁾, 刘凯¹⁾, 张彬²⁾

1) 北京科技大学国家材料服役安全科学中心, 北京 100083 2) 重庆邮电大学先进制造工程学院, 重庆 400065
✉通信作者, E-mail: ljzhang@ustb.edu.cn

摘要 旋转机械设备的维修策略对于维护机械设备运行状态,保障产品生产质量有着重要意义,并且直接影响企业经济效益。频繁维修虽可以保障设备状态,但随之会带来高昂的维修成本;检修周期过长虽然可以降低维修次数,减少维修成本,但是设备状态却难以保证。本文提出了一种基于峭度指标的故障预警方法以及基于模糊C均值方法的实时维修策略优化方法。通过监测峭度指标变化,可以成功捕捉机械设备的早期故障特征,再使用模糊C均值方法,评估设备状态,将其结果视为设备运行可靠性指标。根据企业效益最优化的维修建议准则,对设备的维修策略做出实时建议。对某钢厂的设备状态监测数据分析验证,结果表明,本文提出的基于实时维修策略优化方法的维修建议更加适用于现场设备的管理,节约了监测成本,使得企业效益更优。

关键词 维修策略优化; 状态预警; 峭度指标; 模糊C均值; 经济效益
分类号 TH165+.3

State pre-warning and optimization for rotating-machinery maintenance

ZHANG Li-jun¹⁾✉, RONG Yin-long¹⁾, LIU Kai¹⁾, ZHANG Bin²⁾

1) National Center for Materials Service Safety, University of Science and Technology Beijing, Beijing 100083, China
2) School of Advanced Manufacturing Engineering, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, China
✉Corresponding author, E-mail: ljzhang@ustb.edu.cn

ABSTRACT Maintenance of rotating machinery has significant practical implications for preserving the service condition and quality of products. Moreover, it directly affects the economic efficiency of enterprises. Although frequent maintenance can preserve the condition and quality of products, it can increase the cost of enterprises. Conversely, long intervals in maintenance can prove to be economical but would not ensure the desired condition and quality. This study presented a real-time maintenance strategy which was based on condition assessment using the fuzzy C-means method and the kurtosis index. Changes in the kurtosis index can be monitored to successfully capture the features of early faults. The performance condition was assessed using the fuzzy C-means method, and the result was considered as the reliability of the equipment. Enterprise-efficiency optimization was regarded as a proposed criterion to make a real-time maintenance recommendation. The result of analyzing data from a steel enterprise shows that this real-time maintenance strategy is more suitable for the management of on-site equipments. Moreover, it reduces the monitoring cost, thereby obtaining increased enterprise benefit.

KEY WORDS maintenance strategy optimization; state pre-warning; kurtosis index; fuzzy C-means; economic performance

随着工业技术的不断发展,各种先进的生产设备向大型化和复杂化方向发展,与此同时,设备的服役环境也更加苛刻。一旦某台设备运行状态恶化,如果没

有得到及时维修和预警的话,对生产线甚至是整个企业都会带来非常严重的经济损失^[1-2],还可能导致人员伤亡并产生恶劣的社会影响。

收稿日期: 2016-07-19

基金项目: 国家重点研发计划项目(2016YFF0203804); 国家自然科学基金资助项目(51005015); 中央高校基本科研业务费资助项目(FRF-TP-15-010A3)

一般来说, 机械设备在运行过程中, 其运行状态总会经历一个从正常到失效的劣化过程. 因此, 如果能在设备状态退化过程中, 主动监测设备的状态退化程度, 不但可以避免意外故障停机带来的巨额损失, 还可以实时制定出最优化的维修策略建议, 实现生产效益的最大化. 目前, 机械设备故障诊断方法已经近乎于成熟^[3-5], 设备维修优化多集中在检测维修周期的优化中^[6-8], 缺乏实时建议性, 并且没有考虑设备的运行状态, 对历史数据需求较大. 虽然充分考虑了维修给企业带来的经济损失, 但是没有考虑企业的生产效益, 缺乏一个维修建议准则^[9-10]. 另外, 在机械设备服役过程中, 满足企业生产标准的服役状态在其生命周期中占据了较大比例, 因此全生命周期的状态监测会带来资源的浪费和数据的冗余; 设备状态预警机制的建立对于设备状态维护的预警和监测资源的节约具有重要意义^[11-13].

本文首先通过峭度指标监测的方法, 捕捉机械设备的早期故障冲击成分, 并设立预警阈值, 当触发预警阈值时, 再通过模糊 C 均值的聚类方法^[14], 评估设备运行状态. 相比于设备寿命预测工作, 该方法能够实时更新^[15-17], 避免了预测误差. 同时将该评估结果类比于设备运行的可靠性; 最后根据经济效益最优化为维修建议准则, 考虑随着设备状态劣化, 经济收益和维修成本之间的关系, 为旋转机械设备实时维修策略做出优化建议.

1 基于峭度指标的旋转机械设备状态预警方法

峭度指标是一种量纲一的监测指标, 对机械设备冲击成分十分敏感. 通过大量分析试验数据和企业现场数据, 发现峭度指标对于早期故障的预警有重要应用意义. 其数学描述为

$$Ku = \frac{E(x - \mu)^4}{\sigma^4} \quad (1)$$

式中 E 为数学期望, μ 为信号 x 的均值, σ 为信号 x 的标准差.

故障早期阶段时, 幅值较小的冲击成分在信号整体的监测中表现不明显, 或者说其微弱的冲击成分淹没在噪声信号中. 但是将信号分解后, 在特定频段的信号中, 噪声信号被弱化, 冲击成分会容易被捕捉到. 因此, 对信号进行小波包分解, 可以得到不同频段的信号, 提取其峭度指标.

小波包理论的分解算法通过 $\{d_i^{j+1,k}\}$ 求 $\{d_i^{j,2k}\}$ 以及 $\{d_i^{j,2k+1}\}$ 实现, 如下式所示

$$\begin{cases} d_i^{j,2k} = \sum_p h_{p-2i} d_p^{j+1,2k} \\ d_i^{j,2k+1} = \sum_p g_{p-2i} d_p^{j+1,2k+1} \end{cases} \quad (2)$$

式中 h 和 g 为滤波器系数, d 为小波包分解系数, p 和 t 为分解层数, j 和 k 为小波包节点号.

以三层为例, 小波包信号分解示意如图 1 所示.

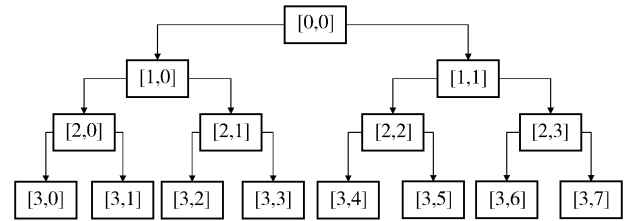


图 1 小波包三层分解示意图

Fig. 1 Three-layer decomposition of a wavelet packet

由于企业现场中设备状态监测数据存在一定的噪声干扰, 其峭度指标在正常状态下多稳定在 3 ~ 5 之间. 本文通过分析大量企业数据, 将状态预警方法的阈值定为其正常状态的 4 倍.

2 模糊 C 均值算法

按照一定的要求和规律对事物进行区分被称为聚类分析. 但经典的聚类分析是一种硬划分, 它把识别对象严格的划分到某一类中, 缺乏隶属度的概念, 使用起来较为不便. 模糊 C 均值方法是模糊聚类中发展较为完善的一种方法. 为了借助目标函数求解聚类问题, 人们利用均方逼近理论构造了带约束的非线性规划函数, 从此, 类内平方误差和函数 (within-groups sum of squared error, WGSS) 成为聚类目标函数的普遍形式.

假设有 N 个样本 $X = \{X_1, X_2, X_3, \dots, X_N\}$, 每个样本为 S 维矢量, 将这些样本数据划分为 C 个模糊子集, 即划分为 C 类. $V_c = \{V_{c1}, V_{c2}, V_{c3}, \dots, V_{cS}\}$ ($1 \leq c \leq C$) 表示第 c 类的聚类中心. μ_{cn} ($1 \leq c \leq C, 1 \leq n \leq N$) 表示第 n 个样本对第 c 类的隶属度. 模糊 C 均值聚类分析的目标函数和约束条件分别为

$$J_m(U, V) = \sum_{c=1}^C \sum_{n=1}^N (\mu_{cn})^m (d_{cn})^2, \quad m \in [1, \infty]. \quad (3)$$

$$\begin{cases} 0 \leq \mu_{cn} \leq 1, 1 \leq c \leq C, 1 \leq n \leq N; \\ 0 < \sum_{n=1}^N \mu_{cn} < N, 1 \leq c \leq C; \\ \sum_{c=1}^C \mu_{cn} = 1, 1 \leq n \leq N. \end{cases} \quad (4)$$

式(3)中: U 和 V 分别为划分矩阵和聚类原型矩阵; m 为加权指数, 该参数控制模式在模糊类间的分享程度, 该参数越大, 类间的划分越模糊, 反之则类间划分越明确, 一般取 $1.1 \leq m \leq 5$, 文献[14]在该处取 $m=3$, 但本文所用数据故障均为轴承故障, 为了使模糊程度更小, 结果更加明确, 在本文中 $m=2$; d_{cn} 为样本 c_n 与第 c 类的原型矢量 V_c 之间的距离.

$$(d_{cn})^2 = \|X_n - V_c\|_A = (X_n - V_c)^T A (X_n - V_c). \tag{5}$$

式(5)中 A 为 $S \times S$ 阶的对称正定矩阵,当 A 取单位矩阵 I 时,式(5)对应于欧几里得距离,也是最常用的一种度量方式.

聚类准则是在约束条件下,寻求最佳的 (U, V) ,使得 $J_m(U, V)$ 最小.求 $J_m(U, V)$ 对 U 的偏微分,运用拉格朗日乘数法,并根据约束条件求得使 $J_m(U, V)$ 最小的 μ_{cn} 值为

$$\mu_{cn} = \begin{cases} \frac{1}{\sum_{i=1}^c \left[\frac{d_{in}}{d_{in}} \right]^{\frac{2}{m-1}}}, I_n = \emptyset; \\ 0, \forall c \in \bar{I}_n; \\ 1, \forall c \in I_n \neq \emptyset. \end{cases} \tag{6}$$

式中 $I_n = \{c | 1 \leq c \leq C, d_{cn} = 0\}$, $\bar{I}_n = \{1, 2, \dots, C\} - I_n$.

令 $J_m(U, V)$ 对 v_c 的偏导数为零,求得 $J_m(U, V)$ 为最小的 v_c 值为

$$v_c = \frac{\sum_{n=1}^N (\mu_{cn})^m x_n}{\sum_{n=1}^N (\mu_{cn})^m}. \tag{7}$$

式中 $c = 1, 2, \dots, C$.

3 基于模糊 C 均值聚类的状态评估

设备在性能退化过程中,可能会发生多种故障,对于设备状态评估来说,评估特征的提取重点考虑了设备运行过程中的能量参数.本文选取小波包分解后节点能量作为 S 维特征向量.同时计算待测数据相对于其正常状态聚类中心的隶属度作为其评估结果,其隶属于正常状态的程度越高,则评估结果越接近于 1,即越接近于正常状态.

基于模糊 C 均值聚类的状态评估方法(如图 2 所示)具体步骤如下.其中,小波包层数如何确定以能否捕捉到明显的故障冲击为判断标准,因此在企业实际应用过程中,需要根据企业现场和设备的服役情况来具体设定.在实际分析中,一般选择三层小波包分解.

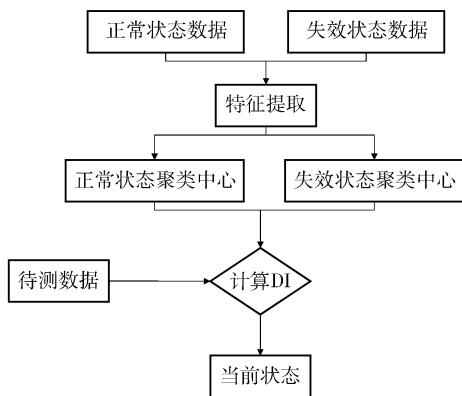


图 2 模糊 C 均值状态评估流程示意图

Fig. 2 Flowchart of condition assessment using fuzzy C-means

(1) 对正常状态数据样本和失效状态数据样本进行特征提取,以其小波包分解后的节点向量作为 S 维特征向量;

(2) 分别根据式(3)和式(4)计算正常状态和失效状态的聚类中心;

(3) 应用式(6)求待测样本相对正常状态聚类中心的隶属度(degradation index, DI),并以此作为退化程度的评价指标.

相比基于马尔科夫等评估方法,该方法对历史样本数据需求小,前提假设只有一个平滑参数,因此更适合工业现场应用.

4 基于效益最优化的维修策略优化

企业的维修决策直接影响着生产线的工作效率.不当的维修策略,会增加企业维修成本,或是由于维修不到位,增加设备故障风险.本文提出了效益最优化为建议准则的维修策略,该方法考虑当前设备的 DI,随着运行状态的退化,设备发生故障的概率越来越大,其退化指标也随之逐渐降低,因此,使用评估结果作为评价设备可靠性的指标满足理论及企业实际需求,计算当前时刻的经济效益期望值.

$$E = DI \times I - \frac{(1 - DI) \times CM}{TD}. \tag{8}$$

式中 I 为单位时间的收益值,元·h⁻¹; $DI \times I$ 代表总的收益,元; CM 为维修成本,包括备件,停机损失等内容; TD 为停机时间(停机时间为平均值,以求得单位时间的损失值),元·h⁻¹; E 为设备整体收益值,随着设备状态退化,该值可为负.

本文所提的维修优化模型以设备的经济效益期望值作为判断标准,以当前设备的服役状态为设备可靠度,设备服役初期,状态良好,其 DI 稳定在 1 左右,这时收益($DI \times I$)最大,而成本($(1 - DI) \times CM/TD$)此时接近于零.随着设备服役状态劣化,其故障风险逐渐增加,收益会逐渐减少,而成本逐渐增加,直至当收益和成本接近时,建议企业进行维修.

随着设备状态逐渐退化,企业效益的期望值逐渐降低,当维修成本高于生产收益时,继续生产为企业带来的收益为负数,因此,建议停机检修,以恢复设备使用状态.

当然,从经济学的角度讲,最优操作时机应为边际收益等于边际成本之时.然而由于不同企业设备维修管理策略差别很大,难以定量确定边际效益与边际成本.在式(8)中未对边际概念进行说明.基于状态预警和维修优化技术的设备管理方法可以降低设备故障停机风险,提高设备经济效益.本文中状态预警、状态评估和维修策略优化三部分内容之间的逻辑联系如图 3 所示.在设备服役初期,其服役状态较为稳定,可以通

过少测点来监测设备的服役状态,当状态预警方法捕捉到早期故障特征时,采用多测点的精密诊断并指导备件管理、检修和生产计划的制定,随着设备状态继续劣化,实时评估设备服役状态并计算其经济效益期望值,直至维修优化模型结果接近于0时,建议企业进行维修。

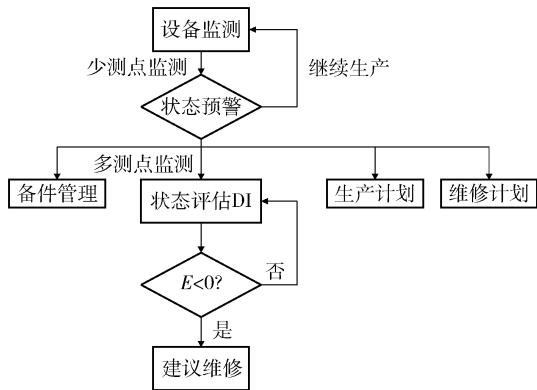


图3 状态预警、状态评估和维修策略流程图

Fig.3 Flowchart of state warning, condition assessment, and maintenance strategy

5 状态预警应用实例

基于峭度指标的小波包分解信号以及原始信号可以作为双重预警指标,根据不同的机械设备和特征频率范围,适用不同的小波包节点数,本文通过轴承试验数据和现场数据,验证了状态预警方法的适用性,并且取得了较好的预警结果。

5.1 基于峭度指标的原始信号状态预警

对于故障初期故障冲击较为明显的信号,通过计算原始信号可以成功验证其峭度指标的预警效果。该方法通过企业现场数据进行验证。

数据来自于某钢厂高速线材生产线的在线监测系统。数据采集位置为轧机齿轮箱,其采样频率为5120 Hz,采样点数为8192,数据保存间隔为24 h。本文选取了该齿轮箱从正常到失效共43个数据点,即43 d内的设备状态变化情况。该数据的均方根(RMS)值如图4所示。

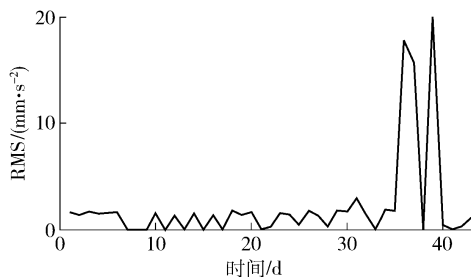


图4 某钢厂齿轮箱振动数据均方根值变化图

Fig.4 RMS values of gearbox vibration data in a steel enterprise

从图中可以看出,在第36个数据点时,均方根值上升明显,经过停机检修,为轴承故障。

对该数据进行处理,其峭度(kurtosis, Ku)指标变化如图5所示。

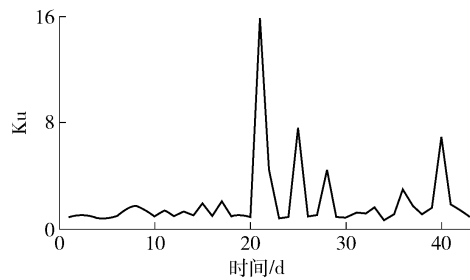


图5 某钢厂齿轮箱振动数据峭度指标变化图

Fig.5 Ku values of gearbox vibration data in a steel enterprise

从图5中可以看出,原始信号峭度指标在第21个数据点突然升高,其幅值约为平稳状态的5倍左右,随后又趋于平稳。相比于图3中均方根值的上升,该现象提前了15个数据点,即15 d时间。

5.2 基于峭度指标的小波包分解信号状态预警

对于故障初期故障冲击并不明显,或是说对噪声影响较大的信号来说,通过计算小波包分解信号的峭度指标可以成功验证其峭度指标的预警效果。该方法通过轴承试验数据进行验证。

轴承退化试验在轴承试验台上完成。该试验为加速加载试验,试验轴承型号为6313,采样频率为5 kHz,采样点数为4096,每隔1 min保存一次,试验共采集到6529组数据,包含了轴承从正常-故障-失效的整个过程。由于试验采集到的数据较多,初期均为正常状态,为了减少计算量,本文选取了后400个数据点,这400组数据同样包含了正常-故障-失效的数据。图6为该退化数据的均方根值的变化趋势。

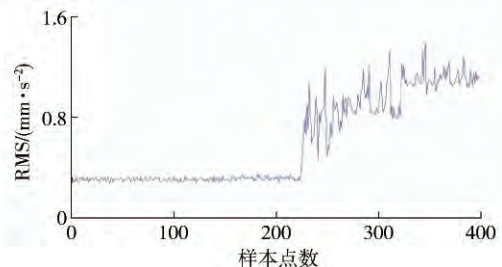


图6 轴承试验数据均方根值变化图

Fig.6 RMS values of bearing test data

从图6中可以看出,轴承试验的均方根值在第232个数据点时开始上升,由于计算了后400个数据,该点在整个监测过程中位于第6361点。此时轴承故障进入发展期,振动值逐渐升高。

轴承试验经过小波包三层分解后,提取其第二个节点的信号,再计算其峭度指标,得到较为明显的预警

效果,如图 7 所示.

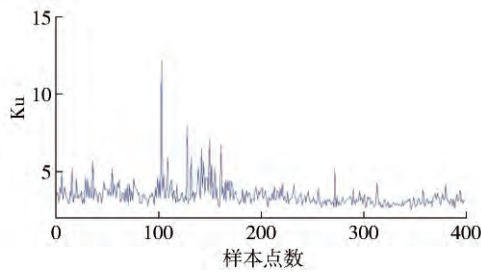


图 7 轴承试验数据小波包分解后信号峭度变化图

Fig. 7 Ku values of bearing test data decomposed by the wavelet packet

从图 7 中可以看出,经过小波包三层分解后的第二节点信号,经过处理后,其在第 103 点,总第 6232 点时出现明显上升,相比于初期的平稳状态,其幅值约为平稳状态的 4 倍,并且提前于图 6 中均方根值的上升点 129 个数据点,即 129 min,具有一定的提前预警作用.

6 维修优化技术应用实例

基于模糊 C 均值状态评估的维修策略优化模型,通过三组信号来进行验证,分别是仿真信号、轴承试验数据和企业现场数据,三组数据代表不同的应用环境和状态,分别代表理想退化状态、较理想退化状态以及实际情况.三组数据均有效证明了该模型的适用性.

结合方程 (8) 中的未知参数 I 和 CM ,该参数与企业具体生产情况相关,在本文中,采用专家打分的方法获取企业具体情况,如表 1 所示.

表 1 专家评分表

Table 1 Score by expert

| 专家 | 生产收益 $I/(元 \cdot h^{-1})$ | 成本, $CM/(元 \cdot h^{-1})$ |
|----|---------------------------|---------------------------|
| 1 | 1000 | 180 |
| 2 | 1050 | 200 |
| 3 | 1000 | 190 |
| 4 | 1000 | 200 |

从表 1 可以得到,经过计算专家评分, I 平均水平为 $1012.5 元 \cdot h^{-1}$, CM 平均水平为 $192.5 元 \cdot h^{-1}$.

6.1 基于仿真信号的模型验证

仿真信号为噪声信号 + 冲击信号,冲击信号幅值随着时间增长,来模拟设备在实际运行过程中,状态逐渐退化,振动幅值逐渐升高的过程.假设该仿真信号可以模拟设备的退化过程,并且符合表 1 中的相关参数.其信号表达式为:

$$y = e^{-1000x} \sin(2 \times \pi \times 600 \times x) \times m + \text{noise}. \quad (9)$$

其中 $m = \left(\frac{j}{2000}\right)^2, j = 1, 2, 3, \dots, 2000$, noise 为噪声信

号. 每组信号为 8192 个数据点,共产生 2000 组数据.通过式 (6) 得到设备状态退化过程如图 8 所示.从图 8 中可以看出,初期设备状态较平稳,后期逐渐裂化,该过程符合企业实际情况,具有较好的参考价值.

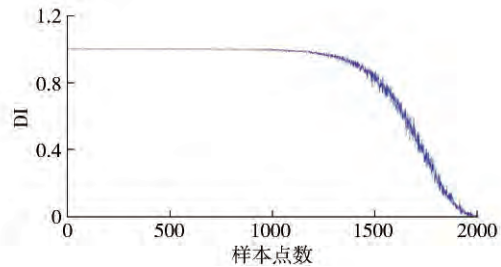


图 8 仿真数据评估结果

Fig. 8 Assessment result of simulation data

以仿真数据为设备退化过程,结合表 1 和式 (7) 对该退化过程进行维修决策的优化建议,结果如图 9 所示.从图 9 中可以看出,随着设备状态的逐渐退化,大约在 1800 个数据点左右,设备的经济效益为负数,因此,根据企业效益最优化的建议原则,建议企业在 1800 点左右进行维修,这样可以最大化的保障企业利益.

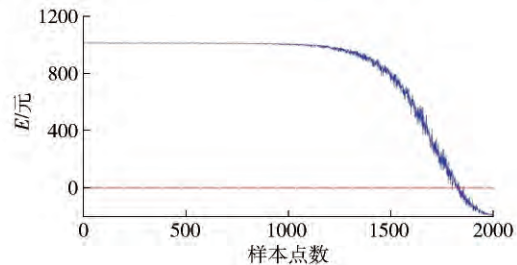


图 9 仿真数据维修优化模型结果

Fig. 9 Result of the maintenance-optimization model obtained via simulation data

为了更便于从图中看出收益和成本之间的关系,也将二者在同一张图中表现出来,如图 10 所示.

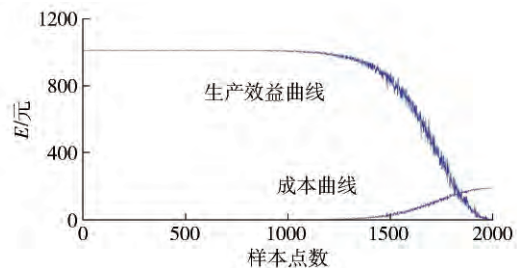


图 10 仿真数据退化过程中收益和成本走势结果

Fig. 10 Result of the income and cost in degradation process obtained via simulation data

从图 10 中可以看出,随着设备状态逐渐退化,维修成本逐渐上升,而企业生产收益逐渐下降,直至成本与收益持平时,建议企业检修设备.该结果也表明,当

触发维修建议阈值时,此时设备 DI 大约在 0.15 ~ 0.2 左右,这个结果也符合企业实际情况。

6.2 基于试验数据的模型验证

接下来通过一组轴承退化试验数据来对模型进行验证。轴承试验的相关信息在 5.2 节已经做了说明,在此不再赘述,只假设该退化过程满足表 1 所列参数。图 11 为数据的模糊 C 均值评估结果。

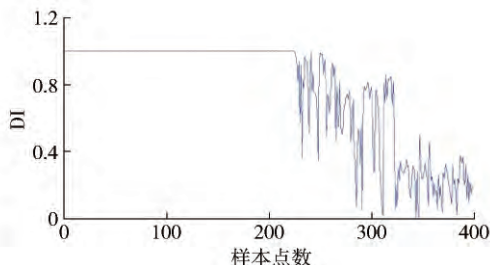


图 11 轴承数据评估结果

Fig. 11 Result of the assessment obtained via bearing data

从图 11 中可以看出,初期设备状态十分稳定,评估结果非常接近 1。随着设备状态逐渐退化,在第 280 点之后,评估结果出现了较大波动性,随后 DI 值下降,趋于平稳,接近失效状态,中间的波动状态与故障磨合过程有关,并且由于是加速加载试验,该过程有较大起伏。该评估结果,轴承试验振动与监测值表现出来的波动性相吻合。

图 12 为轴承数据维修优化模型结果。从图 12 中可以看出,维修决策的优化结果和其状态走势基本吻合,该模型在第 280 数据点(总第 6415 点)触发了本模型的阈值,并且当总经济收益为 0 元时,当前退化状态在故障磨合期的后期,尚未彻底进入故障状态。综合 5.2 节内容来看,状态预警的结果和维修优化技术模型的结果均提前于设备故障点,并且无论对于以生产为导向的企业或是以产品质量为导向的企业来说,均可以找到适用于他们的方法。

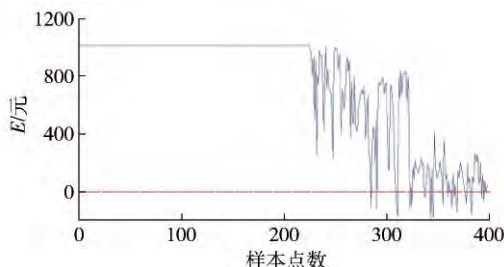


图 12 轴承数据维修优化模型结果

Fig. 12 Result of the maintenance-optimization model obtained via bearing data

6.3 基于企业现场的模型验证

相比于仿真数据和试验数据,企业现场数据存在较多不便处理的地方,例如其采样间隔过长等问题。但基于诸多不便问题,依然能够较好的适用于本文所

提模型,本节所用数据为 5.1 节所介绍的数据。图 13 所示为企业现场数据的模糊 C 均值评估结果。

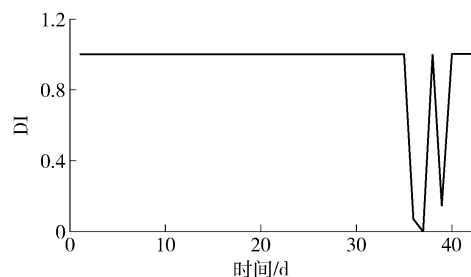


图 13 企业现场数据评估结果

Fig. 13 Result of the assessment obtained via enterprise data

企业现场数据在做故障诊断时,需要区分空载和工作两种状态,通过图 5 可以看出这种波动性。但是通过模糊 C 均值评估,从图 13 中可以看出,本文所提方法完全避免了由空载带来的影响,避免了由于空载带来的漏报和误报现象。

图 14 为企业现场数据维修决策优化结果。从图 14 可以看出,根据本文所提模型,在第 36 数据点时,企业效益的期望值为负,建议维修。而根据实际振动情况,此时振动值上升,设备状态较差,进行维修符合企业生产标准。

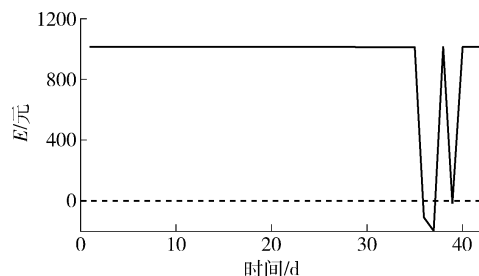


图 14 企业现场数据维修决策优化结果

Fig. 14 Result of the maintenance-optimization model obtained via enterprise data

7 结论

旋转机械设备在工业生产中扮演了重要的角色,早期的设备故障不仅会继续发展,甚至还会影响整条生产线的协同作业。在以往的研究中,人们对旋转机械设备的故障诊断和机械仿真做了大量工作,但是由于其运行过程存在极大的复杂和随机性,因此结果并不是十分理想。意外停机和维修决策不当给企业带来了较高的生产成本。旋转机械设备的性能退化,往往都是在故障中后期,其振动值会有上升。因此,我们不纠结于其故障的发展,而是从振动角度出发,对设备状态进行监测预警和评估,从而对企业维修策略做出建议。

(1) 本文通过对峭度指标进行监测,分析了原始信号峭度指标的变化趋势以及小波包分解信号的峭度

指标变化趋势, 得出了以峭度指标作为机械设备故障预警的新方法, 并且通过试验数据和企业现场数据进行了验证, 证明本文所提的故障预警方法可以有效提前预警。

(2) 本文使用模糊 C 均值聚类评估的方法, 对设备退化过程进行评估。该方法从整体振动角度出发, 对历史数据需求较少, 并能准确的反映出设备的具体退化状态。

(3) 提出一种基于经济效益的维修策略优化模型, 给出基于实时状态的企业效益期望值, 并以此作为建议指标, 从而量化了维修建议, 避免了模糊建议, 具有更广泛的实用性。

(4) 在维修策略优化模型的建立中, 考虑了企业效益对维修决策的影响, 使得模型更加完善, 并且基于实时状态, 对维修建议实时更新, 而非预测, 因此该方法更加准确, 更具有效性。

参 考 文 献

- [1] Jardine A K S, Lin D M, Banjevic D. A review on machinery diagnostics and prognostics implementing condition-based maintenance. *Mech Syst Signal Process*, 2006, 20(7): 1483
- [2] Lei Y G, Han D, Lin J, et al. Planetary gearbox fault diagnosis using an adaptive stochastic resonance method. *Mech Syst Signal Process*, 2013, 38(1): 113
- [3] Shen Z W, Shi T, Shen Y N. Construction of a symmetrical shift-invariant fractional overcomplete wavelet and its application in bearing fault diagnosis. *Chin J Eng*, 2015, 37(3): 378
(沈政伟, 史天, 申亚男. 分数阶对称平移不变过完备小波的构造及其在轴承故障诊断中的应用. *工程科学学报*, 2015, 37(3): 378)
- [4] Zhao X N, Feng Z P. Fault diagnosis of rolling element bearing based on ensemble empirical mode decomposition and cross energy operator. *Chin J Eng*, 2015, 37(Suppl 1): 65
(赵晓宁, 冯志鹏. 基于集合经验模式分解和交叉能量算子的滚动轴承故障诊断. *工程科学学报*, 2015, 37(增刊 1): 65)
- [5] Cheng J S, Yu D J, Yang Y. The application of energy operator demodulation approach based on EMD in machinery fault diagnosis. *Mech Syst Signal Process*, 2007, 21(2): 668
- [6] Chan G K, Asgarpoor S. Optimum maintenance policy with Markov processes. *Electr Power Syst Res*, 2006, 76(6-7): 452
- [7] Wang W. Overview of a semi-stochastic filtering approach for residual life estimation with applications in condition based maintenance. *Proc Inst Mech Eng, Part O: J Risk Reliability*, 2011, 225(2): 185
- [8] Zhang S W, Zhou W X. Cost-based optimal maintenance decisions for corroding natural gas pipelines based on stochastic degradation models. *Eng Struct*, 2014, 74: 74
- [9] Zhang W J, Wang W B. Cost modelling in maintenance strategy optimisation for infrastructure assets with limited data. *Reliability Eng Syst Saf*, 2014, 130: 33
- [10] Wu F J, Wang T Y, Lee J. An online adaptive condition-based maintenance method for mechanical systems. *Mech Syst Signal Process*, 2010, 24(8): 2985
- [11] Failletaz J, Or D. Failure criterion for materials with spatially correlated mechanical properties. *Phys Rev E*, 2015, 91(3): 032134
- [12] Moghaddass R, Rudin C. The latent state hazard model, with application to wind turbine reliability. *Ann Appl Statistics*, 2015, 9(4): 1823
- [13] Stähli M, Sättele M, Huggel C, et al. Monitoring and prediction in early warning systems for rapid mass movements. *Nat Hazards Earth Syst Sci*, 2015, 15(4): 905
- [14] Pan Y N, Chen J, Li X L. Fuzzy C-means based equipment performance degradation assessment. *J Shanghai Jiaotong Univ*, 2009, 43(11): 1794
(潘玉娜, 陈进, 李兴林. 基于模糊 C-均值的设备性能退化评估方法. *上海交通大学学报*, 2009, 43(11): 1794)
- [15] Wang Z Q, Hu C H, Wang W B, et al. Wiener process-based online prediction method of remaining useful life for draught fans in steel mills. *J Univ Sci Technol Beijing*, 2014, 36(10): 1361
(王兆强, 胡昌华, 王文彬, 等. 基于 Wiener 过程的钢厂风机剩余使用寿命实时预测. *北京科技大学学报*, 2014, 36(10): 1361)
- [16] Wang Y H, Deng C, Hu X H, et al. Failure time estimation for mechanical device based on performance degradation. *Comput Integr Manuf Syst*, 2015, 21(8): 2147
王远航, 邓超, 胡湘洪, 等. 基于性能退化的机械设备寿命预测. *计算机集成制造系统*, 2015, 21(8): 2147
- [17] Lee J. Measurement of machine performance degradation using a neural network model. *Comput Ind*, 1996, 30(3): 193