

DOI:10.13196/j.cims.2015.04.020

基于模糊 C-均值聚类的轴承性能衰退评估方法

吴军¹, 郝刚¹, 邓超²⁺, 赵明³

- (1. 华中科技大学 船舶与海洋工程学院, 湖北 武汉 430074;
2. 华中科技大学 数字制造与装备国家重点实验室, 湖北 武汉 430074;
3. 武汉重型机床集团有限公司, 湖北 武汉 430025)

摘要:针对轴承性能衰退评估中遇到的性能衰退时间和过程难以确定等问题,提出一种基于模糊 C-均值聚类的轴承性能衰退分析与评估方法。研究了数据驱动的性能衰退分析过程。综合应用模糊集理论和聚类分析法,开发了基于模糊 C-均值聚类算法的轴承性能衰退评估算法,并给出了相应的轴承性能衰退评估流程。以某型滚动轴承为例分析与评估了其性能衰退过程。结果显示,所提方法能够较好地识别轴承性能衰退发生时间和评定轴承性能衰退程度。

关键词:聚类算法;性能衰退评估;数据驱动方法;轴承

中图分类号:TH17 **文献标识码:**A

Novel bearing performance degradation evaluation method based on fuzzy C-means clustering algorithm

WU Jun¹, HAO Gang¹, DENG Chao²⁺, ZHAO Ming³

- (1. School of Naval Architecture and Ocean Engineering, Huazhong University of Science and Technology, Wuhan 430074, China;
2. State Key Laboratory of Digital Manufacturing Equipment and Technology, Huazhong University of Science and Technology, Wuhan 430074, China;
3. Wuhan Heavy Duty Machine Tool Group Corporation, Wuhan 430025, China)

Abstract: Aiming at the problems that the occurrence time and evolution process of bearing performance degradation were difficult to be identified, a novel performance degradation analysis and assessment method was proposed based on fuzzy C-means clustering algorithm. A data-driven approach was presented to analyze bearing performance degradation process. A fuzzy C-means clustering algorithm was developed to assess the bearing performance degradation, And the process of bearing performance degradation assessment was given. A case study about a rolling bearing was implemented, and the conclusion was showed that the proposed method could better identify the occurrence time of performance degradation and assess the level of performance degradation.

Key words: clustering algorithms; performance degradation evaluation; data driven approach; bearing

0 引言

轴承是旋转机械的重要基础零部件,其性能优劣对主机寿命与可靠性具有十分重要的影响。轴承在服役期内由于组成单元的耗损、运动副间隙或摩

擦的变化,其性能会随着时间的延长而逐渐下降或上升,即性能衰退。性能衰退意味着轴承出现了受损,任其发展必然会引发主机出现功能性故障,给企业造成巨大损失^[1]。因此,有关轴承性能衰退的研究已经引起国内外学者的广泛重视。Lee 等开发了基

收稿日期:2014-06-16;修订日期:2014-12-16。Received 16 June 2014; accepted 16 Dec. 2014.

基金项目:国家自然科学基金资助项目(51105156);中央高校基本科研业务费专项资金资助项目(2013QN108)。Foundation items:Project supported by the National Natural Science Foundation, China(No. 51105156), and the Fundamental Research Funds for the Central Universities, China(No. 2013QN108).

于 Watchdog Agent[®]的健康智能监控与维护系统,其核心内容是对轴承性能退化过程进行监测、评估和预测,并基于此提出维修策略^[2];Fink 等运用多层前馈神经网络研究了铁路道岔系统性能退化预测问题,结果显示该方法对性能退化的长期预测效果非常好^[3];Wang 等综合运用指数回归和参数的经验贝叶斯等方法研究基于性能衰退的装备失效时间预测问题,并采用仿真数据和裂纹增长数据等验证了方法的可行性^[4];王玉静等基于优化集合经验模态分解和支持向量机,实现了滚动轴承正常、不同故障位置及性能退化程度的多状态同时智能诊断^[5]。然而,由于影响轴承性能衰退的因素众多^[6],轴承性能衰退时间和过程通常难以确定,表现出强烈的模糊性和不确定性,给轴承性能衰退的分析与评估带来巨大的困难^[7-14]。因此,本文将探讨数据驱动的轴承性能衰退过程分析,并综合应用模糊集理论和聚类分析法,提出一种基于模糊 C-均值聚类的轴承性能衰退评估算法。

1 数据驱动的轴承性能衰退过程分析

轴承性能衰退的外在表现为其输出的性能特征参数逐步偏离正常范围,包括递增型衰退和递减型衰退。图 1 所示为轴承某一性能特征参数的递增衰退过程,其中: Y_m 表示失效阈值, Y_d 表示衰退阈值。

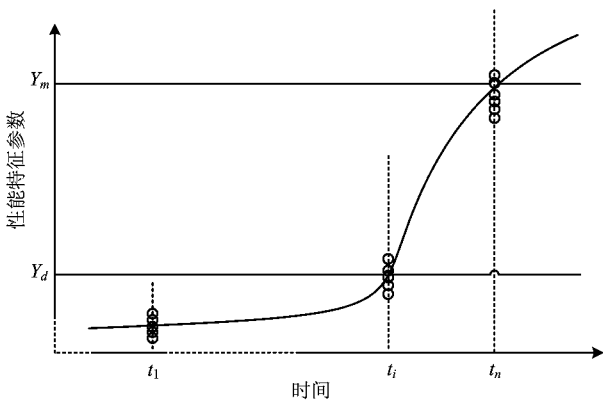


图1 轴承性能衰退的一般过程

然而,由于影响轴承性能衰退的因素众多、失效模式多样等,很难从失效物理机理分析的角度系统地研究轴承性能衰退过程。因此,本文提出一种数据驱动的轴承性能衰退过程分析方法,即通过轴承的在线状态监测获得动态性能信号,经信号处理与分析后提取出其性能特征参数,进而采用聚类分析、时间序列分析等方法对性能特征参数进行拟合与预

测,揭示轴承性能衰退过程,确定轴承的性能衰退程度。

现设定一组待监测动态性能集,在轴承服役过程中的 n 个给定时间点 $t_i = i\Delta t (i = 1, \dots, n)$ 分别进行测量,得到动态性能信号。采用时域、频域等方法对动态信号进行提取与融合,得到能够及时准确地反映轴承健康状态变动的性能特征参数集,即

$$D = \{(T, Y) \mid (t_i, y_j); i = 1, \dots, n; j = 1, \dots, m\}. \quad (1)$$

式中 y_j 表示第 j 个性能特征参数。因为轴承从正常状态向故障状态的衰退过程表现出强烈的模糊性,所以引入模糊 C-均值聚类方法来揭示轴承性能衰退过程,并评估其性能衰退程度。

2 基于模糊 C-均值聚类算法的性能衰退评估

对于轴承性能特征参数组成的一组样本集合 $Y = \{y_1, y_2, \dots, y_n\} \subset R^m$ (m 为样本空间的维数, n 为样本个数),采用模糊 C-均值聚类算法将其划分为 c 类子集 ($c > 1$)。为此,需要使满足一定约束条件下的目标函数 $J(U, V)$ 最小,即

$$J(U, V) = \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^n u_{ij}^m d_{ij}^2. \quad (2)$$

s. t. $\sum_{i=1}^c u_{ij} = 1, \quad 0 < \sum_{j=1}^n u_{ij} < n,$

$$0 \leq u_{ij} \leq 1, 1 \leq i \leq c, 1 \leq j \leq n. \quad (2)$$

式中: U 为一个 $c \times n$ 的模糊划分矩阵; V 为一个 $m \times c$ 的聚类中心矩阵; $d_{ij} = \|y_j - v_i\|$ 表示从样本点 y_j 到聚类中心 v_i 的距离; u_{ij} 为第 j 个样本 y_j 属于第 i 类的隶属度; $m > 1$ 为模糊聚类的模糊系数,又称平滑参数,用于控制所划分区间在模糊类间的分享程度,该参数越大,划分的区分度越低,反之划分的区分度越高。

为分析与评定轴承性能衰退状况,需要识别正常状态和故障状态下的特征参数向量聚类中心。利用极值点的非线性库恩-塔克条件寻找所有样本点到聚类中心的欧几里得距离最小值,由迭代方程(式(3))更新得到最终的聚类中心。

$$v_i = \frac{\sum_{j=1}^n u_{ij}^m y_j}{\sum_{j=1}^n u_{ij}^m}, i = 1, 2, \dots, c. \quad (3)$$

同时,由迭代方程(式(4))更新得到样本点 y_j

偏离聚类中心 v_i 的隶属度 u_{ij} 。

$$u_{ij} = \begin{cases} \left[\sum_{r=1}^c \left(\frac{d_{ij}}{d_{rj}} \right)^{\frac{2}{m-1}} \right]^{-1}, & I_j = \emptyset; \\ 1, & I_j \neq \emptyset. \end{cases} \quad (4)$$

式中 $I_j = \{(i, j) | y_j = v_i, 1 \leq i \leq c\}$ 。

图 2 所示为基于模糊 C-均值聚类算法的轴承性能衰退评估流程,具体步骤如下:

步骤 1 性能特征参数的提取与融合。通过分析所测动态信号的物理性质和统计特征,选择相应的特征参数提取与融合方法,得到轴承性能特征参数集。

步骤 2 性能特征参数的标准化。为消除因性能特征参数的物理意义和量纲不一致所造成的影响,采用线性函数转换方法对特征参数进行标准化处理:

$$x_j = \frac{y_j - \min\{Y\}}{\max\{Y\} - \min\{Y\}}. \quad (5)$$

步骤 3 初始化参数的设置。设定模糊 C-均值聚类算法的初始参数,包括聚类个数 c 、模糊系数 m 、收敛精度 ϵ 和迭代次数 k 等,同时初始化各聚类中心 $V^{(0)}$ 。

步骤 4 循环迭代计算。计算或更新模糊划分矩阵 $U^{(k+1)}$ 和聚类中心矩阵 $V^{(k+1)}$,直至它们满足迭代终止条件

$$\|V^{(k+1)} - V^{(k)}\| \leq \epsilon. \quad (6)$$

步骤 5 性能衰退评定。根据获得的各个模糊聚类中心,推断样本数据相对于各个模糊聚类中心的隶属度,评定轴承性能衰退程度。

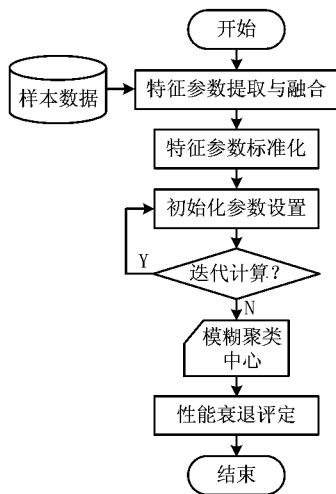


图2 基于模糊C-均值聚类算法的性能衰退评估流程

3 实例分析

为验证本文所提方法的可行性,采用美国辛辛那提大学智能维修中心的轴承加速寿命试验数据研究某型滚动轴承性能衰退过程^[15]。

首先,运用时域方法对采集的轴承原始振动信号进行特征参数提取,得到均方根值(Root Mean Square, RMS)、峰峰值(P-P)、波形因子(shape factor)、峰值因子(crest factor)、脉冲因子(impulse factor)、裕度因子(clearance factor)和峭度因子(kurtosis value)等特征参数。图 3 所示为经标准化处理后的特征参数全寿命周期变化曲线。由图 3 可知, RMS 和峭度因子在轴承全寿命周期变化较为平稳,直至寿命末期出现快速上升现象。这表明 RMS 和峭度因子对装备性能衰退变化比较敏感。为此,选取 RMS 和峭度因子组成特征参数集来揭示轴承性能衰退过程。

然后,设置模糊 C-均值聚类算法的初始参数:聚类个数 $c=2$ 、模糊系数 $m=2$ 、收敛精度 $\epsilon \leq 1.0 \times 10^{-5}$ 、迭代次数 $k=100$,迭代起点为原点。从轴承全寿命周期数据中选取第 500~2 150 组数据作为样本数据,运用模糊 C-均值聚类算法,经循环迭代计算,分别得到正常状态和故障状态的聚类中心,如表 1 所示。

表 1 正常状态和故障状态的聚类中心

	RMS	峭度指标
故障状态聚类中心	0.551 9	0.232 0
正常状态聚类中心	0.055 0	0.018 4

同时,推断出样本数据到正常状态和故障状态聚类中心的欧几里得距离,如图 4 所示。由图 4 可知,伴随着轴承的运行,其所测的样本数据相对于正常状态聚类中心的欧几里得距离逐渐增大,而相对于故障状态聚类中心的欧几里得距离逐渐减小,这表明轴承状态正在从正常状态逐渐向故障状态转移。

采用隶属度衡量轴承性能衰退程度。如图 5 所示,轴承运行大约 44 700 min 后隶属度开始出现下降,表明轴承的工作性能开始衰退。这可能是由于出现新的较大点蚀而造成振动加剧。随后出现一段相对平稳期,这可能是由于出现了新的较大点蚀又迅速被平滑。当轴承运行到大约 46 700 min 时再次出现隶属度下降的现象,此后轴承隶属度变化

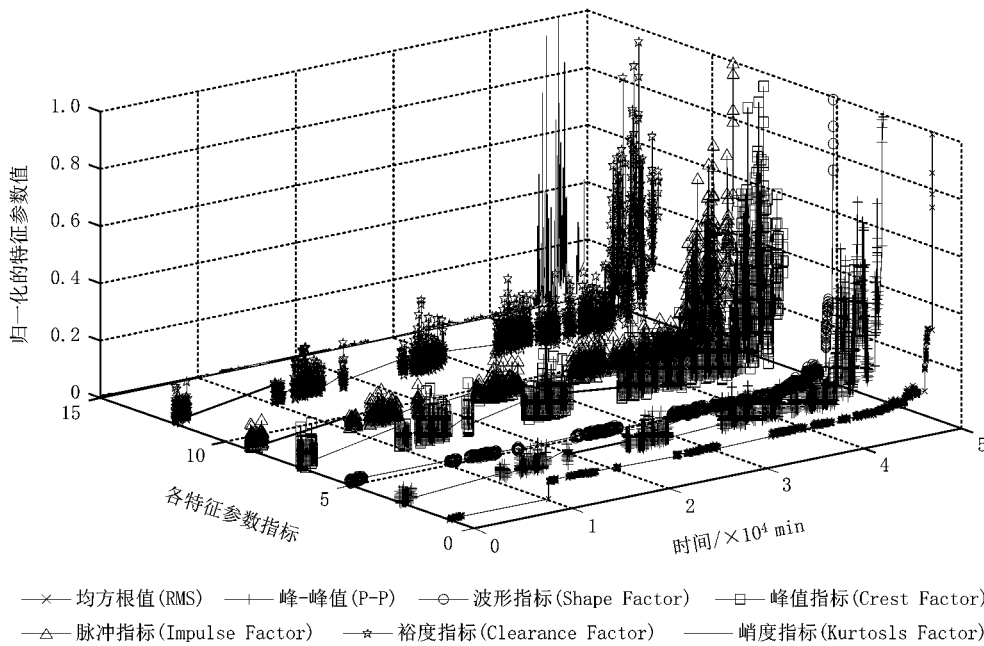


图3 性能特征参数的全寿命周期变化曲线

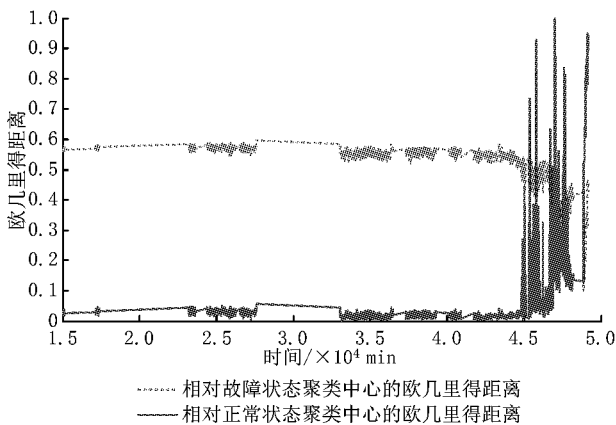


图4 样本数据相对正常状态和故障状态聚类中心的欧几里得距离

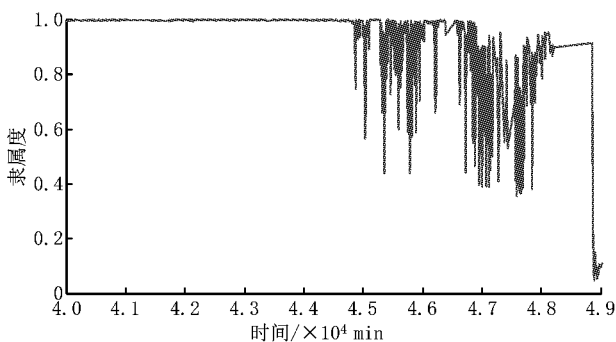


图5 相对正常状态聚类中心的隶属度变化曲线

较为剧烈。轴承继续运行到大约 48 900 min 时隶属度快速下降,此时认为轴承出现故障,文献[7]也得出了类似的结论。

由图 3 可知,轴承运行至 44 804 min 时开始进

入性能衰退期,继续运行至 49 653 min 时失效。采用模糊 C-均值聚类算法分析后发现:轴承运行到 44 700 min 时开始进入性能衰退期,继续运行至 48 900 min 后,其隶属度快速下降,轴承进入故障状态(如图 6),这比轴承加速寿命试验确定的性能衰退时间和失效时间分别提前了 104 min 和 753 min,将有助于企业维修人员提前采取预防性维修策略,以保障主机安全可靠运行。

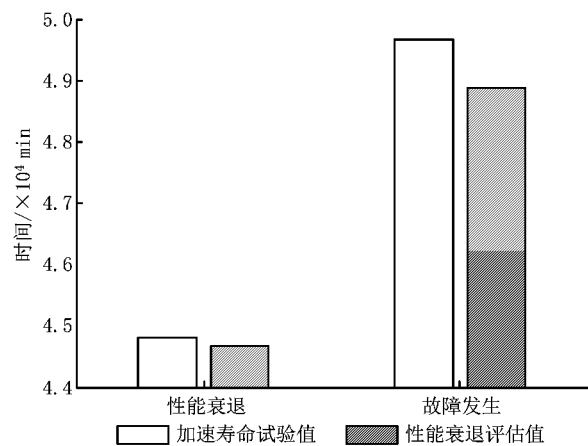


图6 性能衰退时间和故障发生时间对比

4 结束语

本文研究了基于模糊 C-均值聚类算法的轴承性能衰退评估方法,该方法能够有效地揭示轴承性能衰退现象,对性能衰退程度进行量化监测,对主机

故障诊断和预防性维修等都具有重要的实际指导意义。由分析结论可知,模糊 C-均值聚类算法适合于解决轴承性能衰退过程中的特征模糊性等问题。此外,如何提高隶属度函数的区分度,如何将该方法应用于主机的在线监测等,将在后续工作中进行研究。

参考文献:

- [1] ZHOU Donghua, WEI Muheng, SI Xiaosheng. A survey on anomaly detection, life prediction and maintenance decision for industrial processes[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2013, 39(6): 711-722(in Chinese). [周东华,魏慕恒,司小胜. 工业过程异常检测、寿命预测与维修决策的研究进展[J]. *自动化学报*, 2013, 39(6):711-722.]
- [2] LEE J, LAPIRAA E, BAGHERI B, et al. Recent advances and trends in predictive manufacturing systems in big data environment[J]. *Manufacturing Letters*, 2013, 1(1):38-41.
- [3] FINK O, ZIO E, WEIDMANN U. Predicting component reliability and level of degradation with complex-valued neural networks[J]. *Reliability Engineering and System Safety*, 2014, 121(1):198-206.
- [4] WANG Yuanhang, DENG Chao, WU Jun, et al. Failure time prediction for mechanical device based on the degradation sequence[J]. *Journal of Intelligent Manufacturing*, 2013. DOI: 10.1007/S10845-013-0849-4.
- [5] WANG Yujing, JIANG Yicheng, KANG Shouqiang, et al. Diagnosis method of fault location and performance degradation degree of rolling bearing based on optimal ensemble EMD[J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2013, 34(8): 1834-1840(in Chinese). [王玉静,姜义成,康守强,等. 基于优化集合 EMD 的滚动轴承故障位置及性能退化程度诊断方法[J]. *仪器仪表学报*, 2013, 34(8):1834-1840.]
- [6] WANG Yuanhang, DENG Chao, WU Jun, et al. A corrective maintenance scheme for engineering equipment[J]. *Engineering Failure Analysis*, 2014, 36(1):269-283.
- [7] WU Jun, SHAO Xinyu, DENG Chao, et al. Reliability prediction system development based on performance degradation[J]. *Computer Integrated Manufacturing Systems*, 2011, 17(1):191-197(in Chinese). [吴 军,邵新宇,邓 超,等. 基于性能劣化的可靠性预测研究与系统开发[J]. *计算机集成制造系统*, 2011, 17(1):191-197.]
- [8] CARDOSO J B, ALMEIDA J R, DIAS J M, et al. Structural reliability analysis using Monte Carlo simulation and neural networks[J]. *Advances in Engineering Software*, 2008, 39(6): 505-513.
- [9] TANG Baoping, JIANG Yonghua, ZHANG Xiangchun. Feature extraction method of rolling bearing fault based on singular value decomposition-morphology filter and empirical mode decomposition[J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2010, 46(5):37-48(in Chinese). [汤宝平,蒋永华,张详春. 基于形态奇异值分解和经验模态分解的滚动轴承故障特征提取方法[J]. *机械工程学报*, 2010, 46(5):37-48.]
- [10] SI Xiaosheng, HU Changhua, ZHOU Donghua. Nonlinear degradation process modeling and remaining useful life estimation subject to measurement error[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2013, 39(5):530-541(in Chinese). [司小胜,胡昌华,周东华. 带测量误差的非线性退化过程建模与剩余寿命估计[J]. *自动化学报*, 2013, 39(5):530-541.]
- [11] XIONG Yao, WU Jun, DENG Chao, et al. Machining process parameters optimization for heavy-duty CNC machine tools in sustainable manufacturing[J]. *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 2013. DOI: 10.1007/S00170-013-4881-5.
- [12] ZHU Xiaoran, ZHANG Youyun, ZHU Yongsheng. Bearing performance degradation assessment based on the rough support vector data description[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2013, 34(1/2):203-217.
- [13] LIAO Linxia, LEE J. A novel method for machine performance degradation assessment based on fixed cycle features test[J]. *Journal of Sound and Vibration*, 2009, 326(3/4/5): 894-908.
- [14] HUA Cheng, ZHANG Qing, XU Guanghua, et al. Performance reliability estimation method based on adaptive failure threshold[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2013, 36(2):505-519.
- [15] QIU Hai, LEE J, LIN Jing. Wavelet filter-based weak signature detection method and its application on roller bearing prognostics[J]. *Journal of Sound and Vibration*, 2006, 289(4/5):1066-1090.

作者简介:

- 吴 军(1977—),男,湖北宜昌人,副教授,博士,研究方向:装备可靠性技术、故障预测、智能计算等, E-mail:wuj@mail.hust.edu.cn;
- 郝 刚(1988—),男,湖北黄冈人,硕士研究生,研究方向:装备故障诊断、可靠性分析;
- 邓 超(1970—),女,湖南邵阳人,教授,博士,博士生导师,研究方向:质量与可靠性工程,通信作者, E-mail:dccgenki@163.com;
- 赵 明(1968—),男,湖北郧县人,研究员,博士,研究方向:数控机床设计。