

动态概率模型跟踪性能退化的实时可靠性评估方法

华成¹, 张庆^{1,2}, 徐光华^{1,2}, 谢俊¹, 李淑智¹

(1. 西安交通大学机械工程学院, 710049, 西安; 2. 西安交通大学机械制造系统工程国家重点实验室, 710049, 西安)

摘要: 针对实时可靠性评估中先验信息难以获取、分布假设不符合实际情况的问题, 提出一种基于动态概率模型的实时可靠性评估方法. 采用 Parzen 核密度估计构造滑动概率神经网络, 使用滑移时间窗进行统计样本的动态选择, 以非参数方式实时估计性能退化数据的条件概率分布, 将超过失效阈值的分布函数值作为可靠性指标, 来实现个体设备无先验信息条件下的可靠性评估. 通过对高压水除鳞泵和加热炉风机失效过程数据的分析, 验证了该方法的可行性和实用性.

关键词: 动态概率模型; 性能退化; 实时可靠性

中图分类号: TB114.3 **文献标志码:** A **文章编号:** 0253-987X(2010)01-0046-05

Real-Time Reliability Assessment Method Based on Performance Degradation Tracked by Dynamic Probability Model

HUA Cheng¹, ZHANG Qing^{1,2}, XU Guanghua^{1,2}, XIE Jun¹, LI Shuzhi¹

(1. School of Mechanical Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China; 2. State Key Laboratory for Manufacturing Systems Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China)

Abstract: In the process of real-time reliability assessment, acquisition of prior information is difficult and distribution hypothesis does not always conform to the actual situation, thus a real-time reliability assessment method based on dynamic probability model is presented. Taking nonparametric kernel estimation method, a moving probability neural networking is constructed, and the sliding time-window technique is used to pick statistical samples respectively and then conditional probability distribution of performance degradation data is estimated. The distribution value of performance degradation data more than failure threshold is regarded as the reliability indicator. The individual equipment reliability assessment can be accomplished without any prior information. The analysis of data from high pressure water descaling pump and heating furnace fan in the process of failure verifies the feasibility and practicability.

Keywords: dynamic probability model; performance degradation; real-time reliability

随着产品的可靠性越来越高, 寿命越来越长, 在相对较短的时间内, 产品无法获取足够的失效数据, 因此传统可靠性分析方法的适用范围不断缩小. 针对传统方法的不足, 以可靠性下降和性能退化的内在关系为研究对象, 通过构建具有共性规律的退化轨道模型, 来跟踪辨识可靠性的下降程度. 由于个体设备具有工况和环境影响的差异, 所以实际性能的退化过程并不能较好地符合共性规律. 1992 年,

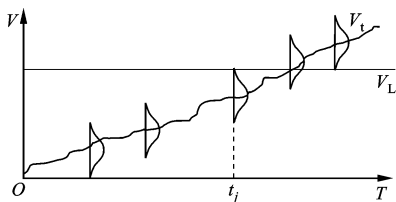
Kim 和 Kolarik^[1] 提出实时可靠性的概念, 根据实时获取的性能退化数据, 来评估个体设备的可靠性^[2]. 目前, 实时可靠性评估方法有回归分析方法^[3]、马尔可夫过程分析方法^[4] 和时间序列分析方法^[5] 等, 文献[3-5]的研究是建立在大量的先验信息或先验分布假设的基础上, 从而制约了实时可靠性评估方法的推广应用, 因此不适用于新设备.

本文提出了一种基于动态概率模型的实时可靠

性评估方法,该方法具有自动获取统计样本,动态调整概型的优点.在先验信息和先验分布未知的条件下,构建滑动概率神经网络实时估计性能退化数据的条件概率分布,运用动态连续变化的概率曲线跟踪性能退化过程,并以超过失效阈值的概率分布函数值作为可靠性指标,从而实现了性能退化数据向可靠性评价指标的转换.

1 基于时间序列的实时可靠性评估

设备或系统可靠性的下降是由内在性能退化过程引起的,直接或间接测量性能变量能够反映出这一退化过程,文献[5]以性能退化数据序列作为分析对象,研究了实时可靠性的评估问题.如图 1 所示,在任一时刻 t ,性能变量 V_t 的取值满足正态分布,根据固定的失效阈值 V_L ,以超过失效阈值的分布函数 $F(t, V_L) = P(v(t) > V_L)$ 作为失效分布,则可靠性指标 $R(t) = 1 - F(t, V_L)$. 该方法正态分布模型参数的估计步骤^[6]为:①取 m 个样品做性能退化实验,分别在 n 个给定的时间点测得退化数据 $v_{1j}, v_{2j}, \dots, v_{ij}, j=1, 2, \dots, n$,其中 v_{ij} 表示第 i 个产品在 t_j 时刻测量的数据;②选择合适的分布 $G(v, \Theta(t))$,表示产品在 t 时刻退化量的分布, $\Theta(t)$ 为分布参数;③将在 t_j 时刻测得的性能数据 $v_{1j}, v_{2j}, \dots, v_{ij}$ 作为统计样本,估计该时刻的分布参数 $\Theta(t_j)$.



V: 设备性能退化量; T: 时间; t_j : 第 j 个采样时刻

图 1 性能退化可靠性评估曲线

基于时间序列的实时可靠性评估方法在应用上存在一定的局限性,如需要大量的实验数据或历史信息来估计分布参数,同时参数分布模型适用范围有限,且实验条件不可复现.对于在线运行的个体设备先验信息获取困难、参数分布模型难以适应工况的情况,本文引入了一种滑动概率神经网络^[7],可通过连续变化的概率密度曲线实现对性能退化过程的跟踪.

2 滑动概率神经网络

2.1 原理介绍

如图 2 所示,此网络包含抽样层、样本层和求和

层,其中抽样层由待分析数据区间的等间隔抽样点组成,按顺序排列,固定不变.样本层为测量数据序列,按顺序滑动进入网络,求和层是抽样集合在当前测量数据条件下的概率密度.

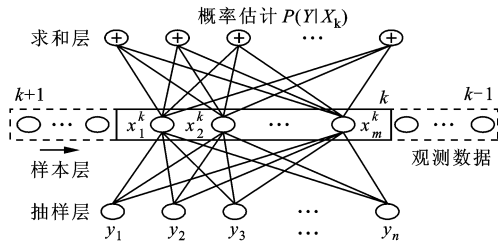


图 2 滑动概率神经网络

观测数据序列 X , 设定窗长 m , 滑动步长 s , 当每次滑动时间窗时,保留原窗内的 $m-s$ 个观测数据,并新增 s 个观测数据. 当第 k 次运算时,窗内样本为 $X_k = \{x_1^k, x_2^k, \dots, x_m^k\}$, 映射到抽样层进行核函数运算,在求和层得到条件概率

$$P(y_i | X_k) = \frac{1}{m\sigma} \sum_{j=1}^m K(x_j^k, y_i), \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (1)$$

式中: σ 表示平滑因子; $P(y_i | X_k)$ 表示在已知时间序列 X_k 的条件下,抽样点 y_i 的条件概率; $K(x_j^k, y_i)$ 为核函数. 如果选择高斯核函数,则

$$K(x_j^k, y_i) = \frac{1}{(2m)^{1/2}} e^{-(x_j^k - y_i)^2 / 2\sigma^2}$$

当观测数据也可按照给定的窗长和步长滑动进入网络时,可在求和层得到抽样点的条件概率估计值,窗内所有观测数据也可得到 n 个概率估计值,构成的条件概率分布曲线为

$$F(Y) = P(y_i \leq Y) = \sum_{\{i: y_i \leq Y\}} P(y_i | X_k) \quad (2)$$

式中: Y 为抽样点集合. 当有新的数据进入网络后,只需对前一时刻的密度估计值进行局部调整,就可以连续得到在不同时刻的概率密度分布曲线.

2.2 模型参数的影响

滑动概率模型存在参数 m 、 s 和 σ , 并影响模型的计算速度和精度. m 决定了模型的统计样本容量, s 决定了滑动时间推移的速度,为了保证对模型实行连续的分析 and 计算, m 应保持不变,以保证各个时刻的分析对象具有相同的统计特性. s 可以根据观测对象的状态进行灵活的调整,当观测对象变化缓慢时,用相对较长的步长进行滑动;当观测对象的状态变化迅速时,采用相对较短的步长,以便及时观测到变化过程的细节信息. 对于 σ 的选择,如果过大,

虽然增强了平滑性,但却淹没了密度的细节信息,如果 σ 过小,会使密度曲线对伪数据反应灵敏,而无法有效地把有用信息与噪声干扰分开.因此,对 σ 的选择应采用 $\sigma=\frac{d_k}{(2m)^{1/2}}$ (d_k 为滑动窗内观测数据之间的最大距离).如果对数据预先进行归一化处理, σ 可近似等于 $\frac{1}{(2m)^{1/2}}$.

3 动态概率模型的实时可靠性评估方法

针对基于时间序列的实时可靠性评估方法存在的缺陷,本文从样本实时获取和动态调整概型这2个关键技术的研究出发,结合滑动概率神经网络,实现实时性能退化数据向可靠性指标的转换.

3.1 统计样本的实时获取

在实验数据或历史信息未知的情况下,参数估计所需的统计样本是难以得到的.针对此问题,本文从实时采集的性能退化数据序列出发,研究了统计样本的近似获取方法,并提出如下假设:性能退化数据序列是一个随机时间序列,性能退化过程是缓慢变化的非平稳随机过程,整个性能退化过程由一系列短时间平稳性能退化数据组成.

选取一个在时间上可滑移的时间窗 ΔT ,相对于整个退化周期 T , $\frac{\Delta T}{T} \rightarrow 0$,窗内数据序列是平稳的,其统计特性不随时间变化,因此可以把窗内数据看作服从相同分布的统计样本.在 t_k 时刻,以时间窗 $[t_k-\Delta T, t_k]$ 内数据作为统计样本,由于 $\frac{\Delta T}{T} \rightarrow 0$,因此该统计样本可以看作为 t_k 时刻的统计样本.

3.2 可动态调整的概率分布模型

通过滑动时间窗获得了任意时刻性能变量的统计样本,就可以根据事先假设的分布模型对参数进行估计.由于样本对分布模型有很大的依赖性,因此限制了模型的应用范围,甚至与实际不符.针对参数估计的缺陷,本文采用Parzen窗非参数的概率密度估计方法,即核密度估计方法^[8],该方法不需要事先对样本的分布做任何假定,而是从样本本身出发,通过加权平均中心点位于样本值的局部函数来估计未知的密度,从理论上能够渐进地逼近任何形式的密度函数.因此,当外部环境或负载发生变化时,该方法可以根据数据的特点动态调整概型,以适应实际分布的变化.

3.3 实时可靠性评估

在统计样本实时获取技术的基础上,使用滑动概率神经网络实时估计性能退化数据的条件概率分布,利用该条件概率分布和失效阈值实现可靠性评估.具体过程如下:①获得设备性能退化数据序列;②选择 m 、 s 和 σ ,以及 $Y=\{y_i|i=1,2,\cdots,n\}$;③当性能退化数据序列顺序进入网络后,以 m 截取时间序列作为统计样本;④在第 k 次运算时,窗内数据 $V_k=\{v_1^k,v_2^k,\cdots,v_m^k\}$,并映射到样本层进行高斯核函数运算,在求和层得到条件概率分布,并作为 t_k 时刻性能退化变量的概率分布;⑤利用 t_k 时刻性能退化变量的概率分布式(2),计算该时刻的失效概率分布和性能可靠度,失效概率分布为

$$F(t_k,V_L)=P(y_i\leqslant V_L)=\sum_{\{i;y_i\leqslant V_L\}}P(y_i|V_k) \tag{3}$$

性能可靠度为

$$R(t_k,V_L)=1-F(t_k,V_L) \tag{4}$$

⑥当 $k\leftarrow k+1$ 时, s 保留原窗内的 $m-s$ 个观测数据,新增 s 个观测数据,重复步骤④和⑤,可以得到 t_{k+1} 时刻性能退化变量的失效概率分布和性能可靠度,通过不断地滑动时间窗,可以连续得到各个采样时刻的性能可靠度值,如图3所示.

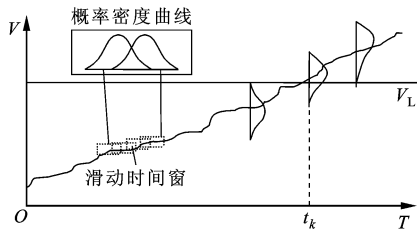


图3 性能退化概率跟踪曲线

计算性能可靠度的实质是把 V_L 作为滑动概率神经网络抽样集合的抽样点,如图4所示,将任意 t_k 时刻样本层的观测数据映射到抽样层,激活自身邻域的样本点.当激活的样本点未超过 V_L 时,此时可靠度为1.当激活的样本点包含 V_L 时,可靠度为 $R(t_k,V_L)$;当激活的样本点全部超出 V_L 时,可靠度

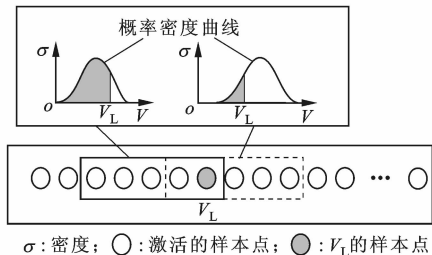


图4 失效阈值在抽样集合的描述

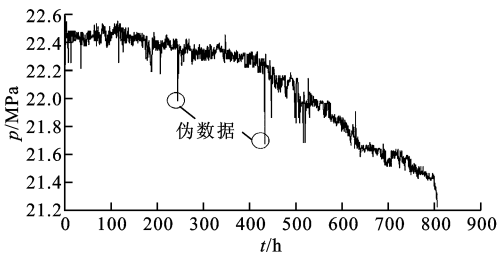
为 0. 对于在线运行的设备,性能可靠度与设备的运行状态密切相关,它可以实时地对获得的性能退化数据进行可靠性分析,实现设备在不同工况条件和环境影响下的性能状态的评价.

4 案例分析

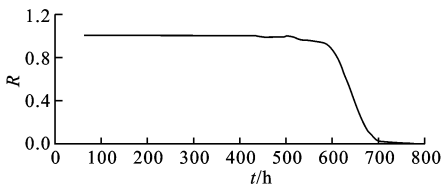
4.1 高压水除鳞泵

某钢铁公司不锈钢厂高压水除鳞泵采用的是大流量、11 级离心泵,它的作用是在不锈钢轧制过程中去除钢板表面氧化铁皮,因此对泵的出口压力有严格的要求.除鳞泵的进口和出口都安装有压力传感器,每隔 30 min 系统记录一次数据,以现场 2 号除鳞泵为例,从 2006 年 8 月份安装使用运行到 12 月份,共采集了 1 615 条出口压力数据.2006 年 12 月 13 日该设备发生事故,开机检查发现口环严重磨损,由于除鳞泵口环的磨损是一个性能逐渐衰退的过程,因此可使用滑动概率神经网络进行分析.选择 $m=120,s=10,\sigma=0.064$,抽样点数 $n=200$,按照生产厂提供的标准,选择失效阈值的压力 p 为 21.8 MPa(见图 5).

由图 5 的可靠性评估曲线可以发现,除鳞泵运行到 500 h 后,可靠度开始下降,在 600~700 h 之间可靠度下降的趋势明显,说明口环的磨损在快速增加,最终运行到 807 h 时发生了事故,此时可靠度已经下降到 0. 从图 5 中还可以发现,由于核函数的平滑作用,压力波动造成的伪数据在可靠性评估曲线上已被较好地平滑去掉.



(a)性能退化数据序列



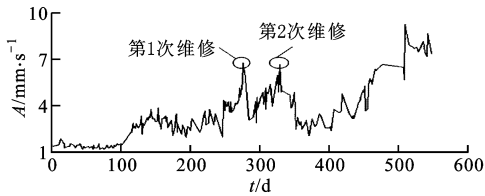
(b)性能可靠度

图 5 除鳞泵实时可靠性评估

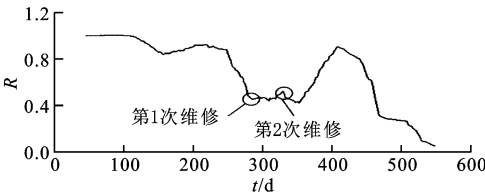
4.2 加热炉风机

某钢铁公司中板厂加热炉 3 号风机是加热炉的

送风装置,对加热炉 3 号风机的转子轴承座和电机轴承座进行了长期的振动监测,监测指标为振动速度的均方幅值.从 2005 年 6 月至 2006 年 12 月,共采集数据 281 条,由于节假日、维护安排等原因,数据采集并未完全按等间隔采样.2006 年 12 月底,该设备发生了事故,电机轴承保持架开裂,轴承滚珠严重磨损,如图 6 所示,采用 ISO2372 对 3 号风机转子的振动进行监测,得到失效阈值的振动幅值 A 为 4.5 mm/s , $m=20,s=1,\sigma=0.15,n=150$.



(a)性能退化数据序列



(b)性能可靠度

图 6 加热炉风机实时可靠性评估

通过对加热炉风机的可靠性评估结果分析发现,第 1 次维修是对风机电机联轴器重新对中,但效果不明显,可靠度未提高,第 2 次维修是对电机转子重新做动平衡.可以看出,在第 2 次维修后,电机的振动幅值明显下降,可靠度提高.但是,由于没有消除引起振动增加的根本原因(轴承缺陷),当检修 2 个月 after,电机的振动又开始显著增加,引起可靠度快速下降,最终出现了严重事故.此案例表明,检修维护对可靠性产生了直接的影响,而通过实时可靠性的评估可及时发现检修的效果.

5 结 论

本文提出的基于动态概率模型的实时可靠性评估方法,可以在先验信息和先验分布未知的条件下,实现对设备性能退化数据的可靠性计算.本文首先利用非参数核估计方法构建了动态概率模型,用一个在时间上可滑移的时间窗进行样本选择和统计分析,实时得到性能退化数据的条件概率分布,并以超过失效阈值分布作为可靠性指标,实现了性能退化数据向可靠性评价指标的转换.通过对除鳞泵和加

热炉风机的可靠性分析,证明该方法可以根据实际工况的变化动态调整概率模型,实时评价维护活动对可靠性的影响,抑制伪数据的干扰.本文方法克服了传统可靠性样本获取困难、模型适用性差的问题.

参考文献:

- [1] KIM Y S, KOLARIK W J. Real-time conditional reliability prediction from on-line tool performance data [J]. *International Journal of Production Research*, 1992, 30(8): 1831-1844.
- [2] 周东华,徐正国. 工程系统的实时可靠性评估与预测技术 [J]. *空间控制技术与应用*, 2008, 34(4): 3-9.
ZHOU Donghua, XU Zhengguo. A survey on real-time reliability evaluation and prediction techniques for engineering systems [J]. *Aerospace Control and Application*, 2008, 34(4): 3-9.
- [3] GEBRAEEL N Z, LAWLEY M A, LI R, et al. Residual-life distributions from component degradation signals: a Bayesian approach [J]. *IIE Transactions*, 2005, 37: 543-557.
- [4] DONG M, HE D. A segmental hidden semi-Markov model (HSMM)-based diagnostics and prognostics framework and methodology [J]. *Mechanical System and Signal Processing*, 2007, 21: 2248-2266.
- [5] LU H, KOLARIK W J, LU S S. Real-time performance reliability prediction [J]. *IEEE Transactions on Reliability*, 2001, 50(4): 353-357.
- [6] 赵建印. 基于性能退化数据的可靠性建模与应用研究 [D]. 长沙: 国防科技大学信息系统与管理学院, 2005.
- [7] 张庆,徐光华. 基于滑动概率神经网络的早期故障诊断 [J]. *西安交通大学学报*, 2006, 40(9): 1036-1040.
ZHANG Qing, XU Guanghua. Incipient fault diagnosis based on moving probabilistic neural network [J]. *Journal of Journal of Xi'an Jiaotong University*, 2006, 40(9): 1036-1040.
- [8] PARZEN E. On estimation of a probability density function and mode [J]. *Annals of Mathematical Statistics*, 1962, 33(8): 1065-1076.

(编辑 管咏梅)