工业过程异常检测、寿命预测与维修决策的研究进展

周东华 [1, 2] 魏慕恒 [1, 2] 司小胜 [1, 2, 3]

摘 要 作为保障工业过程安全性、可靠性和经济性的重要技术, 异常检测、寿命预测与维修决策在过去几十年得到了越来越广泛的关注和长足的发展. 本文结合异常检测、寿命预测与维修决策各研究环节之间的相互联系, 综述了异常检测、寿命预测与维修决策的联合研究现状, 重点总结了异常检测与寿命预测、异常检测与维修决策、寿命预测与维修决策、维修决策与备件管理的联合研究动态. 最后, 探讨了该领域中存在的问题及未来的研究方向.

关键词 异常检测, 寿命预测, 维修决策, 联合研究

引用格式 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. 自动化学报, 2013, **39**(6): 711−722

DOI 10.3724/SP.J.1004.2013.00711

A Survey on Anomaly Detection, Life Prediction and Maintenance Decision for Industrial Processes

ZHOU Dong-Hua[1, 2] WEI Mu-Heng[1, 2] SI Xiao-Sheng[1, 2, 3]

Abstract The past decades have witnessed an increasingly growing research interest and significant progress on various aspects of anomaly detection, life prediction, and maintenance decision. In this paper, according to the linkages among anomaly detection, life prediction, and maintenance decision, the state of the art of the integrated studies of anomaly detection, life prediction, and maintenance decision are reviewed and the potential issues needed to be solved are highlighted. Particularly, the emphasis is placed on the development of integrated anomaly detection and life prediction, integrated anomaly detection and maintenance decision, integrated life prediction and maintenance decision, and integrated maintenance decision and spare parts ordering. Finally, the unsolved problems and future research directions in the reviewed field are discussed.

Key words Anomaly detection, life prediction, maintenance decision, integrated study

Citation Zhou Dong-Hua, Wei Mu-Heng, Si Xiao-Sheng. A survey on anomaly detection, life prediction and maintenance decision for industrial processes. *Acta Automatica Sinica*, 2013, **39**(6): 711−722

随着高新技术的快速发展以及全球化竞争的日益加剧, 现代化工业过程正朝着大规模、复杂化的方向发展[1]. 然而, 再优秀的产品或系统设计都无法避免长时间运行所带来的老化问题[2]. 当某些部件发生异常时, 若未及时发现或维修不足, 都有可能导致整个系统的失效, 从而产生不可估量的后果. 例如, 在 2010 年 4 月墨西哥湾的美国 "深水地平线" 钻井平台爆炸事故中, 由于 "最后一道防线" — 防喷阀的失效, 导致大量原油的泄漏, 并造成了严重的人员伤亡、环境破坏和经济损失[3]. 同时, 用于保证系统正常运行的维修活动还需要相应的费用支持. 据调查, 各类企业在维修中的投入占到生产总成本的 15 %∼ 70 %[4]. 维修活动安排及维修资源管理的不当, 将会影响整个生产过程并造成浪费. 因此, 在系统运行过程中, 根据监测信息, 及时发现异常或定量评价系统健康状态并采取有效维修措施, 对于切实保障复杂系统的运行安全性、可靠性与经济性具有重要意义.

对应解决上述问题, 有关异常检测、寿命预测和维修决策等方向的研究得到了国内外学者的广泛关注, 并在过去的几十年内取得了长足的发展[5−11]. 从工程应用的角度, 若能综合考虑这些问题, 则更符合工业过程的实际需求[2], 因而具有重大的工程应用价值, 可以为复杂工程系统的控制、决策、管理一体化提供重要的技术支持. 然而, 由于现代化生产及制造系统的日趋复杂, 对于异常检测、寿命预测和维

收稿日期 2012-12-28 录用日期 2013-01-07
Manuscript received December 28, 2012; accepted January 7, 2013
国家重点基础研究发展计划 (973 计划) (2010CB731800, 2009CB320602), 国家自然科学基金 (61210012, 61021063, 61290324, 61174030) 资助
Supported by National Basic Research Program of China (973 Program) (2010CB731800, 2009CB320602) and National Natural Science Foundation of China (61210012, 61021063, 61290324, 61174030)
本文为黄琳院士约稿
Recommended by Academician HUANG Lin
1. 清华大学自动化系 北京 100084 2. 清华信息科学与技术国家实验室 北京 100084 3. 第二炮兵工程大学 302 教研室 西安 710025
1. Department of Automation, Tsinghua University, Beijing 100084 2. National Laboratory for Information Science and Technology, Tsinghua University, Beijing 100084 3. Unit 302, Xi′an Institute of High-Technology, Xi′an 710025

修决策等的联合研究, 已成为当前过程控制与可靠性领域的研究挑战之一[12−13]. 因此, 本文综述了近年来工业过程中的异常检测、寿命预测和维修决策综合研究现状, 重点总结了异常检测与寿命预测、异常检测与维修决策、寿命预测与维修决策、维修决策与备件管理的联合研究动态, 并指出了各部分联合研究存在的问题与未来可能的发展方向.

1 工业过程中的异常检测、寿命预测与维修决策

一些复杂工业过程中涉及的系统通常具有大范围不确定性、高度非线性、强关联性等特点, 从而在研究中存在着难以建立精确机理模型、难以描述系统各部分之间依赖关系等困难. 但是, 得益于传感器技术和状态监测技术的迅速发展, 工业现场可以获得相关的监测数据用于过程监控与维修策略制定[13]. 因此, 基于数据的安全运行理论与应用正逐渐引起研究人员的重视. 其中, 关于异常检测、寿命预测与维修决策的研究, 对提高产品质量、系统可靠性及维修经济性等起着至关重要的作用.

1) 异常检测: 基于数据的工业过程异常检测常采用统计过程监控技术. 这里的异常表示广义的故障, 即过程中至少一个特征或变量发生异常偏离, 并会对系统可靠性与设备可维修性产生影响[13]. 而关于数据驱动的故障检测与诊断等技术在近年来已获得了大量研究成果, 并在相关综述文献当中得到了较好的总结[5−7]. 因此, 本文主要关注与系统退化过程及后续预测和维修相关的异常检测技术研究现状.

2) 寿命预测: 作为评价系统健康状态的重要手段, 评估与预测未来可能的失效与剩余使用寿命目前已成为国内外研究的热点问题. 作为可靠性的重要特征指标, 剩余使用寿命 (Remaining useful life) 定义为根据当前运行条件从当前时刻到失效的时间间隔[2], 也称为剩余寿命. 在这里所指的寿命预测, 侧重于基于监测数据对设备或系统的剩余寿命进行预测. 而对于剩余寿命研究的方式基本可以分为两种: 一种是估计或预测平均剩余寿命, 另一种是找出剩余寿命的概率分布. Jardine 等[2] 和 Si 等[8] 总结了近年来关于剩余寿命预测的主要研究成果, Sikorskaa 等[14] 则综述了剩余寿命预测方法在工业中的应用, 但对寿命预测中的不确定性及其对后续维修活动的影响讨论较少.

3) 维修决策: 维修是为保持或恢复产品或系统处于能执行规定功能的状态所进行的所有技术和管理[15]. 对于已发生或可能发生异常的系统, 不但需要采取维修, 还需要研究如何在维修成本、资源损耗与生产效益之间决策出最优平衡点, 由此确定效率最高的维修方式, 以达到减少损失、提高可靠性等目的. 根据维修发生的时机可以将维修分为两类: 修复性维修 (Corrective maintenance) 和预防性维修 (Preventive maintenance)[16]. 修复性维修即通常所说的事后维修, 而这里我们重点关注关于预防性维修的研究, 主要包括计划性维修 (Scheduled maintenance) 和视情维修 (Condition-based maintenance). 其中, 比较理想的方式是基于健康状态监测的视情维修, 以及在此发展起来的预测维修 (Predictive maintenance). 预测维修更侧重于对预测信息的利用, 因此可视为广义的视情维修[17]. 目前, 已有一些文献对视情维修的研究发展做出了相应总结[2, 10]. 然而, 由于视情维修及更广义的预测维修依赖于基于监测信息的估计与预测结果及当前维修资源的输入, 对于此类维修的研究需要综合考虑寿命预测的结果与维修资源的管理工作.

综上而言, 目前大多数文献仅单独考虑上述三个部分当中的某一个研究, 往往忽略了输入信息对本研究或输出信息对后续研究的影响, 无形中缩小了其研究成果的应用范围. 而从基于监测数据的工业过程安全运行相关研究流程来看, 各个部分之间都具有一定的关联性. 图 1 对从运行监测数据获取到最

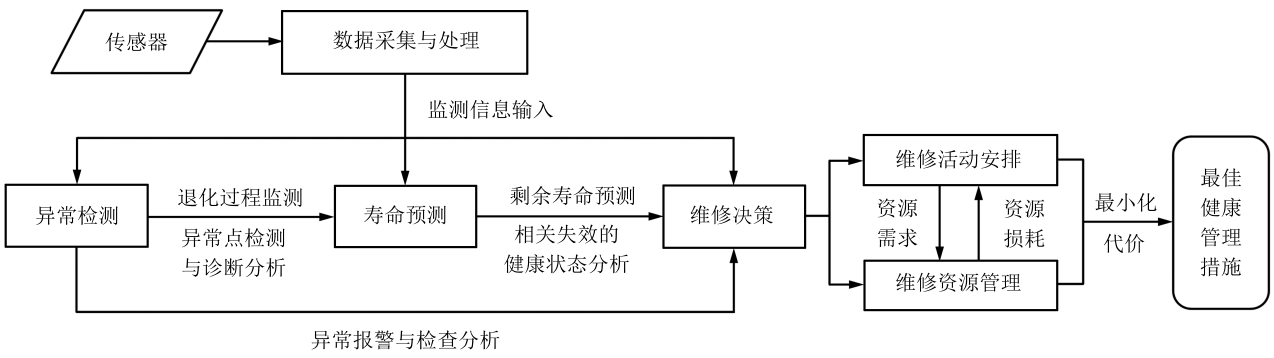


图 1 异常检测、寿命预测与维修决策的全过程

Fig. 1 The integrated process of anomaly detection, life prediction and maintenance decision

终维修相关活动安排涉及的异常检测、寿命预测与维修决策全过程进行了大致描述.

由图 1 可以看出, 当得到运行过程中的监测数据时, 可以开展基于数据的异常检测、寿命预测和维修决策研究, 其整体过程包括: 基于传感器采集到的数据, 监测系统运行过程的各类特征量; 通过对与退化过程相关信息的分析, 及时检测出运行过程中可能出现的异常或故障状态; 基于异常检测的结果, 若直接发生故障报警, 则通过检查之后对相应的维修措施进行决策, 若仅发现与正常运行有所区别但未导致系统规定功能降低的异常点时, 则通过异常点之后的退化相关数据进行建模分析, 预测当前的剩余寿命; 基于对系统当前状态及寿命预测的定量结果, 以最小化代价为目标进行维修决策; 而在维修决策中, 需要充分考虑维修活动安排与相应维修资源 (如投入维修的人员与备件等) 管理之间的相互关系, 通过统筹规划得到包含维修与资源配置的最佳健康管理措施.

由于综合考虑安全运行全过程的研究是一项非常庞大而复杂的工作, 且在现有的研究成果中较少定量分析各阶段输入及输出之间的相互影响, 使得关于异常检测、寿命预测和维修决策的整体联合研究进展极为缓慢. 得益于基于状态的可靠性与维修理论研究的迅速发展, 近几年开始逐渐出现针对其中某些部分的联合研究成果. 下文主要总结了基于异常检测、寿命预测和维修决策的联合研究进展及当前研究中存在的一些问题.

2　异常检测、寿命预测和维修决策的联合研究进展

目前关于异常检测、寿命预测和维修决策的联合研究成果, 可以主要分为四个部分, 包括: 异常检测与寿命预测的联合研究, 异常检测与维修决策的联合研究, 寿命预测与维修决策的联合研究, 以及维修决策与备件管理的联合研究.

2.1　异常检测与寿命预测的联合研究

对于大多数工程系统而言, 其失效过程大体可分为两个阶段. 第一个阶段是从系统安装运行到出现异常的正常工作阶段, 且在这一阶段监测得到的数据一般比较平稳, 没有明显的趋势出现, 如发动机、烟气轮机、旋转机械等的振动幅值信号, 都具有这样的特点. 出现异常的时间点一般被称为异常点或变点 (Change point)[18−20]. 第二阶段是从出现异常点到系统退化至失效的过程. 在这一阶段, 监测数据将呈现一定的退化趋势, 可通过对退化趋势的建模, 预测系统发生失效的时间, 即寿命或剩余寿命.

如前所述, 目前对于异常检测[20] 和寿命预测[8, 21] 的研究多数都是单独进行的, 没有考虑到以上两阶段失效的特点. 也就是说, 在研究异常检测问题时, 没有考虑到检测出异常点后如何去预测系统的剩余寿命进而规划相应的健康管理措施, 而在研究剩余寿命预测问题时, 仅假设事先已经通过统计过程控制的方法检测出异常点, 直接基于第二阶段的数据进行退化建模和剩余寿命预测. 然而, 异常检测和剩余寿命预测是相互关联的: 异常点检测结果的准确性直接影响着剩余寿命预测的结果, 因为异常点是进行退化建模的起始点, 不同的起始点势必对预测的剩余寿命产生不同程度的影响. 此外, 大多数已有研究假定事先知道确切的异常点, 但异常点的位置通常因个体而异. 异常点的信息能够在系统运行的初始阶段提供剩余寿命的有用信息, 因此, 有必要对异常检测与寿命预测进行联合的考虑和研究, 其主要的思路如图 2 所示.

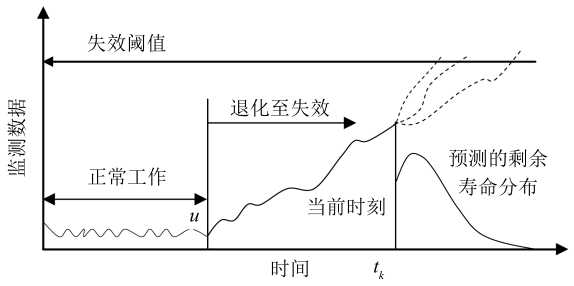


图 2　异常检测与寿命预测的联合研究思路

Fig. 2　Schematic for the joint study of anomaly detection and life prediction

如图 2 所示, 在系统运行后, 首先基于监测得到的数据, 采用统计过程控制的方法检测异常点 u, 一旦检测出异常点 u, 基于异常点到当前时刻 t_k 的监测数据进行退化建模, 进而预测系统退化至失效阈值的首达时间, 即寿命或剩余寿命, 得到预测的剩余寿命分布. 在文献中, 已有一些研究按照以上的思路实现异常检测与寿命预测的联合研究.

Wang[22] 考虑了系统运行过程中出现的两阶段特征, 采用控制图方法给出了检测异常点 u 的控制限, 一旦监测数据的统计量超过控制限, 即表明进入退化失效阶段. 检测出 u 后, 根据退化数据提出了一种基于半随机、非线性、非高斯滤波技术的剩余寿命预测模型. 简言之, 该方法将剩余寿命直接作为状态空间模型中的状态变量, 并假设其与监测数据满足一定的随机关系, 根据贝叶斯滤波技术建立剩余寿命与监测数据条件依赖关系, 得到条件剩余寿命分布.

为进一步刻画异常点检测不确定性对剩余寿命预测结果的影响, Wang[23] 采用了基于系统处于第

一阶段后验概率的方法检测异常点, 并将此后验概率融入到与前文[22] 类似的剩余寿命分布计算中. 但是, 该工作的主要问题在于需已知异常点的概率分布和系统的寿命分布, 由于 u 是难以直接观测到的, 因此估计 u 的概率分布比较困难, 且系统寿命数据也是难以获取的, 尤其对于昂贵的系统而言; 再者, 以上工作没有给出判断异常点的控制限, 仅认为当系统处于第一阶段的后验概率接近于 0 即为系统运行处于第二阶段, 属于经验的、启发式的.

Bae 等[24] 研究了存在变点的非线性退化建模问题, 假定变点是固定的, 提出了变点的极大似然估计方法, 并考虑了变点对寿命预测的影响. 其局限在于异常点的位置通常因个体及运行工况而异, 异常点固定的假设与实际情况有一定的差距.

Ng[25] 研究了存在随机变点的退化建模问题, 采用独立增量的高斯过程描述退化过程, 并利用期望最大化算法估计变点. Lin[26] 则研究了基于贝叶斯变点估计的两阶段失效建模方法, 主要考虑了系统失效率函数中存在变点的问题, 而 Yuan 等[27] 也考虑了失效率函数中存在变点的问题.

以上研究仅考虑了退化建模中存在异常点的问题, 没有对基于退化建模的剩余寿命预测直接进行研究. You 等[28] 研究了存在异常点的剩余寿命预测问题, 也考虑了异常点对剩余寿命预测结果的影响, 但局限在于假设异常点是固定的、已知的, 没有考虑到异常点是不可直接观测且因个体而异的特点.

由以上的文献分析可以看出, 相比于异常检测和寿命预测各自独立的研究而言, 关于异常检测和寿命预测的联合研究虽然近十年得到了不断的关注, 但研究成果仍然非常有限. 异常检测和寿命预测的联合研究的主要困难在于: 在图 2 所给的框架内, 如何通过监测数据给出异常点发生时刻 u 的后验分布; 基于此, 对监测数据进行划分, 将第二阶段的数据采用典型的退化建模方法进行建模并预测剩余寿命, 同时需要考虑 u 的后验分布对预测剩余寿命分布的影响. 因此, 至少存在两类主要的随机不确定对寿命预测产生影响: 一类是系统退化过程固有的随机性, 另一类是异常点的随机性. 如何刻画这两类不确定对寿命预测的定量影响, 在理论上系统性地解决以上困难, 仍然具有很大的挑战性, 需要进一步的研究.

2.2 异常检测与维修决策的联合研究

异常检测和维修决策的有效性很大程度上依赖于从系统运行的监测数据中提取可靠的信息, 基于此采取必要的决策行为. 虽然异常检测和维修决策都是根据数据判断系统的运行状态, 并基于此进行相关决策, 但二者的主要区别在于: 异常检测只考虑系统正常和异常两个状态, 而维修决策额外考虑了系统的失效状态. 而基于统计过程控制的异常检测与维修决策的相似之处主要在于基于监测的数据检测系统运行的异常状态. 由于基于数据进行异常检测时不可避免的出现两类错误: 系统处于正常状态而误报为异常和系统处于异常状态但未报警, 因而, 此类异常检测的主要目标是在一定的经济目标 (代价最小) 或统计目标 (满足两类错误发生概率的预期目标) 下决策过程监控的策略, 即采样间隔、采样数目、报警控制限[29−31].

尽管异常检测和维修决策共享着系统运行过程中的监测数据, 但是目前的研究和应用表明: 大多数的理论和研究中, 对于异常检测和维修决策是分开处理和研究的, 没有考虑二者在数据共享情况下的协作, 因此采用分开决策的策略难以实现全局的优化, 进而导致资金和人力资源的浪费.

综合而言, 考虑异常检测和维修决策的联合研究是非常必要的, 因为: 1) 监测数据中包括的信息与系统运行状态密切相关, 用于维修的数据中的信息对异常检测也是有用的, 反之亦然; 2) 系统异常的运行更易于导致系统的退化, 加速其失效过程, 也就是说在系统从正常状态到异常状态存在一定的退化机制, 系统的异常状态与最终的失效有一定的联系. 在异常检测和维修决策的联合研究中, 总体的框架如图 3 所示, 其中系统状态的转移可以通过图 4 描述.

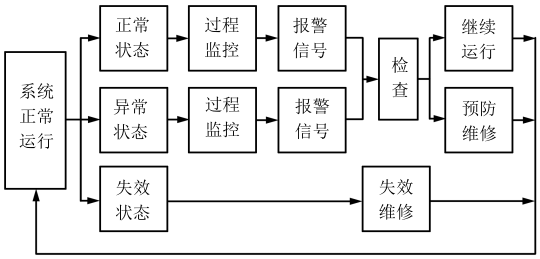


图 3 异常检测与维修决策的联合研究框架

Fig. 3 Framework for the joint study of anomaly detection and maintenance decision

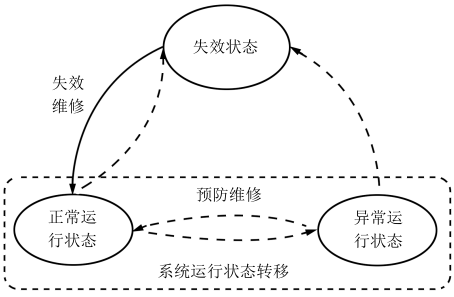


图 4 系统运行状态转移机制

Fig. 4 Mechanism of system operation state transitions

如图 3 所示, 异常检测和维修决策联合研究的基本思路是: 对系统的运行过程进行监测, 当系统处于正常状态时, 如果过程监控 (统计控制图方法等) 产生报警信号, 则对系统进行检查, 确认为误报, 系统继续运行; 当系统处于异常状态时, 一旦过程监控产生报警信号就对系统进行检查, 确认为异常状态, 对系统进行预防性维修, 使其恢复至正常状态; 当系统发生失效时直接进行维修, 使系统正常运行. 在这一过程中, 系统运行状态的转移可以由图 4 描述, 可以看出, 维修行为可以提升系统的状态. 近 20 年来, 以上描述的异常检测与维修决策的联合研究得到了一定的关注. 根据获取的监测数据复杂度不同, 可将此类联合研究分为基于单变量监测数据和基于多变量监测数据的异常检测与维修决策联合研究.

1) 基于单变量监测数据的联合研究方法

此类研究在异常检测部分仅考虑了获取的监测数据为单变量的情况.

Tagaras[32] 最早考虑了异常检测与维修决策的联合优化问题, 其中系统的状态转移过程满足马尔科夫性, 结果表明联合优化有助于减少系统运行成本. Cassady 等[33] 进一步考虑了系统从正常状态到异常状态的转移不是马尔科夫的情况, 采用 $\bar{X}$ 控制图和基于年龄的维修策略 (Age-based maintenance policy) 进行联合决策. Yeung 等[34] 对前文进行了扩展研究, 在离散时间马尔科夫决策框架下给出了同时优化 $\bar{X}$ 控制图和基于年龄的维修策略的渐近最优解.

Linderman 等[35] 研究了存在计划性维修情况下的异常检测与维修决策联合决策问题, 但是没有考虑系统运行过程中会发生失效的情况. 类似地, 一些研究采用了其他类型的控制图进行联合决策[36−38]. 以上的联合决策研究中仅考虑了基于年龄的维修策略, 在维修决策中只利用了历史统计信息, 没有考虑系统实际的运行状态.

为了实现异常检测和视情维修的联合决策, Panagiotidou 等[39] 提出了数据共享下的异常检测和视情维修联合决策问题, 考虑了系统三个状态之间非马尔科夫的转移, 而控制图采用了经典的 $\bar{X}$ 控制图, 建立了基于代价函数的联合优化模型以求解最优的采样间隔、采用数目、控制限及维修时机. Panagiotidou 等[40] 则对以上工作进一步进行了扩展, 研究了自适应休哈特 (Shewhart) 控制图下的联合决策问题.

2) 基于多变量监测数据的联合研究方法

当监测数据为多变量时, 由于系统的状态难以直接观测, 为每个变量设计出控制限几乎是不可能的. 因此, 基于单变量数据的联合决策框架很难适用于多变量数据的情况.

为解决这一问题, Wu 等[41] 研究了基于多变量数据下 χ^2 控制图和视情维修的联合决策研究, 然而 χ^2 控制图的性能相比其他控制图的性能优势并不显著.

为进一步处理多变量数据问题, Makis[42] 提出了一类多变量贝叶斯控制图, 通过估计系统处于异常状态的概率实现异常的检测, 对应的控制限也为系统处于异常状态的后验概率, 并证明了贝叶斯控制图是最优的. 基于此类多变量控制图, Makis 及其合作者[43−44] 研究了基于贝叶斯控制图的异常检测和视情维修联合决策问题. 相比传统的联合决策方法, 其决策结果不仅在经济性能指标上, 而且在统计性能指标上都得到了显著的提高.

最近, Wang[45] 基于模拟技术研究了多变量贝叶斯控制图和视情维修的决策问题, 但假设给定系统状态下的多变量观测相互独立, 简化了该问题.

以上关于异常检测与维修决策联合的所有研究都是针对单部件系统的, Liu 等[46] 则研究了两部件系统的异常检测与视情维修决策的联合决策问题, 并考虑了不同部件之间的相互影响.

通过上述文献分析可以看出: 在近五年, 基于统计过程控制的异常检测和维修决策联合研究在国际上是非常热点的问题, 然而国内开展这方面的研究成果非常有限. 异常检测和维修决策联合研究的主要困难在于: 在经济性或统计性能指标下研究联合决策问题, 涉及的优化多数是约束优化问题, 求解比较困难; 再者, 现有的大多数研究都是假定过程的监测数据是高斯的或者多变量高斯的, 一旦实际的数据不满足这一假设, 决策结果难以满足实际的需求, 然而如果考虑监测数据是非高斯的, 则涉及的联合决策模型建模比较困难. 总体来说, 基于统计过程控制的异常检测和维修决策联合优化问题是一个与工业过程监控和管理联系紧密的问题, 目前的研究仍然在这一问题的不同方面进行初步探索, 要在理论上给出好的结果, 仍需要深入的关注和研究.

2.3　寿命预测与维修决策的联合研究

作为维修活动的重要输入信息, 寿命预测的准确与否直接影响到维修策略的制定效果. 因此, 基于数据的寿命预测需要与维修决策联合考虑, 才可从工程应用角度保证系统的安全性与可靠性.

传统的寿命预测通常需知道退化的物理机理模型或假设寿命数据满足某类分布, 利用大量样本的寿命测试数据获得模型参数. 从上世纪 90 年代开始出现的寿命与维修联合研究中, 常基于此类寿命预测结果制定计划性维修策略[47]. 例如, Van Noortwijk 等[48] 假设混凝土桥的寿命满足威布尔 (Weibull) 分布, 根据失效数据进行参数估计, 进而

利用更新理论以最小化替换桥部件成本为目标确定维修时间; Biondini 等[49−50] 则在此维修策略的基础上进一步在寿命预测中考虑了影响桥寿命的材料特性、几何参数、加固位置、材料扩散率和损失率等不确定性因素等. 然而, 这些研究多为离线的研究, 即根据离线估计的寿命模型安排维修活动, 容易导致维修效率不高等缺点[51]. 相对于上述离线的寿命预测与维修决策联合研究, 基于当前监测信息得到的寿命预测结果而进行的视情维修, 即在线的寿命预测与维修决策联合研究正逐渐引起研究人员的注意.

在这里, 在线的联合研究更侧重于广义的视情维修, 即预测维修[16]. 因此, 在线的寿命预测与维修决策联合研究过程包括: 根据特定设备或系统的在线监测信息, 定量分析当前的退化过程并预测其未来的变化趋势与剩余寿命, 进而按照指定的需求, 以最小化维修代价为目标, 设计出一种有效的维修策略, 如图 5 所示. 与传统维修决策研究相比, 该研究的决策结果能够随着设备或系统退化状态与剩余寿命的变化而实时更新, 并相应地安排维修操作. 在此策略下, 维修人员可根据剩余寿命预测信息在失效前的合适时间实施维修, 以在避免重大事故发生的同时, 减少维修与备件存储的损失并延长设备的使用寿命[17]. 近几年, 实时的可靠性与剩余寿命预测研究得到了较快发展[8−9, 52], 但是利用这些预测信息进行维修决策联合研究的文献较少, 发展较为缓慢.

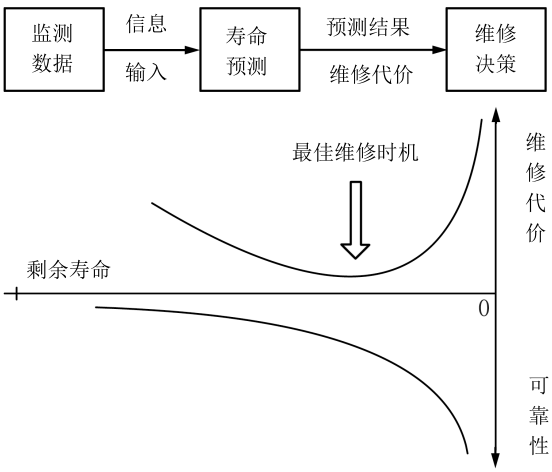


图 5 在线的寿命预测与维修决策联合研究过程

Fig. 5 Process for the joint study of life prediction and maintenance decision

在现有的文献中, 根据寿命预测模型的不同可分为基于回归、时间序列和马尔科夫过程分析的寿命预测与维修决策联合研究方法.

1) 基于回归分析的联合研究方法

此方法采用回归模型对退化过程进行建模, 利用在线监测信息估计退化状态并预测剩余寿命, 进而根据相应的策略进行最优维修决策.

Kaiser 等[53] 针对满足指数型退化模型[54] 的设备退化过程, 根据实时监测信息利用贝叶斯更新方法估计随机参数并给出剩余寿命分布预测结果, 进而通过制定的 50 % 失效风险策略安排维修操作. Elwany 等[55] 则在此退化建模和寿命预测方法的基础上, 进一步将单部件替换过程视为马尔科夫决策过程, 证明了最优替换策略为阈值型策略, 并以最小化替换费用为目标确定替换时机. You 等[56] 同样基于指数退化模型, 通过在线更新最优维修控制限进行维修活动安排. 基于相似的思想, You 等[57] 同时考虑了基于退化数据的寿命预测和基于失效时间的失效率在维修决策的应用, 并从理论上证明了最优解的存在性和唯一性. 樊红东等[58] 则将此退化模型应用到以最小化替换费用为目标的维修决策中.

由于剩余寿命的随机性导致系统运行代价也是随机的, 但以上的研究都是基于期望代价函数的, 没有考虑到代价的方差特征. Si 等[59] 提出一种基于实时剩余寿命预测的期望 — 方差敏感的最优替换策略, 相比仅考虑期望成本的策略, 最优替换决策具有一定的保守性, 但降低了运行风险.

基于回归分析的方法通常针对设备全寿命周期的退化建模, 适用于较长时间内的寿命预测与维修决策. 但同时, 寿命预测中的不确定性直接影响到基于预测信息的维修决策结果, Wei 等[60] 定量分析了监测数据对寿命预测不确定性的影响, Si 等[61] 建立了一类退化轨迹依赖的剩余寿命预测模型, 得到了剩余寿命预测的精确封闭解, 而且结果能够保证剩余寿命矩估计的存在性, 克服了现有研究[53−54, 56] 中预测结果矩估计不存在的缺陷, 并定量分析了预测结果对最优替换策略的影响.

以上基于退化模型的联合研究主要针对退化轨迹是线性的或可线性化的情况. 考虑到非线性是复杂系统的主要特征之一, Si 等[62] 建立了一类新的、一般性的非线性随机退化模型, 通过引入时间 – 空间变换, 解决了这类非线性随机过程首达时间解析渐近解的求解问题, 得到了剩余寿命概率分布, 并能够将现有相关研究的结果包含为特例. 实际数据的验证结果表明: 提出的理论和方法可以显著提高剩余寿命预测的准确性. 目前, 对于非线性退化下的剩余寿命预测与维修决策的联合研究尚未有进展.

2) 基于时间序列分析的联合研究方法

利用退化过程在各时刻组成的时间序列, 可预测设备或系统短期内的退化趋势并在线更新维修策略.

Li 等[63] 利用时间序列方法实时预测退化设备的可靠性, 并基于此设计出一种可动态更新维修阈值的预测维修策略. Sun 等[64] 则在前文基础上进一步基于改进的两阶段退化模型, 动态地估计维修阈值及其置信区间.

Arnaiz 等[65] 针对飞行器综合健康管理系统中的健康评估与决策支持问题, 利用贝叶斯网络估计剩余寿命以评价飞行器的运行风险, 进而基于对未来相关维修事件的预测更新维修与运行计划.

时间序列方法不需要事先知道设备的退化规律, 因此在寿命预测的研究中得到了广泛应用. 然而, 由于时间序列预测的短时性[9, 66], 难于解析地得到寿命预测结果及定量地分析预测与维修决策之间的联合关系, 因而基于时间序列分析的预测目前仅能对离线建立的维修模型进行短时更新.

3) 基于马尔科夫过程分析的联合研究方法

由于一些设备或系统的退化或维修过程描述具有马尔科夫性, 如隐马尔科夫过程和泊松过程等, 相应的马尔科夫过程分析方法也出现在寿命预测与维修决策的联合研究当中.

Wang 等[67−68] 假设状态监测信息是关于其剩余寿命的函数并满足马尔科夫性, 利用随机滤波方法更新各监测点处的剩余寿命分布, 进而以最小化替换费用为目标制定最优维修策略. Carr 等[69] 则根据上述监测信息描述和预测维修策略, 利用扩展卡尔曼滤波方法预测轴承的剩余寿命并确定最优替换时间. 基于这些研究, Wang[70] 对利用此类半随机滤波方法进行寿命预测及其在维修决策中的应用进行了总结.

Ghasemi 等[71] 将退化过程描述为隐含的马尔科夫过程, 利用贝叶斯方法在线计算条件可靠性和平均剩余寿命, 并在相应剩余时间内, 通过动态规划方法比较各监测点的替换费用来进行维修决策. Xiang 等[72] 则假设系统退化受到具马尔科夫性的运行环境影响, 通过环境监测信息更新剩余寿命分布, 进而确定替换费用最小的维修时间.

马尔科夫过程具有良好的数学性质[73], 使其在维修中有着广泛应用[74]. 然而, 由于马尔科夫过程建模的复杂性, 其需要大量历史数据的统计分析支持, 从而增加了此类寿命预测与维修决策联合研究的难度.

在现有寿命预测与维修决策的联合研究中, 大多数事先假设退化过程的模型满足一定的特性, 进而根据寿命预测结果制定相应维修策略. 然而, 对于退化机理极为复杂的强非线性系统而言, 其寿命预测与维修决策的研究仍有待进一步关注. 同时, 由于目前寿命预测精度指标与验证手段的缺乏, 若能从降低不确定的角度定量分析预测结果及其对维修决策的影响, 则有助于推动预测维修研究的发展.

2.4 维修决策与备件管理的联合研究

当管理人员按照维修决策结果安排相应维修活动时, 其需要根据当前的备件存储情况进行合理规划, 否则, 备件的缺乏或过量会影响维修的效率并增加相应的成本[75]. 因此, 工业过程的维修决策需要与备件管理同时进行合理安排, 以尽可能提高效率并节约成本[76].

自上世纪 70 年代开始, 就有学者注意到将维修决策和备件管理相结合的研究意义, 并开展了相应工作[77−78]. 根据预防性维修的分类, 同样可将此方向的研究分为离线的计划性维修与备件管理联合研究与在线的视情维修与备件管理联合研究.

早期的维修与备件管理研究多集中在基于计划性维修决策结果考虑备件的存储策略, 且研究成果较多[75, 78]. 例如, Armstrong 等[76] 在基于年龄的维修策略中联合考虑预防性替换年龄与备件订购年龄的全局最优解, 并通过实例比较, 验证了联合决策比非联合决策更能降低成本. 之后, Armstrong 等[79] 将此工作推广到包含不完全维修的策略中. 相对于年龄维修策略主要针对的单部件系统, 多部件系统通常采用成批维修策略 (Block-based maintenance policy). Acharya 等[80] 针对包含 n 个独立同分布部件的系统, 考虑了成批替换和周期性备件供应策略的联合优化问题, 以最小化总体成本率为目标确定最优的替换周期与备件订购时间及订购量. Horenbeek 等[78] 对更多的计划性维修与备件管理联合研究成果进行了总结.

然而, 结合计划性维修的备件管理研究通常是根据离线的统计信息确定最佳的维修及备件存储策略, 无法利用在线的监测信息实时更新决策结果, 容易造成维修不当 (过度或不足) 及相应的备件管理问题, 引起不必要的损失. 为了解决这些问题, 在近几年的文献当中开始出现关于基于在线预测信息的视情维修与备件管理联合研究成果. 这里给出此类维修与备件管理联合研究的思路 (如图 6 所示), 即: 针对特定的设备或系统, 基于当前监测信息预测的退化趋势与剩余寿命等结果, 将维修和备件存储 (或订购) 的相关量同时作为决策变量进行优化求解, 并得到维修与备件管理的联合最优结果. 因此, 此问题也可视为在线的寿命预测与维修资源管理联合决策的综合研究. 但由于预测维修及多变量联合优化相关理论研究的复杂性, 使得此类联合决策研究成果并不多.

由于备件存储策略通常可分为连续检查型 (Continuous review) 和定期检查型 (Periodic review)[78], 因而, 此类在线研究可相应地分为两类维

修与备件管理联合决策方法.

1) 基于连续检查的维修与备件管理联合决策方法

在连续检查的备件管理策略中, 当库存量 (Inventory level) 达到一定条件时进行备件订购. 例如, 常用的连续检查 (s, S) 型策略即为当库存量降到 s 时订购 $S - s$ 个备件, S 为待决策的最大库存量[81].

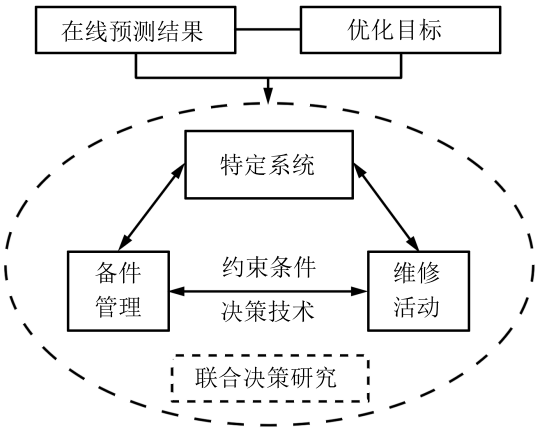


图 6 维修与备件管理联合决策研究思路

Fig. 6 Schematic for the joint optimization of maintenance and spare parts management

Wang 等[82] 利用伽玛 (Gamma) 过程描述单部件系统的退化过程, 分别考虑退化超过视情维修策略中的控制限 L_p 和备件订购策略中的控制限 L_s 时的替换与订购活动, 通过最小化总体费用率确定关于检查周期 T 的最优 L_p 和 L_s. 蒋云鹏等[83] 则针对两阶段退化单部件系统考虑了类似的维修控制限与备件订购控制限联合决策问题. Wang 等[84] 将关于单部件系统的联合决策研究工作推广到多部件系统的连续检查 (s, S) 型策略中. Wang 等[85] 则针对利用离散时间马尔科夫链描述退化过程的多部件系统, 将前文[84] 的维修与 (s, S) 型备件订购策略进行了应用.

Rausch 等[86] 针对单部件系统考虑了基于视情维修的生产与备件存储控制策略. 利用伽玛过程描述部件的退化, 进而联合研究视情维修的控制限策略和备件管理的基本存储量 (Base-stock level) 策略, 在考虑生产持续时间的约束下通过最小化运行成本确定最优维修控制限和备件基本存储量. Xie 等[87] 则考虑了与 Wang 等[84−85] 相似的视情维修与 (s, S) 型备件订购联合决策.

2) 基于定期检查的维修与备件管理联合决策方法

定期检查型备件管理策略中, 需要在每个检查周期开始时根据一定的要求确定订购时间, 即确定订购周期的长度. 例如, 常用的定期检查 (R, S) 型策略即以 R 作为订购周期 (或称检查周期) 的长度, 在每个周期开始时订购到 S 个备件, R 与 S 均可结合替换时间或库存量作为决策变量[78]. 这类联合研究通常是基于当前剩余寿命预测结果对维修和备件订购时间进行决策.

Elwany 等[88] 采用指数型退化建模方法[54], 利用监测信息在线预测设备的剩余寿命与失效风险, 基于实时更新的寿命与风险函数确定最优替换时间, 进而决策最佳备件订购时间.

Louit 等[89] 利用比例风险模型对系统退化状态建模, 根据当前监测信息估计剩余寿命, 在此基础上, 同时考虑维修和备件缺货成本来决策备件订购时间.

以上的维修与备件管理联合研究, 在建立了优化模型之后, 大多数采用了数值方法进行求解. 原因是目前关于多决策变量的优化问题本身缺少一些有效的理论分析方法, 这也制约了此类联合决策研究的发展. 若能从理论上分析清楚基于预测信息的维修与备件管理决策结果, 则更利于工业过程中的相关应用研究.

3 总结与展望

本文对工业过程中异常检测、寿命预测与维修决策研究的全过程进行了介绍, 并总结了异常检测、寿命预测与维修决策的联合研究进展. 可以看出, 目前综合考虑异常检测、寿命预测与维修决策的研究成果较少. 然而, 这三个部分作为影响系统安全运行的一个过程整体, 其联合研究具有非常重要的工程应用价值.

由于综合工业过程内各项因素及相互关系的复杂性, 关于异常检测、寿命预测与维修决策整体研究的进展缓慢, 且其中主要存在着如下具有挑战性的问题:

1) 基于监测数据健康状态估计和预测是实现数据驱动的过程异常检测、控制、管理的基础, 但似乎目前的研究侧重于为预测而预测, 从而忽略了预测的最终目的, 对于基于预测信息的健康管理研究依然非常有限. 再者, 对于数据驱动的剩余寿命预测研究, 目前的研究多是针对单一健康状态的. 例如, 文献 [8] 综述的利用退化模型 (如维纳过程和伽玛过程模型等) 研究剩余寿命预测通常需要一个退化阈值, 这就要求健康状态是一维的, 而且有阈值. 实际上, 影响寿命的因素是多维因素关联作用于不同环境背景中的, 很难从中提取出某个因素作为影响系统寿命的决定性因素. 例如, 现代化大型运载工具的损耗与故障同运载负荷强度、温度、湿度、线路状况、人

因作用等众多因素均有不同程度的关联, 准确刻画这些因素与寿命的定量关系的难度非常大. 因此, 如何在多维健康状态的前提下, 将多维监测信息合理的融合实现剩余寿命预测仍然非常具有挑战性.

2) 虽然基于多维监测数据进行过程监控和视情维修的联合研究逐渐引起关注, 但是当前的研究大多数假设多维监测数据是高斯的、系统运行状态转移是马尔科夫的或假设监测数据在给定状态情况下是相互独立的. 这些假设基本上都是为了模型的简化, 但与工程系统的实际存在一定的差距. 此外, 目前尚未有基于预测信息的过程监控和维修决策的一体化研究. 这一研究方向的主要困难在于: 基于监测数据对系统健康状态或剩余寿命进行预测是对于未来状态的评估, 不可避免的产生预测不确定性, 由此就出现了利用预测信息进行过程监控和维修决策时该如何刻画预测不确定性对决策结果影响等问题. 由于预测是实现事先的、主动的健康管理的基础, 因此, 探索并揭示在不同情况下预测不确定性、过程监控策略、维修决策的定量关系, 对于推进预测信息下控制和管理理论和技术的工程化具有重要的意义.

3) 对于目前基于监测信息的视情维修与预测维修研究而言, 多数考虑的是单部件系统在无限的时间区间内进行的. 然而, 对于部件种类繁多且结构复杂的系统而言, 维修周期内需要考虑的时间长度并不是无穷的, 且用于维修的资源也不是能完全保证的. 所以, 在针对此类系统的实际研究中, 需要考虑多部件系统在有限区间内的维修策略. 但由此也带来了诸多困难, 例如, 如何在维修决策中, 分析多部件监测信息得到的预测结果, 并在考虑时间与资源等多个约束条件下进行优化问题的求解.

4) 在现有考虑预测维修与维修资源管理的联合研究中, 大多数只考虑了关于备件存储与订购策略对维修的影响. 但是, 用于维修的资源包括了人员与备件等多种组成. 那么, 考虑维修人员在内的资源调度问题在产生必要的维修策略影响同时, 无疑为基于在线预测信息的维修与资源管理联合决策问题增加了极大的困难, 尤其是提高了在线信息更新对管理的时效性要求. 与此同时, 由于现阶段多目标、多决策变量的优化问题缺少有效解决工具, 多数采用的是数值方法, 在造成巨大计算量的同时也无法得到定量的分析结果, 因而难于在实际工程上进行应用. 这些问题均制约着各项联合研究工作的开展. 因此, 如何通过可用的在线优化方法, 在预测维修策略中综合考虑维修资源的调度与管理, 需要通过不断的研究进行逐步实现.

因此, 异常检测、寿命预测与维修决策作为一个研究整体, 尽管存在着诸多的难点且进展缓慢, 但具有非常重要的工程应用价值. 在未来, 可以通过一些方向的发展逐步地开展此类联合研究, 例如:

1) 关于异常检测、寿命预测与维修决策之间影响关系的定量研究;

2) 多目标、多决策变量情况下的优化问题研究;

3) 基于多源监测信息并考虑多种退化模式的异常检测与寿命预测联合研究;

4) 有限区间情况下考虑多约束条件的寿命预测、维修与资源管理联合决策研究;

5) 考虑动态环境与人因影响下的预测维修与资源管理联合研究等.

References

1 Zhou Dong-Hua, Ye Yin-Zhong. *Fault Diagnosis and Fault-Tolerant Control*. Beijing: Tsinghua University Press, 2000
(周东华, 叶银忠. 现代故障诊断与容错控制. 北京: 清华大学出版社, 2000)

2 Jardine A K S, Lin D M, Banjevic D. A review on machinery diagnostics and prognostics implementing condition-based maintenance. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2006, **20**(7): 1483−1510

3 Brombacher A. Reliability prediction and "Deepwater Horizon"; lessons learned. *Quality and Reliability Engineering International*, 2010, **26**(5): 397

4 Bevilacqua M, Braglia M. The analytic hierarchy process applied to maintenance strategy selection. *Reliability Engineering and System Safety*, 2000, **70**(1): 71−83

5 Zhou Dong-Hua, Hu Yan-Yan. Fault diagnosis techniques for dynamic systems. *Acta Automatica Sinica*, 2009, **35**(6): 748−758
(周东华, 胡艳艳. 动态系统的故障诊断技术. 自动化学报, 2009, **35**(6): 748−758)

6 Venkatasubramanian V, Rengaswamy R, Kavuri S N, Kewen Y. A review of process fault detection and diagnosis: Part III: Process history based methods. *Computers and Chemical Engineering*, 2003, **27**(3): 327−346

7 Wang H, Chai T Y, Ding J L, Brown M. Data driven fault diagnosis and fault tolerant control: some advances and possible new directions. *Acta Automatica Sinica*, 2009, **35**(6): 739−747

8 Si X S, Wang W B, Hu C H, Zhou D H. Remaining useful life estimation — a review on the statistical data driven approaches. *European Journal of Operational Research*, 2011, **213**(1): 1−14

9 Zhou Dong-Hua, Xu Zheng-Guo. A survey on real-time reliability evaluation and prediction techniques for engineering systems. *Aerospace Control and Application*, 2008, **34**(4): 3−10
(周东华, 徐正国. 工程系统的实时可靠性评估与预测技术. 空间控制技术与应用, 2008, **34**(4): 3−10)

10 Ahmad R, Kamaruddin S. An overview of time-based and condition-based maintenance in industrial application. *Computers and Industrial Engineering*, 2012, **63**(1): 135−149

11 Zio E. Reliability engineering: old problems and new challenges. *Reliability Engineering and System Safety*, 2009, **94**(2): 125−141

12 Heng A, Zhang S, Tan A C C, Mathew J. Rotating machinery prognostics: state of the art, challenges and opportunities. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2009, **23**(3): 724−739

13 Li Gang. Quality Related Fault Diagnosis and Prognosis for Industrial Processes [Ph. D. dissertation], Tsinghua University, China, 2010
(李钢. 工业过程质量相关的故障诊断与预测方法 [博士学位论文], 清华大学, 中国, 2010)

14 Sikorskaa J Z, Hodkiewicz M, Ma L. Prognostic modelling options for remaining useful life estimation by industry. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2011, **25**(5): 1803−1836

15 GB/T 3187-94, Reliability and maintainability terms, 1994
(国家标准. GB/T 3187-94, 可靠性、维修性术语, 1994)

16 Chen Xue-Chu. *Modern Maintenance Theory*. Beijing: National Defence Industry Press, 2003
(陈学楚. 现代维修理论. 北京: 国防工业出版社, 2003)

17 Fan Hong-Dong. Research on Maintenance Decision Modeling and Optimization Methods for Complex Repairable Systems [Ph. D. dissertation], High Technology Institute of Xi′an, China, 2012
(樊红东. 复杂可修系统维修决策建模与优化方法研究 [博士学位论文], 第二炮兵工程大学, 中国, 2012)

18 Levy K, Vázquez-Abad F J. Change-point monitoring for online stochastic approximations. *Automatica*, 2010, **46**(10): 1657−1674

19 Frisén M. Statistical surveillance. Optimality and methods. *International Statistical Review*, 2003, **71**(2): 403−434

20 Polunchenko A S, Tartakovsky A G. State-of-the-art in sequential change-point detection. *Methodology and Computing in Applied Probability*, 2012, **14**(3): 649−684

21 Si Xiao-Sheng, Hu Chang-Hua, Zhou Dong-Hua. Nonlinear degradation process modeling and remaining useful life estimation subject to measurement error. *Acta Automatica Sinica*, 2013, **39**(5): 590−601
(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. 自动化学报, 2013, **39**(5): 590−601)

22 Wang W B. A model to predict the residual life of rolling element bearings given monitored condition information to date. *IMA Journal of Management Mathematics*, 2002, **13**(1): 3−16

23 Wang W B. A two-stage prognosis model in condition based maintenance. *European Journal of Operational Research*, 2007, **182**(3): 1177−1187

24 Bae S J, Kvam P H. A change-point analysis for modeling incomplete burn-in for light displays. *IIE Transactions*, 2006, **38**(6): 489−498

25 Ng T S A. An application of the EM algorithm to degradation modeling. *IEEE Transactions on Reliability*, 2008, **57**(1): 2−13

26 Lin J. A two-stage failure model for Bayesian change point analysis. *IEEE Transactions on Reliability*, 2008, **57**(2): 388−393

27 Yuan T, Kuo Y. Bayesian analysis of hazard rate, change point, and cost-optimal burn-in time for electronic devices. *IEEE Transactions on Reliability*, 2010, **59**(1): 132−138

28 You M Y, Li L, Meng G, Ni J. Two-zone proportional hazard model for equipment remaining useful life prediction. *Journal of Manufacturing Science and Engineering*, 2010, **132**(4): 041008(1−6)

29 Woodall W H. Controversies and contradictions in statistical process control. *Journal of Quality Technology*, 2000, **32**(4): 341−350

30 Stoumbos Z G, Reynolds M R Jr, Ryan T P, Woodall W H. The state of statistical process control as we proceed into the 21st century. *Journal of the American Statistical Association*, 2000, **95**(451): 992−998

31 Bersimis S, Psarakis S, Panaretos J. Multivariate statistical process control charts: an overview. *Quality and Reliability Engineering International*, 2006, **23**(5): 517−543

32 Tagaras G. An integrated cost model for the joint optimization of process control and maintenance. *Journal of the Operational Research Society*, 1988, **39**(8): 757−766

33 Cassady C R, Bowden R O, Liew L, Pohl E A. Combining preventive maintenance and statistical process control: a preliminary investigation. *IIE Transactions*, 2000, **32**(6): 471−478

34 Yeung T G, Cassady C R, Schneider K. Simultaneous optimization of $\bar{X}$ control chart and age-based preventive maintenance policies under an economic objective. *IIE Transactions*, 2007, **40**(2): 147−159

35 Linderman K, McKone-Sweet K E, Anderson J C. An integrated systems approach to process control and maintenance. *European Journal of Operational Research*, 2005, **164**(2): 324−340

36 Ben-Daya M, Rahim M A. Effect of maintenance on the economic design of $\bar{x}$-control chart. *European Journal of Operational Research*, 2000, **120**(1): 131−143

37 Zhou W H, Zhu G L. Economic design of integrated model of control chart and maintenance management. *Mathematical and Computer Modelling*, 2008, **47**(11−12): 1389−1395

38 Wang W. Maintenance models based on the *np* control charts with respect to the sampling interval. *Journal of the Operational Research Society*, 2011, **62**(1): 124−133

39 Panagiotidou S, Tagaras G. Statistical process control and condition-based maintenance: a meaningful relationship through data sharing. *Production and Operations Management*, 2010, **19**(2): 156−171

40 Panagiotidou S, Nenes G. An economically designed, integrated quality and maintenance model using an adaptive Shewhart chart. *Reliability Engineering and System Safety*, 2009, **94**(3): 732−741

41 Wu J M, Makis V. Economic and economic-statistical design of a chi-square chart for CBM. *European Journal of Operational Research*, 2008, **188**(2): 516−529

42 Makis V. Multivariate bayesian control chart. *Operations Research*, 2008, **56**(2): 487−496

43 Makis V. Multivariate Bayesian process control for a finite production run. *European Journal of Operational Research*, 2009, **194**(3): 795−806

44 Yin Z J, Makis V. Economic and economic-statistical design of a multivariate Bayesian control chart for condition-based maintenance. *IMA Journal of Management Mathematics*, 2011, **22**(1): 47−63

45 Wang W B. A simulation-based multivariate Bayesian control chart for real time condition-based maintenance of complex systems. *European Journal of Operational Research*, 2012, **218**(3): 726−734

46 Liu L P, Yu M M, Ma Y Z, Tu Y L. Economic and economic-statistical designs of an $\bar{X}$ control chart for two-unit series systems with condition-based maintenance. *European Journal of Operational Research*, to be published

47 Yang J N, Manning S D. Stochastic crack growth analysis methodologies for metallic structures. *Engineering Fracture Mechanics*, 1990, **37**(5): 1105−1124

48 Van Noortwijk J M, Klatter H E. The use of lifetime distributions in bridge maintenance and replacement modelling. *Computers and Structures*, 2004, **82**(13−14): 1091−1099

49 Biondini F, Bontempi F, Frangopo D M, Malerba P G. Probabilistic service life assessment and maintenance planning of concrete structures. *Journal of Structural Engineering*, 2006, **132**(5): 810−825

50 Kim S, Frangopol D M. Cost-based optimum scheduling of inspection and monitoring for fatigue-sensitive structures under uncertainty. *Journal of Structural Engineering*, 2011, **137**(11): 1319−1331

51 Wang Jian. Research on maintenance scheduling for generating units in electricity market environment [Ph. D. dissertation], China Agricultural University, China, 2004
(王健. 电力市场环境下发电机组检修计划的研究 [博士学位论文], 中国农业大学, 中国, 2004)

52 Si X S, Wang W B, Hu C H, Chen M Y, Zhou D H. A Wiener-process-based degradation model with a recursive filter algorithm for remaining useful life estimation. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2013, **35**(1−2): 219−237

53 Kaiser K A, Gebraeel N Z. Predictive maintenance management using sensor-based degradation models. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part A: Systems and Humans*, 2009, **39**(4): 840−849

54 Gebraeel N Z, Lawley M A, Li R, Ryan J K. Residual-life distributions from component degradation signals: a Bayesian approach. *IIE Transactions*, 2005, **37**(6): 543−557

55 Elwany A H, Gebraeel N Z, Maillart L M. Structured replacement policies for components with complex degradation processes and dedicated sensors. *Operations Research*, 2011, **59**(3): 684−695

56 You M Y, Liu F, Wang W, Meng G. Statistically planned and individually improved predictive maintenance management for continuously monitored degrading systems. *IEEE Transactions on Reliability*, 2010, **59**(4): 744−753

57 You M Y, Li L, Meng G, Ni J. Cost-effective updated sequential predictive maintenance policy for continuously monitored degrading systems. *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, 2010, **7**(2): 257−265

58 Fan Hong-Dong, Hu Chang-Hua, Chen Mao-Yin, Zhou Dong-Hua. A degradation measurement based decision support method for optimal predictive maintenance policy. *Journal of Huazhong University of Science and Technology (Natural Science Edition)*, 2009, **37**(Sup.I): 45−48
(樊红东, 胡昌华, 陈茂银, 周东华. 基于退化数据的最优预测维护决策支持方法. 华中科技大学学报 (自然科学版), 2009, **37**(Sup.I): 45−48)

59 Si X S, Wang W H, Hu C H. A real-time variable cost-based maintenance model from prognostic information. In: Proceedings of 2012 IEEE Conference on Prognostics and System Health Management. Beijing, China: IEEE, 2012. 1−6

60 Wei M H, Chen M Y, Zhou D H. Multi-sensor information based remaining useful life prediction with anticipated performance. *IEEE Transactions on Reliability*, 2013, **62**(1): 183−198

61 Si X S, Wang W B, Chen M Y, Hu C H, Zhou D H. A degradation path-dependent approach for remaining useful life estimation with an exact and closed-form solution. *European Journal of Operational Research*, 2013, **226**(1): 53−66

62 Si X S, Wang W B, Hu C H, Zhou D H, Pecht M G. Remaining useful life estimation based on a nonlinear diffusion degradation process. *IEEE Transactions on Reliability*, 2012, **61**(1): 50−67

63 Li L, You M Y, Ni J. Reliability-based dynamic maintenance threshold for failure prevention of continuously monitored degrading systems. *Journal of Manufacturing Science and Engineering*, 2009, **131**(3): 1010−1018

64 Sun J W, Li L, Xi L F. Modified two-stage degradation model for dynamic maintenance threshold calculation considering uncertainty. *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, 2012, **9**(1): 209−212

65 Arnaiz A, Ferreiro S, Buderath M. New decision support system based on operational risk assessment to improve aircraft operability. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part O: Journal of Risk and Reliability*, 2010, **224**(3): 137−147

66 Hu You-Tao, Hu Chang-Hua, Kong Xiang-Yu, Zhou Zhi-Jie. Real-time lifetime prediction method based on wavelet support vector regression and fuzzy c-means clustering. *Acta Automatica Sinica*, 2012, **38**(3): 331−340
(胡友涛, 胡昌华, 孔祥玉, 周志杰. 基于 WSVR 和 FCM 聚类的实时寿命预测方法. 自动化学报, 2012, **38**(3): 331−340)

67 Wang W, Christer A H. Towards a general condition based maintenance model for a stochastic dynamic system. *Journal of the Operational Research Society*, 2000, **51**(2): 145−155

68 Wang W B, Hussin B, Jefferis T. A case study of condition based maintenance modelling based upon the oil analysis data of marine diesel engines using stochastic filtering. *International Journal of Production Economics*, 2012, **136**(1): 84−92

69 Carr M J, Wang W B. An approximate algorithm for prognostic modelling using condition monitoring information. *European Journal of Operational Research*, 2011, **211**(1): 90−96

70 Wang W. Overview of a semi-stochastic filtering approach for residual life estimation with applications in condition based maintenance. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part O: Journal of Risk and Reliability*, 2011, **225**(2): 185−197

71 Ghasemi A, Yacout S, Ouali M S. Optimal condition based maintenance with imperfect information and the proportional hazards model. *International Journal of Production Research*, 2007, **45**(4): 989−1012

72 Xiang Y S, Cassady C R, Pohl E A. Optimal maintenance policies for systems subject to a Markovian operating environment. *Computers and Industrial Engineering*, 2012, **62**(1): 190−197

73 Deng Xin-Yang, Deng Yong, Zhang Ya-Juan, Liu Qi. A belief Markov model and its application. *Acta Automatica Sinica*, 2012, **38**(4): 666−672
(邓鑫洋, 邓勇, 章雅娟, 刘琪. 一种信度马尔科夫模型及应用. 自动化学报, 2012, **38**(4): 666−672)

74 Van Noortwijk J M. A survey of the application of gamma processes in maintenance. *Reliability Engineering and System Safety*, 2009, **94**(1): 2−21

75 Kennedy W J, Wayne P J, Fredendall L D. An overview of recent literature on spare parts inventories. *International Journal of Production Economics*, 2002, **76**(2): 201−215

76 Armstrong M J, Atkins D R. Joint optimization of maintenance and inventory policies for a simple system. *IIE Transactions*, 1996, **28**(5): 415−424

77 Allen S G, D.Esopo D A. An ordering policy for repairable stock items. *Operations Research*, 1968, **16**(3): 669−674

78 Van Horenbeek A, Buré J, Cattrysse D, Pintelon L, Vansteenwegen P. Joint maintenance and inventory optimization systems: a review. *International Journal of Production Economics*, 2013, **143**(2): 499−508

79 Armstrong M J, Atkins D A. A note on joint optimization of maintenance and inventory. *IIE Transactions*, 1998, **30**(2): 143−149

80 Acharya D, Nagabhushanam G, Alam S S. Jointly optimal block-replacement and spare provisioning policy. *IEEE Transactions on Reliability*, 1986, **35**(4): 447−451

81 Zohrul Kabir A B M, Al-Olayan A S. Joint optimization of age replacement and continuous review spare provisioning policy. *International Journal of Operations and Production Management*, 1994, **14**(7): 53−69

82 Wang L, Chu J, Mao W J. A condition-based order-replacement policy for a single-unit system. *Applied Mathematical Modelling*, 2008, **32**(11): 2274−2289

83 Jiang Yun-Peng, Chen Mao-Yin, Zhou Dong-Hua. Modeling of condition-based maintenance and spare parts provisioning policy for single-unit system with two-stage degradation. *Journal of Nanjing University of Aeronautics and Astronautics*, 2011, **43**(S1): 147−151
(蒋云鹏, 陈茂银, 周东华. 两阶段退化单部件系统的视情维护和备件供给策略建模. 南京航空航天大学学报, 2011, **43**(S1): 147−151)

84 Wang L, Chu J, Mao W J. A condition-based replacement and spare provisioning policy for deteriorating systems with uncertain deterioration to failure. *European Journal of Operational Research*, 2009, **194**(1): 184−205

85 Wang L, Chu J, Mao W J. An optimum condition-based replacement and spare provisioning policy based on Markov chains. *Journal of Quality in Maintenance Engineering*, 2008, **14**(4): 387−401

86 Rausch M, Liao H T. Joint production and spare part inventory control strategy driven by condition based maintenance. *IEEE Transactions on Reliability*, 2010, **59**(3): 507−516

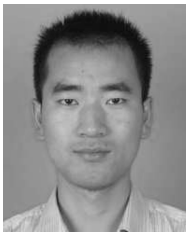
87 Xie J, Wang H W. Joint optimization of condition-based preventive maintenance and spare ordering policy. In: Proceedings of the 4th International Conference on Wireless Communications, Networking and Mobile Computing. Dalian, China: IEEE, 2008. 1−5

88 Elwany A H, Gebraeel N Z. Sensor-driven prognostic models for equipment replacement and spare parts inventory. *IIE Transactions*, 2008, **40**(7): 629−639

89 Louit D, Pascual R, Banjevic D, Jardine A K S. Condition-based spares ordering for critical components. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2011, **25**(5): 1837−1848

周东华 清华大学自动化系教授. 主要研究方向为故障诊断与容错控制, 预测维护. 本文通信作者.
E-mail: zdh@mail.tsinghua.edu.cn
(**ZHOU Dong-Hua** Professor in the Department of Automation, Tsinghua University. His research interest covers fault diagnosis and tolerant control, and predictive maintenance. Corresponding author of this paper.)

魏慕恒 清华大学自动化系博士研究生. 主要研究方向为预测与健康管理, 剩余寿命估计, 可靠性.
E-mail: wmh08@mails.tsinghua.edu.cn
(**WEI Mu-Heng** Ph. D. candidate in the Department of Automation, Tsinghua University. Her research interest covers prognostics and health management, remaining useful life estimation, and reliability.)



司小胜 第二炮兵工程大学与清华大学联合培养博士研究生. 主要研究方向为预测与健康管理, 剩余寿命估计, 可靠性.
E-mail: sxs09@mails.tsinghua.edu.cn
(**SI Xiao-Sheng** Ph. D. candidate in the Department of Automation, Xi′an Institute of High-Technology and Tsinghua University. His research interest covers prognostics and health management, remaining useful life estimation, and reliability.)