

数据驱动的可靠性评估与寿命预测研究进展: 基于协变量的方法

喻勇^{1,2} 司小胜¹ 胡昌华¹ 崔忠马² 李洪鹏²

摘要 作为保障工业过程可靠性和经济性的重要技术,可靠性评估与寿命预测在过去几十年得到了越来越广泛的关注和长足的发展.在实际应用中,由于难以获取复杂、高可靠性设备失效机理的物理模型,数据驱动的可靠性评估与寿命预测方法成为近年来的主流.同时,自动监测技术和传感器技术的快速发展,使得在工程实践中不仅能够获取系统的退化数据,还能得到大量的系统运行环境监测数据,从而使得数据驱动寿命预测中基于协变量的方法得到了广泛应用.本文根据系统运行环境中协变量数据的不同变化规律,将基于协变量方法的可靠性评估模型分为:固定协变量模型、时变协变量模型和随机协变量模型,并分别讨论了各模型的发展现状.最后,讨论了协变量处理中存在的一些挑战及未来的研究方向.

关键词 寿命预测,数据驱动,可靠性,协变量

引用格式 喻勇,司小胜,胡昌华,崔忠马,李洪鹏.数据驱动的可靠性评估与寿命预测研究进展:基于协变量的方法.自动化学报,2018,44(2):216-227

DOI 10.16383/j.aas.2018.c170005

Data Driven Reliability Assessment and Life-time Prognostics: A Review on Covariate Models

YU Yong^{1,2} SI Xiao-Sheng¹ HU Chang-Hua¹ CUI Zhong-Ma² LI Hong-Peng²

Abstract Reliability assessment and life-time prognostics have been widely concerned and developed fast in the past decades for their importance in industrial processes. Data driven approaches have been popular due to the complexity of failure mechanism about the reliable complex system. With the development of auto-monitoring and sensor technology, it is easy to obtain degradation data and environment information. A large number of methods based on hazard models with covariates have emerged. In this paper we review the state-of-the-art covariate models in the literature. We classify the approaches into three broad types of models, that is, constant models, time-dependent models and stochastic models. We systematically discuss these models and approaches and finally highlight future research challenges.

Key words Life-time prognostics, data driven, reliability, covariate

Citation Yu Yong, Si Xiao-Sheng, Hu Chang-Hua, Cui Zhong-Ma, Li Hong-Peng. Data driven reliability assessment and life-time prognostics: a review on covariate models. *Acta Automatica Sinica*, 2018, 44(2): 216-227

随着高新技术的快速发展以及全球军事竞争的日益加剧,一大批科技含量高、结构复杂的生产装备和国防装备陆续投入了使用.这些装备或者装备

中某些部件的性能会在运行过程中持续性地退化,并且这些退化常常是由一种或多种因素引起,这些因素一般被称为协变量^[1],比如:温度、材料疲劳特性、系统运行速度、负载等.当这类装备或装备部件由于协变量引起性能退化从而导致整个系统失效时,可能会引发灾难性的后果,比如:核反应堆产生泄露、飞机动力系统故障、高铁控制系统失效等.对于此类退化系统,如果能在其性能退化初期,尤其在尚未造成重大危害时,根据监测信息,及时发现异常或定量评价系统健康状态、估计系统寿命,并据此确定对系统实施维护的最佳时机,对于切实保障系统的运行安全性、可靠性与经济性具有重要的意义^[2].

近年来,寿命预测技术发展迅速,现有的寿命预测方法大致分为基于物理失效模型的方法和数据驱动的方法^[3].对于复杂、高可靠设备而言,获取其物

收稿日期 2017-01-04 录用日期 2017-06-12
Manuscript received January 4, 2017; accepted June 12, 2017
国家自然科学基金 (61174030, 61374120, 61374126, 61473094, 61573365, 61773386), 国家杰出青年基金 (61025014), 中国科协青年人才托举工程 (2016QNRC001) 资助
Supported by National Natural Science Foundation of China (61174030, 61374120, 61374126, 61473094, 61573365, 61773386), National Science Fund for Distinguished Youth Scholars of China (61025014), and Young Elite Scientists Sponsorship Program of China Association for Science and Technology (2016QNRC001)
本文责任编辑 文成林
Recommended by Associate Editor WEN Cheng-Lin
1. 火箭军工程大学控制工程系 西安 710025 2. 中国航天科工二院 25 所 北京 100854
1. Department of Automation Technology, Xi'an Institute of High Technology, Xi'an 710025 2. Institute No. 25, The Second Academy of China Aerospace Science and Industry Corporation, Beijing 100854

理失效机理是一件耗时费力的难事. 相反, 数据驱动的预测方法不依赖于设备的失效机理, 但该方法需要对设备运行过程进行监测并收集有效的失效数据或性能退化数据. 数据驱动的方法一般包括基于统计模型的方法、基于可靠性函数的方法以及基于人工智能的方法^[4], 是近年来寿命预测的主要研究方向. 郑建飞等^[2]对数据驱动的寿命预测方法进行了系统而且完整的综述, 将数据驱动的方法分为基于直接监测数据的方法和基于间接监测数据的方法. Jardine 等^[5]将寿命预测的方法分为基于统计的方法、基于人工智能的方法和基于模型的方法. Hu^[6]等将机电设备分为新研设备、工作态设备、贮存态设备三类, 根据这三种状态的机电设备特点及获得监测数据的方式, 对其寿命预测方法进行了系统研究和评述. Liao 等^[4]提出了经验模型、数据驱动模型和物理模型的多种不同组合方式, 利用不同模型的优点进行融合从而得到更好的预测结果, 并提供一个电池退化的例子展示了混合预测方法的优点. 周东华等^[7]结合异常检测、寿命预测与维修决策三个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. 上述论文都从各自的角度讨论了数据驱动的寿命预测发展, 但是文章中只考虑了对系统退化数据的建模. 近年来, 随着自动监测技术和嵌入式传感器技术的快速发展, 使得在工程实践中不仅能够获取系统的退化数据, 还能得到大量的系统运行环境监测数据, 从而为基于协变量的数据驱动寿命预测方法提供了充足的数据支持, 使得传统基于协变量方法的寿命预测得到了更为广泛的应用. 因此, 本文在数据驱动的寿命预测分类中, 更详细地讨论融入了协变量数据的寿命预测方法, 从环境对系统退化影响方面来讨论系统的可靠性评估与寿命预测方法的研究进展.

本文根据协变量在系统运行中的变化规律, 以及现有文献使用的协变量处理模型, 在第1节将现有的协变量处理模型分为: 固定协变量模型、时变协变量模型和随机协变量模型; 第2节讨论了各协变量处理模型的优缺点以及研究进展; 第3节指出了目前结合协变量信息进行寿命预测与可靠性评估方法的不足与解决途径.

1 基于协变量的可靠性评估与寿命预测方法分类

最经典的考虑协变量作用的寿命分析模型是 Cox^[8]于1972年提出的比例风险模型 (Proportional hazard model, PHM). 由于 Cox 的先驱性工作, 基于协变量的比例风险模型已经被广泛用于

寿命预测、可靠性分析和维护策略优化等领域, 这一模型也是概率统计领域引用最多的论文之一. 由于比例风险模型要求不同协变量间失效率比值相等的条件较为苛刻, 因此, Kumar 等^[9]提出了分层比例风险模型 (Stratified proportional hazard model, SPHM), 该模型只要求同一层协变量间的失效率比值相等, 这更加符合系统实际退化过程. Anderson 等^[10]针对系统运行中恒定协变量对系统退化影响的程度会不断变化的情况, 提出了两步退化模型, 该模型提出了分段函数形式的回归系数. 同 Cox 比例风险模型的乘法性质影响不同, Pijnenburg^[11]提出了加性风险模型, 该模型能够较好地应用于维修后性能介于最佳性能与维修前性能之间的不完全维修系统. 为了更加充分体现协变量对系统退化率的影响, Andersen 等^[12]提出了混合风险协变量模型, 在其工作中同时考虑了协变量对失效率函数的加法性质影响与乘法性质影响. Shyur 等^[13]为了更好地评估加速寿命实验中系统失效率与协变量的关系, 提出了加速失效模型, 使用该模型能够在短时间内评估系统可靠性与失效率. 此外, Ciampi 等^[14]提出了考虑协变量对基准失效率产生影响的扩展风险退化模型. Mccullagh^[15]通过在多样本可靠性评估中提出恒定优势比的概念, 形成了比例优势模型. Bennett^[16]通过假设系统的失效时间分布为 Log-logistic 分布提出了 Log-logistic 回归模型.

上述模型主要应用于协变量固定不变的情况, 但是系统运行环境常常是随着时间变化的, 针对这一情况, 部分学者提出了能够处理时变协变量的数学模型. 为了对失效服从随机点过程的情况进行建模, Cox^[8]在提出比例风险模型后, 接着又提出比例强度模型 (Proportional intensities model, PIM). 针对比例风险模型计算过程中运算量较大的问题, Liao^[17]提出了运算量较小的逻辑回归模型. Sun^[18]假设系统的协变量或协变量函数与系统的失效率函数成比例, 并在基准失效率估计时考虑了历史协变量信息, 从而提出了比例协变量模型 (Proportional covariates model, PCM). Jardine 等^[19]为了提高比例风险模型在预测船舶引擎失效中的针对性, 假设比例风险模型中系统的失效时间服从威布尔分布, 提出了威布尔比例风险模型. Aalen^[20]在其提出的乘法强度模型的基础上, 提出了能够降低 Cox 比例风险模型限制条件的 Aalen 回归模型. Gorjian 等^[21]于2010年提出了显式风险模型, 该模型同时考虑了外部协变量与内部协变量对系统退化的影响, 因此该模型能更好地评估系统的可靠性.

在系统的运行过程中, 协变量的变化还有可能为随机过程. 当协变量为不同随机过程时, 系统的退

化过程将同时取决于失效率函数与协变量随机过程两个方面. 因此, 针对不同的随机协变量, 部分学者提出了不同或相似的协变量处理模型, 用以评估系统可靠性, 其中应用较为广泛的是 Sheldon^[22] 提出的泊松振动模型与 Jarrow 等^[23]、Zhao 等^[24] 和 Banjevic 等^[25] 提出与推广的 Markov 随机模型. 泊松振动模型主要是考虑系统退化由随机冲击造成, 且该冲击次数服从泊松分布. 在协变量过程为马尔科夫链的条件下, Jarrow 等^[23] 提出了一种失效率函数为累积和形式的数学模型; Zhao 等^[24] 提出了一种与 Cox 比例风险模型具有类似处理效果的数学模型. 此外, Myers^[26] 还提出了协变量为一个特定随机过程的模型; Berman 等^[27] 在随机过程为某一特定高斯随机过程的条件下, 提出了一个二次风险模型. 由于上述模型同时考虑了协变量过程随机和时变的特征, 因而在应用中能够更好地描述系统运行情况的变化.

本文根据上述模型所处理协变量数据的不同变化规律, 将协变量处理模型分为如图 1 所示的三种类型: 固定协变量模型、时变协变量模型和随机协变量模型.

2 基于协变量的可靠性评估与寿命预测方法进展

2.1 固定协变量模型

2.1.1 比例风险模型

比例风险模型作为一种多元分析模型, 由 Cox^[8] 于 1972 年提出. 该模型能够用于评估不同协变量状态对系统失效时间的影响, 由于该模型的一般性与

灵活性, 比例风险模型从上世纪开始已经广泛应用于生物医学领域、可靠性领域以及经济领域等方面^[28-31]. 目前几乎所有的协变量处理模型都是以该模型为基础发展演变而来. Cox^[8] 将协变量恒定情况下的比例风险模型表示为

$$h(t; z) = h_0(t)\Psi(\gamma z) \quad (1)$$

式中, $h_0(t)$ 是无特定形式且不受协变量影响的基准失效率函数, $\Psi(\gamma z)$ 为协变量函数, 它反映不同协变量 z 对系统整体失效率的影响程度. 比例风险模型假设

$$\frac{h(t; z_x)}{h(t; z_y)} = \frac{h_0(t) \exp(z_x \gamma)}{h_0(t) \exp(z_y \gamma)} = \exp[\gamma(z_x - z_y)]$$

即不同协变量下的失效率函数比值是成比例的. 函数 Ψ 可以是对数线性、线性和其他逻辑形式, 其中对数线性形式以其优秀的特性得到了最广泛的应用. 比例风险模型中, 协变量由行向量 z 表示, 取决于系统的工作环境 (如: 温度、湿度、气压等); 回归系数由列向量 γ 表示, 为模型中的未知参数, 它反映协变量中各环境因素分别对系统退化的影响程度. 该模型的主要优势是基准失效函数无特定形式要求, 以及协变量函数对基准失效函数的影响为更加符合实际情况的乘法性影响而非加法性影响. 但是, 由于模型要求失效率函数在不同协变量条件下成比例, 将使得在同一问题中基准函数恒定, 这不太符合工程实际.

Cox^[8, 32] 针对模型中回归系数 γ 的估计, 提出了条件似然方法; Kalbfleisch 等^[33] 提出了与

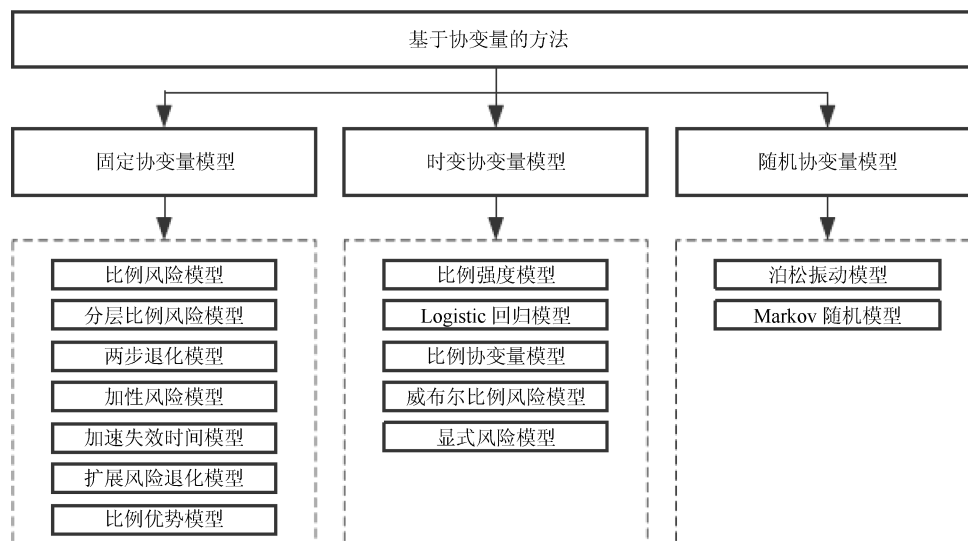


图 1 基于协变量方法的分类

Fig. 1 Classification of Covariate Models

条件似然类似的边缘似然方法. Makis 等^[34-35] 对比例风险模型进行了广泛深入研究, 并成功地开发出基于比例风险模型的决策优化商用软件 EX-AKT^[36-37]. Sun 等^[18] 为了减少协变量的数目, 采用主元分析对协变量预先进行降维处理, 再利用处理后的数据结合比例风险模型进行寿命预测. 此外, 受比例风险模型的启发, 相继出现了比例强度模型^[8, 38] 和比例协变量模型^[18] 用来估计系统寿命, 实现维护决策优化.

2.1.2 分层比例风险模型

Kumar 等^[9] 为了解决比例风险模型要求不同协变量情况下失效率函数成比例的问题, 提出了分层比例风险模型. 分层比例风险模型要求整个样本集能够根据协变量状态分为 q 层, 比如根据系统的工作环境温度 (低、中、高) 将待评估系统的工作环境情况分为三种. 在分层比例风险模型中只假设在同一分层中的风险函数是成比例的, 各层之间的风险函数无需成比例, 其中第 j 层的风险函数^[9] 可以表示为

$$h_j(t; \mathbf{z}) = h_{0j}(t) \exp(\gamma \mathbf{z}) \quad (2)$$

分层比例风险模型中各层的回归系数 γ 可采用与 Cox 比例风险模型一致的似然估计方法来估计, 它相对于比例风险模型的主要优势在于当样本系统工作环境明显分层时, 可以将样本分类处理以便得到不同的基准失效率函数, 从而能够更好地评估系统在不同协变量条件下的系统可靠性. 但是, 协变量的分类是该模型使用的主要难点, 当出现协变量的误分类时, 将会引起比较大的评估误差.

Kay^[39] 将该模型用于处理临床实验中的截止数据, 并使用拟合优度法对其进行了评估. Kumar^[40] 将分层比例风险模型用于处理可维修系统的可靠性评估, 并且根据监测数据得到了各层之间的不同基准失效率. Hanson 等^[41] 为了更好地评估协变量对系统退化的影响, 在进行协变量分层时, 把协变量从时间与空间上进行联合分层, 从而更为准确地分析各协变量对样本失效率的影响. Fibrinogen studies collaboration^[42] 这个团队则较为全面地总结了评估分层比例风险模型预测性能的方法, 提出了三种可用于模型效果评估的策略, 同时讨论了三种评估策略的适用范围, 明确了各评估方法的优缺点.

2.1.3 两步退化模型

Anderson 等^[10] 为了分析固定协变量对系统退化影响具有时变特性时的情况, 将 Cox 比例风险模型进行拓展, 于 1982 年提出了两步退化模型 (Two-step regression model, TSRM). 该模型假设, 在系统运行中协变量固定, 协变量对系统退化的影响会随着系统运行时间的不断增加而逐渐减弱, 即各协

变量对应的回归系数逐渐减小, 比如回归系数 β_j 随时间的变化为 $\beta_j(t) = \beta_j^* e^{-\gamma_j t}$, β_j^* 为初始时刻回归系数. 两步退化模型则为上述随时间变化的 β_j 提出了一种简单的表示方法^[10], 其假设如下:

$$\beta_j(t) = \alpha_j, t \leq B; \quad \beta_j(t) = \gamma_j, t > B \quad (3)$$

式中, $\alpha^T = (\alpha_1, \dots, \alpha_p)$ 和 $\beta^T = (\beta_1, \dots, \beta_p)$ 分别为协变量 \mathbf{z} 的短期回归系数与长期回归系数^[10], 因此这种两步退化模型能够粗略地模拟出 $\beta_j(t)$ 的变化规律^[10, 43]. 两步退化模型的具体表示为

$$h(t; \mathbf{z}) = \begin{cases} h_0(t) \exp(\alpha^T \mathbf{z}), & t \leq B \\ h_1(t) \exp(\gamma^T \mathbf{z}), & t > B \end{cases} \quad (4)$$

两步退化模型的优势在于处理数据时比 Cox 比例风险模型更加贴近实际情况, 并且通过分段函数来代替时变的回归系数, 简化了协变量风险函数的表达. 同时, 两步退化函数可以被进一步拓展为多步退化函数. 但是, 由于模型中间断点 B 的存在, 导致回归系数的估计较为复杂.

Anderson 等^[10] 提出使用条件对数似然函数来估计回归系数, 在实际估计中将对数似然估计函数的极大值作为回归系数的估计值. Aalen^[44] 根据两步模型中回归系数呈分段函数的特点, 提出了一种回归系数为时变函数的 Aalen 回归模型, 该模型包含由线性关系代表的分布假设, 并由此保证了 Aalen 回归模型不包含未知参数^[44] 的优点. 两步退化模型可以进一步拓展为多步退化模型, 从而能够更为准确地描述协变量对系统退化影响的时变特性, 但是参数估计的难度会不断增加.

2.1.4 加性风险模型

为了更好地评估维修后性能介于最佳性能与维修前性能的不完全维修系统, Aalen^[44] 于 1989 年提出了加法性质的加性风险模型 (Additive hazard model, AHM), 该模型与比例风险模型不同之处在于协变量函数对基准失效率函数的影响为加法性质, 其具体表示为

$$h(t; \mathbf{z}) = h_0(t) + \Psi(\gamma \mathbf{z}) \quad (5)$$

其中, $h_0(t)$ 是无具体形式要求的基准失效率函数, 它不受协变量的影响; $\Psi(\gamma \mathbf{z})$ 是不同协变量因素对系统失效率函数的影响, 它的正负取决于协变量对系统退化率的不同影响效果. 该模型的主要优势在于能够评估不完全维修系统的可靠性, 但是可能会得到系统失效率小于零的情况, 这明显不符合系统的实际退化过程.

Newby^[45-46] 在讨论比例风险模型与加性风险模型的应用时, 发现在进行加性风险模型参数估计

时需要附加更多的假设条件, 否则其模型参数的估计难以实现, 甚至出现失效率函数小于零的情况. *álvarez* 等^[47] 则讨论了利用极大似然估计方法确定回归系数 γ 的参数估计过程. *Wightman* 等^[48] 将加性风险模型与比例强度模型同时应用于可维修系统的可靠性评估, 讨论了加性风险模型在不完全维修系统可靠性评估中的优势. 为了更好地拟合协变量数据, *Andersen* 等^[12, 49] 在其工作中同时考虑了协变量对失效率函数的加法性质影响与乘法性质影响, 在加性风险模型的基础上提出了更贴近实际的混合(加性-乘性)协变量风险模型.

2.1.5 加速失效时间模型

加速失效时间模型 (Accelerated failure time model, AFTM) 最早来源于 *Cox* 等^[50], 它是一种常用的能够在短时间内评估系统可靠性与失效率的模型^[13, 51-53]. 而后由 *Newby*^[54] 和 *Shyur* 等^[13] 补充完善. 加速失效模型假设在给定加速协变量 z 后, 对数寿命时间 $Y = \ln(t)$ 的分布包含一个定位参数 $\mu(z)$ 和一个恒定比例参数 σ . AFTM 的具体表达形式为^[13, 54]:

$$Y = \ln(t) = \mu(z) + \sigma\varepsilon \quad (6)$$

式中, $\sigma > 0$, ε 是一个不受协变量影响的随机变量. AFTM 的失效率函数可以表达为

$$h(t; z) = h_0(t \cdot \Psi(\gamma z)) \cdot \Psi(\gamma z) \quad (7)$$

式中, $h_0(\cdot)$ 为基准失效率函数, γ 是回归系数矢量. 在加数失效模型中当 $\Psi(\gamma z) > 1$ 时, 协变量为加速退化因子; 当 $\Psi(\gamma z) < 1$ 时, 协变量为减速退化因子. 采用加速失效时间模型可以在一个较短时间内获得系统的可靠性与失效率; 但是采用加数退化模型需要专门进行加速实验, 实验时间长、成本高.

Galanova 等^[55] 为了使用加速失效时间模型分析加速实验数据, 提出了一种非参数拟合方法用于检验实验数据是否适用加数失效模型. *Wang* 等^[56] 使用加速失效时间模型分析了截止寿命数据, 得出了加速条件下的可靠性函数, 并根据加速模型, 外推了正常使用条件下的系统可靠性. *Yang* 等^[57] 为了解决加速失效时间模型在删失数据分析上不够灵活高效的缺点, 将加速失效时间模型与贝叶斯方法结合, 提出了半参数贝叶斯加速失效时间模型. *Wang* 等^[58] 为了能在协变量小样本的条件下快速简单地估计加速失效时间模型的参数, 提出了一种基于 GM 估计的 KMW-GM 估计方法.

2.1.6 扩展风险退化模型

扩展风险退化模型 (Extended hazard regression model, EHRM) 是 *Ciampi* 等^[14] 于 1985 年

提出, 它是比例风险模型与加速失效模型的共同扩展^[59], 该模型假设协变量能够对基准失效率函数 $h_0(t)$ 产生影响, 可表示为

$$h(t; z) = g_1(\alpha z) h_0(g_2(\beta z)t) \quad (8)$$

式中, $g_1(\cdot)$ 和 $g_2(\cdot)$ 是在 $t = 0$ 时值为 1 的正值函数, $h_0(\cdot)$ 表示基准风险函数, α 与 β 为回归系数矢量. 为简化计算, 一般可令 $g_1(x) = g_2(x) = \exp(x)$. 该模型通过 $g_2(\beta z)$ 来改变时间尺度, 通过 $g_1(\alpha z)/g_2(\beta z)$ 的比值来改变失效率尺度, 从而来体现协变量对系统退化的影响. 该模型有点是在考虑协变量对系统退化的影响时, 同时考虑了比例风险模型与加速失效时间模型两者对系统失效率的影响. 当 $\beta = 0$ 时, 该模型退化为比例风险模型, 当 $\alpha = \beta$ 时, 模型退化为加速失效模型. 该模型的应用难点在于参数估计过程的计算量较大, 同时 $g_1(x)$ 和 $g_2(x)$ 的具体形式选择需要较为丰富的工程实践经验.

Louzada^[60] 通过仿真研究发现, 在小样本条件下也可使用最大似然方法估计扩展风险回归模型的参数. *Tseng* 等^[61] 通过利用蒙特卡洛 EM 算法, 提出了一种伪联合似然方法来估计扩展风险退化模型中的未知参数. 此外, *Tseng* 等^[62] 还通过仿真实验, 检验了一些扩展风险退化模型参数估计方法的有效性, 并从运算量大小和参数估计偏差、一致性等方面比较了估计算法的优缺点, 最后还通过两个数据实例证明了扩展风险退化模型的有效性. *Shyur* 等^[63] 为了保证客机飞行的可靠性, 利用扩展风险回归模型处理了民航飞机的事故数据与状态监测数据, 并得出了客机动力系统的工作可靠性曲线.

2.1.7 比例优势模型

Mccullagh 通过在多样本可靠性评估中提出恒定优势比的概念^[15], 形成了比例优势模型 (Proportional odds model, POM). 该模型假设协变量函数对系统可靠性具有乘法性质的影响^[64], 其具体表达形式为^[15-16]

$$\frac{F_i(t; z)}{1 - F_i(t; z)} = \frac{F_0(t)}{1 - F_0(t)} \Psi(\gamma z) \quad (9)$$

式中, $F_i(t; z)$ 为第 i 组样本中事件发生的累积分布函数, $F_0(t)$ 为未知的基础累积分布函数, 表达式 $F_i(t; z)/[1 - F_i(t; z)]$ 称为比例优势率. 该模型由于失效率函数能够随时间收敛, 因此非常适合处理协变量影响会随时间增加而减小或者消失的情形. 但是, 在进行模型参数的估计时需要将失效时间进行转换处理.

Bennett^[16] 推导了可用于估计比例优势模型中未知参数的极大似然函数, 并将该模型用于肺癌病

人死亡的预测分析. 针对当观测数据量小于参数维度情况时, 无法使用最大似然估计法进行参数估计的情况, Faisal 等^[65] 提出了一种利用伪观测数据进行参数估计的方法; 该方法能够更大幅度放宽使用比例优势模型时的观测数据量要求. Sinha 等^[66] 提出了一种可以不假设协变量的具体分布类型就可进行参数估计的方法, 该方法仅通过协变量的测量误差分布来建立估计量函数, 从而能够在协变量分布未知的情况下提高参数估计精度. Liao 等^[17] 假设比例优势模型中系统的失效时间分布为 Log-Logistic 分布, 提出了 Log-Logistic 回归模型; 该模型中各样本的失效率函数是依时间收敛的, 能够克服威布尔比例风险模型在对失效数据进行建模时需要失效率函数必须为单调函数的缺陷. Faisal 等^[67] 讨论了在高维情况下, 比例优势模型参数估计的问题, 提出了 Boosting 算法.

2.2 时变协变量模型

2.2.1 比例强度模型

比例强度模型最早由 Cox 提出^[8]. 比例强度模型与比例风险模型类似, 区别在于比例风险模型的失效机理依据的是概率分布, 而比例强度模型则是依据一个随机点过程^[68]. 比例强度模型主要用于对包含组合协变量的系统进行失效过程与维修过程的建模^[48, 69]. 比例强度模型假设系统在 $t = 0$ 时进入第一层, 在第 $j - 1$ ($j = 1, 2, \dots, m$) 次失效后立即进入第 j 层^[70]. 这种分类基于两种时间尺度, 一类是全局时间 t , 另一类是失效时间间隔^[71-72], 该模型具体可表示为

$$h(t|N(t), \mathbf{z}(t)) = h_{0j}(t) \exp(\mathbf{z}(t)\boldsymbol{\gamma}_j)$$

$$h(t|N(t), \mathbf{z}(t)) = h_{0j}(t - t_{n(t)}) \exp(\mathbf{z}(t)\boldsymbol{\gamma}_j) \quad (10)$$

式中, $N(t)$ 是代表时间区间 $(0, t]$ 内失效次数的随机变量, $\mathbf{z}(t)$ 代表截止到时刻 t 的协变量. $h(t|N(t), \mathbf{z}(t))$ 与 $h_{0j}(t)$ 分别为失效率函数与基准失效率函数, $\boldsymbol{\gamma}_j$ 为第 j 层的回归系数. 基准失效率函数有三种具体形式: 恒定强度、对数线性强度、幂次强度. 比例强度模型同比例协变量模型相比, 主要的一个优点就是不要求系统在每次失效维修后都必须恢复到初始状态, 因此它更贴近工程实践, 也更适用于保养维修策略的优化^[73].

Percy 等^[74] 将比例强度模型与贝叶斯方法结合, 利用回归系数的先验知识, 提出了一套能够用于工程实际的预测维修方案. Volk 等^[38] 通过利用历史失效数据与诊断测量值, 将比例强度模型同时应用于可维修系统与不可维修系统. Alkali^[75] 将一般化的比例强度模型应用到燃气涡轮发电机的可靠评估与预测维修上, 并利用监测信息与维修信息

评价了参数估计的极大似然方法和模型拟合优度. Syamsundar 等^[76] 则进一步在最小维修基准强度下提出了 ARA 和 ARI 不完全维修比例强度模型.

2.2.2 Logistic 回归模型

Logistic 回归模型 (Logistic regression model, LRM) 是比例优势模型的特殊情况, 由 Liao 等在文献 [17] 中首次使用该模型进行系统退化分析, 一般用于处理包含系列协变量的事件. 假设代表系统退化的协变量为 $\mathbf{z}(t)$, 可靠函数 $R(t|\mathbf{z}(t))$ 与累积分布函数的优势率比值定义为

$$\frac{R(t|\mathbf{z}(t))}{1 - R(t|\mathbf{z}(t))} = \exp(\boldsymbol{\alpha} + \boldsymbol{\gamma}\mathbf{z}(t)) \quad (11)$$

式中, $\boldsymbol{\alpha} > 0$ 与 $\boldsymbol{\gamma}$ 都是需要估计的未知参数. 将上式变形可得到可靠函数的定义:

$$R(t|\mathbf{z}(t)) = \frac{\exp(\boldsymbol{\alpha} + \boldsymbol{\gamma}\mathbf{z}(t))}{1 + \exp(\boldsymbol{\alpha} + \boldsymbol{\gamma}\mathbf{z}(t))} \quad (12)$$

该模型由于可通过似然函数计算模型参数, 因此相比于比例风险模型该模型进行参数估计时计算量小. 但是相比于比例优势模型, 该模型假设了具体分布形式, 因此应用范围受到限制.

Liao 等^[17] 提出通过利用 Nelder-Mead 算法来获取对数极大似然函数, 从而估计出模型参数的最大似然值. Wu^[77] 针对具有线性约束的 Logistic 回归模型提出了修正受限的 Liu 估计量, 并利用蒙特卡洛仿真证明了该参数估计方法的有效性. Li 等^[78] 提出了一种半参数 Logistic 回归模型, 并针对模型中非参数部分的线性度提出了一种惩罚性似然率测试方法, 用以检验模型的有效性.

2.2.3 比例协变量模型

比例协变量模型由 Sun 等^[18] 于 2006 年提出. 比例协变量模型假设系统的协变量或协变量函数与系统的失效率函数成比例. Liao 和 Sun 等^[17, 79] 表明了该模型可克服比例风险模型中基准失效率函数只受时间影响的缺点, 并给出了该模型的一般表达式为^[18]

$$Z_{\boldsymbol{\gamma}}(t) = C(t)h(t) \quad (13)$$

式中, $Z_{\boldsymbol{\gamma}}(t)$ 为随时间变化的协变量函数, 变量 $C(t)$ 为随时间变化的基准失效率函数, 函数 $h(t)$ 为系统的失效率函数.

该模型与比例风险模型相比, 在进行基准失效率函数的估计时, 将同时考虑历史失效数据和历史协变量数据. 该模型中的未知参数可以通过极大似然估计方法获得. 该模型的优势在于基准协变量函数可通过实时失效数据与监测协变量来更新. 但是, 模型由于只在基准失效率中考虑了环境协变量的影

响, 每次观测到的协变量数据只用于基准失效率函数的更新, 而未建立协变量函数, 所以该模型对恶劣运行环境并不敏感. Cai 等^[80] 在切削工具的可靠性评估中, 为了克服传统可靠性评估方法针对批量产品在给定情况下运行的缺点, 使用了比例风险模型来建立单个系统在时变协变量下的可靠性, 并通过对比实验证实了比例风险模型的有效性.

2.2.4 威布尔比例风险模型

威布尔比例风险模型 (Weibull proportional hazard model, WPHM) 是比例风险模型中系统失效时间服从威布尔分布时的一种特殊情况. 因此, 该模型的基准风险函数就是威布尔分布^[81-84]. Jardine 等^[19] 于 1987 年首次使用了该模型, 并利用状态监测信息作为协变量信息, 该模型的一般表达式为^[19, 85]

$$h(t; \mathbf{z}(t)) = \frac{\beta}{\eta} \left(\frac{t}{\eta} \right)^{\beta-1} \Psi(\gamma \mathbf{z}(t)) \quad (14)$$

威布尔比例风险模型主要适用于评估寿命时间分布为威布尔分布的系统可靠性, 如果将其应用于其他分布类型的系统可靠性评估时将会造成较大误差. Newby^[86] 详细地分析了作为比例风险模型半参数形式的威布尔比例风险模型在系统可靠性评估中具有的优势与缺点, 并指出该模型的主要优势在于更加适用于工程实际, 但是如果当系统失效时间不服从威布尔时, 使用该模型将会造成较大误差. Jardine 等^[19] 提出了一种新的似然函数, 通过求取该似然函数的最大值, 可以估计模型中的所有未知参数. Sha 等^[87] 在一个步进加速寿命实验中, 利用贝叶斯方法分析了威布尔比例风险模型的优势. Zhang 等^[88] 为了分析具有多失效模式的复杂机械系统可靠性, 提出了混合威布尔比例风险模型, 并通过仿真实验验证了该混合模型较传统威布尔模型更能有效评估复杂系统可靠性.

2.2.5 显式风险模型

显式风险模型 (Explicit hazard model, EHM) 是由 Gorjian 等^[21] 于 2010 年提出. 该模型同时考虑了外部协变量与内部协变量对系统退化的影响, 由于同时考虑了两种协变量的存在, 因此相比于其他模型能更好地评估系统的可靠性. 显式风险模型将外部协变量考虑为压力因子, 将内部协变量作为能够表征系统状态的指示因子. 该模型假设外部协变量与内部协变量之间相互独立^[21, 89]. 该模型可以分别表示为非参数模型与半参数模型, 非参数模型表达式为

$$h(t; \mathbf{z}_1(t), \mathbf{z}_2(t)) = h_0(\exp(\gamma_1 \mathbf{z}_1(t))) \exp(\gamma_2 \mathbf{z}_2(t)) \quad (15)$$

式中, $h(t; \mathbf{z}_1(t), \mathbf{z}_2(t))$ 代表系统失效风险函数, $h_0(\exp(\gamma_1 \mathbf{z}_1(t)))$ 为基准失效函数, $\mathbf{z}_1(t)$ 为内部协变量矢量, $\mathbf{z}_2(t)$ 为外部协变量矢量, γ_1 与 γ_2 为回归系数矢量.

半参数显式风险模型与非参数模型的主要区别在于半参数模型中基准失效函数的表达式具有特定形式. 如果历史失效数据服从威布尔分布 (以威布尔分布为例), 则半参数显式风险模型可以表示为^[21, 89]

$$h(t; \mathbf{z}_1(t), \mathbf{z}_2(t)) = \left[\frac{\beta}{\eta} \left(\frac{t}{\eta} \right)^{\beta-1} (\exp(\gamma_1 \mathbf{z}_1(t)))^{\beta-1} \right] \exp(\gamma_2 \mathbf{z}_2(t)) \quad (16)$$

显式风险模型是一种针对系统运行于复杂环境下可靠性评估方法, 它和前面所提模型的主要区别在于, 显式风险模型认为系统的基准失效率函数受到内部协变量影响. 由于该模型提出时间较短, 目前应用还不够广泛.

2.3 随机协变量模型

2.3.1 泊松振动模型

Sheldon^[22] 于 1981 年根据系统在运行中受随机振动协变量影响而退化的情况提出了泊松振动模型. Cha 等^[90] 假设系统在运行过程中受到的冲击过程是一个强度为 λ 的泊松过程, 并且每受一次冲击, 系统的失效率就增加 μ ; 在未受到冲击时, 系统的失效率为 $h_0(t)$; $\{N(t) : t \geq 0\}$ 为一随机计数过程, 用来描述发生在时间 $[0, \infty)$ 内的冲击次数, 每次发生冲击的时刻用表示 $\tau_j, 0 = \tau_0 < \tau_1 < \tau_2 < \dots$, 则根据上述假设可以得到:

$$P(T > t | N(s), 0 \leq s \leq t) = \exp \left\{ - \int_0^t [h_0(x) + \sum_{j=1}^{N(t)} \mu l_{[\tau_j, \infty)}(x)] dx \right\}, t \geq 0 \quad (17)$$

其中, $\mu > 0$ 为常值, 函数 $l_{[\tau_j, \infty)}(x), j = 1, 2, \dots$ 的定义如下:

$$l_{[\tau_j, \infty)}(x) = \begin{cases} 1, & x \in [\tau_j, \infty) \\ 0, & x \notin [\tau_j, \infty) \end{cases} \quad (18)$$

Cha 等在文献 [90] 中首先假设当泊松过程的强度 λ 为一个常值时, 根据上式可以得到此时系统在此情况下的失效率为

$$h(t) = h_0(t) + \lambda(1 - e^{-\mu t}) \quad (19)$$

当泊松过程的强度为时变函数 $\lambda(t) \geq 0$ 时, 系统失

效率为

$$h(t) = h_0(t) + e^{-\mu t} \int_0^t e^{\mu x} \lambda(x) dx \quad (20)$$

在考虑上述情况后, Cha 等^[91] 将泊松冲击模型进行了扩展, 不仅考虑了累积振动冲击的情况, 还将极端冲击加入了模型, 提出了扩展泊松冲击模型. Cha 等在扩展泊松冲击模型中, 假设每次冲击有 p 的可能性会造成系统的直接失效, 有 $q = 1 - p$ 的概率会增加系统失效率 $\mu > 0$, 则系统失效率扩展为

$$h(t) = h_0(t) + p\lambda(t) + q \int_0^t h(x)\lambda(x) \exp[(x-t)h(x)] dx \quad (21)$$

为了进一步研究泊松振动模型, Cha 等^[92] 讨论了当每次冲击造成的失效率增量为随机增量的情形, 并分析了在此情况下的系统可靠性. Junca 等^[93] 将泊松振动模型扩展为混合泊松模型, 并将其用于公共设施维修替换决策中. Jiang^[94] 详细介绍了泊松振动模型的参数估计方法, 并利用实测数据将各参数估计方法作了对比. Pandey 等^[95] 利用泊松振动模型讨论了系统在两种失效率变化情况下的寿命分布. 泊松振动模型能够处理系统运行中受到随机振动协变量影响的寿命预测问题, 它应用难点在于前期需要对泊松过程的强度 λ 进行确定, 同时还需要分析每次冲击会对系统退化造成何种影响, 这要求使用者必须具备足够的工程经验与专家知识.

2.3.2 Markov 随机模型

考虑协变量为马尔科夫随机过程的情形可以分为两种情况, 一种只考虑协变量过程为 Markov 随机过程, 一种是将协变量与退化量同时考虑为 Markov 随机过程.

Jarrow 等^[23] 单独考虑协变量过程 $z(t), t > 0$ 为连续时间马尔科夫过程, 其状态空间为 $S = (1, 2, \dots, m)$, 状态转移矩阵为 A , 并令失效率函数为

$$h(t) = \sum_{j=1}^m \theta_j l, \quad z = j \quad (22)$$

式中, $j \in S, \theta$ 为一个可通过最大似然估计方法估算的未知向量参数, 进一步令 $D = \text{diag}\{\theta_1, \dots, \theta_m\}$ 则对于任意的 $i, j \in S$ 可得:

$$P(T < t, z(T) = j | z(0) = i) = \theta_j [(I - e^{t(A-D)})(D - A)^{-1}]_{ij} \quad (23)$$

对于 S 上的任意初始分布 (π_i) 有:

$$P(T < t, z(T) = j) = \theta_j \sum_{i=1}^m \pi_i [(I - e^{t(A-D)})(D - A)^{-1}]_{ij} \quad (24)$$

其中, I 为单位矩阵.

更为常见的情况是将协变量过程与失效过程同时描述为 Markov 随机过程. 其中比较典型的是 Zhao 等^[24] 使用 Cox 比例风险模型表示协变量对系统退化的影响. 文章中 Zhao 等假定描述环境状态的随机协变量 z 为时齐的马尔科夫链 $z = \{z_n, n \in \mathbf{N}^*\}$, 状态空间为 $S = (1, 2, \dots, m)$, 状态转移矩阵为 $p_{ij}(n) = P(z_{n+1} = j | z_n = i), \forall n \in \mathbf{N}^*$, 在 t_n 时刻观测到的退化过程为 D_n , 退化过程 D_n 与随机协变量过程 z_n 的关系为

$$D_n = D_{n-1} + X_{n-1}(z_{n-1}), \quad n \geq 1 \quad (25)$$

其中, $X_n(z_n)$ 是以 $\mu(z_n)$ 为均值的指数分布, 类似于 Cox 比例风险模型, Zhao 在文献中将环境协变量对退化过程的影响表达为

$$\mu(z_n) = \mu_0 \Psi(z_n) = \mu_0 \exp(\beta_1 l_{z_n=1} + \dots + \beta_m l_{z_n=m}) \quad (26)$$

式中, μ_0 是未考虑协变量时的基准退化率. 因此, 可以进一步得到 (D_n, z_n) 形成一个非时齐的马尔科夫过程, 且转移概率满足下列表达:

$$\begin{aligned} P(D_n \leq y, z_n = j | D_{n-1} = x, D_{n-2} = x_{n-2}, \dots, \\ D_1 = 0, z_{n-1} = i, z_{n-2} = z_{n-2}, \dots, z_1 = z_1) = \\ P(D_n \leq y, z_n = j | D_{n-1} = x, z_{n-1} = i) \end{aligned} \quad (27)$$

Banjevic 等^[25] 提出将系统的失效过程及协变量过程描述为非时齐 Markov 链, 将这一随机作用融入失效率函数, 研究了计算寿命的近似算法. Ghasemi 等^[96] 进一步将系统的随机退化过程看作协变量, 并用隐含 Markov 过程描述, 推导出了平均剩余使用寿命的计算表达式, 但该工作假设 Markov 过程的转移规律是先验已知的, 而且协变量的观测信息也是离散的数值, 即观测过程也为 Markov 链. Markov 过程是一种常见的随机过程, 因此利用 Markov 随机模型能够解决实际工程中较多受随机协变量影响的寿命预测问题, 但是该模型的运用难点在于 Markov 过程状态数的确认需要丰富的专家知识与工程经验.

3 问题与挑战

基于协变量方法的数据驱动寿命预测尽管存在着诸多的难点且进展缓慢, 但是随着自动监测技术

和传感器技术的快速发展,使得在工程实践中能够获取大量的退化数据与环境监测数据,它将具有非常重要的工程应用价值.目前,基于协变量方法的数据驱动寿命预测还存在一定的问题与挑战:

1) 在建模时,还需要进一步对协变量的类型进行区分.正如 Gorjian 等^[21, 89]所提,目前的协变量处理模型在很大程度上混淆了协变量与失效率的因果关系,没有对协变量的类别进行区分.实际中,一些协变量可以影响失效率,但另一些受失效率的影响.例如,在发动机的油液分析中,金属的浓度可以反映系统的磨损程度,但是发动机机油里的污染物会对发动机的磨损产生影响,而不应看作是系统磨损程度的反映.因此,在后续研究协变量对系统退化的影响时,应该对协变量类型进行区别对待分别建模.

2) 历史寿命数据较少的情况,会造成可靠性评估结果存在误差.为了估计模型中的基准失效率函数 $h_0(t)$ 以及刻画失效率与协变量关系的回归系数 γ ,都需要一定历史寿命数据.但是,在进行军事和航天领域战略性新研设备的寿命预测时,我们只能得到实时状态监测数据,而不会有历史寿命数据.所以,没有足够多的寿命数据是限制基于协变量寿命预测方法实际应用的一个难题.因此,在后续研究中需要考虑如何在历史寿命数据较少甚至空白的情况下,较为准确地估计基准失效率函数与回归系数.

3) 需要进一步提高协变量模型在评估具体系统可靠性上的针对性.目前,对类似威布尔比例风险模型这类专门针对系统失效时间服从特定分布的半参数模型研究还不够深入.在文章参考文献中,非参数协变量模型使用率较高,即文章在进行可靠性评估时对系统失效时间分布规律无特殊要求.这种无需提前假设系统失效时间分布的做法,虽然可以在一定程度上简化可靠性评估过程,但是同时也会造成评估结果的精确度不高.因此,在下一步工作中还需要结合系统实际寿命分布情况,在半参数模型的建立上多做研究.

4) 随机协变量的研究还有待深入.目前针对固定协变量与时变协变量的研究相对比较丰富,对随机协变量的研究还相对不足.在随机协变量的研究中,部分协变量模型所假设的随机过程不贴切工程,或者考虑情况过于复杂.比如 Myers^[26]提出的扩展过程 $dz(t) = a(t)z(t)dt + b(t)dW(t)$ ($z(t)$ 为随机协变量, $W(t)$ 为维纳过程, $a(t)$ 、 $b(t)$ 为时变函数) 和 Berman 等^[27]提出的高斯过程 $dz(t)[a_0(t) + a_1(t)z(t)]dt + \sigma(t)dW(t)$ ($z(t)$ 随机协变量, $W(t)$ 为维纳过程, $a_0(t)$ 、 $a_1(t)$ 和 $\sigma(t)$ 为时变函数),这两个随机过程在工程实践中难以找到对应背景,因为未能得到广泛应用; Cinlar^[97]提出

在系统工作状态为 Markov 过程的基础上考虑系统受到随机冲击时会对失效率产生一个随机增量,这其中假设了三种随机过程,理论推导过程十分繁琐,导致该模型无法应用于工程实践中.当随机过程不贴切生产实际时,该方法就难以找到使用背景,理论研究的意义就难以体现;同时,如果考虑的问题过于复杂,将会导致理论推导过于繁琐而难以用于工程实践.因此,在考虑随机协变量时需要处理好模型的实用性与可行性问题.

References

- Gorjian N, Ma L, Mittinty M, Yarlagadda P, Sun Y. A review on reliability models with covariates. In: Proceedings of the 4th World Congress on Engineering Asset Management. Athens, Greece: Springer, 2009. 142–157
- Zheng Jian-Fei, Hu Chang-Hua, Si Xiao-Sheng, Zhang Zheng-Xin, Zhang Xin. Remaining useful life estimation for nonlinear stochastic degrading systems with uncertain measurement and unit-to-unit variability. *Acta Automatica Sinica*, 2017, **43**(2): 259–270
(郑建飞, 胡昌华, 司小胜, 张正新, 张鑫. 考虑不确定测量和个体差异的非线性随机退化系统剩余寿命估计. *自动化学报*, 2017, **43**(2): 259–270)
- 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): 530–541
(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): 530–541)
- Liao L X, Kottig F. Review of hybrid prognostics approaches for remaining useful life prediction of engineered systems, and an application to battery life prediction. *IEEE Transactions on Reliability*, 2014, **63**(1): 191–207
- 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
- Hu C H, Zhou Z J, Zhang J X, Si X S. A survey on life prediction of equipment. *Chinese Journal of Aeronautics*, 2015, **28**(1): 25–33
- 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
(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)
- Cox D R. Regression models and life-tables. *Journal of the Royal Statistical Society*, 1972, **34**(2): 187–220
- Kumar D, Westberg U. Some reliability models for analyzing the effect of operating conditions. *International Journal of Reliability, Quality and Safety Engineering*, 1996, **4**(2): 133–148
- Anderson J A, Senthilselvan A. A two-step regression model for hazard functions. *Applied Statistics*, 1982, **31**(1): 44–51
- Pijenburg M. Additive hazards models in repairable systems reliability. *Reliability Engineering and System Safety*, 1991, **31**(3): 369–390

- 12 Andersen P K, Vaeth M. Simple parametric and nonparametric models for excess and relative mortality. *Biometrics*, 1989, **45**(2): 523–535
- 13 Shyur H J, Elsayed E A, Luxhøj J T. A general model for accelerated life testing with time-dependent covariates. *Naval Research Logistics*, 1999, **46**(3): 303–321
- 14 Ciampi A, Etezadi-Amoli J. A general model for testing the proportional hazards and the accelerated failure time hypotheses in the analysis of censored survival data with covariates. *Communications in Statistics — Theory and Methods*, 1985, **14**(3): 651–667
- 15 McCullagh P. Regression models for ordinal data. *Journal of the Royal Statistical Society: Series B (Methodological)*, 1980, **42**(2): 109–142
- 16 Bennett S. Log-logistic regression models for survival data. *Applied Statistics*, 1983, **32**(2): 165–171
- 17 Liao H T, Zhao W B, Guo H R. Predicting remaining useful life of an individual unit using proportional hazards model and logistic regression model. In: Proceedings of the 2006 Annual Reliability and Maintainability Symposium. Newport Beach, CA, USA: IEEE 2006. 127–132
- 18 Sun Y, Ma L, Mathew J, Wang W Y, Zhang S. Mechanical systems hazard estimation using condition monitoring. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2006, **20**(5): 1189–1201
- 19 Jardine A K S, Anderson P M, Mann D S. Application of the Weibull proportional hazards model to aircraft and marine engine failure data. *Quality and Reliability Engineering International*, 1987, **3**(2): 77–82
- 20 Aalen O O. Further results on the non-parametric linear regression model in survival analysis. *Statistics in Medicine*, 1993, **12**(17): 1569–1588
- 21 Gorjian N, Ma L, Mittinty M, Yarlagadda P, Sun Y. The explicit hazard model — Part 1: theoretical development. In: Proceedings of the Prognostics & System Health Management Conference. Macau, China: IEEE, 2010. 167–179
- 22 Sheldon M R. Generalized Poisson shock models. *The Annals of Probability*, 1981, **9**(5): 896–898
- 23 Jarrow R A, Lando D, Turnbull S M. A Markov model for the term structure of credit risk spreads. *Review of Financial Studies*, 1997, **10**(2): 481–523
- 24 Zhao X J, Fouladirad M, Bérenguer C, Bordes L. Condition-based inspection replacement policies for non-monotone deteriorating systems with environmental covariates. *Reliability Engineering and System Safety*, 2010, **95**(8): 921–934
- 25 Banjevic D, Jardine A K S. Calculation of reliability function and remaining useful life for a Markov failure time process. *IMA Journal of Management Mathematics*, 2006, **17**(2): 115–130
- 26 Myers L E. Survival functions induced by stochastic covariate processes. *Journal of Applied Probability*, 1981, **18**(2): 523–529
- 27 Berman S M, Frydman H. Parametric estimation of hazard functions with stochastic covariate processes. *Sankhyā: The Indian Journal of Statistics*, 1999, **61**(2): 174–188
- 28 Yu J C, Liu Y Y, Cai J W, Sandler D P, Zhou H B. Outcome-dependent sampling design and inference for Cox’s proportional hazards Model. *Journal of Statistical Planning and Inference*, 2016, **178**(5): 24–36
- 29 Lin H Z, He Y, Huang J. A global partial likelihood estimation in the additive Cox proportional hazards model. *Journal of Statistical Planning and Inference*, 2016, **169**(9): 71–87
- 30 Cao Y X, Yu J C, Liu Y Y. Optimal generalized case-cohort analysis with Cox’s proportional hazards model. *Acta Mathematicae Applicatae Sinica*, 2015, **31**(3): 841–854
- 31 Luo J, Su Z. A note on variance estimation in the Cox proportional hazards model. *Journal of Applied Statistics*, 2013, **40**(5): 1132–1139
- 32 Cox D R. Partial likelihood. *Biometrika*, 1975, **62**(2): 269–276
- 33 Kalbfleisch J D, Prentice R L. Marginal likelihoods based on Cox’s regression and life model. *Biometrika*, 1973, **60**(2): 267–278
- 34 Makis V, Jardine A K S. Optimal replacement policy for a general model with imperfect repair. *Journal of the Operational Research Society*, 1992, **43**(2): 111–120
- 35 Banjevic D, Jardine A K S, Makis V, Ennis M. A Control-Limit Policy And Software For Condition-Based Maintenance Optimization. *INFOR: Information Systems and Operational Research*, 2001, **39**(1): 32–50
- 36 Jardine A K S, Banjevic D, Makis V. Optimal replacement policy and the structure of software for condition-based maintenance. *Journal of Quality in Maintenance Engineering*, 1997, **3**(2): 109–119
- 37 Jardine A K S, Joseph T, Banjevic D. Optimizing condition-based maintenance decisions for equipment subject to vibration monitoring. *Journal of Quality in Maintenance Engineering*, 1999, **5**(3):192–202
- 38 Vlok P J, Wnek M, Zygmunt M. Utilising statistical residual life estimates of bearings to quantify the influence of preventive maintenance actions. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2004, **18**(4): 833–847
- 39 Kay R. Proportional hazard regression models and the analysis of censored survival data. *Applied Statistics*, 1977, **26**(3): 227–237
- 40 Kumar D. Proportional hazards modelling of repairable systems. *Quality and Reliability Engineering International*, 1995, **11**(5): 361–369
- 41 Hanson T, Jara A, Zhao L P. A Bayesian semiparametric temporally-stratified proportional hazards model with spatial frailties. *Bayesian Analysis*, 2012, **7**(1): 147–188
- 42 Fibrinogen Studies Collaboration. Measures to assess the prognostic ability of the stratified Cox proportional hazards model. *Statistics in Medicine*, 2009, **28**(3): 389–411
- 43 Mau J. On a graphical method for the detection of time-dependent effects of covariates in survival data. *Applied Statistics*, 1986, **35**(3): 245–255
- 44 Aalen O O. A linear regression model for the analysis of life times. *Statistics in Medicine*, 1989, **8**(8): 907–925
- 45 Newby M. Why no additive hazards models? *IEEE Transactions on Reliability*, 1994, **43**(3): 484–488

- 46 Newby M. A critical look at some point-process models for repairable systems. *IMA Journal of Management Mathematics*, 1992, **4**(4): 375–394
- 47 Álvarez E E, Ferrario J. Robust estimation in the additive hazards model. *Communications in Statistics: Theory & Methods*, 2016, **45**(4): 906–921
- 48 Wightman D, Bendell T. Comparison of proportional hazards modeling, additive hazards modeling and proportional intensity modeling when applied to repairable system reliability. *International Journal of Reliability, Quality and Safety Engineering*, 1995, **2**(1): 23–34
- 49 Badía F G, Berrade M D, Campos C A. Aging properties of the additive and proportional hazard mixing models. *Reliability Engineering & System Safety*, 2002, **78**(2): 165–172
- 50 Cox D R, Oakes D. *Analysis of Survival Data*. New York: Chapman and Hall, 1984. 32–37
- 51 Lin Z, Fei H. A nonparametric approach to progressive stress accelerated life testing. *IEEE Transactions on Reliability*, 1991, **40**(2): 173–176
- 52 Mettas A. Modeling and analysis for multiple stress-type accelerated life data. In: Proceedings of the 2000 Annual Reliability and Maintainability Symposium. Los Angeles, CA, USA: IEEE 2000. 138–143
- 53 Gosh M, Maruo K, Sato Y. Effect of covariate omission in Weibull accelerated failure time model: a caution. *Biometrical Journal*, 2014, **56**(6): 991–1000
- 54 Newby M. Accelerated failure time models for reliability data analysis. *Reliability Engineering & System Safety*, 1988, **20**(3): 187–197
- 55 Galanova N S, Lemeshko B Y, Chimitova E V. Using nonparametric goodness-of-fit tests to validate accelerated failure time models. *Optoelectronics, Instrumentation and Data Processing*, 2012, **48**(6): 580–592
- 56 Wang H, Dai H, Fu B. Accelerated failure time models for censored survival data under referral bias. *Biostatistics*, 2013, **14**(2): 313–326
- 57 Yang M G, Chen L H, Dong G H. Semiparametric Bayesian accelerated failure time model with interval-censored data. *Journal of Statistical Computation and Simulation*, 2015, **85**(10): 2049–2058
- 58 Wang S Y, Hu T, Xiang L M, Cui H J. Generalized M-estimation for the accelerated failure time model. *Statistics*, 2016, **50**(1): 114–138
- 59 Etezadi-Amoli J, Ciampi A. Extended hazard regression for censored survival data with covariates: a spline approximation for the baseline hazard function. *Biometrics*, 1987, **43**(1): 181–192
- 60 Louzada Neto F. Extended hazard regression model for reliability and survival analysis. *Lifetime Data Analysis*, 1997, **3**(4): 367–381
- 61 Tseng Y K, Su Y R, Mao M, Wang J L. An extended hazard model with longitudinal covariates. *Biometrika*, 2015, **102**(1): 135–150
- 62 Tseng Y K, Hsu K N, Yang Y F. A semiparametric extended hazard regression model with time-dependent covariates. *Journal of Nonparametric Statistics*, 2014, **26**(1): 115–128
- 63 Shyur H J, Keng H, Ia-Ka I, Huang C L. Using extended hazard regression model to assess the probability of aviation event. *Applied Mathematics and Computation*, 2012, **218**(21): 10647–10655
- 64 Bennett S. Analysis of survival data by the proportional odds model. *Statistics in Medicine*, 1983, **2**(2): 273–277
- 65 Zahid F M, Ramzan S, Heumann C. Regularized proportional odds models. *Journal of Statistical Computation and Simulation*, 2015, **85**(2): 251–168
- 66 Sinha S, Ma Y Y. Analysis of proportional odds models with censoring and errors-in-covariates. *Journal of the American Statistical Association*, 2016, **111**(515): 1301–1312
- 67 Zahid F M, Tutz G. Proportional odds models with high-dimensional data structure. *International Statistical Review*, 2013, **81**(3): 388–406
- 68 Landers T L, Soroudi H E. Robustness of a semi-parametric proportional intensity model. *IEEE Transactions on Reliability*, 1991, **40**(2): 161–164
- 69 Lugtigheid D, Jardine Andrew K S, Jiang X Y. Optimizing the performance of a repairable system under a maintenance and repair contract. *Quality and Reliability Engineering International*, 2007, **23**(8): 943–960
- 70 Kumar D, Westberg U. Proportional hazards modeling of time-dependent covariates using linear regression: a case study. *IEEE Transactions on Reliability*, 1996, **45**(3): 386–392
- 71 Jiang S T, Landers T L, Rhoads T R. Proportional intensity models robustness with overhaul intervals. *Quality and Reliability Engineering International*, 2006, **22**(3): 251–263
- 72 Prentice R L, Williams B J, Peterson A V. On the regression analysis of multivariate failure time data. *Biometrika*, 1981, **68**(2): 373–379
- 73 Yuan F Q, Kumar U. Proportional Intensity Model considering imperfect repair for repairable systems. *International Journal of Performability Engineering*, 2013, **9**(2): 163–174
- 74 Percy D F, Kobbacy K A H, Ascher H E. Using proportional-intensities models to schedule preventive-maintenance intervals. *IMA Journal of Management Mathematics*, 1998, **9**(3): 289–302
- 75 Alkali B. Evaluation of generalised proportional intensities models with application to the maintenance of gas turbines. *Quality and Reliability Engineering International*, 2012, **28**(6): 577–584
- 76 Syamsundar A, Achutha Naikan V N. Imperfect repair proportional intensity models for maintained systems. *IEEE Transactions on Reliability*, 2011, **60**(4): 782–787
- 77 Wu J B. Modified restricted Liu estimator in logistic regression model. *Computational Statistics*, 2016, **31**(4): 1557–1567
- 78 Li C S. A test for the linearity of the nonparametric part of a semiparametric logistic regression model. *Journal of Applied Statistics*, 2016, **43**(3): 461–475
- 79 Sun Y, Ma L. Notes on “mechanical systems hazard estimation using condition monitoring” — Response to the letter to the editor by Daming Lin and Murray Wiseman. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2007, **21**(7): 2950–2955

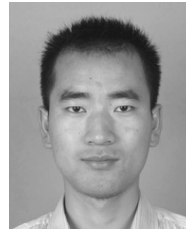
- 80 Cai G G, Chen X F, Li B, Chen B J, He Z J. Operation reliability assessment for cutting tools by applying a proportional covariate model to condition monitoring information. *Sensors*, 2012, **12**(10): 12964–12987
- 81 Pettitt A N, Daud I B. Investigating time dependence in Cox's proportional hazards model. *Applied Statistics*, 1990, **39**(3): 313–329
- 82 Jardine A K S. Component and system replacement decisions. *Image Sequence Processing and Dynamic Scene Analysis*. Berlin: Springer-Verlag, 1983. 647–654
- 83 Jardine A K S, Ralston P, Reid N, Stafford J. Proportional hazards analysis of diesel engine failure data. *Quality and Reliability Engineering International*, 1989, **5**(3): 207–216
- 84 Józwiak I J. An introduction to the studies of reliability of systems using the Weibull proportional hazards model. *Microelectronics Reliability*, 1997, **37**(6): 915–918
- 85 Jardine A K S, Anders M. Use of concomitant variables for reliability estimation. *Maintenance Management International*, 1985, **5**(4): 135–140
- 86 Newby M. Perspective on Weibull proportional-hazards models. *IEEE Transactions on Reliability*, 1994, **43**(2): 217–223
- 87 Sha N J, Pan R. Bayesian analysis for step-stress accelerated life testing using Weibull proportional hazard model. *Statistical Papers*, 2014, **55**(3): 715–726
- 88 Zhang Q, Hua C, Xua G H. A mixture Weibull proportional hazard model for mechanical system failure prediction utilising lifetime and monitoring data. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2014, **43**(1–2): 103–112
- 89 Gorjian N, Mittinty M, Ma L, Yarlagadda P, Sun Y. The explicit hazard model — Part 2: applications. In: Proceedings of the 2010 Prognostics and Health Management Conference. Macau, China: IEEE, 2010. 189–202
- 90 Cha J H, Mi J. Study of a stochastic failure model in a random environment. *Journal of Applied Probability*, 2007, **44**(1): 151–163
- 91 Cha J H, Lee E Y. An extended stochastic failure model for a system subject to random shocks. *Operations Research Letters*, 2010, **38**(5): 468–473
- 92 Cha J H, Mi J. On a stochastic survival model for a system under randomly variable environment. *Methodology and Computing in Applied Probability*, 2011, **13**(3): 549–561
- 93 Junca M, Sanchez Silva M. Optimal maintenance policy for a compound Poisson shock model. *IEEE Transactions on Reliability*, 2013, **62**(1): 66–72
- 94 Jiang H Y. Parameter estimation of the Poisson shock model using masked data. *International Journal of Pure and Applied Mathematics*, 2011, **71**(4): 559–569
- 95 Pandey A, Mitra M. Poisson shock models leading to new classes of non-monotonic aging life distributions. *Microelectronics and Reliability*, 2011, **51**(12): 2412–2415
- 96 Ghasemi A, Yacout S, Salah-Ouali M. Evaluating the reliability function and the mean residual life for equipment with unobservable states. *IEEE Transactions on Reliability*, 2010, **59**(1): 45–54
- 97 Çinlar E. Markov additive processes. I. *Zeitschrift für Wahrscheinlichkeitstheorie und Verwandte Gebiete*, 1972, **24**(2): 85–93



喻勇 火箭军工程大学与航天科工二院 25 所联合培养博士研究生. 主要研究方向为预测与健康管埋, 可靠性估计, 预测维护和寿命估计.

E-mail: yuyongep@163.com

(**YU Yong** Ph.D. candidate in the Department of Automation Technology, Xi'an Institute of High-Technology and the Institute No. 25, the Second Academy of China Aerospace Science and Industry Corporation. His research interest covers prognostics and health management, reliability estimation, predictive maintenance, and lifetime estimation.)



司小胜 火箭军工程大学讲师. 主要研究方向为预测与健康管埋, 剩余寿命估计, 可靠性. E-mail:

sxs09@mails.tsinghua.edu.cn

(**SI Xiao-Sheng** Lecture in the Department of Automation Technology, Xi'an Institute of High-Technology, Xi'an Institute of High-Technology. His research interest covers prognostics and health management, remaining useful life estimation, reliability and predictive maintenance.)



胡昌华 火箭军工程大学控制工程系教授. 主要研究方向为故障诊断, 可靠性工程. 本文通信作者.

E-mail: hch6603@263.net

(**HU Chang-Hua** Professor in the Department of Automation Technology, Xi'an Institute of High-Technology. His research interest covers fault diagnosis and reliability engineering. Corresponding author of this paper.)

崔忠马 中国航天科工集团第二研究院第二十五研究所研究员. 主要研究方向为遥感设备总体设计, 雷达成像处理. E-mail: czmsy@sina.com

(**CUI Zhong-Ma** Researcher in Institute No. 25, The Second Academy of China Aerospace Science and Industry Corporation. His research interest covers the overall design of remote sensing equipment and radar imaging processing.)

李洪鹏 中国航天科工集团第二研究院第二十五研究所高级工程师. 主要研究方向为遥感系统测试装备设计. E-mail: mail_lhp@sina.com

(**LI Hong-Peng** Senior engineer in Institute No. 25, The Second Academy of China Aerospace Science and Industry Corporation. His research interest covers the design of the remote sensing system testing equipment.)