

6-14-2018

Equipment RUL Prediction Oriented Parallel Simulation Framework

Chenglong Ge

1.Ordnance Engineering College, Shijiazhuang 050003, China;;

Yuanchang Zhu

1.Ordnance Engineering College, Shijiazhuang 050003, China;;

Yanqiang Di

1.Ordnance Engineering College, Shijiazhuang 050003, China;;

Zhiwei Hu

1.Ordnance Engineering College, Shijiazhuang 050003, China;;

See next page for additional authors

Follow this and additional works at: <https://dc-china-simulation.researchcommons.org/journal>



Part of the Artificial Intelligence and Robotics Commons, Computer Engineering Commons, Numerical Analysis and Scientific Computing Commons, Operations Research, Systems Engineering and Industrial Engineering Commons, and the Systems Science Commons

This Original Article is brought to you for free and open access by Journal of System Simulation. It has been accepted for inclusion in Journal of System Simulation by an authorized editor of Journal of System Simulation.

Equipment RUL Prediction Oriented Parallel Simulation Framework

Abstract

Abstract: As the equipment states are complicated with uncertainty, predicting remaining useful life with self-updating ability has become a hard task. Simulation provides an effective way to solve the problem. *The concept and technology framework of equipment remaining useful life prediction oriented parallel simulation are proposed based on parallel system theory and the concept, characteristics, capacity demands and functional compositions of parallel simulation are introduced. The main modeling technologies of equipment remaining useful life prediction oriented parallel simulation are discussed, which include awareness of equipment degradation state, construction of equipment degradation state space model and evolution of equipment degradation state space model.* It provides references for building equipment remaining useful life prediction oriented parallel simulation system.

Keywords

parallel simulation, model evolution, remaining useful life, state awareness, state space model, data assimilation, parameter estimation

Authors

Chenglong Ge, Yuanchang Zhu, Yanqiang Di, Zhiwei Hu, and Zhihua Dong

Recommended Citation

Ge Chenglong, Zhu Yuanchang, Di Yanqiang, Hu Zhiwei, Dong Zhihua. Equipment RUL Prediction Oriented Parallel Simulation Framework[J]. Journal of System Simulation, 2018, 30(6): 2216-2224.

面向装备 RUL 预测的平行仿真框架

葛承堃¹, 朱元昌¹, 邸彦强¹, 胡志伟¹, 董志华²

(1. 机械工程学院, 河北 石家庄 050003; 2. 中国白城兵器试验中心, 吉林 白城 137001)

摘要: 由于装备状态具有复杂多变、不确定性强、信息量大的特点, 造成根据装备状态研究具有自更新能力的剩余寿命预测模型成为当前的难点, 仿真为解决剩余寿命预测问题提供了有效途径。基于平行系统理论, 提出面向装备剩余寿命预测的平行仿真概念及技术框架, 讨论了平行仿真的概念、特点、能力需求和功能组成, 并重点介绍了面向装备剩余寿命预测平行仿真的主要建模技术, 包括装备退化状态感知、装备退化状态空间模型构建、装备退化状态空间模型演化, 为建立面向装备剩余寿命预测的平行仿真系统提供了借鉴。

关键词: 平行仿真; 模型演化; 剩余寿命; 状态感知; 状态空间模型; 数据同化; 参数估计
中图分类号: TP391.9 文献标识码: A 文章编号: 1004-731X(2018)06-2216-09
DOI: 10.16182/j.issn1004731x.joss.201806027

Equipment RUL Prediction Oriented Parallel Simulation Framework

Ge Chenglong¹, Zhu Yuanchang¹, Di Yanqiang¹, Hu Zhiwei¹, Dong Zhihua²

(1. Ordnance Engineering College, Shijiazhuang 050003, China; 2. Baicheng Ordnance Test Center, Baicheng 137001, China)

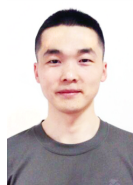
Abstract: As the equipment states are complicated with uncertainty, predicting remaining useful life with self-updating ability has become a hard task. Simulation provides an effective way to solve the problem. The concept and technology framework of equipment remaining useful life prediction oriented parallel simulation are proposed based on parallel system theory and the concept, characteristics, capacity demands and functional compositions of parallel simulation are introduced. The main modeling technologies of equipment remaining useful life prediction oriented parallel simulation are discussed, which include awareness of equipment degradation state, construction of equipment degradation state space model and evolution of equipment degradation state space model. It provides references for building equipment remaining useful life prediction oriented parallel simulation system.

Keywords: parallel simulation; model evolution; remaining useful life; state awareness; state space model; data assimilation; parameter estimation

引言

在装备维修保障领域中, 基于状态的维修 (Condition Based Maintenance, CBM) 得到广泛应

用, 目前已成为国内外装备维修保障领域中的研究热点问题。CBM 通过预测装备的剩余寿命 (Remaining Useful Life, RUL), 可在保证可靠性的前提下提高装备的可用度, 对于实现装备精确保障, 减少维修保障费用具有重要意义。当前 CBM 理论研究主要集中在状态信息特征提取、剩余寿命预测和 CBM 决策 3 个方面, 其中剩余寿命预测是 CBM 研究的重点^[1], 也是实施 CBM 的重要依据,



收稿日期: 2016-07-29 修回日期: 2016-10-13;
基金项目: 装备预研基金(9140A04020115JB34011);
作者简介: 葛承堃(1990-), 男, 山东平阴, 博士生, 研究方向为装备平行仿真; 朱元昌(1960-), 男, 黑龙江哈尔滨, 博士, 教授, 博导, 研究方向为系统仿真。

<http://www.china-simulation.com>

• 2216 •

预测的精确性决定了 CBM 决策的合理性。

RUL 预测^[2]是根据装备运行状态, 结合相关的历史状态数据, 预测装备由当前时刻到功能故障发生时刻的剩余寿命。从预测的实时性角度划分, RUL 预测可分为在线预测方法^[3-4]和离线预测方法, 现有研究普遍采用的是“在线监测、离线预测”的方法, 即利用监测设备对装备运行状态进行在线监测, 获取相应退化数据, 然后采用离线预测方法进行 RUL 预测, 其本质还是属于离线预测方法, 这使得 RUL 预测的在线能力不强、实时性不高, 影响了预测结果的时效性。武器装备的复杂性决定了装备状态具有复杂多变、不确定性强、信息量大的特点, 特别对于航空航天装备、导弹装备^[5]等对安全性要求高的武器装备, 迫切要求以对装备 RUL 的在线、实时预测为基础进行实时维修决策^[6], 以避免装备一旦故障造成不可挽回的损失。针对装备 RUL 在线、实时预测的研究刚刚起步, 预测实时性的问题主要集中于预测模型参数更新和 RUL 概率密度函数解析表达式的求取^[7], 根据装备状态研究具有自更新能力^[8]的 RUL 预测模型, 为维修人员及时作出维修决策提供依据, 成为当前 CBM 研究中的难点。并且, RUL 预测的实时性和准确性是一对矛盾^[9], 如何对预测模型参数进行在线更新并保证预测的实时性, 减少时延对预测结果时效性的影响, 是亟待解决的问题。仿真为解决 RUL 预测难点问题提供了有效途径, 针对 RUL 预测需求, 将仿真技术应用于实际武器装备, 通过实时状态感知和模型演化实现在线 RUL 预测, 使 RUL 预测模型具有自更新能力, 为维修人员提供更精确的装备状态和维修建议。称上述仿真应用技术为面向装备 RUL 预测的平行仿真技术。

在国内, 基于 ACP(Artificial societies, Computational experiments, Parallel execution)的平行系统概念由王飞跃^[10]提出, 指利用复杂系统建模理论, 构建与实际系统平行的人工系统, 采用计算实验在人工系统中进行实验, 通过人工系统与实际系统的平行执行、演化逼近和反馈控制, 进而对

实际系统进行模拟、分析、控制、预测。平行系统理论通过将人工社会、计算实验、平行执行相结合, 旨在解决复杂系统的控制与管理问题。周云^[11]提出了面向实时作战决策支持的动态数据驱动仿真理论与方法, 通过战场实时态势动态注入仿真系统, 提高指挥决策的实效性、准确性和适应性。王飞跃提出平行军事体系^[12]概念, 率先将平行系统理论应用到军事领域, 也是平行系统理论在军事领域应用的发端。针对突发事件应急管理问题, 国防科学技术大学成功开发了 KD-ACP 平台^[13], 并应用于甲型 H1N1 流行事件、雾霾舆情演化等社会案例领域。在平行系统基础上, 国内相关学者相继提出了平行控制^[14]、平行试验^[15]、社会计算^[16]等概念并进行了应用尝试, 进一步拓展了平行系统理论的应用领域。

在国外, Frederica Darema 在上世纪 80 年代初期就产生了动态数据驱动应用系统(Dynamic Data Driven Application Systems, DDDAS)的构想, 在其倡导下, 美国国家科学基金会(National Science Foundation, NSF)于 2000 年正式确立 DDDAS 的概念^[17], 受 NSF 资助、针对 DDDAS 的研究得以全面展开。美国国防部先进研究项目署(DARPA)提出“深绿(Deep Green)”计划^[18-19], 其目的是将仿真嵌入指挥控制系统, 实时支持军事行动, 以提高指挥员临机决策的速度和质量。具体表现在仿真系统从战场态势中实时获取相应信息, 以动态数据驱动的方式更新仿真系统中的战场态势, 并基于最新态势数据进行仿真。2010 年 NSF 与美国空军科学研究所共同主办了 DDDAS 研讨会, 认为 DDDAS 是一种信息共生(InfoSymbiotics)系统^[20]。共生仿真系统(Symbiotic Simulation System)的概念是由 Richard Fujimoto 在 2002 年的国际建模与仿真会议上提出^[21], 目的是为了强调 DDDAS 中仿真系统对实际系统的作用, 共生仿真系统是以互利互惠方式与实际系统交互的离散事件仿真系统。在共生仿真系统中, 仿真系统根据实际系统实时数据优化自身模型并利用假设分析^[22](What-If Analysis, WIA)结果控制实际系统行为, 实际系统

则受益于仿真结果而获得性能优化。虽然 DDDAS 和共生仿真系统中未出现“平行”二字，但其内涵与平行系统类似，都是虚实共生的理论范式，都强调通过仿真系统对实际系统进行分析和预测，从而指导实际系统运行。

目前国内外对平行仿真概念认识不一。近几年来，国内仿真专家也提出了一些关于平行仿真的设想，如胡晓峰教授提出了半现实的嵌入式平行仿真概念^[23]，毕长剑教授提出基于平行系统的嵌入式仿真概念^[24]等，这些研究都为本文研究奠定了理论基础。国内对于平行系统与军事领域相结合的研究处于起步阶段，而将平行概念应用于 RUL 预测更是鲜有研究。针对 RUL 预测需求，结合平行系统相关概念，提出一种面向装备 RUL 预测的平行仿真框架。

1 概念及特点

模型是仿真的基础，建立恰当的模型是面向装备 RUL 预测平行仿真的前提。模型的恰当主要表现在三个方面：一是所建立模型应该符合建模意图，即利于 RUL 预测；二是所建立的模型应该易于进行状态估计；三是所建立模型应该能反映装备潜在的特性和规律。装备由正常状态到发生功能故障是一个性能逐步退化的过程，因此面向装备退化建模是首选方案。描述动态系统常用的方法是建立系统的状态空间模型(State Space Model, SSM)，因此建立装备退化 SSM 是面向装备 RUL 预测平行仿真的建模方向。

1.1 面向装备 RUL 预测的平行仿真概念

面向装备 RUL 预测的平行仿真是指构建与装备平行运行的仿真系统即平行仿真系统，通过与装备信息交互，平行仿真系统以实时、在线的方式持续从装备获取最新的装备退化状态数据，并根据装备退化状态数据构建和演化 SSM，使其不断向装备真实退化状态逼近，进而以快速仿真等方法为运行支撑，根据历史退化状态数据和当前退化状态数

据对装备 RUL 进行预测，使得装备维修人员能够实时掌控装备的健康状态，为 CBM 维修决策提供数据支撑。此方法是以虚实互动^[25]的方式解决具有自更新能力 RUL 预测这一复杂问题，面向 RUL 预测的平行仿真方法如图 1 所示。

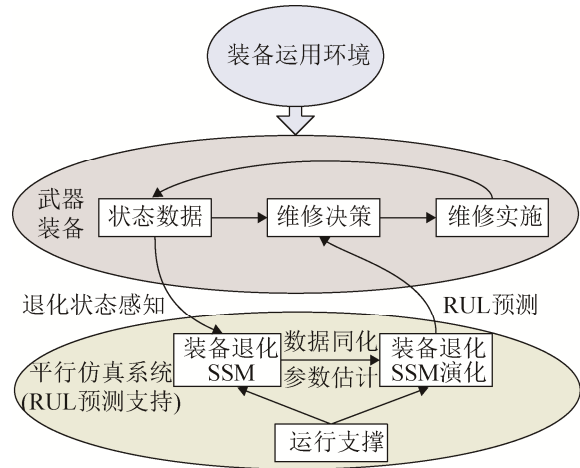


图 1 面向装备 RUL 预测的平行仿真示意图

Fig. 1 Diagram of equipment RUL prediction oriented parallel simulation

平行仿真系统主要通过以下几个步骤完成对装备 RUL 预测的支持：

(1) 装备退化状态感知。平行仿真系统从装备实时获取装备退化状态数据，作为装备退化 SSM 构建、演化和 RUL 预测的驱动数据。

(2) 装备退化 SSM 构建。根据装备退化状态数据特征选择合适的装备退化 SSM，主要包括线性退化 SSM 和非线性退化 SSM。

(3) 装备退化 SSM 演化。根据装备实时退化状态数据，对当前装备退化 SSM 进行修正演化，包括利用数据同化算法进行装备退化状态的预测和更新、利用参数估计算法进行参数更新，逼近装备真实退化状态。

(4) 装备 RUL 预测。基于平行仿真运行支撑技术如快速仿真等，利用可演化的 SSM 模型滚动预测装备 RUL，并反馈给武器装备，进而为维修决策提供数据支持，提高装备保障效能。

1.2 面向装备 RUL 预测的平行仿真特点

面向装备 RUL 预测的平行仿真构建与武器装备平行执行的仿真系统,应用高效仿真引擎进行运行控制,通过平行仿真系统的动态演化和反馈控制,使得 RUL 预测模型具有自更新能力,提高 RUL 预测的准确性,为武器装备的维修决策提供数据支持,从而提高装备的保障效能。与以往仿真技术相比,平行仿真在结构组成、运行机理等方面具有以下特点:

(1) 虚实共生。武器装备和仿真系统通过特定的接口设备连接在一起,形成一种虚实共生的结构,而且武器装备和平行仿真系统之间存在交互和响应。

(2) 数据驱动。平行仿真系统需要根据感知到的装备退化状态数据进行 RUL 预测,退化状态数据是平行仿真系统运行的数据驱动源。

(3) 模型动态演化。以往仿真系统的模型属于一次性构建,平行仿真中模型是可变的演化模型,主要包括动态数据驱动模型选择和模型动态演化两个方面,即平行仿真系统需要根据武器装备退化状态数据动态选择装备退化 SSM,并演化模型输出和模型参数,进而对 RUL 进行滚动预测。

(4) 高效运行。平行仿真系统与武器装备始终同时运行,且平行仿真系统运行速度一般快于武器装备,以超实时或者尽可能快(As Fast As Possible, AFAP)的方式运行,保证预测的快速性和实时性。

2 能力需求与功能组成

2.1 能力需求

以支持装备 RUL 预测为需求,结合面向 RUL 预测平行仿真的特点,平行仿真系统的能力需求如下:

(1) 实时接收和处理装备退化状态数据。平行仿真系统作为和装备平行执行的仿真系统,其运行过程中会持续接收装备传送的装备退化状态数据,因此平行仿真系统需具备实时接收和处理装备退

化状态数据的能力。

(2) 退化 SSM 动态演化。SSM 是 RUL 预测的基础,首先需要选择与装备当前退化状态一致的 SSM,如线性 SSM、非线性 SSM 等;其次,平行仿真系统需要根据最新的装备退化状态数据,对装备 SSM 不断演化修正,使其逼近装备真实状态,确保 RUL 预测的准确性,为精确维修决策提供依据。因此,平行仿真系统需要具备装备退化 SSM 动态演化能力。

(3) 平行仿真系统与装备的互操作。平行仿真系统不仅需要从装备持续获取装备退化状态数据进行装备退化 SSM 构建和演化修正,还要根据 SSM 和最新观测数据预测装备 RUL,并将预测结果反馈给装备维护人员,提高装备维修保障效能,因此平行仿真系统需要具有与装备互操作的能力。

(4) 高效快速运行。平行仿真系统需要根据装备真实退化状态数据快速选择和演化装备 SSM,并对装备 RUL 进行预测。由于武器装备构成复杂、状态数据量大,退化数据维数高、噪声大,为支持装备的 RUL 预测必须具有高效计算、快速仿真能力。

2.2 功能组成

平行仿真系统由装备退化状态感知、退化 SSM 构建、退化 SSM 演化、装备 RUL 预测、高效仿真引擎等功能要素组成,如图 2 所示。平行仿真系统通过装备退化状态感知功能从武器装备接收和处理退化状态数据,是实现装备退化 SSM 构建和演化功能的前提;通过动态选择装备退化 SSM,是实现 RUL 预测的模型基础;退化 SSM 演化能通过数据同化算法和参数估计算法修正退化 SSM,使得退化模型输出向装备真实退化状态逼近,减少预测误差,提高预测准确性;RUL 预测功能实现对装备剩余寿命的有效预测,包括计算剩余寿命及其概率密度函数,为装备维护人员维修决策提供可靠数据支持;高效运行仿真引擎为各功能要素运行与交互提供时钟推进、运行监控、调度管理和引擎管理等支撑。

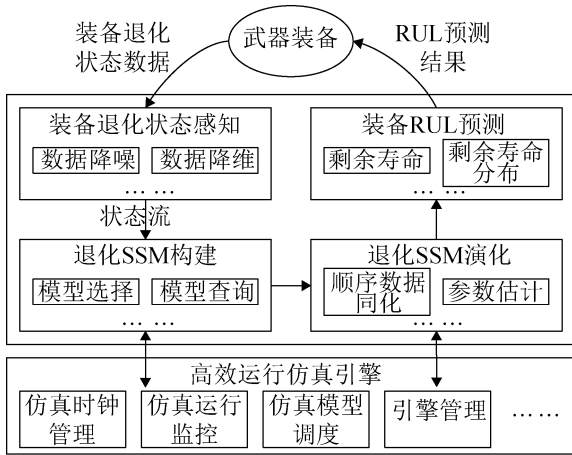


图 2 面向装备 RUL 预测的平行仿真系统功能组成
Fig. 2 Functional compositions of equipment RUL prediction oriented parallel simulation

3 主要建模技术

面向装备 RUL 预测的平行仿真建模技术是一种动态数据驱动的可演化/适应性建模过程，因此需要感知装备退化状态的变化，以此作为模型的数据驱动源，并根据状态数据变化动态选择适宜的装备退化 SSM，并对退化 SSM 进行演化修正。归纳起来，需要研究装备退化状态感知、装备退化 SSM 构建、装备退化 SSM 演化问题，即感知-构建-演化(Awareness-Construction- Evolution, ACE)问题。

3.1 装备退化状态在线感知技术

平行仿真中的装备退化状态在线感知是指采用专用监测传感器和虚实接口，以在线的方式实时采集和处理装备退化原始数据，得到易于 RUL 预测的状态数据。对装备进行状态监测时能采集到的状态信息通常包括振动、温度、电压、电流、压力等，且具有数据量大、噪声强、数据维数高、非线

性明显的特点。若把所有采集到的退化状态数据用于 RUL 预测将导致计算量急剧增大，因此状态感知要解决数据降噪和降维的问题。可采用的降噪方法包括小波变换、数字滤波等。数据降维要在尽量不损失原始数据的基础上产生新的低维退化状态数据，并使降维后的退化状态分量之间尽可能相互独立。主成分分析(Principal Component Analysis, PCA)是常用的降维方法，但是 PCA 仅考虑了原始状态信息的二阶统计信息，没有利用高阶信息。为此，Scholokopf^[26]提出了核主成分分析(Kernel Principal Component Analysis, KPCA)方法，能从高维特征空间提取出非线性数据特征。

提取得到降维后的状态特征后，还需要进一步处理为易于 RUL 预测的单维退化数据，拟采用退化特征融合方法得到装备综合退化特征量，如图 3 所示。具体过程为，对原始传感器数据进行降噪等数据处理后，对 M 个退化特征量进行 KPCA，根据累计贡献率不小于 85% 选取 $L(L \leq M)$ 个主成分 p_1, p_2, \dots, p_L ，包括 L 个特征值 $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_L$ 和特征向量 $\varphi_1, \varphi_2, \dots, \varphi_L$ 。此 L 个主成分能综合反映原 M 个退化特征量，并得到各主成分反映装备退化的特征权值

$$\beta_i = \lambda_i / \sum_{i=1}^L \lambda_i \quad (1)$$

进而得到综合退化特征量

$$y = \sum_{i=1}^L \beta_i \varphi_i \quad (2)$$

并将 y 作为装备退化状态的综合观测数据，此时对应的装备故障阈值是一个综合故障阈值。

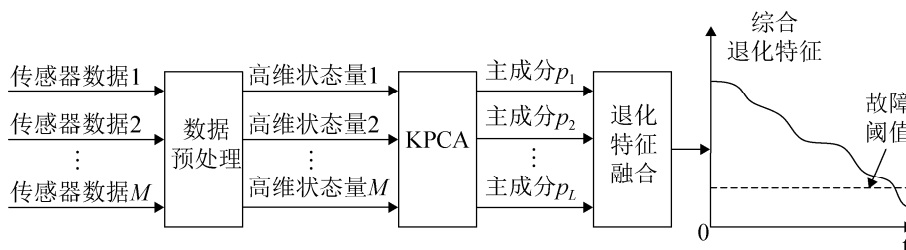


图 3 面向装备 RUL 预测的平行仿真中装备退化状态感知
Fig. 3 Equipment state awareness of equipment RUL prediction oriented parallel simulation

3.2 装备退化 SSM 构建技术

为进行 RUL 预测, 首先需要构建能够反映装备退化状态变化的模型, 即退化 SSM。SSM 是一种能够完全描述动态系统时域状态行为的模型, 包括状态方程和观测方程两部分。状态方程反映了相邻时刻之间装备退化状态的转换关系, 观测方程反映了观测量与装备退化状态之间的关系, 退化 SSM 可表示为

$$\begin{cases} x_t = f(x_{t-1}, u_t, \theta_t, w_t) \\ y_t = h(x_t, u_t, \theta_t, v_t) \end{cases} \quad (3)$$

式中: $x \in \mathbf{R}^n$ 是退化状态变量; $u \in \mathbf{R}^p$ 是输入变量; $y \in \mathbf{R}^m$ 是观测变量; $\theta \in \mathbf{R}^q$ 是模型参数; $w \in \mathbf{R}^n$ 和 $v \in \mathbf{R}^m$ 分别是过程噪声和观测噪声且相互独立。

在面向装备 RUL 预测的平行仿真中, 所构建的退化 SSM 需要与当前装备退化状态相适应, 以减少预测误差, 这就需要一种根据装备退化状态从退化模型库中自动选择退化模型的方法, 主要涉及线性退化 SSM 和非线性退化 SSM 的选择问题。退

化 SSM 选择可以看作一种特殊的模式识别, 即 SSM 对装备退化状态数据特征的识别。神经网络具有很强的模式识别能力, 因此本文提出一种基于 KPCA 和 BP 神经网络的装备 SSM 选择技术, 如图 4 所示。

首先根据历史数据对 BP 神经网络进行训练, 确定输入层和隐藏层之间的权值矩阵 W_{ji} 及隐藏层和输出层之间的权值矩阵 T_{li} ; 其次, 通过 KPCA 得到当前装备状态的 N 维主成分 p_j , 经过归一化处理得到 q_j 作为 BP 神经网络的输入, 通过模式识别确定与当前装备状态相适应的退化 SSM o_i 。

3.3 装备退化 SSM 演化技术

除了利用 KPCA 和 BP 神经网络对装备退化 SSM 结构进行演化即实现模型更替外, 平行仿真系统还需要根据装备退化状态数据校正退化 SSM 输出及相应参数, 分别对应数据同化算法和参数估计算法, 如图 5 所示。

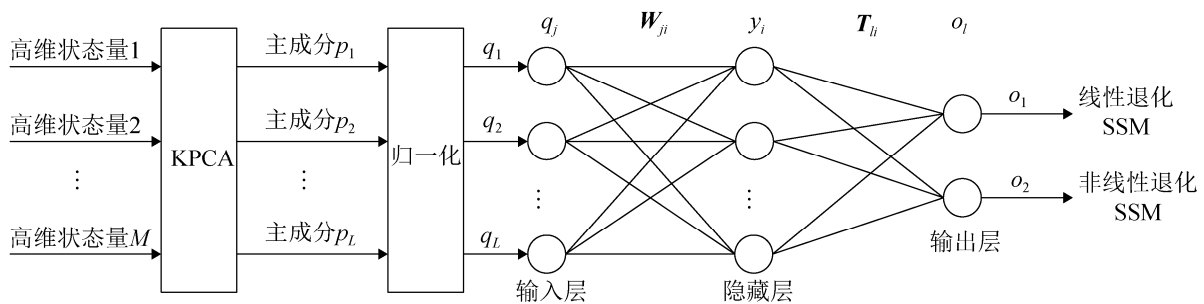


图 4 面向装备 RUL 预测的平行仿真中装备退化 SSM 选择

Fig. 4 Equipment degradation SSM selection of equipment RUL prediction oriented parallel simulation

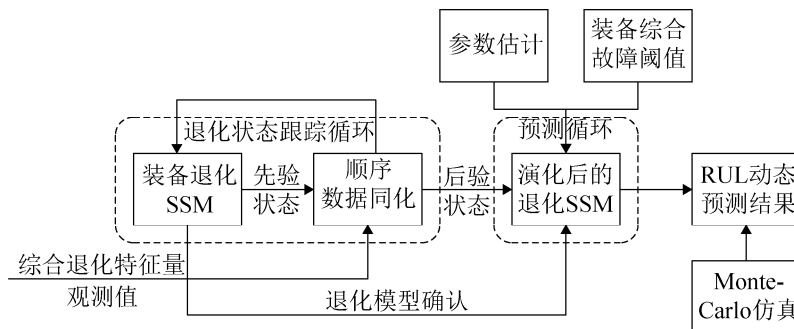


图 5 面向装备 RUL 预测的平行仿真中装备退化 SSM 演化

Fig. 5 Equipment degradation SSM evolution of equipment RUL prediction oriented parallel simulation

3.3.1 基于顺序数据同化算法的模型输出演化

作为动态数据驱动的仿真实论, 平行仿真能提高 RUL 预测精度的关键在于不断地将实际装备退化状态观测数据与退化 SSM 输出结果进行数据同化(Data Assimilation, DA), 即校正装备退化 SSM 输出。数据同化^[27]算法是联系观测数据和模型的桥梁, 是实现监测预测的基础。在装备运用领域常用的是顺序数据同化算法, 典型的顺序数据同化方法主要有卡尔曼滤波(Kalman Filter, KF)及其改进算法和粒子滤波(Particle Filter, PF)。基于顺序数据同化算法的模型输出演化实质是对装备退化状态进行跟踪的过程, 而跟踪就包含对装备退化状态的预测和更新。

KF 能在状态线性变化和误差高斯分布情况下得到状态最优估计。利用 KF 实现 SSM 输出演化主要包括预测和更新两个步骤, 预测是指根据当前 k 时刻 SSM 状态量预测 $k+1$ 时刻的状态量, 更新则是指根据最新观测数据对 $k+1$ 时刻的状态预测值进行修正, 得到 $k+1$ 时刻装备状态的最优估计值。其基本公式为

$$X_{k+1}^f = M_{k,k+1} X_k^a \quad (4)$$

$$X_{k+1}^a = X_{k+1}^f + K_{k+1} (Y_{k+1}^o - H_{k+1} X_{k+1}^f) \quad (5)$$

$$K_{k+1} = (H_{k+1} P_{k+1})^T [H_{k+1} P_{k+1}^f + R_{k+1}]^{-1} \quad (6)$$

式中: X_{k+1}^f 是 $k+1$ 时刻装备状态预测值; X_k^a 是 k 时刻装备状态分析值; $M_{k,k+1}$ 是 k 时刻到 $k+1$ 时刻的线性状态变化关系; K_{k+1} 是 $k+1$ 时刻的增益矩阵; Y_{k+1}^o 是 $k+1$ 时刻的状态观测值; H_{k+1} 是 $k+1$ 时刻的观测算子; P_{k+1} 是 $k+1$ 时刻状态分析值的误差协方差矩阵; P_{k+1}^f 是 $k+1$ 时刻状态预测值的误差协方差矩阵; R_{k+1} 是 $k+1$ 时刻观测噪声的协方差矩阵。

粒子滤波^[28]又称顺序蒙特卡罗方法(Sequence Monte Carlo methods, SMC), 是解决非线性动态系统状态最优贝叶斯估计的有效方法, 其核心思想是用一组随机样本及其相应的权重来近似表示后验概率密度函数, 这个过程称为顺序重要性采样

(Sequence Importance Sampling, SIS), 随机样本称为粒子。假设能独立从装备状态后验概率分布中采样获取 N 个带权重样本 $\{X_{i,k}^a, w_{i,k}\}$, $w_{i,k}$ 是每个粒子的权重, N 是粒子数目, T 是同化时间。当 N 足够大时, 状态的后验概率可以通过式(7)近似:

$$p(X_k^a | Y_{1:k}) \approx \sum_{i=1}^N w_{i,k} \delta(X_k^a - X_{i,k}^a) \quad (7)$$

式中: $\delta(\cdot)$ 是 Dirac 函数; $w_{i,k} \propto \frac{p(X_{i,k}^a | Y_{1:k})}{q(X_{i,k}^a | Y_{1:k})}$;

$\sum_{i=1}^N w_{i,k} = 1$; $q(X_{i,k}^a | Y_{1:k})$ 是重要性概率密度函数。

粒子滤波通过预测和更新两个步骤获得状态最优贝叶斯估计。预测是指根据 k 时刻状态分析值的后验概率 $p(X_k^a | Y_{1:k})$ 得到 $k+1$ 时刻状态预测值的先验概率 $p(X_{k+1}^f | Y_{1:k})$, 更新是指根据 $p(X_{k+1}^f | Y_{1:k})$ 得到 $k+1$ 时刻状态预测值的后验概率 $p(X_{k+1}^a | Y_{1:k+1})$, 粒子滤波实现的核心是通过 SIS 得到 $X_{i,k}^a$ 和 $w_{i,k}$ 。粒子滤波存在粒子退化问题, 重采样^[29]是常用的解决方法。

3.3.2 基于参数估计算法的模型参数演化

式(3)中包含了装备退化 SSM 中的未知参数 θ , θ 是描述装备退化特性和规律的重要特征, 但是在应用中这些参数是未知且可变的, 需要根据装备退化数据对 θ 进行在线估计, 即实现参数演化, 可选用的方法主要有极大似然估计算法和期望最大化(Expectation Maximization, EM)^[30]算法等。极大似然估计算法通过计算退化观测数据 $y_{1:t}$ 的对数似然函数并取最大值得到 θ 的估计结果, 如式(8)所示。

$$\hat{\theta} = \arg \max_{\theta} L(y_{1:t} | \theta) = \arg \max_{\theta} \ln p(y_{1:t} | \theta) \quad (8)$$

式中: $p(y_{1:t} | \theta)$ 表示退化观测数据 $y_{1:t}$ 的联合概率密度函数。然而由于 θ 是随机的且不能直接观测得到, 很难用极大似然估计求得 θ 的估计值。EM 算法能有效解决具有隐含状态的 SSM 未知参数的极大似然估计问题。此算法通过迭代计算且最大化 $(x_{1:t}, y_{1:t})$ 的对数似然函数的条件期望, 可得到 θ 的极大似然估计值, 实现 θ 的更新演化, 如式(9)所示。

$$\hat{\theta} = \arg \max_{\theta} E\{\ln p(x_{1:t}, y_{1:t} | \theta) | y_{1:t}\} \quad (9)$$

同时, 由于需要计算 RUL 概率密度函数, 还涉及到 Monte-Carlo 仿真的问题, 限于篇幅, 不再研究讨论。

4 结论

针对 CBM 领域中具有自更新能力的 RUL 预测需求, 结合平行系统理论等相关技术, 提出了面向装备 RUL 预测的平行仿真概念和特点, 分析了平行仿真系统的能力需求和功能组成, 围绕数据驱动的 SSM 演化问题, 重点讨论了面向装备 RUL 预测平行仿真的主要建模技术, 包括装备退化状态在线感知、装备退化 SSM 构建和装备退化 SSM 演化。后续将结合具体武器装备, 对本文提出的面向装备 RUL 预测的平行仿真框架进行实验验证。

参考文献:

- [1] Compare M, Martini F, Zio E. Genetic Algorithms for Condition-based Maintenance Optimization under Uncertainty[J]. *European Journal of Operational Research* (S0377-2217), 2015, 244(2): 611-623.
- [2] Parikshit Mehta, Andrew Werner, Laine Mears. Condition based Maintenance Systems Integration and Intelligence Using Bayesian Classification and Sensor Fusion[J]. *Journal of Intelligent Manufacture* (S0956-5515), 2015, 26(2): 331-346.
- [3] 王兆强, 胡昌华, 王文彬, 等. 基于 Wiener 过程的钢厂风机剩余使用寿命实时预测[J]. *北京科技大学学报*, 2014, 36(10): 1361-1368.
Wang Zhaoqiang, Hu Changhua, Wang Wenbin, et al. Wiener process-based online prediction method of remaining useful life for draught fans in steel mills[J]. *Journal of University of Science and Technology Beijing*, 2014, 36(10): 1361-1368.
- [4] Si Xiaosheng, Wang Wenbin, Hu Changhua, et al. Remaining Useful Life Estimation Based on Nonlinear Diffusion Degradation Process[J]. *IEEE Transactions on Reliability* (S0018-9529), 2012, 61(1): 50-67.
- [5] 张会会, 张伟, 胡昌华. 基于参数递归更新的惯性器件寿命预测[J]. *系统仿真学报*, 2013, 25(5): 1036-1040.
Zhang Huihui, Zhang Wei, Hu Changhua. Inertia device lifetime prediction based on REM method[J]. *Journal of System Simulation*, 2013, 25(5): 1036-1040.
- [6] 石慧, 曾建潮. 考虑非完美维修的实时剩余寿命预测及维修决策模型[J]. *计算机集成制造系统*, 2014, 20(9): 2259-2266.
Shi Hui, Zeng Jianchao. Prediction of real-time remaining useful life and maintenance decision model considering imperfect preventive maintenance[J]. *Computer Integrated Manufacturing Systems*, 2014, 20(9): 2259-2266.
- [7] 张建勋. 基于随机退化建模的寿命预测方法及应用研究[D]. 西安: 第二炮兵工程大学, 2013: 2-8.
Zhang Jianxun. Lifetime prediction method and its application based on stochastic degradation method[D]. Xi'an: Second Artillery Engineering University, 2013: 2-8.
- [8] 张仕新, 咎翔, 李浩, 等. 状态维修理论及剩余寿命预测的研究现状与展望[J]. *兵工自动化*, 2014, 33(9): 15-20.
Zhang Shixin, Zan Xiang, Li Hao, et al. Condition-Based Maintenance theory and research status and prospect about prediction of residual useful life[J]. *Ordnance Industry Automation*, 2014, 33(9): 15-20.
- [9] 张昭. 基于贝叶斯统计推断的陀螺仪剩余寿命预测方法研究[D]. 西安: 第二炮兵工程大学, 2013: 13-25
Zhang Zhao. Remaining useful life prediction of gyroscope based on Bayesian statistical inference[D]. Xi'an: Second Artillery Engineering University, 2013: 13-25.
- [10] 王飞跃. 平行系统方法与复杂系统的管理和控制[J]. *控制与决策*, 2004, 19(5): 485-489.
Wang Feiyue. Parallel system methods for management and control of complex systems[J]. *Control and Decision*, 2004, 19(5): 485-489.
- [11] 周云. 面向实时作战决策支持的动态数据驱动仿真理论和方法研究[D]. 长沙: 国防科学技术大学, 2010: 20-40.
Zhou Yun. Research on the theory and methods of dynamic data driven simulation for real-time combat decision support[D]. Changsha: National University of Defense Technology, 2010: 20-40.
- [12] 王飞跃. 面向赛博空间的战争组织与行动: 关于平行军事体系的讨论[J]. *军事运筹与系统工程*, 2012, 26(3): 5-10.
Wang Feiyue. War organizations and actions for Cyberspace: discussions on parallel military systems[J]. *Military Operations Research and System Engineering*, 2012, 26(3): 5-10.
- [13] Chen B. KD-ACP: A Software Framework for Social

- Computing in Emergency Management[J]. *Mathematical Problems in Engineering* (S1024-123X), 2014, 21(3): 35-38.
- [14] Wang F Y. Parallel Control and Management for Intelligent Transportation Systems: Concepts, Architectures, and Applications[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems* (S1524-9050), 2010, 11(3): 630-638.
- [15] 张育林. 平行试验—武器装备体系试验的理论与方法[R]. 第428次香山科学会议主题报告, 北京, 2012.
Zhang Yulin. Parallel experiment—a discussion concepts and methods of weapon equipment system-of-systems experiment[R]. The 428th Xiangshan Science Conference Thematic Report, Beijing, 2012.
- [16] 王飞跃, 李晓晨, 毛文吉, 等. 社会计算的基本方法与应用[M]. 杭州: 浙江大学出版社, 2013: 7-10.
Wang Feiyue, Li Xiaochen, Mao Wenji, et al. Social computing methods and applications[M]. Hangzhou: Zhejiang University Press, 2013: 7-10.
- [17] Darema Frederica. Dynamic Data Driven Application Systems, NSF Workshop Report[R/OL]. (2006-02) [2016-07]. <http://www.cise.nsf.gov/dddas>.
- [18] Surdu J R, Kittka K. The Deep Green Concept[C]// Spring Multiconference 2008, Military Modeling and Simulation Symposium (MMS). Ottawa, Canada: DARPA, 2008: 103-107.
- [19] Surdu J R, Kittka K. Deep Green: Commander's Tool for COA's Concept[C]// Computing, Communications and Control Technologies, Orlando, Florida, USA: CCCT, 2008: 56-62.
- [20] Darema Frederica, Douglas Craig, Patra Abani. InfoSymbiotics /DDDAS: The Power of Dynamic Data Driven Applications Systems, NSF and AFOSR Workshop Report[R/OL].(2010-08) [2016-07]. <http://www.cise.nsf.gov/dddas>.
- [21] Fujimoto Richard, Lunceford Dell, Page Ernest, et al. Grand Challenges for Modeling and Simulation [R/OL].(2002-08) [2016-07]. <http://www.dangstuhl.de/Reports/02/02351.pdf>.
- [22] Aydt Heiko, Turner Stephen John, Cai Wentong, et al. Research Issues in Symbiotic Simulation[C]// Proceedings of the 2009 Winter Simulation Conference, Austin, Texas, USA: IEEE, 2009: 1213-1222.
- [23] 胡晓峰. 大数据时代对建模仿真的挑战与思考[J]. *军事运筹与系统工程*, 2013, 27(4): 5-12.
Hu Xiaofeng. Challenges and thoughts of modeling & simulation in big data era[J]. *Military Operations Research and System Engineering*, 2013, 27(4): 5-12.
- [24] 毕长剑. 建模与仿真技术的三个前沿领域[R]. 第十届中国系统建模与仿真技术高层论坛, 北京, 2015.
Bi Changjian. Three frontiers of modeling and simulation technology[R]. The 10th China System Modeling and Simulation Technology Forum, Beijing, 2015.
- [25] 王飞跃. 指控 5.0: 平行时代的智能指挥与控制体系[J]. *指挥与控制学报*, 2015, 1(1): 107-120.
Wang Feiyue. CC 5.0: intelligent command and control systems in the parallel age[J]. *Journal of Command and Control*, 2015, 1(1): 107-120.
- [26] Scholkopf B, Smola A, Muller K R. Nonlinear Component Analysis as a Kernel Eigenvalue Problem[J]. *Neural Computation* (S0899-7667), 1998, 10(1): 1299-1319.
- [27] Reichle R H, Walker J P, Koster R D, et al. Extended Versus Ensemble Kalman Filtering for Land Data Assimilation[J]. *Journal of Hydrometeorology* (S1525-755X), 2002, 3(6): 728-740.
- [28] Moradkhani H, Hsu K L, Gupta H, et al. Uncertainty Assessment of Hydrologic Model States and Parameters: Sequential Data Assimilation Using the Particle Filter[J]. *Water Resources Research* (S0043-1397), 2005, 41(5): 1-17.
- [29] Vrugt J A, ter Braak C J F, Diks C G H, et al. Hydrologic Data Assimilation Using Particle Markov Chain Monte Carlo Simulation: Theory, Concepts and Application[J]. *Advances in Water Resources* (S0309-1708), 2013, 51: 457-478.
- [30] 司小胜, 胡昌华, 李娟, 等. Bayesian 更新与 EM 算法协作下退化数据驱动的剩余寿命估计方法[J]. *模式识别与人工智能*, 2013, 26(4): 357-365.
Si Xiaosheng, Hu Changhua, Li Juan, et al. Degradation data-driven remaining useful life estimation approach under collaboration between Bayesian updating and EM algorithm[J]. *Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, 2013, 26(4): 357-365.