

基于数字孪生的飞机蒙皮裂纹智能检查维修策略^{*}

赵福斌 周 轩 董雷霆^{**}

(北京航空航天大学航空科学与工程学院, 北京, 100191)

摘要 飞机结构的检修工作需要根据裂纹扩展预测结果制定出检查时间, 而裂纹扩展受到多种随机不确定因素的影响。为了综合利用基于物理知识的模型预测结果与基于检查的观测结果、有效地追踪和控制不确定性, 论文提出了一种基于数字孪生的飞机蒙皮裂纹智能检查维修策略。该方法以含铆钉孔边裂纹的飞机蒙皮为研究对象, 结合降阶的断裂力学仿真模型、疲劳裂纹扩展模型、裂纹长度检查数据, 在动态贝叶斯网络框架下综合考虑了裂纹尺寸初始分布、裂纹扩展模型参数、飞行中的压差载荷、测量误差等不确定因素, 根据损伤的概率性诊断和预测结果动态调整裂纹的检查时间。仿真结果表明该方法能够有效追踪不确定性的裂纹扩展过程, 可以为飞机蒙皮裂纹的智能检查维修提供方法和依据。

关键词 飞机蒙皮, 裂纹扩展, 不确定性, 动态贝叶斯网络, 数字孪生

DOI: 10.19636/j.cnki.cjsm42-1250/o3.2021.030

0 引言

现有的飞机结构裂纹检修策略基于损伤容限的安全保障理念, 根据一定的设计载荷谱, 结合裂纹扩展分析与试验给出检查间隔。然而, 材料参数、缺陷初始尺寸、裂纹扩展行为本身的分散性等认知和随机不确定性^[1]均会对裂纹扩展的结果造成影响。例如, 对于包含数百块蒙皮的飞机结构, 虽然可以从制造单位获取用于计算损伤演化所需的材料和结构的名义参数, 但是各蒙皮之间的相关参数却不尽相同; 飞机在起飞和着陆的过程中, 反复的增减压会对蒙皮产生疲劳载荷, 而压差在各次飞行中的变化具有随机性^[2], 这些因素对损伤扩展行为均会造成影响。为了能够有效地追踪和控制损伤演化情况, 需要合理利用飞机全寿命周期积累的飞行历史、检查结果、维修情况等大量数据, 对飞机的健康状况和剩余寿命做出有效的评估, 进而制定出更加合理的检修策略。

单机追踪(IAT, Individual Aircraft Tracking)程序通过在每架飞机上安装信号获取单元(SAU, Signal Acquisition Unit)记录飞行数据, 追踪飞机主

要结构部件在多种不确定因素作用下的潜在疲劳损伤^[3]。目前的 IAT 系统监测了飞机过载等载荷数据, 但是没有考虑几何结构和材料参数等方面的认知不确定性, 也没有考虑裂纹的概率性扩展。美国空军研究实验室提出了预测性和概率性的单机追踪(P2IAT, Prognostic and Probabilistic Individual Aircraft Tracking)^[1], 提出要综合考虑多源随机因素, 结合飞机运维数据, 给出结构应力、裂纹扩展和剩余寿命的概率分布, 追踪并减小其不确定性。P2IAT 本质上是以飞机寿命管理为应用背景, 从单机追踪的视角实现飞机结构数字孪生; 而飞机结构数字孪生是数字孪生技术在飞机结构安全领域的应用^[4], 通过融合来自模型和数据的多源异构信息, 支持主动的机队维修决策^[1]。

在应用数字孪生技术对结构损伤进行概率性预测方面, 国内外的学者已经取得了一些初步的研究成果。Li 等^[1]基于数字孪生的概念, 在动态贝叶斯网络(DBN, Dynamic Bayesian Network)框架下综合考虑了各种随机和认知不确定性源对裂纹扩展的影响, 建立了诊断和预诊断的概率模型。Ye 等^[5]提出了一种用于可重复使用航天器结构寿命追踪的数

* 航空科学基金项目(201909051001)和先进无人飞行器北京高校高精尖学科基地种子基金项目(ADBUAS-2019-SP-05)资助。
2020-10-26 收到邀请稿, 2021-04-07 网络首发。

** 通讯作者。 Tel: 010-82315159, E-mail: ltdong@buaa.edu.cn.

字孪生框架,通过DBN集成了模型数据、测量数据、模型误差等多源异构信息,以更准确地预测裂纹扩展与可重复使用寿命。Karvea等^[6]开发了一种基于数字孪生的智能任务规划方法,使结构在满足损伤容限要求的同时执行所需的任务。Yu等^[7]建立了基于非参数贝叶斯网络的数字孪生模型,用以描述结构健康状态的动态退化过程和认知不确定性的传播。Millwatera等^[8]系统地描述了数字孪生模型应用于飞机结构时所需的计算方法、当前的研究现状和未来的挑战。以上研究基于数字孪生概念,综合考虑了各种不确定因素对结构损伤演化的影响,但并没有给出相应的检查维修策略。

本文应用数字孪生方法,综合考虑了随机和认知不确定因素对结构损伤状态演化的影响,并基于概率性裂纹扩展分析结果提出了一种智能检查维修策略,综合利用损伤预测结果和裂纹长度检查数据,确定检查与维修的时间。以含铆钉孔边裂纹的飞机蒙皮检查维修策略为例,对该方法进行了概念演示。

1 不确定因素的来源

本文的研究对象是机身上含有孔边裂纹的蒙皮结构,材料为7050-T7451铝合金,其结构(单位为毫米)如图1所示。

各种随机和认知不确定因素会影响结构疲劳裂纹的扩展,本文主要考虑了以下不确定因素:

1.1 裂纹初始分布的不确定性

初始裂纹尺寸估计对裂纹扩展分析或失效概率评估非常重要,常通过裂纹扩展历程或裂纹扩展速率数据向后外推得到^[9]。本文在Jones等^[10]工作的基础上,假设孔边裂纹初始长度服从正态分布。

1.2 载荷的不确定性

飞机在每次起飞-着陆过程中,机舱内部会存在一定的压差 ΔP 。设机身的半径为 R ,蒙皮厚度为 t ,压差 ΔP 对机身蒙皮作用有疲劳载荷 $\Delta\sigma=(R\Delta P)/t$ 。每次飞行中的压差值都存在一定程度的不确定性。本文根据Wang等^[2]的工作假设每次飞行中的压差服从正态分布,并且由于测量误差也服从一定的正态分布,所以本文假设压差载荷的测量结果服从一定的正态分布。

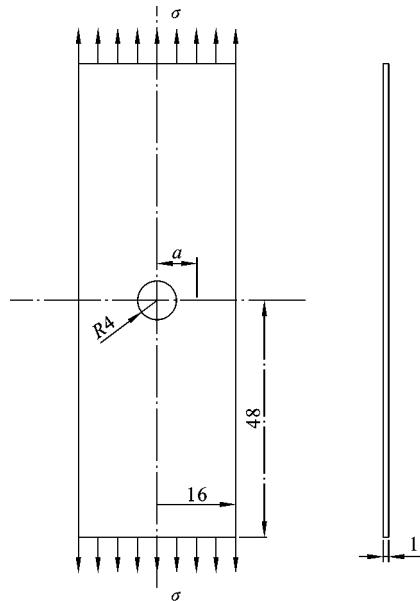


图1 含孔边裂纹的蒙皮结构

Fig. 1 Skin structure with hole edge crack

1.3 裂纹扩展模型的不确定性

在飞机结构的加工制造中存在难以控制的、微小的不规则性,导致不同生产批次的结构之间具有不同的疲劳特性,进而影响疲劳裂纹扩展的计算。本文假设疲劳裂纹扩展模型中的部分材料参数服从一定的随机分布。

1.4 裂纹长度测量值的不确定性

在地面检查中裂纹长度的测量结果对飞机健康状态的评估至关重要,但是由于现有的测量方法均存在一定的测量误差,因此需要考虑裂纹长度测量值的不确定性。本文假设每次裂纹长度的测量值服从正态分布,其均值为该次测量时裂纹的真实长度,标准差由测量工具的精度决定。

本文主要给出了蒙皮结构疲劳裂纹概率性预测方法与智能检查维修策略框架,在实际应用时需要由具体的工程问题决定。

2 基于数字孪生理念的飞机蒙皮裂纹智能检查维修策略

本文提出的基于数字孪生的飞机蒙皮裂纹智能检查维修策略的整体框架如下图所示,其中包括离线训练阶段和在线使用阶段。在离线训练阶段建立

初始的数字孪生模型。首先在裂纹可能的扩展路径上采样生成若干个裂纹样本,调用 SGBEM-FEM 装配耦合法计算得到所有样本裂纹前缘的应力强度因子,得到断裂力学仿真数据集,并基于数据拟合方法(本文使用三次样条插值)构建断裂力学仿真降阶模型。输入压差载荷后,该降阶模型结合裂纹扩展模型可实现裂纹扩展的快速预测。根据实际使用经验,对初始裂纹尺寸,扩展模型参数等设置合理的先验分

布。在这里,断裂力学降阶模型、裂纹扩展模型和参数先验分布构成了初始数字孪生模型。在线使用阶段,基于动态贝叶斯网络对数字孪生模型中的裂纹尺寸进行概率性预测,根据预测结果制定合理的检修策略。在检查时测量蒙皮结构的裂纹尺寸,将测量结果作为裂纹尺寸的观测值输入到动态贝叶斯网络中对数字孪生模型进行诊断与更新。该智能检修策略的基本框架如图 2 所示。

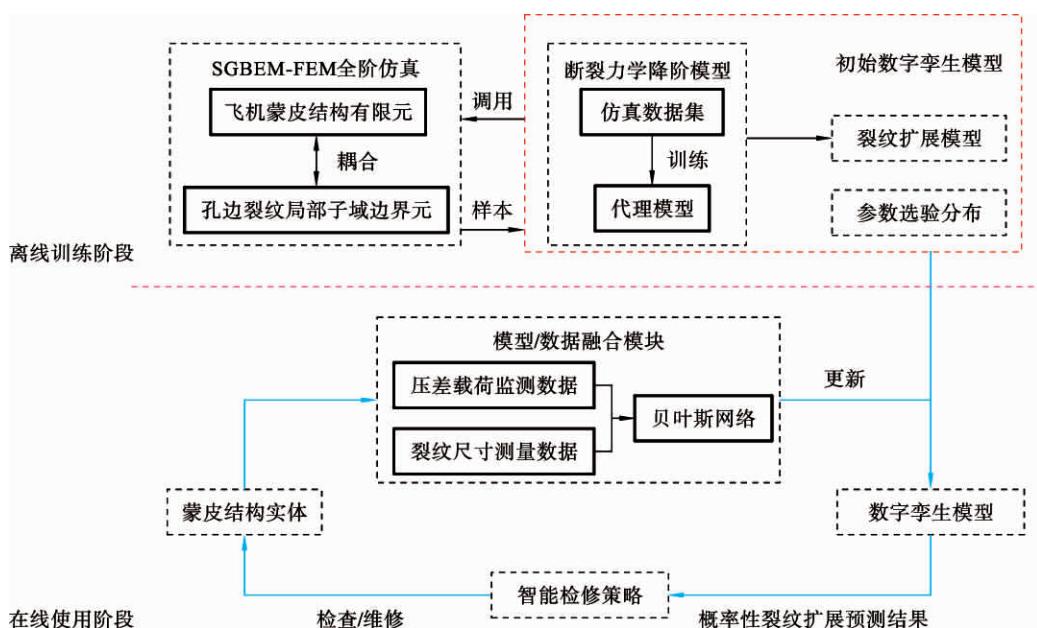


图 2 蒙皮裂纹智能检查维修策略基本框架

Fig. 2 Basic framework of intelligent strategy for the inspection and maintenance of skin cracks

2.1 疲劳裂纹扩展的状态空间模型

对于任意非线性离散系统,其状态空间模型为:

$$\mathbf{X}_t = f(\mathbf{X}_{t-1}, \mathbf{v}_{t-1}) \quad (1)$$

$$\mathbf{Z}_t = h(\mathbf{X}_t, \mathbf{n}_t) \quad (2)$$

其中式(1)为状态方程,式(2)为测量方程。 \mathbf{X} 表示状态向量, \mathbf{v} 表示状态方程中的噪声项, t 和 $t-1$ 表示时间步,例如 \mathbf{X}_t 和 \mathbf{X}_{t-1} 分别表示时间步 t 和 $t-1$ 处的状态向量, \mathbf{Z}_t 表示测量结果, \mathbf{n}_t 表示测量方程中的噪声项。为了解决本文所研究的裂纹概率性扩展问题,需要用状态方程描述裂纹扩展,用测量方程获取裂纹长度在一定时间步的观测值。现对本文所使用的状态方程和测量方程加以推导:

本文采用 Hartman-Schijve NASGRO 方程描述 7050-T7451 铝合金材料的裂纹扩展速率^[10]:

$$\frac{da}{dN} = \frac{D(\Delta K - \Delta K_{\text{thr}})^p}{(1 - K_{\max}/A)^{p/2}} \quad (3)$$

其中 a 表示裂纹长度; N 表示载荷的循环数,在本文中表示飞机的第 N 次起降; $\Delta K = K_{\max} - K_{\min}$ 表示应力强度因子变程, K_{\max} 和 K_{\min} 分别表示载荷循环中应力强度因子的最大值和最小值; ΔK_{thr} 表示应力强度因子变程的门槛值; D 、 A 和 p 为与材料相关的参数,在本文中 A 和 p 为已知常数,而 D 为服从正态分布的随机变量, ΔK_{thr} 为服从均匀分布的随机变量。

根据状态-参数联合估计方法^[2],将状态向量 \mathbf{X} 设为 $\mathbf{X} = [a, D, \Delta K_{\text{thr}}]$ 。根据式(3)可得两个相邻时间步之间裂纹长度的函数关系:

$$a_t = a_{t-1} + \frac{da_{t-1}}{dN} \Delta N \quad (4)$$

进而得到状态方程：

$$\begin{bmatrix} a_t \\ D_t \\ \Delta K_{\text{thr},t} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_{t-1} + \frac{da_{t-1}}{dN} \Delta N \\ D_{t-1} \\ \Delta K_{\text{thr},t-1} \end{bmatrix} \quad (5)$$

在对真实长度为 a_t 的裂纹进行测量时,假设使用某工具得到的测量结果服从正态分布 $N(a_t, \sigma_e^2)$,那么得到相应的测量方程:

$$z_t = a_t + \varepsilon_t \quad (6)$$

其中 ε_t 是服从正态分布 $N(0, \sigma_e^2)$ 的随机变量, σ_e 是测量结果的标准差,由测量工具的精度决定.

2.2 断裂力学仿真降阶模型

在应用式(3)计算裂纹扩展速率时,需要计算裂纹尖端的应力强度因子.本文使用 Dong 等^[11]开发的 SGBEM 超单元-有限元装配耦合的应力强度因子计算方法.该方法将有限元高效模拟大型复杂结构的优势和边界元精确计算应力强度因子、高效模拟裂纹扩展的优势相结合,使用传统的有限元模拟复杂结构中不包含裂纹的区域,使用 SGBEM 超单元模拟包含裂纹的局部区域,并通过刚度矩阵对两种单元进行直接装配耦合.

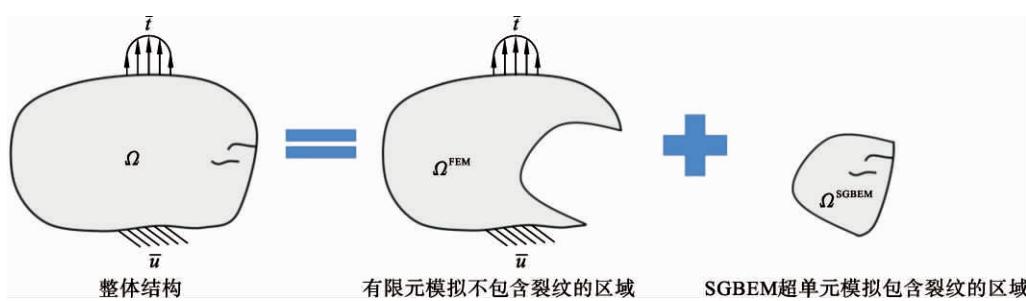


图 3 SGBEM 超单元-FEM 装配法示意图

Fig. 3 SGBEM super element-FEM assembly method diagram

虽然该方法可以精确、高效地求解结构断裂力学问题,但是由于粒子滤波器需要在每一个时间步长反复计算应力强度因子,因此直接反复调用 SGBEM-FEM 求解器进行概率性裂纹扩展预测仍难以满足时效性要求.降阶模型是对高保真度模型的简化,在保留关键信息和主要影响因素的同时可以大幅减少计算时间和存储需求.因此,为了保证系统模型仿真的时效性,需要在 SGBEM 超单元-有限元装配法的基础上,构建蒙皮裂纹断裂力学仿真的降阶模型,其具体流程如下:

- (1) 在裂纹可能的扩展路径上采样生成若干样本,每个样本对应的结构模型具有不同的裂纹尺寸;
- (2) 对所有的样本施加基准载荷 σ_{base} , 使用 SGBEM 超单元-有限元装配耦合法计算各样本裂纹尖端处的应力强度因子 K_{base} ;
- (3) 以裂纹样本参数作为输入,对应的应力强度因子作为输出,使用数据拟合方法训练得到断裂力学仿真的降阶模型.

降阶模型构建完成后,输入当前裂纹尺寸 a ,可

以得到基准载荷 σ_{base} 作用下的应力强度因子 $K_{\text{base}-a}$.当前循环的载荷变程 $\Delta\sigma$ 对应的应力强度因子变程 ΔK 由下式得出:

$$\Delta K = K_{\text{base}-a} \frac{\Delta\sigma}{\sigma_{\text{base}}} \quad (7)$$

2.3 用于裂纹扩展分析的动态贝叶斯网络

为了能够综合考虑随机和认知不确定因素对裂纹扩展的影响,需要探索能够集成各种不确定因素的方法.贝叶斯网络是能够集成各种不确定性源和异构信息的有效方法.在贝叶斯网络中,随机变量用节点表示,各变量之间的依赖关系用有向边表示^[1].为了跟踪状态随时间变化的时变系统,将贝叶斯网络在时间域上扩展为一个动态贝叶斯网络.基于马尔可夫假设,当前 BN 的状态只依赖于前一个时间步的 BN.当得到任意子节点的数据时,通过贝叶斯推理对贝叶斯网络进行更新,从而降低状态变量的不确定度.

用于裂纹扩展分析的动态贝叶斯网络包括两个步骤^[1]:

- (1) 预测步：没有裂纹长度测量数据时，应用状态演化方程(5)对 \mathbf{X}_t 的概率分布进行预测；
 (2) 诊断步：获得裂纹长度测量数据时，不仅需

要预测 \mathbf{X}_t 的概率分布，还需用粒子滤波算法对 \mathbf{X}_t 的概率分布进行贝叶斯更新。

用于裂纹扩展分析的动态贝叶斯网络如图 4 所示。

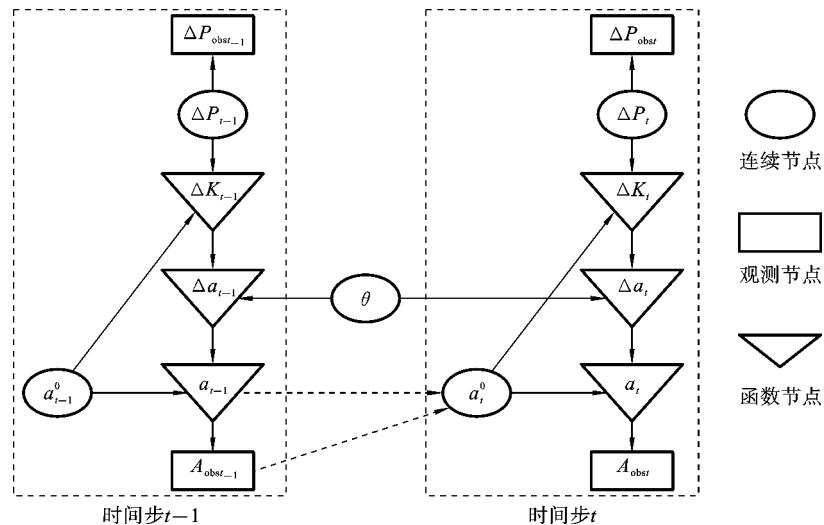


图 4 用于裂纹扩展分析的动态贝叶斯网络

Fig. 4 Dynamic Bayesian network for the crack growth analysis

图中各符号的含义如表 1 所示。

表 1 动态贝叶斯网络中符号的含义

Table 1 The meaning of symbols in dynamic Bayesian networks

符号	含义
ΔP_{obs}	压差载荷的观测值
ΔP	压差载荷
ΔK	应力强度因子变程
Δa	当前时间步的裂纹扩展增量
a^0	上一时间步的裂纹长度
a	当前时间步的裂纹长度
a_{obs}	裂纹长度的观测值
θ	裂纹扩展模型参数

图 4 中各节点用有向边连接，表示条件概率分布或者确定性的函数关系。实线的有向边表示同一个贝叶斯网络中变量之间的函数关系，虚线的有向边表示两个相邻时间步贝叶斯网络状态变量之间的函数关系。对于 a_t^0 ，如果在时间步 $t-1$ 没有观测到裂纹长度，那么 $a_t^0 = a_{t-1}$ ；如果在时间步 $t-1$ 观测

到了裂纹长度，那么 a_t^0 的先验分布为上一时间步 $t-1$ 更新后裂纹长度的后验分布。椭圆节点是连续的随机变量节点，表示对于给定父节点的值，该变量是随机变化的，因此指向它的有向边表示一个条件概率密度。而三角形节点是一个函数结点，表示对于给定父节点的值，通过确定性的计算可以得到该变量的值。例如时间步 t 中， $a_t = a_t^0 + \Delta a_t$ 。

2.4 粒子滤波算法简介

现有的贝叶斯推理算法包括 Kalman 滤波、扩展 Kalman 滤波、无迹 Kalman 滤波和粒子滤波 (PF, Particle Filter)。Kalman 滤波、扩展 Kalman 滤波、无迹 Kalman 滤波虽然能够解决 DBN 问题，但这些方法假设所有的状态变量服从高斯分布。而粒子滤波允许状态变量和随机噪声服从非高斯分布，并允许状态方程存在非线性，因此本文选择粒子滤波作为动态贝叶斯网络的推理算法，用于追踪方程(5)和(6)中 \mathbf{X}_t 和 z_t 的演化。最基础的粒子滤波算法是序贯重要性采样^[12] (SIS, Sequential Importance Sampling)，该方法通过一组加权粒子 $\{\mathbf{x}_{0:t}^i, \omega_t^i\}_{i=1}^N$ 近似时间步 t 处的全联合后验分布 $p(\mathbf{X}_{0:t} | \mathbf{Z}_{1:t})$ ：

$$p(\mathbf{X}_{0:t} \mid \mathbf{Z}_{1:t}) \approx \sum_{i=1}^N \omega_i^i \delta_{\mathbf{x}_{0:t}^i} \quad (8)$$

其中 ω_i^i 为时间步 t 处第 i 个粒子的权重, $\delta_{\mathbf{x}_{0:t}^i}$ 为 $\mathbf{x}_{0:t}^i$ 处的 delta 函数.

在时间步 t 处 \mathbf{X}_t 的第 i 个粒子记为 \mathbf{x}_t^i , 基于状态 $\mathbf{X}_{0:t-1}^i$ 和观察值 $\mathbf{Z}_{1:t}$, 根据建议密度函数对其进行采样:

$$\mathbf{x}_t^i \sim q(\mathbf{X}_t \mid \mathbf{X}_{0:t-1}^i, \mathbf{Z}_{1:t}) \quad (9)$$

权重 ω_t^i 根据下式进行更新:

$$\omega_t^i \propto \omega_{t-1}^i \frac{p(\mathbf{Z}_t \mid \mathbf{X}_t^i) p(\mathbf{X}_t^i \mid \mathbf{X}_{t-1}^i)}{q(\mathbf{X}_t^i \mid \mathbf{X}_{t-1}^i, \mathbf{Z}_t)} \quad (10)$$

式(9)和(10)随时间步 t 迭代会导致粒子退化问题: 只有少数粒子具有较大权重, 而大部分粒子的权重都忽略不计. 此时在计算中大部分的资源都花费在了对后验分布没有重要贡献的粒子上, 可以通过重采样解决退化问题, 即基于 \mathbf{X}_t 的粒子生成一组新的 N 个粒子, 重采样后每个粒子的权重都为 $1/N$. SIR^[12] (Sampling Importance Resampling) 算法是广泛应用的具有重采样功能的方法, 该方法将状态演化分布 $p(\mathbf{X}_t \mid \mathbf{X}_{t-1}^i)$ 作为建议密度分布 $q(\mathbf{X}_t \mid \mathbf{X}_{0:t-1}^i, \mathbf{Z}_{1:t})$, 并且在每一次迭代中都进行了重采样. 式(9)和(10)因此转化为:

$$\mathbf{X}_t^i \sim p(\mathbf{X}_t \mid \mathbf{X}_{t-1}^i) \quad (11)$$

$$\omega_t^i \propto p(\mathbf{Z}_t \mid \mathbf{X}_t^i) \quad (12)$$

上述 SIR 方法虽然便于实施, 但其会导致粒子贫化问题: 权重较大的粒子被大量复制, 权重较小的粒子则被淘汰, 即破坏了粒子的多样性. 正则粒子滤波^[13] (RPF, Regularized Particle Filter) 算法能够有效解决粒子贫化问题. RPF 算法使用连续概率分布平滑地拟合离散型分布序列, 并从这个连续型分布中提取 N 个粒子:

$$\{\mathbf{x}_t^i, \omega_t^i\}_{i=1}^N \sim p(\mathbf{x}_t \mid \mathbf{Z}_{1:t}) \approx \sum_{i=1}^N \omega_t^i K_h(\mathbf{x}_t - \mathbf{x}_t^i) \quad (13)$$

其中 $K_h(\mathbf{x}) = \frac{1}{h^n} K\left(\frac{\mathbf{x}}{h}\right)$ 是对核密度函数 $K(\cdot)$ 重新标度过的核密度函数, $h > 0$ 为核带宽, n 为状态向量 \mathbf{x} 的维数. 本文采用 RPF 作为 DBN 的推理算法.

2.5 维修检查策略的制定

基于数字孪生方法, 应用动态贝叶斯网络综合考虑了各种不确定因素对裂纹扩展的影响, 进而制

定了飞机结构裂纹智能检查维修策略, 其流程如图 5 所示.

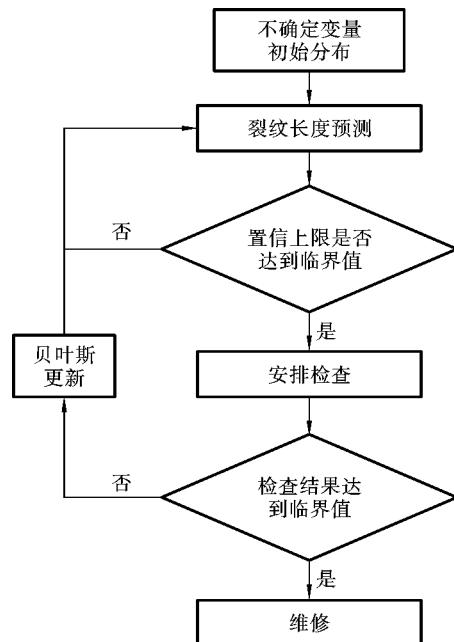


图 5 飞机结构的智能检查维修策略

Fig. 5 Intelligent inspection and maintenance strategy for aircraft structures

现将该流程简要叙述如下:

首先确定裂纹初始尺寸、裂纹扩展模型参数等不确定变量的初始分布, 作为数字孪生模型的初始状态. 每次飞行时根据压差载荷监测数据进行裂纹扩展预测, 当裂纹尺寸置信区间的上限超过临界值时安排检查, 否则继续预测裂纹尺寸的分布. 当检查值超过或即将达到临界值时, 对相关结构进行维修, 否则将检查值作为观测数据, 基于贝叶斯理论更新状态向量的联合概率分布, 并基于更新后的状态变量继续预测裂纹尺寸的演化.

3 蒙皮结构裂纹智能检查维修策略算例

3.1 用于计算裂纹扩展的参数设置

本算例的研究对象是客机机身上含有孔边裂纹的蒙皮结构(如图 1 所示), 其材料设为 7050-T7451 铝合金. 用于数值算例的参数如表 2 所示.

表2 用于数值算例的参数

Table 2 Parameters for the numerical example

参数	记号	类型	取值	单位
机身半径	R	确定性	1.95	m
蒙皮厚度	t	确定性	1	mm
孔半径	r	确定性	4	mm
蒙皮半高	H	确定性	48	mm
蒙皮半宽	W	确定性	16	mm
初始裂纹尺寸	a_0	不确定性	$N(0.01, 0.001)$	mm
压差	ΔP	不确定性	$N(0.06, 0.003)$	MPa
扩展模型参数	D	不确定性	$N(7 \times 10^{-10}, 7 \times 10^{-11})$	—
扩展模型参数	ΔK_{thr}	不确定性	$U(0.1, 0.2)$	MPa
扩展模型参数	p	确定性	2	—
扩展模型参数	A	确定性	47	MPa
测量误差	ϵ_t	不确定性	$N(0, 0.1)$	mm

3.2 检查维修时间的确定

本文所研究的蒙皮裂纹属于I型穿透裂纹,在其长度区间内采集若干样本点,通过SGBEM超单元-有限元装配耦合法计算得到这些样本点处的应力强度因子后,使用三次样条插值拟合出裂纹扩展路径上各点的应力强度因子,得到断裂力学仿真降阶模型。取 $\sigma_{\text{base}} = 134.55$ MPa作为基准载荷,可以得到应力强度因子 K_{base} 与裂纹长度 a 的关系曲线如图6所示。

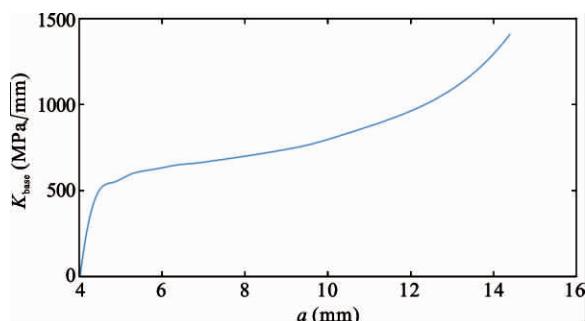


图6 应力强度因子基准值 K_{base} 与裂纹长度 a 的关系曲线

Fig. 6 Relationship between the reference stress intensity factor K_{base} and the crack length a

对降阶模型输入当前裂纹尺寸 a_t 和载荷变程 $\Delta\sigma_t$,根据式(7)可得到对应的应力强度因子变程

ΔK_t ,根据Hartman-Schijve NASGRO方程(3)计算当前时间步的裂纹扩展速率,再根据式(4)得到裂纹扩展增量。

本文假设了三个试件作为真实结构,分别将其裂纹扩展历程视为真实情况。三个试件的裂纹初始尺寸和 D 、 ΔK_{thr} 值如表3所示。

表3 三个试件相关参数的设置情况

Table 3 Setting of relevant parameters of the three specimens

试件序号	1	2	3
裂纹初始尺寸 (mm)	4.0117	4.0100	4.0087
D	8.1521×10^{-10}	6.9975×10^{-10}	6.1361×10^{-10}
ΔK_{thr} (MPa)	0.12	0.15	0.18

根据材料的断裂韧度 $A=47$ MPa算出临界裂纹尺寸 $a_c=11.9$ mm(不含孔,孔的半径为4 mm),三个试件的裂纹扩展历程(不含孔)如图7所示。

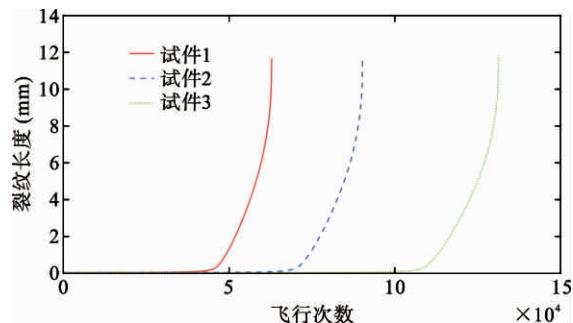


图7 三个假设试件的裂纹扩展历程

Fig. 7 Crack growth histories of three hypothetical specimens

将控制裂纹长度的安全系数取为2,得到裂纹尺寸的容许范围为0~3.95 mm(不含孔)。为了保险起见,当检查结果大于3.5 mm时安排维修。以第一个试件的裂纹扩展历程作为真实情况,得到95%置信区间和预测均值的演化(不含孔)如图8所示。

当飞行次数达到61170次时,裂纹长度95%置信区间的上限大于3.95 mm。根据第一个试件在该飞行次数时的裂纹长度加上一个随机的测量噪声,得到测量结果为7.67 mm,超出了容许范围,需要

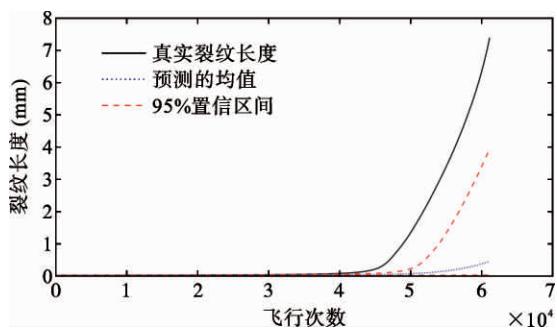


图 8 以第 1 个试件为参考时的裂纹长度演化与智能检查维修方案

Fig. 8 Crack length evolution and intelligent inspection/maintenance scheme based on the first specimen

进行维修.

以第 2 个试件的裂纹扩展历程作为真实情况, 得到 95% 置信区间和预测均值的演化(不含孔)如图 9 所示.

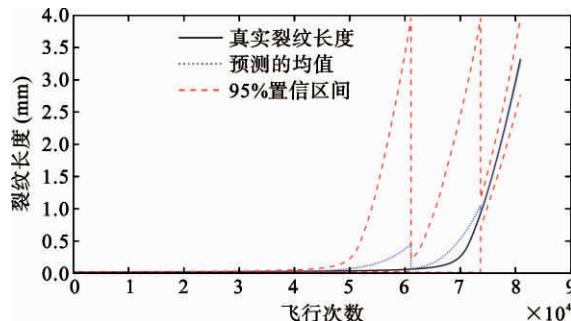


图 9 以第 2 个试件为参考时的裂纹长度演化与智能检查维修方案

Fig. 9 Crack length evolution and intelligent inspection/maintenance scheme based on the second specimen

当飞行次数分别达到 61170、73761、80960 次时, 裂纹长度 95% 置信区间上限超过临界值 3.95 mm. 根据第 2 个试件在上述飞行次数时的裂纹长度加上随机的测量噪声, 得到测量结果分别为 0.11 mm、0.95 mm、3.44 mm. 第 3 次的检查结果非常接近临界值 3.5 mm, 需要进行维修. 三次检查间隔分别为 61170、12591、7199 次飞行起落.

以第 3 个试件的裂纹扩展历程作为真实情况, 得到 95% 置信区间和预测均值的演化(不含孔)如图 10 所示.

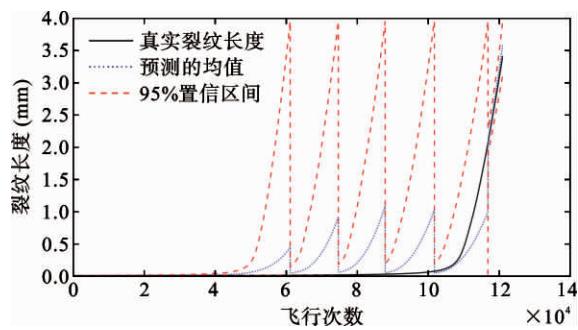


图 10 以第 3 个试件为参考时的裂纹长度演化与智能检查维修方案

Fig. 10 Crack length evolution and intelligent inspection/maintenance scheme based on the third specimen

当飞行次数分别达到 61170、74721、87901、101722、116810、120954 次时, 裂纹长度 95% 置信区间上限超过临界值 3.95 mm. 根据第 3 个试件在上述飞行次数时的裂纹长度加上随机的测量噪声, 得到测量结果分别为 0.03 mm、0.05 mm、0.06 mm、0.11 mm、2.07 mm、3.59 mm. 第 6 次的检查结果超过了临界值 3.5 mm, 需要进行维修. 五次检查间隔分别为 61170、13551、13180、13821、15088、4144 次飞行起落.

使用每次检查结果更新数字孪生模型时, 不仅可以更新裂纹尺寸的分布, 裂纹扩展模型参数的分布也会得到更新. 在本文三个算例中, 第 1 个算例没有基于检查结果更新孪生模型; 第 2 个算例有两次更新过程, 但是假设试件 2 的扩展模型参数取值与先验分布的均值基本接近, 参数分布更新的效果并不明显; 而第 3 个算例有五次更新过程, 且假设试件 3 的扩展模型参数取值与先验分布有较大区别, 参数分布更新的效果较好. 算例 3 中裂纹扩展模型参数 D 和 ΔK_{thr} 的概率密度函数随检查结果的更新情况分别如图 11 和图 12 所示.

由图 11 和图 12 可以看出, D 和 ΔK_{thr} 的不确定程度随检查结果总体上呈减小趋势, 其均值逐渐向真实值靠近, 显示了较好的更新效果. 在第 5 次更新后, D 和 ΔK_{thr} 的概率密度函数分布均出现了三个峰值. 推测原因为, 因为扩展过程中只有裂纹长度的观测数据, 而这三个峰值的 D 和 ΔK_{thr} 组合均会使上一段的裂纹扩展预测结果趋向于检查结果.

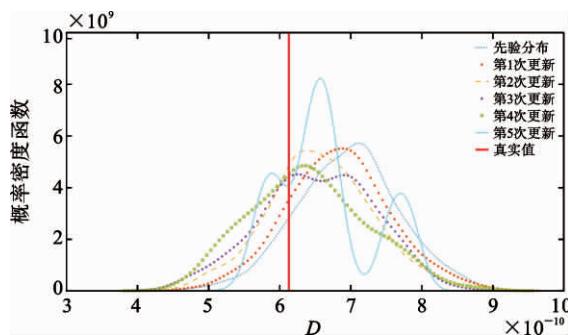
图 11 D 的概率密度函数随检查结果的更新

Fig. 11 The update of the probability density function of D by inspection results

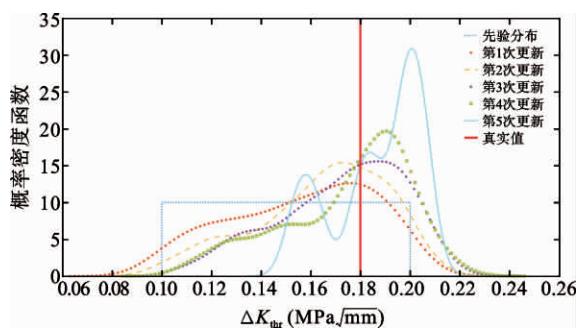
图 12 ΔK_{thr} 的概率密度函数随检查结果的更新

Fig. 12 The update of the probability density function of ΔK_{thr} by inspection results

由于初始裂纹尺寸和材料参数 D 、 ΔK_{thr} 的选择不同, 上述 3 个算例的裂纹扩展历程各不相同。以此为基础, 在保证结构安全的条件下, 应用本文所提出的检修策略分别进行了 1 次、3 次和 6 次检查。由于第 1 个试件的裂纹扩展较快, 在第 1 次检查时裂纹尺寸的测量结果就已经超出了临界值; 而第 2 个试件和第 3 个试件分别在前两次检查和前五次检查时对不确定变量进行了更新, 有效地追踪和控制了裂纹尺寸的不确定分布, 并给出了动态的检修间隔。

4 结论和展望

本文在现有损伤容限方法制定飞机结构检修周期的基础上, 基于数字孪生理念综合考虑了裂纹扩展行为中不确定因素对损伤预测的影响, 结合裂纹尺寸的概率性预测结果和检查数据追踪和控制裂纹尺寸的不确定性分布, 制定出了比“固定检查间隔”更合理的动态检修策略。

主要结论如下:

- (1) 该方法能够综合考虑裂纹扩展行为中的多种不确定因素, 概率性地分析裂纹扩展情况;
- (2) 该方法能结合模型预测结果与裂纹长度检查数据, 有效追踪裂纹尺寸分布的不确定性;
- (3) 所提出的智能检查维修策略能够根据损伤的概率性预测结果动态调整裂纹的检查与维修时间。

本文的研究对象是含有单边孔裂纹的蒙皮结构。在以后的工作中, 还需要进一步研究更复杂的结构和多裂纹的概率性扩展分析与检查维修策略, 并依托真实飞机的飞行数据和检查结果验证该方法的有效性。

参考文献

- [1] Li C, Mahadevan S, Ling Y, Choze S, Wang L. Dynamic Bayesian network for aircraft wing health monitoring digital twin[J]. AIAA Journal, 2017, 55(3): 930-941.
- [2] Wang Y, Binaud N, Gogu C, Bes C, Fu J. Determination of Paris' law constants and crack length evolution via Extended and Unscented Kalman filter: An application to aircraft fuselage panels[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2016, 80: 262-281.
- [3] Lee H, Cho H, Park S. Review of the F-16 individual aircraft tracking program[J]. Journal of Aircraft, 2012, 49(5): 1398-1405.
- [4] 董雷霆, 周轩, 赵福斌, 贺双新, 卢志远, 冯建民. 飞机结构数字孪生关键建模仿真技术[J]. 航空学报, 2021, 42(03): 113-141. (Dong L T, Zhou X, Zhao F B, He S X, Lu Z Y, Feng J M. Key technologies for modeling and simulation of airframe digital twin[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2021, 42 (03): 113-141. (in Chinese))
- [5] Ye Y, Yang Q, Yang F, Huo Y, Meng S. Digital twin for the structural health management of reusable spacecraft: A case study[J]. Engineering Fracture Mechanics, 2020, 234: 107076.
- [6] Karve P M, Guo Y, Kapusuzoglu B, Mahadevan S, Haile M A. Digital twin approach for damage-tolerant mission planning under uncertainty[J]. Engineering Fracture Mechanics, 2020, 225: 106766.

- [7] Yu J, Song Y, Tang D, Dai J. A digital twin approach based on nonparametric Bayesian network for complex system health monitoring [J]. Journal of Manufacturing Systems, 2021, 58: 293-304.
- [8] Millwater H, Ocampo J, Crosby N. Probabilistic methods for risk assessment of airframe digital twin structures [J]. Engineering Fracture Mechanics, 2019, 221: 106674.
- [9] Gallagher J P, Molent L. The equivalence of EPS and EIFS based on the same crack growth life data[J]. International Journal of Fatigue, 2015, 80: 162-170.
- [10] Jones R, Peng D, McMillan A J. Aircraft Sustainment and Repair[M]. Oxford: Butterworth-Heinemann, 2017: 147-154.
- [11] Dong L, Atluri S N. SGBEM(Using non-hyper-singular traction BIE), and super elements, for non-colinear fatigue-growth analyses of cracks in stiffened panels with composite-patch repairs [J]. Computer Modeling in Engineering & Sciences(CMES), 2012, 89(5): 415-456.
- [12] Arulampalam M S, Maskell S, Gordon N, Clapp T. A tutorial on particle filters for online nonlinear/non-Gaussian Bayesian tracking[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2002, 50(2): 174-188.
- [13] Doucet A, de Freitas N, Gordon N. Sequential Monte Carlo Methods in Practice[M]. New York: Springer, 2001: 247-271.

An Intelligent Digital-twin-based Strategy for the Inspection and Repair of Aircraft Skin Cracks

Fubin Zhao Xuan Zhou Leiting Dong

(School of Aeronautic Science and Engineering, Beihang University, Beijing, 100191)

Abstract In order to ensure the safety of aircraft structures, inspections and repairs must be rationally planned based on the analysis of fatigue crack growth, which is affected by various aleatory and epistemic uncertainties. In order to effectively consider the influences of various uncertainties and track the crack growth process, an intelligent digital-twin-based strategy for planning the inspections and repairs of aircraft skin cracks is proposed in this paper, by fusing the predictions by physical models with ground inspections. In this strategy, the reduced-order fracture mechanics simulation, the fatigue crack growth model, and the crack length inspections are integrated into the framework of dynamic Bayesian network. The strategy comprehensively considers the influences of uncertainties from the initial crack size, crack growth model parameters, and pressure loads during flight on crack growth, so as to dynamically adjust the inspection and maintenance intervals according to the probabilistic damage diagnosis and prognosis results. In an example of an aircraft skin with a single-edge crack near a rivet hole, the intelligent inspection scheme is demonstrated for three hypothetical specimens with various initial crack sizes and crack growth model parameters. The simulation results show that the proposed method can effectively control the uncertainties from various sources and track the crack growth process, which may therefore provide a dynamic inspection and repair plan for the cracked aircraft skin.

Key words aircraft skin, crack propagation, uncertainty, dynamic Bayesian network, digital twin