

文章编号: 1674-8190(2023)05-035-09

基于粒子滤波的结构疲劳裂纹扩展动态 贝叶斯推断方法

漆昕¹, 李彪¹, 张腾², 李亚智¹, 何宇廷²

(1. 西北工业大学 航空学院, 西安 710072)

(2. 空军工程大学 航空工程学院, 西安 710038)

摘要: 准确预测结构的疲劳裂纹扩展过程是开展飞机单机寿命监控与剩余寿命估算的基础。提出一种基于动态贝叶斯网络的结构疲劳裂纹扩展预测方法, 结合疲劳裂纹扩展的先验知识与后验知识来准确地推断裂纹长度; 研究粒子滤波算法中不同粒子数对动态贝叶斯网络推断精度的影响规律; 通过对单孔板结构与耳片连接结构件在随机载荷谱下进行裂纹扩展研究。结果表明: 动态贝叶斯网络方法可以对复杂结构的疲劳裂纹扩展进行准确预测, 预测精度相对于传统方法提高50%以上。

关键词: 疲劳裂纹; 结构健康监测; 数据驱动; 动态贝叶斯网络; Walker模型

中图分类号: V231.95

文献标识码: A

DOI: 10.16615/j.cnki.1674-8190.2023.05.05

Dynamic Bayesian inference method for structural fatigue crack propagation based on particle filter

QI Xin¹, LI Biao¹, ZHANG Teng², LI Yazhi¹, HE Yuting²

(1. School of Aeronautics, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China)

(2. Aviation Engineering School, Air Force Engineering University, Xi'an 710038, China)

Abstract: Accurately predicting the fatigue crack propagation process of aircraft structure is the basis for conducting life monitoring and residual life estimation of individual aircraft. In this paper, a prediction method of structural fatigue crack propagation based on dynamic Bayesian network is proposed, which combines the prior knowledge and the posterior knowledge of fatigue crack propagation to accurately infer the crack length. The influence of different particle numbers on the inference accuracy of the dynamic Bayesian network was studied. Through the study of crack propagation of a single hole plate and a lug under random load spectrum, it is shown that the dynamic Bayesian network method can accurately predict the fatigue crack propagation, and the prediction accuracy is more than 50% higher than that of the traditional method.

Key words: fatigue crack; structural health monitoring; data-driven; dynamic Bayesian networks; Walker model

收稿日期: 2023-09-01; 修回日期: 2023-10-08

基金项目: 国家自然科学基金(12072272, 52005507); 国家科技重大专项(J2019-I-0016-0015)

通信作者: 李彪, libiao@nwpu.edu.cn

引用格式: 漆昕, 李彪, 张腾, 等. 基于粒子滤波的结构疲劳裂纹扩展动态贝叶斯推断方法[J]. 航空工程进展, 2023, 14(5): 35-43.

QI Xin, LI Biao, ZHANG Teng, et al. Dynamic Bayesian inference method for structural fatigue crack propagation based on particle filter[J]. Advances in Aeronautical Science and Engineering, 2023, 14(5): 35-43. (in Chinese)

0 引言

疲劳开裂是导致飞行器结构在服役过程中发生损伤和破坏的主要因素之一^[1]。由于其具有潜藏性与突发性,准确评估和预测飞行器结构的疲劳寿命与可靠性,是航空结构设计重中之重^[2-3]。

疲劳现象和机理的复杂性导致疲劳裂纹扩展行为受多个变量共同控制,即使是受相同工况作用的给定结构,其疲劳寿命及疲劳裂纹的扩展过程仍会存在差异,表现出较强的不确定性^[4]。尽管已经针对性地在传统方法基础上建立了考虑不确定性的疲劳寿命预测方法^[5],但仍缺乏与监测手段的有效结合,无法实时更新反馈寿命预测信息,达到更准确的疲劳裂纹扩展预测。

随着机器学习算法的不断发展,基于数据驱动的剩余寿命预测方法是近年来疲劳裂纹扩展和剩余寿命预测研究的主要方向之一^[6-14],该方法通过对结构服役过程的监控并采集失效数据或性能退化数据,应用统计模型方法、机器学习模型方法等对采集数据分析,进而预测结构寿命^[15-17]。在大量已有的算法模型中,贝叶斯网络因具有融合计算数据、试验数据、先验知识与数学模型等信息并综合进行精确推断的能力^[18],近年来被逐步应用于疲劳裂纹扩展等问题的动态系统建模、历程数据信息更新和不确定性分析结果中。Li C Z等^[19]构建动态贝叶斯网络(Dynamic Bayesian Network,简称DBN)预测机翼前缘裂纹长度的扩展,通过实时采集裂纹长度并进行更新后,预测精度有了较大提升;Wang M M等^[9]利用径向基函数网络实现裂纹长度的预测,并利用DBN推断裂纹的扩展;Wang W等^[20]使用基于高斯滤波与萤火虫算法的贝叶斯网络算法,有效提高了裂纹扩展深度的预测精度;D. Lee等^[21]给出了将DBN应用于航空器螺栓零件疲劳裂纹扩展预测的计算流程,并通过蒙特卡洛仿真对比验证了该模型的有效性。

上述文献为开展数据驱动的疲劳裂纹扩展预测方法研究奠定了良好基础,但大多基于等幅疲劳载荷谱展开,鲜有随机谱下的研究报道。在随机谱作用下,超载迟滞问题会逐渐显现,使用已有的方法直接进行计算会导致预测精度严重不足;

另外,对于DBN推断过程中的影响最终预测精度的各类因素也缺乏进一步的研究与探讨,有必要发展随机谱作用下的结构裂纹扩展预测方法。

为此,本文将动态贝叶斯网络应用到疲劳裂纹扩展预测中,并以粒子滤波算法作为DBN推断与更新的方法,通过输入裂纹长度与对应的载荷循环数并经过多次数据更新,得到准确的裂纹扩展预测。将该方法应用于铝合金单孔板与典型耳片连接结构中,考察其疲劳裂纹扩展的预测精度,研究所用粒子数量与观测偏差等因素对预测精度的影响规律。

1 基于粒子滤波的动态贝叶斯方法

1.1 动态贝叶斯网络

贝叶斯网络(Bayesian Networks,简称BN)是一种用于推理的图模型,通过节点与实线箭头来表征数据变量之间的关系。BN网络结构如图1所示,A、B、C、D、E是网络节点,箭头表示两个节点之间的关系; $A \rightarrow B$ 表示A传递到B,或B取值于A。定义原因节点(箭尾)A是结果节点(箭头)B的父节点,B是A的子节点。如果节点X存在有向通路到达Y,则称X是Y的祖先(图1中A是B、C、D、E的祖先)。

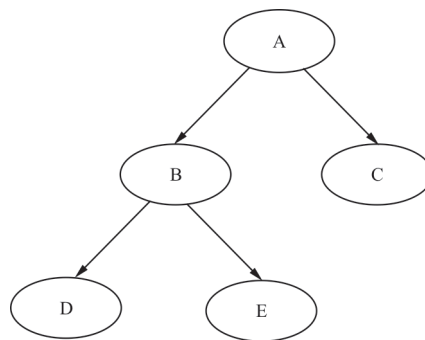


图1 贝叶斯网络示意图

Fig. 1 Schematic of Bayesian networks

动态贝叶斯网络(DBN)是BN在时间维度上的进一步扩展,是一种能够处理随时间变化的样本数据或观测数据的模型,其网络结构在变化过程中保持不变。节点A、B、C、D、E随着时间的变化而变化,但网络结构始终不发生改变,如图2所示。

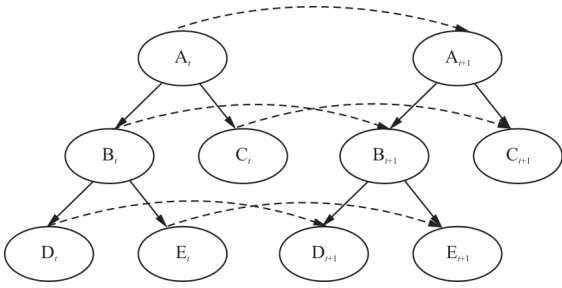


图2 动态贝叶斯网络示意图

Fig. 2 Schematic of dynamic Bayesian networks

DBN具有处理时序数据的能力,在研究不确定性问题时充分考虑了时间因素的影响。通常, DBN具备以下两个特点:1) 每个时序片内的网络拓扑结构是相同的,片与片之间通过虚线箭头进行连接;2) 第 t 帧的网络只与 $t-1$ 帧和 $t+1$ 帧的网络片有关,与其他网络片无关。因此, DBN能够更好地建模和推断随时间变化的数据,并为理解和解决时序相关的不确定性问题提供有力支持。

1.2 贝叶斯滤波方法

DBN是随机动态系统,设 X_k 为 k 时刻的状态, Y_k 为 k 时刻的观测,其简化示意图如图3所示。

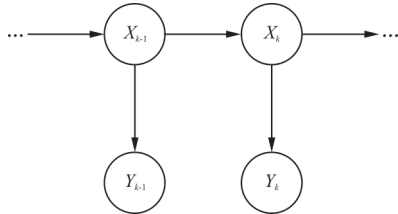


图3 DBN简化示意图

Fig. 3 Schematic of DBN

假设DBN系统满足一阶马尔科夫性,即状态方程(1),以及条件独立性,即观测方程(2):

$$P(X_k|X_{1:k-1}, Y_{1:k-1}) = P(X_k|X_{k-1}) \quad (1)$$

$$P(Y_k|X_{1:k}, Y_{1:k-1}) = P(Y_k|X_k) \quad (2)$$

式中: $P(X_k|X_{1:k-1}, Y_{1:k-1})$ 为当 $X_{1:k-1}$ 与 $Y_{1:k-1}$ 同时发生的前提下,发生 X_k 的概率; $X_{1:k-1}$ 为 $X_1, X_2, \dots, X_{k-1}$; $Y_{1:k-1}$ 同理。

由式(1)可知,当前状态 X_k 只依赖于前一状态 X_{k-1} ,而不受更早状态 $X_{1:k-2}$ 及观测 $Y_{1:k-1}$ 的影响。由式(2)可知,当前观测 Y_k 只与当前状态 X_k 有关,与其他状态 $X_{1:k-1}$ 及观测 $Y_{1:k-1}$ 无关。

利用DBN方法进行概率推断的步骤如下:

1) 初始化:根据先验知识初始化先验分布

$P(X_0)$ 。

2) 预测步:根据前 $k-1$ 个观测值估计第 k 步的 $P(X_k)$ 。

$$P(X_k|Y_{1:k-1}) =$$

$$\int P(X_k|X_{k-1})P(X_{k-1}|Y_{1:k-1})dX_{k-1} \quad (3)$$

3) 更新步:利用预测步结果和第 k 个观测值结合贝叶斯公式,可得:

$$\begin{cases} P(X_k|Y_{1:k}) = \frac{1}{Z_k} P(Y_k|X_k)P(X_k|Y_{1:k-1}) \\ Z_k = \int P(Y_k|X_k)P(X_k|Y_{1:k-1})dX_k \end{cases} \quad (4)$$

4) 重复预测步与更新步直到结束。

在推断过程中涉及积分问题,难以求其解析解,故常用数值解代替。贝叶斯滤波(Bayesian filtering)是常用于求解含有时序状态的数值解法,常用的贝叶斯滤波方法有卡尔曼滤波(Kalman filter,简称KF)、粒子滤波(Particle filter,简称PF)等。本文采用PF作为滤波算法,其基本思想是通过蒙特卡洛方法生成大量随机粒子,以近似表示状态的后验分布,从而实现状态估计。在粒子滤波算法的预测和更新过程中,只对这些粒子进行更新,然后加权求和以获得状态估计值。由于无需计算状态的后验协方差,PF算法更适用于处理非线性和非高斯分布情况。

PF的状态方程为

$$X_k = f(X_{k-1}, v_{k-1}) \quad (5)$$

式中: v_{k-1} 为状态方程中的噪声。

观测方程为

$$Y_k = h(X_k, n_k) \quad (6)$$

式中: n_k 为观测方程中的噪声。

采用PF算法中的序列重要性采样(Sequential Importance Sampling,简称SIS)推断DBN的后验,生成 N 个粒子,用这些粒子近似节点的后验概率为

$$P(X_{1:k}|Y_{1:k}) \approx \sum_{i=1}^N w_k^i \delta_{x_i, k} \quad (7)$$

式中:上标 i 表示第 i 个粒子,下标表示时间步长; w_k^i 为每个粒子 x_k^i 对应其在 k 时刻的权重; δ 为狄拉克函数。

根据贝叶斯定理(式(3)),状态变量 x_k 的先验概率密度 (Probability Density Function, 简称 PDF) 为

$$P(x_k|y_{k-1}) = \int P(x_k|x_{k-1})P(x_{k-1}|y_{k-1})dx_{k-1} \quad (8)$$

式中: x 为状态变量 X 的取值; y 为观测变量 Y 的取值。

采集 t 时刻信息后对状态变量 x_k 进行更新,得到后验 PDF:

$$P(x_k|y_k) = \frac{P(y_k|x_k)P(x_k|y_{k-1})}{P(y_k|y_{k-1})} \quad (9)$$

而归一化因子为

$$P(y_k|y_{k-1}) = \int P(y_k|x_k)P(x_k|y_{k-1})dx \quad (10)$$

进而可得:

$$P(x_k|y_k) \propto P(y_k|x_k)P(x_k|y_{k-1}) \quad (11)$$

称 $P(x_k|y_k)$ 为似然概率, 仅与观测方程有关, 假设方程满足均值为观测值 $h(x_k^i)$ 、方差为 r 的正态分布。 r 可称为观测偏差^[10], 一般由观测方法或传感器精度确定。 r 越大, 则表示观测方法或传感器的精度越低, 观测值与真实值之间的误差可能越大。可得更新权重 w_k^i :

$$w_k^i \sim \frac{1}{\sqrt{2\pi}r} \exp\left(-\frac{[y_k^i - h(x_k^i)]^2}{2r^2}\right) \quad (12)$$

使用式(13)对权重进行归一化处理, 可利用式(7)计算推断结果。

$$w_k^i = \frac{w_k^i}{\sum_{j=1}^N w_k^j} \quad (13)$$

2 基于动态贝叶斯的疲劳裂纹扩展预测方法

2.1 考虑不确定性的 Walker 模型

相较于 Paris 模型, Walker 模型在预测疲劳裂纹稳定扩展阶段的裂纹长度方面表现更为出色, 其可考虑应力比影响, 且公式所含参数较少。因此, 本文选择 Walker 模型作为疲劳裂纹扩展的物理模型, 并利用 DBN 方法推算出模型中所含的不确定参数 n, M 和 C 。Walker 模型如式(14)所示:

$$\frac{da}{dN} = C [\Delta K (1 - R)^{M-1}]^n \quad (14)$$

式中: a 为裂纹长度; N 为疲劳循环数; da 为裂纹长度增量; dN 为疲劳循环增量; ΔK 为一个加载循环内应力强度因子的变化幅值。

因为式(14)中参数 C 在数值上相对较小, 为统一不确定参数的数值量级, 将式(14)变换为

$$\ln \frac{da}{dN} = \ln C + n [\ln \Delta K + (M - 1) \ln (1 - R)] \quad (15)$$

当 dN 取单位循环数时, 可得:

$$\ln da = \ln C + n [\ln \Delta K + (M - 1) \ln (1 - R)] \quad (16)$$

2.2 裂纹扩展预测算法

采用 PF 进行贝叶斯求解, 建立的基于动态贝叶斯网络疲劳裂纹扩展预测算法如图 4 所示。第 k 个循环数中的第 i 个粒子用 x_k^i 表示, 其权重为 w_k^i , 该粒子的三个参数分别是 C_k^i, M_k^i, n_k^i , 则预测流程如下:

1) 输入模型初始裂纹长度 a_0 、基于先验知识的 Walker 模型参数的 PDF: $P(C_0), P(M_0), P(n_0)$; 在先验知识有限的情况下, 这些参数的分布可被设定为符合客观事实的正态分布或均匀分布。输入更新时的观测偏差 r 、用于粒子滤波的粒子数 (Particle Number, 简称 PN, 本文用 L 表示)、裂纹扩展的偏差 (即状态转移偏差) v 、裂纹扩展最大循环数 $\max N$ 。

2) 输入需要更新时的循环数和对应的裂纹长度。

3) 初始化粒子 x_0^i 及其权重 w_0^i , 其中 x_0^i 的参数由 $P(C_0), P(M_0), P(n_0)$ 抽样获得, $w_0^i = 1/L$ 。

4) 定义循环计数器 $k=0$ 。

5) 检查循环计数器 k 是否等于需要更新的循环数, 若相等进入 DBN 更新步, 否则进入 DBN 推断步。假定状态偏差符合以均值为 a_k 、方差为 v 的正态分布, 则状态方程(式(5))可由式(17)表示, 式中 $\text{Walker}(x_k^i)$ 表示将粒子 x_k^i 代入 Walker 模型得到的裂纹扩展长度。DBN 更新步由式(12)、式(13)获得 w_k^i , 具体可由式(18)表示。

$$a_k^i \sim N(\text{Walker}(x_k^i), v) \quad (17)$$

$$w_k^i \sim \frac{1}{\sqrt{2\pi}r} \exp\left(\frac{-(a_k^i - a_k)^2}{2r^2}\right) \quad (18)$$

6) 判断 $k > \max N$, 是则终止计算, 否则返回步骤5)。

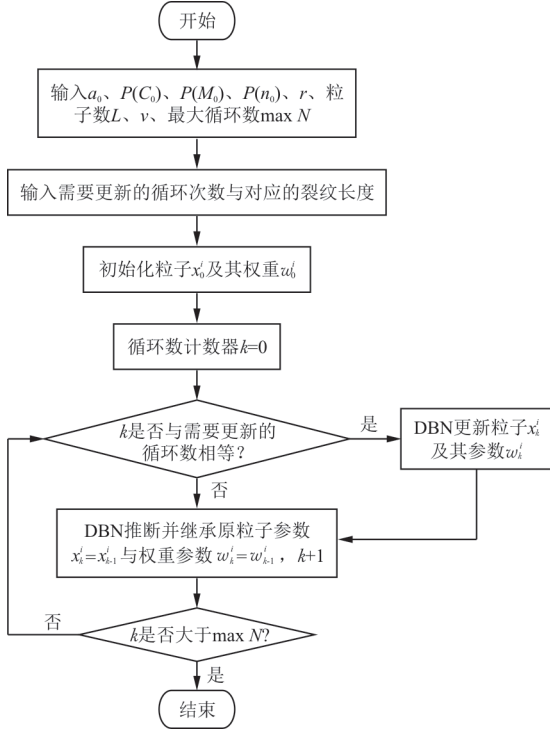


图4 基于动态贝叶斯网络的疲劳裂纹扩展预测算法
Fig. 4 Fatigue crack propagation prediction algorithm based on dynamic Bayesian network

因传统蒙特卡洛方法在粒子处理过程中容易出现粒子退化问题, 本文采用粒子重采样(Resampling)策略解决这一问题。在重采样过程中, 重新选择粒子并相应地调整其权值以重新定义PDF, 通过增加高权值粒子的复制数量、减少低权值粒子的复制数量来实现。常见的粒子重采样方法包括独立随机采样和低方差采样, 在研究过程中发现独立随机采样所需的计算时间较长。鉴于计算过程通常具有大量的粒子数, 本文采用低方差采样方法, 以提高计算效率、覆盖更大的样本空间。

低方差采样的过程如图5所示, 首先将所有粒子依次放置于0~1的数值区间上, 使每个粒子占据与其权值成比例的区间长度。从0~1/L之间随机选取一个数 $u \sim U(0, 1/L)$, 再使用公式 $u + (m-1)/L$ 来选取余下的 $L-1$ 数, 其中 $m=1, 2, \dots, L$ 。每个被选取的数所对应的粒子区间即为进行重采样选取的粒子的区间。



图5 低方差采样算法示意图
Fig. 5 Schematic of low variance sampling algorithm

3 算例

为验证基于动态贝叶斯网络裂纹扩展预测方法的可靠性, 选取铝合金单孔板与耳片连接结构件开展相关研究, 基本思路为: 分别对两种结构开展疲劳裂纹扩展试验, 记录裂纹长度与循环次数之间的关系, 使用DBN方法进行裂纹扩展预测。

3.1 单孔板疲劳寿命分析

3.1.1 单孔板疲劳试验

单孔板试验件构型如图6所示, 长、宽、厚分别为300、60和2 mm, 中心孔径4 mm, 材料为LY12-CZ铝合金, 室温下弹性模量71 GPa, 泊松比0.33, 在孔边沿宽度方向两侧预制长度均为1 mm的裂纹。

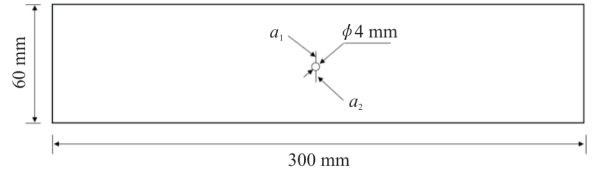


图6 单孔板结构几何尺寸示意图
Fig. 6 Schematic of single-hole plate structural

根据LY12-CZ铝合金的力学性能及孔截面净截面面积, 施加等幅载荷谱, 使得孔截面名义应力均值为220 MPa, 应力比为0.3。对单孔板试验件开展疲劳试验, 在裂纹扩展路径上粘贴标尺, 借助数码显微镜观测裂纹长度, 并记录裂纹长度及对应的循环数。

3.1.2 单孔板疲劳寿命预测

为探究DBN推断的准确性, 参照文献[22]中提供的参数, 设定结构基于Walker裂纹扩展所需的参数为: $\ln C = -22.512$, $n = 3.629$, $M = 0.522$, $a_0 = 1$ mm, 根据实际断裂情况在有限元软件中建模计算参数 ΔK , 设置初始先验分布为均匀分布, 分别为 $\ln C \sim U[-20.512, -24.512]$ 、 $n \sim$

$U[3.129, 4.129]$ 、 $M \sim U[0.322, 0.722]$ 。经过计算得到DBN网络推断的裂纹扩展长度与循环数之间的关系,如图7所示。图7中的理论值表示用给定参数的Walker模型计算得出的疲劳裂纹扩展曲线;5% bounds和95% bounds分别表示推断结果的5%边界和95%边界,即5%~95%区域内有90%的推断结果,意味着裂纹长度在此区间内的置信度为90%;50% bounds是中值线。假设 $r=0.5$,用50万个粒子进行DBN推断,并在循环次数10 000、13 000、16 000、18 000时更新参数。

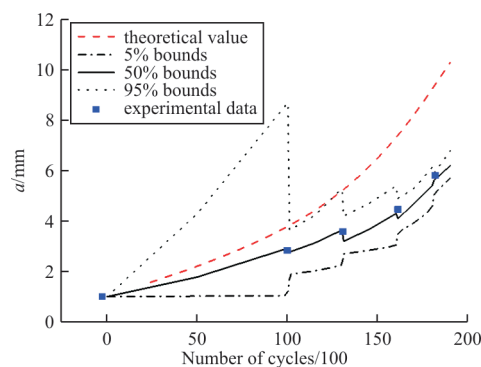


图7 单孔板DBN推断裂纹长度结果

Fig. 7 Inference results of crack length for single hole plate using DBN

从图7可以看出:每次更新参数后,裂纹长度预测值中值均朝着试验值的趋势偏移,相对于传统预测方法,DBN网络推断的精度有明显的提高。

在选取观测偏差 r 时, r 取值越大,PF更新时粒子权重的方差越大,粒子的分散性越强,对裂纹预测的精度影响越大。从图7可以看出: $r=0.5$ 时可以预测得到较高精度的结果。

在采用粒子滤波算法时,需要确定粒子的数量。增加粒子数量可以提高推断结果的精度,但也会成倍增加计算所需的时间。因此,研究确定所需的最佳粒子数量区间是必要的。使用KL散度、JS散度作为衡量两个概率(Probability,简称 P)的相似程度,由定义可知,越接近0代表两个 P 越相似。

分别计算选取不同粒子数进行PF更新后的裂纹长度预测结果,发现随着选取粒子数的增多,预测结果逐渐收敛至一确定值,选取100万粒子数的推断结果作为评价标准,计算不同粒子数推断结果相对于其的KL和JS散度,结果如图8所示,可以看出:推断结果精度随PF所用粒子数的增多

而缓慢提高,粒子数达到50万以后精度几乎没有变化;由此可见,在采用本文方法时应进行粒子数优化分析以获得计算效率和预测精度的平衡。

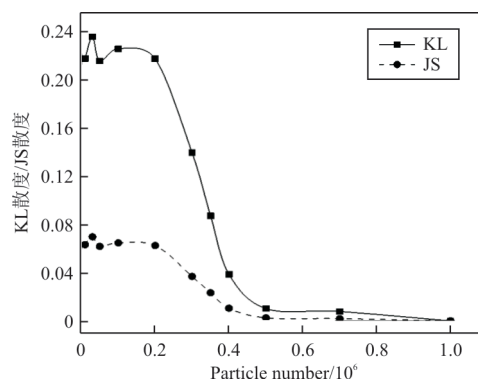


图8 18 000疲劳循环时不同粒子数更新裂纹长度PDF的KL、JS

Fig. 8 KL and JS of crack length PDF were updated with different particle numbers at 18 000 fatigue cycles

3.2 耳片连接结构疲劳寿命分析

3.2.1 耳片连接结构疲劳试验

耳片连接结构试验件构型如图9所示,长度239 mm,宽度78 mm,厚度4 mm,孔径32 mm,边缘倒角后的孔上缘直径34 mm(简化模型中不考虑),材料为LY12-CZ铝合金,屈服强度 $\sigma_s=362$ MPa。

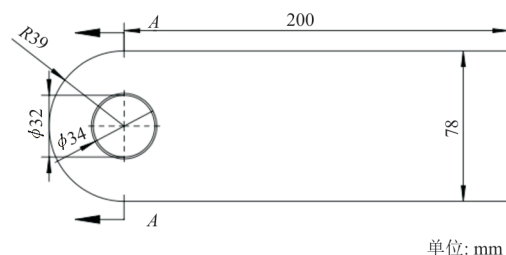


图9 耳片试验件几何尺寸示意图

Fig. 9 Schematic of lug structural

疲劳试验施加的随机载荷谱如图10所示,该块谱由四个循环组成,单个块谱内的危险截面名义应力最大值为110 MPa。

对耳片试验件进行疲劳试验,并在试验过程中采用贴附式涡流阵列传感器测量裂纹长度。试验过程及疲劳断裂后的耳片试验件如图11所示,可以看出:裂纹出现在孔边左侧,右侧无裂纹萌生。左侧裂纹长度与循环数的试验结果如表1所示。

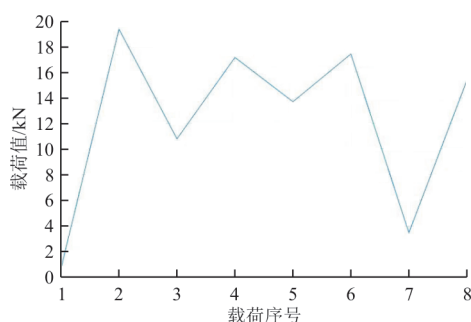
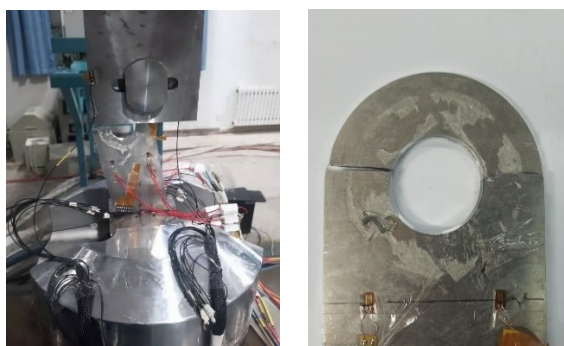


图10 耳片试验件随机载荷谱谱形

Fig. 10 The shape of random load spectrum



(a) 耳片试验件疲劳试验 (b) 疲劳断裂后的耳片试验件

图11 耳片疲劳试验及疲劳断裂后的耳片试验件

Fig. 11 Fatigue test of lug and the lug after fatigue cracked

表1 裂纹长度—循环数试验结果

Table 1 The relationship between crack length and number of cycles

裂纹长度/mm	采集数据点数	对应的循环数
0	13 421	265 776
1.3	13 522	267 776
2.6	13 611	269 538
4.6	13 721	271 716
6.6	13 806	273 400
8.6	13 862	274 509
10.6	13 902	275 301
12.6	13 935	275 954

3.2.2 耳片连接结构疲劳寿命预测

选取 Walker 模型参数为: $\ln C = -22.512$, $n = 3.629$, $M = 0.522$, $a_0 = 1.3$ mm, 根据实际断裂情况在有限元软件中建模计算参数 ΔK , 施加给定循环载荷, 设置初始先验分布为 $\ln C \sim U[-20.512, -24.512]$ 、 $n \sim U[3.129, 4.129]$ 、 $M \sim U[0.322, 0.722]$ 。利用 DBN 算法计算左侧

裂纹扩展长度与循环数之间关系, 预测结果如图 12 所示。为了考察 DBN 的更新效果, 设置较大的观测偏差 $r=1$, 用 50 万个粒子进行 DBN 推断, 并在循环次数为 271 716、273 400、274 509、275 301、275 954 时更新参数。

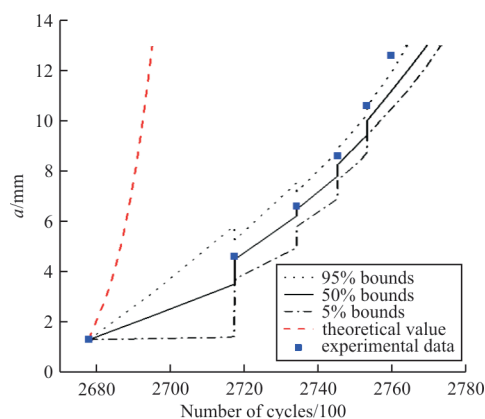


图12 耳片试验件 DBN 推断裂纹长度结果

Fig. 12 Inference results of crack length for lug using DBN

从图 12 可以看出: 经过 5 次 PF 更新后, 裂纹长度预测值中值相对于试验值出现了一定的偏差, 这是由于本文所采用算法包含重采样过程, 使得在多次更新后粒子多样性降低, 在面对疲劳裂纹扩展本身存在的不确定性时, 包含有可以较准确推断裂纹扩展长度的粒子数量变少所导致的。增加粒子数或者使用独立随机采样方法进行粒子重采样可以在一定程度上解决该问题, 但是所需计算成本也将成倍增加。权衡计算成本与预测精度后, 本文认为该误差是可以接受的, 且相对于传统预测方法, DBN 网络推断的精度有明显提高。

可以看到, 尽管选取的 r 较大, 但预测结果仍然取得较高精度, 说明在本文研究算例中, $r \leq 1$ 可以满足预测精度要求。

分别输出 273 400、274 509、275 301 循环时, 更新前后裂纹长度的 PDF, 如图 13~图 15 所示, 可以看出: 更新前后预测的裂纹长度均值接近, 但通过更新降低了推断的方差, 从而显著提升预测精度。

依据结构剩余强度计算不同预测方法下结构疲劳寿命, 根据材料屈服强度及受力峰值确定破坏时对应的结构最大裂纹长度为 16.2 mm, 以此长度为标准计算不同预测方法对应的载荷循环数。传统理论方法预测结果为裂纹萌生后 3 443 个循环, DBN 网络预测结果为裂纹萌生后 9 720 个循环,

环,实际试验中为裂纹萌生后 8 945 个循环,传统方法预测误差为 61.5%,DBN 预测方法误差为 8.6%。相对于传统物理模型的预测结果,基于粒子滤波的 DBN 推断方法,使得裂纹扩展预测精度提升了 50% 以上,表明该方法在用于随机载荷作用下的结构疲劳裂纹扩展时,仍然具有较高的预测精度。

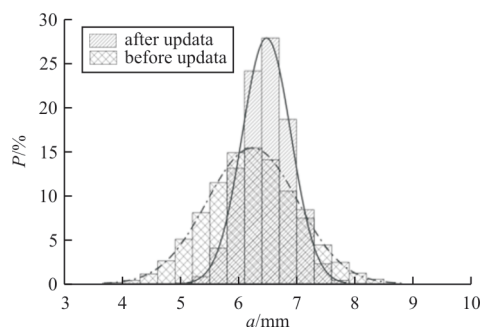


图 13 273 400 疲劳循环时更新前后的裂纹长度 PDF

Fig. 13 Crack length PDF before and after update at 273 400 fatigue cycles

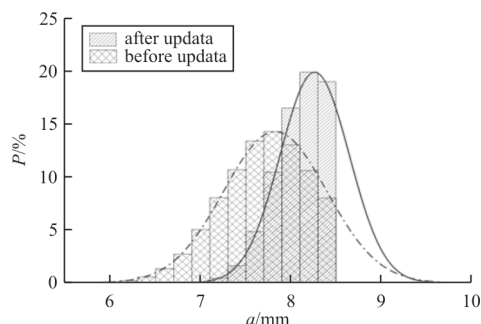


图 14 274 509 疲劳循环时更新前后的裂纹长度 PDF

Fig. 14 Crack length PDF before and after update at 274 509 fatigue cycles

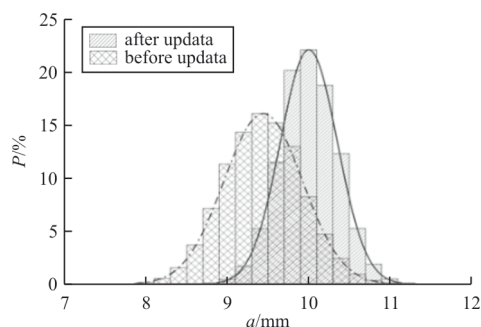


图 15 275 301 疲劳循环时更新前后的裂纹长度 PDF

Fig. 15 Crack length PDF before and after update at 275 301 fatigue cycles

4 结 论

1) 本文建立了一种基于粒子滤波算法的结构

疲劳裂纹扩展动态贝叶斯推断方法,以含有不确定性参数的 Walker 公式作为裂纹扩展的物理模型,结合疲劳裂纹扩展的先验知识及裂纹长度观测值来实现准确的疲劳裂纹扩展预测。

2) 在等幅谱和随机谱作用下,DBN 方法预测的疲劳裂纹长度均能保持较高的预测精度。与试验结果对比,裂纹长度预测精度相对传统物理模型提升 50% 以上。

3) 本文模型方法可实现结构疲劳裂纹扩展的准确预测,为飞行器的检修与维护、寿命管理、寿命监控等提供理论依据与方法指导。

参 考 文 献

- [1] 杨伟博. 基于在线监测和粒子滤波的裂纹扩展预测方法[D]. 南京: 南京航空航天大学, 2017.
YANG Weibo. On-line monitoring and particle filter based fatigue crack growth prediction[D]. Nanjing: Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2017. (in Chinese)
- [2] 陈致名, 唐宁, 范华飞. 复杂结构飞行器的飞行载荷建模方法研究[J]. 航空工程进展, 2022, 13(2): 45-50.
CHEN Zhiming, TANG Ning, FAN Huafei. Study on flight load modeling method for complex structure aircraft[J]. Advances in Aeronautical Science and Engineering, 2022, 13(2): 45-50. (in Chinese)
- [3] 杨智春, 于哲峰. 结构健康监测中的损伤检测技术研究进展[J]. 力学进展, 2004(2): 215-223.
YANG Zhichun, YU Zhefeng. Research progress of damage detection technology in structural health monitoring[J]. Advances in Mechanics, 2004(2): 215-223. (in Chinese)
- [4] SUN B, ZENG S K, KANG R, et al. Benefits and challenges of system prognostics[J]. IEEE Transaction on Reliability, 2012, 61(2): 323-335.
- [5] 王旭亮. 不确定性疲劳寿命预测方法研究[D]. 南京: 南京航空航天大学, 2009.
WANG Xuliang. Research on uncertain methods for fatigue life prediction[D]. Nanjing: Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2009. (in Chinese)
- [6] 胡昌华, 施权, 司小胜, 等. 数据驱动的寿命预测和健康管理技术研究进展[J]. 信息与控制, 2017, 46(1): 72-82.
HU Changhua, SHI Quan, SI Xiaosheng, et al. Data-driven life prediction and health management: state of the art[J]. Information and Control, 2017, 46(1): 72-82. (in Chinese)
- [7] 苏多, 柳鑫. 数字孪生驱动下的装备适航性和安全性设计与验证技术研究[J]. 航空科学技术, 2021, 32(11): 23-33.
SU Duo, LIU Xin. Research on design and verification technology of equipment airworthiness and safety driven by digital twins[J]. Aeronautical Science & Technology, 2021, 32

- (11): 23-33. (in Chinese)
- [8] 董雷霆, 周轩, 赵福斌, 等. 飞机结构数字孪生关键建模仿真技术[J]. 航空学报, 2021, 42(3): 113-141.
DONG Leiting, ZHOU Xuan, ZHAO Fubin, et al. Key technologies for modeling and simulation of airframe digital twin[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2021, 42(3): 113-141. (in Chinese)
- [9] WANG M M, FENG S Z, INCECIK A, et al. Structural fatigue life prediction considering model uncertainties through a novel digital twin-driven approach[J]. Computer Methods in Applied Mechanics & Engineering, 2022, 391: 19.
- [10] PINZ M, WEBER G, STINVILLE J C, et al. Data-driven Bayesian model-based prediction of fatigue crack nucleation in Ni-based superalloys[J]. Npj Computational Materials, 2022, 8(1): 39-48.
- [11] YE Y, YANG Q, ZHANG J, et al. A reconfigurable dynamic Bayesian network for digital twin modeling of structures with multiple damage modes[J]. Theoretical and Applied Mechanics Letters, 2023, 13(4): 100440.
- [12] CHAVOSHI S Z, TAGARIELLI V L. Data-driven prediction of the probability of creep-fatigue crack initiation in 316H stainless steel[J]. Fatigue & Fracture of Engineering Materials & Structures, 2023, 46(1): 212-227.
- [13] FENG C, XU L, ZHAO L, et al. A state-of-art review on prediction model for fatigue performance of welded joints via data-driven method[J]. Advanced Engineering Materials, 2023, 25(9): 2201430.
- [14] GUO X, LIU X, LONG G, et al. Data-driven prediction of the fatigue performance of corroded high-strength steel wires [J]. Engineering Failure Analysis, 2023, 146: 107108.
- [15] 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[J]. IEEE Transaction on Reliability, 2014, 63(1): 191-207.
- [16] NASIRI S, KHOSRAVANI M R. Applications of data-driven approaches in prediction of fatigue and fracture[J]. Materials Today Communications, 2022, 33: 104437.
- [17] LIANG Z, WANG X, CUI Y, et al. A new data-driven probabilistic fatigue life prediction framework informed by experiments and multiscale simulation[J]. International Journal of Fatigue, 2023, 174: 107731.
- [18] CASTILLO E, GUTIERREZ J M, HADI A S. Expert systems and probabilistic network models [M]. Berlin: Springer Science & Business Media, 2012: 63.
- [19] LI C Z, MAHADEVAN S, LING Y, et al. Dynamic Bayesian network for aircraft wing health monitoring digital twin[J]. AIAA Journal, 2017, 55(3): 930-941.
- [20] WANG W, YANG Y, LI M, et al. Prediction of fatigue crack propagation based on dynamic Bayesian network[J]. Advances in Mechanical Engineering, 2022, 14(11): 1687-1693.
- [21] LEE D, KIM N, KIM M S. Dynamic Bayesian network for fatigue-crack-related risk assessment of aerospace bolts[J]. Journal of Aerospace Information Systems, 2022, 19(6): 437-446.
- [22] 中国航空学会结构设计强度专业委员会. 随机载荷谱裂纹扩展寿命模型[M]. 西安: 西北工业大学出版社, 1989.
Structural Design Strength Professional Committee, Chinese Society of Aeronautics and Astronautics. Random load spectrum crack propagation life model[M]. Xi'an: Northwestern Polytechnical University Press, 1989. (in Chinese)

作者简介:

漆昕(2000—),男,硕士研究生。主要研究方向:航空结构疲劳与断裂力学。

李彪(1987—),男,博士,副教授。主要研究方向:结构完整性。

张腾(1987—),男,博士,讲师。主要研究方向:飞行器结构寿命控制与服役(作战)完整性。

李亚智(1962—),男,博士,教授。主要研究方向:结构完整性。

何宇廷(1966—),男,博士,教授。主要研究方向:飞行器结构寿命控制,结构健康监测与飞行器服役(作战)完整性。

(编辑:马文静)