

基于贝叶斯更新的整体加筋壁板裂纹扩展 寿命动态预测方法

张力文, 宁宇, 张彦军, 赵天娇

(中航工业第一飞机设计研究院, 西安, 710089)

摘要 以整体加筋壁板的孔边、R区等疲劳危险区域为研究对象开展裂纹扩展研究,提出一种裂纹扩展跨边界区域仿真计算的处理方法,以及一种基于贝叶斯更新的裂纹扩展寿命动态预测方法。基于 Pairs 裂纹扩展速率模型,结合 Abaqus/Zencrack 对等比例加筋壁板有限元模型进行联合仿真,将仿真计算结果与试验数据输入样本数据集,利用神经网络构建疲劳裂纹扩展参数库;采用动态贝叶斯网络进行推断,构建适用于加筋壁板的疲劳裂纹扩展寿命预测模型;开展等幅谱加载下整体加筋壁板结构的裂纹扩展试验分析。结果表明:所提出的裂纹扩展跨边界区域仿真计算处理方法有效保障了仿真数据的连续性,基于贝叶斯更新的裂纹扩展寿命动态预测方法能够有效修正仿真数据相较于试验数据的偏差,生成更接近真实裂纹扩展行为的预测结果。

关键词 整体加筋壁板;神经网络;动态贝叶斯网络;Pairs模型;疲劳裂纹扩展

DOI 10.3969/j.issn.2097-1915.2025.03.007

中图分类号 V216 **文献标志码** A **文章编号** 2097-1915(2025)03-0052-10

A Method of Dynamically Predicting Crack Propagation Life of Integrally on Stiffened Panels Based on Bayesian Updating

ZHANG Liwen, NING Yu, ZHANG Yanjun, ZHAO Tianjiao

(The First Aircraft Institute of AVIC, Xi'an 710089, China)

Abstract In this paper focuses on crack propagation research in fatigue-critical regions such as hole edges and R-zones at stiffened panels. A simulation-based processing method for crack propagation across boundary regions is proposed, along with a Bayesian-updating-based dynamic fatigue crack propagation life prediction method. Based on the Pairs crack propagation rate model in combination with Abaqus/Zencrack, a finite element model of a scaled stiffened panel is simulated. The simulation results and the experimental data are input into a sample dataset, and a neural network is used to build a fatigue crack propagation parameter database. Dynamic Bayesian network (DBN) inference is adopted to construct a fatigue crack propagation life prediction model suitable for stiffened panels. Fatigue crack propagation experiments are made on the stiffened panel structure under condition of constant amplitude loading are also conducted. The results show that the proposed simulation processing method for crack propagation across boundary

收稿日期: 2024-09-27

基金项目: 航空科学基金(2020Z009003002)

作者简介: 张力文(1995—),男,陕西勉县人,助理工程师,硕士,研究方向为飞机强度。E-mail:zhanglw042@avic.com

通信作者: 宁宇(1982—),男,福建邵武人,正高级工程师,硕士,研究方向为飞机强度。E-mail:ningy001@avic.com

引用格式: 张力文,宁宇,张彦军,等.基于贝叶斯更新的整体加筋壁板裂纹扩展寿命动态预测方法[J].空军工程大学学报,2025,26(3):52-61. ZHANG Liwen, NING Yu, ZHANG Yanjun, et al. A Method of Dynamically Predicting Crack Propagation Life of Integrally on Stiffened Panels Based on Bayesian Updating[J]. Journal of Air Force Engineering University, 2025, 26(3): 52-61.

regions is enabled to effectively ensure the continuity of simulation data. The Bayesian-updating-based dynamic fatigue crack propagation life prediction method can effectively correct deviations between the simulation data and the experimental data, generating predictions still more close to the actual crack propagation behavior.

Key words integrally stiffened panels; neural network; dynamic Bayesian network; Pairs model; fatigue crack propagation

疲劳裂纹是影响结构寿命和安全性的的重要因素。疲劳裂纹扩展通常由于循环载荷作用引起应力集中,微观缺陷逐渐演变为裂纹,并随着时间推移逐步扩展直至失稳,最终导致结构破坏。这一过程严重影响结构的强度和刚度,甚至可能引发灾难性的结构失效。

近年来,随着人工智能和机器学习技术的发展,基于数据驱动的方法被广泛应用于各种科学与工程问题中^[1-4]。结合物理模型与仿真结果,数据驱动方法能够有效地对数据集进行训练和分析,从而预测疲劳裂纹扩展行为。文献[5]针对不同应力比条件下的裂纹扩展速率建模,对比分析了多种机器学习算法的性能。文献[6]将导波结构健康监测技术与粒子滤波算法结合,通过贝叶斯理论对裂纹扩展过程进行动态更新预测,解决了裂纹扩展中的不确定性问题。文献[7]提出混合物理数据模型(HP-DM),将物理模型与数据驱动方法相结合,用于金属材料的疲劳寿命预测。文献[8]通过裂纹扩展速率的机器学习模型(CGR-ML),利用非线性裂纹长度选择方法选择裂纹检测点,引入动态修正策略,以提高预测精度。针对加筋壁板的裂纹扩展研究,文献[9]基于线弹性断裂力学和有限元方法,结合NASGRO软件的裂纹扩展模型,对工字型长桁加筋壁板的裂纹扩展寿命进行了计算。文献[10]通过有限元建模,分析裂纹向筋条扩展的过程中,筋板面积比 β 以及筋条不同高宽比(h/b)对裂尖应力强度因子的影响。文献[11]针对含纵向裂纹的机身壁板结构开展裂纹扩展分析,综合分析加筋影响等因素,验证了其解析法的有效性。文献[12]引入裂纹转折理论,对整体加筋壁板裂纹扩展轨迹和疲劳寿命变化进行了研究。文献[13]基于连续壳体的扩展有限元计算,实现了大尺寸加筋板壳结构断裂参数的精确求解。针对焊接加筋壁板,文献[14]开展仿真模拟,通过与试验比对验证了其仿真模型的有效性。文献[15]开展多尺度建模,分析了焊残余应力对裂纹扩展速率和应力强度因子的作用。

综上所述,在加筋壁板裂纹扩展研究中:一方面,基于数据驱动与物理模型融合的疲劳裂纹扩展寿命预测方法尚未在整体加筋壁板结构中得到充分

应用;另一方面,尽管当前针对整体加筋壁板的裂纹扩展研究已经建立了较为成熟的仿真分析基础,但在疲劳裂纹扩展寿命的动态预测方面,仍缺乏适配的方法和工具。为此,本文提出了一种基于贝叶斯更新的加筋壁板裂纹扩展寿命动态预测方法。通过高精度仿真数据与试验数据构建样本数据集,利用神经网络技术训练并生成疲劳裂纹扩展参数库,结合动态贝叶斯网络算法,实现裂纹扩展寿命的动态预测与实时更新。本文旨在构建适用于整体加筋壁板的疲劳裂纹扩展寿命预测模型,为复杂金属结构的疲劳裂纹扩展过程提供高效、精确的寿命预测方法。该方法能够解决现有试验方法难以覆盖复杂工况、耗时耗资等问题,为未来复杂结构的疲劳寿命预测提供数据支持与理论依据。

1 研究对象

1.1 试验件示意图

研究选取整体加筋壁板作为试验对象,开展等幅谱下的疲劳裂纹扩展试验。试验件采用机加工工艺一体化制造,尺寸为1 300 mm×740 mm×50 mm,材料为2024-T3铝合金,弹性模量 $E=70$ GPa,泊松比 $\nu=0.33$,屈服强度 $\sigma_s=371$ MPa,抗拉强度 $\sigma_b=422$ MPa。壁板包含5根均布的工字长桁,长桁间距为148 mm,壁板中间区域铆孔直径为6 mm,如图1所示,在相应铆孔位置,预制长度为3 mm的孔边对穿裂纹,并标记为1#裂纹与2#裂纹。

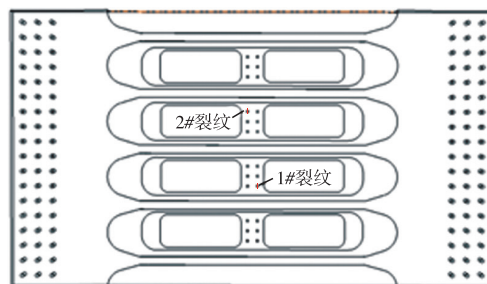


图1 试验件构型

Fig. 1 Test specimen configuration

1.2 有限元模型

建立等比例的整体加筋壁板CAD模型,如图2所示,模型包含夹持段、过渡段及试验段,其中试验

段沿壁板中轴线对称划分,总宽度设定为 60 mm。

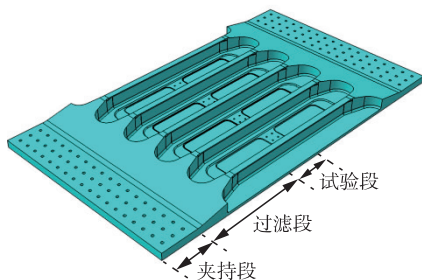


图 2 整体加筋壁板 CAD 模型

Fig. 2 Integral stiffened panel CAD model

建立有限元模型,对夹持段与过渡段模型结构进行简化,采用四面体单元稀疏布种划分网格;对试验段孔边、R 区、长桁等关键区域结构进行拆分优化,并采用六面体单元划分网格,如图 3 所示。

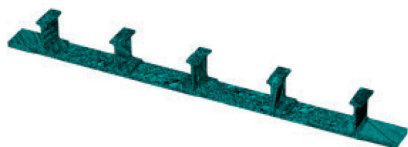


图 3 试验段网格划分

Fig. 3 Mesh partitioning of the test section

2 Abaqus/Zencrack 联合仿真

本研究基于 Abaqus 与 Zencrack 开展整体加筋壁板模拟仿真工作,具体操作流程如图 4 所示。

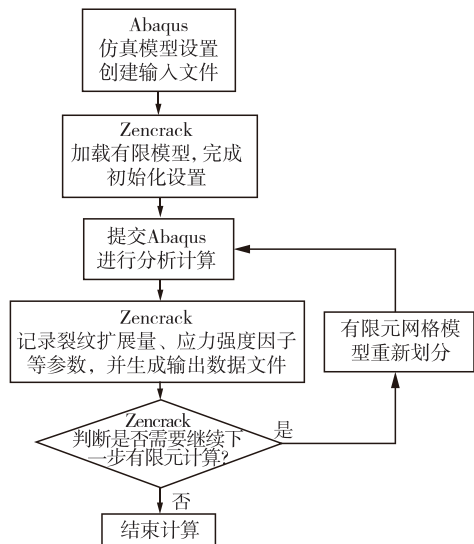


图 4 联合仿真流程图

Fig. 4 Flowchart of joint simulation process

在裂纹扩展分析中,Zencrack 基于最大拉应力准则定义单元边界并描述裂纹扩展路径,根据对应裂纹扩展速率模型,依据相应的裂纹扩展速率模型,利用能量释放率准则进行裂纹扩展积分计算,得到裂纹扩展量 a ,裂纹扩展角 θ ,应力强度因子 K 等裂纹扩展参数,并生成输出数据库(ODB)文件。基于

联合仿真后的 ODB 文件进行可视化处理,如图 5 所示。

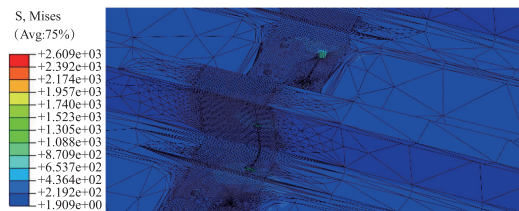


图 5 裂纹扩展仿真应力云图

Fig. 5 Simulated stress contours during crack propagation

从图 5 可以看出整体加筋壁板结构在裂纹扩展工况下的等效应力分布情况。裂纹路径在扩展过程中沿结构对称轴保持稳定,整体呈现近似直线传播的特征,且应力分布合理性与结构响应一致性方面均表现良好,表明所建立的有限元模型和裂纹扩展策略的适用性与准确性。

2.1 仿真初始设置

本研究采用 Paris 模型^[16]进行裂纹扩展速率的计算:

$$\frac{da}{dN} = C(\Delta K)^m \quad (1)$$

式中: a 为裂纹长度,单位 mm; N 为疲劳循环数; da 为裂纹增长量; dN 为疲劳循环增长量; ΔK 为 1 个加载循环内应力强度因子的变化幅值,单位 $\text{MPa} \cdot \sqrt{\text{mm}}$; C, m 为材料常数。

参考文献[17],选取材料参数: $C=1.1175 \times 10^{-13}$, $m=3.0167$,裂纹扩展阈值 $\Delta K_{th}=50.0 \text{ MPa} \cdot \sqrt{\text{mm}}$,断裂韧性 $K_{IC}=1098.99 \text{ MPa} \cdot \sqrt{\text{mm}}$ 。

完成参数设置后,根据裂纹初始位置,采用重划分网格方法,将初始裂纹注入模型中,如图 6 所示。

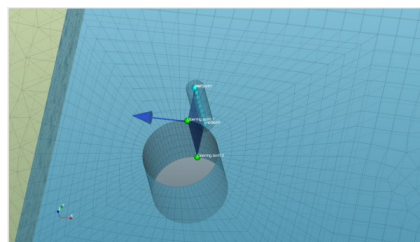


图 6 注入初始裂纹

Fig. 6 Remeshing of the crack front

由于 1# 裂纹与 2# 裂纹沿壁板中轴线反对称分布,应力状态相似,失效风险相同,现取 2# 裂纹的扩展行为作为研究对象。

2.2 裂纹扩展跨边界区域处理方法

加筋壁板的结构特征复杂,以长桁结构为例,当初始裂纹扩展至长桁时,裂纹前缘会沿着长桁结构的方向垂直扩展,并进一步形成新的裂纹扩展分支。在数值仿真计算中,这些新的裂纹扩展分支往往难

以被有效识别和处理,从而引发裂纹数量增加、局部区域出现奇异应力集中等问题。最终,这些问题可能引发网格畸变,导致计算过程无法正常完成。

在建立裂纹扩展参数数据库的过程中,数据的连续性和样本的丰富性至关重要。数据越连续,样本量越充分,神经网络的训练效果越优。因此,对于因仿真计算中断而产生断裂的数据段,可以通过跨边界区域处理方法对断裂数据进行拼接,从而恢复裂纹扩展仿真计算数据的连续性和完整性。

基于上述背景,本文提出了一种裂纹跨边界区域处理方法,以确保仿真计算数据的连续性和科学性,该方法的技术流程如图7所示。

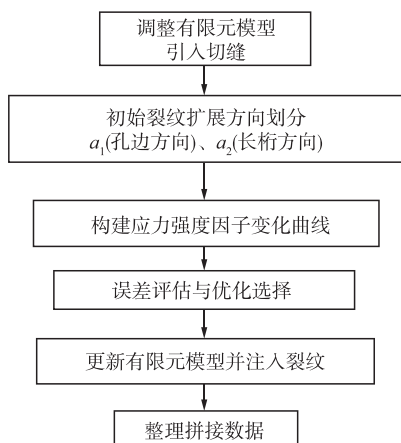


图7 裂纹跨边界区域处理方法的操作流程示意图

Fig. 7 Operational flow diagram for the crack crossing boundary region treatment method

1)在仿真计算过程中,当裂纹扩展至孔边、R区、长桁等结构时,调整有限元模型,引入特定宽度的切缝来模拟裂纹扩展结果。本研究中,切缝宽度分别设置为0.1 mm、0.2 mm、0.3 mm。

2)如图8所示,沿孔边扩展的方向(裂纹记为 a_1),并以 a_1 的裂纹尖端作为对应方向的零点;沿长桁扩展的方向(裂纹记为 a_2),并以 a_2 的裂纹尖端作为对应方向的零点。根据有限元模型调整前后的仿真数据,建立 a - K 曲线,通过误差评估,选择合适的切缝宽度。

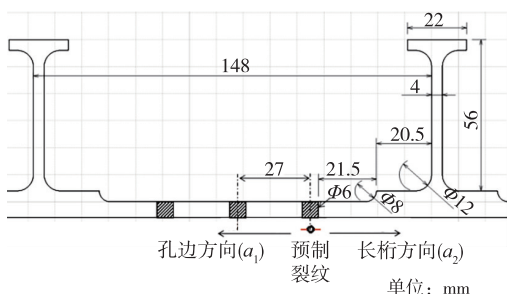


图8 裂纹扩展区域壁板结构示意图

Fig. 8 Schematic diagram of the wall panel structure in the crack propagation region

3)对满足精度与连续性要求的数据进行拼接,更新有限元模型,并匹配前一步的裂纹扩展位置。在更新后的模型中重新注入裂纹,开展新一轮的裂纹扩展仿真计算,最终整理得到完整的仿真数据。如图9所示,当裂纹跨越长桁后,在裂纹扩展的边界处重新注入裂纹。

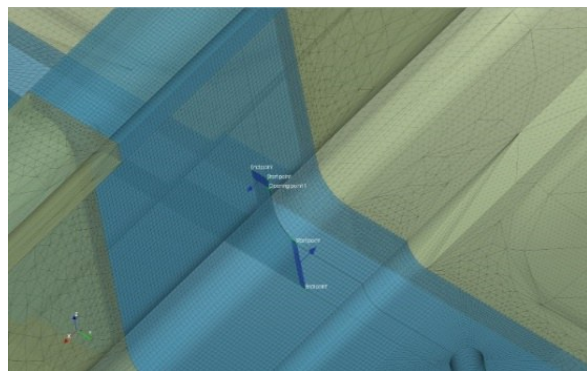
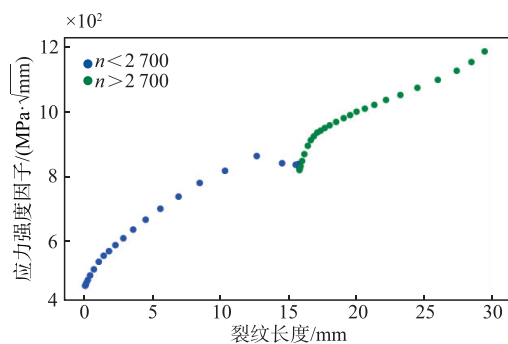


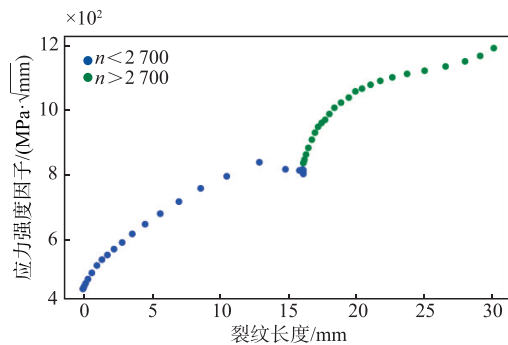
图9 跨区域处理后重新引入裂纹

Fig. 9 Reintroducing cracks after cross-region processing

裂纹沿孔边方向(a_1)扩展时,以预制3 mm 裂纹的裂纹前缘为零点,裂纹扩展长度为横坐标,应力强度因子变化值为纵坐标,绘制相应曲线。如图10所示,在载荷循环数达到2 700时,裂纹扩展至孔边结构,仿真计算中止。中止前后的2段数据分别用蓝绿2种颜色表示,并将第1段末段的数据点定义为分界点。



(a) 0.1 mm 切缝宽度



(b) 0.2 mm 切缝宽度

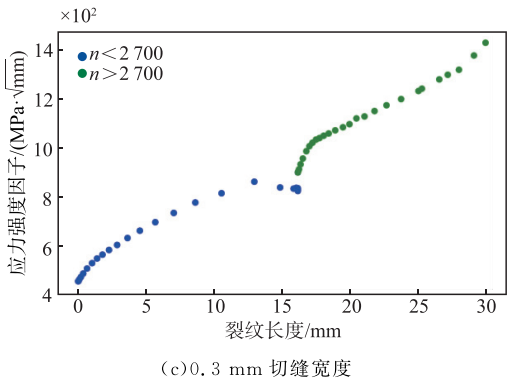


图 10 a_1 方向不同切缝宽度下 K 值衔接情况
Fig. 10 K -Value matching in the a_1 direction for different notch widths

为评估数值的衔接情况,采用平均绝对误差 (mean absolute error, MAE)与百分比变化率 (percentage change rate, PCR) 综合评估误差。其中, MAE 计算式如下:

$$MAE = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m |y'_i - y_i| \tag{2}$$

式中: y'_i 为预测值; y_i 为真实值; m 为参与误差计算的数据点总数。

首先对第 1 段数据进行二次多项式拟合,得到相应的拟合模型,然后输入分界点的裂纹长度来预测该点的应力强度因子数值,记为预测值 y'_i ,最后通过式(2)计算该点处的应力强度因子的平均绝对误差。

此外,为更加直观地把控误差,同时采用百分比变化率作为误差衡量标准,PCR 计算式如下:

$$PCR = \frac{|K_2 - K_1|}{K_1} \times 100\% \tag{3}$$

式中: K_1 为第 1 段末段应力强度因子仿真数值; K_2 为引入切缝后起始的应力强度因子仿真数值。

如图 10,选取分界点 K 值,记为 K_1 ,取第 2 段起始点位的 K 值,记为 K_2 ,并根据式(3)进行误差评估。沿 a_1 方向的 K 值误差评估结果见表 1。

表 1 沿 a_1 方向 K 值误差评估

Tab. 1 Error assessment of K values along the a_1 direction		
模拟宽度/mm	MAE	PCR/%
0.1	7.65	5.10
0.2	2.28	3.52
0.3	53.99	9.35

结果表明,裂纹向孔边扩展过程中,采用 0.2 mm 的模拟宽度调整有限元模型后,仿真计算的应力强度因子数据的衔接性更好,相对误差更小。

如图 11 所示,裂纹沿长桁方向(a_2)扩展,对应载荷循环达到 20 772 时,裂纹扩展至长桁结构,仿真计算中止。同理对曲线进行分段划分,并选取分界点,然后采用 MAE 与 PCR 进行误差评估,沿 a_2

方向的 K 值误差评估结果见表 2。

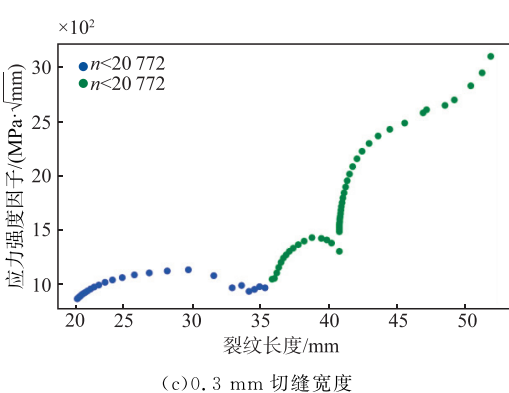
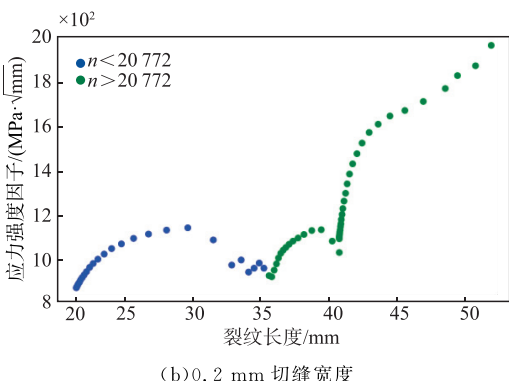
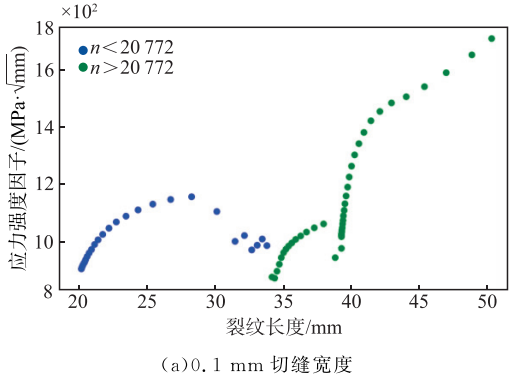


图 11 a_2 方向不同切缝宽度下 K 值衔接情况
Fig. 11 K -value matching in the a_2 direction for different notch widths

表 2 沿 a_2 方向 K 值误差评估

Tab. 2 Error assessment of K values along the a_2 direction		
模拟宽度/mm	MAE	PCR/%
0.1	140.66	12.08
0.2	32.47	3.28
0.3	29.72	8.11

通过对比曲线数据和误差评估结果发现,由于孔边区域结构较为单一,在受到止裂结构影响时, a - K 曲线的变化相对平缓,模型表现出较高的稳定性;而长桁区域包含大量的 R 区和筋条等复杂结构,应力强度因子数值波动较大,从而在一定程度上增加了相对误差。

综合 MAE 与 PCR 误差评估结果,选择切缝宽度为 0.2 mm 能够在整体加筋壁板裂纹扩展仿真计算

中实现最佳裂纹模拟效果,保证仿真数据的连续性。

3 基于贝叶斯更新的加筋壁板裂纹扩展寿命动态预测方法

3.1 裂纹扩展参数库构建

参考文献[18],中心含孔的平面对称大板的应力强度因子的经验公式:

$$\Delta K=Y\Delta\sigma\sqrt{\pi a}$$

(4)

式中: ΔK 为应力强度因子范围; Y 为几何修正系数; $\Delta\sigma$ 为应力差; a 为裂纹长度。

采用代理模型,简化应力强度因子的计算公式,转化为以下形式:

$$\Delta K=\beta\sqrt{\pi a}$$

(5)

式中: β 为代理模型参数。

在代理模型建立过程中,为有效降低误差,增强模型的稳定性,保留无理数 $\sqrt{\pi}$ 在数值计算中的位置。同时,为提高特征选择的有效性,将 $\sqrt{a}$ 作为主要特征,将 β 视为目标变量。

为了探讨裂纹萌生的不同可能性,通过注入不同长度的初始裂纹来模拟孔边的裂纹生成,具体设置了 6 种工况,具体如表 3 所示。

表 3 不同工况下的初始裂纹长度

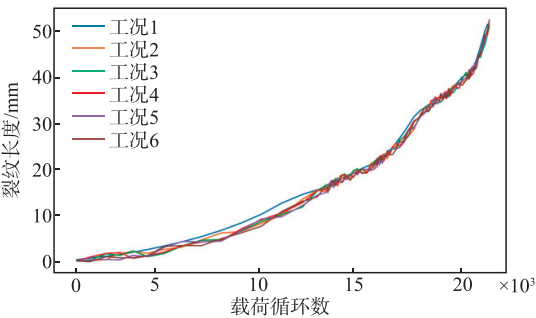
Tab. 3 Initial crack lengths for different conditions

工况	a_1 方向裂纹长度/mm	a_2 方向裂纹长度/mm
1	3.0	3.0
2	2.5	3.5
3	2.5	3.0
4	3.0	3.5
5	3.5	3.5
6	4.0	3.5

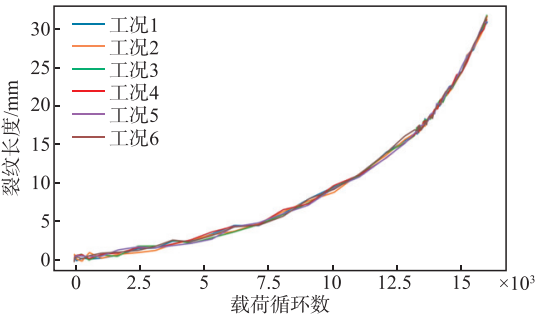
如图 12 所示,在裂纹扩展仿真模拟中通过对比不同工况下裂纹扩展的 a - N 曲线,可以看出数据差异较小,并且每种工况下的数据量充足。因此,通过神经网络对不同工况下的仿真计算结果进行联合训练,能够充分利用数据的多样性,有效提高模型的泛化能力。

采用裂纹跨边界区域处理方法,使得裂纹在沿着整体加筋壁板扩展过程中,仿真数据保持连续,并通过设置多种工况条件,进一步扩充数据样本集合。在此基础上,采用顺序模型搭建神经网络构型[19],构建多个全连接层,使用 ReLU 函数作为训练过程中的激活函数,并引入丢弃层减少过拟合影响。文献[20],在编译模型中,使用自适应矩估计优化算法

(adaptive moment estimation, Adam)来动态调整学习率,并引入平均绝对百分比误差(MAPE)和决定系数(R^2)指标控制误差。在模型训练与验证阶段,利用划分好的训练集对神经网络模型进行训练,并在验证集上进行测试与评估。同时使用自定义的指标(Metrics)回调函数,用于计算和记录训练过程中的计算精度、记录损失值。最后生成数据库文件,在后续裂纹扩展分析预测程序中调用。



(a)沿 a_1 方向的裂纹扩展 a - N 曲线图

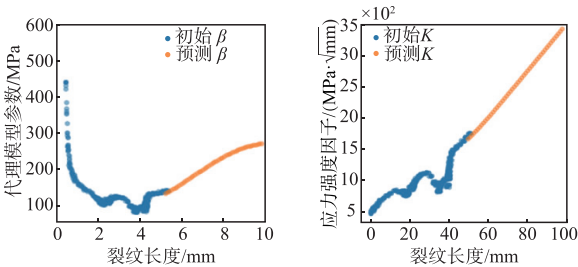


(b)沿 a_2 方向的裂纹扩展 a - N 曲线图

图 12 不同工况裂纹扩展结果对比

Fig. 12 Comparison of crack propagation results under different operating conditions

经过神经网络训练,成功构建裂纹扩展参数库。该参数库包含了裂纹扩展过程中各关键参数,包含裂纹长度 a 、载荷循环数 N 、代理模型参数 β 、应力强度因子 K 。如图 13 所示,参数之间的非线性特征及相互影响关系通过曲线得以直观展示。



(a)基于神经网络预测的裂纹长度与参量关系曲线 (b)基于神经网络预测的裂纹长度与应力强度因子关系曲线

图 13 神经网络训练结果

Fig. 13 Neural network training results

在训练过程中,将训练周期(Epoch)设定为 800,循环结束后,模型的表现为 MAPE 6.51%, R^2 为 0.907 8,这表明模型在数据拟合方面表现良好,具有较高的预测准确性。

3.2 基于动态贝叶斯的时序推断模型

序列数据建模过程中,状态空间模型是一种通用其有效的框架。在时刻 n 观测到的每组随机变量 $y_n \in \mathbb{R}^l$ 都与相应的隐/潜随机向量 x_n 相关联。系统动态模型通过潜变量进行建模,观测值被认为是测量噪声传感器的输出。文献[21]潜马尔可夫模型是围绕以下 2 个独立假设构建:

马尔可夫假设:

$$x_{n+1} \perp (x_1, x_2, \dots, x_{n-1}) \mid x_n \quad (6)$$

条件独立假设:

$$y_n \perp (x_1, x_2, \dots, x_{n-1}, x_{n+1}, \dots, x_T) \mid x_n \quad (7)$$

式中 T 为预测序列的总长度,即时间参数。第 1 个条件定义了系统的动态模型,即通过状态转移来建模系统的状态演变,表示为:

$$p(x_{n+1} \mid x_1, x_2, \dots, x_n) = p(x_{n+1} \mid x_n) \quad (8)$$

第 2 个条件定义了观测模型,即观测值与当前状态有关,表示为:

$$p(y_n \mid x_1, x_2, \dots, x_n) = p(y_n \mid x_n) \quad (9)$$

动态贝叶斯网络结构如图 14 所示。

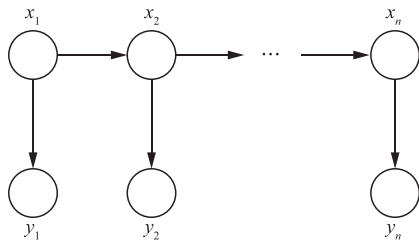


图 14 DBN 原理示意图

Fig. 14 Schematic diagram of DBN principles

对于动态贝叶斯网络(DBN)的模型而言,设 X_t 为 t 时刻的系统状态, Y_t 为 t 时刻的观测数据。基于时序推断的 DBN 依赖于式(6)、式(7),即为:

状态转移方程(马尔可夫假设):

$$P(X_t \mid X_{t-1}, Y_{1:t-1}) = P(X_t \mid X_{t-1}) \quad (10)$$

表示当前时刻的状态 X_t 只依赖于前一时刻的状态 X_{t-1} ,而不受更早时刻或观测值的影响。

观测方程(条件独立假设):

$$P(Y_t \mid X_t, Y_{1:t-1}) = P(Y_t \mid X_t) \quad (11)$$

表示当前的观测值 Y_t 只依赖于当前的状态 X_t ,而与其他时刻的状态和观测无关。

与传统依赖物理模型的方式不同,选择 DBN 作为推断工具,能够结合神经网络的预测值和裂纹扩展的时序特性,实现裂纹长度的动态更新和预测,有效捕捉实际壁板结构变化对裂纹扩展的影响。因

此,该方法更适用于加筋壁板等复杂结构的疲劳裂纹扩展预测,DBN 推断方法流程如图 15 所示。

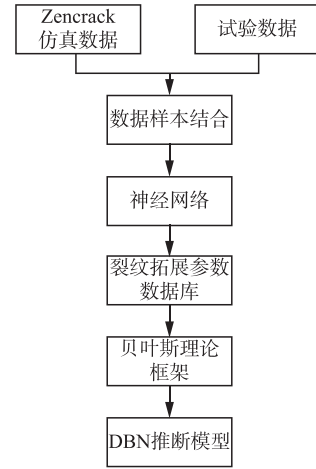


图 15 构建 DBN 推断模型流程图

Fig. 15 Flowchart for constructing a DBN inference model

神经网络基于历史数据提供裂纹扩展预测结果,并将其作为 DBN 的输入。DBN 通过将神经网络预测结果与前一时刻的预测状态进行整合,实现裂纹扩展预测随时序动态更新。基于裂纹扩展数据参数库的 DBN 结构如图 16 所示。

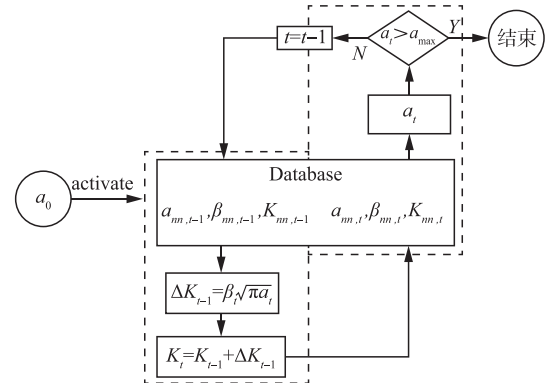


图 16 基于数据库的 DBN 模型结构

Fig. 16 DBN model structure based on database

其在疲劳裂纹扩展寿命预测中的应用步骤如下:

步骤 1 神经网络预测数据的加载:从神经网络训练得到的裂纹扩展参数库中提取裂纹长度 a 与应力强度因子 K 的预测值。这些预测值作为时序推断的基础输入,为每个循环时间步的裂纹扩展预测提供依据。

步骤 2 DBN 模型初始化:设定循环时间步的预测结构,其中当前时刻裂纹长度的预测值依赖于神经网络预测的裂纹长度和上一时间步的预测值。DBN 中使用的权重系数通过参数 α 和 ω 来平衡当前神经网络预测值与历史状态值的影响,具体公式为:

$$a_t = \alpha_a a_{m,t} + \omega_a a_{t-1} \quad (12)$$

式中: $a_{m,t}$ 为神经网络在 t 时刻对裂纹长度的预测值; a_{t-1} 为前一时刻 $t-1$ 的裂纹长度状态; α_a 为神

神经网络观测值的权重; ω_a 是前一时刻状态的权重,反映历史状态对当前裂纹长度的影响。

$$\beta_t = \alpha_\beta \beta_{nm,t} + \omega_\beta \beta_{t-1} \quad (13)$$

式中: $\beta_{nm,t}$ 为神经网络在 t 时刻对参数 β 的预测值; β_{t-1} 为前一时刻的 β 参数; α_β 为神经网络预测值的权重; ω_β 为前一时刻 β_{t-1} 的权重。

$$K_t = K_{t-1} + \Delta K = K_{t-1} + \beta_t \sqrt{\pi a_t} \quad (14)$$

式中: K_{t-1} 为前一时刻 K 的状态; ΔK 为应力强度因子的增量,通过代理模型计算得到 $\Delta K = \beta_t \cdot \sqrt{\pi a_t}$, β_t 和当前裂纹长度 a_t 通过代理模型的公式影响 K_t 的变化。

步骤3 状态更新与时序推断:DBN中的裂纹扩展预测通过当前神经网络预测值和前一时刻的预测结果进行动态更新。在每个时间步中,通过调整参数 α 和 ω ,可以逐步平滑预测曲线,避免由于单一数据源(如神经网络预测)造成的波动过大。DBN的推断流程通过以下步骤实现:

1)在每个循环时间步,首先通过插值方法确定神经网络数据库中对应的裂纹长度预测值和应力强度因子预测值。

2)使用DBN模型结合上一时刻的预测结果,更新当前裂纹长度。

3)重复该过程,直至达到目标循环数。

步骤4 预测流程终止条件:设置裂纹扩展的预定最大长度 $a_{\max}$,当 $a_t > a_{\max}$ 时,模型停止更新,输出最终结果。

4 试验验证

4.1 试验介绍

试验在某研究所试验室进行,使用伺服液压机装置,试验采用等幅谱施加载荷,沿轴向拉伸方向,载荷峰值为80 kN,应力比 $R=0.06$,试验现场如图17所示。

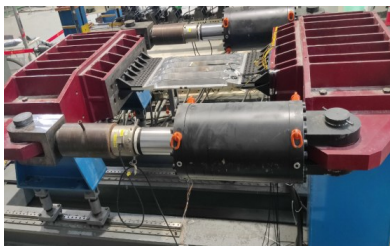


图17 伺服液压机装置

Fig. 17 Servo hydraulic press device

在壁板对应位置预制孔边对穿裂纹,1#裂纹两侧初始裂纹标记为1-1、1-2,2#裂纹两侧初始裂纹标记为2-1、2-2,长度均为3 mm,其余编号用于定位

裂纹扩展的相应位置,具体如图18所示。

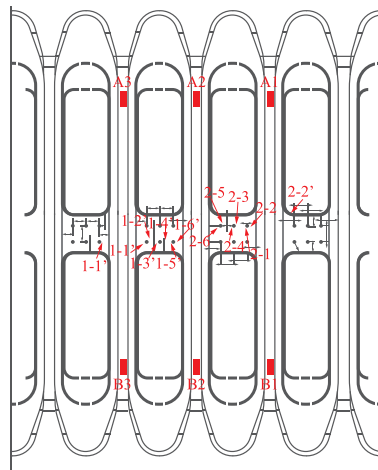


图18 试验点位分布

Fig. 18 Distribution of test point locations

壁板夹持段与伺服液压机通过螺栓连接固定,初始打压测试,测量A1-B1, A2-B2, A3-B3点位对应的应变数据,数据指标满足要求后正式开始试验。

4.2 仿真计算结果分析

试验件孔边预制对穿裂纹长度为3 mm,对应相同初始裂纹,采用表3中工况1下的仿真数据进行分析比对。与图8对应,2-1初始裂纹向孔边方向扩展,2-2初始裂纹向长桁方向扩展,图19和图20展示了2-1裂纹在扩展过程中的关键参量关系,即裂纹长度与应力强度因子 K 、载荷循环数 N 的演化曲线。

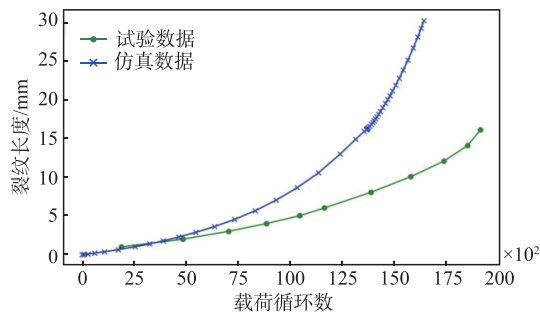


图19 裂纹扩展 $a-N$ 曲线图(2-1)

Fig. 19 $a-N$ Curve of crack propagation in 2-1 direction

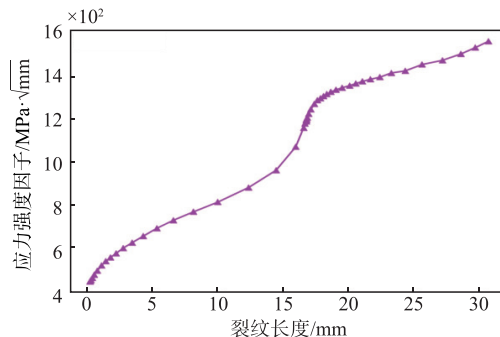


图20 应力强度因子变化情况(2-1方向)

Fig. 20 Variation of stress intensity factor along the 2-1 direction

根据图 19 可以看出,在载荷循环数较低时,仿真数据曲线与试验数据曲线之间的误差较小。但随着载荷循环数不断增加,特别是在循环次数超过 15 000 次,2-1 裂纹扩展到更加复杂的结构区域时,试验与仿真之间的数据误差逐渐增大。其次,受孔、R 区、长桁的应力集中和局部塑性变形的影响,裂纹扩展速度有所减缓,致使 a - N 曲线呈现局部凸形,而经过止裂结构后,裂纹在局部应力集中的作用下,可能出现扩展加速现象,致使 a - N 曲线呈现更典型的局部凹形变化。如图 21 所示,长桁结构存在较多的 R 区和筋条,相似的变化规律更加明显。

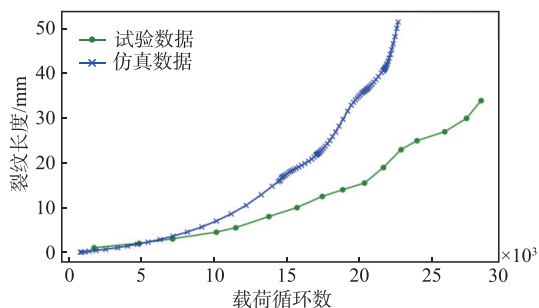


图 21 裂纹扩展 a - N 曲线图(2-2)

Fig. 21 a - N Curve of crack propagation along the 2-2 direction

如图 20 所示,伴随 2-1 裂纹扩展量增长至 $a_1 \in (15, 18)$ 时,应力强度因子也发生阶段性变化,相较于原本增长趋势,下降了 3.23%。如图 22 所示,2-2 裂纹的扩展过程中,应力强度因子在 $a_2 \in (15, 20)$ 和 $a_2 \in (30, 40)$ 时,因长桁的止裂影响,呈现出相似的下降趋势,而在跨过长桁结构后,伴随裂纹扩展量增加,应力强度因子数值也快速爬升至 $1\,471 \text{ MPa} \cdot \sqrt{\text{mm}}$ 。相比之下,沿 2-1 方向的裂纹扩展曲线与应力强度因子变化较为规律,而沿 2-2 方向,壁板的结构型式复杂,裂纹扩展行为受多变结构影响更为突出。

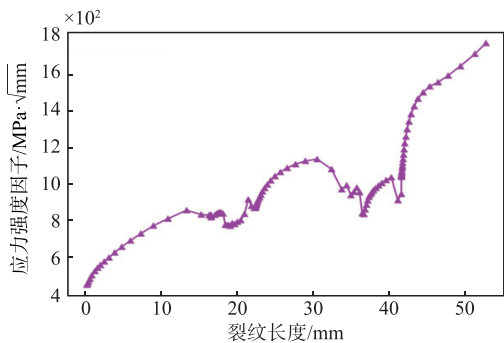


图 22 应力强度因子变化情况(2-2 方向)

Fig. 22 Variation of stress intensity factor along the 2-2 direction

综上,沿 2-2 方向的壁板结构型式变化更为复杂,裂纹扩展数据分散性更高且规律性更差。因此,选择沿长桁方向的裂纹扩展行为作为进一步的研究对象,开展基于贝叶斯的裂纹扩展动态预测。

4.3 DBN 预测结果分析

融合神经网络的 DBN 推断模型采用时序迭代,基于神经网络训练建立的裂纹扩展参数库,在每一步循环中动态更新裂纹长度 a_i 、应力强度因子 K_i 和代理模型参数 β_i 。初始条件输入:初始裂纹长度 $a_0 = 0.38 \text{ mm}$,初始代理模型参数 $\beta_0 = 442.15$,应力强度因子 $\Delta K = 297.8 \text{ MPa} \cdot \sqrt{\text{mm}}$,通过 DBN 模型计算疲劳裂纹扩展长度与循环数之间的关系。DBN 的预测结果与仿真数据及试验数据的对比如图 23 所示。

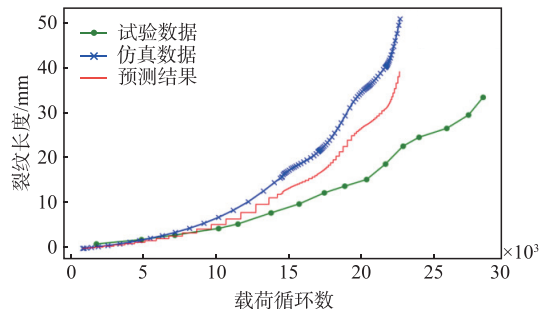


图 23 DBN 推断裂纹扩展长度结果对比图

Fig. 23 Comparison chart of DBN inference results for crack propagation length

结合图 23 中 3 条曲线的分布情况可知,基于贝叶斯更新的裂纹扩展动态预测方法与试验数据更为吻合,与仿真数据相比,该方法预测结果的均方误差 MSE 减小 34.1%,平均绝对值误差 MAE 减少 19.7%。尽管在早期阶段预测曲线略低于实验数据,但总体裂纹扩展趋势相似,并有效修正了仿真数据相对于试验数据的偏差,预测结果更加接近真实裂纹扩展行为。

5 结语

本文针对整体加筋壁板结构的疲劳裂纹扩展问题,提出了一种裂纹扩展跨边界区域的仿真计算处理方法,并基于贝叶斯更新构建了裂纹扩展寿命动态预测模型,系统性地完成了从仿真计算到预测分析的全过程。通过试验分析与验证,证明本文所提出的裂纹扩展跨边界区域处理方法有效提高仿真数据在复杂结构(如孔边、R 区等)中的连续性与精确性,为后续裂纹扩展分析提供了可靠的技术支持。基于贝叶斯更新的动态预测方法,能够更精确地描述整体加筋壁板的裂纹扩展行为,有效提升裂纹扩展寿命预测结果的准确性。

参考文献

- [1] 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 X, LI B, ZHANG T, 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)
- [2] HAN L, HE X F, NING Y, et al. Fatigue Damage Diagnosis and Prognosis for 2024 Aluminum Plates with Center Holes: A Strain Monitoring Approach[J]. *International Journal of Fatigue*, 2023, 170:107535.
- [3] 李坤鹏, 李彪, 张彦军, 等. 基于应变监控数据的金属结构疲劳裂纹量化模型研究[J]. 西北工业大学学报, 2023, 41(5):932-941.
- LI K P, LI B, ZHANG Y J, et al. A Fatigue Crack Quantification Model for Metallic Structure Based on Strain Monitoring Data[J]. *Journal of Northwestern Polytechnical University*, 2023, 41(5):932-941. (in Chinese)
- [4] 常琦, 杨维希, 赵恒, 等. 基于多传感器的裂纹扩展监测研究[J]. 航空学报, 2020, 41(2):223336.
- CHANG Q, YANG W X, ZHAO H, et al. A Multi-Sensor Based Crack Propagation Monitoring Research[J]. *Acta Aeronautica et Astronautica Sinica*, 2020, 41(2):223336. (in Chinese)
- [5] WANG H X, ZHANG W F, SUN F Q, et al. A Comparison Study of Machine Learning Based Algorithms for Fatigue Crack Growth Calculation[J]. *Materials*, 2017, 10(5):543.
- [6] 陈健. 基于导波-粒子滤波的结构疲劳裂纹扩展在线预测研究[D]. 南京:南京航空航天大学, 2020.
- CHEN J. On-Line Prediction of Structural Fatigue Crack Growth Based on Guided Wave-Particle Filter[D]. Nanjing: Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2020. (in Chinese)
- [7] WANG H J, LI B, GONG J G, et al. Machine Learning-Based Fatigue Life Prediction of Metal Materials: Perspectives of Physics-Informed and Data-Driven Hybrid Methods[J]. *Engineering Fracture Mechanics*, 2023, 284:109242.
- [8] FANG X, LIU G J, WANG H H, et al. Fatigue Crack Growth Prediction Method Based on Machine Learning Model Correction[J]. *Ocean Engineering*, 2022, 266:112996.
- [9] 施剑玮. 金属加筋壁板疲劳裂纹扩展研究[J]. 航空科学技术, 2016, 27(8):54-57.
- SHI J W. Study on Fatigue Crack Growth of Stiffened Metal Panels[J]. *Aeronautical Science & Technology*, 2016, 27(8):54-57. (in Chinese)
- [10] 周游. 整体加筋壁板裂纹的应力强度因子研究[J]. 四川理工学院学报(自然科学版), 2017, 30(2):78-83.
- ZHOU Y. Analysis of the Stress Intensity Factors for Integrally Stiffened Cracked Panel[J]. *Journal of Sichuan University of Science & Engineering (Natural Science Edition)*, 2017, 30(2):78-83. (in Chinese)
- [11] 李宝珠, 陈海波, 刘海涛, 等. 机身壁板纵向裂纹扩展分析方法研究[J]. 航空计算技术, 2019, 49(4):88-90, 94.
- LI B Z, CHEN H B, LIU H T, et al. Study on Crack Growth Analysis of Fuselage Panel with Longitudinal Crack[J]. *Aeronautical Computing Technique*, 2019, 49(4):88-90, 94. (in Chinese)
- [12] 杨翔宇. 加筋壁板疲劳裂纹扩展过程模拟与寿命研究[D]. 南京:南京航空航天大学, 2016.
- YANG X N. Simulation of Fatigue Crack Growth Process and Life Study of Stiffened Panel[D]. Nanjing: Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2016. (in Chinese)
- [13] 张志楠, 宁宇, 庄苗, 等. 大型飞机整体壁板损伤断裂分析方法[J]. 航空学报, 2022, 43(6):400-407.
- ZHANG Z N, NING Y, ZHUANG Z, et al. Analysis Method for Damaged and Fractured Integral Panel of Large Aircraft[J]. *Acta Aeronautica et Astronautica Sinica*, 2022, 43(6):400-407. (in Chinese)
- [14] KOWAL K, KACZMAREK M, KOLAKOWSKI P. Experimental and Numerical Analysis of Crack Growth in Stiffened Panels[J]. *Ships and Offshore Structures*, 2020, 15(7):703-71.
- [15] SEILER M, KELLER S, KASHAEV N, et al. Multi-scale Fatigue Crack Growth Modelling for Welded Stiffened Panels[J]. *Fatigue & Fracture of Engineering Materials & Structures*, 2020, 43(12):2905-2920.
- [16] PAIRS P, ERDOGAR F. A Critical Analysis of Crack Propagation Laws[J]. *Journal of Basic Engineering*, 1963, 85(4):528-534.
- [17] QIN R Y, ZHOU A, LAU D. Effect of Reinforcement Ratio on the Flexural Performance of Hybrid FRP Reinforced Concrete Beams[J]. *Composites Part B: Engineering*, 2017, 108:200-209.
- [18] 民机结构耐久性与损伤容限设计手册编委会. 损伤容限设计与分析[M]. 北京:航空工业出版社, 2003.
- Handbook of Civil Aircraft Structural Durability and Damage Tolerance Design Editorial Committee. Damage Tolerance Design and Analysis[M]. Beijing: Aviation Industry Press, 2003. (in Chinese)
- [19] GOODFELLOW I, BENGIO Y, COURVILLE A. Deep Learning[M]. Cambridge: MIT Press, 2016.
- [20] KINGMA D P, BA J. Adam: A Method for Stochastic Optimization[C]//Proceedings of the 3rd International Conference on Learning Representations (ICLR), San Diego: [s. n.], 2015.
- [21] THEODORIDIS S. Machine Learning: A Bayesian and Optimization Perspective[M]. Second Edition. Amsterdam: Elsevier, 2020.

(编辑:陈斐)