

文章编号: 1674-8190(2023)05-044-10

数据—机理融合驱动的复合材料疲劳损伤 渐进分析方法

李倩, 陶翀, 张超, 季宏丽, 裘进浩

(南京航空航天大学 航空航天结构力学及控制全国重点实验室, 南京 210016)

摘要: 随着纤维增强复合材料在航空航天领域的广泛应用, 复合材料的疲劳问题日益突现。为了实现高效准确的疲劳损伤分析, 提出一种数据—机理融合驱动的复合材料疲劳损伤渐进分析方法, 该方法利用单隐藏层神经网络作为内聚力模型的疲劳本构进行循环载荷下的疲劳分层模拟。采用基于 Paris 公式的损失函数约束项实现数据—机理融合的神经网络模型训练; 在采用双悬臂梁和四点弯梁验证在纯 I 型、纯 II 型和混合型模式下的疲劳分层扩展分析能力后, 进一步采用增强双悬臂梁(R-DCB)模型对具有复杂疲劳分层前缘情况下内聚力模型的适用性进行验证。结果表明: 数据—机理融合驱动的复合材料疲劳损伤渐进分析方法能够实现快速有效的复合材料分层扩展预测, 为复合材料结构设计和安全保障提供了新的思路和方法。

关键词: 内聚力模型; 神经网络; 复合材料; 疲劳; 有限元

中图分类号: V214.8; V414.8

文献标识码: A

DOI: 10.16615/j.cnki.1674-8190.2023.05.06

A data-mechanism driven method for progressive analysis of fatigue damage in composites

LI Qian, TAO Chongcong, ZHANG Chao, JI Hongli, QIU Jinhao

(State Key Laboratory of Mechanics and Control for Aerospace Structures, Nanjing University of
Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, China)

Abstract: With the wide application of fibre-reinforced composites in aerospace, the fatigue problem of composites is becoming more prominent. In order to achieve efficient and accurate fatigue damage analysis, a data-mechanism driven method for the progressive analysis of fatigue damage in composites is proposed, in which a single-hidden-layer neural network as its fatigue constitutive law for simulations of fatigue delamination under cyclic loading. The Paris-law-informed regulation is used to achieve data-mechanism fusion for neural network model training. The ability to analyze fatigue delamination is validated in the full range of mode-I and mode-II as well as mixed modes of different mode ratios using double cantilever beam (DCB) and 4-point end flexure (4ENF). The applicability of the cohesive model in the case of complex fatigue delamination front is verified by using the reinforced double cantilever beam (R-DCB) model. The results show that the data-mechanism driven fatigue damage progressive analysis method for composites could rapidly and effectively simulate the composite delamination propagation with high fidelity, which can provide a new idea and method for composite structure design and safety assurance.

Key words: cohesive model; neural network; composites; fatigue; finite element

收稿日期: 2023-06-06; 修回日期: 2023-08-08

基金项目: 国家自然科学基金(52235003, 52205159, 52175141); 江苏省自然科学基金(BK20220133, BK20200414)

通信作者: 裘进浩, qiu@nuaa.edu.cn

引用格式: 李倩, 陶翀, 张超, 等. 数据—机理融合驱动的复合材料疲劳损伤渐进分析方法[J]. 航空工程进展, 2023, 14(5): 44-53.

LI Qian, TAO Chongcong, ZHANG Chao, et al. A data-mechanism driven method for progressive analysis of fatigue damage in composites[J]. Advances in Aeronautical Science and Engineering, 2023, 14(5): 44-53. (in Chinese)

0 引言

在航空航天领域,纤维增强复合材料(Fiber Reinforced Plastic,简称FRP)因其高比刚度、高比强度和良好的耐腐蚀性能等优点被广泛使用^[1],其在飞行器中的应用已成为飞行器先进性评估的重要指标之一^[2]。与各向同性金属材料相比,FRP表现出完全不同的损伤形式^[3],在同一铺层中出现的损伤为层内损伤,而层间损伤则在铺层之间出现。分层损伤作为一种常见的层间损伤,在载荷较低的情况下即可出现,会使复合材料结构强度、刚度和疲劳寿命等降低,而且严重的分层损伤可以直接导致结构的整体失效^[4]。因此,在航空航天飞行器结构设计和安全评估方面,需要一种高效准确的渐进损伤分析方法来预测复合材料在循环载荷下的疲劳行为。

目前,在复合材料损伤领域的研究中,国内外已经取得了许多进展。数值技术在复合材料疲劳损伤渐进分析中具有非常重要的作用,而内聚力模型作为其中一种具有代表性的数值分析技术,由于其通用性和易用性,一直是研究的热点。D. S. Dugdale^[5]于1960年首次提出了内聚力模型(Cohesive Zone Model,简称CZM),分层萌生到扩展的全过程都可以用CZM描述,其在复合材料的分层预测上具有重要的应用价值^[6];孙中雷等^[7]利用数值技术在模拟层合板后屈曲过程中引入了CZM;关志东等^[8]利用一种新型零厚度界面单元模型,准确地预测了复合材料纯I型层间裂纹扩展;段红燕等^[9]则针对幂指数硬化材料,建立III型裂纹的CZM;喻澹鉴等^[10]对于单调和交变载荷下层合复合材料混合型的分层损伤,采用内聚力界面损伤模型进行分析;尹世豪等^[11]在研究复合材料多向层合板分层扩展行为的过程中,建立了一种新型的三线性本构CZM,使用此模型所得的数值结果与实验结果一致性较好。

早期内聚力模型被广泛应用在预测静载荷下的分层起始和扩展方面^[12-13],随着研究的不断深入,模型得到了极大的发展,国内研究者已经将传统CZM的应用范围扩展到复合材料的疲劳领域^[14-18]。早期研究将传统的内聚力单元扩展到疲劳内聚力单元,需要对数值裂纹尖端的内聚疲劳长度进行估计,使得这类模型的客观性和鲁棒性不高,严重限制了模型在复杂三维情况下的适用

性。针对上述问题,L. F. Kawashita等^[18]和Tao C等^[19]分别提出了两种裂纹尖端单元定位方法,二者的目的都是简化全局的疲劳区域特征长度,使其成为局部单元的疲劳特征长度。前者基于非局部单元信息;而后者基于单元局部信息,可以根据单元尺寸计算得到疲劳特征长度,在很大程度上改善了该类模型在复杂情况下的适用性。

现有的内聚力模型研究大多在线弹性断裂力学框架下进行,依靠Paris Law^[20]、Hartman-Schijve方程^[21]等经验公式来计算疲劳损伤增长速率。考虑到Paris Law经验拟合参数获取困难,Liang Y J^[22]提出了用应力—寿命(S-N)曲线表示损伤累积的方法,有效地减少了疲劳内聚力模型所需的输入,并且S-N曲线一般比Paris Law参数更容易获取。新的数据驱动方法的蓬勃发展为表征复合材料疲劳渐进损伤提供了新的思路。还有研究者提出了利用神经网络部分或完全替代疲劳本构定律的新型数据驱动方法。如G. Allegri^[23]提出用单隐藏层神经网络来表征疲劳分层增长,并用自相似原理来代替半经验幂律;Zhang B等^[24]嵌入单隐藏层神经网络^[23],以取代Paris Law来计算动态疲劳损伤增长速率;Tao C等^[25]进一步扩展了文献[23-24]的研究,使用单隐藏层前馈神经网络作为疲劳本构,建立神经网络疲劳内聚力模型,并给出了相应的训练方案。神经网络方法在复合材料疲劳领域展现出极高的精度和多功能性,然而,训练需要大量的样本,不利于分析复杂物理工程系统的过程。使用数据驱动的方法解决小样本体系中的工程问题则需要借鉴物理领域已建立和验证的定律、经验规则等。

本文基于数据驱动技术,提出一种利用神经网络疲劳内聚力模型模拟循环载荷下的复合材料疲劳分层的分析方法,采用双悬臂梁(Double Cantilever Beam,简称DCB)、四点弯梁(4-Point End Flexure,简称4ENF)、混合模式弯曲梁(Mixed-mode Beam,简称MMB)和增强双悬臂梁(R-DCB)模型^[26]对提出的神经网络疲劳内聚力模型在多种疲劳损伤状态下进行适用性验证。

1 数据—机理融合驱动的损伤渐进分析方法

近年来,复合材料疲劳损伤分析方法发展迅

速,采用神经网络疲劳内聚力模型进行循环载荷下的复合材料疲劳损伤扩展模拟,神经网络模型训练结合了物理机理和数据驱动,用于实现小样本环境下的训练。

1.1 神经网络疲劳内聚力模型

1.1.1 静态内聚定律

本文所采用的神经网络疲劳内聚力模型建立在 B. G. Green 等^[27]提出的静态内聚力模型的基础上。对于准静态载荷下的损伤问题,模型采用的双线性损伤起始准则如图 1 所示。牵引力和相对位移之间的关系需要三个基本参数来确定,初始刚度 K 、损伤起始相对位移 δ^0 和失效相对位移 δ^f 。为了保证单元失效前两个表面的刚性连接,初始刚度通常为一个非常大的数,起始相对位移是根据刚度和界面强度确定的。失效位移是根据临界能释放率 G_c 计算得到的。

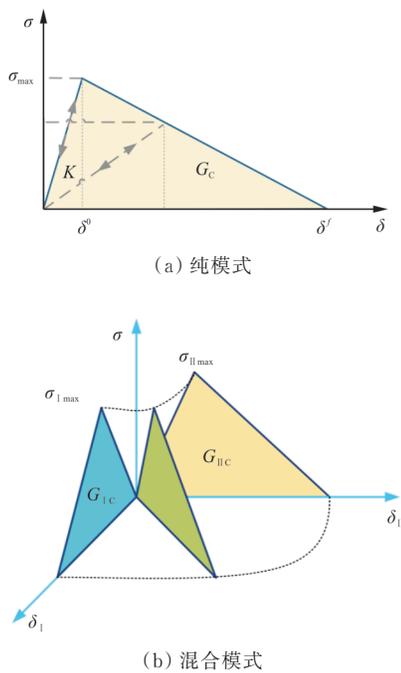


图 1 静态内聚公式的双线性本构关系
Fig. 1 The bilinear relation of the static cohesive formulation

在混合模式加载下,内聚力单元的相对位移表示为 δ_m ,其包含法向开口位移 δ_I 和合成剪切相对位移 δ_{II} 。

$$\delta_I = \langle \delta_{33} \rangle \quad (1)$$

$$\delta_{II} = \sqrt{\delta_{12}^2 + \delta_{13}^2} \quad (2)$$

$$\delta_m = \sqrt{\delta_I^2 + \delta_{II}^2} \quad (3)$$

式中: δ_{33} 为内聚力单元两个面外相对位移; δ_{12} 和 δ_{13} 分别为面内横向和纵向相对位移。

对于损伤起始,模型使用的是二次损伤起始准则:

$$\sqrt{\left(\frac{\langle \sigma_I \rangle}{\sigma_{I, \max}}\right)^2 + \left(\frac{\sigma_{II}}{\sigma_{II, \max}}\right)^2} = 1 \quad (4)$$

式中: $\sigma_{I, \max}$ 和 $\sigma_{II, \max}$ 分别为两个界面的强度。对于单元失效,本文使用BK准则^[28]。

$$G_c = G_{Ic} + (G_{IIc} - G_{Ic})\phi^\eta \quad (5)$$

式中: G_{Ic} 和 G_{IIc} 分别为纯 I 型和纯 II 型的能量释放率的准静态临界值; ϕ 为混合模式比; η 为通过拟合实验数据得到的混合模式参数。

静态损伤遵循图 1 中的线性退化规律,位移驱动的准静态损伤变量 D_s 定义为

$$D_s = \frac{\delta_m^t - \delta_m^0}{\delta_m^f - \delta_m^0} \quad (6)$$

$$\delta_m^f = \frac{2G}{\sigma_{m, \max}} \quad (7)$$

式中: $\sigma_{m, \max}$ 为混合模式下的等效界面强度; δ_m^t 为时间增量 t 处的混合模式位移; δ_m^0 为损伤起始时的位移; δ_m^f 为单元完全失效时的位移。当应力达到层间强度 σ_{\max} 时,损伤起始,随着位移的增加,内聚牵引力减小(如图 1 所示)。

神经网络疲劳内聚力模型以静态本构定律为基础,在 ABAQUS 有限元软件中,通过自编 VUMAT 用户材料子程序实现模型构建。

1.1.2 神经网络内聚力模型

神经网络疲劳内聚力模型在静态内聚公式的框架内进行了扩展,结构上十分简单。对于复合材料疲劳损伤模拟,要在仿真中模拟每一个周期载荷的加载和卸载过程,数值计算量过大,难以实现,因此本文采用一种包络加载方案^[29]模拟周期载荷的施加过程。神经网络疲劳内聚力模型利用单隐藏层神经网络取代 Paris 公式进行疲劳损伤变量累积率的计算,其结构如图 2 所示。

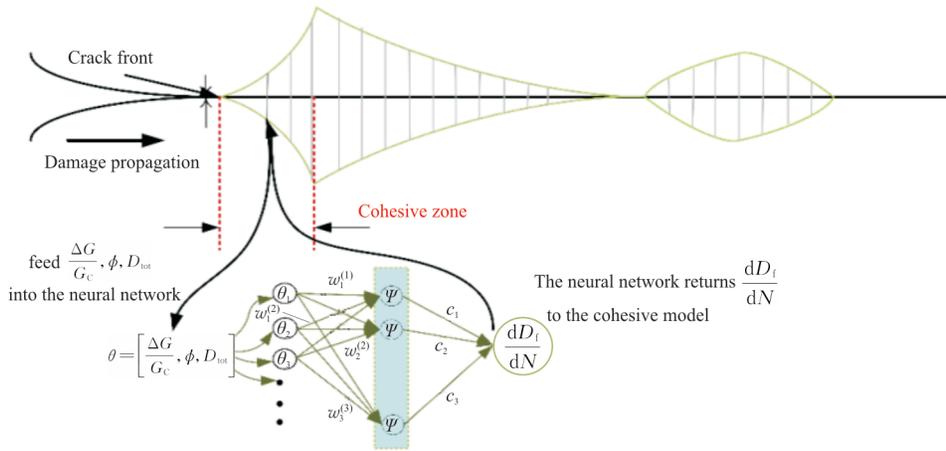


图 2 神经网络疲劳内聚力模型结构^[25]

Fig. 2 The architecture of the neural network driven cohesive model^[25]

一般裂纹扩展速率在使用 Paris 公式计算时, 其形式为

$$\frac{da}{dN} = C \left(\frac{\Delta G}{G_c} \right)^m \quad (8)$$

式中: a 为裂纹的长度; G_c 为能量释放率的临界值; ΔG 为一个循环周期内裂纹尖端能量释放率的变化量; C 和 m 为两个经验系数, 纯模式下的 C_I 、 m_I 和 C_{II} 、 m_{II} 可以通过拟合实验数据来获得, 混合模式下, 经验系数 C_m 和 m_m 的大小受模式比控制。模式混合比为

$$\phi = \frac{G_{II}}{G_I + G_{II}} \quad (9)$$

式中: G_I 和 G_{II} 分别为纯 I 型和纯 II 型的能量释放率, 其可以通过对裂纹尖端单元的牵引一位移关系的积分得到。能量释放率的变化量 ΔG 通过载荷比和能量释放率计算为

$$\Delta G = (1 - R)(G_I + G_{II}) \quad (10)$$

式中: R 为负载比, $R = F_{\min}/F_{\max}$ 。根据 Paris 公式可知: 能量释放率和混合模式比决定裂纹扩展速率, 因此将其作为神经网络模型的输入。裂纹扩展速率可以转换为疲劳损伤变量的累积率 dD_f/dN , 从而得到裂纹尖端单元的疲劳损伤变量 D_f 。因此单元的总损伤变量定义^[25]为

$$D_{\text{tot}} = 1 - (1 - D_s)(1 - D_f) \quad (11)$$

总损伤变量定义不是将静态损伤变量和疲劳损伤变量简单相加^[19], 而是由于公式(11)中疲劳损伤变量的取值范围固定在 0~1。而在循环载荷下, 内聚力单元的静态损伤变量不会达到 1, 因此神经网络疲劳内聚力模型中, 单元的失效完全取

决于疲劳损伤变量达到 1。

总损伤变量 D_{tot} 决定单元的退化状态, P. W. Harper 等^[30]在研究中发现, 准静态阶段结束后立即提取能量释放率通常会使其值偏低; L. F. Kawashita 等^[18]的研究表明, 只有在单元完全失效状态下提取的能量释放率才是裂纹尖端单元能量释放率的准确值, 而准确提取裂纹尖端的能量释放率是保证裂纹扩展速率正确的前提, 因此总损伤变量也被作为神经网络模型的输入。综上所述, 神经网络模型以内聚力区域的能量释放率、模式比和总损伤变量为输入, 输出疲劳损伤变量的累积率, 神经网络可以表示为

$$\frac{dD_f}{dN} = f \left(\frac{\Delta G}{G_c}, \phi, D_{\text{tot}} \right) \quad (12)$$

式中: f 为 $\Delta G/G_c$ 、 ϕ 、 D_{tot} 对 dD_f/dN 的映射函数。

本文构建一个神经网络模型来近似映射函数, 并将其以子程序的形式嵌入 ABAQUS 有限元软件, 以此模拟复合材料结构中的疲劳分层扩展行为。内聚力模型使用神经网络进行疲劳损伤变量累积率的计算可以避免复杂的数值处理, 并且为实现复合材料疲劳特性表征提供了一个新的数据驱动框架。

1.2 数据—机理融合的神经网络模型训练

数据驱动方法仅依靠实验或仿真得到的数据, 比较容易实现, 但缺乏清晰的物理意义, 数据需求量大且容易过拟合。为了在小样本体系下使用数据驱动的方法, 一些基于物理机理的约束项被添加进神经网络^[31-36], 约束项可以将解空间限制

在一个可控的范围,以促进在小数据下的收敛。本文使用的神经网络模型结合物理机理,由公式(8)的 Paris 公式推导出神经网络的损失函数约束项。根据 Paris 公式可得到内聚力模型的疲劳损伤变量累积率 dD_f/dN 为

$$\frac{dD_f}{dN} = \frac{1}{L_f} \frac{da}{dN} \quad (13)$$

式中: L_f 为疲劳特征长度,其大小受内聚区长度决定,假设其与内聚区长度成线性比例^[15]:

$$L_f = \beta L_{coh} \quad (14)$$

式中: β 为比例系数; L_{coh} 为内聚区长度,可以估算^[37]为

$$L_{coh} = \gamma \frac{EG}{\sigma_{max}^2} \quad (15)$$

式中: γ 为无量纲参数,根据模型可以有不同的值; E 为杨氏模量; σ_{max} 为混合模式的界面强度。

将式(14)和式(15)代入式(13),可以得到:

$$\frac{dD_f}{dN} = \frac{\sigma_{max}^2}{\beta\gamma EG} C \left(\frac{\Delta G}{G_c} \right)^m \quad (16)$$

神经网络疲劳内聚力模型使用了一种新的 D_f 更新方案^[38],减少了 D_{tot} 的影响,将其看作 1,因此,公式(12)的神经网络映射关系可以简化为

$$\frac{dD_f}{dN} = f(G^*, \phi) \quad (17)$$

式中: $G^* = \frac{\Delta G}{G_c}$ 为无量纲参数。为了计算方便,假设 $y = \log\left(\frac{dD_f}{dN}\right)$,分别对能量释放率 G 和模态比 ϕ 求导,经过一系列推导^[38],其神经网络的损失函数构造为

$$F_{Loss} = F_{LossL_1}(y, \hat{y}) +$$

$$\beta \left(\left| \frac{\partial y}{\partial \phi_1} - \frac{\partial y}{\partial \phi_2} \right| + \left| \frac{\partial y}{\partial G_1^*} G_1^* - \frac{\partial y}{\partial G_2^*} G_2^* \right| \right) \quad (18)$$

式中: y 为神经网络预测值; \hat{y} 为样本真实值; F_{LossL_1} 为 L_1 损失函数,其用于评估预测值和真实值之间的绝对距离; β 为调节项的权重参数; G_1^* 和 G_2^* 为 G^* 定义域 $[0, 1]$ 之间随机选取的两个值; ϕ_1 和 ϕ_2 为模式混合度 ϕ 定义域 $[0, 1]$ 内随机选取的两个值;

$F_{Loss\phi} = \left| \frac{\partial y}{\partial \phi_1} - \frac{\partial y}{\partial \phi_2} \right|$ 为基于混合模式比 ϕ 的调节

项; $F_{LossG} = \left| \frac{\partial y}{\partial G_1^*} G_1^* - \frac{\partial y}{\partial G_2^*} G_2^* \right|$ 为基于能量释放率

G 的调节项。

本文通过在神经网络中加入基于 Paris 公式的损失函数约束项,实现了数据—机理融合的神经网络模型训练。

2 神经网络样本及模型验证

2.1 样本生成

神经网络模型训练所需样本数据来自有限元仿真通过建立样本生成模型,用于生成数值内聚区内单元的能量释放率、模式混合比、总损伤变量以及疲劳寿命的样本。本文所使用的样本生成模型为固定模式比模型,即 DCB、4ENF 和 MMB,如图 3 所示。

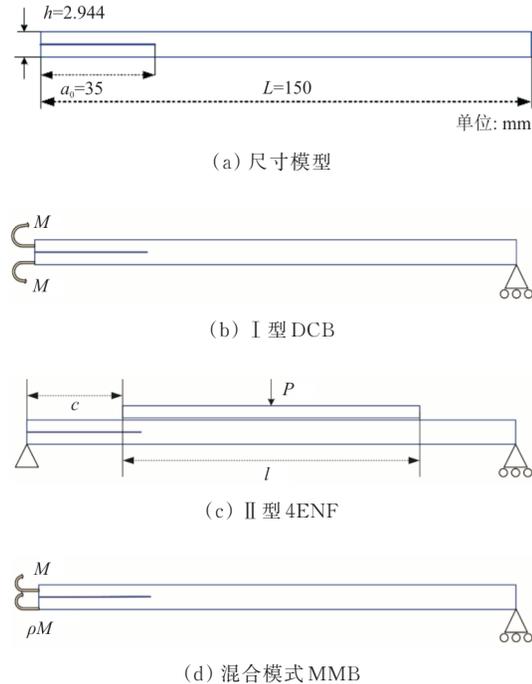


图 3 样本生成

Fig. 3 Sample generation models

DCB 模型中裂纹尖端的能量释放率计算为

$$G_I = \frac{M^2}{BEI} \quad (19)$$

式中: B 为梁的宽度; E 为梁的纵向刚度; I 为梁的抗弯截面模量。4ENF 模型中裂纹尖端的能量释放率计算为

$$G_{II} = \frac{3P^2 c^2}{16BEI} \quad (20)$$

式中: P 为施加的载荷; c 为图 3(c)中定义的距离。

MMB 模型类似于 DCB 模型,纯 I 型和纯 II 型的裂纹尖端能量释放率分别计算为

$$G_I = \frac{M_I^2}{BEI} \quad (21)$$

$$G_{II} = \frac{3}{4} \frac{M_{II}^2}{BEI} \quad (22)$$

$$M_I = \frac{M - \rho M}{2} \quad (23)$$

$$M_{II} = \frac{M + \rho M}{2} \quad (24)$$

式中: ρ 为弯矩比,改变 ρ 可以实现不同的混合模式比。

在 ABAQUS 有限元软件中建立的样本生成模型如图 3 所示。为了简化模型,降低计算成本,将有限元模型宽度简化为 0.1 mm,因此宽度方向仅需要 1 个单元。样本生成过程中,将疲劳损伤变量累积率的伪值设定为 10^{-7} /周期,然后根据材料特性(如表 1 所示),基于 5 mm 长分层区域的总疲劳寿命进行校正。

表 1 材料属性^[39]

Table 1 Material properties^[39]

层合板材料属性	数值	内聚力单元界面属性	数值	疲劳属性	数值
E_{11}/GPa	154	$G_{IC}/(\text{N}\cdot\text{mm}^{-1})$	0.305	$C_I/(\text{mm}\cdot\text{cycle}^{-1})$	0.064 5
$E_{22}=E_{33}/\text{GPa}$	8.5	$G_{IIC}/(\text{N}\cdot\text{mm}^{-1})$	2.77	$C_{II}/(\text{mm}\cdot\text{cycle}^{-1})$	0.703
$G_{12}=G_{13}/\text{GPa}$	4.2	$\sigma_{I\max}/\text{MPa}$	32.6	m_I	8.39
G_{23}/GPa	3.04	$\sigma_{II\max}/\text{MPa}$	98	m_{II}	3.62
$\nu_{12}=\nu_{13}$	0.35	E_I/GPa	10^5		
ν_{23}	0.4	E_{II}/GPa	10^5		
		η	2.05		

Tao C 等^[25,38]分析了神经网络模型在不同神经元数量下的差异,并且通过比较神经网络在有损失函数约束项的两种情况下,不同数量样本的预测效果,验证了基于 Paris 公式的损失函数约束项的有效性。本文基于现有研究成果,使用图 3 所示的三种模型,通过改变数值模拟过程中施加的弯矩大小,每种模型各生成 2 组能量释放率覆盖范围不同的样本,其覆盖范围如图 4 所示,图中 6 个★代表 6 个样本覆盖范围不同的特征点,每个特征点下包含 120 个样本数据。

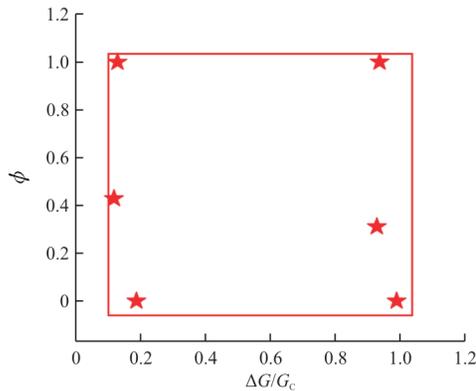


图 4 样本数量和覆盖范围

Fig. 4 Sample quantities and covers of the sample group

2.2 模型验证

利用有限元仿真生成样本数据,数据进一步修正后投入神经网络进行训练,训练完成的神经网络作为疲劳内聚力模型的疲劳本构通过权重和偏置参数嵌入 ABAQUS 有限元软件中,利用内置的显式求解器进行疲劳损伤扩展预测,以实现模型的验证。

采用 DCB 模型和 4ENF 模型验证疲劳内聚力模型在纯模式下的疲劳分层扩展分析能力,而对于混合模式下的验证,则采用三种不同模式比的 MMB 模型,其混合模式比分别为 20%、40% 和 60%。对比验证模型与样本生成模型,在几何和网格方面保持了一致性,而施加的载荷有所变化。通过用预先定义的分层长度除以仿真中分层扩展规定长度所经历的循环周期数,可以得到疲劳分层增长速率的预测值,理论曲线根据 Paris 公式获得。上述模式混合度下,神经网络疲劳内聚力模型预测的分层增长速率与理论 Paris 曲线的对比结果如图 5 所示,可以看出:所有情况下,数值预测结果和理论结果呈现良好的一致性。

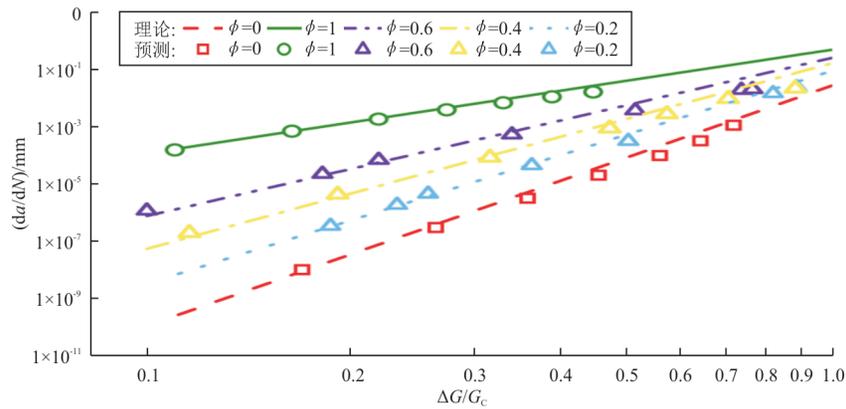


图 5 神经网络内聚力模型预测的疲劳分层增长速率

Fig. 5 Fatigue delamination growth rate predicted by the neural cohesive model

3 R-DCB 疲劳分层数值分析

神经网络疲劳内聚力模型仅在简单模型上得到了验证,缺乏在较复杂结构模型上的验证。L. Carreras 等^[26,39]提出了一种 R-DCB 的基准实验,该实验可以作为静态和疲劳载荷下三维问题中分层生长的基准案例,其试样类似于 DCB,但在试样的顶部和底部表面都粘有单向加强板,加强板的尺寸没有完全覆盖到试样的整个长度和宽度。试样由 16 个单向碳纤维/环氧树脂预浸料层以 0° (X_1 轴)堆叠而成,如图 6 所示,加强板也采用相同的材料和铺层方向制成,其铺层数为 8。尽管 R-DCB 在几何形状方面很简单,但在基准测试中其分层前缘显示出相对复杂的演变。

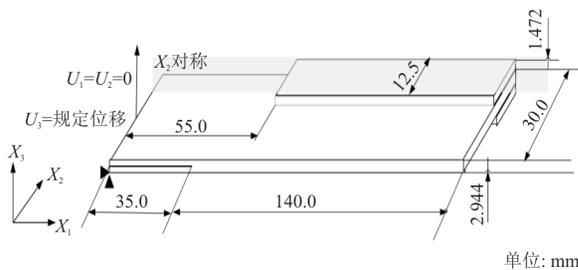


图 6 试样尺寸和边界条件示意图

Fig. 6 Sketch of specimen dimensions and boundary conditions

R-DCB 基准实验对 3 个样件进行测试以证明其可重复性,并提供了验证内聚力模型所需的实验结果,包括加载过程中夹持点的力随位移的变化值以及在裂纹传播过程中用自动 X-ray 图像处理技术获得的分层前缘的位置和形状。在基准实验中,R-DCB 经历四个加载过程,如图 7 所示。

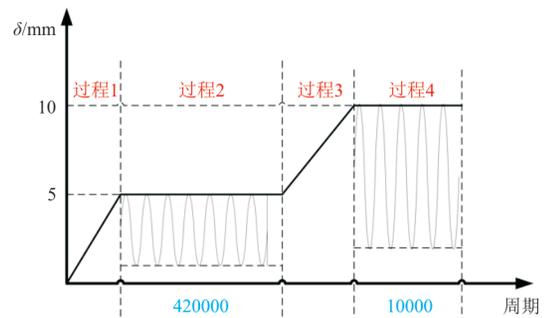


图 7 加载步骤

Fig. 7 Loading steps

过程 1:以 1 mm/min 的加载速率,从初始加载位置到规定位移 5 mm 的准静态加载过程;

过程 2:保持最大循环位移为 5 mm, $R=0.1$, 施加 420 000 次疲劳循环载荷;

过程 3:以 1 mm/min 的加载速率,增加夹头位移至 10 mm;

过程 4:保持最大循环位移为 10 mm, $R=0.1$, 施加 10 000 次疲劳循环载荷。

为了验证神经网络疲劳内聚力模型在具有复杂裂纹前缘情况下的适用性,本文开展循环加载下 R-DCB 复合材料层板结构的数值分析研究。在 ABAQUS 有限元分析软件中建立含有预置分层的 R-DCB 复合材料层板结构的有限元模型,并引入自编的 VUMAT 子程序,对神经网络内聚力模型预测周期载荷下复合材料分层扩展能力进行验证。由于 R-DCB 模型在几何、材料和边界条件方面具有对称性,因此数值分析中建立的有限元模型仅为实际试样的一半,在边界条件设置中施加对称载荷,用以大幅降低计算成本。R-DCB 试样的有限元模型尺寸及边界条件如图 6 所示,其材

料设置与表1一致。图6中有限元模型 X_3 方向单元尺寸设为0.368 mm,内聚单元层厚度为0.01 mm,在 X_1 方向上,仅对裂纹传播区域内的网格进行细化,尺寸为0.2 mm。

有限元分析过程中,R-DCB模型的载荷施加方式为:固定模型下臂,即位移为0,仅在模型上臂施加同实验一致的位移载荷。其中,加载过程1和3为准静态加载过程,该过程中只考虑静态损伤计算,不考虑疲劳损伤。而加载过程2和4为疲劳加载过程,需要考虑疲劳损伤计算。

本文对加载过程中的力—位移曲线的实验结果与数值结果进行比较分析,如图8所示,可以看出:当施加大约3 mm的位移时,夹持点的力达到了最大值,然后分层开始扩展,力逐渐减小;当位移增加至5 mm时,准静态阶段结束,加载过程2的疲劳加载开始,保持最大循环位移不变,而随着分层进一步扩展,力继续降低,直至分层扩展到加强板边缘处时停止。在加载过程3的准静态阶段,将上臂位移由5 mm继续增加至10 mm,此过程克服了加强板的限制。由于疲劳载荷下的分层增长,加载过程4中夹持点的力再次降低。数值仿真方法准确地预测了实验中观测到的力学响应。

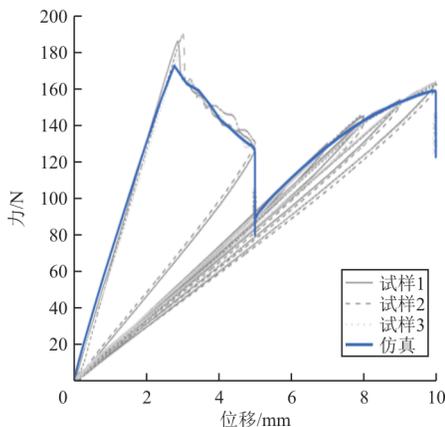


图8 疲劳试验中样件的力与位移测量结果和数值分析结果对比

Fig. 8 Comparison of numerical and experimental results for force versus displacement from fatigue testing on the demonstrator specimen

加载过程2和4的三个不同加载阶段的裂纹前缘形状如图9所示,其中灰色的上半部分对应实验结果,而下半部分对应数值分析结果;红色区域表示损伤区域,蓝色区域表示界面的完好区域,在损伤区域和完好区域之间细小的绿线表示内聚力

区域,其总体损伤变量的值在0~1之间。

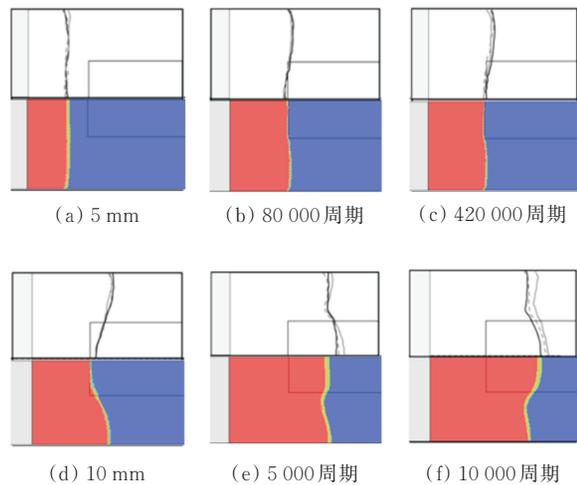


图9 过程2和4的三个不同载荷数下数值和实验裂纹前缘对比

Fig. 9 Comparison between numerical and experimental crack front at three different load cycles counts of step 2 and step 4

从图9可以看出:数值结果与实验结果之间呈现出良好的一致性,随着分层接近加强板区域,分层前缘形状由最初的直线逐渐变为弯曲线。

基准测试中在加载过程2的420 000次循环载荷下,由于加强板的限制,3个试样的分层前缘均未进入加强板覆盖下的区域,分层仅在加强板区域外扩展,而数值结果也展示了相同的分层扩展行为。在加载过程3和4中,分层继续扩展进入加强板覆盖区域,裂纹前缘形状再次发生了变化,结果表明本文所提出的方法高精度地再现了分层前缘形状和损伤增长速率的复杂变化。

4 结 论

1) 针对复合材料疲劳损伤,本文使用神经网络疲劳内聚力模型进行循环载荷下的疲劳分层预测,并且在纯模式和混合模式载荷下验证了疲劳损伤渐进分析方法,通过神经网络内聚力模型得到的疲劳分层扩展速率与理论值之间呈现良好的一致性。

2) 本文基于R-DCB基准实验,在ABAQUS有限元分析软件中进行R-DCB疲劳分层模拟,神经网络疲劳内聚力模型可以准确再现R-DCB中观察到的分层前缘的复杂变化,验证了神经网络疲劳内聚力模型在复杂裂纹前缘情况下的适

用性。

3) 数据—机理融合驱动的网络疲劳内聚力模型结构简单,计算效率高,可以实现快速有效的复合材料分层扩展预测,并为材料原位表征提供了框架。

目前样本依赖仿真生成,未来如果利用此框架直接使用无损检测技术从疲劳损伤早期累积阶段收集样本用于训练,预测同一结构的后续损伤发展,可以更加简单和准确地表征材料的疲劳性能和疲劳损伤评估,为复合材料结构设计和安全保障提供了新的思路和方法。

参考文献

- [1] REICHL M. Composites meet aviation requirements [J]. Reinforced Plastics, 2007, 51(6): 38-40.
- [2] 杜善义, 关志东. 我国大型客机先进复合材料技术应对策略思考[J]. 复合材料学报, 2008, 25(1): 1-10.
DU Shanyi, GUAN Zhidong. Strategic considerations for development of advanced composite technology for large commercial aircraft in China[J]. Acta Materiae Compositae Sinica, 2008, 25(1): 1-10. (in Chinese)
- [3] TALREJA R, WAAS A M. Concepts and definitions related to mechanical behavior of fiber reinforced composite materials[J]. Composites Science and Technology, 2022, 5: 217.
- [4] 陶翀. 复合材料层合板损伤检测及其剩余力学性能预测[D]. 南京: 南京航空航天大学, 2018.
TAO Chongcong. Damage detection and residual mechanical performance prediction for composite laminates[D]. Nanjing: Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2018. (in Chinese)
- [5] DUGDALE D S. Yielding of steel sheets containing slits [J]. Journal of the Mechanics and Physics of Solids, 1960, 8: 100-104.
- [6] 李西宁, 王悦舜, 周新房. 复合材料层合板分层损伤数值模拟方法研究现状[J]. 复合材料学报, 2021, 38(4): 1076-1086.
LI Xining, WANG Yueshun, ZHOU Xinfang. Status of numerical simulation methods for delamination damage of composite laminates [J]. Acta Materiae Compositae Sinica, 2021, 38(4): 1076-1086. (in Chinese)
- [7] 孙中雷, 赵美英, 万小朋. 含分层复合材料层合板剪切稳定性数值模拟研究[J]. 机械强度, 2013, 35(5): 641-645.
SUN Zhonglei, ZHAO Meiyang, WAN Xiaopeng. A numerical study on shear behavior of composite plate with a circular delamination [J]. Journal of Mechanical Strength, 2013, 35(5): 641-645. (in Chinese)
- [8] 关志东, 刘德博, 李星, 等. 基于界面单元的复合材料层间损伤分析方法[J]. 复合材料学报, 2012, 29(2): 130-134.
GUAN Zhidong, LIU Debo, LI Xing, et al. Composite interlaminar damage analysis based on cohesive element [J]. Acta Materiae Compositae Sinica, 2012, 29(2): 130-134. (in Chinese)
- [9] 段红燕, 王智明, 桑元成. III型裂纹裂尖应力场的内聚力模型[J]. 上海交通大学学报, 2017, 51(1): 113-118.
DUAN Hongyan, WANG Zhiming, SANG Yuancheng. Cohesive zone modeling for model III crack based on near tip stress field [J]. Journal of Shanghai Jiao Tong University, 2017, 51(1): 113-118. (in Chinese)
- [10] 喻澹鉴, 周储伟. 复合材料疲劳分层的界面单元模型[J]. 复合材料学报, 2009, 26(6): 167-172.
YU Jianjian, ZHOU Chuwei. Interface element model for fatigue delamination analysis of composites [J]. Acta Materiae Compositae Sinica, 2009, 26(6): 167-172. (in Chinese)
- [11] 尹世豪, 张建宇, 龚愉, 等. 新型三线性本构内聚力模型的界面参数研究[J]. 重庆大学学报, 2020, 43(2): 91-99.
YIN Shihao, ZHANG Jianyu, GONG Yu, et al. Studies on the critical interfacial parameters in a novel three-linear cohesive zone model [J]. Journal of Chongqing University, 2020, 43(2): 91-99. (in Chinese)
- [12] CAMANHO P P, DAVILA C G, DE MOURA M F. Numerical simulation of mixed-mode progressive delamination in composite materials [J]. Journal of Composite Materials, 2003, 37(16): 1415-1438.
- [13] JIANG W, HALLETT S R, GREEN B G, et al. A concise interface constitutive law for analysis of delamination and splitting in composite materials and its application to scaled notched tensile specimens [J]. International Journal for Numerical Methods in Engineering, 2007, 69: 234-241.
- [14] BAK B L V, SARRADO C, TURÓN A, et al. Delamination under fatigue loads in composite laminates: a review on the observed phenomenology and computational methods [J]. Applied Mechanics Reviews, 2014, 66: 060803.
- [15] HARPER P W, HALLETT S R. A fatigue degradation law for cohesive interface elements: development and application to composite materials [J]. International Journal of Fatigue, 2010, 32(11): 1774-1787.
- [16] KUNA M, ROTH S. General remarks on cyclic cohesive zone models [J]. International Journal of Fracture, 2015, 196(1): 147-167.
- [17] TAO C, ZHANG C, JI H, et al. Failure probability prediction of delamination under cyclic loading in composite laminates using cohesive interface elements [J]. Engineering Fracture Mechanics, 2021, 258: 108064.
- [18] KAWASHITA L F, HALLETT S R. A crack tip tracking algorithm for cohesive interface element analysis of fatigue delamination propagation in composite materials [J]. International Journal of Solids and Structures, 2012, 49: 2898-2913.
- [19] TAO C, MUKHOPADHYAY S, ZHANG B, et al. An improved delamination fatigue cohesive interface model for complex three-dimensional multi-interface cases [J]. Composites Part A: Applied Science and Manufacturing, 2018,

- 107: 633-646.
- [20] BLANCO N, GAMSTEDT E K, ASP L E, et al. Mixed-mode delamination growth in carbon-fibre composite laminates under cyclic loading[J]. *International Journal of Solids and Structures*, 2004, 41(15): 4219-4235.
- [21] BRUNNER A J, STELZER S, MUJTABA A, et al. Examining the application of the Hartman-Schijve equation to the analysis of cyclic fatigue fracture of polymer-matrix composites [J]. *Theoretical and Applied Fracture Mechanics*, 2017, 92: 420-425.
- [22] LIANG Y J. A reduced-input cohesive zone model with regularized extended finite element method for fatigue analysis of laminated composites in Abaqus [J]. *Composite Structures*, 2021, 275: 114494.
- [23] ALLEGRI G. Modelling fatigue delamination growth in fibre-reinforced composites: power-law equations or artificial neural networks? [J]. *Materials & Design*, 2018, 155: 59-70.
- [24] ZHANG B, ALLEGRI G, HALLETT S R. Embedding artificial neural networks into twin cohesive zone models for composites fatigue delamination prediction under various stress ratios and mode mixities [J]. *International Journal of Solids and Structures*, 2021, 236: 111311.
- [25] TAO C, ZHANG C, JI H, et al. Neural cohesive model for delamination simulation in composite laminates under cyclic loadings [J]. *International Journal of Fatigue*, 2022, 164: 107123.
- [26] CARRERAS L, RENART J, TURON A, et al. A benchmark test for validating 3D simulation methods for delamination growth under quasi-static and fatigue loading [J]. *Composite Structures*, 2019, 210: 932-941.
- [27] GREEN B G, WISNOM M R, HALLETT S R. An experimental investigation into the tensile strength scaling of notched composites [J]. *Composites Part A: Applied Science and Manufacturing*, 2007, 38(3): 867-878.
- [28] BENZEGGAGH M L, KENANE M. Measurement of mixed-mode delamination fracture toughness of unidirectional glass/epoxy composites with mixed-mode bending apparatus [J]. *Composites Science and Technology*, 1996, 56(4): 439-449.
- [29] PEERLINGS R H J, BREKELMANS W A M, DE BORST R, et al. Gradient-enhanced damage modelling of high-cycle fatigue [J]. *International Journal for Numerical Methods in Engineering*, 2000, 49(12): 1547-1569.
- [30] HARPER P W, HALLETT S R. Cohesive zone length in numerical simulations of composite delamination [J]. *Engineering Fracture Mechanics*, 2008, 75: 4774-4792.
- [31] RAISSI M, PERDIKARIS P, KARNIADAKIS G E. Physics-informed neural networks: a deep learning framework for solving forward and inverse problems involving non-linear partial differential equations [J]. *Journal of Computational Physics*, 2019, 378: 686-707.
- [32] CUOMO S, COLA V S D, GIAMPAOLO F, et al. Scientific machine learning through physics-informed neural networks: where we are and what's next [J]. *Journal of Scientific Computing*, 2022, 92: 1-9.
- [33] CAI S, MAO Z, WANG Z, et al. Physics-informed neural networks (PINNs) for fluid mechanics: a review [J]. *Acta Mechanica Sinica*, 2021, 37: 1727-1738.
- [34] KRISHNAPRIYAN A S, GHOLAMI A, ZHE S, et al. Characterizing possible failure modes in physics-informed neural networks [C] // 2021 the Neural Information Processing Systems Conference. US: AIAA, 2021: 1-7.
- [35] CAI S, WANG Z, WANG S, et al. Physics-informed neural networks for heat transfer problems [J]. *ASME Journal of Heat and Mass Transfer*, 2021, 143(6): 060801.
- [36] YANG Y, PERDIKARIS P. Adversarial uncertainty quantification in physics-informed neural networks [J]. *Journal of Computational Physics*, 2019, 394: 136-152.
- [37] DÁVILA C G, ROSE C A, CAMANHO P P. A procedure for superposing linear cohesive laws to represent multiple damage mechanisms in the fracture of composites [J]. *International Journal of Fracture*, 2009, 158: 211-223.
- [38] TAO C, ZHANG C, JI H, et al. A Paris-law-informed neural fatigue cohesive model and its application to open-hole composite laminates [J]. *International Journal of Solids and Structures*, 2023, 267: 112158.
- [39] CARRERAS L, TURON A, BAK B L V, et al. A simulation method for fatigue-driven delamination in layered structures involving non-negligible fracture process zones and arbitrarily shaped crack fronts [J]. *Composites Part A: Applied Science and Manufacturing*, 2019, 122: 107-119.

作者简介:

李倩(1997—),女,硕士研究生。主要研究方向:复合材料疲劳损伤。

陶翀(1990—),男,博士,副研究员。主要研究方向:无损检测。

张超(1988—),男,博士,副教授。主要研究方向:无损检测。

季宏丽(1983—),女,博士,教授。主要研究方向:智能结构。

裘进浩(1963—),男,博士,教授。主要研究方向:智能结构。

(编辑:丛艳娟)